

1-8-2019

## Intelligent Diagnosis of Aircraft Electrical Faults Based on RMBP Neural Network

Lishan Jia

*1. Tianjin Key Laboratory for Civil Aircraft Airworthiness and Maintenance of Civil Aviation University of China, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;;2. Ground Support Equipments Research Base of Civil University of China, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;;*

Zhe Liu

*1. Tianjin Key Laboratory for Civil Aircraft Airworthiness and Maintenance of Civil Aviation University of China, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;;2. Ground Support Equipments Research Base of Civil University of China, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;;3. Beijing Aircraft Maintenance and Engineering Corporation Tianjin branch, Tianjin 300300, China;*

Sun Yi

*1. Tianjin Key Laboratory for Civil Aircraft Airworthiness and Maintenance of Civil Aviation University of China, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;;2. Ground Support Equipments Research Base of Civil University of China, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Intelligent Diagnosis of Aircraft Electrical Faults Based on RMBP Neural Network

## Abstract

*Abstract: To the characteristics of multiple properties, hard to remove and high cost of time and manpower of aircraft electrical faults maintenance in aircraft maintenance of civil aviation, construction of intelligent aircraft electrical faults diagnosis system using RMBP neural network is proposed. RMBP algorithm is used to study sample data in the intelligent faults diagnosis system as it can overcome the faults of long time of convergence and easy to go into local minima of common BP algorithm, and is suitable for training large-scale neural network,. Experience data are collected, samples are made, samples training and experiment are carried out. Results of experiment show that intelligent diagnosis system of aircraft electrical faults can diagnose the faults of test samples correctly, which verifies that it can meet the requirement of aircraft electrical faults maintenance of civil aviation.*

## Keywords

RMBP neural network, expert system, machine learning, faults diagnosis, aircraft electrical faults maintenance of civil aviation

## Recommended Citation

Jia Lishan, Liu Zhe, Sun Yi. Intelligent Diagnosis of Aircraft Electrical Faults Based on RMBP Neural Network[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(9): 3493-3501.

# 基于 RMBP 神经网络的飞机电气故障智能诊断

贾立山<sup>1,2</sup>, 刘喆<sup>1,2,3</sup>, 孙毅<sup>1,2</sup>

(1.中国民航大学天津市民用航空器适航与维修重点实验室, 天津 300300; 2.中国民航大学航空地面特种设备民航研究基地, 天津 300300;  
3.北京飞机维修工程有限公司天津分公司, 天津 300300)

**摘要:** 针对民航飞机维修中飞机电气故障维修存在的多发性、不易排除和费时费力的特点, 提出应用 RMBP 神经网络构建飞机电气故障智能诊断系统。因为 RMBP 算法能够克服普通 BP 算法收敛时间长、易陷入局部极小的缺陷以及适合进行大规模神经网络的训练, 所以智能故障诊断系统应用 RMBP 神经网络进行样本数据的学习。总结了经验数据, 制订了样本集, 进行了训练和测试。测试结果表明, 飞机电气故障智能诊断系统能够正确诊断测试样本的故障, 满足民航飞机电气故障维修的需要。

**关键词:** RMBP 神经网络; 专家系统; 机器学习; 故障诊断; 民航飞机电气故障维修

中图分类号: TP183; TP181; TP182 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 09-3493-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201809034

## Intelligent Diagnosis of Aircraft Electrical Faults Based on RMBP Neural Network

Jia Lishan<sup>1,2</sup>, Liu Zhe<sup>1,2,3</sup>, Sun Yi<sup>1,2</sup>

(1. Tianjin Key Laboratory for Civil Aircraft Airworthiness and Maintenance of Civil Aviation University of China, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China; 2. Ground Support Equipments Research Base of Civil University of China, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China; 3. Beijing Aircraft Maintenance and Engineering Corporation Tianjin branch, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** To the characteristics of multiple properties, hard to remove and high cost of time and manpower of aircraft electrical faults maintenance in aircraft maintenance of civil aviation, construction of intelligent aircraft electrical faults diagnosis system using RMBP neural network is proposed. RMBP algorithm is used to study sample data in the intelligent faults diagnosis system as it can overcome the faults of long time of convergence and easy to go into local minima of common BP algorithm, and is suitable for training large-scale neural network. Experience data are collected, samples are made, samples training and experiment are carried out. Results of experiment show that intelligent diagnosis system of aircraft electrical faults can diagnose the faults of test samples correctly, which verifies that it can meet the requirement of aircraft electrical faults maintenance of civil aviation.

