基于切比雪夫图卷积与门控循环单元的风电机组故障诊断方法

刘洪普[1,2]，杨 铭[1]，董志永[3]，涂 宁[4]，张 平[1,5]

(1.河北工业大学 人工智能与数据科学学院，天津 300401；2.河北省大数据计算重点实验室(河北工业大学)，天津 300401；3.围场满族蒙古族自治县德佑新能源科技有限公司，河北 承德 068450；4.河北晟德基础设施建设开发有限公司，河北 承德 067000；5.省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室(河北工业大学)，天津 300401)

摘 要：针对传统前馈神经网络与卷积神经网络无法有效提取风电机组运行数据的非线性空间特征与时间特征，以及目前的风电机组故障诊断方法只能进行状态监测，无法有效进行故障定位等问题，文章提出一种基于切比雪夫图卷积网络与循环门控单元的风电机组故障诊断方法。首先，基于动态时间规整算法构建图结构；其次，通过切比雪夫图卷积网络提取风电机组运行数据的非线性空间相关性；再次，利用循环门控单元提取风电机组运行数据的时间特征；最后，通过全连接层以及 Softmax 激活函数输出风电机组故障状态以及故障部位。经实验验证，该方法不但能够实现风电机组潜在故障的诊断，同时也可有效判断故障发生的具体部件，准确率达到 99.33%，故障误检率低至 0.38%，故障漏检率低至 0.41%。

关键词：风电机组；故障诊断；动态时间规整；图卷积网络；门控循环单元

中图分类号：TK81 **文献标志码**：A **文章编号**：1671-5292(2026)01-0060-10

0 引言

随着“十四五”规划、“碳达峰”和“碳中和”政策的推出，可再生清洁能源发电成为中国未来发展的重点领域和主要布局点。然而，风电行业高速发展的同时，也面临着严峻的挑战。为最大化利用风资源，风电场多选址于高山、海岸等地，使风电机组长期受到极端天气和高盐碱腐蚀的影响，增加了风电机组部件故障风险。风电机组故障不仅会降低风电转化效率，而且故障累积将显著降低风电机组运行寿命，甚至引发安全事故，大幅提升风电项目运营成本[1,2]。因此，有必要开展风电机组故障诊断方法的研究，以提高风电机组可靠性，延长其使用寿命，降低风电项目的整体运营成本。

风电机组的故障诊断方法可分为基于物理模型的方法及基于数据驱动的方法[3]。传统风电机组故障诊断往往采用基于物理模型的方法，其严重依赖于先验知识。同时，风电机组工作环境复杂多变，基于物理模型的故障诊断方法无法精准地对风电机组运行状态进行建模[4]。随着传感器与人工智能等技术的进步，基于数据驱动的故障诊断方法逐渐得到发展与应用，该方法分为基于传统机器学习的方法和基于深度学习模型的方法。Wang Y [5] 引入极端梯度提升 (eXtrem Gradient Boosting，XGBoost)学习方法，对风电机组正常运行状态进行建模。通过对齿轮箱润滑油温度进行预测，并与观测值对比计算绝对百分比误差(Absolute Percentage Error，APE)，通过多变量质量控制图构建 APE 的正常状态阈值，实现风电机组齿轮箱的状态监测。然而传统机器学习方法的性能依赖于特征工程有效性，需要专业知识积累与数据分析支持。

深度学习能够实现复杂数据结构的自动特征学习，无需先验知识。深度学习模型的出现极大地促进了基于数据驱动的风电机组故障诊断技术的发展。Teimourzadeh Baboli P[6]采用前馈神经网络，对风电机组的正常运行状态进行建模，使用风机历史运行数据预测当前诊断目标部件温度，利用诊断目标部件的实际温度与预测温度的差值构

收稿日期：2024-12-08。

基金项目：国家自然科学基金项目(62206085)；省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室(河北工业大学)优秀青年创新基金项目(EERI_OY2022005)。

作者简介：刘洪普(1977-)，男，硕士，副教授，研究方向为机器学习与数据分析。E-mail：liuii@hebut.edu.cn

通信作者：张 平(1991-)，女，博士，副教授，研究方向为特征选择、新能源设备故障诊断。E-mail：zhangping@hebut.edu.cn

造，通过计算风险指标对风电机组运行状态进行诊断。为了能够更好地提取风电机组运行数据的特征,Han M[7]引入自编码器结构,通过编码器获取风电机组运行数据的潜在特征表示，通过在潜在特征空间上的 K-means 聚类对风电机组运行状态进行诊断。然而,传统的前馈神经网络不能有效提取风电机组运行数据的空间特征，无法对风电机组运行状态进行精确建模。同时,风电机组运行数据随时间的变化也体现了风机故障的特性。以上研究工作未充分提取风电机组运行数据的时间特征。

为了能够有效提取风电机组运行数据的时间与空间特征,Wang H[8]采用多尺度卷积网络(Multi-Scale Convolutional Neural Network，MSCNN)对风电机组运行数据从时间维度与空间维度分别进行特征学习,充分提取风电机组运行数据特征,通过一段时间内的风电机组历史运行数据对当前风电机组运行数据进行预测，利用真实值和预测值之间的残差对风电机组运行状态进行诊断。然而，风电机组运行数据之间具有复杂的非线性相关性,呈现非欧几里得结构,卷积神经网络(Convolutional Neural Network，CNN)无法有效提取其空间特征,同时 CNN 对局部特征比较敏感,利用 CNN 提取时间特征,无法有效提取风电机组运行数据的全局时间特征。

