

基于 TSFFCNN-PSO-SVM 的飞机起落架液压系统故障诊断

冯东洋¹, 姜春英¹, 鲁墨武¹, 叶长龙¹, 李胜宇²

(1. 沈阳航空航天大学 机电工程学院, 沈阳 110136;

2. 沈阳航空航天大学 计算机学院, 沈阳 110136)

摘 要: 针对飞机起落架液压系统故障诊断精度低, 深层故障特征提取困难的问题, 提出了一种基于双路特征融合卷积神经网络(TSFFCNN)与粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)结合的起落架液压系统故障诊断模型。该诊断模型以起落架多节点压力信号作为输入, 采用一维卷积神经网络(1DCNN)与二维卷积神经网络(2DCNN)并行多通道网络结构自适应提取深层特征信息, 并在融合层将深层特征信息融合, 通过优化后的 SVM 分类器对融合特征进行故障分类。为验证所提诊断模型的故障分类效果, 基于 AMESim 搭建了典型飞机起落架液压系统仿真模型, 构建了几种典型故障类型数据集。基于仿真数据的诊断结果表明, 所提故障诊断算法精度能达到 99.37%, 能够有效实现起落架液压系统故障诊断; 与其他智能算法对比, 基于 TSFFCNN-PSO-SVM 故障诊断模型具有更好的平稳性与可靠性, 诊断精度更高。

关键词: 飞机起落架液压系统; 特征融合; 故障诊断; 双路特征融合卷积神经网络(TSFFCNN); 粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)

中图分类号: V37; TP227

文献标志码: A

Fault diagnosis of aircraft landing gear hydraulic system based on TSFFCNN-PSO-SVM

FENG Dongyang¹, JIANG Chunying¹, LU Mowu¹, YE Changlong¹, LI Shengyu²

(1. School of Mechatronics Engineering,

Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China;

2. School of Computer Science, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: In view of the problems of low fault diagnosis accuracy of aircraft landing gear hydraulic system and difficulty in extracting deep fault features, a fault diagnosis model of landing gear hydraulic system based on the combination of two-stream feature fusion convolutional neural network (TSFFCNN) and particle swarm optimization support vector machine (PSO-SVM) was proposed. The diagnosis model took the pressure signal of multiple nodes as input, the 1D convolutional neural network (1DCNN) and 2D convolutional neural network (2DCNN) parallel multi-channel network structures were adopted to adaptively extract deep feature information, and the deep feature information was fused in the fusion layer. The fusion features were classified into faults through the optimized SVM classifier. In order to verify the proposed fault diagnosis model, a typical aircraft landing gear hydraulic system simulation model was built

收稿日期: 2022-03-04

基金项目: 辽宁省自然科学基金(2019-KF-01-11)

作者简介: 冯东洋(1996—), 男, 硕士生, 主要从事航空航天领域关于液压技术与故障诊断方面的工作。

通信作者: 姜春英(1978—), 女, 副教授、硕士生导师, 博士, 主要从事空天装备与测控技术研究工作。E-mail: 99448588@qq.com

引用格式: 冯东洋, 姜春英, 鲁墨武, 等. 基于 TSFFCNN-PSO-SVM 的飞机起落架液压系统故障诊断[J]. 航空动力学报, 2024, 39(1): 20220111.

FENG Dongyang, JIANG Chunying, LU Mowu, et al. Fault diagnosis of aircraft landing gear hydraulic system based on TSFFCNN-PSO-SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(1): 20220111.

based on AMESim, and several typical fault type data sets were constructed. The diagnostic results based on the simulation data showed that the accuracy of the proposed fault diagnosis algorithm can reach 99.37%, which can effectively realize the fault diagnosis of the landing gear hydraulic system; compared with other intelligent algorithms, the fault diagnosis model based on TSFFCNN-PSO-SVM had better stability and reliability, higher diagnosis accuracy.

Keywords: aircraft landing gear hydraulic system; feature fusion; fault diagnosis;
two-stream feature fusion convolutional neural network (TSFFCNN);
particle swarm optimization support vector machine (PSO-SVM)

飞机起落架液压系统是影响飞机安全的重要系统,也是飞机各系统中故障率较高的系统^[1]。起落架液压系统故障会导致飞机起落架无法正常收放,严重时危及人们的生命安全^[2]。因此对飞机起落架液压系统健康状况的检测及故障诊断具有十分重要的意义。目前,对于飞机液压系统的故障检测工作还主要依靠人工进行仪器仪表测量诊断,或在实验室搭建相应系统的实验平台进行实物实验。然而,通过仪器仪表测量的诊断结果受人的经验与知识影响较大,且飞机液压系统结构复杂,具有很多传感器、电磁阀等小型元器件,在实验室通过实际系统模拟相应部件故障困难、工作繁琐、效率低、成本高。

随着神经网络的发展,浅层机器学习算法已经广泛用于液压系统的故障诊断中。刘泽华等采用小波包分解的方法来提取飞机液压系统压力信号的特征熵信息,并通过自适应共振理论神经网络(ART1)来实现对飞机液压系统的故障诊断^[3]。李耀华等采用熵权法实现飞机液压系统压力信号的特征提取,通过蜂群算法优化反向传播(BP)神经网络进行故障类型的分类与学习^[4]。齐鹏等通过果蝇算法优化广义回归神经网络(GRNN)实现飞机液压系统的故障诊断^[5]。上述研究都能有效地诊断出飞机液压系统的故障类型,但浅层神经网络分类模型具有欠拟合及过拟合的风险,且都需要手动提取压力信号的特征信息,特征提取效果受人的因素影响较大,导致模型泛化能力较弱,故障诊断精度较低,且无法保证诊断精度的稳定性及可靠性。

相比之下,深度学习算法有更强的数据挖掘与数据拟合能力,能自适应提取信号的特征值,能避免人的因素对提取数据特征的影响^[6]。目前,基于深度学习的故障诊断技术多用于轴承、航空发动机涡轮转子及铁路机车动力轮等领域的故障诊断。Yao 等提出了基于堆叠逆残差卷积神经网络

(SIRCNN)的智能轴承故障诊断方法,解决了传统轴承故障诊断所存在的故障识别率不高,抗噪声能力差等问题^[7]。Lu 等利用认知计算理论研究了一种基于卷积神经网络的滚动轴承故障分类方法^[8]。刘星辰等在经典模型 LeNet-5 的基础上提出了基于一维卷积神经网络(1DCNN)的故障诊断算法,实现了在噪声环境下准确、快速和稳定的故障诊断^[9]。此外,分类器也是决定故障诊断精度的关键之一,支持向量机(SVM)作为典型的分类器能够实现高维空间内的线性及非线性特征分类,具有很好的鲁棒性^[10],如 Li 等提出的基于多尺度置换熵(MPE)和基于改进 SVM 的轴承故障诊断方法具有较高的诊断精度^[11]。He 等基于 SVM 分类器设计了线性最大边距张量分类器(STM),并提出基于柔性凸包的新型线性最大边距张量分类方法(MMTC-FCH),并应用于滚动轴承的故障诊断中^[12]。SVM 的参数基本上都是由经验决定的,基于经验的决策可能会导致人为误差,导致诊断过程中计算有效性与准确性不足。因此,参数的优化对于分类器性能的提高也很关键,粒子群算法(PSO)被证明是参数调整少、速度快的函数优化器^[13]。PSO 算法能够提高 SVM 的分类精度,减少函数的迭代次数,如李明骏等结合模糊熵提出的基于 PSO-SVM 的液压系统故障诊断方法能够精准快速地识别出液压系统的故障类型^[14]。

结合上述分析,为了实现在多尺度上提取飞机起落架液压系统压力信号的复杂深层细节特征,实现更精确的故障类型识别,本文提出一种基于双路特征融合卷积神经网络(TSFFCNN)与粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)相结合的起落架液压系统故障诊断模型。该诊断模型将起落架多节点压力信号作为输入,输入信号分为两路:一路为 1D 时序信号输入到 1DCNN 结构中;一路为重构后的 2D 灰度特征图输入到二维卷积神经网络

