

## 机载稳定平台伺服系统故障分析及诊断方法研究

杨睿, 韩笑, 程桂林, 杨成顺  
(南京工程学院, 南京 211167)

**摘要:** 针对在恶劣环境下运行的随动稳定平台伺服系统,采用故障树分析法确定其故障类别和逻辑关系,基于粗糙集理论建立原始决策表,使用可辨识矩阵与遗传算法相结合的方法对其进行约简,以约简后的决策表作为学习样本,训练 Elman 神经网络后生成故障诊断模型,使用测试样本进行校验,故障诊断正确率达 98%,表明了该诊断方法的可行性,对故障模型较为复杂的稳定平台伺服系统的诊断应用具有实践意义。

**关键词:** 机载稳定平台; 伺服系统; 故障树分析; 粗糙集约简; Elman 神经网络

**中图分类号:** TP275      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1671-637X(2017)02-0064-05

## On Fault Analysis and Diagnosis of Servo System in Airborne Stabilized Platform

YANG Rui, HAN Xiao, CHENG Gui-lin, YANG Cheng-shun  
(Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

**Abstract:** To the servo system of stabilized platform working in a severe environment, Fault Tree Analysis (FTA) method is used to determine the fault classification and the logical relation. Firstly, based on rough set theory, the original fault decision table is constructed. Discernibility matrix and genetic algorithm are used together for reduction of it. Then, the table after reduction is used as learning samples for training Elman neural network to generate fault diagnosis model. Finally, test samples are used to verify fault diagnosis model. The correct rate of fault diagnosis reaches 98%. It shows that this method is feasible, and it has a certain guiding significance to the fault diagnosis of servo system with complex fault model.

**Key words:** airborne stabilized platform; servo system; fault tree analysis; rough set reduction; Elman neural network

### 0 引言

稳定平台通过测量平台坐标系相对于大地坐标系姿态和位置的变化,隔离载体的干扰角运动并保持平台坐标系的基准,通过光电探测设备实现对运动目标的自动跟踪,在国防和民用领域中得到了广泛的应用。机载稳定平台由台体、伺服控制器、直流力矩电机、姿态传感器和速率陀螺仪等多部件组成,每个部件伴随有机械、电子、软件及其他干扰因素的综合作用,其中的核心部件平台伺服系统长时间工作在多震动、强电磁干扰、高温差和高湿度的环境下,为了确保其能稳定可靠地运行,对其进行故障诊断方法的研究就显得十分必要。

目前,众多学者针对各类伺服系统的故障诊断方法展开了深入研究,主要的方法有小波变换分析法<sup>[1]</sup>、卡尔曼滤波器算法<sup>[2]</sup>、模糊故障诊断算法<sup>[3]</sup>、支持向量机方法<sup>[4]</sup>、专家库系统<sup>[5]</sup>和神经网络等方法。将神经网络用于故障诊断具有并行处理、鲁棒性强和正确率高等优点,但是,为了取得较好的诊断效果,需要收集较为完备的样本数据库,由于原始样本中存在一定的冗余,如果使用这些数据直接进行诊断,势必会增加系统的计算负担并影响诊断精度。因此,本文将故障树分析法、粗糙集理论和 Elman 神经网络相结合,针对平台伺服系统进行故障分析和诊断,设计了一套完整的方法。

### 1 主要故障分析及决策表的生成

#### 1.1 故障分析模型的建立

故障树分析法是指对可能造成产品故障的硬件、软件、环境、人为因素进行分析,并将系统故障形成的

收稿日期:2016-03-02

修回日期:2016-03-29

基金项目:南京工程学院校级科研基金(QKJA201502)