**Keywords:** RMBP neural network; expert system; machine learning; faults diagnosis; aircraft electrical faults maintenance of civil aviation

## 引言

飞机电气系统是飞机供电系统和各种用电设

备的总称。在民航机务维修中, 电气系统排故与机械系统排故有很大的不同。机械系统的故障现象和故障原因都相对比较表象, 而电气系统的故障现象和故障原因则非常复杂。因此电气系统排故是航空器维修工作者的工作难点。

目前对飞机电气故障的诊断主要依靠维修人员根据机务维修手册凭经验进行。如果能够从飞机



收稿日期: 2016-04-24 修回日期: 2016-08-29;  
作者简介: 贾立山(1976-), 男, 天津, 博士, 副研究员, 研究方向为计算机控制与仿真技术; 刘喆(1988-), 男, 河北, 硕士生, 研究方向为民航飞机维修; 孙毅(1991-), 男, 山东, 硕士生, 研究方向为载运工具运用工程。

<http://www.china-simulation.com>

• 3493 •

自检系统获得故障代码,则根据故障代码在维修手册中查找故障原因。如不能获得故障代码,就要根据观察到的故障现象,按照维修手册和维修工作人员的经验进行顺序排查,直到找到故障原因。因电气系统故障具有多样性和不易排除的特点,所以排查工作费时费力,对维修人员的经验要求很高。

专家系统是一种模拟专家经验知识的计算机系统。专家系统首先收集专家知识,将专家知识转化为数据库中的数据记录,然后采用逻辑推理、模型解算、人工智能等方式进行从输入信息到结论信息的推断。专家系统的优势在于它能够使普通人获得专家经验的帮助,更好地解决工作中的问题。故障诊断系统是专家系统的一种典型应用<sup>[11-15]</sup>。因为人工神经网络具有信息记忆和联想功能,所以使用人工神经网络构建故障诊断系统具有模型构建容易、运算时间短、推理能力强的特点。特别是对于一些专家知识多样性强、推理复杂困难的问题,人工神经网络具有独特的优势。基于人工神经网络的故障诊断系统在很多方面得到了应用。

目前,尚没有针对民航飞机电气故障诊断专家系统的研究成果。因此,基于人工神经网络构建了飞机电气故障智能诊断系统。智能诊断系统应用飞机电气故障诊断的经验数据训练神经网络,然后利用神经网络的记忆和联想功能,根据故障现象自动完成故障原因的诊断。

机器学习方法分为有监督学习、无监督学习和增强学习3种。BP算法是应用十分广泛的一种神经网络有监督学习方法。BP算法采用梯度下降法进行网络参数的学习。因为梯度下降法自身的缺陷,BP学习算法具有收敛速度慢和易陷入局部极小的缺点。为此,学者们提出了很多改进算法,如Levenberg-Marquardt算法(简称LM算法)、Resilient Backpropagation算法(弹性反向传播算法,简称RPROP算法)、Random Modified Back Propagation算法(基于随机参数调整的改进反向传播算法,简称RMBP算法)等<sup>[16-18]</sup>。RMBP算法通过在参数调整过程中加入随机扰动,同时结合动量算法,使网络参数无法稳定于局部极小,然后采用分阶段的学

习策略,促使网络参数最终进入所需的误差范围。相比BP学习算法,RMBP学习算法只增加了极小的学习计算量,但能够极大地提高学习速度和网络的收敛精度,而且RMBP算法还具有适合大规模神经网络训练、收敛精度稳定的优点。鉴于飞机电气故障诊断样本数据具有多样性和复杂性的特点,为了保证神经网络的训练满足足够的误差要求,选用RMBP神经网络构建飞机故障智能诊断系统。

总结了飞机电气故障诊断的经验数据。根据经验数据的特点,制订了用于神经网络训练的训练样本和用于训练结果检验的测试样本。进行了飞机电气故障智能诊断神经网络的训练。对不同神经网络训练算法进行样本数据训练的性能进行了对比。应用测试数据对构建的飞机电气故障诊断系统进行了测试,测试结果表明,故障诊断结果准确,能够满足飞机电气故障诊断的要求。

## 1 故障智能诊断神经网络的构建

RMBP神经网络的结构与BP神经网络一样,是一种多层神经网络,由网络节点和节点间的连接组成,包括一个输入层、一个输出层和若干中间层组成,其结构如图1所示。

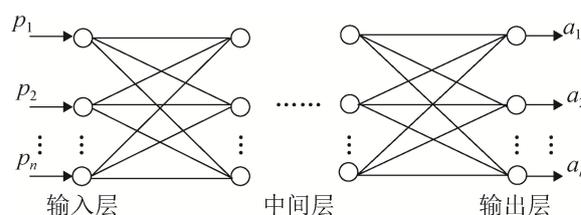


图1 RMBP神经网络  
Fig. 1 RMBP neural network

在每个节点间的连接上设置有权值,每个节点上设置有阈值,权值、阈值与输入输出的关系由激活函数决定,从而使神经网络构成了一个从输入到输出的非线性映射。对于飞机电气故障智能诊断神经网络来说,输入的应该是故障现象,输出的是故障原因。因为神经网络只能输入和输出数值信息,所以必须首先将故障现象和故障原因转化为数值信息,然后才能作为网络的输入和输出。