络(2DCNN)结构中。采用 1DCNN 与 2DCNN 并行多通道网络结构自适应提取深层特征信息,并在融合层将两路故障特征信息融合。采用 PSO 对 SVM 的核函数参数和惩罚因子进行参数优化,使用优化后的 SVM 分类器对融合特征进行故障分类。为验证所提诊断模型的故障分类效果,基于 AMESim 仿真软件搭建了典型飞机起落架液压系统仿真模型,并构建了几种典型故障类型数据集。为使实验更加符合实际及验证模型的泛化能力,利用重叠样本分割技术进行了数据增强,并进行了噪化实验,引入了不同信噪比的高斯白噪声。

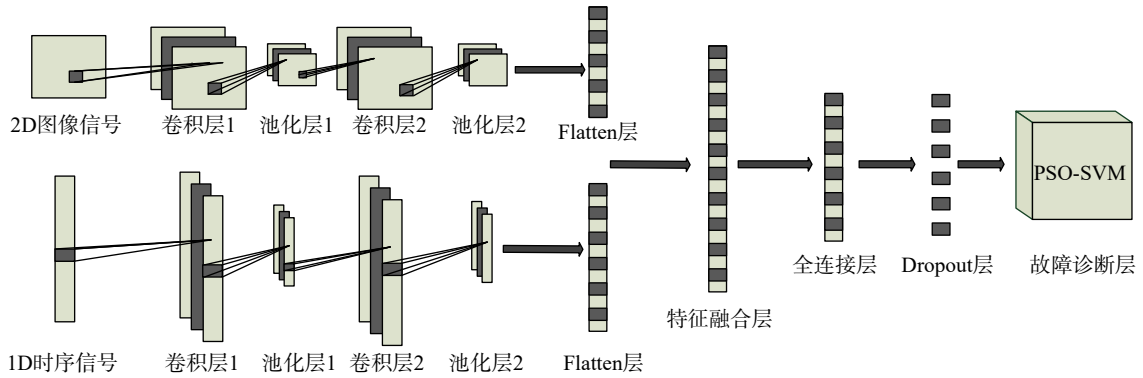


图1 基于 TSFFCNN-PSO-SVM 故障诊断模型结构

Fig. 1 Structure of fault diagnosis model based on TSFFCNN-PSO-SVM

1.1.1 卷积层和池化层

卷积层通过卷积核对输入数据进行卷积计算,每一个卷积核所输出的特征向量都对应一类特征^[15]。1D 卷积与 2D 卷积的计算过程如式(1)与式(2)所示:

$$k_1(i) = w_x^i \sum_{x=1}^m r_x + b^i, \quad i = 1, 2, \dots, z \quad (1)$$

$$k_2(i) = w_{xy}^i \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n r_{xy} + b^i, \quad i = 1, 2, \dots, z \quad (2)$$

$$f[k(i)] = \max\{0, k(i)\}, \quad i = 1, 2, \dots, z \quad (3)$$

式中 $k(i)$ 表示第 i 个卷积核所提取的特征; w 和 b 表示权重和偏差; r_x 表示输入的一维时序信号; r_{xy} 表示二维图像信号; m 和 n 取决于 r_x 与 r_{xy} 的数据个数 z 。卷积后再经过激活函数的非线性转化,将线性不可分的多维特征映射到线性可分性强的空间,得到新的特征。本文拟采用如式(3)所示的激活函数 $f(\cdot)$ 。

1 算法原理介绍

1.1 TSFFCNN

TSFFCNN 采用 1DCNN 与 2DCNN 并行多通道网络结构,1DCNN 结构处理一维时序信号,2DCNN 处理二维图像信号,实现了多尺度、更深层次的特征提取。如图1所示,TSFFCNN 具有多层结构,1D 时序信号与 2D 图像信号经两个并行的卷积层与池化层进行特征提取,在 Flatten 层及特征融合层进行展平融合,经全连接层实现映射操作,最后采用 Dropout 策略与 PSO-SVM 分类层实现故障诊断。

卷积层所输出的特征向量进入到池化层实现降采样,降采样的本质是实现数据的降维处理,同时再经过池化滤波提取深层特征信息。目前,常用的池化方法为最大值池化和平均值池化。本文拟采取最大值池化方式,其一般表达式如式(4)所示:

$$p_{\max}^{l(a,j)} = \max_{(j-1)v < u < jv} \{t^{l(a,u)}\}, \quad i = 1, 2, \dots, z \quad (4)$$

式中 $t^{l(a,u)}$ 表示第 l 层中第 a 个特征图的第 u 个神经元; v 表示卷积核的宽度; j 表示第 j 个池化内核。在训练过程中,每组神经元的卷积层和池化层设置为相同的连接权重,这将减少需要训练的参数量,极大地节省了计算资源。

1.1.2 Flatten 层和特征融合层

在进行特征融合前,需要通过 Flatten 层将二维特征向量按列展开成一维向量。展开操作如下:式中 Q_i 表示尺寸为 $h \times h$ 的 2D 特征图; s 表示特征值; q_i 表示展开后的特征向量。

$$\mathbf{Q}_i = \begin{bmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1h} \\ \vdots & & \vdots \\ s_{h1} & \cdots & s_{hh} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{q}_i^T = \text{Flatten}(\mathbf{Q}_i) = [s_{11}, \cdots, s_{1h}, \cdots, s_{h1}, \cdots, s_{hh}] \quad (6)$$

将 1D 与 2D 特征进行融合可以避免大量的计算,也可以大量避免信息细节的丢失。特征融合策略函数 $F_f(\cdot)$ 定义如下:

$$\boldsymbol{\phi}_i^T = F_f(\mathbf{q}_{i1}, \mathbf{q}_{i2}) = [s_{111}, \cdots, s_{hh1}, s_{112}, \cdots, s_{hh2}] \quad (7)$$

式中 $\mathbf{q}_{i1}$ 为 1D 特征向量; $\mathbf{q}_{i2}$ 为经 Flatten 展开后的特征向量; s 表示特征向量中的单个特征值。将融合后的特征向量 $\boldsymbol{\phi}_i^T$ 引入到全连接层。

1.1.3 全连接层和 Dropout 层

全连接层将前几层网络输出的多维特征向量按照一定顺序拼接成一维特征向量,全连接层的操作可以由式(8)表示:将特征值 s^{m-1} 进行偏置与权重配比并输入给激活函数 $f(\cdot)$ 以提高特征的线性可分性,由此可获得更好的分类效果。

$$s^m = f(w^m s^{m-1} + b^m) \quad (8)$$

为了增强模型的泛化能力和鲁棒性,使用了 Dropout 策略,部分神经元会暂时根据配置的比率从计算中随机删除。最终的输出被作为最终提取的特征并馈送到分类层。

1.2 PSO-SVM 分类器

TSFFCNN 层提取到的最终特征被输入到 PSO-SVM 分类层以完成故障分类, PSO 用于优化 SVM 的惩罚因子 C 和核函数参数 g 。SVM 分类的准确率很大程度上取决于 C 和 g , 其中, 惩罚因子 C 用于控制超出误差的样本惩罚程度, 核函数参数 g 指的是 SVM 核函数的宽度。PSO 算法将惩罚因子 C 和核函数参数 g 视为是粒子, 将预测精度作为目标函数, 并通过适应度函数来衡量他们的优越性。适应度函数 F_i 可以定义为

$$F_i(x) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [f_i(x) - y_i(x)]^2 \quad (9)$$

$$y_i(x) = y_i(\omega x_i) \geq 1 \quad (10)$$

式中 ω 为惯性权重, 用于调节对解空间的搜索范围。 $f_i(x)$ 表示预测值, $y_i(x)$ 表示真实值, M 为总迭代次数。更新粒子 C 和 g 的状态, 直到达到最大迭代次数或满足粒子适应度要求。在每

