

doi: 10.7690/bgzdh.2015.09.008

融合神经网络与证据理论的发射场试验信息处理方案设计

赵乙镔, 邢晓辰

(装备学院研究生管理大队, 北京 101416)

摘要: 为了提高发射场试验信息处理结果的可靠性, 减小冲突信息的影响, 通过对发射场试验信息特点的分析及对其关键技术的研究, 提出融合 BP 神经网络与 DS 证据理论的信息处理方案。基于神经网络的输出结果建立证据理论的识别框架, 通过证据理论相关合成法则对得到的生成融合决策, 提高发射场设备状态评估与决策的准确性。

关键词: 数据融合; BP 神经网络; DS 证据理论

中图分类号: TJ768 **文献标志码:** A

Design of Launch Site Information Processing Based on BP Neural Network and DS Evidence Theory

Zhao Yibin, Xing Xiaochen

(Administrant Brigade of Postgraduate, Academy of Equipment, Beijing 101416, China)

Abstract: Based on the analysis on characteristics of launching sites' testing information and the study on the key technology involved, this paper proposes an information solution incorporated with BP neural network and DS evidence theory in order to increase the reliability of launching sites' testing information results as well as decrease the impact of conflict information. Moreover, this paper builds a frame of discernment of evidence theory according to the output of neural networks. With related combination rules of evidence theory, it also decides on obtained combination so as to improve the accuracy of assessment and decision upon launching sites' device status.

Keywords: data fusion; BP neural network; DS evidence theory

0 引言

开展发射场试验信息融合处理时, 根据获得的反映系统工作状态的多源数据, 有针对性地采用不同的数据融合算法, 得到状态判断、故障诊断等自动生成的估计信息, 为指挥员的决策提供技术参考。但是这些信息数据量庞大、类型多样, 目前还没有较为完善的数据融合系统对此信息加以有效利用。

笔者提出的利用神经网络和证据理论结合的方法, 无需建立函数, 降低了不确定性, 并且在决策的准确度方面有较大的提升。将此方法用于发射场试验信息的处理, 效果十分显著。

1 发射场试验信息特点分析

通常, 与航天发射设备状态相关的信号可以分为 3 类:

一是反映设备功能及性能信息的信号, 包括设备运行所表现出的整体功能和性能信号, 也包括设备内部各模块和组成功能部分的功能和性能信号。常见的有电压、电流、压力、功耗以及润滑油压、电阻、局部温度、器件应变等。这类信号是设备设计所规定的保证设备完成其任务的技术指标信息,

涵盖设备的各种工况、负载和环境因素, 数据真实可靠, 但同时也存在对设备故障特征空间的信息描述不完全, 且含有大量未知噪声, 在故障发生早期无法被发现等缺点。

二是设备在非正常工作状态下所表现出来或可侦测到的异常状态信号, 常见的有振动、噪声、污染、表面温度、电磁场等, 这类信号是设备非正常运行的外部表现, 与设备的异常或故障存在隐含的或非线性的关联关系。

三是设备使用过程中所承受的环境应力和工作应力信息, 如温度、湿度、振动等, 这类信息不能直接反映设备的运行状态, 可测但是不可控, 主要影响设备的预期使用寿命^[1]。

通过上面的叙述, 可知这些信号与设备本身存在着线性或者非线性关系, 大部分可以通过各种传感器获得。但基于传感器获取的信息通常存在着对设备故障空间信息描述不完善, 有大量噪声点等缺陷。此外来自传感器的电信号的大多数输出的电压非常小, 极易受噪声影响, 有些信号又可能存在很高的尖峰值。

图 1 为火箭电源输出电流的测试波形图, 可以

收稿日期: 2015-04-22; 修回日期: 2015-06-07

作者简介: 赵乙镔(1987—), 男, 辽宁人, 硕士, 从事飞行器测试与控制研究。

看出，输出信号幅值很小，但是会产生很大的波动，同时，信号本身还存在跳变和噪声。运用数据融合的方法，不仅可以对数据进行处理，判断数据跳变波动是否正常，还可以综合各方面信息，对设备状态给出可靠的评判。