针对以上问题，本文提出了一种基于切比雪夫图卷积网络 (Chebshev Graph Convolution Network，ChebGCN) 和门控循环单元(Gated Recurrent Unit，GRU)的风电机组故障诊断模型(ChebGCN-GRU)。首先，基于动态时间规整(Dynamic Time Warping，DTW)算法,以风电机组各监测点为节点,建立图结构,通过 ChebGCN 提取各监测点之间的非线性空间相关性;然后,使用 GRU 提取风电机组运行数据的时间特征,对风电机组运行数据进行分类，判断当前风电机组是否故障以及故障部件。此外,本文采用河北省某风电场 10 台风机运行数据对该故障诊断方法进行了实验验证。结果表明,本文提出模型能够对风电机组故障进行有效预警与诊断。

1　基于 ChebGCN-GRU 模型的故障诊断方法

1.1　问题描述

样本 $\boldsymbol{X}=[x_1;x_2;\cdots;x_L]\in R^{L\times N}$ 表示一段时长为 L 包含 N 个监测点的风电机组历史运行数据,其中第 i 个行向量 $\boldsymbol{x}_i=[X_{i,1};X_{i,2};\cdots;X_{i,N}]\in\boldsymbol{R}^N$ 表示包含 N 个监测点 t 时刻的风电机组运行数据。$f\in\{0,1,2,\cdots,C\}$ 表示在 $t=L$ 时刻风电机组故障信息,其中,$f=0$ 表示风电机组正常状态,$f=1,2,\cdots,C$ 表示风电机组部件 $1,2,\cdots,C$ 发生故障。

通过图构建算法,以各监测点为节点,构建图结构 $g=(\nu,\varepsilon)$,其中,ν 为 $|\nu|=N$ 个节点的集合,ε 为通过图构建算法构建的边集合。

通过训练一个模型 $F(X;g)$,输入时间序列数据 X,以及构建的图结构 g,输出风电机组运行状态及发生故障的部件 f。

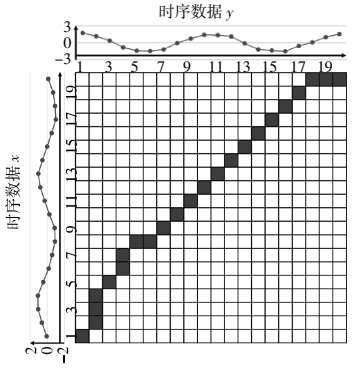
$$f=F(X;g) \tag{1}$$

1.2　基于 DTW 的图构建方法

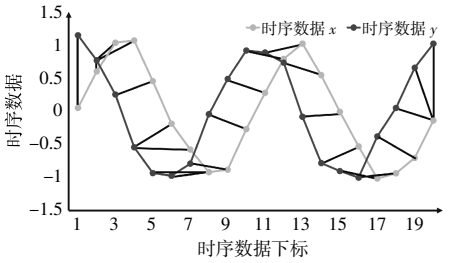
图 g 定义为 $g=(\nu,\varepsilon)$，其中 $\nu=\{\nu_1,\cdots,\nu_N\}$ 为 $|\nu|=N$ 个节点的集合,本文中每一个节点表示一个 SCADA 监测点(如发电机转速、轴承温度等风电机组运行数据及风速、环境温度等环境条件):$\varepsilon=\{e_1,\cdots,e_M\}$ 为 $|\varepsilon|=M$ 条边的集合,边 $e=(\nu_e^1,\nu_e^2)=(\nu_e^2,\nu_e^1)$ 表示节点 ν_e^1 与 ν_e^2 之间存在一条边 e 连接。

原始 SCADA 数据缺少各个监测点之间连接边的信息,本文基于 DTW 算法[9]计算各监测点时间序列数据之间的距离,根据监测点之间的 DTW 距离构建监测点之间边连接，从而构建 SCADA 监测点的图结构。如图 1 所示,相比于欧氏距离,DTW 算法通过动态时间规整,对齐两个序列中的时序元素，能够更好地度量时间序列数据之间的距离。

对于序列长度为 L,含 N 个监测点的单个样本 $\boldsymbol{X}=[x_1;x_2;\cdots;x_L]\in\boldsymbol{R}^{L\times N}$,$\boldsymbol{X}_{:,i}=[X_{1,i};X_{2,i};\cdots;X_{L,i}]^{\mathrm{T}}\in$



(a)距离矩阵



(b)序列对齐

图 1 动态时间规整算法示意图

Fig.1 Dynamic Time Warping Algorithm Illustration

$\boldsymbol{R}^L$ 与 $\boldsymbol{X}_{:,j}=[X_{1,j};X_{2,j};\cdots;X_{L,j}]^{\mathrm{T}}\in\boldsymbol{R}^L(1\leqslant i,j\leqslant N)$表示第 i 个与第 j 个监测点记录的序列长度为 L 的数据。定义距离矩阵 $\boldsymbol{M}_{L\times L}$,其元素 $M_{u,v}=|X_{u,i}-X_{v,j}|$。定义代价矩阵 $\boldsymbol{C}_{L\times L}$:

1)边界条件:$C_{1,1}=M_{1,1}$;

2)$C_{1,j}=\sum_{v=1}^{j}M_{1,v}(j\in[1,L])$;

3)$C_{i,1}=\sum_{u=1}^{i}M_{u,1}(i\in[1,L])$;

4)其他元素:$C_{i,j}=\min\{C_{i-1,j},C_{i,j-1},C_{i-1,j-1}\}+M_{i,j}(i\in[1,L],j\in[1,L])$。

$\boldsymbol{C}_{L,L}$ 即为 $\boldsymbol{X}_{:,i}$ 和 $\boldsymbol{X}_{:,j}$ 两个序列对齐后,序列 $\boldsymbol{X}_{:,i}$ 与序列 $\boldsymbol{X}_{:,j}$ 之间的 DTW 距离,即 $\mathrm{DTW}(\boldsymbol{X}_{:,i},\boldsymbol{X}_{:,j})=\boldsymbol{C}_{L,L}$。