一次的迭代更新过程中, 粒子自身根据个体极值和群体来不断更新自身的速度和位置, 其更新公式如下所示:

$$V_{id}^k = \omega V_{id}^{k-1} + c_1 r_1 (\rho_i - x_{id}^{k-1}) + c_2 r_2 (\rho_i' - x_{id}^{k-1}) \quad (11)$$

$$x_{id}^k = x_{id}^{k-1} + V_{id}^k \quad (12)$$

式中 $i=1, 2, \cdots, e$, e 为所有粒子的个数; $d=1, 2, \cdots, n$, d 为解向量的维数, n 表示正整数; V_{id} 为粒子的速度; c_1 和 c_2 为非负常数, 简称为加速度因子, 用于调节学习的最大步长; r_1 和 r_2 为处于 $[0, 1]$ 之间的随机数, 用于增加搜索的随机性; ρ_i 与 ρ_i' 分别是全局和个体的最优解。

得到 C 和 g 的最优值后, 配置用于最终分类的 SVM。SVM 分类器公式如式(13)所示:

$$f(x) = \text{sgn}[\omega^* \phi(x) + b^*] = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x, x_i) + b^* \right] \quad (13)$$

$$\omega^* = \sum_{i=1}^m (\alpha_i x_i y_i), \quad b^* = -\frac{1}{2} \omega^* (x_r + x_s) \quad (14)$$

式中 $K(x, x_i)$ 为该分类问题的核函数; Lagrange 系数 $\alpha > 0$, 下标 $i=1, 2, \cdots, l$; x_r 和 x_s 为所分特征中任意一对支持向量。

2 基于 TSFFCNN-PSO-SVM 的故障诊断算法流程

基于 TSFFCNN-PSO-SVM 模型的故障诊断算法流程如图 2 所示, 该算法由数据集构建、网络模型构建及训练、PSO 优化 SVM 及故障诊断几部分组成。由于 TSFFCNN 采用 1DCNN 与 2DCNN 并行多通道网络结构, 则训练集与测试集中包含了 1D 时序信号用以训练 1DCNN 及 2D 图像信号用以训练 2DCNN。

1) 数据集构建: 由于飞机起落架液压系统结构复杂, 在真实系统中实现相应部件故障困难, 且故障部件替换工作繁琐、效率低、成本高、周期时间长^[16]。故本文基于 AMESim 搭建了典型飞机起落架液压系统模型, 并通过相应液压元件或改变液压元件的参数来模拟不同的故障状态, 采集关键节点的压力信号作为原始数据, 通过重叠样本分割技术实现 1D 时序信号数据集增强, 并将 1D 时序信号归一化及重构为 2D 图像信号。数据集按照 4:1 比例划分为训练集与测试集。

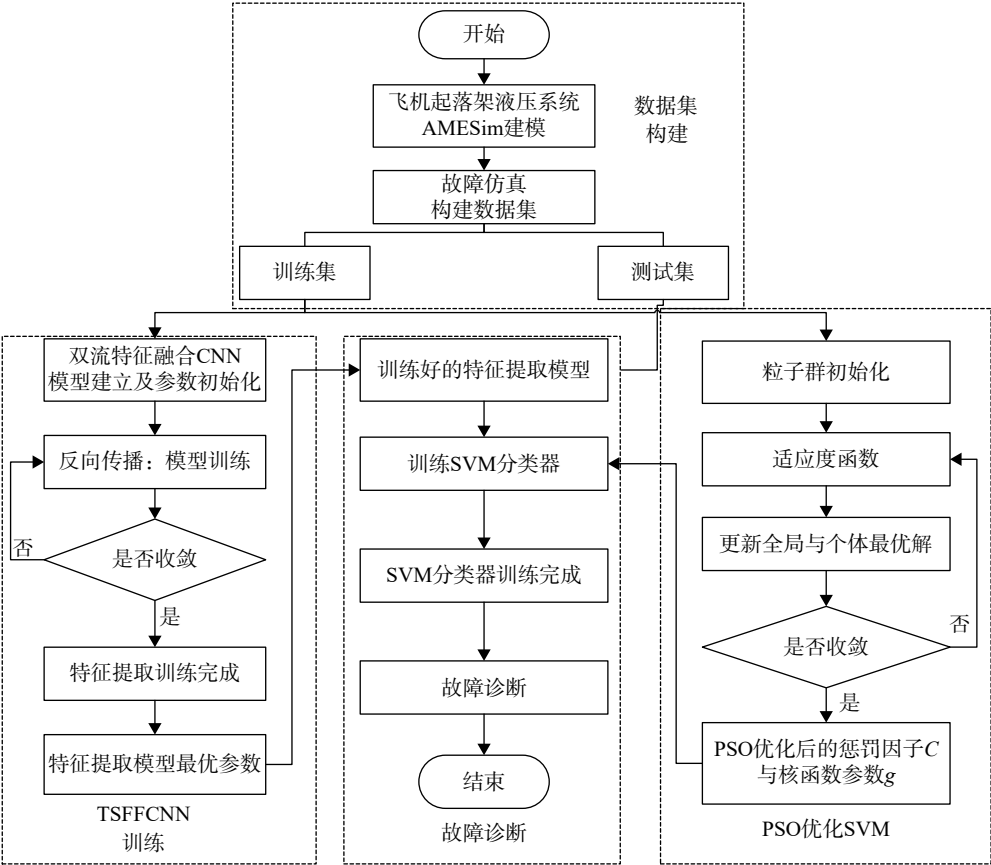


图 2 基于 TSFFCNN-PSO-SVM 的故障诊断算法流程

Fig. 2 Fault diagnosis algorithm flow based on TSFFCNN-PSO-SVM

2) 网络模型构建: 基于 Tensorflow 建立图 1 所示的 TSFFCNN 结构。在 1DCNN 中, 一维卷积由 conv1d 函数实现; 采用最大值池化; 为保证卷积后特征矩阵的大小不变, 采用“Same”填充。在 2DCNN 结构中, 采用 conv2d 函数实现二维卷积; 池化与填充方法与 1DCNN 相同。TSFFCNN 各层参数配置如表 1 所示, 其他超参数配置为: 使用递减的学习率, 初始学习率为 0.001; TSFFCNN 特征提取器的迭代次数为 1 000, 批量大小为 16; 使用交叉熵作为损失函数, 采用 Relu 激活函数, 使用 Adam 优化器; Dropout 在训练阶段设置为 0.5, 在测试阶段设置为 1.0。PSO 种群大小设置为 20 进行 100 次迭代, 以确保收敛速度快, 搜索能力强, PSO 其他超参数设置如表 2 所示。

3) 网络模型训练: 在图 2 中, TSFFCNN 特征提取器通过反向传播(BP)进行训练, 训练的过程采用 Softmax 函数完成, 其定义为

$$\text{Softmax}(X) = P(y = j|X) = \frac{e^{x^T \beta_j}}{\sum_{k=1}^K e^{x^T \beta_k}} \quad (15)$$

表 1 TSFCNN 层参数
Table 1 TSFCNN layer parameters

网络层	尺寸	通道数	Filter 大小	步长
输入层-1D	1 × 1 024	3		
卷积层 1	1 × 1 024	24	1 × 3	1
池化层 1	1 × 512	24	1 × 2	1
卷积层 2	1 × 512	48	1 × 3	1
池化层 2	1 × 256	48	1 × 2	1
Flatten 层	1 × 4 096	3		
输入层-2D	32 × 32	3		
卷积层 1	32 × 32	24	3 × 3	1
池化层 1	16 × 16	24	2 × 2	1
卷积层 2	16 × 16	48	3 × 3	1
池化层 2	8 × 8	48	2 × 2	1
Flatten 层	1 × 1 024	3		
特征融合层	1 × 5 120	3		
全连接层	1 × 512	3		
PSO-SVM	1 × 5	1		

