

文章编号: 1001-0920(2004)07-0746-05

光电雷达电子部件故障的盲诊断方法研究

朱大奇¹, 于盛林²

(1 江南大学 通信与控制工程学院, 江苏 无锡 214036; 2 南京航空航天大学 测试工程系, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对光电雷达电子部件故障定位问题, 提出一种故障元件搜寻的盲诊断方法。通过测试电路中被诊断元件的工作温度和工作电压两个物理量, 得出D-S证据理论中两传感器对各待诊断元件的信度函数分配, 并利用D-S联合规则得到融合后的信度函数分配, 从而确定故障元件。通过单传感器诊断结果与融合诊断结果的比较, 说明了多传感器融合盲诊断方法的优越性。

关键词: 光电雷达; D-S证据理论; 信度函数; 信息融合; 盲诊断

中图分类号: TP18, TP274

文献标识码: A

A blind diagnosis method for photovoltaic radar electronic equipment

ZHU Da-qi¹, YU Sheng-lin²

(1 School of Communication and Control Engineering, Southern Yangtze University, Wuxi 214036, China; 2 Department of Measurement and Testing Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China Correspondent: ZHU Da-qi, E-mail: zdq367@yahoo.com.cn)

Abstract: A blind diagnosis method of photovoltaic radar electronic equipment based on D-S evidential theory is presented. By measuring the temperature and voltage of circuit component, the belief function assignments of two sensors to circuit component are gotten respectively. And the fusion belief function assignment is obtained by using D-S rule, and fault component is found by fusion belief function. By comparing the diagnosis results based on separate original data and fused data respectively, it is shown that the latter is more accurate than the former in the circuit fault recognition.

Key words: photovoltaic radar; D-S evidential theory; belief function; information fusion; blind diagnosis

1 引言

在模拟电路故障诊断中, 按模拟在测试过程的阶段不同, 可将模拟电路故障诊断方法分为测前模拟法和测后模拟法两大类^[1,2]。测前模拟诊断的典型方法是故障字典法, 它是预先产生元件故障与电压、电流等参数相对应的表格, 对故障电路进行测试时, 按所测激励和响应从表格中查寻出相应的故障元件。测后模拟法又分为参数识别技术和故障证实技

术两类: 参数识别技术通过电路的方程组把激励、响应与电路元件参数联系起来, 以便计算出元件参数值, 如果元件参数值的偏移超出允许的容差范围, 则判定该元件发生故障; 故障证实技术是预先猜测电路中的故障所在, 然后根据所测数据去验证这种猜测是否正确, 如果二者吻合, 则认为猜测正确, 故障定位工作结束。

在这些方法中, 无论是测前模拟法还是测后模

收稿日期: 2003-06-26; 修回日期: 2003-09-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(59677021); 安徽省教育厅基金资助项目(2002KJ044); 江南大学人才引进基金资助项目(02133)。

作者简介: 朱大奇(1965—), 男, 安徽安庆人, 教授, 博士, 从事信息融合、故障诊断等研究; 于盛林(1942—), 男, 江苏南京人, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断、信号处理等研究。

拟法, 一般都必须分析电路的工作原理和内部结构, 在此基础上进行测试诊断; 但在许多情况下, 对实际对象的原理和内部结构并不了解, 这必然限制诊断的有效性。如在作者研制的某型飞机光电雷达电子部件的故障搜寻系统中^[3], 一些电子部件虽然其基本功能是已知的, 但并不了解它的内部结构, 因此利用常规诊断方法很难搜寻到真正的故障元器件。

为此, 本文将基于D-S 证据理论的多传感器信息融合技术^[4]引入光电雷达电子元件的故障搜寻, 利用信息融合的多维信号分析处理方法, 消除模拟电子元件故障诊断的不确定性, 准确地定位故障元件, 并且不需了解电路的原理和结构, 是一种盲诊断方法。

2 多传感器信息融合算法^[5]

将D-S 证据理论应用于多传感器信息融合, 从传感器获得的相关数值就是该理论中的证据, 它可构成待识别目标模式的信度函数分配, 表示每个目标模式假设的可信程度, 每一传感器形成一个证据组。所谓多传感器信息融合, 就是通过D-S 联合规则联合几个证据组形成一个新的综合证据组。即用D-S 联合规则联合每个传感器的信度函数分配形成融合的信度函数分配, 从而为目标模式的决策提供准确的综合信息。

多传感器信息融合技术的故障模式识别如图 1 所示。其中: $m_1(u_0), \dots, m_1(u_i)$ 是传感器 1 分配到各故障模式上的信度函数值; $m_j(u_0), \dots, m_j(u_i)$ 是传感器 j 分配到各故障模式上的信度函数值; $m(u_0), \dots, m(u_i)$ 是传感器融合后分配到各故障模式上的信度函数值。

