

# 基于改进 ABC-RBF 的飞机全电刹车系统 智能故障诊断

吴鹏, 张洋, 罗守华

(信阳航空职业学院 航空工程学院, 河南 信阳 464000)

**摘要:** 由于现有的故障诊断方法存在诊断平均误差值较高、耗时较长的问题, 为此设计了基于改进 ABC-RBF 神经网络的飞机全电刹车系统故障自动诊断方法; 设计采用“USB 接口+ARM+FPGA”的硬件架构方式和由上位机、信号衰减电路等构成的故障信号采集器, 实施飞机全电刹车系统故障信号采集; 设计基于互信息与变分模式分解(VMD)的信号降噪算法对采集到的信号实施降噪处理; 采用改进后的 ABC 算法对 RBF 神经网络参数进行寻优, 确保寻优参数的有效性; 并引入模糊集合的概念来提高网络的性能, 利用梯度下降法进行网络训练更新, 降低诊断结果误差; 由此将降噪信号输入, 利用优化训练后的 RBF 神经网络实现飞机全电刹车系统的故障自动诊断; 结果表明, 该方法的偏离因子值最低达到  $0.08 \times 10^{-3}$ , 3 种故障的平均诊断迭代时间均较短, 其中主起落架“走步”故障的平均诊断迭代时间最短。

**关键词:** 故障信号采集器; 信号降噪; 改进 ABC-RBF 神经网络; 飞机全电刹车系统; 故障诊断

## Intelligent Fault Diagnosis on Aircraft Full Electric Braking System Based on Improved ABC-RBF

WU Peng, ZHANG Yang, LUO Shouhua

(Aviation Engineering College, Xinyang Aviation Vocational College, Xinyang 464000, China)

**Abstract:** Due to the problems of high average diagnostic error and long time consumption in existing fault diagnosis methods, an automatic fault diagnosis method for aircraft full electric braking system based on improved artificial bee colony radial basis function (ABC-RBF) neural network is designed. The design adopts a hardware architecture of “USB interface+ARM+FPGA”, the fault signal collector is composed of an upper computer, signal attenuation circuit, etc., it achieves fault signal acquisition for the aircraft's full electric braking system. Based on mutual information and variational mode decomposition (VMD), a signal denoising algorithm is used to denoise the collected signals. Using the improved ABC algorithm to optimize the parameters of the RBF neural network, ensuring the effectiveness of the optimization parameters. And the fuzzy sets are introduced to improve the performance of the network, the gradient descent method is adopted to update network training, and reduce the errors of diagnostic results. From this, with the denoised signal input, the trained RBF neural network is optimized to achieve automatic fault diagnosis of the aircraft full electric braking system. The results indicate that the deviation factor value of this method reaches a minimum of  $0.08 \times 10^{-3}$ . The average diagnostic iteration time for the three types of faults is relatively short, among which the average diagnostic iteration time for the main landing gear “walking” fault is the shortest.

**Keywords:** fault signal collector; signal denoising; improved ABC-RBF neural network; aircraft full electric braking system; fault diagnosis

## 0 引言

对于飞机来说, 发动机系统与机轮刹车系统是使用成本最大的两种系统, 其中机轮刹车系统在飞机的着陆与起飞阶段起着关键作用, 该系统运行的安全可靠性与飞机运行安全及机载人员财产生命安全有着直接的关系。在着陆时, 飞机动能较大, 刹车持续时间比较短, 因此刹车系统需要在很短时间内将动能吸收掉, 以对飞机实施刹车减速<sup>[1]</sup>。以上操作会引起刹车盘温度瞬时升高, 轮胎严重磨损等多种问题, 这对机轮刹车系统来说是十分严峻的考验。

一旦机轮刹车系统发生故障, 会引发机轮偏离、爆胎甚至冲出跑道等事故。根据相关统计数据, 尽管飞机着陆与起飞阶段在整体飞行时间中仅占 1% 的比例, 然而在这两个阶段发生致命事故的比例高达 37%, 造成的死亡人数占比高达 28%<sup>[2]</sup>。可见, 飞机刹车系统的可靠、安全运行对于飞行安全来说是至关重要的。在该背景下, 需开展飞机刹车系统故障诊断方向的研究, 以削弱故障对于飞机刹车系统造成的影响, 提高飞机刹车系统的安全性。

针对刹车系统故障诊断问题, 国内外学者已展开相应研究。其中文献 [3] 提出了一种基于自适应无迹卡尔曼滤波

收稿日期: 2023-11-29; 修回日期: 2024-01-01。

作者简介: 吴鹏 (1984-), 男, 硕士。

引用格式: 吴鹏, 张洋, 罗守华. 基于改进 ABC-RBF 的飞机全电刹车系统智能故障诊断[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(6): 20-26.