表 2 PSO 算法超参数设置

Table 2 PSO algorithm hyperparameter settings

ω	c_1	c_2	r_1	r_2
0.5	0.9	0.9	0.1	0.1

其中 X 表示所输入的特征向量; j 表示第 j 个预测类别; K 表示类别总数; β_j 表示 Softmax 层与上一层的连接权重。将训练集输入到 TSFFCNN 中, 使用 Softmax 进行模型训练。之后, 将验证集和测试集输入到训练好的 TSFFCNN 中分别获得 3 组提取的特征, 为 PSO-SVM 分类做好准备。

4) 故障诊断: 故障诊断过程采用 PSO-SVM 分类器进行故障分类。PSO 以预测的准确率作为目标函数, 以优化 SVM 的惩罚因子 C 和核函数参数 g , 优化过程见文中第 1.2 节。最后, 将 TSFFCNN 提取的训练集和测试集的特征输入到 PSO-SVM 分类器进行故障诊断。

3 故障诊断模型测试

3.1 故障仿真与数据生成

如图 3 所示为典型起落架液压系统原理图, 液压油在液压泵的动力作用下流向油滤、单向阀、泄压阀等液压元件, 并经过飞机起落架选择阀收起回路和放下回路向起落架收放作动筒和锁作动筒提供动力, 控制起落架完成下放和收起动作。依照飞机起落架液压系统原理图, 建立如图 4 所示的飞机起落架液压系统 AMESim 仿真模型, 并模拟液压泵泄漏、作动筒泄漏、选择阀堵塞及蓄能器故障等几种典型故障类型^[17]。为提高模型的仿真效率, 仅保留了核心元件, 其他机械结构均由超级元件“QLJ”代替。

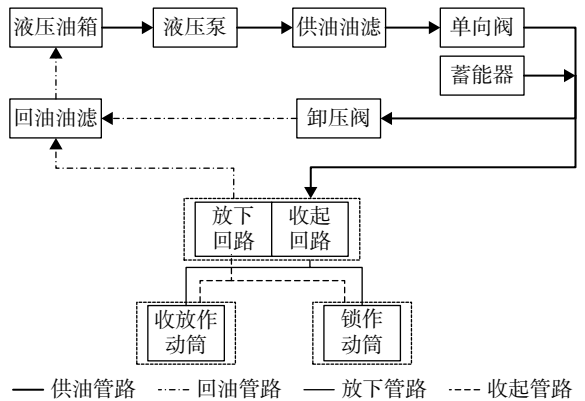


图 3 起落架液压系统原理图

Fig. 3 Schematic diagram of hydraulic system of landing gear

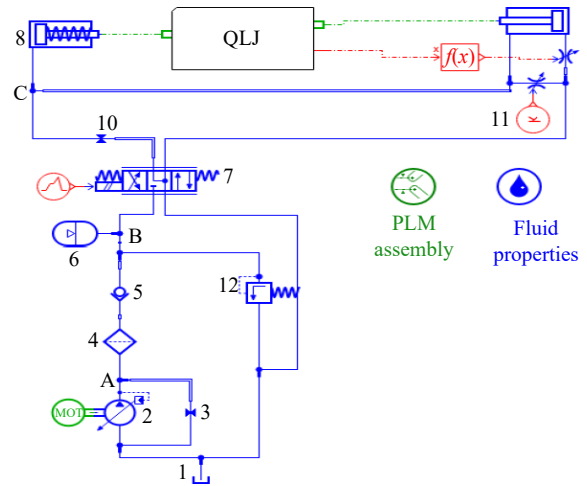


图 4 AMESim 仿真模型

Fig. 4 Simulation model based on AMESim

AMESim 仿真模型中故障注入方法如下: 在液压泵两端并关节流阀, 并设置节流阀孔径大小来模拟液压泵泄漏; 删除模型中蓄能器元件用于模拟蓄能器故障; 在选择阀和作动器之间串关节流阀模拟选择阀堵塞; 在作动器进油口与出油口间并关节流阀模拟作动器泄漏。AMESim 建模所用各元件参数设置如表 3 所示^[18], 并设置模型仿真时间 20 s, 数据采集频率为 1 kHz, 提取图 4 中 A、B、C 三处节点的压力信号作为故障诊断模型的数据源, 则样本空间尺寸为 $1 \times 20\,000 \times 3$ 。

如图 5 所示分别为所搭建仿真模型中 A、B、

表 3 AMESim 模型中元件含义

Table 3 Meaning of components in AMESim model

编号	元件	备注
1	液压油箱	油箱内压力: 0.34 MPa
2	液压泵	转速: 5 000 r/min
3	液压泵泄漏	孔径: <1 mm(正常), >1 mm(泄漏)
4	供油油滤	等效油滤孔径: 5~7 mm
5	单向阀	开启压力: 0.5 MPa
6	蓄能器	预充压力: 13 MPa, 容积: 2.62 L
7	油路选择阀	三位四通换向阀
8	锁作动筒	推杆长度: 0.2 m
9	收放作动筒	推杆长度=0.014 m
10	选择阀堵塞	等效孔径: 5~7 mm(正常), <4 mm(堵塞)
11	作动筒泄漏	等效孔径: <1 mm(正常), >1 mm(泄漏)
12	溢流阀	开启压力: 15 MPa