表1为总结的部分飞机电气故障诊断数据。

表 1 飞机电气故障诊断数据  
Tab. 1 Aircraft electrical faults diagnosis data

序号	故障现象	故障原因				
1	PACK TRIP OFF 灯: 巡航时灯亮, 复位后灯保持熄灭-左	热交换器脏				
2	PACK TRIP OFF 灯: 巡航时灯亮, 复位后灯保持熄灭-右	热交换器脏				
3	PACK TRIP OFF 灯: 灯亮, 无法复位-左	左压缩机排气热继电器 S2 故障	左涡轮进气热继电器 S3 故障	客舱管路热继电器 S6 故障	空调附属单元(左电池组热延时继电器 K2)M323 故障	
4	PACK TRIP OFF 灯: 灯亮, 无法复位-右	右压缩机排气热继电器 S5 故障	右涡轮进气热继电器 S4 故障	客舱管路热继电器 S6 故障	空调附属单元(右电池组热延时继电器 K3)M324 故障	
5	PACK TRIP OFF 灯: 进近时灯亮, 复位后灯保持熄灭-左	热交换器脏		左冲压空气门没有完全打开		
6	PACK TRIP OFF 灯: 进近时灯亮, 复位后灯保持熄灭-右	热交换器脏		右冲压空气门没有完全打开		
7	温度指示错误-PACK L 空气温度选择器	空气温度指示器 N11 故障	左电池组温度灯 T488 故障		空气温度选择器 S1 故障	
8	温度指示错误-PACK R 空气温度选择器	空气温度指示器 N11 故障	右电池组温度灯 T489 故障		空气温度选择器 S1 故障	
9	PACK TRIP OFF 灯: 爬升时灯亮, 复位后灯保持熄灭-左	热交换器脏		左冲压空气门没有完全打开		
10	PACK TRIP OFF 灯: 爬升时灯亮, 复位后灯保持熄灭-右	热交换器脏		右冲压空气门没有完全打开		

由表 1 可以看出, 故障现象和故障原因均没有数值信息, 因此需要对故障现象和故障原因进行数值编码。因为飞机电气故障诊断的数据很多, 无法一一列出, 这里仅以表 1 中的数据为例说明智能诊断系统的构建方法。

鉴于每个故障的故障现象陈述是唯一的, 所以只需为每个故障现象提供唯一的编码标识即可。但同时也要注意, 有些故障现象的设备或元件是同样类型的, 只是具体位置有差异, 因此在编码时要将同样类型但不同位置这些信息表达出来。同时, 故障原因却有很多, 同一个故障现象有时对应多个故障原因。表 1 中只有 10 个故障现象, 但一共有 14 个不同的故障原因, 所以简单的编码无法对故障原因进行充分的表示。因此, 将每个故障原因作为一个二意性的输出数值, 即只有两种输出, 有或者没有。表 2 为编码后的样本数据。

故障原因编码中用每一个数值对应一种故障原因, 故障原因与数值位置之间的对应关系如表 3 所示。

故障原因有则数值为 0.6, 没有则数值为 -0.6。之所以这样设置, 是为了避开激活函数的饱和和区, 这样有利于故障智能诊断神经网络的训练。

由表 2 可以看出, 故障智能诊断神经网络的输入数据为 8 个, 输出数据为 14 个。下面需要从表 2 的样本数据中分出训练样本和测试样本。表 2 中故障 1 和故障 2 的故障现象的编码只差一个数值, 同时它们的故障原因是相同的。这就可以认为故障 1 和故障 2 是相关的。从而在训练样本中将故障 2 去除。因为飞机电气故障诊断数据的故障现象和故障原因呈现多样性, 所以各故障诊断数据之间的相关性非常少。表 2 中除了故障 1 和故障 2 具有相关性外, 已经没有其他故障数据具有相关性了。这样, 进行测试时有必要将所有样本数据都考虑进去。因此, 将表 2 中的样本数据作为测试样本, 而将去除故障 2 数据的样本数据作为训练样本。

表2 样本数据编码  
Tab. 2 Sample data code

序号	故障现象编码	故障原因编码													
1	21502041	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
2	21502042	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
3	21504041	-0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
4	21504042	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	0.6	0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
5	21505041	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
6	21505042	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
7	21506000	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	0.6	0.6	-0.6
8	21507000	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	0.6	0.6
9	21508041	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
10	21508042	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6

表3 故障原因位置  
Tab. 3 Position of fault reason

数值位置	故障原因
1	热交换器脏
2	左压缩机排气热继电器 S2 故障
3	左涡轮进气热继电器 S3 故障
4	客舱管路热继电器 S6 故障
5	空调附属单元(左电池组热延时继电器 K2)M323 故障
6	右压缩机排气热继电器 S5 故障
7	右涡轮进气热继电器 S4 故障
8	空调附属单元(右电池组热延时继电器 K3)M324 故障
9	左冲压空气门没有完全打开
10	右冲压空气门没有完全打开
11	空气温度指示器 N11 故障
12	左电池组温度灯 T488 故障
13	空气温度选择器 S1 故障
14	右电池组温度灯 T489 故障

由上面可知,构建的故障智能诊断神经网络有8个输入数据,14个输出数据。因此,选择一2层神经网络,即除了输入层外,有一个中间层和一个输出层。输入层有8个节点,中间层有14个节点,输出层有14个节点。考虑输出数据的取值范围,选择输出数据在 $[-1,1]$ 范围内的双曲正切 sigmoid 函数作为中间层的激活函数,选择线性函数作为输出层的激活函数。输入层只起数据输入的作用,所以没有激活函数。

## 2 RMBP 算法

应用 RMBP 算法训练神经网络分为前向传播和反向传播两个过程。

前向传播过程是由输入数据经过神经网络运算得到神经网络的输出数据。BP 神经网络中间层和输出层节点的输入依赖于前一层节点的输出,其公式如式(1)所示:

$$\mathbf{x}^{m+1} = \mathbf{W}^{m+1} \mathbf{a}^m + \mathbf{b}^{m+1}, m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (1)$$

