

基于粗糙神经网络的歼击机操纵面智能故障诊断

胡寿松, 徐德友, 张 敏

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

[摘要] 提出了一种基于粗糙神经网络的歼击机操纵面故障诊断方法. 给出并证明了可利用粗集方法对故障信息进行快速特征提取的方法, 用其作为神经网络的前置系统进行信息预处理, 减少了所需样本数目, 从而简化了神经网络结构, 减少了网络训练时间, 并且充分利用了神经网络容错及抗干扰能力, 有效地降低了故障诊断中的误报率和漏报率. 该方法可以进行组合故障的诊断, 且具有较好的鲁棒性. 仿真实验说明了该方法的有效性和实用性.

[关键词] 故障诊断, 神经网络, 粗集理论, 歼击机

[中图分类号] TP18; V225, [文献标识码] B, [文章编号] 1672-1292-(2004)03-0001-06

0 引言

歼击机操纵面故障是指歼击机舵面缺损或卡死情况下引起歼击机偏离正常运行状态的故障类型. 现代飞机对于操纵面故障几乎没有防范能力, 常常导致灾难事故的发生. 操纵面故障的检测与诊断问题成为目前的研究热点之一.

目前歼击机的操纵面故障诊断方法主要有两类, 一类是基于模型的(model based), 另一类是不依赖于模型的(model free)^[1]. 基于模型的方法^[2]由于存在不可避免的建模误差及空间环境的急剧改变等因素, 常使得其故障诊断的精度低而产生误报警; 不依赖模型的方法不需要建立对象的残差模型, 从而可以避免由于建模不准确而引起的误差, 诊断精度较高, 具有更好的实用价值. 神经网络故障诊断方法^[3]是不依赖数学模型的方法中应用最广泛的一种, 但神经网络方法不能确定哪些知识是冗余的, 哪些知识是有用的, 不能将输入信息空间维数简化, 当输入信息空间维数较大时, 网络不仅结构复杂, 而且训练时间也很长.

粗集方法^[5]是由 Zdzislaw Pawlak 于 1982 年提出的一种处理不完整性和不确定性信息的新的数学方法. 粗集方法基于不可分辨关系的思想和知识简化的方法, 不需要预先给出额外信息, 如概率统计中要求的先验概率和模糊集中要求的隶属度, 能在保留关键信息的前提下对数据进行化简并求得知识的最小表达; 通过发现数据间的关系, 不仅可以去掉冗余输入信息, 而且可以简化输入信息的表

达空间维数.

本文综合利用神经网络方法和粗集方法, 即通过粗集方法简化信息表达空间, 去掉冗余信息, 使训练集简化, 以减小神经网络结构的复杂性, 从而减少训练时间, 并充分利用神经网络强大的容错和抗干扰能力, 提出一种基于粗糙神经网络的歼击机操纵面故障诊断方法. 由于粗集方法和神经网络方法间的互补性, 使得上述诊断方法不仅可以辨识故障程度的大小, 而且其抑制噪声的能力也比较强, 综合性能得到大幅提高.

1 基于粗糙神经网络歼击机操纵面故障诊断的一般结构及步骤

一个基于粗集方法与神经网络方法相结合的故障诊断系统可按图 1 的方案进行.

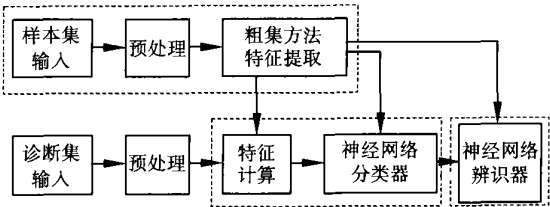


图 1 基于粗集与神经网络相结合的故障诊断系统基本结构

该系统的结构由三部分组成, 第一部分利用粗集方法完成对输入数据的处理以提取相应的模式特征; 第二部分为一般的多层前馈神经网络, 完成模式分类的功能; 第三部分为多个神经网络辨识器, 根据分类结果完成对故障程度大小的辨识.

