

北京航空航天大学学报  
*Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*  
ISSN 1001-5965, CN 11-2625/V

## 《北京航空航天大学学报》网络首发论文

题目： 基于 AE-BN 的发电机滚动轴承故障诊断  
作者： 王进花，高媛，曹洁，马佳林  
DOI： 10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0581  
收稿日期： 2021-09-30  
网络首发日期： 2022-01-26  
引用格式： 王进花，高媛，曹洁，马佳林. 基于 AE-BN 的发电机滚动轴承故障诊断  
[J/OL]. 北京航空航天大学学报.  
<https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0581>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于 AE-BN 的发电机滚动轴承故障诊断

王进花<sup>1,3,4</sup>, 高媛<sup>1</sup>, 曹洁<sup>1,2</sup>, 马佳林<sup>5</sup>

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050; 2. 甘肃省制造信息工程研究中心, 甘肃兰州 730050;  
3. 兰州工业大学甘肃工业过程先进控制重点实验室, 兰州 730050; 4. 兰州理工大学电气与控制工程国家实验教学中心, 兰州 730050;  
5. 兰州理工大学 计算机与通信学院, 兰州 730050)  
\*通信作者 E-mail: wjh0615@lut.edu.cn

**摘要** 为了解决风力发电机在复杂工况及耦合性、不确定性条件下故障识别的准确性问题, 提出一种基于贝叶斯网络 (Bayesian network, BN) 与自动编码器(auto-encoder, AE)的 AE-BN 故障诊断方法。采用 AE 对电流信号进行特征提取, 得到能够高度表征信号的特征分量; 基于故障与特征之间的因果关系建立由故障位置、故障状态和故障特征搭建的三层 BN; 进而将 AE 的特征分量与 BN 的拓扑结构相结合建立风力发电机故障诊断模型, 解决故障诊断中的不确定性问题, 提高多故障诊断的准确性。实验结果表明, 所提方法能够对故障特征信号进行分析及诊断, 精确辨识不同故障类型, 相比其它算法有明显优势。

**关键词** 故障诊断; 自动编码器; 贝叶斯网络; 结构学习; 特征提取

中图分类号 TB277 文献标识码: A DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2021.0581

## Fault Diagnosis of generator rolling bearing based on AE-BN

WANG Jin-hua<sup>1,3,4</sup>, GAO Yuan<sup>1</sup>, CAO Jie<sup>1,2</sup>, MA Jia-lin<sup>5</sup>

(1. College of Electrical & Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;  
2. Engineering Research Center of Manufacturing Information of Gansu Province, Lanzhou 730050, Gansu, China;  
3. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;  
4. National Experimental Teaching Center of Electrical and Control Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;  
5. College of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)  
\*Tel.: 0931-2973506 E-mail: wjh0615@lut.edu.cn

**Abstract** To solve the accuracy of fault identification of wind turbine under complex working conditions, coupling and uncertainty, an AE-BN fault diagnosis method based on Bayesian network (BN) and automatic encoder (AE) is proposed. AE is used to extract the characteristics of the current signal, and the characteristic component that can highly characterize the signal is obtained; Based on the causal relationship between fault and feature, a three-layer BN composed of fault location, fault state and fault feature is established; Then, the characteristic component of AE is combined with the topology of BN to establish the wind turbine fault diagnosis model, solve the uncertainty problem in fault diagnosis and improve the accuracy of multi fault diagnosis. Experimental results show that the proposed method can analyze and diagnose fault characteristic signals and accurately identify different fault types, which has obvious advantages over other algorithms.

**Key words** Fault diagnosis; Auto-encoder; Bayesian network; Structure learning; Feature extraction

大型风电机组的结构与电磁系统等部件耦合紧密, 故障之间的映射关系复杂, 使得维修成本高且诊断难度大<sup>[1]</sup>。由于数据提取方式及处理方法的不同, 风电机组的故障诊断可分为基于解析模型的方

收稿日期: 2021-09-30

基金项目: 国家自然科学基金 (62063020); 甘肃省自然科学基金 (20JR5RA463); 国家自然科学基金 (61763028)。

Fund: National Natural Science Foundation of China (62063020); Natural Science Foundation of Gansu Province, China (20JR5RA463); National Natural Science Foundation of China (61763028).