波器 (UKF-) 的故障诊断方法。首先, 应用基于 Sage-Husa 方法的自适应 UKF 来准确估计制动系统的压力瞬态。然后, 在 UKF 估计的压力和传感器测量的压力之间产生残差。然后, 使用顺序概率比测试来评估残差, 以诊断初始和逐渐的刹车系统故障。将该方法应用至飞机全电刹车系统故障诊断中, 由于其对参数选取不当, 导致滤波器的性能不佳, 影响故障诊断的准确性。文献 [4] 提出了一种无人机电传刹车系统失控故障诊断方法, 主要通过故障定位与机制分析实现了故障的诊断。但该方法在实际应用中由于未对采集的故障信号进行有效的处理, 导致诊断平均误差值较高, 诊断收敛速度较慢。文献 [5] 则提出了一种飞机刹车系统故障诊断方法, 实验结果表明, 通过该诊断方法能够预先检测到刹车系统的故障征兆, 从而降低刹车系统再次启动后的故障发生率, 有着显著的故障预防效果。但该方法在实际应用中, 由于未考虑参数设置的调整, 故诊断结果偏差较大。

为了有效解决上述方法所存在的问题, 现针对飞机全电刹车系统设计一种基于改进 ABC-RBF 神经网络的飞机全电刹车系统故障自动诊断方法, 该方法主要以 RBF 神经网络为核心, 通过改进 ABC 算法对 RBF 神经网络参数进行寻优, 有效提高寻优性能, 确保参数的有效性, 采用反向学习改进 ABC 算法实现参数寻优, 提高了收敛速度。为进一步提高 RBF 神经网络性能, 引入模糊集合的概念, 以更好地处理输入信号的不确定性和模糊性, 提高模型对于复杂输入的适应能力, 以输出更加清晰的结果。并利用梯度下降法进行网络训练更新, 降低诊断结果误差, 完成 RBF 神经网络的优化训练。最终, 利用优化训练后的 RBF 神经网络实现飞机全电刹车系统的智能故障诊断。

## 1 飞机全电刹车系统故障信号采集及处理

### 1.1 飞机全电刹车系统故障信号采集

为了确保飞机全电刹车系统故障信号的准确采集和后续故障诊断的需要, 设计一种故障信号采集器, 实施飞机全电刹车系统故障信号采集。其故障信号可能来自传感器、电路等, 包括刹车片温度、压力、电流、电压等参数, 采集器通过硬件设备 (如进阶精简指令集机器 (ARM, advanced RISC machine)、场可编程门阵列 (FPGA, field programmable gate array)) 和 USB 接口, 将采集到的故障信号进行存储和传输。通过对故障信号采集与分析, 可以有效提高刹车系统的安全性和可靠性, 保障飞机的飞行安全。

该故障信号采集器采用的是“USB 接口+ARM+FPGA”的硬件架构方式, 由上位机、信号衰减电路、存储电路及 FPGA 控制逻辑器等构成, 其设计如图 1 所示。

其中 FPGA 逻辑控制器是采样控制功能的核心, USB 接口与 ARM 负责传输采样数据与命令, 是与上位机通信的桥梁。为 FPGA 逻辑控制器配置静态随机存取存储器 (SRAM, static random-access memory) 存储电路作为其外置存储器<sup>[6]</sup>。

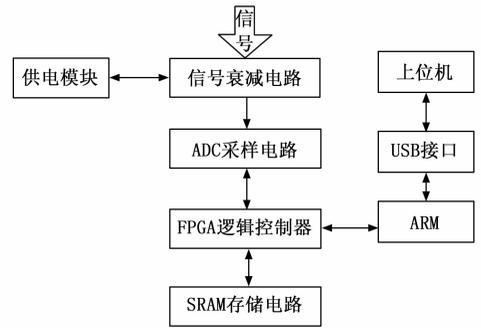


图 1 故障信号采集器设计框图

在信号衰减电路中, 通过 NPN 型三极管驱动 JD 继电器工作, 由 JD 继电器实现输入电压信号的 10 倍衰减, 并利用 1N4148 型二极管保护电源。在信号衰减电路中采用 NPN 型三极管驱动 JD 继电器的设计是为了实现输入电压信号的倍数衰减。这种设计可以通过控制继电器的开关状态来改变信号幅值, 从而实现信号的衰减。使用继电器的好处是它具有较高的隔离性和稳定性, 可以提供准确的倍数衰减效果。继电器的开关状态由 NPN 型三极管控制, 通过调整三极管的饱和电流, 可以实现不同的衰减倍数。这样可以灵活地调节信号幅值, 适应不同的采集需求。同时, 在设计中采用 1N4148 型二极管用于保护电源。二极管可以起到电源反向传导和过压保护的作用, 防止信号衰减电路中发生电源反向连接或过电压的情况。这样可以确保电路的稳定工作并保护电源免受损害。综上所述, 通过 NPN 型三极管驱动 JD 继电器, 并使用 1N4148 型二极管保护电源, 可以实现准确的信号衰减和电路的稳定工作, 满足飞机全电刹车系统故障信号采集的需求。