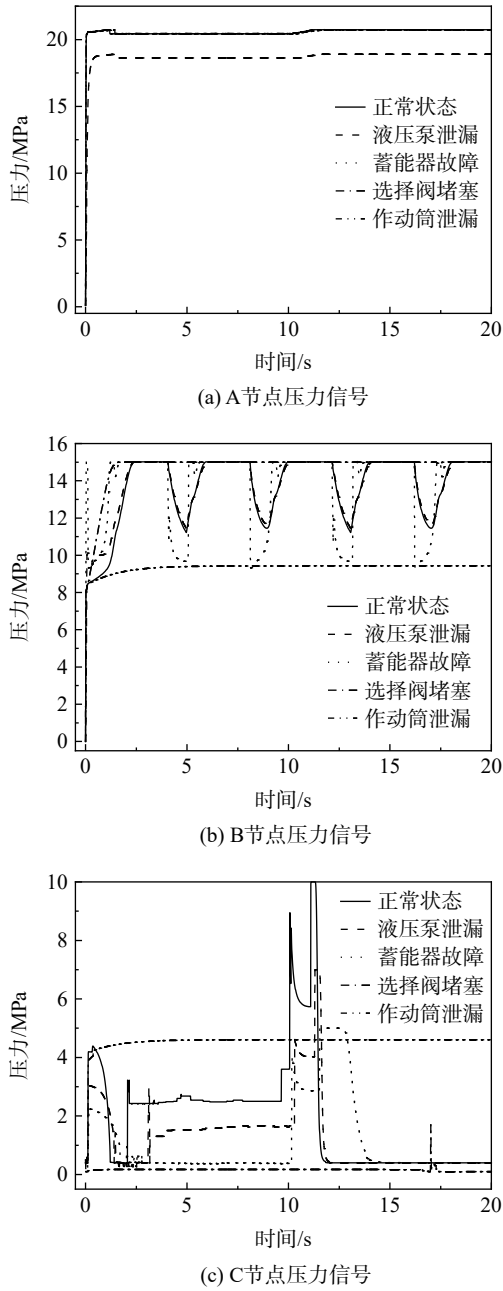


图 5 各节点压力信号变化

Fig. 5 Change of pressure signal at node

C 三节点在不同状态下压力变化曲线图。每条曲线均由 20 000 个数据点有序排列构成, 采用窗口移位技术进行有重叠样本分割实现数据增强。

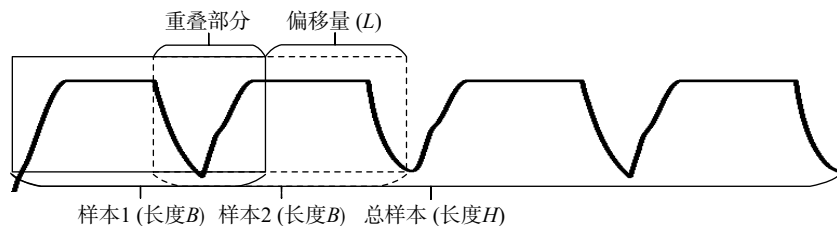


图 6 样本重叠分割

Fig. 6 Sample overlap segmentation

为便于将时序信号重构为图像信号, 以 1 024 个数据点划分为一个样本。并将数据集划分为训练集与测试集, 按照 4 : 1 比例划分训练集与测试集。

3.2 一维时序信号数据增强

本文采用窗口移位技术分割原始一维时序信号构建数据集^[19]。为防止因分割样本丢失特征信息, 最大化地保留相邻时序信号间的相关性, 在窗口移位时对样本进行有重叠分割, 即每次窗口移位的单位距离要小于单位样本长度, 如图 6 所示。以每个数据点为单位, 记作单位“1”, 压力信号总长度为 H , 单位样本长度为 B , 窗口移位长度为 L , 则当前压力信号长度可分割样本数量 N 如式(16)所示。

$$N = \left\lfloor \frac{H-B}{L} + 1 \right\rfloor \quad (16)$$

式中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整数。本文所提取到的压力信号长度为 20 000, 取单位样本长度为 1 024, 为最大化保留相邻样本间时序信号的连续性与相关性, 最大化提取时序信号的全部特征信息, 取窗口移位单位长度 L 为 1, 则样本总量 N 为 18 977, 并按照 4 : 1 比例划分训练集与测试集, 则每类训练集样本为 15 182 个, 每类测试集样本为 3 795 个。

3.3 数据重构为二维图像信号

二维图像信号包含更多的深度和高维特征信息, 能够提高模型泛化的泛化能力, 但真实图像数据具有较多的冗余数据^[20]。因此, 为了减少不利影响, 将一维时序信号归一化处理后重构为二维灰度图作为 2DCNN 的输入。重构后的 2D 信号提高了数据的信噪比(SNR)和计算资源的利用效率, 且 1D 和 2D 信号都被用作 TSFFCNN 网络结构的输入, 它们各自的功能代表不同维度的特征, 可以提高数据的可靠性^[21]。

1D 时序信号的归一化与重构过程如图 7 所

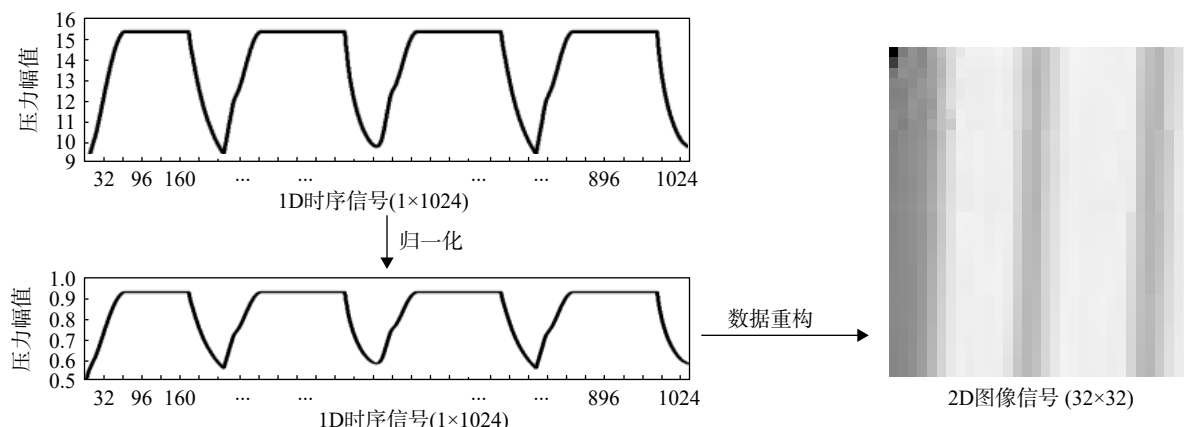


图7 数据重构

Fig. 7 Singal resheep

示,归一化后的一维数据被保留为1DCNN的输入。首先,将压力幅值为9~15的一维时序信号进行归一化处理时使有数据点的大小均在0~1之间,然后将归一化后的一维时序信号重构为二维灰度图。重构方法为:根据归一化数值大小从0到1对应灰度从亮到暗的规律,以时序信号的每32个数据点为1组,然后将32个数据点堆叠成列,并匹配32个Gray尺度色块。在此过程,将长度为1024的1D时序信号重构堆叠为 32×32 的2D图像信号,作为2DCNN网络的信号输入。1D时序信号总量为18977组,则与之对应的2D图像信号也为18977组。

3.4 特征提取与融合

将构建好的1D时序信号与2D图像信号数据集输入TSFFCNN进行自适应特征提取。所提出网络模型的每个处理阶段以不同的方式处理数据。为了验证多通道TSFFCNN、特征融合策略和PSO-SVM驱动的分类能力,区分故障特征样本在各网络层特征提取前后与特征融合后的效果,采用t-SNE算法对特征提取与融合阶段进行的特征分布进行了可视化分析,并将起落架液压系统的正常状态标注为“0”;作动筒泄漏状态标注为“1”;液压泵泄漏状态标注为“2”;选择阀堵塞泄漏状态标注为“3”;蓄能器故障状态标注为“4”。TSFFCNN-PSO-SVM故障诊断网络模型对飞机起落架液压系统AMESim仿真数据的特征提取、融合及分类效果如图8所示。

从图8中可以看出,原始输入信号具有最

大的熵和混淆度,经过两路CNN的第1层卷积和池化后,两路故障信号的部分特征点首先被聚类,逐渐具有可分性;尽管如此,各故障信号之间的特征区别还是比较模糊的,随着模型深度增加,经过第2层卷积池化提取特征后,5类故障信号特征的熵有所降低;在特征融合层中,两路CNN提取的特征点被继承和组合,各故障特征点之间的边界非常清晰;在PSO-SVM分类层中,各个故障特征进一步聚集并清晰可分。可以推断,经双路特征融合后的不同特征之间的混合程度更小,证明模型更容易收敛和更好地分类。

3.5 故障诊断效果评价

在经TSFFCNN特征提取与融合后的飞机起落架液压系统各故障状态压力信号样本输入到PSO-SVM进行分类学习的过程中,采用高斯径向基函数(RBF)作为核函数。得到训练过程中准确率与损失率变化如图9所示。由图9可知TSFFCNN-PSO-SVM模型在迭代20次左右就已经开始收敛了,且模型的测试集故障诊断精度稳定在99.37%。为说明TSFFCNN-PSO-SVM模型的优越性,还进行了测试集中的TSFFCNN-SVM和TSFFCNN-Softmax算法的故障诊断对比分析,可以看出TSFFCNN-SVM与TSFFCNN-Softmax模型的收敛性较差,故障诊断精度难以保证,TSFFCNN-SVM对测试集最高诊断精度为95%左右,CNN-Softmax对测试集最高诊断精度为90%左右。由此可见,经PSO优化后的SVM分类器具有更高的稳定性,且分类精度更高。