网络首发时间: 2022-01-26 14:21:32 网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20220125.1916.002.html>

法和基于数据驱动的方法。基于解析模型的方法可利用信号分析技术对比特征间的差异来实现故障诊断。文献[2]选取了不同的信号处理技术对设备进行可靠性分析与故障诊断,例如变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)和小波变换(Wavelet transform, WT)等方法。不同信号处理方法能够应对不同情况,针对故障特征提取困难,文献[3]提出参数优化的变分模态分解方法对轴承早期故障进行诊断,通过分析信号包络谱来判断轴承的故障类型。文献[4]结合 WT 与自组织映射(Self-organizing feature map, SOM)对轴承失效问题提出了一种故障预测方法,使用 WT 提取特征,采取 SOM 对轴承故障进行预测。数据驱动方法不依赖监测对象的机理模型,因此在大型工业过程的故障诊断领域具有普遍适用性。由于非平稳特征以及故障样本难获取等问题,可选择机器学习算法处理数据。文献[5]提出基于经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)与支持向量机(Support vector machine, SVM)的齿轮故障诊断方法,从 IMF 分量中提出能量特征并输入 SVM 中判断齿轮的工作状态和故障类型。文献[6]将 SVM 算法应用于非线性的田纳西-伊斯曼过程,在非线性过程的故障分类中取得了良好效果。当数据量过大无法处理时,使用深度学习(deep learning, DL)能够快速处理数据属性类别,提取故障特征并提升分类的准确性。文献[7]提出一种深度学习框架加速神经网络的训练,通过迁移学习实现高精度设备的故障诊断,提高了齿轮箱故障测试的精度与诊断速度。机械设备的运行工况复杂多变,文献[8]采用深度自编码器特征学习方法对旋转机械的振动信号进行特征学习,增强特征学习能力并应用于齿轮箱和滚动轴承中进行故障诊断。

对机械设备进行诊断分析时,DL 无法提供结果的可解释性且对于故障溯源具有不确定性,而属于机器学习算法的贝叶斯网络(Bayesian network, BN)可以解决。BN 适合于描述复杂工业过程中的因果关系<sup>[9]</sup>,其表达能力、模型更新能力以及解释性等特点使其更加适合处理故障诊断问题<sup>[10]</sup>。针对不确定性问题的推理,文献[11]提出基于变步长粒子群的 VMD 与 BN 结合的滚动轴承故障诊断模型,实现对故障特征的提取和对不确定性信息的推理估计,提高滚动轴承故障诊断的准确率。文献[12]基于多故障耦合问题提出基于 BN 模型的故障诊断方法,利用有向无环图(Directed acyclic graph, DAG)描述耦合关系并结合概率对故障进行推理,有效解耦多故障之间的关联性从而得到更加精确的诊断结果。

基于以上分析,依据 BN 在故障诊断领域的可描述性与处理不确定性问题的有效性,将 BN 与特征提取方法结合来解决故障分类问题。(1)本文选取自动编码器(Auto-encoder, AE)完成特征提取并对特征数据进行离散化处理,提高对多故障的特征表征能力;(2)对故障特征数据使用爬山搜索(Hill-climbing, HC)算法构建贝叶斯拓扑结构;(3)根据搭建的 DAG 完成 BN 故障诊断模型,实现故障类型的有效识别,提高诊断速度与诊断精度。

## 1 自编码器

在工程问题上,对采集的原始信号直接进行故障诊断会出现数据杂乱、特征模糊等问题,而大多学者均选取时频域等特征提取方法,其提取不充分和计算速度慢等缺陷降低了故障诊断的效率。作为对称性结构的神经网络学习模型,AE 是一种尽可能复现输入信号的神经网络,其结构包含输入层、隐藏层和输出层。若输出层能够很好的重建输入层,则隐藏层可作为表达输入信号的特征<sup>[13]</sup>。因此本文选择 AE 进行特征提取,其结构如下图 1 所示,包括编码器(encode)与解码器(decode)两个部分,编码器将输入信号变换成编码信号,解码器将编码变换为输出信号。

AE 的输入与输出维度相同,即将输入向量组  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  进行编码后得到隐藏层  $H = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ ,之后再行反编码转换为  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 。若  $X$  与  $Y$  之间的差距越小,则证明  $H$  很好地重构了  $X$ ,即有效地描述  $X$  的特征。