作者简介:杨睿(1982—),男,江苏南京人,硕士生,研究方向为伺服系统控制技术。

原因由总体至部分按树枝状逐级细化,以图形演绎的方法画出故障树,从而确定故障原因的各种可能组合方式及其发生概率,评价引发故障的各种因素的相关重要度的一种分析方式<sup>[6]</sup>。顶事件为系统最不希望发生的故障状态,中间事件为可能引起顶事件发生的所有直接原因,而底事件为可能引起中间事件发生的所有直接原因。

从现场故障经验分析可知,引起平台伺服系统故障的类型主要分为 8 种,即功率放大器故障、直流力矩电机故障、测速机故障、光电码盘故障、电位器故障、软件故障、模拟电路故障和数字电路故障。以其中的“直流力矩电机故障”为顶事件进行分析,其可由电枢线圈短路、电枢线圈断路、电枢电感增加等 10 种子故障中间事件引起。再以“电枢线圈短路”子故障进行分析,其又可由电机温度、功放温度、过流指示、过压和欠压指示等 12 个状态底事件的逻辑关系组合来确定。根据故障树分析法建立起直流力矩电机故障树和电枢线圈短路故障子树,如图 1 所示,图中各类事件编号和内容见表 1。

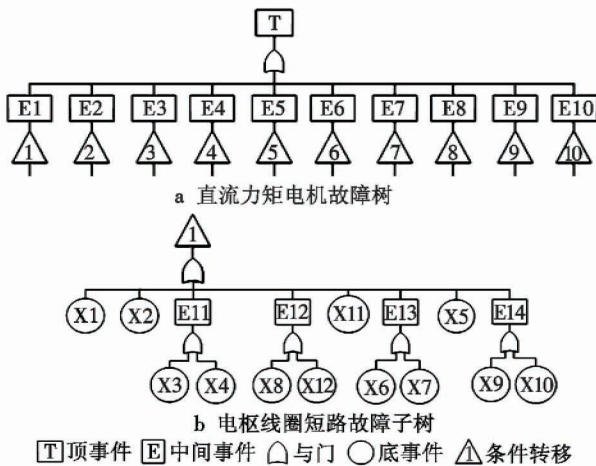


图 1 直流力矩电机故障树

Fig. 1 DC torque motor fault tree

表 1 各类事件编号和内容

Table 1 Number and meaning of each kind of event

顶事件	故障内容	中间事件	故障内容	底事件	故障内容
T	直流力矩电机故障	E1	电枢线圈短路	X1	系统有过流指示
		E2	电枢线圈断路	X2	系统有过压指示
		E3	电枢电感增加	X3	电机温度升高
		E4	电枢电感减小	X4	电机停车
		E5	电枢电阻增加	X5	串口数据异常
		E6	电枢电阻减小	X6	位置反馈丢失
		E7	碳刷烧蚀接触不良	X7	电位器无法回零
		E8	碳刷接触断开	X8	功放输出变大
		E9	电机轴承损坏	X9	速度反馈丢失
		E10	电机过载	X10	平台无法寻零
		E11	电机状态异常	X11	WatchDog 输出高
		E12	功放状态异常	X12	功放温度升高
		E13	位置反馈异常		
		E14	速度反馈异常		

类似地,可建立功率放大器故障,光电码盘故障,测速机故障等故障树,最后建立起平台伺服系统整体故障树,对其进行定性和定量分析,求取系统的总失效概率,从而形成完整的故障分析模型。

1.2 构建原始故障决策表

故障决策表是进行粗糙集约简和设计故障诊断系统的前提。通过对某机载随动稳定平台伺服系统现场运行过程中所收集的 100 多组故障数据进行筛选,选取 44 组具有代表性的故障特征数据样本集,分别用 S1 ~ S44 表示,分别对应 1.1 节所述的平台伺服系统 8 种主要故障类型(用 D1 ~ D8 表示)中的 1 种,如表 2 所示。