2.1 信度函数及信度函数分配

证据理论的论域称为识别框架, 记为 Θ 。其中包括有限个基本命题, 记为 $\{u_0, u_1, \dots, u_i\}$; 对应于概率论中的基本事件称为基元, 它在故障诊断中对应于基本的故障模式。

定义 1 设 Θ 为识别框架, 如果集函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足

$$m(\Phi) = 0, \tag{1}$$

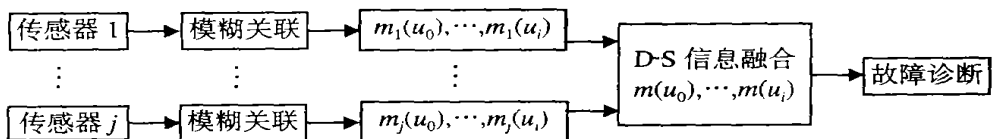


图 1 多传感器信息融合的故障诊断

$$m(u) = 1, u \in \Theta, \tag{2}$$

则称 m 为框架 Θ 上的信度函数分配。此处 Φ 为空集, 对于 $u \in \Theta, m(u)$ 称为 u 的信度函数值。当 $m(u) = 0$ 时, 称 u 为信度函数分配上的焦元。 u 的信度函数值反映了对 u 信度的大小, 即确切地分配到 u 上的信度函数值。

2.2 信度函数的获取

信度函数分配表示对目标模式假设的可信程度, 是人的一种判断。这种判断受各种因素的影响, 不同的想法会构成不同的信度函数分配方案。此处考虑目标模式数目的影响而决定信度函数分配。

定义 2

$$\alpha_j = \max \{C_j(u_i)\}, i = 1, 2, \dots, N_c; \tag{3}$$

$$\beta_j = \left\{ N W_j \sum_{i=1}^{N_c} C_j(u_i) - 1 \right\} / (N_c - 1), \tag{4}$$

$$R_j = W_j \alpha_j \beta_j / \sum_{k=1}^N W_k \alpha_k \beta_k, k = 1, 2, \dots, N. \tag{5}$$

其中: $C_j(u_i)$ 是传感器 j 对目标模式 u_i 的相关系数; N_c 是目标模式数目; N 是传感器数目; W_j 是传感器 j 的环境加权系数, 其值域为 $[0, 1]$; α_j 是传感器 j 最大相关系数; β_j 是传感器 j 的相关分配值; R_j 是传感器 j 的可靠性系数。则传感器 j 对目标模式 u_i 的信度函数为

$$m_j(u_i) = C_j(u_i) / \left\{ \sum_{i=1}^{N_c} C_j(u_i) + KN(1 - R_j)(1 - W_j \alpha_j \beta_j) \right\}, \tag{6}$$

传感器 j 的不确定性 θ 的信度函数为

$$m_j(\Theta) = 1 - \sum_{i=1}^{N_c} m_j(u_i). \tag{7}$$

从式(6)和(7)可以看出, 除 W_j 和修正系数 K 由传感器特性及现场经验而定, 有一定的主观性外, N 和 N_c 对具体系统而言是定值, 关键是传感器 j 对目标模式 u_i 的相关系数 $C_j(u_i)$ 如何确定。本文采用的方法是利用模糊集理论中的隶属度函数 μ_{ij} 来代替 $C_j(u_i)$, 因为这两个量在物理意义上, 都表示根据某一传感器测得值来评估被测目标模式隶属于某一

目标类型的程度,即两者之间的相关性

2.3 隶属度函数的形式

隶属度函数主要由传感器本身的工作特性及被测参数的特性而确定。对于本文的电子电路系统某一特定元器件,当系统正常工作且外部环境一定时,其关键点电压值应是稳定的,其温度值也是确定的;当元器件出现故障时,一般说其电压值会偏离正常范围,温度信号也会发生变化(升高或降低),偏差越大,元器件出现故障的可能性相对也会变大。为讨论方便,结合文献[6]的隶属度函数待定系数法和具体的实验结果,定义隶属度函数为

$$\mu_{ij}(x) = \begin{cases} 1, & x_j = 0; \\ -\frac{\alpha(x_j - x_{0ij} + e_{ij})}{t_{ij} - e_{ij}}, & 0 < x_j < x_{0ij}; \\ 0, & x_j = x_{0ij}; \\ \frac{\alpha(x_j - x_{0ij} - e_{ij})}{t_{ij} - e_{ij}}, & x_{0ij} < x_j < 2x_{0ij}; \\ 1, & x_j > 2x_{0ij}. \end{cases} \quad (8)$$