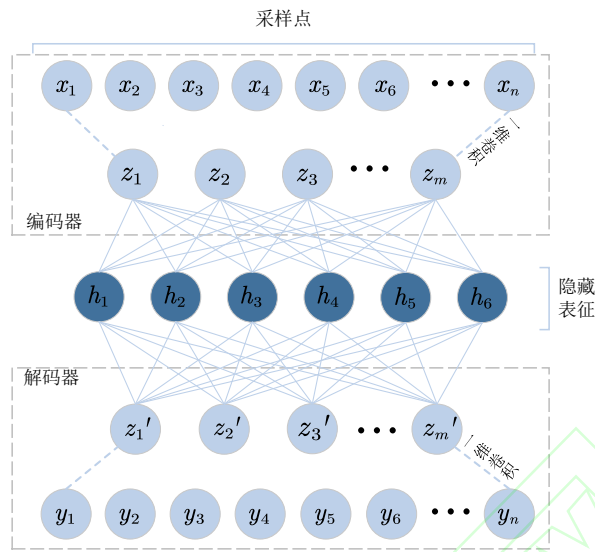


图 1 AE 结构图

Fig.1 The structure of auto-encoder

给定训练样本  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，对样本使用  $1 \times 3$  卷积核的分段聚合方式提取特征向量  $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_m\}$ ，提取特征向量的方式如公式(1)。

$$Z = \sigma(W * X + b) \quad (1)$$

其中  $W$ ， $b$  代表网络中的权重， $\sigma$  代表非线性激活函数。从  $Z$  到  $H$  的映射通过全连接层表示，如公式(2)。

$$H = \sigma(W * Z + b) \quad (2)$$

解码器是对编码的逆操作，训练 AE 时的损失函数代表  $X$  与  $Y$  之间的距离，如公式(3)。

$$\mathcal{L}^{AE} = \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{2} \|y_i - x_i\|^2 \right) \quad (3)$$

训练好 AE 网络的编码器，可用作信号非线性特征的提取。本文通过 AE 编码器提取电流信号的特征，之后搭建 BN 模型对风电机组滚动轴承进行故障诊断。

## 2 贝叶斯网络

BN 由节点、有向连线 and 条件概率表(Conditional probability tables, CPTs)组成，表示为二元组  $BN = (G, \theta)$  及  $G = (X, E)$ ，其中  $G$  表示 DAG，DAG 由节点集合  $X$  与有向边  $E$  构成，节点表示模型的随机变量，有向边  $E$  表示节点间的因果关系， $\theta$  表示网络中所有条件概率分布的参数集合<sup>[14]</sup>，其中所有条件概率构成 CPT<sup>[15]</sup>。

给定变量集合  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ，故障集合  $F = \{F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6\}$ ，构造含  $n$  个节点的 BN，其联合概率分布公式如式(4)。

$$\begin{aligned} P(X) &= P(X_1 X_2 \dots X_n) \\ &= \prod_{i=1}^n P(X_i | P_{ar_G}(X_i)) \end{aligned} \quad (4)$$

其中  $P_{ar_G}(X_i)$  为所有变量  $X_i$  的父节点集合，根据条件独立性可知若已得父节点，则该节点与其所有非后代的节点(non-descendants)条件独立。网络中故障  $F$  的条件概率计算如公式(5)。

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n | F_k) = \prod_{i=1}^n P(X_i | F_k) \quad (5)$$

联合贝叶斯公式与公式(4)(5)可计算节点的后验概率如公式(6)。

$$P(F_k | X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{P(F_k) \prod_{i=1}^n P(X_i | F_k)}{P(X_1, X_2, \dots, X_n)} \quad (6)$$

其中  $P(X_1, X_2, \dots, X_n)$  为  $X$  的先验概率,  $P(F_k)$  为  $F_k$  的先验概率,  $\prod_{i=1}^n P(X_i | F_k)$  为  $F_k$  的条件概率(即后验概率), 通过计算最大后验概率值判断结果。

### 3 基于 AE-BN 的故障诊断模型

#### 3.1 贝叶斯网络结构搭建

BN 进行故障诊断的流程主要包括: 结构学习、参数学习、推理分析和故障识别。以设备运行产生的数据为基础, 首先确定节点个数, 之后建立节点之间关系并得出网络结构, 最后根据结构计算概率并诊断故障。BN 结构通常分为两层, 本文添加运行状态作为第三层从而提高网络诊断性能。

发电机故障类型多样, 选取滚动轴承为研究对象, 考虑故障发生位置、故障类型以及故障特征, 依据轴承损伤数据建立网络模型并确定因果关系。三层网络结构包含 15 个节点, 第一层故障位置层确定故障发生位置, 表示为父节点集合  $\{C\} = \{C_1, C_2, C_3\}$ , 第二层故障类型层确定故障类别, 由六种故障类型集合表示为中间节点集合  $\{F\} = \{F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6\}$ , 第三层故障特征层确定由 AE 提取出隐藏表征作为故障特征, 表示为子节点集合  $\{S\} = \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6\}$ 。网络中任一节点所含信息均可经过有向边进行传播, 同时更新节点的概率。初步根据专家知识与网络结构建立故障诊断模型如图 2。