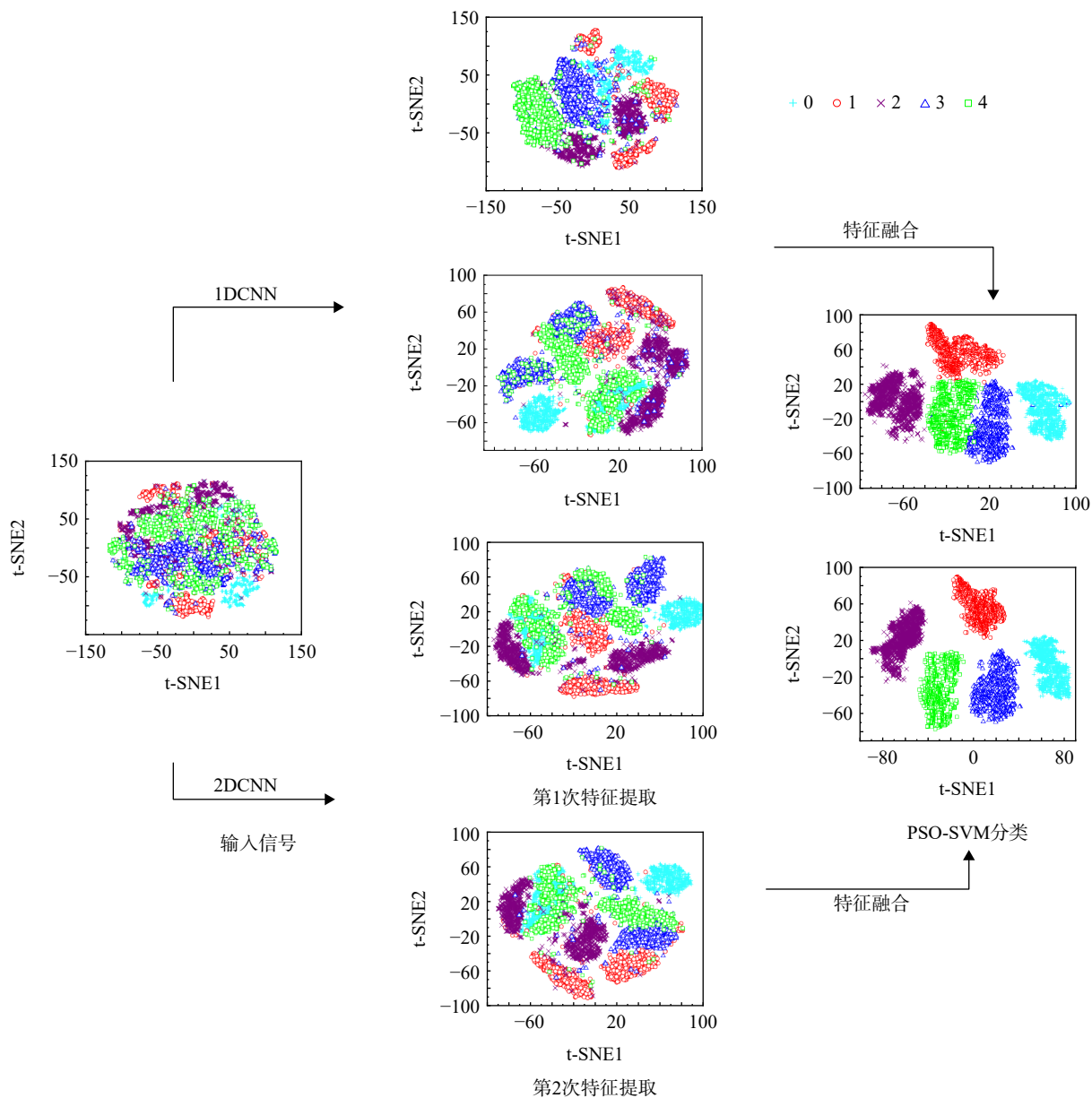
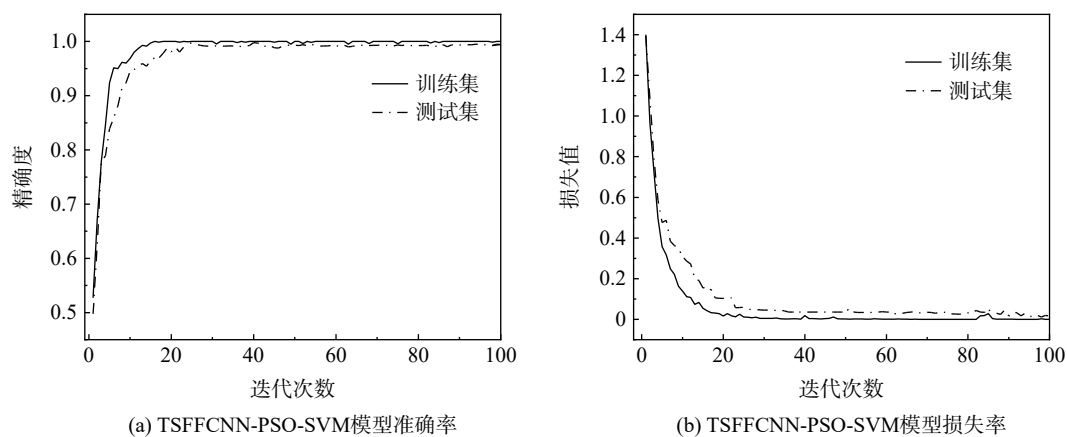


图 8 各层特征的 t-SNE 可视化分析

Fig. 8 t-SNE visual analysis of features at various levels



(a) TSFFCNN-PSO-SVM模型准确率

(b) TSFFCNN-PSO-SVM模型损失率

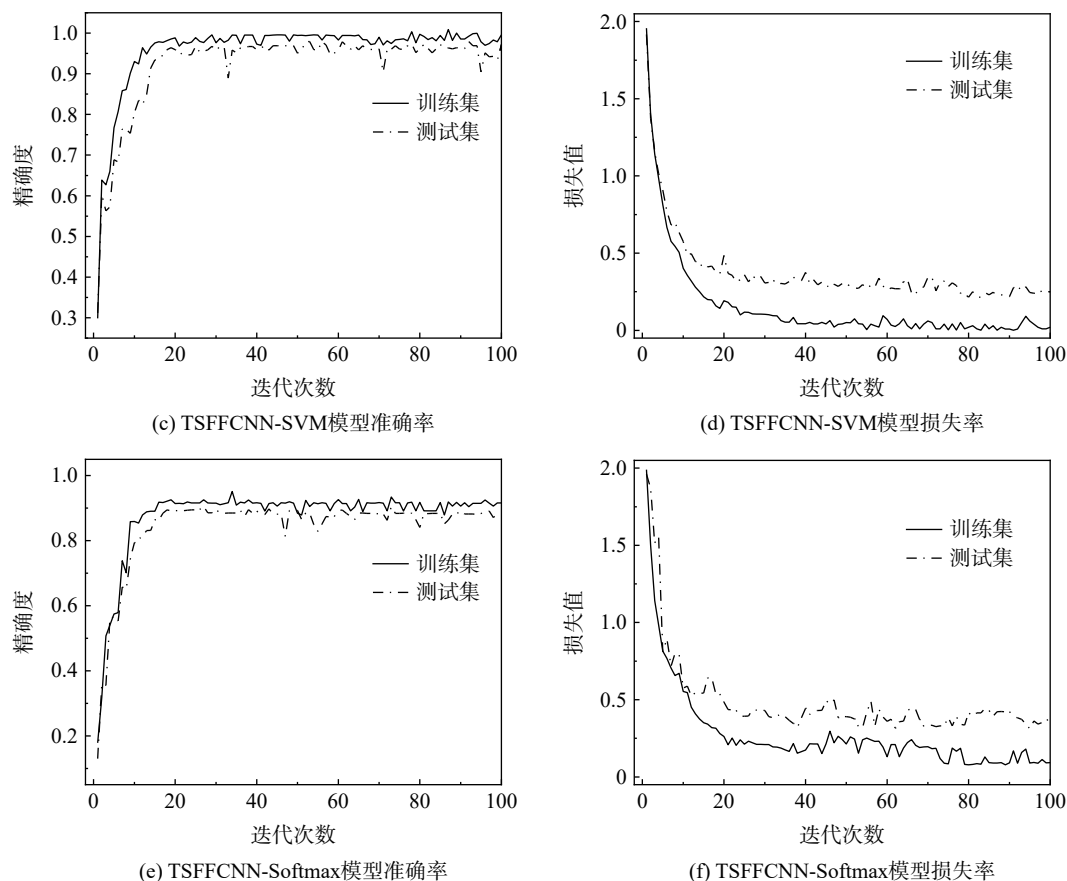


图 9 CNN-SVM 故障诊断过程

Fig. 9 CNN-SVM fault diagnosis process

如图 10 所示为各故障诊断模型对测试集的混淆矩阵,通过混淆矩阵来初步评价故障诊断模型的泛化能力。由图 10 可知,TSFFCNN-PSO-SVM 模型的预测结果更符合实际,由此说明该模型的泛化能力更好。