$D_{\mathrm{T}}=\{X^1,X^2,\cdots,X^S\}$为由 S 个样本构成的训练数据集,在整个训练集 D_{T} 上,监测点 i 与监测点 j 对应节点之间的距离 $d(i,j)$为所有样本对应监测点序列 DTW 距离的均值。

$$d(i,j)=\frac{1}{S}\sum_{s=1}^{S}\mathrm{DTW}(X^s_{:,i},X^s_{:,j}) \tag{2}$$

根据式(3)计算监测点 i 与监测点 j 对应节点间的边权重 $W_{i,j}$。

$$W_{i,j}=\mathrm{e}^{-d(i,j)} \tag{3}$$

为了在得到连通图的同时,尽量减少冗余的边,本文从前 5%权重开始,每次增加 5%,直到得到连通图,最终取权重值前 40%的边构成图结构的边集,获得图结构 g。

DTW 在计算序列间距离时,不仅计算各元素之间的距离,还通过动态时间规整算法对齐序列中各元素,实现自适应地处理时间序列的局部伸缩形变与时间延迟,更适合度量时序数据之间的相似程度。在风电机组故障诊断中,DTW 能够更好地捕捉到故障在时间上的变化以及在空间上的传播,从而更精确地表示不同监测点之间的空间相关性。例如,齿轮箱故障往往首先引起振动信号异常,继而导致温度升高,最后可能影响转速,这种链式反应在时间上具有先后顺序和延迟效应。而基于 DTW 构建的图结构,能够很好地表示故障在不同部件之间的传播模式,从而使得图中的边能够反映出监测点之间的物理关联,这种关联具有明确的物理意义,有助于理解和解释故障诊断结果。

1.3 ChebGCN-GRU 模型

目前,风电机组故障诊断与状态监测中常采用 CNN 来提取风电机组运行数据之间的空间相关性,然而,风电机组 SCADA 系统的监测点之间具有复杂的非线性空间相关关系,受到传感器空间位置、部件连接关系、风电机组运行内部与外部环境、风电机组运行状态等因素的综合影响,风电机组运行数据呈非欧几里得结构,因此基于 CNN 的故障诊断模型无法有效提取 SCADA 数据的空间相关特征[10]。

图卷积网络能够基于图结构对非欧几里得结构数据的空间特征进行学习,传统图卷积操作涉及特征分解,计算复杂度较高,切比雪夫图卷积网络[11]采用切比雪夫多项式作为图卷积核,极大简化了图卷积的计算复杂度,因此本文使用 ChebGCN 对 SCADA 监测点之间的空间相关性进行学习。

SCADA 系统持续采集风电机组运行数据,形成时间序列数据,风电机组运行数据在时间维度上的变化反映了风电机组运行状态的变化。循环神经网络(Recurrent Nerual Network, RNN)是一种用于处理时间序列数据的神经网络模型,RNN 将状态在网络中循环传递,以解决 CNN 无法有效提取长期时间序列数据变化的问题。然而 RNN 存在梯度爆炸或消失的问题,长短期记忆网络(Long Short Term Memory, LSTM)解决了这个问题,而 GRU[12]与 LSTM 类似,但是在保证训练效果近似的情况下,降低了参数量,提高了训练效率[13]。因此,本文采用 GRU 进行风机 SCADA 数据的时间特征提取。

综上所述,本文提出 ChebGCN-GRU 模型用于风电机组的故障诊断,该模型由输入层、空间特征提取模块、时间特征提取模块、全连接层、输出层构成。输入层接受时空图数据作为输入,空间特

征提取模块使用切比雪夫图卷积对各项特征之间的空间相关性进行提取，时间特征提取模块使用GRU对数据的时间特征进行提取,并将最后一个GRU单元的输出作为全连接层的输入,全连接层与Softmax结合输出故障诊断的分类结果。ChebGCN-GRU模型结构见图2。

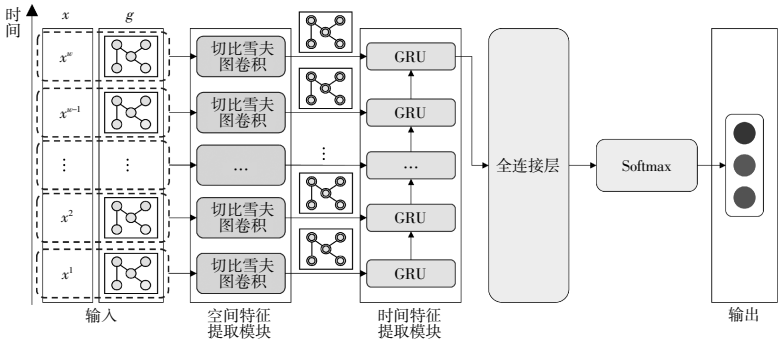


图2　ChebGCN-GRU模型结构

Fig.2 The structure of ChebGCN-GRU

输入层接受时序数据样本 $\boldsymbol{X}=[x_1;x_2;\cdots;x_L]\in\boldsymbol{R}^{L\times N}$ 以及经过图构建获得的图结构 g 作为输入，并扩展通道维度,得到 $\boldsymbol{X}'=[x'_1;x'_2;\cdots;x'_L]\in\boldsymbol{R}^{L\times N\times 1}$，时序数据的序列长度为 L,节点数量为 N,节点属性维度为1。