模数转换器 (ADC, analog-to-digital converter) 采样电路的设计如图 2 所示。

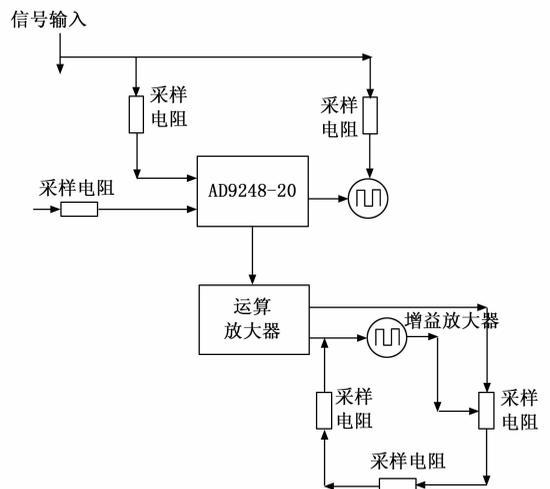


图 2 ADC 采样电路的设计

在供电模块中, 通过 PC817A 型线性光耦合器与 TOP224P 型三端单片开关电源实现故障信号采集器的

供电<sup>[7]</sup>。

### 1.2 飞机全电刹车系统故障信号降噪

飞机全电刹车系统的故障信号可能受到多种干扰，如噪声、电磁干扰等，这些干扰信号会影响对真实故障信号的正确判断和分析，因此为了提高故障信号的质量和准确性，针对采集的飞机全电刹车系统故障信号，设计一种基于互信息与 VMD (Variational Mode Decomposition) 的信号降噪算法对采集的故障信号 (包括刹车片温度、压力、电流、电压等故障信号) 实施降噪处理。VMD 技术是一种在时频域上进行信号分解的方法，它可以将复杂的信号分解成一系列具有不同频率特征的分量 (即 VMD 分量)。通过对每个分量进行能量熵计算，可以确定各个分量的重要程度。降噪算法中的互信息用于评估各个 VMD 分量中包含的信号信息与噪声之间的关系。通过比较各个分量的能量熵，可以选择特定的分量来重构原始信号，从而达到去除噪声的效果。设计飞机全电刹车系统故障信号降噪算法的运行流程具体如下。

#### 1) VMD 分解：

设定 VMD 的数据窗口长度、要分解的模态数  $K$ 、迭代次数等参数，然后对采集的飞机全电刹车系统的每个故障信号进行 VMD 分解，如对于输入的故障信号  $X(t)$ ，将其分解为  $K$  个模态函数 ( $IMF_l$ ) 和一个残余项  $r(t)$  的和。具体的 VMD 分解过程如下：

$$X(t) = \sum_{i=1}^N K e_i(t) + r(t) \quad (1)$$

式中， $e_i(t)$  为模态函数的正交空间， $N$  为输入的故障信号总数。

#### 2) 各分量的能量熵计算：

对于获得的 VMD 分解分量  $IMF_1, IMF_2, \dots, IMF_l$ ，将其记为  $o_1(t), o_2(t), \dots, o_l(t)$ ，则其分量能量可以用下式来表示：

$$J_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |o_i(t)|^2 dt \quad (2)$$

式中， $J_i$  为第  $i$  个分量的对应能量。则  $l$  个 IMF 分量的总能量和可以用下式来表示：

$$\begin{cases} J = \sum_{i=1}^l J_i \\ i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (3)$$

则依据熵的定义，各 IMF 分量所对应的固有能量熵具体如下式：

$$\begin{cases} S_i = -q_i \lg q_i \\ q_i = \frac{J_i}{J} \end{cases} \quad (4)$$

式中， $q_i$  为总能量和与第  $i$  个分量的对应能量的比值； $S_i$  为各 IMF 分量所对应的固有能量熵<sup>[8]</sup>。

#### 3) 相邻分量互信息熵计算：

通过计算相邻分量的互信息熵，可以获取它们之间的关联程度，进而用于确定信号重构中的转折点。较高的互信息熵表示两个相邻分量之间具有显著的相关性，反之则

表示它们之间的相关性较弱。通过下式实施相邻分量互信息熵的计算：

$$WR(IMF_i, IMF_{i+1}) = S_i + S_{i+1} - S_i S_{i+1} \quad (5)$$

#### 4) 转折点确定：

根据相邻分量互信息熵的大小排序，找到信息熵较大的前几个分量。这些较大能量的分量被认为是低频部分的主要成分，从而确定低频部分的转折点，将低频部分从原始信号中去除，得到残差信号。对残差信号进行 VMD 分解，得到一系列高频分量。计算相邻高频分量之间的互信息熵，衡量它们之间的相关性以及信息交流程度。根据互信息熵的计算结果，找到高频分量之间的转折点，即互信息熵值突然降低的位置<sup>[9]</sup>。

#### 5) 信号重构：

依据上一步骤获得的转折点，应用降噪后的低频分量与高频分量实施信号重构，完成信号降噪工作<sup>[10]</sup>。

## 2 基于改进 ABC-RBF 神经网络的模糊故障自动诊断模型设计

在模型中输入降噪处理后的飞机全电刹车系统故障信号，为实现有效的飞机全电刹车系统的故障自动诊断，首先，展开改进 ABC 的 RBF 神经网络参数寻优处理；然后为进一步提升参数寻优后 RBF 神经网络的性能，引入了模糊集合的概念，并利用梯度下降法进行训练更新，降低诊断结果误差；最后，利用优化训练后的 RBF 神经网络模型实现故障自动诊断，获取故障自动预测分类结果。其整个实现流程如图 3 所示。