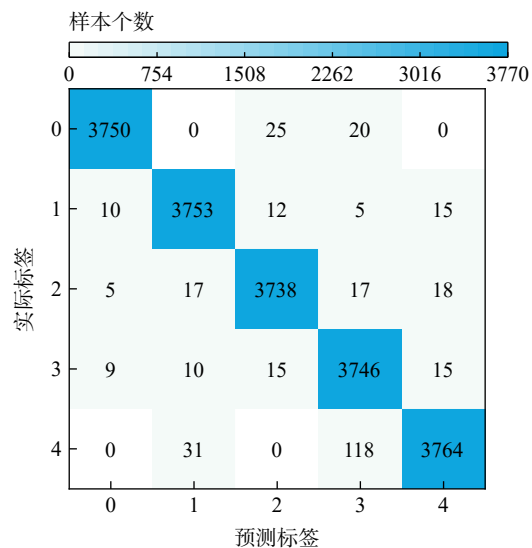
同时,为使仿真数据更加符合实际工况,进一步验证 TSFFCNN-PSO-SVM 模型的泛化能力及故障诊断结果的稳定性与可靠性,在测试集中添加了信噪比 $R_{sn} = -3 \sim 3$ dB 的高斯白噪声,计算信噪比公式如式(17)所示。将进行噪化处理的测试集输入到已经训练好的诊断模型中,分别采用 Softmax、SVM 及 PSO 优化后的 SVM 进行故障分类,得到不同分类器的故障分类准确度如图 11 所示。

$$R_{sn} = 10 \lg \frac{P_{\text{signal}}}{P_{\text{noise}}} \quad (17)$$

式中 P_{signal} 和 P_{noise} 分别为信号有效功率和噪声有效功率。

由图 11 分析可知 TSFFCNN-PSO-SVM 模型抗噪能力更好,模型的泛化效果明显优于对比中的其

他模型。在白噪声信噪比为 -3 dB 时,TSFFCNN-PSO-SVM 诊断精度就可以达到 90% 以上,而 TSFFCNN-SVM 与 TSFFCNN-Softmax 模型的诊断精度分别仅为 84.7% 与 83.6%,由此更进一步说明经 PSO 优化后的 SVM 分类器具有更好的故障识别能力。



(a) TSFFCNN-PSO-SVM

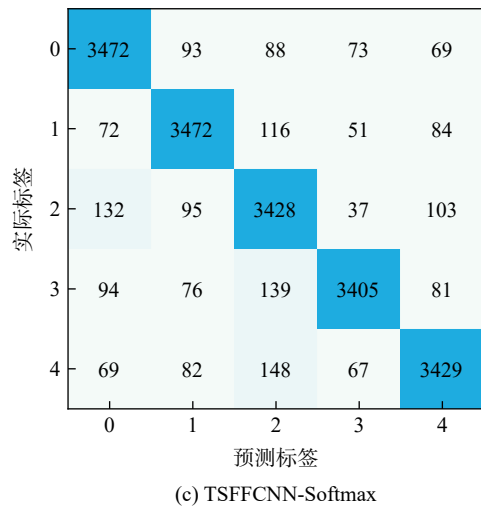
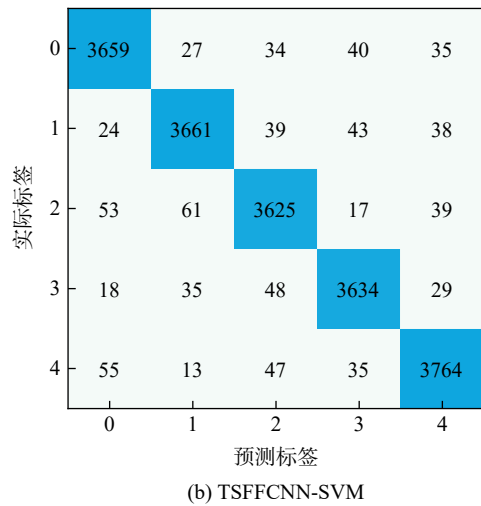


图 10 故障诊断模型的混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix of fault diagnosis model

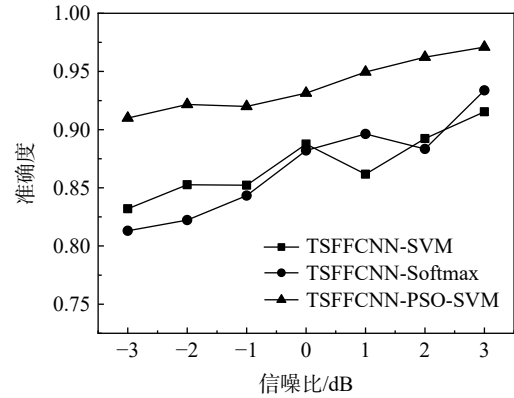


图 11 加噪测试集的准确度

Fig. 11 Accuracy on the noisy test set

同时, 本文还做了以下对比实验: 分别将 1DCNN 与 2DCNN 网络中所提取的故障特征直接输入到 SVM 进行学习分类, 同时也将两路特征通过 Softmax 层分类; 参考特征工程的方法, 分别通过信息熵分配权值、小波包分解及熵权法的方法来提取起落架液压系统压力信号的特征信息, 并将以特征工程所提取到的特征向量输入到 SVM 进行分类, 各分类效果对比如图 12 所示。

经过上述分析可知, 基于 TSFFCNN-PSO-SVM 故障诊断模型的需要较长训练时间, 但对飞机起落架液压系统的故障诊断精度明显要高于其他算法, 且模型泛化能力更好, 具有较好的可靠性与稳定性。

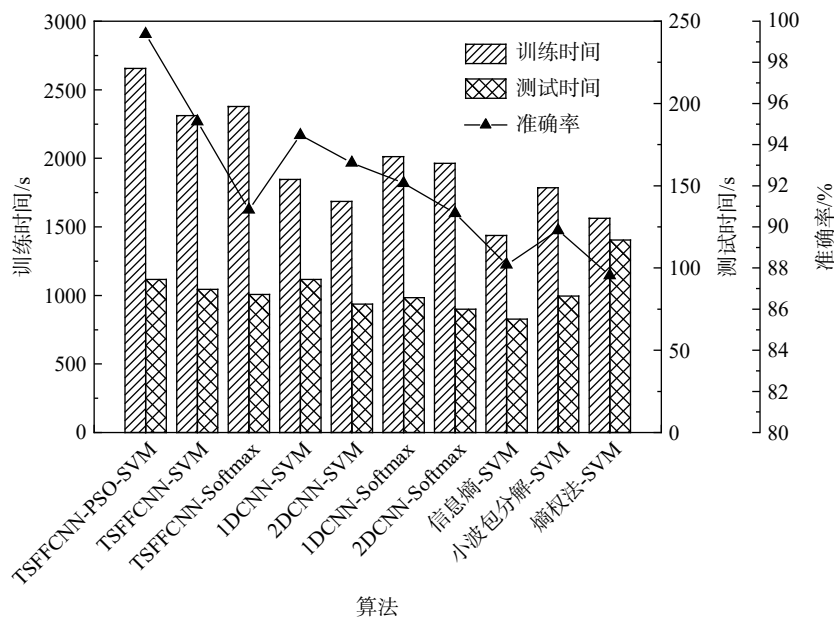


图 12 不同算法的故障分类效果

Fig. 12 Failure classification effect of different methods

4 结 论

针对目前飞机起落架液压系统故障诊断模型精度低, 深层故障特征提取困难的问题, 本文所提出的基于 TSFFCNN-PSO-SVM 的飞机起落架液压系统故障诊断算法具有以下优点:

1) 采用 1DCNN 与 2DCNN 并行网络通道能够在多尺度上提取飞机起落架液压系统压力信号的复杂深层细节特征, 且经 Flatten 展开及特征融合后的故障特征点具有更高的内聚性和可分性, 能够很大程度地提高模型的诊断精度。

2) 能够自适应提取出飞机起落架液压系统不同故障状态下的特征信息, 省去了选取特征时对专家知识的依赖, 实现了端对端的操作。

3) 采用 PSO 优化 SVM 的惩罚因子 C 及核函数参数 g , 避免通过人为经验对参数的选取, 增加了参数选取的自适应性, 提高了 SVM 的分类精度。

4) TSFFCNN-PSO-SVM 具有较高的模型泛化能力, 故障诊断精度更高、更可靠、更稳定。

参考文献:

- [1] 寇旭. 飞机液压系统故障特性分析及故障诊断使用技术研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2018.
KOU Xu. Analysis of fault characteristics of aircraft hydraulic system and research on using technology of fault diagnosis[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2018. (in Chinese)
- [2] 杨超. 飞机起落架液压收放系统故障诊断方法研究[J]. 液压气动与密封, 2021, 41(7): 50-52, 56.
YANG Chao. Research on fault diagnosis method of aircraft landing gear hydraulic retractable system[J]. *Hydraulics Pneumatics and Seals*, 2021, 41(7): 50-52, 56. (in Chinese)
- [3] 刘泽华, 李振水. 基于小波包特征熵的飞机液压系统故障诊断方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(9): 1705-1707, 1710.
LIU Zehua, LI Zhenhui. Research of fault diagnosis of aircraft hydraulic system based on wavelet packet-characteristic entropy[J]. *Computer Measurement & Control*, 2009, 17(9): 1705-1707, 1710. (in Chinese)
- [4] 李耀华, 王星州. 飞机液压系统故障诊断[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 232-236, 264.
LI Yaohua, WANG Xingzhou. Fault diagnosis of aircraft hydraulic system[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(5): 232-236, 264. (in Chinese)
- [5] 齐鹏, 柴佳佳, 靳小波. 基于 CVFOA-GRNN 的飞机液压系统的故障诊断研究[J]. 测控技术, 2017, 36(12): 43-47.
QI Peng, CHAI Jiajia, JIN Xiaobo. Research on fault diagnosis of aircraft hydraulic system based on CVFOA-GRNN[J]. *Measurement and Control Technology*, 2017, 36(12): 43-47. (in Chinese)
- [6] 张红, 程传祺, 徐志刚, 等. 基于深度学习的数据融合方法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(24): 1-11.
ZHANG Hong, CHENG Chuanqi, XU Zhigang, et al. Research review of data fusion methods based on deep learning[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(24): 1-11. (in Chinese)
- [7] YAO D, LIU H, YANG J, et al. A lightweight neural network with strong robustness for bearing fault diagnosis[J]. *Measurement*, 2020, 159: 107756.
- [8] LU Chen, WANG Zhenya, ZHOU Bo. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using hierarchical convolutional network based health state classification[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, 32: 139-151.
- [9] 刘星辰, 周奇才, 赵炯, 等. 一维卷积神经网络实时抗噪故障诊断算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(7): 89-95.
LIU Xingchen, ZHOU Qicai, ZHAO Jiong, et al. Real-time and anti-noise fault diagnosis algorithm based on 1-D convolutional neural network[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2019, 51(7): 89-95. (in Chinese)
- [10] ARAM K Y, LAM S S, KHASAWNEH M T. Linear cost-sensitive max-margin embedded feature selection for SVM[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 197: 116683.
- [11] LI Yongbo, XU Minqiang, WEI Yu, et al. A new rolling bearing fault diagnosis method based on multiscale permutation entropy and improved support vector machine based binary tree[J]. *Measurement*, 2016, 77: 80-94.
- [12] HE Zhiyi, CHENG Junsheng, LI Juan, et al. Linear maximum margin tensor classification based on flexible convex hulls for fault diagnosis of rolling bearings[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2019, 173: 62-73.
- [13] HITAM N A, ISMAIL A R, SAEED F. An optimized support vector machine (SVM) based on particle swarm optimization (PSO) for cryptocurrency forecasting[J]. *Procedia Computer Science*, 2019, 163: 427-433.
- [14] 李明骏, 张国银, 王海瑞. 基于 PSO-SVM 模型的液压系统故障诊断[J]. 电视技术, 2021, 45(5): 115-119.
LI Mingjun, ZHANG Guoyin, WANG Hairui. Fault diagnosis of hydraulic system based on PSO-SVM model[J]. *Television Technology*, 2021, 45(5): 115-119. (in Chinese)
- [15] 李创, 刘宗林, 刘胜, 等. 快速卷积算法的综述研究[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(10): 1711-1719.
LI Chuang, LIU Zonglin, LIU Sheng, et al. A review of fast convolution algorithms[J]. *Computer Engineering and Science*, 2021, 43(10): 1711-1719. (in Chinese)
- [16] 李巍. 基于 AMESim 的飞机液压系统仿真技术的应用研究[J]. 内燃机与配件, 2022, 43(3): 233-235.
LI Wei. Application research of simulation technology of aircraft hydraulic system based on AMESim[J]. *Internal Combustion Engine and Parts*, 2022, 43(3): 233-235. (in Chinese)
- [17] 吴亚锋, 郭军. 基于 AMESim 的飞机液压系统仿真技术的应用研究[J]. 沈阳工业大学学报, 2007, 29(4): 368-371.
WU Yafeng, GUO Jun. Application research of aircraft hydraulic system simulation technology based on AMESim[J]. *Journal of Shenyang University of Technology*, 2007, 29(4): 368-371. (in Chinese)
- [18] 高文磊, 陈东. 飞机起落架收放液压系统仿真与研究[J]. 液压气动与密封, 2017, 37(12): 64-66.
GAO Wenlei, CHEN Dong. Simulation and research of aircraft landing gear retracting and extending hydraulic system[J]. *Hydraulics Pneumatics and Seals*, 2017, 37(12): 64-66. (in Chinese)
- [19] 李时奇. 基于卷积神经网络的飞机液压系统故障诊断算法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2020.
LI Shiqi. Research on fault diagnosis algorithm of aircraft hydraulic system based on convolutional neural network[D]. Nanjing:

- Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020. (in Chinese)
- [20] 金江涛, 许子非, 李春, 等. 基于深度学习与混沌特征融合的滚动轴承故障诊断[J]. [控制理论与应用](#), 2022, 39(1): 109-116.
- JIN Jiangtao, XU Zifei, LI Chun, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on fusion of deep learning and chaotic features[J]. [Control Theory and Application](#), 2022, 39(1): 109-116. (in Chinese)
- [21] 赵春华, 胡恒星, 陈保家, 等. 基于深度学习特征提取和 WOA-SVM 状态识别的轴承故障诊断[J]. [振动与冲击](#), 2019, 38(10): 31-37, 48.
- ZHAO Chunhua, HU Hengxing, CHEN Baojia, et al. Bearing fault diagnosis based on deep learning feature extraction and WOA-SVM state recognition[J]. [Vibration and Shock](#), 2019, 38(10): 31-37, 48. (in Chinese)

(编辑: 陈 越)