空间特征提取模块使用切比雪夫图卷积对时序数据 $\boldsymbol{X}'$ 中每个元素 $x'_t\in\boldsymbol{R}^{N\times 1}$ 进行图卷积操作，从而提取各节点之间的空间相关性,计算式为

$$y^{t}_{\text{spatial}}=\sigma\left(\sum_{k=1}^{K}\theta_k T_k(\tilde{L})x'_t\right) \tag{4}$$

式中:$y^{t}_{\text{spatial}}\in\boldsymbol{R}^{N\times l_{\text{out}}}$ 为空间特征提取模块的输出;l_{out} 为输出节点特征维度;$T_k(\cdot)$ 为切比雪夫多项式;σ 为激活函数。

本文使用线性整流单元（Rectified Linear Unit, ReLU)作为激活函数。$\boldsymbol{L}=\boldsymbol{I}_n-\boldsymbol{D}^{-1/2}\boldsymbol{A}\boldsymbol{D}^{-1/2}$ 为图 g 的拉普拉斯矩阵，由于切比雪夫多项式的定义域为[-1,1],因此需要对 $\boldsymbol{L}$ 进行归一化处理,得到归一化的拉普拉斯矩阵$\tilde{\boldsymbol{L}}=2\boldsymbol{L}/\lambda_{\max}-\boldsymbol{I}_n$,$\lambda_{\max}$ 为 $\boldsymbol{L}$ 最大的特征值,$\boldsymbol{I}_n$ 为 n 阶单位矩阵。

切比雪夫多项式的每一项由递推公式（5)给出，式中:$k<K$,K 为切比雪夫图卷积的卷积核大小。

$$T_k(x)=\begin{cases}2xT_{k-1}(x)-T_{k-2}(x) & k>1\\ x & k=1\\ 1 & k=0\end{cases} \tag{5}$$

经过空间特征提取,获得输出 $\boldsymbol{y}_{\text{spatial}}=[y^{1}_{\text{spatial}};y^{2}_{\text{spatial}};\cdots;y^{L}_{\text{spatial}}]^{\mathrm{T}}\in\boldsymbol{R}^{L\times N\times l_{\text{out}}}$,$\boldsymbol{y}_{\text{spatial}}$ 中每个节点不仅包含自身的特征,同时聚合了其相邻 K 个节点的特征。风电机组的故障具有复杂的空间特征,故障往往会通过机械或电气耦合在相关部件之间传播,形成复杂的空间关联模式。通过图卷积,每个监测点能够汇集相邻节点的特征信息，从而进一步学习和提取到特定故障在传播上的模式特征，区分故障状态与正常状态,并进一步区分不同故障,实现准确的故障定位。

将 $\boldsymbol{y}_{\text{spatial}}$ 沿特征维度展开，使其符合GRU输入维度要求。

$$\boldsymbol{y}'_{\text{spatial}}=\text{flatten}(\boldsymbol{y}_{\text{spatial}}) \tag{6}$$

$\boldsymbol{y}'_{\text{spatial}}=[y'^{1}_{\text{spatial}};y'^{2}_{\text{spatial}};\cdots;y'^{L}_{\text{spatial}}]\in\boldsymbol{R}^{L\times(N\cdot l_{\text{out}})}$作为GRU输入,第 t 个时刻GRU单元的输入为$\chi^t=y'^{t}_{\text{spatial}}\in\boldsymbol{R}^{n\cdot l_{\text{out}}}$,其输入通道数为 $n\cdot l_{\text{out}}$,GRU单元的传播公式为

$$r_t=\sigma(\chi^t W_{\text{xr}}+H_{t-1}W_{\text{hr}}+b_{\text{r}}) \tag{7}$$

$$z_t=\sigma(\chi^t W_{\text{xz}}+H_{t-1}W_{\text{hz}}+b_{\text{z}}) \tag{8}$$

$$\hat{H}_t=\tanh(\chi^t W_{\text{xh}}+(r_t\odot H_{t-1})W_{\text{hh}}+b_{\text{h}}) \tag{9}$$

$$H_t=(1-z_t)\hat{H}_{t-1}+z_t\odot\hat{H}_t \tag{10}$$

式中:W_{xr},W_{xz},W_{xh},W_{hr},W_{hz},W_{hh} 为可学习参数;⊙运算符表示哈达玛积运算;σ 为激活函数,本文采用sigmoid函数作为激活函数。

将最后一个GRU单元的输出作为时间特征提取模块的输出 $y_{\text{temporal}}=H_{\text{L}}$。GRU通过自循环结构，将时序数据中每个元素的信息依据时间顺序向后传递,每个GRU单元融合当前时间输入χ^t与上一个时间步的GRU单元输出的隐藏状态

H_{t-1},提取历史数据信息与当前时间输入之间的相关性，同时进一步提取其中重要的信息作为隐藏状态，传递到下一时刻的 GRU 单元。而 SCADA 系统提供的风电机组运行数据是天然的时间序列数据,风电机组运行状态往往随时间变化,在不同运行状态下，这种基于时间的变化特性会存在差异,如某些频率分量的周期性会发生改变等,GRU 能够有效提取数据中蕴含的时间特征。

经过空间特征与时间特征提取,y_{temporal} 表征输入数据潜在的空间特征与时间特征，通过模型训练，能够有效表达输入数据中蕴含的故障相关语义信息。

将时间特征提取模块的输出 y_{temporal} 输入到全连接层,并经过 Softmax 激活函数进行分类,输出故障诊断结果。

$$y=\text{Softmax}(\mathbf{W}\cdot y_{\text{temporal}}+b) \tag{11}$$

模型的输出为 $y\in[0,1]^{C+1}$，取其中最大值作为分类输出 y_o。若输出 y_o=0,则表明风电机组为正常状态;若输出为 $y_o\in[1,C+1]$,则说明部件 y_o 存在故障。