其中  $m$  为层数,  $\mathbf{x}^{m+1} = (x_1^{m+1}, x_2^{m+1}, \dots, x_j^{m+1})^T$  为第  $m+1$  层节点的输入值向量。

$$\mathbf{W}^{m+1} = \begin{bmatrix} W_{11}^{m+1} & \dots & W_{i1}^{m+1} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ W_{1j}^{m+1} & \dots & W_{ij}^{m+1} \end{bmatrix}$$

为第  $m+1$  层节点与第  $m$  层节点的连结权值矩阵,矩阵的每一行为第  $m+1$  层某一个节点与第  $m$  层所有节点的连结权值向量。

$\mathbf{a}^m = (a_1^m, \dots, a_i^m)^T$  为第  $m$  层节点的输出值向量。 $\mathbf{b}^{m+1} = (b_1^{m+1}, \dots, b_j^{m+1})^T$  为第  $m+1$  层节点的阈值向量。

第  $m+1$  层的输出为

$$\mathbf{a}^{m+1} = \mathbf{F}(\mathbf{x}^{m+1}) \quad (2)$$

其中  $\mathbf{F}(\mathbf{x}^{m+1}) = (f(x_1^{m+1}), \dots, f(x_j^{m+1}))^T$  为第  $m+1$  层的激活函数向量,式(3)为双曲正切 sigmoid 激活函数,式(4)为线性激活函数。

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

网络的输入向量为  $\mathbf{a}^0 = \mathbf{p} = (p_1, \dots, p_n)^T$ , 输出向量为  $\mathbf{a} = \mathbf{a}^M = (a_1, \dots, a_l)^T$ 。

RMBP 神经网络的误差函数为平方误差函数:

$$E = \frac{1}{2} (\mathbf{t} - \mathbf{a})^T (\mathbf{t} - \mathbf{a}) \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{t} = (t_1, \dots, t_l)^T$  为一个样本值向量。

反向传播过程中, 首先利用前向传播的输出与样本数据的输出计算总体误差, 然后将总体误差由输出层向中间层进行反向传播, 在反向传播的过程中修正网络的权值和节点的阈值, 从而达到网络训练的目的。RMBP 算法的反向传播公式为:

$$\dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{x}^m) = \begin{bmatrix} \dot{f}^m(x_1^m) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dot{f}^m(x_2^m) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dot{f}^m(x_s^m) \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$m = M, \dots, 2, 1$$

$$\mathbf{s}^M = -\dot{\mathbf{F}}^M(\mathbf{x}^M)(\mathbf{t} - \mathbf{a}) \quad (7)$$

$$\mathbf{s}^m = \dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{x}^m)(\mathbf{W}^{m+1})^T \mathbf{s}^{m+1}, m = M - 1, \dots, 1 \quad (8)$$

$$\Delta \mathbf{W}^m(k) = \gamma \Delta \mathbf{W}^m(k-1) - (1-\gamma) \alpha \mathbf{s}^m ((\mathbf{a}^{m-1})^T + h(\xi^m(k))^T) \quad (9)$$

$$\Delta \mathbf{b}^m(k) = \gamma \Delta \mathbf{b}^m(k-1) - (1-\gamma) \alpha (h \boldsymbol{\eta}^m(k) + \mathbf{I}) \mathbf{s}^m \quad (10)$$

$$\begin{cases} \mathbf{W}^m(k+1) = \mathbf{W}^m(k) + \Delta \mathbf{W}^m(k) \\ \mathbf{b}^m(k+1) = \mathbf{b}^m(k) + \Delta \mathbf{b}^m(k) \end{cases}, m = M, M-1, \dots, 1 \quad (11)$$

式中:  $m = M, M-1, \dots, 1$ 。  $\gamma \in [0, 1)$ 。

$\alpha$  为网络的学习速率。  $\boldsymbol{\xi}^m(k) = (\xi_1^m(k), \dots, \xi_i^m(k))^T$  为随机扰动值向量, 并有  $\xi_j^m(k) = \text{rand}[0, 0.8]$ ,  $j = 1, \dots, i$ 。

$$\boldsymbol{\eta}^m(k) = \begin{bmatrix} \eta_{11}^m(k) - 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \eta_{22}^m(k) - 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \eta_{ii}^m(k) - 1 \end{bmatrix}$$

为随机扰动值矩阵, 并有  $\eta_{jj}^m = \text{rand}[0, 0.8]$ ,  $j = 1, \dots, i$ 。

$$h = \begin{cases} 0 & E < \theta \\ 1 & E \geq \theta \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\theta$  为网络误差门限值,  $\mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$ 。

RMBP 算法在反向传播公式中引入了随机扰动值。一方面, 随机扰动值可以放大权值调整量, 加快网络的训练速度; 另一方面, 随机扰动值能够在网络参数进入饱和区时避免参数调整进入饱和状态, 促使网络跳出局部极小, 确保网络参数调整继续保持总体误差收敛的方向; 第三, 令随机扰动值在  $[0, 0.8]$  范围内变化, 可以降低随机扰动带来的网络参数震荡, 加快训练速度。