上述系统可按以下几个步骤对网络进行训练:

收稿日期: 2004-04-18.

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(60234010); 航空科学基金资助项目(02E52025); 国防基础科研资助项目(K1603060318).

作者简介: 胡寿松(1937-), 教授, 博士生导师, 主要从事故障诊断、自适应及自修复控制以及鲁棒控制等方面的教学与研究.

E-mail: hushousong-nuaa@163.com

- (1) 将实测样本集分成两部分,一部分用于训练网络,另一部分用于测试;
- (2) 对训练集进行基于粗集方法的故障特征提取,求取决策表的属性约简;
- (3) 利用计算出来的一个属性约简或几个约简对决策表(即训练集)进行简化,即把不属于约简的属性删除,之后再删除决策表中相同的行;
- (4) 利用简化后的训练集构造神经网络;
- (5) 对神经网络进行训练,并用测试集对网络的性能进行测试;
- (6) 重复(4)~(5)步,直至网络性能不再提高为止;
- (7) 重复(3)~(6)步,直至网络性能不再提高为止。

网络训练好后,用粗集方法对需要诊断的数据集进行特征提取,之后,将故障特征输入到神经网络分类器和神经网络辨识器,对故障进行定位、隔离和辨识。

2 基于粗集方法的特征提取

特征提取是从原始的 N 个特征中找到 M 个特征,这 M 个特征对对象的分类能力和原来 N 个特征的分类能力相同。特征提取可加速学习及分类过程,减小分类代价,提高分类质量,使复杂问题能够得以解决。

在粗集中,特征提取转化为求取约简的过程。约简实际也就是在 N 个条件属性中找到 M 个条件属性,这 M 个条件属性对对象的分类能力和原来的 N 个条件属性相同。粗集中的条件属性对应着模式分类中的特征。本文给出一种基于粗糙集合近似质量的约简求取算法。

2.1 粗集基本概念^[5]

定义1 信息系统被定义为如下的四元组: $S = (U, A, V, f)$, 其中, U 是对象的非空有限集合, $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$; A 是属性的非空有限集合, $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$; $V = \bigcup_{a \in A} V_a$ 是属性的值域集, V_a 是属性 $a \in A$ 的值域; f 是信息函数, $f: U \times A \rightarrow V, f(x_i, a) \in V_a$ 。如果 $A = C \cup D, C \cap D = \emptyset$, C 表示条件属性集, D 表示决策属性集, 则该类信息系统又称为决策系统, 决策系统是一类最为常见的信息系统。

定义2 对于子集 $B \subseteq A$, 则 B 在 U 上的不可分辨关系定义为: $\text{IND}(B) = \{(x, x') \in U^2 \mid \forall a \in B, a(x) = a(x')\}$ 。不可分辨关系是一种等价

关系, 它把 U 划分为有限个集合, 称为等价类, 在每个集合中, 对象间是不可分辨的。用 $U/\text{IND}(B)$ 表示 U 的所有等价类。对于元素 $x \in U$, 它的 B 等价类定义为:

$$[x]_B = \{y \mid (x, y) \in \text{IND}(B)\}$$

给定一个信息系统 $S = (U, A)$, 对于任意一个对象集合 $X \subseteq U$ 及属性集合 $B \subseteq A$, 有如下定义。

定义3 X 的 B 下逼近定义为: $\underline{B}X = \{x \mid [x]_B \subseteq X\}$; X 的 B 上逼近定义为: $\overline{B}X = \{x \mid [x]_B \cap X \neq \emptyset\}$ 。 X 的 B 下逼近表示所有一定属于 X 的对象的集合, X 的 B 上逼近表示所有可能属于 X 的对象的集合。

X 的 B 边界区定义为: $BN_B(X) = \overline{B}X - \underline{B}X$, 表示既不能确定划入 X 也不能确定不能划入 X 的对象的集合。如果 $BN_B(X)$ 非空, 则称 X 是 B -粗集。