2 实验验证

2.1 数据集构建

本文采用河北省某风电场 10 台风机 2014 年 11 月 28 日 00:00–2017 年 5 月 8 日 14:00 的运行 SCADA 数据，对本文方法在实际故障诊断中的应用进行验证。风机叶轮直径为 82.5 m,额定功率为 1.6 kW。

实验采用窗口大小为 60 的滑动窗口法构建样本，根据 SCADA 系统记录的故障报警信息进行标签标注。SCADA 系统中记录了 88 类故障,为了增加单类中样本数量,同时实现故障定位,本文根据故障发生部件，将 88 类故障划分为 8 个系统,设置如表 1 所示的 9 类标签。标签 0 用于判断风电机组运行状态,并通过标签 1~8 实现风电机组故障系统级定位。为了实现潜在故障预警,在故障标注时，将原始故障预警记录发生时间向前延伸 1 d,该段时间称为故障潜伏期。

本文采用 Min–Max 归一化对原始数据进行归一化处理,用于降低各特征的数据尺度、物理意义和量纲对特征选择以及模型学习的影响。原始 SCADA 数据存在缺失问题,本文使用线性插值法,对缺失的数据进行填充。同时,为了消除噪声影响，本文采用滑动均值滤波法消除原始数据中的噪声,设置滑动窗口长度为 6,即取 1 h 内风机运行数据的均值作为滤波结果。

表 1 标签说明

Table 1 The description of labels

标签编号	标签名称	涉及故障
0	正常状态	无
1	叶轮系统	叶轮超速、变桨控制器故障等
2	传动系统	齿轮箱油压过低、主轴轴承温度过高等
3	偏航系统	偏航计数器故障、偏航方向错误等
4	控制系统	控制柜温度过高、网侧控制单元故障
5	发电系统	发电机超速、发电机电刷磨损等
6	变流升压系统	变流器转子侧电压故障、变流器转子侧电流故障等
7	环境测量系统	风速计故障、风向仪故障等
8	塔架系统	塔架振动、塔架振动传感器故障等

SCADA 原始数据包括 84 个特征，这些特征之间存在相关性，并且不同特征对于故障诊断结果贡献度不同。因此,有必要进行特征选择,消除其中冗余特征及非重要特征，选取对故障诊断贡献度大的特征,以提高故障诊断结果的准确率,减少漏报率和误报率,同时降低模型参数量,提高训练效率。本文使用随机森林(Random Forests，RF)算法对特征重要性进行评估[14],并选择重要性最大的 20 个特征用于风电机组故障诊断,选择的特征如表 2 所示。

表 2 特征描述

Table 2 The description of features

监测点编号	英文描述	中文描述
1304	Tower deflection	塔身偏移
1306	Reactive power	无功功率
1307	Voltage A–N	网侧 A 相电压
1313	Generator speed(CCU)	发电机转速
1315	Blade 1 actual value A	1 号桨叶桨距角
1316	Wind speed	风速
1317	Nacelle position	机舱绝对位置(偏航角)
1328	n–set 2	转速 2 设定值
1334	Temp. generator 1	发电机温度 1
1336	Temp. bearing A	轴承 A 温度
1337	Temp. bearing B	轴承 B 温度
1338	Temp. gearbox	齿轮箱温度
1339	Temp. Ambient	环境温度
1342	Temp. gear box bearing A	齿轮箱轴承 A 温度
1343	Temp. shaft bearing	主轴承温度
1344	TSR	叶尖速比
1346	Tower acceleration	塔身加速度

续表 2

监测点编号	英文描述	中文描述
1351	Hydraulic pressure	液压系统压力
18404	Powerboost limitation	功率提升限制
18430	Al_ln_MotorTempA1	1 号变桨电动机温度

基于随机森林方法得出的特征重要性，本文对故障部件与监测点之间的相关性进行分析。如图 3 所示:叶轮系统故障主要与塔身偏移、液压系统压力相关；传动系统与主轴承温度及液压系统压力有关;偏航系统与环境温度显著相关;控制系统与主轴承温度、液压系统压力、塔身偏移相关;发电系统与液压系统压力、塔身偏移相关;变流升压系统与塔身偏移显著相关；环境测量系统与环境温度、主轴承温度、塔身偏移、机舱绝对位置相关,塔架系统与塔身偏移相关。该分析说明,监测点与不同故障模式之间存在不同关联关系，这种监测点与故障部件之间的相关性为基于数据驱动的风电机组故障诊断方法提供了诊断基础。