表 2 样本数据及分类

Table 2 Sample data and its classification

编号	故障决策类型描述	样本数量	编号	故障决策类型描述	样本数量
D1	直流力矩电机故障	10	D5	电位器故障	2
D2	功率放大器故障	9	D6	软件故障	4
D3	测速机故障	4	D7	模拟电路故障	3
D4	光电码盘故障	5	D8	数字电路故障	6

接下来,从平台整体故障树的底事件中选取电机温度、功放温度、过流指示、串口数据、WatchDog 输出等 12 个状态属性(用 C1 ~ C12 表示)作为随动稳定平台伺服系统的故障决策表的条件属性。采用等间隔划分法和等频率间隔划分法对这 12 种条件属性的采样值进行离散化处理后的取值,如表 3 所示。

表 3 条件属性和离散化后的取值

Table 3 Conditional attributes and discrete values

编号	条件属性描述	取值范围
C1	电机温度	0 正常、1 过热
C2	功放温度	0 正常、1 过热
C3	过流指示	0 正常、1 有过流
C4	串口数据	0 正常、1 乱码
C5	WatchDog 输出	0 高、1 低
C6	过压和欠压指示	0 正常、1 有过压、2 有欠压
C7	电位器回零	0 正常、1 偏离、2 不动
C8	平台位置寻零	0 正常、1 偏离、2 不动
C9	电机转动状态	0 正常、1 停止、2 低速、3 高速、4 抖动
C10	位置反馈	0 正常、1 无反馈、2 偏小、3 偏大、4 其他异常
C11	角速度反馈	0 正常、1 无反馈、2 偏小、3 偏大、4 其他异常
C12	功放输出	0 正常、1 过低、2 过高、3 波动、4 其他异常

最后,基于这些故障样本集离散化后的条件属性 R 和对应的决策属性 D,生成平台伺服系统的原始故障决策表,如表 4 所示。

表 4 原始故障决策表(部分)

Table 4 Original fault decision table (partial)

R	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	D
S1	1	0	1	0	0	1	2	2	1	1	1	2	D1
S2	0	0	0	0	0	0	2	2	1	1	1	2	D1
S3	0	0	0	0	0	2	0	1	2	2	2	2	D2

续表

R	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	D
S4	1	1	1	0	0	0	0	1	3	3	3	1	D2
S5	0	0	0	0	0	0	1	1	3	3	2	2	D3
S6	0	1	1	0	0	1	1	1	3	3	3	2	D2
S7	0	0	0	0	0	0	0	1	4	4	0	0	D4
S8	0	0	0	0	0	0	0	1	4	4	4	0	D6
S9	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	0	0	D4
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S43	0	0	0	1	0	0	0	1	4	4	4	3	D8
S44	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	D7

## 2 基于遗传算法的决策表约简

### 2.1 决策表的约简类型

原始故障决策表中存在的冗余信息对故障诊断网络的复杂程度、精度、存储空间和处理时间都会产生较大影响。应当在保持知识表达系统分类和决策能力不变的条件下,删除不相关或不重要的知识。决策表的约简主要分为条件属性约简和决策规则约简:条件属性约简是从列的角度考察决策表,当去除某一条件属性列后,剩余的条件属性仍然能够得到正确的决策属性值;而决策规则约简则是从行的角度考察决策表,通过去除冗余的样本规则信息得到最小决策集。

### 2.2 约简算法分析

目前,对于条件属性的约简存在多种方法,例如基于属性重要度的启发式约简<sup>[7]</sup>、基于信息熵的约简<sup>[8]</sup>等。本文将可辨识矩阵与遗传算法相结合,加快属性空间的搜索,实现条件属性的约简。关于可辨识矩阵,有如下的定义。