在 RMBP 算法中还结合了动量算法。目的是消除高频振荡, 进一步提高网络训练速度, 式(9)、(10)中的  $\gamma$  即为动量因子。

为了使网络训练在全局最优区域稳定收敛, 在网络训练时设定了一个门限值  $\theta$ 。当总体误差小于  $\theta$  时, 网络参数被认为进入了全局最优区域。这时, 去除扰动值, 减小网络参数振荡。如果网络参数找到了梯度下降方向, 总体误差会逐渐收敛并最终达到全局最小。但如果网络参数没有找到梯度下降方向, 网络训练将跳出全局最小, 并使总体误差大于  $\theta$ 。这时, 再次加入随机扰动值, 确保网络能够进入全局最优区域。如此反复进行, 使网络训练最终找到梯度下降方向, 获得全局最优。

综上所述, RMBP 算法的学习过程如下:

- (1) 初始化神经网络参数;
- (2) 设定学习速率  $\alpha$  值、门限值  $\theta$ 、动量因子  $\gamma$  和目标总误差  $e$ ,  $h=1$ ;
- (3) 应用 RMBP 算法学习样本数据;
- (4) 设当前网络输出与样本输出的总误差为  $E$ 。如果  $E \leq e$ , 则停止学习并保存网络参数。否则, 如果  $E \leq \theta$  则令  $h=0$ , 即在学习算法中去除随机扰动值, 并跳到步骤(3)。否则, 如果  $E > \theta$  则令  $h=1$ , 即在学习算法中加入随机扰动值, 并跳到步骤(3)。

### 3 样本学习与测试

飞机电气故障智能诊断神经网络为2层网络,即除输入层外,有一个中间层和一个输出层。输入层有8个节点,中间层有14个节点,输出层有14个节点。中间层的激活函数为双曲正切 sigmoid 函数,输出层的激活函数为线性函数。因为这里设计的神经网络不用于在线学习,所以训练参数的选择采用实验测试的方法。学习速率选得太大,网络参数变化会非常剧烈,可能导致网络训练不能收敛或训练迭代次数过多。学习速率选得太小,会导致网络训练速度很慢。动量因子的作用是消除网络参数变化震荡,提高网络训练速度。动量因子选择过大,会削弱网络训练对参数的调整作用,加大动量因子对网络参数的影响,可能会导致网络训练时间过长和不能收敛。动量因子选择过小可能会造成网络参数变化非常剧烈,削弱动量算法的影响,也会导致网络学习时间过长和不能收敛。门限值选得太大,可能会使网络跳出全局最小区域。门限值选择过小,可能会使网络参数陷入局部最小或增加网络训练时间。所以选择训练参数时可以先设置一个较大的值,再逐步减小,以选择一个比较合适的数值。通过实验测试,选择学习速率 $\alpha=8.0\times 10^{-2}$ ,动量因子 $\gamma=5.9\times 10^{-1}$ ,门限值 $\theta=6.3\times 10^{-7}$ ,目标总误差 $e=6.3\times 10^{-7}$ 。如前所述,训练样本为表2中的样本数据去除第2条样本后的样本数据,共有9

条,每条有14个输出,设平均每个输出的目标误差为 $1.0\times 10^{-4}$ ,则有

$$e=0.5\times 9\times 14\times (1.0\times 10^{-4})^2=6.3\times 10^{-7}$$

目标均方误差

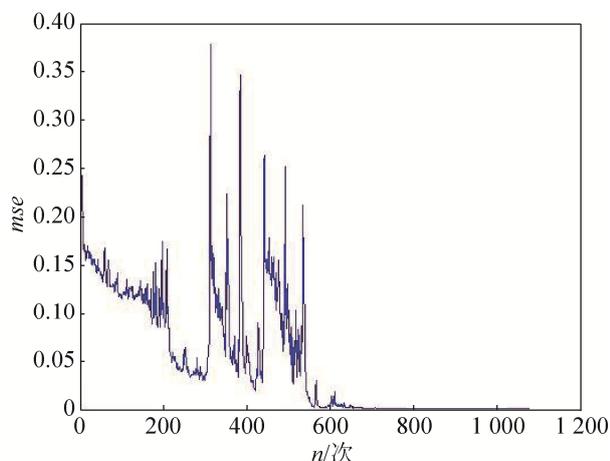
$$mse=(1.0\times 10^{-4})^2=1.0\times 10^{-8}$$

这里使门限值等于目标总误差,其实是为了提高训练速度,使随机扰动对网络参数调整的影响一直持续到达到目标总误差。为了说明RMBP学习算法的性能,分别采用RMBP算法、普通BP算法、LM算法和RPROP算法对神经网络进行训练。为了便于对比,图2中的误差值均用均方误差(mse)表示。