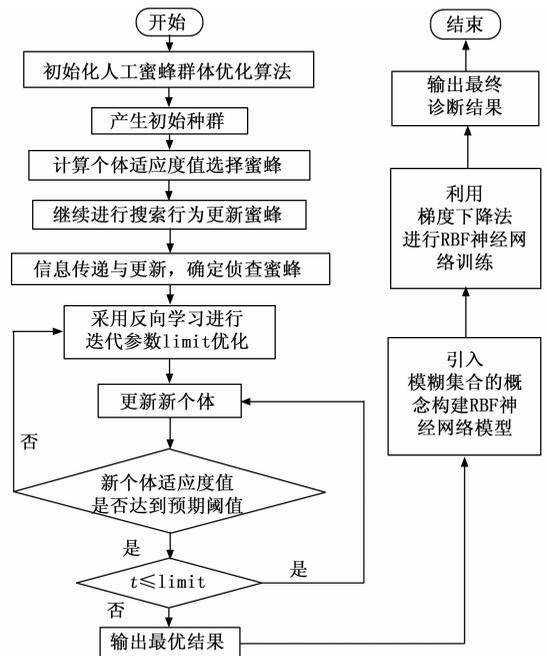


图 3 改进 ABC 的 RBF 神经网络模糊故障自动诊断实现流程图

### 2.1 改进 ABC 算法

ABC 算法是一种基于模拟蜜蜂觅食行为的元启发式优化算法<sup>[11]</sup>。它模拟了蜜蜂在寻找花蜜过程中的觅食、舞蹈

和信息传递等行为, 通过觅食蜜蜂的位置和信息交流来优化问题的解<sup>[12-13]</sup>。ABC 算法用于确定 RBF 神经网络的参数, 包括隐藏层神经元的数量、位置和传递函数的参数等。通过模拟蜜蜂的觅食行为和 Information 交流方式, 优化寻找最佳的神经网络参数配置。但该算法中侦查蜜蜂的迭代参数“limit”对算法全局寻优能力影响较大, 设置不当反而会大幅降低算法性能。所以本文对 ABC 进行改进, 以提高其搜索性能。

考虑到遗传算法中的变异算子是最为简单有效的增大种群多样性的方式, 因此提出基于反向学习的变异策略, 即采用反向学习方式实现变异操作, 而不选择传统变异中产生随机点的方式, 且变异概率依进化代数 limit 的自适应变化, 表示为:

$$L' = CR[0.2 + rand(0,1) \times (0.9 - 0.2)] \quad (6)$$

式中, CR 为变异概率,  $L'$  为变异概率进化后的参数 limit。则通过反向学习实现参数更新的表达式如下:

$$X'_b = X^L_b + X^H_b + rand(0,1)X_b \quad (7)$$

式中,  $X^L_b$ 、 $X^H_b$  分别为第  $L'$  次迭代的上下边界, 若  $X'_b$  对应的适应度值更优, 则用其代替  $X_b$ 。另外, 每代的最差个体通常不会对最优解有所贡献, 但会大大影响算法的收敛速度, 因此, 对每代的最差个体也进行反向学习, 以确保具有良好的收敛速度。由此, 综上所述, 完成对 ABC 算法的改进, 接下来, 为了提高 RBF 神经网络构建的有效性, 采用改进后的 ABC 算法对 RBF 神经网络参数进行寻优。

## 2.2 基于改进 ABC 算法的 RBF 神经网络参数寻优

基于上述改进后的 ABC 算法, 来完成 RBF 神经网络参数寻优, 其具体流程描述如下:

1) 初始化蜜蜂群体: 设定蜜蜂群体的大小和迭代次数, 随机生成一组初始参数, 包括隐藏层神经元的数量、神经元的中心和神经元的宽度等参数。

2) 触发蜜蜂搜索行为: 对于每个蜜蜂, 根据当前的参数配置构建 RBF 神经网络模型。根据模型的性能评价准则, 例如均方误差 (MSE), 计算模型的适应度。基于适应度值选择蜜蜂的搜索策略, 即确定哪些蜜蜂将进行探索 (搜索新的参数配置) 或者利用现有的参数。

3) 蜜蜂搜索行为: 对于搜索新的参数配置的蜜蜂, 通过 ABC 算法中的觅食过程生成新的参数配置。利用生成的新参数配置构建新的 RBF 神经网络模型, 并计算其适应度。据适应度值更新蜜蜂的参数配置。

4) 信息传递与更新: 当所有蜜蜂完成搜索行为后, 根据其适应度值进行信息交流。选择适应度较好的蜜蜂  $X_b$  (更优的参数配置) 作为“侦查蜜蜂”, 并根据上述公式 (7) 更新整个蜜蜂群体的参数。

5) 终止条件: 根据预设的停止准则, 达到预期的适应度阈值, 判断是否满足终止条件。如果未满足终止条件, 则重复步骤 2)~4), 直到满足终止条件。

通过以上步骤, 实现改进 ABC 算法对 RBF 神经网络的初始参数进行搜索和优化, 以寻找到最优的参数配置。这

样可以提高模型的性能和精度, 从而进一步实现精准的飞机全电刹车系统故障的自动诊断。

## 2.3 模糊故障自动诊断模型设计

为进一步提升参数寻优后 RBF 神经网络的性能, 引入了模糊集合的概念<sup>[14]</sup>。具体来说, 是在加入模糊化层处理输入信号, 并加入反模糊化层处理输出信号, 以更好地处理输入信号的不确定性和模糊性, 提高模型对于复杂输入的适应能力, 以输出更加清晰的结果。各神经元节点则按照 RBF 神经网络算法实施运算<sup>[15-16]</sup>。