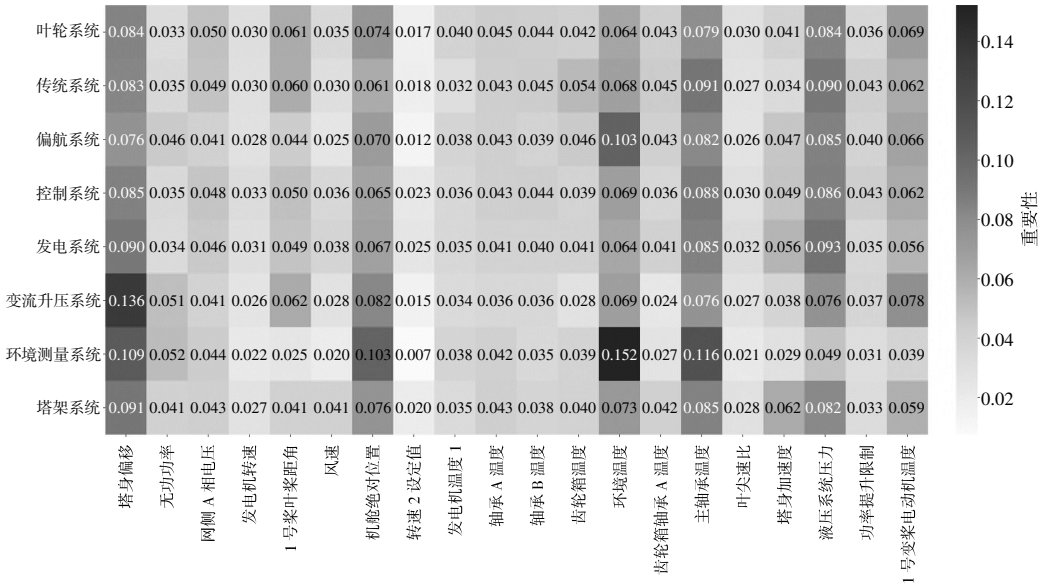


图 3　风电机组故障部件–监测点相关性热力图

Fig.3 Correlation heatmap of wind turbine components and monitoring parameters

2.2　实验配置

本文采用留出法,按 6:2:2 的比例将数据集分成训练集、验证集和测试集。原始数据集存在类别不平衡的问题，数据不平衡常见处理方法有简单降采样、简单过采样与合成少数类过采样技术(Synthetic Minority Over –sampling Technique, SMOTE)等方法,由于实验数据集不平衡比例过大,简单降采样会丢弃大量样本,而 SMOTE 方法未充分考虑时间序列相似性，且采用随机线性插值,中心样本与 k 值选择不确定,存在数据边缘化与盲目化等问题,在时间序列数据上表现较差[15],本文采用简单过采样方法将训练集各类别采样至相同数量。由于过采样后训练集过大,导致训练速度极慢,因此对过采样数据集进行随机降采样,使得降采样后平衡数据集大小与原始训练集大小相同,数据集结构如表 3 所示。

表 3　不同数据集标签分布情况

Table 3 The distribution of labels in different datasets

标签编号	原始训练集	平衡训练集	验证集	测试集
0	401 239	57 550	50 235	50 344
1	41 099	57 415	5 013	5 072
2	24 805	57 242	3 191	3 053
3	8 358	57 623	1 097	976
4	8 010	56 855	1 014	1 015
5	14 604	57 306	1 777	1 779
6	806	57 063	103	109
7	189	57 355	14	28
8	16 729	57 430	2 035	2 105

实验时，模型训练采用交叉熵损失(Cross Entropy Loss, CEL)作为损失函数,使用 Adam 优化器进行参数优化,模型具体超参数设置见表4。

表 4 模型训练超参数
Table 4 Model hyperparameters

参数	设定值
批次大小(Batch Size)	4 096
训练轮数(Epoch)	30
学习率	0.01
样本序列长度	60
潜伏期序列长度	144
ChebGCN 卷积核	3
ChebGCN 节点维度	8

2.3 评价指标

由于数据集中存在严重的类别不平衡问题，本文采用正确率（Accuracy，A_{cc}），macro-F1 和G-mean 对模型效果进行评估[16]。

$$A_{cc}=\frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \tag{12}$$

$$m_{acro-P}=\frac{1}{C+1}\sum_{i=0}^{C}\frac{TP_i}{TP_i+FP_i} \tag{13}$$

$$m_{acro-R}=\frac{1}{C+1}\sum_{i=0}^{C}\frac{TP_i}{TP_i+FN_i} \tag{14}$$

$$m_{acro-F1}=\frac{2\cdot m_{acro}-P\cdot m_{acro}-R}{m_{acro}-P+m_{acro}-R} \tag{15}$$

$$G_{-mean}=\left(\prod_{i=0}^{C}R_i\right)^{\frac{1}{C+1}} \tag{16}$$

式中：TP 表示分类正确的所有故障样本数量；TN 表示分类正确的所有正常样本数量；FP 表示分类错误的所有故障样本数量；FN 表示分类错误的所有正常样本数量；C 为故障标签类别数量；i=0 表示正常状态标签；共 C+1 个标签。

为了有效评估模型故障诊断性能，引入故障诊断领域评估指标故障误检率(False Alarm Rate，FAR)与故障漏检率(Missing Alarm Rate，MAR)对模型故障诊断效果进行评估[17]。计算 macro-FAR 和 macro-MAR 时，只使用故障标签，而不使用正常状态标签，FAR 表示非该故障样本被检测为相应故障样本的比例，MAR 表示所有故障样本中未被检测出的比例。计算式为

$$m_{acro-FAR}=\frac{1}{C}\sum_{i=0}^{C}\frac{FP_i}{FP_i+TN_i} \tag{17}$$

$$m_{acro-MAR}=\frac{1}{C}\sum_{i=0}^{C}\frac{FN_i}{TP_i+FN_i} \tag{18}$$

2.4 超参数分析实验

为了分析模型超参数对故障诊断效果影响，设计实验对比了不同超参数下 ChebGCN-GRU 模型在测试集上的性能表现。

图 4 为 ChebGCN-GRU 中 ChebGCN 采用不同卷积核大小时，模型 macro-F1 的变化。从图 4 可以看出：当 $K\leqslant 3$ 时，macro-F1 随卷积核增加而提高；当 $K>3$ 时，卷积核大小增加对 macro-F1 影响不明显，可能是由于距离较远的监测点之间相关性较低，继续扩大卷积核大小无法进一步提高模型提取空间相关性的能力。

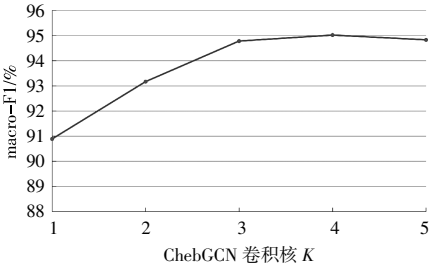


图 4 ChebGCN 卷积核大小对 macro-F1 影响
Fig.4 Analysis of kernel size effects on macro-F1 scores in ChebGCN