定义1  $R = P \cup D$  表示属性集合,子集  $P = \{a_i | i = 1, \dots, m\}$  和  $D = \{d\}$  分别称为条件属性集和决策属性集,  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  为样本空间,  $a_i(x_j)$  为样本  $x_j$  在条件属性  $a_i$  上的取值,则可辨识矩阵  $C_D$  定义为

$$C_D(i, j) = \begin{cases} a_k(a_k \in P \wedge a_k(x_i) \neq a_k(x_j)) & d(x_i) \neq d(x_j) \\ 0 & d(x_i) = d(x_j) \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $a_k$  表示原始决策表中决策属性值  $d$  不同的第  $i$  和第  $j$  个样本一个条件属性集合,若它们之间的决策属性值  $d$  一样,则  $C_D(i, j)$  值为 0。

对原始决策表 4 计算可辨识矩阵  $C_D$ , 设  $K$  表示可辨识矩阵中所有非零元素  $a_k$  的合集,且该合集中有  $n$  个属性组合,即有  $n$  个  $a_k$ 。对每个属性组合求  $card(a_k) = m$ , 表示  $a_k$  中有  $m$  个有效条件属性,且每个条件属性元素为  $c_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 。这样,决策表约简的工作就转化为在可辨识矩阵  $C_D(i, j)$  中的每个非零元素  $a_k$  中求取最小组合的计算过程,其具体约简算法如下。

1) 初始化。将染色体长度设为待约简的条件属性个数,即将最小条件属性约简的集合编码成 12 位二进制染色体,每一位“1”和“0”对应着 12 种条件属性在最小约简中的取与舍。这样,在经过遗传算法计算后最终得到的染色体中,所有为 1 的条件属性的组合就是最小约简。设定种群大小为 70,最大进化代数为 80 次,随机产生 70 个长度为 12 的二进制串染色体,构成原始种群。

2) 适应度值计算。将步骤 1) 随机产生的原始种群输入如下的适应度函数中依次进行计算

$$f(B) = (1 - \alpha) \times \frac{card(A) - card(B)}{card(A)} + \alpha \times \frac{|[k_m K | r \cap B = \emptyset]|}{|K|} \quad (2)$$

式中:第 1 项中,  $card(A)$  表示可辨识矩阵  $C_D$  中每一个非零项  $a_k$  中有效的条件属性个数,  $card(B)$  表示输入适应度函数的染色体中 1 的个数,即有效约简的条件属性个数,调节因子  $\alpha$  取 0.4;第 2 项中,  $|[k_m K | r \cap B = \emptyset]|$  表示所有的辨识矩阵中的非零项的条件属性与输入的染色体中条件属性无交集的个数,  $|K|$  表示可辨识矩阵非零项中每项条件属性的最小值。种群经计算后最终得到 70 个适应度值。

3) 选择算子。采用轮盘赌选择法在种群中选择生命力强的个体产生新的种群。首先计算出种群中每个个体的相对适应度值  $p_i = f(B) / \sum f(B)$ , 将其作为第  $i$  个个体的选择概率  $p_i$ , 随机生成 0 ~ 1 之间的数值  $r$ , 如果  $p_1 + p_2 + \dots + p_{i-1} < r \leq p_1 + p_2 + \dots + p_i$ , 则选择个体  $i$  遗传到下一代种群中。

4) 交叉算子。采用单点交叉算子,以交叉率 0.3, 随机从步骤 3) 经选择算子处理过的种群中抽取两个个体,进行交叉运算,得到一组新的种群。

5) 变异算子。采用基本位变异算子,以变异率 0.05, 随机对步骤 4) 经交叉算子处理过的种群中的个体进行变异处理,得到一组新的种群。

6) 判断结束条件。当根据新的种群计算出的平均适应度值  $f(B)$  没有明显改变的时候,或者种群进化代数达到预设值时算法结束,并根据编码规则,对染色体解码后得到结果。如果不满足以上条件要求,则继续进行步骤 2)。

经上述运算后得到 5 组最优染色体  $\{001101100111\}$ ,  $\{000101110111\}$ ,  $\{010101100111\}$ ,  $\{001100110111\}$  和  $\{010100110111\}$ , 经解码后得到 5 个最小条件属性约简,再分别对其进行决策规则约简,去除冗余的样本规则信息,最终得到原始决策表的 5 种不同最小约简,如