将该模糊故障自动诊断模型的结构设计为 5 层, 具体结构设计如表 1 所示。

表 1 模糊故障自动诊断模型结构设计

序号	名称	作用
1	输入层	获取输入的飞机全电刹车系统故障信号样本精确数据
2	模糊化层	利用隶属度函数的计算完成输入数据的模糊化处理, 获取模糊数据作为下一层的输入
3	隐层	将径向基函数作为激活函数实施运算
4	反模糊层	对于隐层输出的模糊信号, 利用反模糊处理将其变为精确数据
5	输出层	对于反模糊层精确输出, 通过加权求和的方式获取网络总输出, 获取故障自动预测分类结果, 完成故障自动诊断

综上, 经改进 ABC 参数寻优后的 RBF 神经网络模型表达式如下:

$$Y = \sum_{i=1}^n \beta_i \exp \left[ -\frac{X(\chi^j, \delta^i) \|H(x - \delta^i)\|^2}{\epsilon^i} \right] + b \quad (8)$$

式中,  $n$  为寻优后隐层神经元的数量,  $\beta_i$  为第  $i$  个神经元的权重,  $\delta^i$  为优化后第  $i$  个神经元的中心,  $\epsilon^i$  为优化后第  $i$  个神经元的宽度,  $x$  为输入数据即降噪处理后的飞机全电刹车系统故障信号,  $b$  为偏置项,  $X(\chi^j, \delta^i)$  指的是高斯基函数即激活函数,  $H$  为隶属函数,  $\chi^j$  为第  $j$  个训练样本,  $Y$  为输出层输出。

其中激活函数的表达式具体如下:

$$\begin{cases} X(\chi^j, \delta^i) = \exp \left( -\frac{\|\chi^j - \delta^i\|^2}{2(\epsilon^i)^2} \right) \\ j = 1, 2, \dots, v \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $v$  为训练样本个数;  $\|\chi^j - \delta^i\|$  是指  $\chi^j - \delta^i$  的欧几里得范数<sup>[17]</sup>。

在模糊层中, 利用隶属度函数转化输入层的精确值, 使其成为模糊值, 其中各精确值均有一个相对应的隶属度函数值。而隶属度函数值即为隐层的输入, 所以, 将输入信号中全部特征的模糊子集之和当作模糊化层的实际神经元节点个数<sup>[18]</sup>。

在研究中, 由于在处理复杂问题时, 三角形隶属度函数形式更易于使用, 且具有很好的连续性和奇偶性质, 使得它在处理模糊逻辑和近似推理等问题时更加可靠。因此

选用的隶属度函为三角形隶属度函数，通过其对输入层精确值实施模糊处理。

对于下式的输入样本集：

$$\xi = \{\xi^1, \xi^2, \dots, \xi^v\} \quad (10)$$

式中， $\xi^v$  为第  $v$  个输入样本。

假设存在 4 个模糊子集，具体如下式所示：

$$G = \{G^1, G^2, G^3, G^4\} \quad (11)$$

需要对式 (10) 中的全部精确值实施模糊处理，利用三角形隶属函数将全部精确值转化为与式 (11) 相对应的模糊值<sup>[19]</sup>。

三角形隶属函数的表达式具体如下式所示：

$$H(c; \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 0 & c \leq \alpha \\ \frac{c-\alpha}{\beta-\alpha} & \alpha < c \leq \beta \\ \frac{\gamma-c}{\gamma-\beta} & \beta < c \leq \gamma \\ 0 & \gamma < c \end{cases} \quad (12)$$

式中， $c$  为三角形隶属函数自变量； $H(c; \alpha, \beta, \gamma)$  为由 3 个参数  $\alpha, \beta, \gamma$  确定的三角形隶属函数； $\alpha$  指的是起点位于轴的横坐标； $\gamma$  是指函数值终点处的横坐标； $\beta$  指的是达到顶峰时函数值的横坐标<sup>[20]</sup>。

在反模糊化层中，通过中心平均法实施隐层输出结果的去模糊化，获取精确值，接着对其实施加权并传入输出层。假设隐层输出的模糊子集如下式：

$$E = \{E^1, E^2, E^3, E^4\} \quad (13)$$

则通过反模糊化层获得的数据是式 (13) 所对应的隶属度函数值<sup>[21-22]</sup>。中心平均法的实际运算过程如图 4 所示。

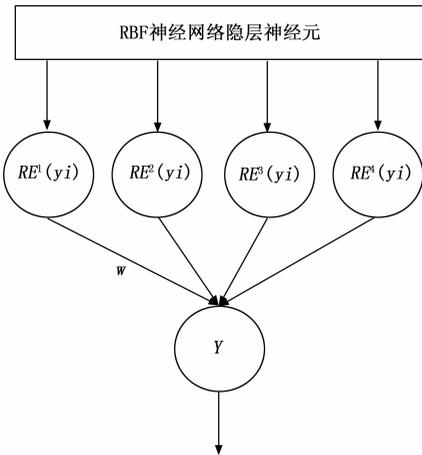


图 4 中心平均法的实际运算过程

综上，获得优化 RBF 神经网络的模糊故障自动诊断结果，则为进一步降低其诊断结果的误差，利用梯度下降法不断实施模糊故障自动诊断模型的迭代，来实现对偏置参数  $b$  的更新，当达到最优误差后结束训练。最后，利用优化训练后的 RBF 神经网络模型现故障自动诊断，获取故障自动预测分类结果。