定义4 对于信息系统 $S = (U, A)$, 任何最小集 $B \in A$ 且 $\text{IND}(A) = \text{IND}(B)$ 是信息系统的约简。记 $\text{RED}(A)$ 表示所有的约简集。所有约简集的交集称为信息系统的核。

对于决策系统 $S = (U, C \cup D)$, C 为条件属性集合, D 为决策属性集合。 $B \subset C$, 定义 B 相对于 D 的正域为: $\text{POS}_B(D) = \{\underline{B}X \mid X \in U/\text{IND}(D)\}$, 其中 $U/\text{IND}(D)$ 为 D 对 U 划分所得到的等价类集合。 $\text{POS}_B(D)$ 实际上是那些可以根据属性集合 B 准确地被分入由属性 D 所确定的分类的元素的集合。设 $a \in C$, 若有 $\text{POS}_C(D) = \text{POS}_{C-\{a\}}(D)$, 则称 a 为 C 中 D 可省略。当 C 中每个元素都不为 C 中 D 可省略时, 称 C 为 D 独立。当 $C' = C - C^*$ 为 D 独立, 且 C^* 中的所有元素都是 D 可省略的话, 则称 C' 为 C 的 D 相对约简。

2.2 基于粗糙集合近似质量的特征提取

本文给出如下的集合近似质量概念。

定义5 对于 $U/\text{IND}(D) = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, X_i 为第 i 个集合, 也即决策表中第 i 个决策类(评估类), 其近似质量为: $\alpha_C(X_i) = |\underline{C}X_i| / |X_i|$, 则全部决策类(评估类)的近似质量定义为:

$$\alpha_C(U/\text{IND}(D)) = \frac{1}{|U|} \sum_{i=1}^n |X_i| \cdot \alpha_C(X_i) = \frac{1}{|U|} \sum_{i=1}^n |\underline{C}X_i|$$

$\alpha_C(U/\text{IND}(D))$ 表征的是用条件属性集合 C 中的信息来近似 $U/\text{IND}(D)$ 的近似质量。

对于定义5, 有如下定理成立:

定理1 对于决策表 $S = (U, C \cup D, V, f)$,

设 $U/IND(D) = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 如果 C' 为 C 的 D 相对约简, 则有:

$$\alpha_c(U/IND(D)) = \frac{1}{|U|} \sum_{i=1}^n |\underline{C}X_i| =$$
$$\alpha_{c'}(U/IND(D)) = \frac{1}{|U|} \sum_{i=1}^n |\underline{C'}X_i|$$

即约简后的近似质量保持不变。

证 因为 C' 为 C 的 D 相对约简, 所以有:

$$POS_c(D) = POS_{c'}(D), \text{ 即:}$$
$$\bigcup_{X_i \in U/IND(D)} \underline{C}X_i = \bigcup_{X_i \in U/IND(D)} \underline{C'}X_i \quad (1)$$

由 $U/IND(D) = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 知 $X_i \cap X_j = \phi$, 因此根据集合下近似的定义知如下两式成立:

$$\underline{C}X_i \cap \underline{C}X_j = \phi \text{ 以及 } \underline{C'}X_i \cap \underline{C'}X_j = \phi. \quad (2)$$

由(1)、(2) 两式知 $\sum_{i=1}^n |\underline{C}X_i| = \sum_{i=1}^n |\underline{C'}X_i|$, 故可得 $\alpha_c(U/IND(D)) = \alpha_{c'}(U/IND(D))$.

本文基于定理 1 给出一种基于近似质量进行约简求取(也即特征提取)的算法. 该算法以所有的条件属性作为初始约简集合, 以约简后的近似质量不变为前提, 逐步缩减求取约简, 可以在很短的计算时间内对决策表中的条件属性进行约简.