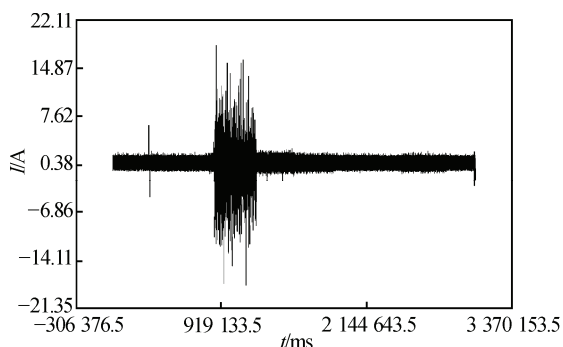


图1 火箭电源输出电流波形

2 关键技术研究

数据融合是一个多级的多层面的数据处理过程，主要完成对来自多个信息源的数据进行自动检测、关联、相关、估计及组合等的处理。基本目标是通过由方法和工具组成的框架，对不同来源的数据进行融合，从而推导出更多的信息，即利用多个信息源、多种融合算法联合操作、互补缺漏的优势，提高融合决策系统的有效性、准确性。

数据融合涉及如信号处理、证据理论、估计理论、模式识别、神经网络和人工智能等多方面的理论和技术。按照不同信息层次的融合，可以将数据融合分为数据级、特征级、决策级3类。其中，神经网络法，无需建立函数，有很强的非线性处理能力，并且具有自学习、自组织、容错强等特点；而运用证据理论和其他方法结合的方式，可以把某假设在各证据下的判断信息进行融合，进而生成判决结果，笔者就是将这2种方法进行结合，进而针对发射场测试信息进行融合判别。

2.1 BP神经网络

BP神经网络是一种多层的前向网络，其拓扑结构如图2所示。BP神经网络训练采用反向传播算法，基本思想是通过最小二乘法实现对网络权值的修正，使得实际输出与理想输出间的误差最小^[3-4]。整个神经网络的训练过程就是信号正向传播与误差逆向传播的各层权值不断修改的循环进行过程。它的优点在于无需建立模型，或者关注内部细节，只需要提供输入变量，就可以通过基层的神经网络，以任意精度逼近给定的函数。此外，它还具有自学能力，也就是通过学习正确的实例提出合理的求解

规则。

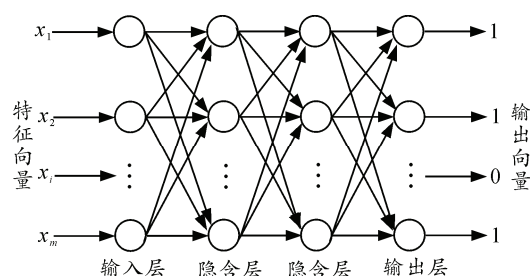


图2 BP神经网络拓扑结构

运用神经网络分析处理问题的具体步骤如下：

- 1) 初始化网络及学习参数，如设置网络初始权矩阵、学习因子、参数等。
- 2) 提供训练模式和训练网络，直到满足学习要求。
- 3) 前向传播过程：对给定训练模式输入，计算网络的输出模式，并与期望模式比较，若有误差，则执行4)；否则，返回2)。

4) 反向传播过程：

- ① 计算同一层单元的误差；
- ② 修正权值和阈值；
- ③ 返回②。

2.2 DS证据理论

证据理论是一种不确定性推理方法，该方法将整个待求解问题或者证据进行分解，将其划分为若干个子问题或者子证据。再对子问题或者子证据进行必要的预处理，利用DS合成法则，在不了解先验概率的前提下，利用证据合成公式可以很好地集结证据信息，进而解决整个问题^[5-6]。

设 m_1 和 m_2 是识别框架内的2个基本可信度分配，焦点分别为 A_1, A_2, \dots, A_n 和 B_1, B_2, \dots, B_n ，则此命题 C 的基本可信度分配 $M(C)$ 为：

$$M(C) = \frac{\sum A_n \cap B_n = C [m_1(A_n)m_2(B_n)]}{1 - \sum A_n \cap B_n = \emptyset [m_1(A_n)m_2(B_n)]} \quad (1)$$

对于 n 个可信度分配， $M(C) = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n$ ，

即

$$M(C) = \frac{\sum A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = C [\cap m(A_q)]}{1 - \sum A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \emptyset [\cap m(A_q)]}$$

其中

$$A \neq \emptyset, 1 \leq q \leq n. \quad (2)$$

DS证据理论分析处理问题的步骤如下：

- 1) 在深入分析决策问题的基础上，构造系统的命题集，即系统识别框架；
- 2) 针对目标信息系统，构造基于识别框架的证

据体:

3) 根据所收集各证据体的资料, 结合识别框架中各命题集合的特点, 确定出各证据体的基本可信度分配;

4) 由基本可信度分配, 分别计算单证据体作用下识别框架中各命题的信度区间;