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验环境及参数设置

对于设计的基于 ABC-RBF 神经网络的飞机全电刹车系统故障自动诊断方法，利用其对某飞机全电刹车系统实施故障诊断，测试其故障诊断性能。其测试对象如图 5 所示。

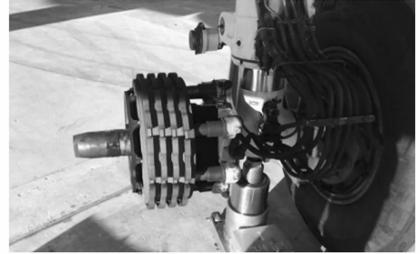


图 5 飞机全电刹车系统

其中实验环境的设置具体如下：

- 1) 代码编写平台：Pycharm 2021；
- 2) 开发语言：Python3.7；
- 3) 处理器：2.6 GHz Intel Core i7；
- 4) 安装内存：32 GB 2400 MHz DDR4；
- 5) 系统类型：Mac OS 操作系统。

为确保测试结果的可靠性，对相关参数进行设置，具体如表 2 所示。

表 2 参数设置

参数	数值
群体数量	10
迭代次数	100
隐藏层神经元的数量	10
中心参数	0.2
宽度参数	1.1
偏置项	-0.3

#### 3.2 实验过程

实验飞机全电刹车系统共有 4 个通道，在发生故障时，故障可能发生在系统第 2 和 3 个通道，也可能发生在系统第 1 和 4 个通道或 4 个通道共同发生故障。

首先利用设计的故障信号采集器实施实验全电刹车系统故障信号采集。其中采集的第 2 和 3 个通道的侧滑偏刹故障信号、主起落架“走步”故障信号、机轮拖胎打滑故障信号如图 6 所示。

接着使用基于互信息与 VMD 的信号降噪算法对采集信号实施降噪处理。降噪处理后各种故障信号的 MAE、RMSE、SNR 均值如表 3 所示，达到了较好的降噪效果。

表 3 故障信号的 MAE、RMSE、SNR 均值

故障通道	SNR	RMSE	MAE
系统第 2 和 3 个通道	15.320	0.123	0.075
系统第 1 和 4 个通道	14.632	0.126	0.076
4 个通道	15.625	0.125	0.075

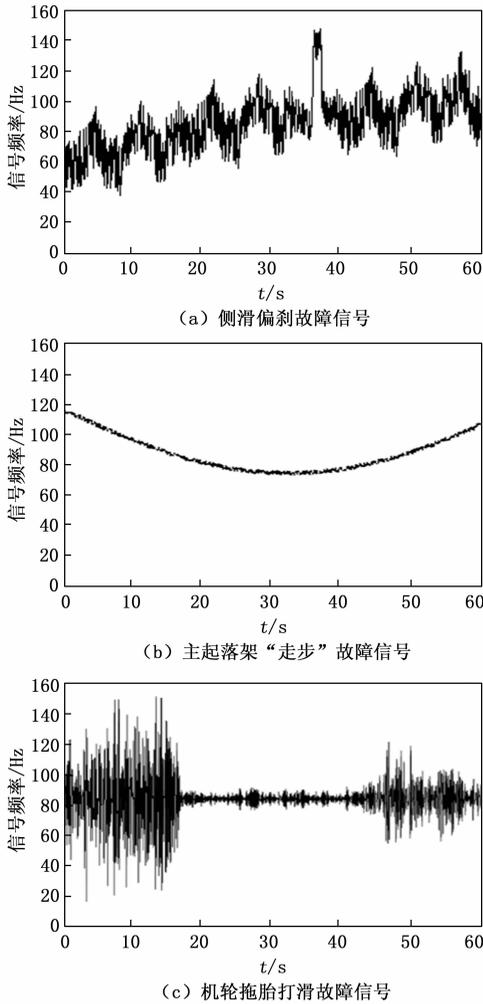


图 6 采集的图 4 第 2 和 3 个通道的故障信号

最后利用设计的基于 ABC-RBF 神经网络的模糊故障自动诊断模型实施故障自动诊断。其中参数设置情况如下:

- 1) 输入层神经元节点: 6 个;
- 2) 隐含层神经元节点: 15 个;
- 3) 迭代次数: 1 000;
- 4) 初始化种群参数: 100;
- 5) 局部搜索次数上限: 10。

将降噪后的飞机全电刹车系统故障信号的 70% 作为训练数据实施模型训练, 剩余 30% 则作为测试数据。

### 3.3 结果分析

#### 3.3.1 参数敏感性分析

为验证所提方法寻优后参数的有效性, 对依据寻优后参数所构建的 RBF 神经网络模型进行了测试, 以故障诊断误差作为评价指标, 对采用寻优后参数和未进行寻优参数设置的 RBF 神经网络模型对训练集进行飞机全电刹车系统故障诊断, 设置未寻优的参数为: 隐藏层神经元的数量 20, 中心参数 1、宽度参数 2, 则测试结果如表 4 所示。