算法 1 (求取约简)

(1) 初始化: $C' = C$; 计算 $\alpha = \alpha_c(U/IND(D))$
// C 是条件属性集;

(2) 令 Found = false // Found 表示是否找到约简;

(3) While $|C'| > 1$ AND Found = false

(4) for each $c \in C$

(5) 计算 $\alpha_{c-\{c\}}(U/IND(D))$

(6) if $(\alpha_{c-\{c\}}(U/IND(D)) = \alpha)$

(7) Found = false

(8) $C' = C' - \{c\}$

(9) exit for loop

(11) else

(12) Found = true

(13) endif

(14) endfor

(15) return C' // 得到结果

算法 1 的时间复杂度为 $O(s^3 m^2)$, 其中: s 是条件属性的个数, m 为 U 中对象个数. 利用该算法可以对神经网络的训练数据进行特征提取, 从而达到简化数据的目的.

3 分类神经网络及辨识神经网络

3.1 分类神经网络

神经网络的一个优点就是它对于分类问题能

够分割模式空间, 所以它可以用来对故障特征进行处理以进行故障分类. 本文采用一般的前馈神经网络来进行故障的分类, 网络训练递推算法如下: 选取训练神经网络的目标函数为:

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} (y^i(k+1) - \hat{y}^i(k+1))^2 \quad (3)$$

其中: N 为训练样本数. 选取单个神经元的激活函数为 $f_s(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$, 并根据梯度最速下降法来调整网络的权重和阈值: $\Delta W = -\eta \partial J / \partial W$. 设某层第 j 个节点的净输入为 $net_j = \sum_i w_{ji} x_i - \theta_j$, 其中 θ_j 为该节点的阈值. 定义 $\delta_j^{(l)} = -\partial J / \partial net_j$ 为第 l 层的广义误差, 可推出权重和阈值调整的递推算式如下:

$$w_{ij}^{(l)}(k) = w_{ij}^{(l)}(k-1) + \Delta w_{ij}^{(l)}(k),$$
$$\theta_i^{(l)}(k) = \theta_i^{(l)}(k-1) + \Delta \theta_i^{(l)}(k)$$
$$\Delta w_{ij}^{(l)}(k) = \eta \delta_i^{(l)}(k) x_j^{(l-1)}(k) + \alpha \Delta w_{ij}^{(l)}(k-1)$$
$$\Delta \theta_i^{(l)}(k) = \eta \delta_i^{(l)}(k) + \alpha \Delta \theta_i^{(l)}(k-1) \quad (5)$$

其中, $\delta_i^{(p)}(k) = f'_s(net_j)(y_i(k) - \hat{y}_i(k))$ 为输出层节点广义误差;

$$\delta_i^{(l)}(k) = f'_s(net_j) \sum_s \delta_s^{(l+1)}(k) w_{si}^{(l+1)}(k-1)$$

($l = p-1, \dots, 2, 1$) 为中间层节点广义误差; 式(4) 中的 η 和 α 分别为学习速率和动量因子.

将粗集特征提取后获取的特征向量作为神经网络分类器的输入, 神经网络可对故障进行模式分类.

3.2 神经网络辨识器

前馈神经网络可实现从输入到输出的非线性映射, 或者说可以逼近任何非线性函数. 从几何意义上看, 相当于根据稀疏的给定数据(样本) 点恢复一个连续的超曲面, 在给定点处曲面的值要满足样本值, 推广相当于估计其间未知点的值(内插). 网络的输入输出节点数分别取决于输入和输出向量的维数. 神经网络的这种能力可以用在故障度辨识中, 即将过程看成一个黑箱子, 通过测量其输入/输出特性, 然后利用所得实际过程的输入/输出数据训练一个神经网络, 使其输出对输入的响应特性具有与被辨识过程相同的外部特性.

若神经网络辨识器建立的模型为:

$$\hat{y}(k) = F[X(k-1), W] \quad (6)$$

其中 $\hat{y}(k)$ 为神经网络预报输出, W 为神经网络权重参数. 训练的目的在于调整式(6) 中的权重向量使实际过程输出与神经网络预报输出之差在某种准则下极小. 这样辨识问题就转化为一个参数逼近

问题,在神经网络网络结构确定和观测数据 $X(k-1)=[U(k-1),Y(k-1)]$ 已有的情况下,权重向量 W 可通过使准则函数

$$\sum_{k=1}^N \|y(k)-F[X(k-1),W]\|^2 \quad (7)$$

极小化而获得.