5) 利用 DS 合成规则计算所有证据体联合作用下的基本可信度分配和信度区间;

6) 根据具体问题构造决策规划;

7) 得出决策结论。

3 试验信息处理融合方案设计

数据融合就是将不同来源的信息, 在相同框架下合并成新的证据体。文中所提设计的关键就是将训练的样本和待测试数据注入神经网络, 再利用神经网络各通道的输出进行归一化处理, 得到各组数据的可信度分配即各证据的基本概率分配, 最后再利用证据理论的合成规则, 进行合并诊断, 最终得出决策信息。发射场试验信息融合方案流程如图 3 所示。

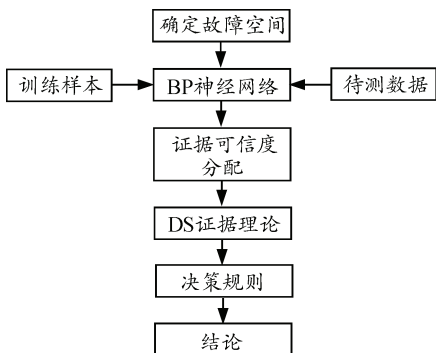


图 3 发射场试验信息融合方案流程

1) 确定故障空间, 统计处设备所有故障模式;

2) 将训练样本注入神经网络, 神经网络开始自主学习, 自主训练;

3) 训练达到预期目标后, 注入待测数据;

4) 神经网络各子网络的结果作为证据理论的证据体, 开始融合推理;

5) 形成决策规划。

其中, BP 神经网络是由若干个子网络构成, 每个子网络有自己独立的输入和输出, 也有自己特定的训练样本和待测参数, 将训练样本注入神经网络进行训练和测试, 确保每个子网络的识别率和误判率达到数据融合的要求。而 DS 证据理论是将各个神经网络子网络的输出作为证据体进行融合推理, 进而得出决策结果。将两者结合, 可以提高诊断的

准确性可靠性。

假设发射场某设备共有 q 个故障状态及 n 个正常状态, 共 $q+n$ 个状态, 那么它对应的证据理论的识别框架就有 $q+n$ 个状态; 再假设此融合系统神经网络共有 p 个子网络, 那么每个子网络对应的输出也为 $q+n$ 个, 将神经网络的输出值进行转换, 变为此证据在各种状态下的可信度分配, 为证据的使用提供条件。

设 $y_i(j)$ 为第 i 个子网络的第 j 个输出, 则它对应的证据的第 j 个状态的信度为:

$$m_i(j) = \frac{a_i y_i(j)}{\sum_{j=1}^q y_i(j)} \quad (3)$$

$m_i(j)$ 为第 j 个状态下第 i 个证据的信度, a_i 为专家对判定结果给出的可靠程度。根据证据合成公式 (2) 可得, 经过计算即可得出合成后的各状态的信度分配。进而可以根据上限概率和下限概率得出置信区间, 则第 j 个状态的置信区间为 $[\sum_{x \subseteq j} m(x), \sum_{x \cap j = \emptyset} m(x)]$ 。

4 结论

结合运载火箭测试信号的特点, 笔者提出一种融合 BP 神经网络与 DS 证据理论的信息融合处理方法。在融合模型的构建方面, 采用 BP 神经网络进行推理诊断, 并将其结果进行决策级融合。此方法不需建立复杂的函数, 而且 2 种诊断方法的结合, 可以大大提高诊断结果的可靠性。文中仅仅对神经网络与证据理论结合的数据融合方法进行初步研究, 仍有许多不足及需要改进之处, 如证据理论中, 各个证据间的相互独立问题, 神经网络自身收敛慢等缺陷等, 都需要在下一步的研究中加以改进。

参考文献:

- [1] 任江涛. 健康管理技术在航天发射设备中的应用研究 [D]. 北京: 装备学院, 2012.
- [2] 王志鹏. 基于信息融合技术的故障诊断方法的研究及应用 [D]. 大连: 大连理工大学, 2001.
- [3] 刘峰, 杨晓萍. 基于神经网络的水轮发电机组振动故障诊断专家系统的研究 [J]. 西安理工大学学报, 2003, 19(4): 372-376.
- [4] 王新涛. 多源信息融合方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [5] 敬忠良, 杨永胜, 李建勋, 等. 基于模糊神经网络和 D-S 推理的智能特征信息融合研究 [J]. 信息与控制, 1997, 26(2): 107-111.
- [6] 同江. 航天自动测试系统体系结构及关键技术研究 [D]. 北京: 装备学院, 2012.