为了提高故障诊断模型的有效性, 依据滚动轴承故障的设备信息确定故障位置  $C_1, C_2, C_3$  和故障类型  $F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6$  以及故障特征  $S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6$  作为观测节点, 对节点数据信息作离散化处理, 以便后续对结构进行概率计算。

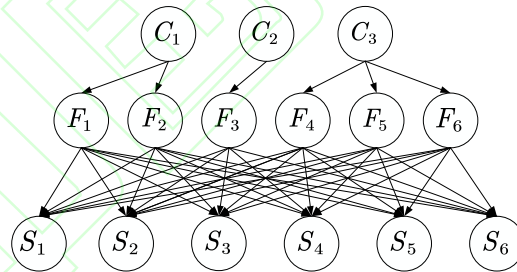


图 2 贝叶斯网络结构  
Fig.2 The structure of Bayesian network

为获得结构中有向边的信息传输方向, 优化故障诊断模型的有效性, 对初步搭建的 BN 进行结构学习。结构学习旨在从数据中分析出节点间的依赖关系, 在可能的结构空间中搜索最优结构。BN 结构学习分为基于分数的方法、基于约束的方法以及混合结构估计的方法<sup>[16]</sup>, 分别从三类中选取具有代表性的三种方法进行结构搭建, 得到与滚动轴承最拟合的网络结构。三类结构算法分别选取贝叶斯搜索方法<sup>[17]</sup>、贪婪细化方法<sup>[18]</sup>以及爬山搜索算法<sup>[19]</sup>。选取评分函数 BDeu、K2<sup>[20]</sup>以及 BIC 计算所得结构分数并进行对比, 对比结果见表 1。



表1 结构评分对比( $\times 10^4$ )  
Table 1 The comparison of structure scores ( $\times 10^4$ )

Structure learning	BDeu	K2	BIC
Bayesian Search	-3.2329	-3.2417	-3.2384
Greedy Thick Thinking	-3.0882	-3.0993	-3.1018
Hill Climbing	-2.2358	-2.2754	-2.7692

根据表 1 中评分结果可知, 三种结构搭建算法中依据爬山搜索(HC)算法建立的结构所得评分最高, 因此选取爬山搜索(HC)算法对本实验数据集搭建基于 BN 的故障诊断模型。

将滚动轴承故障数据输入图 2 的初始模型中, 并使用爬山搜索(HC)算法进行结构训练及优化。为提高模型在故障诊断时对故障数据推理分析的准确度, 对 DAG 中的有向边进行筛选, 得到与滚动轴承电流信号拟合度较高的 BN 结构如图 3。

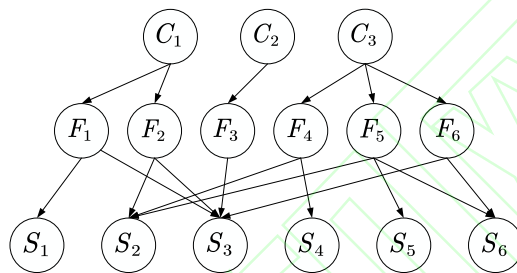


图3 滚动轴承故障诊断的贝叶斯网络模型  
Fig.3 Bayesian Network Model for Fault Diagnosis of Rolling Bearings

### 3.2 AE-BN 故障诊断算法流程

为解决故障特征难提取和诊断精度不足的问题, 本文将 AE 与 BN 结合起来 搭建故障诊断模型。AE 能够完整表达故障特征, 可提高对原始数据的高效利用; BN 能够完成故障特征和原因之间的因果关系推理实现故障类别诊断。基于经验知识和数据驱动故障诊断流程如图 4 所示。

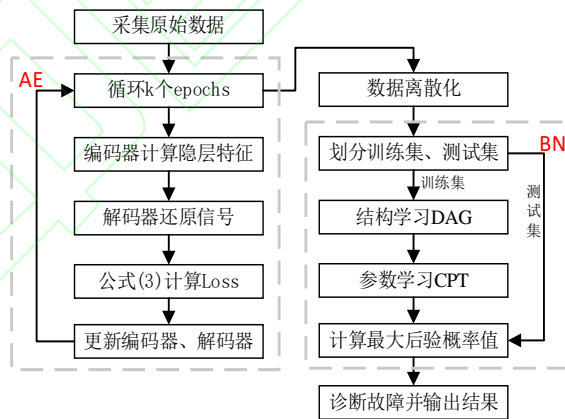


图4 故障诊断算法流程图  
Fig.4 Fault diagnosis algorithm flow chart

故障诊断流程主要包括以下几个步骤:

- (1)数据集准备。针对设备的原始故障数据及机械原理, 对采集数据进行预处理, 包括数据清洗、数据筛选以及缺失数据处理, 标记数据对应的故障类型。
- (2)特征提取。采用 AE 提取隐藏表征  $H = \{h_1, h_2, \dots, h_6\}$ , 将其作为能反映故障类别的敏感特征集合  $\{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6\}$  输入到 BN 中进行诊断, 处理后的数据划分为训练集与测试集, 以便后续对模型进行测试验证。BN 普遍适用于分析离散数据, 因此对特征数据采取 K-Bins 算法完成离散化处理。

(3)模型结构学习。综合专家知识与数据驱动的方法,从训练集中学习 BN 结构,由专家知识得到故障位置与故障类型之间的有向关系并以节点的形式作为结构的第一层,根据 HC 算法<sup>[21]</sup>学习到故障类型与故障特征之间的因果关系,进而确定网络的 DAG,完成 3 层 BN 结构搭建。

(4)故障诊断模型的建立。BN 建立分为结构学习、参数学习和诊断分析。在学习结构后,采用贝叶斯参数估计(Bayesian estimator)方法进行参数学习,对节点进行概率推理并得出相应的 CPT。

(5)模型验证。将第二步划分好的测试集输入模型中进行测试验证,针对特征数据计算最大后验概率值,并得出对应的故障类别与精度。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 数据预处理

本文的实验数据采用德国帕德博恩 Paderborn 大学机械工程学院轴承数据中心<sup>[22]</sup>的公开数据集,共包含 32 个实验轴承,分为健康、人为损坏和实际损坏 3 种类型,数据采样频率为 64kHz。滚动轴承实验台见下图 5,由测试电机、扭矩测量轴、滚动轴承模块、飞轮和负载电机组成。除电动机电流和振动信号外,该平台还支持其他测量数据,例如速度,转矩,温度和径向负载,根据不同运行条件将数据集分为四种工况,具体内容见表 2。

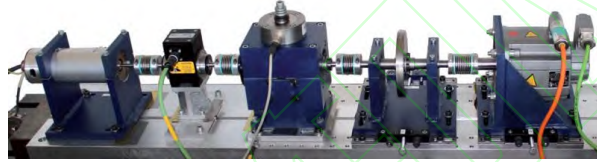


图 5 滚动轴承状况监测实验台  
Fig.5 Rolling bearing condition monitoring test bench

实验选取人工损坏轴承数据,采集 12 个滚动轴承的运行数据,根据三类不同损坏方式及两种损毁程度将故障分为 5 种(其中每种运行工况下的数据提取均在相同故障种类下进行处理),3 种损坏方式为电放电加工(electrical discharge machining, EDM)、钻孔(drilling)和手动电雕刻(manual electric engraving)。选取 6 个健康轴承的健康数据作为参考,并将其列为一种特殊的故障(标签:3)放入所有故障类型中进行比对,具体故障类型及对应标签见表 3,其中 IR(inner ring)表示内圈位置且对应标签为  $C_1$ ,正常条件对应标签为  $C_2$ ,OR(outer ring)表示外圈位置且对应标签为  $C_3$ 。

表 2 不同运行条件  
Table 2 Different operating conditions

运行工况	转速 S(r/min)	径向力 F(N)	负载转矩 M(Nm)
K0	1500	1000	0.7
K1	1500	1000	0.1
K2	900	1000	0.7
K3	1500	400	0.7

表 3 故障类型与状态标签  
Table 3 Fault types and status labels

故障位置	故障类型	轴承代码	标签
$C_1$	IR-EDM	KI01	1
$C_1$	IR-electric engraver	KI05	2
$C_2$	Normal	K002	3
$C_3$	OR-drilling	KA07	4
$C_3$	OR-EDM	KA01	5
$C_3$	OR-electric engraver	KA05	6

选取 K3 运行工况下的数据进行故障诊断模型搭建，验证方法可行性后选取其他三类工况进行对比实验。将负载 K3 下的两相电流信号(CS1 与 CS2)作为原始数据处理，连续选取 2000 个采样点为一个样本，经过特征提取及数据处理后所得最终数据集包含 12274 组训练样本与 3128 组测试样本，在所得特征矩阵中最后一列添加标签列以区分不同故障类别。图 6 提供了滚动轴承的六种故障(正常状态、内圈放电加工故障、内圈电雕刻故障、外圈钻孔故障、外圈放电加工故障、外圈电雕刻故障)的电流信号采集图，可从中看出不同电流信号在时域分析图中的差异十分细微，导致电流信号较难进行故障诊断，根据 Paderborn 轴承数据中心实验<sup>[22]</sup>可知相同条件下采集的数据中电流信号诊断精度明显低于振动信号。本文提出的 AE-BN 故障诊断模型能够对差异较小的电流信号深层次的提取特征，提高对电流信号的诊断效果。