表5所示。

表5 最小条件属性约简和对应行值约简后的样本数量  
Table 5 Minimum conditional attribute reduction and sample number after corresponding reduction

编号	最小条件属性约简	行值约简后样本数量
1	{C3, C4, C6, C7, C10, C11, C12}	37
2	{C4, C6, C7, C8, C10, C11, C12}	38
3	{C2, C4, C6, C7, C10, C11, C12}	37
4	{C3, C4, C7, C8, C10, C11, C12}	38
5	{C2, C4, C7, C8, C10, C11, C12}	36

### 3 故障诊断方法设计及验证

#### 3.1 诊断网络的设计

采用单向传播的多层前向网络结构的BP神经网络存在收敛速度慢、容易陷入局部极小值的缺点。Elman神经网络结构中除了具有前向网络的输入层、隐含层和输出层之外,增加了一个具有记忆和反馈能力的关联层,可以减小神经网络的规模和复杂程度,加快网络训练时间。该层从最后一个隐含层接收反馈信号作为输入,将上一个时刻隐含层输出连同当前时刻的输入层的输入叠加后一起作为隐含层的输入,从而形成状态反馈,使神经网络系统具有适应时变特性的能力,直接反映动态过程的系统的特性<sup>[9]</sup>。神经网络的结构如图2所示。

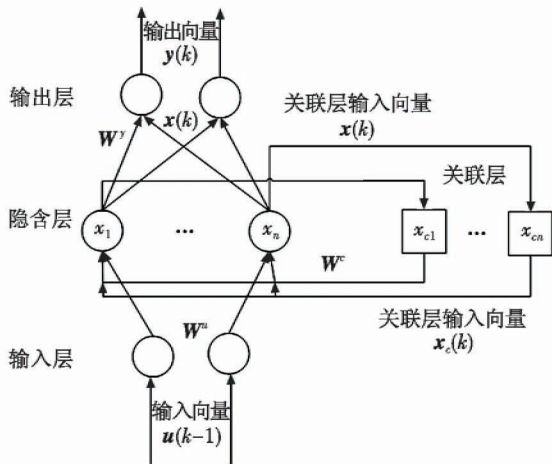


图2 Elman神经网络结构图

Fig.2 Elman neural network structure

本文将约简后的决策表与单隐含层结构的Elman神经网络相结合进行平台伺服系统故障诊断,具体网络构建和训练过程如下。

1) 确定网络结构。选取表5中编号为3的最小约简中的37个样本,输入神经网络进行训练。网络由输入层、隐含层、输出层和关联层组成,输入层节点个数与最小约简的条件属性个数一致,为7个;由于最终只输出一个决策结果,所以输出层节点个数为1;隐含层神经元个数由  $N = \sqrt{n + m} + a$  确定,其中, $n$  为输入

节点数, $m$  为输出节点数, $a$  为1~10之间的一个经验常数<sup>[10]</sup>。将隐含层节点个数选为5。

2) 求每层的输入和输出。设输入向量为  $u(k-1)$ ,关联层的输入向量为  $x(k)$ ,关联层的输出向量为  $x_c(k) = x(k)$ 。则根据图2,隐含层的输出向量为  $x(k) = f(W^h(k)u(k-1) + W^a(k)x_c(k))$ ,最终输出层的输出值为  $y(k) = g(W^o(k)x(k))$ 。其中, $W^m$  表示输入层到隐含层的连接权值矩阵, $W^a$  表示关联层到隐含层的连接权值矩阵, $W^o$  表示隐含层到输出层的连接权值矩阵。 $g(\cdot)$  为输出层的传递函数,由于输出的决策属性取值范围是1~8的整数,因此输出层采用 Purelin 型传递函数。 $f(\cdot)$  为隐含层的传递函数,采用 Tansig 型传递函数,以加快 Elman 神经网络的收敛速度。