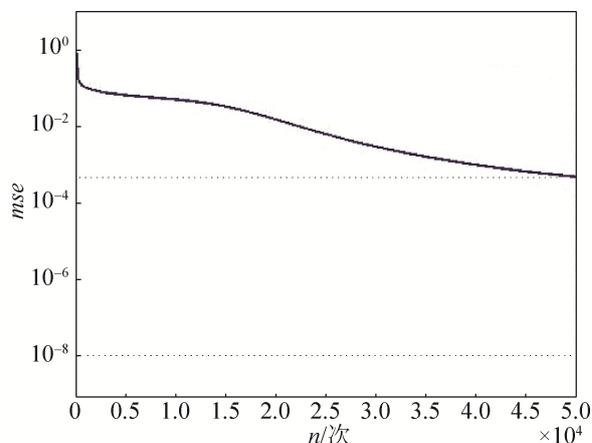
从图2可以看出,只有RMBP算法和LM算法的训练结果达到了目标均方误差的要求。LM算法的训练速度最快,RMBP算法次之。RPROP算法在训练了5498次后网络参数调整进入饱和状态,停止收敛,没有达到目标均方误差要求。普通BP算法最慢,在训练了 $5.0\times 10^4$ 次后,均方误差只达到 $4.7\times 10^{-4}$ 。因为随机扰动值的作用,RMBP算法的参数变化比其它三种算法更为剧烈。

将表2中的样本数据作为测试样本,以测试样本的故障现象编码作为输入,使用RMBP算法训练的飞机电气故障智能诊断神经网络得到测试结果如表4所示。

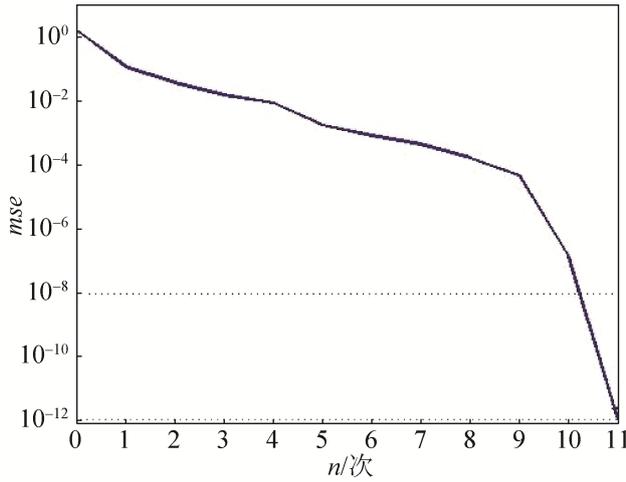
表4中的故障原因编码是智能故障诊断神经网络的输出四舍五入保留1位小数的结果。



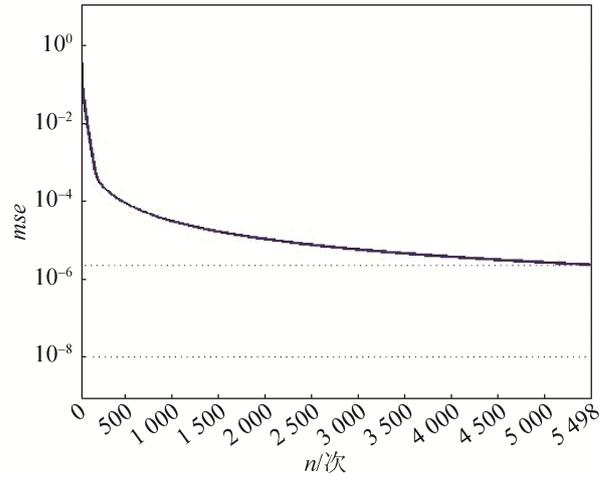
(a) RMBP 算法训练结果,  $n=1077, mse=8.6\times 10^{-9}$



(b) 普通 BP 算法训练结果,  $n=5.0\times 10^4, mse=4.7\times 10^{-4}$



(c) LM 算法训练结果,  $n = 11, mse = 1.1 \times 10^{-12}$



(d) RPROP 算法训练结果,  $n = 5498, mse = 2.4 \times 10^{-6}$

图 2 误差变化曲线  
Fig. 2 Error change curve

表 4 测试结果  
Tab. 4 Test results

序号	故障现象编码	故障原因编码													
1	21502041	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
2	21502042	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.7	-0.6	-0.6	-0.6	-0.9	-0.3	-0.6	-0.5	-0.6	-0.7
3	21504041	-0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
4	21504042	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	0.6	0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
5	21505041	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
6	21505042	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
7	21506000	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	0.6	0.6	-0.6
8	21507000	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	0.6	0.6
9	21508041	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6
10	21508042	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6	0.6	-0.6	-0.6	-0.6	-0.6

表 4 中的第 2 条不是样本数据, 其输出结果由智能故障诊断神经网络联想得到。从表中可以看出, 智能故障诊断神经网络输出结果中只有一个数据与测试样本数据误差达到 25%, 其余数据误差均小于 8.4%, 所以能够认为神经网络的输出是准确的。表 4 中的其他的输出四舍五入保留 1 位小数后与测试样本完全一致。所以, 测试结果表明训练得到的飞机电气故障诊断神经网络能够满足实际应用的要求。

实际的故障样本数据较多, 这里就不一一列出了。图 3 为用 42 个训练样本训练智能故障诊断神

经网络的总误差变化曲线。该训练样本一共有 65 种故障原因, 所以网络有 65 个中间节点, 65 个输出节点。目标误差为每条样本的每个故障原因输出的误差值为 0.000 1, 则目标总误差  $e = 1.4 \times 10^{-5}$ , 目标均方误差  $mse = 1.0 \times 10^{-8}$ 。