选取流行学习方法可视化故障样本数据，分析 AE 特征提取能力。选取部分测试集的故障特征样本通过 t-SNE(t-distributed stochastic neighbor embedding)方法<sup>[23]</sup>进行降维，可视化前三个分量绘制散点图如图 7。由图可知经提取后的数据均形成聚集，易于区分不同类别的特征样本，表明特征提取能力较好，各个类别均完成分类且未出现混叠现象。

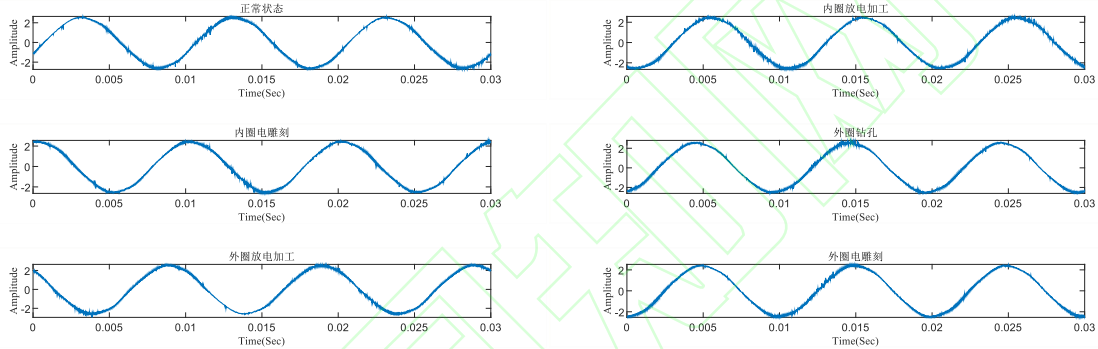


图 6 六种故障电流信号时域波形图  
Fig.6 Time domain waveform diagram of six types of fault current signals

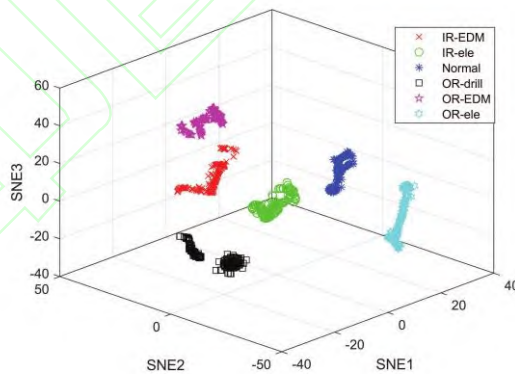


图 7 特征提取散点图  
Fig.7 Feature extraction scatter plot

#### 4.2 实验结果与分析

针对已搭建的 BN 故障诊断模型，随机选取 1200 组故障特征样本来分析不同特征对故障类别的影响。选取 Pandas 中的 RadViz 绘制雷达图见图 8，雷达图是一种可视化多变量数据的方法，以表征故障的特征变量  $F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6$  在平面设置单位圆，根据下图中样本分布可知，变量  $F_2$  与  $F_3$  对故障类型判别的影响较大。



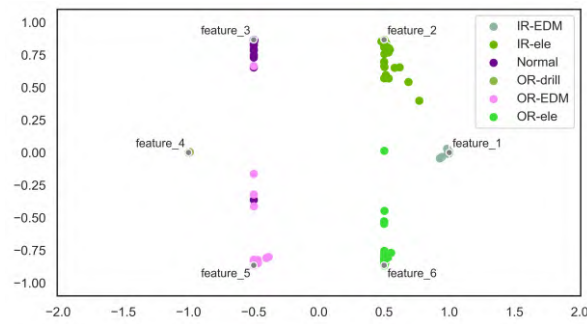


图 8 RadViz 雷达图  
Fig.8 RadViz feature distribution map

经训练得到模型拓扑结构后，使用节点条件概率参数表示节点之间的依赖关系，即 BN 的参数学习。因数据集完备且节点离散，故采用贝叶斯参数估计(Bayesian estimator)方法推理分析节点并得出相应的 CPT。根据图 3 所得 BN 结构进行推理，以滚动轴承的 3 种故障发生位置作为父节点、不同损伤故障类型作为中间节点、反映故障征兆的特征作为子节点，将训练集导入模型中计算条件概率并更新模型，选取中间层节点描述 CPT 如表 4 所示。