3) 网络训练与目标误差计算。确定输出层训练目标误差精度为  $10^{-3}$ ,最大训练次数设为1000次,初始化各层的连接权值矩阵,随后动量梯度下降学习算法对网络各层间的连接权值矩阵进行调整和训练,权值调整式为

$$W(k+1) = W(k) + \eta \left( -\frac{\partial E(k)}{\partial W} \right) + \alpha \Delta W(k) \quad (3)$$

式中: $\eta$  为动量因子; $\alpha$  为学习速率。训练目标采用误差平方和函数进行计算,即

$$E(k) = \sum_{k=1}^n [y(k) - \bar{y}(k)]^2 \quad (4)$$

式中: $y(k)$  为  $k$  时刻第  $i$  个节点的实际输出矢量; $\bar{y}(k)$  为  $k$  时刻第  $i$  个节点的期望输出矢量。

4) 判断结束条件。当学习目标误差达到精度要求或训练次数达到最大值时,网络训练结束,保存网络训练误差和各连接权值矩阵中的权值,并输出训练误差曲线。

#### 3.2 网络训练和故障诊断结果分析

将原始故障决策表4中的44组样本数据和表5中编号3的一组最小约简中的37组数据分别用于神经网络的学习训练中。设计了3种故障诊断系统,即BP神经网络诊断系统、Elman神经网络诊断系统和决策表约简后的Elman神经网络诊断系统。3种诊断网络的参数配置如表6所示,3种诊断网络的训练误差曲线如图3所示。

表6 两种Elman神经网络参数配置

Table 6 Parameter configuration of two kinds of Elman neural network

诊断网络类型	网络结构(输入-隐含-输出)	学习代数	与设定学习目标误差
BP神经网络	12-5-1	1000	0.014
Elman神经网络	12-5-1	1000	0.007
约简后+Elman神经网络	7-5-1	153	0

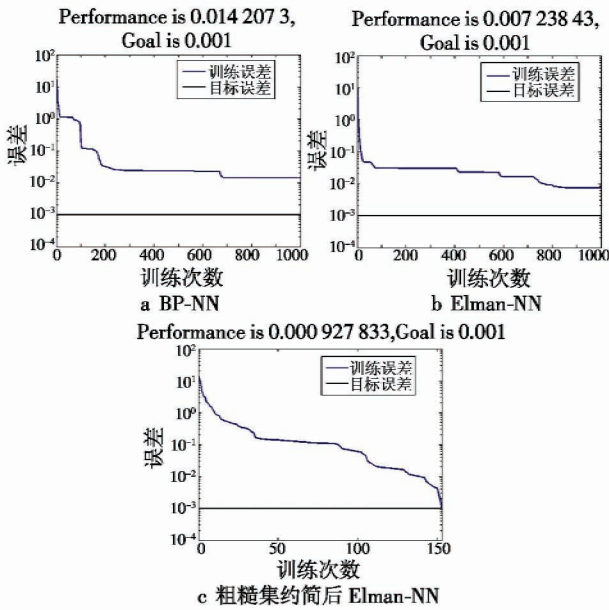


图 3 3 种诊断网络的训练误差曲线

Fig. 3 Training error curves of three kinds of diagnosis networks

由图 3 可知,由于加入状态反馈,Elman 神经网络相比于 BP 神经网络训练的收敛速度有一定的提高,训练误差也比 BP 神经网络小;在使用约简后的粗糙集对 Elman 神经网络进行训练后,收敛速度明显加快,达到学习误差的迭代次数也明显减小。为了进一步验证故障诊断算法的准确性,从现场实验中选取 8 个复杂故障测试样本。将样本条件属性数据离散化后分别送入不同的神经网络进行故障诊断,离散化后的测试样本和诊断结果分别如表 7 和表 8 所示。