4 歼击机操纵面故障诊断仿真实验

4.1 训练数据获取及粗集特征提取

根据所提出的基于粗糙神经网络的歼击机操纵面故障诊断系统,本节以某歼击机为对象进行仿真研究.

直接利用飞机的输出信号作为数据源,对其进行粗集特征提取、故障分类及辨识.为了问题的简化,设飞行状态为0506,即5000m高度、0.6Ma,只讨论几种有限的故障状态(包括单舵面损伤、卡死及部分组合故障).

对于某歼击机,我们构造一个信息系统 $S=(U,A\cup D)$, $x_i\in U$ 表示不同的歼击机结构故障状态, $A=\{a_1,\dots,a_7\}$ 为条件属性,表示歼击机的状态量(输出信息),分别为:攻角、侧滑角、俯仰角速度、滚转角速度、偏航角速度及法向过载及侧向过载.

4.1.1 数据获得

分别采集飞机右平尾、左平尾、右副翼、左副翼、方向舵损伤、卡死以及损伤和卡死组合故障情况下的飞机输出信息 a_1,\dots,a_7 (即攻角、侧滑角、俯仰角速度、滚转角速度、偏航角速度及法向及侧向过载).共11种不同的故障种类和1个无故障状态(见表1第一列).每种故障采集4个样本点,无故障状态采集1个样本点,构成信息系统 S 的各对象(即信息系统中的 x_i),该信息系统 S 构成样本集.接下来,将该信息系统分成两部分,一部分构成训练集(75%),一部分构成测试集(25%).

4.1.2 粗集特征提取

对训练集进行基于粗集方法的特征提取,得到特征为 a_1,a_4 .利用计算出来的特征(即约简)对训练集进行简化,删除冗余特征及冗余的行,得到简化后的训练集,该训练集作为分类神经网络的训练样本.

4.2 神经网络结构设计

4.2.1 分类神经网络的构造

将上节得到的简化训练样本作为第一级神经网络(分类神经网络)的训练样本对第一级网络进行训练,神经网络分类器的学习算法可见第3节.

网络采用BP网,为了克服BP网容易陷入局部极小问题,采用附加动量法和学习速率自适应调整两种策略对网络进行训练.

分类神经网络输入为2维向量,输出为12维向量(对应着11种不同的故障状态和1个正常状态,如某种故障发生时,相应的位置输出为1,其它的为0,故障种类与相应的网络输出见表1).训练样本维数为 2×34 ,网络第一层的神经元个数为2个,隐含层神经元取为20个.

表 1 故障模式及其相应的神经网络输出向量表

故障种类	网络输出
右平尾缺损故障	[1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
左平尾缺损故障	[0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
右副翼缺损故障	[0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
左副翼缺损故障	[0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0]
方向舵缺损故障	[0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0]
右平尾卡死故障	[0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0]
左平尾卡死故障	[0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0]
右副翼卡死故障	[0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0]
左副翼卡死故障	[0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0]
右平尾卡在-5°,左副翼缺损故障	[0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0]
左平尾卡在-5°,右副翼缺损故障	[0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0]
无故障	[0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1]

上述训练好的分类神经网络可以准确的判断出故障发生部位及类型.即可以判断出是发生了平尾故障还是副翼故障还是方向舵故障;故障是发生在飞机左侧还是在右侧;是发生了卡死故障还是损伤故障;是发生了单故障还是组合故障.

4.2.2 辨识神经网络的构造

神经网络具有强大的非线性函数逼近能力,即用输入矢量和相应的输出矢量来训练一个网络使之逼近一个函数.神经网络的这种能力可以用在对象的辨识中,即将过程看成一个黑箱子,通过测量其输入/输出特性,然后利用所得实际过程的输入/输出数据训练一个神经网络,使其输出对输入的响应特性具有与被辨识过程相同的外部特性.