根据表 4 测试所得结果可知, 采用改进 ABC 算法寻优确定的 RBF 神经网络参数具有有效性, 寻优后参数设置的

RBF 神经网络模型的故障诊断结果误差较小, 随着训练样本的增加, 其故障诊断平均误差不超过 20。而未进行寻优参数设置的 RBF 神经网络模型其诊断误差会随训练样本数量的增加而增加, 导致诊断效果较差。由此可说明, 改进 ABC 算法可有效实现对 RBF 神经网络参数的寻优, 经寻优后参数构建的 RBF 神经网络模型具有可靠性。

表 4 故障诊断误差结果

训练集故障数量	寻优后参数设置的 RBF 神经网络模型	平均误差	未寻优参数设置的 RBF 神经网络模型	平均误差
1 000	1 000	0	984	16
2 000	1 988	12	1 741	259
3 000	2 980	20	2 643	357
4 000	3 985	15	3 517	483
5 000	4 989	11	4 487	513

#### 3.3.2 对比测试分析

测试设计方法的故障诊断性能, 具体来说, 将偏离因子作为首个评价指标, 即故障分类中已知最优解与全部全局最优解之间的差距。将各故障诊断中的迭代速度作为第二个评价指标, 观察设计方法的诊断效率。

在测试中, 将文献 [4] 中提到的无人机电传刹车系统失控故障诊断方法与文献 [5] 中提到的飞机刹车系统故障诊断方法作为对比测试方法, 并分别用方法 1、方法 2 来表示。

首先测试设计方法与方法 1、方法 2 的偏离因子, 测试结果如表 5 所示。

表 5 偏离因子测试结果

通道	故障	偏离因子		
		设计方法	方法 1	方法 2
系统第 2 和 3 个通道	侧滑偏刹故障	$0.12 \times 10^{-3}$	$1.52 \times 10^{-3}$	$2.03 \times 10^{-3}$
		$0.11 \times 10^{-3}$	$1.36 \times 10^{-3}$	$2.02 \times 10^{-3}$
		$0.12 \times 10^{-3}$	$1.63 \times 10^{-3}$	$1.96 \times 10^{-3}$
系统第 1 和 4 个通道	主起落架“走步”故障	$0.11 \times 10^{-3}$	$1.52 \times 10^{-3}$	$1.98 \times 10^{-3}$
		$0.10 \times 10^{-3}$	$1.50 \times 10^{-3}$	$1.85 \times 10^{-3}$
		$0.09 \times 10^{-3}$	$1.49 \times 10^{-3}$	$2.02 \times 10^{-3}$
4 个通道	机轮拖胎打滑故障	$0.09 \times 10^{-3}$	$1.62 \times 10^{-3}$	$2.07 \times 10^{-3}$
		$0.08 \times 10^{-3}$	$1.45 \times 10^{-3}$	$2.06 \times 10^{-3}$
		$0.10 \times 10^{-3}$	$1.49 \times 10^{-3}$	$2.14 \times 10^{-3}$

根据表 5 可知, 设计方法的偏离因子最低达到  $0.08 \times 10^{-3}$ , 对于各种故障发生情况下的侧滑偏刹故障、主起落架“走步”故障与机轮拖胎打滑故障, 其偏离因子值均低于方法 1、方法 2, 说明设计方法的故障诊断准确性较强。

接着测试 3 种方法的迭代速度, 测试结果如图 7 所示。

根据测试结果, 对于各种故障发生情况下的侧滑偏刹故障、主起落架“走步”故障与机轮拖胎打滑故障, 设计方法的平均诊断迭代时间均低于其余两种方法, 说明设计方法的诊断效率最高。其中主起落架“走步”故障的平均诊断迭代时间最短。