表4 贝叶斯网络子节点条件概率  
Table 4 Conditional probability of child nodes of Bayesian network

节点	节点取值	父节点取值	条件概率
F <sub>1</sub>	0	0	0.4807
F <sub>2</sub>	0	0,1	0.5111
F <sub>2</sub>	0	1,0	0.4962
F <sub>2</sub>	0	1,1	0.5128
F <sub>3</sub>	0	0,0	0.3068
F <sub>3</sub>	0	0,1	0.6031
F <sub>3</sub>	0	1,0	0.5204
F <sub>3</sub>	0	1,1	0.3753
F <sub>4</sub>	0	-	0.3050
F <sub>5</sub>	0	-	0.4033
F <sub>6</sub>	0	0,1	0.4929
F <sub>6</sub>	0	1,0	0.4872

得到故障类型层各节点的条件概率后，使用测试集验证分析。在计算精度时分别选取 VMD 与 AE 方法对比，将 K 近邻(KNN)算法与所提模型对比精度，详细准确率对比见表 5。

本文选取了 Paderborn 滚动轴承数据集的四种负载条件，并根据不同负载数据完成 AE-BN 方法的消融实验，确保了所提方法的优越性。由表 5 所得结果可知，在相同故障诊断 KNN 算法下，采取 AE 提取特征所得样本在进行诊断时精度远高于 VMD 算法，在相同特征提取方法 AE 条件下，使用 BN 分析故障类别的精度高于 KNN 方法。

表5 四类工况下不同故障诊断模型的分类精度对比

Table 5 Comparison of classification accuracy of different fault diagnosis models under four types of working conditions

运行工况	VMD-KNN	AE-KNN	AE-BN
K0	0.7124	0.8733	0.9983
K1	0.6324	0.8914	0.9772
K2	0.7231	0.8932	0.9955
K3	0.7377	0.8715	0.9981

本文提出的 AE-BN 模型在对滚动轴承多种故障进行诊断时具有较高准确率，为展现不同故障类别精度及分类错误的占比，将测试集输入混淆矩阵中展示具体情况见图 9。混淆矩阵的横轴表示轴承故障预测种类，纵轴表示真实故障种类，对角线数值表示模型对每类故障的诊断精度，非对角线数值表示模型对每类故障的诊断错误率。

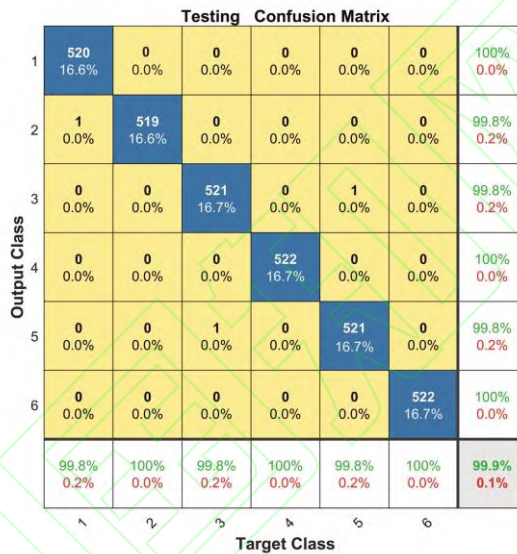


图 9 轴承故障分类混淆矩阵  
Fig.9 Confusion matrix of bearing fault classification

由图可知，在对故障标签为‘1’、‘4’和‘6’进行诊断时精确度可达 100%，其余类别故障诊断精度为 99.8%，滚动轴承故障诊断整体的正确识别精度达到 99.9%，表明 AE-BN 模型在针对轴承电流信号诊断时具有良好的分类效果。

### 5 结论

- (1)本文结合 AE 与 BN 对发电机轴承进行故障诊断分析。算法模型能够有效提取轴承故障特征，分析电流信号并使用 AE 提取特征，完成对多故障的高效表征。
  - (2)算法使用 BN 实现故障类别的推理。根据故障位置、故障状态和故障特征组成的 3 层 BN 结构来确定拓扑结构及节点，完成 BN 建模。
  - (3)算法经 Paderborn 数据集验证可知，模型能够有效辨识轴承的故障类别,减少冗余数据的影响，有效提升了故障识别的准确率。
- BN 建模较于其它智能算法难度较大，在需要大量数据支撑的同时还需要考虑节点参数概率随着结构改变而修正等复杂因素，目前 BN 在故障诊断领域的应用并不广泛，对其模型算法和计算还有待投入更多的研究。