从图 3 可以看出, 网络规模增大时, 调整次数有所增加。仍然只有 RMBP 算法和 LM 算法能够达到目标均方误差。LM 算法训练次数最少, RMBP 算法次之。普通 BP 算法和 RPROP 算法都没有达到目标均方误差, 而且普通 BP 算法训练速度最慢。

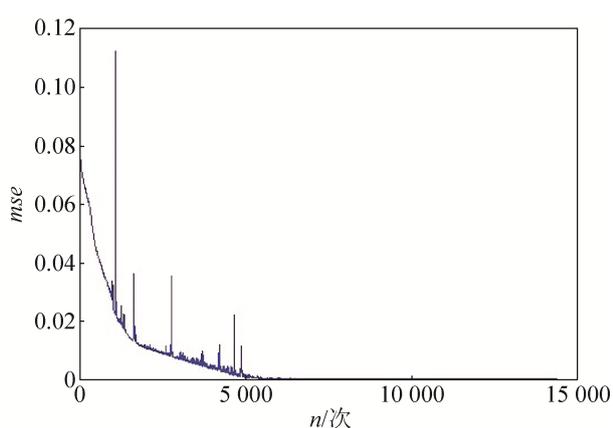
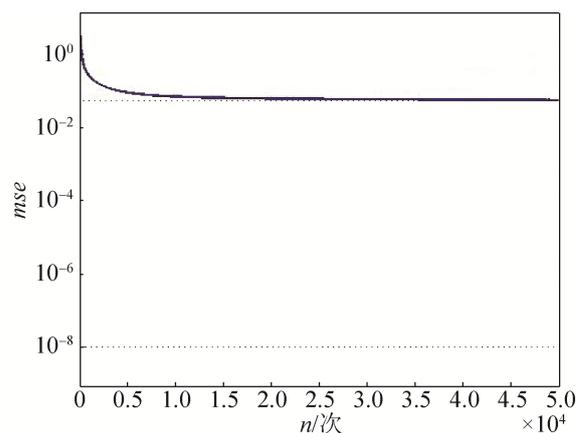
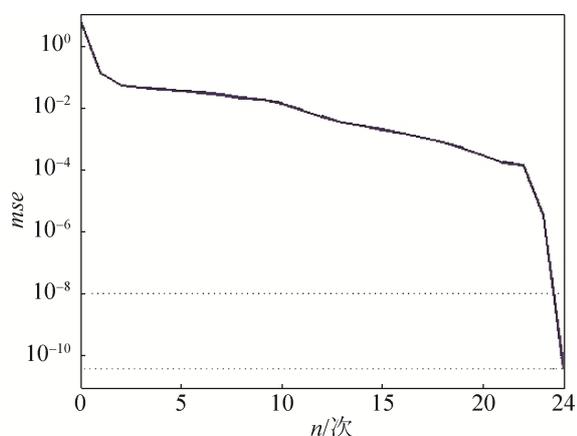
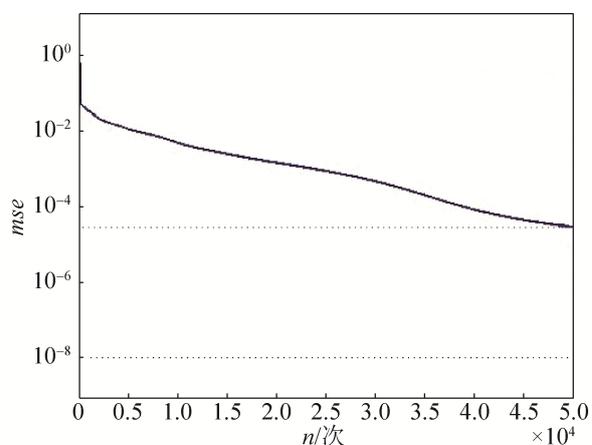
(a) RMBP 算法训练结果,  $n = 14\,393, mse = 9.9 \times 10^{-9}$ (b) 普通 BP 算法训练结果,  $n = 5.0 \times 10^4, mse = 5.5 \times 10^{-2}$ (c) LM 算法训练结果,  $n = 24, mse = 3.8 \times 10^{-11}$ (d) RPROP 算法训练结果,  $n = 5.0 \times 10^4, mse = 2.9 \times 10^{-5}$ 

图3 42个训练样本总误差变化曲线

Fig. 3 Change curve of total errors of 42 training samples

## 4 结论

因为飞机电气故障具有多样性和不易排除的特点,所以提出构建飞机电气故障智能诊断系统,以达到节省排故时间、提高工作效率的目的。鉴于飞机电气故障诊断数据具有多样性强、推理复杂困难的特点,提出采用人工神经网络构建智能故障诊断系统。为了提高飞机电气故障智能诊断神经网络的训练精度,采用 RMBP 训练算法。RMBP 算法通过在网络参数调整中加入随机扰动值并结合动量算法,能够克服普通 BP 算法收敛时间长、容易陷入局部极小的缺陷,可以很大程度上提高网络的训练精度和训练速度,并且适合进行大规模神经网络的训练。总结了飞机电气故障数据,设计了样本

数据,进行了飞机电气故障智能诊断神经网络的训练和测试验证。在神经网络训练测试中,LM 算法训练速度最快,RMBP 算法次之,普通 BP 算法和 RPROP 算法都没有达到目标误差要求。但 LM 算法需要构造矩阵进行计算,占用内存空间较大,不适合大规模神经网络的训练。RMBP 算法在 BP 算法的基础上改进而来,占用内存小,能够训练大规模神经网络。因此,RMBP 神经网络具有更好的应用性能。测试结果表明,设计的飞机电气故障智能诊断系统计算速度快、诊断精度高,能够满足实际应用的需要。

## 参考文献:

- [1] 杨慧,刘玉洁,吴俊.基于 FBP 神经网络的航空发动机故障诊断[J].计算机工程,2005,31(17):187-188.