表 7 测试样本  
Table 7 Test samples

故障序号	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	故障决策输出
1	0	0	0	0	0	0	2	2	1	1	1	2	直流电机故障 D1
2	0	0	0	0	0	2	0	1	2	2	2	2	功率放大器故障 D2
3	0	0	0	0	0	0	1	1	3	3	2	2	测速机故障 D3
4	0	0	0	0	0	0	0	1	4	4	0	0	光电码盘故障 D4
5	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	电位器故障 D5
6	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	4	0	软件故障 D6
7	0	0	0	0	1	0	1	2	1	0	0	0	模拟电路故障 D7
8	0	0	0	1	0	0	2	2	1	1	1	4	数字电路故障 D8

表 8 诊断结果对比  
Table 8 Comparison of diagnostic results

诊断方法	期望输出决策值向量	实际输出决策值向量	平均诊断正确率/%
Elman 神经网络	(1,2,3,4,5,6,7,8)	(1.161 5,2.152 2,2.842 5,3.694 1,5.214 7,5.862 3,7.147 8,7.845 2)	82.1
约简后 + Elman 神经网络	(1,2,3,4,5,6,7,8)	(0.984 6,1.984 8,3.030 6,4.001 5,5.010 7,5.951 1,6.999 2,7.998 8)	98.4

通过表 8 的诊断结果可以看出:采用粗糙集约简结合 Elman 神经网络的故障诊断系统相比单一的 Elman 神经网络诊断系统,平均故障诊断正确率有了较大的提高,诊断网络学习收敛速率也大幅度加快,仅需 150 多次就达到了学习目标误差  $10^{-3}$  的要求,从而在确保诊断准确性的同时提高了故障诊断效率。

### 4 结论

本文利用可辨识矩阵这个数学工具,通过设计合理的适应度函数使用遗传算法对原始故障决策表进行最小约简,在保留了数据特征规律的前提下,对训练样本数量进行缩减。利用约简后的数据样本对带反馈通路的 Elman 神经网络进行训练,建立平台伺服系统故障诊断模型。通过不同诊断网络的对比和复杂故障类型的诊断测试结果,证明了相较于传统 BP 神经网络诊断系统,本文提出的组合诊断算法使得诊断网络训练时间更短、性能更稳定,诊断正确率有较大提高,适用于故障模型不确定的随动稳定平台伺服系统的故障诊断。

### 参考文献

- [1] 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(11): 2423-2432.
- [2] 周永杰,王雨萌,张江滨. 基于卡尔曼滤波器的控制系统传感器故障诊断[J]. 电网与清洁能源,2011(7): 50-53.
- [3] 宋星,杨彦青,金珍珍. 基于模糊故障诊断算法的米巴赫焊机液压伺服系统监测与故障诊断系统[J]. 电焊机,2014,44(9):68-71.
- [4] 郑蕊蕊,赵继印,赵婷婷,等. 基于遗传支持向量机和灰色人工免疫算法的电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报,2011(7):56-63.
- [5] 吴明强,史慧,朱晓华,等. 故障诊断专家系统研究的现状与展望[J]. 计算机测量与控制,2005,13(12): 1301-1304.
- [6] 舒鑫,冯国飞,唐香珺. 基于故障树的某自行火炮供输弹机构故障分析[J]. 科学技术与工程,2012(16): 3990-3992.
- [7] 王芳. 基于属性重要度的属性约简算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2011.
- [8] 吴尚智,苟平章. 粗糙集和信息熵的属性约简算法及其应用[J]. 计算机工程,2011,37(7):56-58.
- [9] 范波,刘刚,史光辉. 一种感应电机矢量控制转子电阻在线辨识方案[J]. 电气传动,2013,43(11):11-16.
- [10] 焦斌,叶明星. BP 神经网络隐层单元数确定方法[J]. 上海电机学院学报,2013,16(3):113-116.