在对故障的类型及部位做出检测后,根据检测结果自动调用相应的辨识神经网络对故障大小进行辨识,相应的故障辨识神经网络设计过程如下.

以右平尾故障辨识神经网络为例.

分别得到右平尾损伤10%、20%...100%故障情况下的飞机状态信息(取特征 a_1,a_4)作为辨识神经网络的输入,网络的输出对应为0.1、0.2...1(如表2所示).

故障度辨识神经网络输入为2维向量,输出为1维,训练样本数为 2×10 ,隐含层神经元个数取为8个.

按照此方法设计的故障辨识网络可以实现对

任意故障度的辨识. 其它故障辨识神经网络的设计方法同上.

表 2 样本点及其相应的神经网络输出向量表

网络输入	网络输出
右平尾损伤 10% 时特征	[0.1 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
右平尾损伤 20% 时特征	[0 0.2 0 0 0 0 0 0 0 0]
右平尾损伤 30% 时特征	[0 0 0.3 0 0 0 0 0 0 0]
右平尾损伤 40% 时特征	[0 0 0 0.4 0 0 0 0 0 0]
右平尾损伤 50% 时特征	[0 0 0 0 0.5 0 0 0 0 0]
右平尾损伤 60% 时特征	[0 0 0 0 0 0.6 0 0 0 0]
右平尾损伤 70% 时特征	[0 0 0 0 0 0 0.7 0 0 0]
右平尾损伤 80% 时特征	[0 0 0 0 0 0 0 0.8 0 0]
右平尾损伤 90% 时特征	[0 0 0 0 0 0 0 0 0.9 0]
右平尾损伤 100% 时特征	[0 0 0 0 0 0 0 0 0 1.0]

飞机的实际输出反映了丰富的故障信息, 训练后的第一级分类神经网络可以根据飞机实际输出(经过粗集特征提取)对故障的类型和位置做出分类, 第二级辨识神经网络利用第一级的分类结果以及基于粗集的特征提取, 分别调用相应的故障度辨识神经网络对故障度的大小进行辨识.

4.3 仿真结果

(1) 单故障诊断结果, 如图 2、图 3 所示(故障类型分别为右平尾损伤 60%、左平尾卡死 5°).

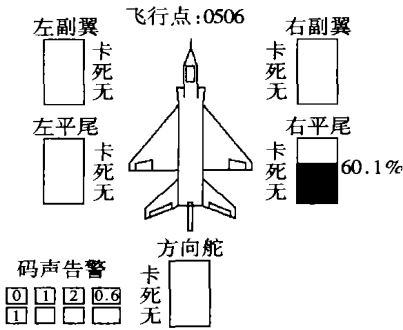


图 2 右平尾损伤 60%

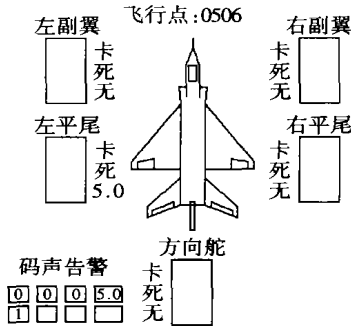


图 3 左平尾卡死 5°

(2) 组合故障诊断结果, 如图 4、图 5 所示(故障类型分别为右平尾卡死 - 5° 且左副翼损伤 50%、左平尾卡死 - 5° 且右副翼损伤 70%).