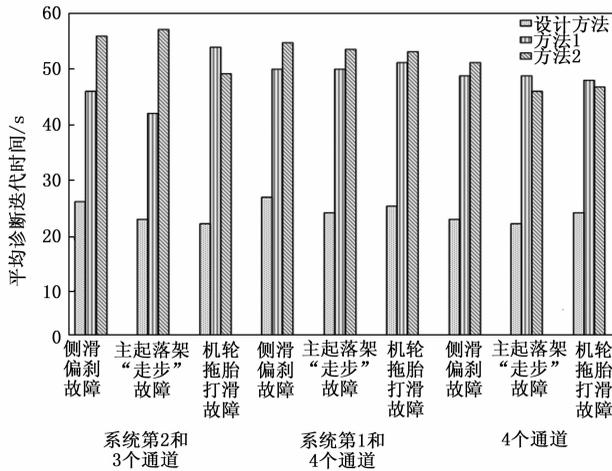


图 7 迭代速度测试结果

## 4 结束语

随着航空工业的不断发展,人们对于飞机的安全性与可靠性有着越来越高的要求,使航空航天故障诊断方面的需求不断增长。通过实施航空航天故障诊断可以及时了解故障情况,帮助飞机迅速恢复正常运行,避免发生灾难性航空航天事故。现设计一种基于改进 ABC 算法优化 RBF 神经网络的飞机全电刹车系统故障自动诊断方法。通过采集飞机全电刹车系统故障信号,并利用基于互信息与 VMD 的信号降噪算法进行降噪处理。为提高 RBF 神经网络的有效性,利用反向学习改进 ABC 算法,来寻优 RBF 神经网络参数,以优化 RBF 神经网络。且为进一步提高 RBF 神经网络的性能,并引入模糊集合的概念,利用梯度下降法训练神经网络训练更新,降低诊断结果误差。最终将处理后的信号作为输入,由优化训练后的 RBF 神经网络实现了飞机全电刹车系统故障迅速、准确的智能诊断。实验结果表明,该方法的偏离因子值最低达到  $0.08 \times 10^{-3}$ , 3 种故障的平均诊断迭代时间均较短,具有较强的应用性,可为国防应用提供可靠的参考价值,具有社会意义。

### 参考文献:

- [1] 阎芳, 向晨阳, 董磊, 等. DIMA 架构下飞机全电刹车系统故障传播行为分析与评估 [J]. 航空学报, 2021, 42 (9): 445-461.
- [2] 李繁飙, 黄培铭, 阳春华, 等. 基于非线性干扰观测器的飞机全电刹车系统滑模控制设计 [J]. 自动化学报, 2021, 47 (11): 2557-2569.
- [3] GAO D, PENG J, LU Y, et al. Sensor fault diagnosis of locomotive electro-pneumatic brake using an adaptive unscented Kalman filter [J]. Journal of Sensors, 2021 (11): 1-9.
- [4] 张晓娟, 王山, 任杰, 等. 无人机电传刹车系统失控故障诊断研究 [J]. 机床与液压, 2021, 49 (9): 192-195.
- [5] 靳国涛, 解海涛, 丁舸. 飞机刹车系统故障诊断方法及其应用研究 [J]. 测控技术, 2021, 40 (1): 53-60.

- [6] 陈晋市, 刘思远, 王同建, 等.  $8 \times 8$  全电驱动越野车电机液压联合全液压制动系统设计及性能 [J]. 兵工学报, 2021, 42 (2): 422-429.
- [7] 屈程, 张文星, 孟建文. 飞机防滑刹车系统试验分析方法 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21 (33): 14408-14414.
- [8] 李玉忍, 张宏宇, 田梁波, 等. 无人机全电刹车系统级联快速终端滑模控制 [J]. 西北工业大学学报, 2023, 41 (1): 11-17.
- [9] 史金辉, 何泳, 任杰, 等. 温度变化下无源刹车系统压力失效故障分析 [J]. 液压与气动, 2021, 45 (3): 159-164.
- [10] 刘晓超, 焦宗夏, 尚耀星, 等. 飞机新原理电液自馈能刹车系统设计与优化 [J]. 航空学报, 2021, 42 (6): 64-74.
- [11] QIAN J, CHEN L. Random vibration analysis of vibro-impact systems; RBF neural network method [J]. International Journal of Non-linear Mechanics, 2023, 148 (1): 1-9.
- [12] LIU Y, ZHANG W, ZHU Z, et al. DC model for SiC MOSFETs using artificial neural network optimized by artificial bee colony algorithm [J]. AIP Advances, 2021, 20 (8): 54-58.
- [13] HAKLI H. The optimization of wind turbine placement using a binary artificial bee colony algorithm with multi-dimensional updates [J]. Electric Power Systems Research, 2023, 216 (5): 1-12.
- [14] LIU Y, LIU F, FENG H, et al. Frequency tracking control of the WPT system based on fuzzy RBF neural network [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2021, 37 (7): 3881-3899.
- [15] 文启东, 梁得亮, 张立石, 等. 全电飞机电力系统多级可靠性分析与多目标优化设计方法 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56 (11): 126-137.
- [16] LU Y, LUO Q, LIAO Y, et al. Vortex-induced vibration fatigue damage prediction method for flexible cylinders based on RBF neural network [J]. Ocean Engineering, 2022, 254 (15): 1-12.
- [17] 马立群, 孙晓哲, 杨士斌, 等. 民用飞机飞控系统传感器故障诊断研究综述 [J]. 电光与控制, 2022, 29 (1): 56-60.
- [18] 聂同攀, 曾继炎, 程玉杰, 等. 面向飞机电源系统故障诊断的知识图谱构建技术及应用 [J]. 航空学报, 2022, 43 (8): 46-62.
- [19] 石国昌, 廖意, 胡雅涵, 等. 基于 LabVIEW 的通用飞机低电扫描场测试系统设计 [J]. 电子设计工程, 2022, 30 (2): 156-160.
- [20] 李旭东, 李艳军, 曹愈远, 等. 基于 CNN-SVM 的飞机 EHA 故障诊断算法研究 [J]. 西北工业大学学报, 2023, 41 (1): 230-240.
- [21] 崔芷宁, 于晓光, 孙杰, 等. 基于 CEEMD 航空液压管路故障诊断方法研究 [J]. 机床与液压, 2023, 51 (1): 189-195.
- [22] 靳国涛, 解海涛, 丁舸. 基于油量区间估计的飞机左右机翼油箱输油不平衡故障诊断 [J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2021, 22 (1): 45-49.