- YANG Hui, LIU Yujie, WU Jun. Failure-diagnosis of Aero Engines Based on FBP Neural Network[J]. Computer Engineering, 2005, 31(17): 187-188.
- [2] 杨慧, 邓征. 基于自适应神经网络的飞机突发故障诊断研究[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(3): 1010-1015.  
YANG Hui, DENG Zheng. Adaptive neural network based diagnosis research of burst fault[J]. COMPUTER ENGINEERING AND DESIGN, 2014, 35(3): 1010-1015.
- [3] 阳同光, 蒋新华, 付强. 混合蛙跳脊波神经网络观测器电机故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 193-199.  
Yang Tongguang, Jiang Xinhua, Fu Qiang. Study on motor fault diagnosis using ridgelet neural network observer optimized by shuffled frog leaping algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1): 193-199.
- [4] 周国雄, 廖迎新, 沈学杰. 基于神经网络的孵化过程组合预测方法[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(4): 892-896.  
Zhou Guoxiong, Liao Yingxin, Shen Xuejie. Method of Combination Prediction for Incubator Based on Network[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(4): 892-896.
- [5] 苏译, 彭敏放, 朱亮, 等. 基于信息还原与膜计算的配电网故障定位[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(12): 2700-2708.  
Su yi, Peng Minfang, Zhu Liang, et al. Fault section location for distribution networks based on information restoration and membrane computing[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(12): 2700-2708.
- [6] 李志农, 朱明, 褚福磊, 等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11): 2423-2432.  
Li Zhinong, Zhu Ming, Chu Fulei, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11): 2423-2432.
- [7] 丁立伟, 聂婷, 李婷. 基于 BP 网络和专家系统的铝点解槽分层故障诊断[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(11): 3476-3479.  
Ding Liwei, Nie Ting, Li Ting. Aluminum Cell Hierarchical Fault Diagnosis Method Based on BP Network and Expert System[J]. Computer Measurement & Control, 2014, 22(11): 3476-3479.
- [8] 符慧林, 甘国文, 谢七月. 基于神经网络的电站锅炉入炉煤粉含碳量在线测量研究[J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(4): 1084-1086, 1105.  
Fu Huilin, Gan Guowen, Xie Qiyue. Study on Online Measuring of Carbon Content of Injected Pulverized Coal of Utility Boiler Based on Neural Network[J]. Computer Measurement & Control, 2015, 23(4): 1084-1086, 1105.
- [9] 王一卉, 姜长泓. 模糊神经网络专家系统在动力锂电池组故障诊断中的应用[J]. 电测与仪表, 2015, 52(14): 118-123.  
Wang Yihui, Jiang Changhong. Fuzzy neural network expert system for fault diagnosis in power lithium battery application[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(14): 118-123.
- [10] 江时雨, 陈建宏, 李涛, 等. 水下隧道涌水灾害风险评价与预测[J]. 中国安全科学学报, 2013, 23(12): 101-106.  
JIANG Shiyu, CHEN Jianhong, LI Tao, et al. Assessment and Prediction of Water Gushing Disaster Risk in Underwater Tunnel[J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(12): 101-106.
- [11] 赵淑芳. 基于 BP 神经网络的煤矿矿用设备安全监测研究[J]. 太原理工大学学报, 2013, 44(5): 619-622.  
ZHAO Shufang. The Study of Coal Mine Safety Monitoring Equipment Based on BP Neural Network[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2013, 44(5): 619-622.
- [12] 王赞, 陆国君. 基于小波包分析的风力发电机组故障预诊断神经网络专家系统[J]. 制造业自动化, 2013, 35(18): 147-150.  
WANG Yun, LU Guo-jun. The application of wavelet multi-resolution analysis in wind turbine fault-detection[J]. Manufacturing Automation, 2013, 35(18): 147-150.
- [13] 杨紫, 陈明锐, 沈重. 基于神经网络的 WSN 森林火灾预测与定位研究[J]. 计算机仿真, 2015, 32(11): 315-320, 424.  
YANG Zi, CHEN Ming-rui, SHEN Chong. Forest Fire Forecasting and Positioning Research Based on Neural Network[J]. Computer Simulation, 2015, 32(11): 315-320, 424.
- [14] Yongyao Yang, Mahdi Mahfouf, George Panoutsos. Development of a Pasimonious GA-NN ensemble model with a case study for Charpy impact energy prediction[J]. Advances in Engineering Software (S0965-9978), 2011, 42(7): 435-443.
- [15] George Panoutsos, Mahdi Mahfouf. A neural-fuzzy modeling framework based on granular computing: Concepts and applications[J]. Fuzzy Sets and Systems (S0165-0114), 2010, 161(21): 2808-2830.