图 5 为 ChebGCN-GRU 中 ChebGCN 采用不同节点维度 l_{out} 时，模型 macro-F1 与训练时长的变化。从图 5 可以看出，节点维度大小对模型性能影响不显著，但是随着节点维度大小增加，训练所需时长更长，所需参数量更大，占用更多内存。综合考虑性能与训练时长、内存占用，使本文提出方法更适合实际工程需要，采用 l_{out}=1 以尽量减少训练与推理所需时长及内存占用。

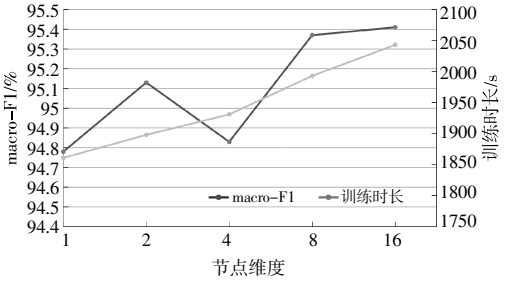


图 5 ChebGCN 节点维度对模型性能影响
Fig.5 Effect of node feature dimensions on ChebGCN performance

2.5 消融实验

为了验证 ChebGCN 提取风机运行数据空间特征的有效性，本文将空间模块替换成 1D-CNN，CNN 的模型，以及去除空间模块的模型与

本文提出的模型进行对比,结果如表 5 所示。由表 5 可知,ChebGCN 在所有空间模块类型中表现均为最好，其次为 CNN1D-GRU，与其相比，ChebGCN-GRU 的准确率提高了 0.58%,macro-F1 值提高了 4.06%,G-Mean 提高了 0.87%,故障误检率降低了 0.32%，故障漏检率降低了0.59%。实验结果证明，风电机组监测数据具有非欧几里得结构特征,而相比传统的卷积操作,图卷积能够更好地建模这种关系。

表 5　采用不同空间模块故障诊断结果对比

Table 5 Fault diagnosis results using different spatial modules　%

模型	Acc	macro-F1	G-Mean	macro-FAR	macro-MAR
GRU	95.41	77.07	95.15	2.63	1.88
CNN1D-GRU	98.75	90.72	98.34	0.70	1.00
CNN-GRU	98.54	86.93	98.05	0.81	1.18
ChebGCN-GRU	99.33	94.78	99.21	0.38	0.41

同时,为了验证 GRU 提取风电机组运行数据时间特征的有效性，将本文提出的模型与 ChebGCN,ChebGCN-LSTM 进行对比,结果如表 6 所示。从表 6 可以看出:相比于 ChebGCN,添加了 LSTM 或 GRU 的模型效果均有大幅提升;相比于 ChebGCN-LSTM,ChebGCNGRU 的准确率提高了 0.60%,macro-F1 值提高了 4.16%,G-Mean 提高了 0.64%，误检率降低了 0.34%，漏检率降低了 0.30%。实验结果表明,添加了时序模块(LSTM 或 GRU)后,故障诊断结果有比较明显的提升,证明风电机组 SCADA 数据中蕴含的时序特征对故障诊断具有重要意义。

表 6　采用不同时间模块故障诊断结果对比

Table 6 Fault diagnosis results using different temporal modules　%

模型	Acc	macro-F1	G-Mean	macro-FAR	macro-MAR
ChebGCN	93.37	71.40	91.89	3.79	3.72
ChebGCN-LSTM	98.73	90.62	98.57	0.72	0.71
ChebGCN-GRU	99.33	94.78	99.21	0.38	0.41

2.6　对比实验

为验证本文所提模型在风电机组故障诊断上的优越性,将 MVSTCNN[8]模型、1Dmeta-ACON-DRN [18] 模型、3DSE-CNN-2DLSTM [19] 模型与 ChebGCN-GRU 模型进行对比，结果如表 7 所示。

表 7　不同故障诊断模型结果对比

Table 7 Fault diagnosis results of different models　%

模型	Acc	macro-F1	G-Mean	macro-FAR	macro-MAR
MVSTCNN	93.48	67.74	88.34	3.63	8.05
1Dmeta-ACON-DRN	97.00	54.40	44.34	0.70	58.72
3DSE-CNN-2DLSTM	98.84	91.83	98.69	0.66	0.65
ChebGCN-GRU	99.33	94.78	99.21	0.38	0.41

从表 7 可以看出,ChebGCN-GRU的所有评估指标均为最优,相比于 3DSE-CNN-2DLSTM模型,准确率提高了 0.49%,macro-F1 值提高了 2.95%,G-Mean 提高了 0.52%，故障误检率降低了 0.28%,故障漏检率降低了 0.24%。本文所提模型在故障误检率和漏检率上均达到了最低，这对于实际工程应用具有重要意义。实验结果表明,本文提出的结合切比雪夫图卷积网格和 GRU 的风电机组故障诊断方法能够更好地处理风电机组故障诊断任务。

3　结论

本文提出了一种基于切比雪夫图卷积网络与门控神经单元的ChebGCN-GRU 模型用于风电机组故障诊断。经过实验验证,该模型可以有效解决传统前馈神经网络模型及 CNN 无法有效提取风电机组监测点之间空间与时间相关性的问题,本研究贡献如下。

①基于动态时间规整算法构建图结构，相比欧氏距离,DTW 能够更好地度量时间序列之间的相似性，能够更好地表示风电机组运行数据之间复杂的空间相关关系。

②引入切比雪夫图卷积网络，相比传统神经网络结构与 CNN,图卷积能够更好地学习风电机组之间的空间相关性,提高了故障诊断正确率,降低了故障漏检率及误检率。

③本文提出的故障诊断方法实现了风电机组端到端的故障诊断,与常见的状态监测方法相比,本方法不仅能够实现故障的提前预警，并且能够有效判断故障发生部件，为风电机组运维提供了更好的辅助工作。

参考文献:

[1] 张秀林.风电运维发展的分析与探讨[J].水电与新能源,2023,37(11):24-27.