## 参考文献 (References)

- [1] 曾军, 陈艳峰, 杨苹, 等. 大型风力发电机组故障诊断综述[J]. 电网技术, 2018, 42(03): 849-860.
- [2] 陈是扞, 彭志科, 周鹏. 信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(17): 91-107.
- [3] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(05): 73-81.
- [4] ZHONG J, YANG K. Failure prediction for linear ball bearings based on wavelet transformation and self-organizing map[C]//2018 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC). DOI:10.1109/ITOEC.2018.8740762.
- [5] 张超, 陈建军, 郭迅. 基于 EMD 能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2010, 29(10): 216-220+261.
- [6] Chiang, Leo H., et al. "Fault Diagnosis Based on Fisher Discriminant Analysis and Support Vector Machines." *Computers & Chemical Engineering*, vol. 28, no. 8, 2004, pp. 1389-1401.
- [7] SHAO S, MCALEER S, YAN R, 等. Highly Accurate Machine Fault Diagnosis Using Deep Transfer Learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(4): 2446-2455. DOI: 10.1109/TII.2018.2864759.
- [8] SHAO H, JIANG H, ZHAO H, 等. A Novel Deep Autoencoder Feature Learning Method for Rotating Machinery Fault Diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 95: 187-204. DOI: 10.1016/j.ymssp.2017.03.034.
- [9] 陈东超. 基于贝叶斯网络的汽轮发电机组故障诊断及应用研究[D/OL]. 华北电力大学(北京), 2018[2021-09-15]. <https://kns.cnki.net/KNS8/Detail?sfid=fn&QueryID=20&CurRec=1&recid=&FileName=1018241459.nh&DbName=CDFDLAST2019&DbCode=CDFD&yx=&pr=&URLID=> (in Chinese)
- [10] 王双成, 张立, 郑飞. 异步动态贝叶斯网络分类器研究[J]. 计算机学报, 2020, 43(09): 1737-1754.
- [11] 仝兆景, 芦彤, 秦紫霓. 基于 PSO-VMD 与贝叶斯网络的滚动轴承故障诊断[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2021, 40(01): 95-104.
- [12] 王金鑫, 王忠巍, 马修真, 等. 基于贝叶斯网络的柴油机润滑系统多故障诊断[J]. 控制与决策, 2019, 34(06): 1187-1194.
- [13] 尹爱军, 王昱, 戴宗贤, 等. 基于变分自编码器的轴承健康状态评估[J]. 振动. 测试与诊断, 2020, 40(05): 1011-1016+1030.
- [14] 孙叶, 王钢, 魏东. 贝叶斯网络在智能电网研究中的应用[J]. 自动化应用, 2020(07): 108-109+112.
- [15] CAI B, HUANG L, XIE M. Bayesian Networks in Fault Diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(5): 2227-2240. DOI:10.1109/TII.2017.2695583.
- [16] 李硕豪, 张军. 贝叶斯网络结构学习综述[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(03): 641-646.
- [17] Wen Z, Kveton B, Eriksson B, et al. Sequential bayesian search[C]//International Conference on Machine Learning. PMLR, 2013: 226-234.
- [18] Cheng J, Bell D A, Liu W. An Algorithm for Bayesian Belief Network Construction from Data." proceedings of AI & STAT'97[J]. 1997.
- [19] CONSTANTINOU A C, LIU Y, CHOBTHAM K, 等. Large-Scale Empirical Validation of Bayesian Network Structure Learning Algorithms with Noisy Data[J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2021, 131: 151-188. DOI: 10.1016/j.ijar.2021.01.001.
- [20] BEHJATI S, BEIGY H. Improved K2 Algorithm for Bayesian Network Structure Learning[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, 91: 103617. DOI:10.1016/j.engappai.2020.103617.
- [21] 刘浩然, 王念太, 王毅, 等. 基于 V-结构与对数似然函数定向与禁忌爬山的贝叶斯网络结构算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(11): 3272-3281.
- [22] LESSMEIER C, KIMOTHO J K, ZIMMER D, 等. 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: 1[J/OL]. *PHM Society European Conference*, 2016, 3(1)[2021-09-15]. <http://papers.phmsociety.org/index.php/phme/article/view/1577>. DOI: 10.36001/phme.2016.v3i1.1577.
- [23] Van der Maaten L, Hinton G. Visualizing data using t-SNE[J]. *Journal of machine learning research*, 2008, 9(11).