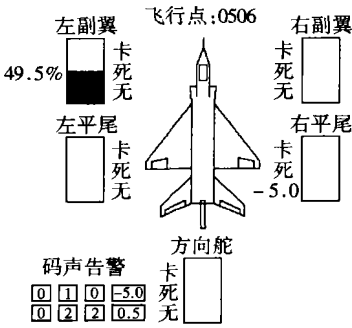


图 4 右平尾卡死 - 5° 且左副翼损伤 50%

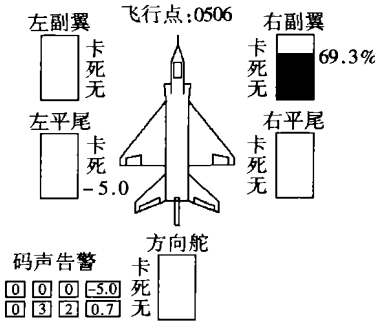


图 5 左平尾卡死 - 5° 且右副翼损伤 70%

(3) 加入方差为 0.003 的噪声后诊断结果, 如图 6、图 7 所示(左副翼损伤 90%、左平尾卡死 - 5° 且右副翼损伤 100%).

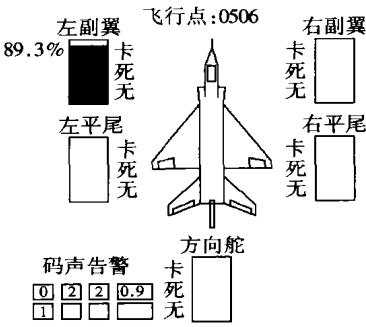


图 6 左副翼损伤 90%

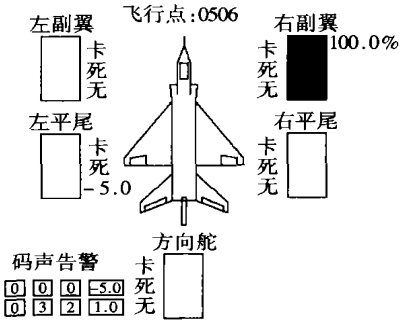


图 7 左平尾卡死 - 5° 且右副翼损伤 100%

仿真结果表明, 本文所提出的基于粗集神经网络的故障诊断方法对歼击机的故障诊断是有效的, 不但可以诊断单故障, 而且可以诊断组合故障, 并可实现对故障程度大小的辨识.

本文将两者结合起来进行歼击机的操纵面故障诊断, 该方法有以下优点:

(1) 利用粗集方法简化样本及条件属性, 使得神经网络的输入端数量大大减少, 减少了信息表达的特征数量, 简化了神经网络结构, 也减少后续使用过程中的特征值计算时间, 提高了系统的速度, 实时性增强.

(2) 通过粗集方法去掉冗余信息后, 使训练样本集简化, 减少了网络的训练时间.

(3) 由于神经网络有良好的容错性和扩展性, 使用神经网络作为后置的故障诊断系统, 有容错及

抗干扰能力, 能有效地降低故障诊断中的误报和漏报率.

[参考文献]

- [1] Arabshahi P, Finley S G, Pham T, *et al.* An Intelligent Fault Detection and Isolation Architecture for Antenna Arrays [A]. JPL TDA Progress Report, 1998. 124 - 132.
- [2] Rahnamai K, Caglayan A K, Allen S M. Detection, Identification and Estimation of Surface Damage/ Actuator Failure For High Performance Aircraft [A]. Proc American Control Conference [C]. Atlanta, 1988. 15 - 17.
- [3] Guglielmi G, Parisini T, Rossi G. Fault Diagnosis and Neural Networks, A Power Plant Application [J]. Control Engineering Practice, 1995, 3(5): 601 - 620.
- [4] Pawlak Z. Rough set [J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, 11(5): 341 - 356.

Intelligent Fault Diagnosis of Fighter Control Surfaces Based on Rough Neural Network

HU Shousong, XU Deyou, ZHANG Min

(School of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A fault diagnosis method for the fighter control surfaces is presented, which is based on rough neural network. The feature extraction based on the rough-set method is given and proven, and can be utilized to pre-process the fault information. Therefore, the needed training samples can be reduced, the neural network structure can be simplified, and the training time of the network can be shortened. The method takes full advantage of the neural network's capability of fault-tolerance and anti-disturbance, reduces the false alarming rate and omission alarming rate, can diagnose the composed faults and can retain good robustness.

Key words: fault diagnosis, neural network, rough-set theory, fighter

[责任编辑: 刘健]