[2] 黄秉利,张亚军,秦建宁. 风力发电机组运行维护探讨

[J]. 现代工程项目管理,2024,3(11):232-234.
[3] 张李炜,李孝忠.基于改进 CNN 和 BiGRU 双通道特征融合的风电机组故障诊断模型[J].天津科技大学学报,2023,38(1):55-69.
[4] 罗毅,郝伟琪.一种基于 SMOTE 的 CNN 风电机组故障诊断方法[J].计算机仿真,2024,41(2):91-94.
[5] Wang Y,Zhu Z,Song H,et al. Wind turbine gearbox condition monitoring based on extreme gradient boosting [A].IECON 2017 - 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society [C].Beijing: IEEE,2017.6017-6023.
[6] Teimourzadeh Baboli P,Babazadeh D,Raeiszadeh A,et al. Optimal temperature-based condition monitoring system for wind tur-bines [J].Infrastructures,2021,6(4):1-13.
[7] Han M,Qian Z,Jing B,et al. Wind turbine condition monitoring based on autoencoder and k-means[A].2021 International Conference on Smart-Green Technology in Electrical and Information Systems (ICSGTEIS) [C]. Sanur:IEEE,2021.125-129.
[8] Wang H,Xie H,Liu S,et al. A multi-view spatio-temporal feature fusion approach for wind turbine condition monitoring based on SCADA data [J].IEEE Access,2024,12:43948-43957.
[9] Liu Y,Zhang Y A,Zeng M,et al. A novel distance measure based on dynamic time warping to improve time se ries classification [J].Information Sciences,2024,656:119921.
[10] Ye J,Zhao J,Ye K,et al. How to build a graph-based deep learning architecture in traffic domain:A survey [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2022,23(5):3904-3924.
[11] Defferrard M,Bresson X,Vandergheynst P. Convolutional neural networks on graphs with fast localized spectral filter-ing [A].Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2016)[C]. Red Hook: Curran Associates,Inc.,2016.3844-3852.
[12] Cho K,van Merriënboer B,Bahdanau D,et al. On the properties of neural machine translation:Encoder-Decoder approaches [A].Proceedings of SSST-8,Eighth Workshop on Syntax,Semantics and Structure in Statistical Translation [C].Doha: Association for Computational Linguistics,2014.103-111.
[13] Zhu J,Jiang Q,Shen Y,et al. Application of recurrent neural network to mechanical fault diagnosis: a review [J]. Journal of Mechanical Science and Technology,2022,36(2):527-542.
[14] Li G,Wang C,Zhang D,et al. An improved feature selection method based on random forest algorithm for wind turbine condition monitoring [J]. Sensors,2021,21(16):5654.
[15] Qu H,Zhang Z. A time series data augmentation method based on SMOTE [A].2024 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC) [C]. Yantai:IEEE,2024.5336-5341.
[16] Qi L,Zhang Q,Xie Y,et al. Research on wind turbine fault detection based on CNN-LSTM [J]. Energies,2024,17(17):1-21.
[17] Tang M,Zhao Q,Ding S X,et al. An improved lightGBM algorithm for online fault detection of wind turbine gearboxes[J]. Energies (Basel),2020,13(4):807.
[18] Liu J,Wang X,Wu S,et al. Wind turbine fault detection based on deep residual networks[J]. Expert Systems with Applications,2023,213:119102.
[19] Wang T,Yin L. A hybrid 3DSE-CNN-2DLSTM model for compound fault detection of wind turbines[J].Expert Systems with Applications,2024,242:122776.

Fault diagnosis of wind turbines based on Chebshev Graph Convolutions and Gated Recurrent Unit

Liu Hongpu[1,2], Yang Ming[1], Dong Zhiyong[3], Tu Ning[4], Zhang Ping[1,5]

(1.Scholl of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China; 2.Hebei Provincial Key Laboratory of Big Data Computing (Hebei University of Technology), Tianjin 300401, China; 3.Weichang Manchu Mongolian Autonomous County Deyou New Energy Technology Co.,Ltd., Chengde 068450, China; 4.Hebei Shengde Infrastructure Building Development Co.,Ltd., Chengde 067000, China; 5.State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment(Hebei University of Technology), Tianjin 300401, China)

Abstract: Addressing the limitations of traditional feedforward neural networks and convolutional neural networks in effectively extracting nonlinear spatial and temporal features from wind turbine operational data,and the current wind turbine fault diagnosis methods that can only perform state monitoring without effective fault localization,this paper proposes a wind turbine fault diagnosis method based on Chebyshev Graph Convolutional Networks and Gated Recurrent Units. First,a graph structure is constructed based on Dynamic Time Warping algorithm; second,Chebyshev Graph Convolutional Networks are used to extract nonlinear spatial correlations from wind turbine operational data; then,Gated Recurrent Units are employed to extract temporal features from the operational data; finally,the wind turbine fault status and fault location are output through fully connected layers and Softmax activation function. Experimental validation shows that this method can not only diagnose potential faults in wind turbines but also effectively determine the specific components where faults occur,achieving an accuracy of 99.33%,with a low false alarm rate of 0.38% and a low missed detection rate of 0.41%.

Keywords: wind turbine; fault diagnosis; dynamic time warping; graph convolution network; gated recurrent unit