其中: x_{0ij} 为电路工作正常时被测元件的标准参数值, α 为修正系数, e_{ij} 为待诊断元件参数的正常变化范围, t_{ij} 为待诊断元件参数的极限偏差, μ_{ij} 为传感器 j 测定被诊断元件 i 属于故障的隶属度, x_j 为传感器 j 测定的实际数值

2.4 D-S 融合与故障判定原则

根据 D-S 联合规则, 设 m_1 和 m_2 分别对应于同一识别框架 Θ 上的信度函数分配, 焦元分别为 A_1, \dots, A_k 和 B_1, \dots, B_k 。设 $\{m_1(A_i)m_2(B_j)\} < 1$, $\Phi = A_i B_j$, 则由下式定义的函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$:

$$m(A) = \frac{\sum_{A=A_i B_j} \{m_1(A_i)m_2(B_j)\}}{1 - C}, \quad (9)$$

当 $A = \Phi$ 时, 有

$$m(A) = 0, C = \sum_{\Phi=A_i B_j} m_1(A_i)m_2(B_j). \quad (10)$$

其中: A 是假设的目标模式 A_i 和 B_j 布尔组合的一个综合命题, $m(A)$ 是联合后的信度函数分配, 它包含不冲突假设 A_i 和 B_j 的所有信度函数乘积之和, C 是包含完全冲突假设 A_i 和 B_j 的所有信度函数乘积之和。所谓冲突假设 A_i 和 B_j , 是指假设的目标模式 A_i 和 B_j 在 Θ 中不可同时存在, 即相互排斥

在故障诊断中, 焦元 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_k 即为前述待识别的故障模式 u_0, u_1, \dots, u_i , 对于具体的电路故障诊断而言, 它是待搜寻的各故障

元器件的集合; 而 $m(A)$ 是融合后分配到各待诊断故障元器件上的信度函数值

3 光电雷达电子部件故障诊断

3.1 光电雷达电子部件的组成^[6]

飞机光电雷达主要用于搜索、发现、截获和自动跟踪空中目标, 为攻击目标提供参考信息。如图 2 所示, 光电雷达由光电组件、电源组件、校准组件和主计算机 4 个功能独立的部分组成。其中核心部分是光电组件, 它包括光学机械部件、气源部件、36E 电子设备和激光测距部件。电子部件 36E 的主要功能是接收外部传感器信息, 并进行一系列的处理, 最后发出控制和显示信息。它包括信息处理装置、逻辑装置、码-压和压-码转换装置、脉码转换装置、匹配装置等, 由大量的电路板和接插件组成, 故障发生率高, 是光电雷达检修的重点诊断对象

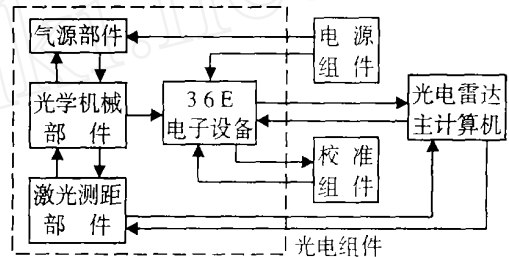


图2 光电雷达组件的组成

3.2 光电雷达电子部件的故障诊断

对于飞机光电雷达电子部件的故障诊断, 可采用故障树分析的方法进行故障搜寻^[3], 主要是通过测试具体电路板待诊断元件的电压信号, 并与正常信号进行比较来判断故障元件。这种方法虽然简单方便, 但诊断的准确率较低。分析其原因, 一方面是由于电路中某元器件出现故障后, 不仅其本身输出信号失真, 而且影响与之相连的其他正常元器件的功能。也就是说电路中元件相互影响, 如果直接测试待诊断元件的电压, 则难以准确判断是否发生故障。另一方面, 由于对进口电子部件的内部结构不甚了解, 使建立的故障树并非完全合理

为此, 将 D-S 证据理论引入故障元件的搜寻, 采用两种传感器从不同角度测试诊断, 再进行 D-S 信息融合, 以判定故障元件。这种方法脱离了电子部件的原理和结构, 是一种故障元件搜寻的盲诊断方法

本文以压-码转换电路板为盲诊断实验对象, 它的主要功能是采用逐次比较的方法, 将一模拟电压转换为 11 位数字信号。其中 8 个待诊断集成元件

分别为元件 A_1, A_2, \dots, A_8 , 待诊断的 8 个元件的电压测试信号分别为 U_1, U_2, \dots, U_8 , 且已知故障是压-码转换电路板的 A_1 元件故障

具体诊断时, 先用热像仪测试出电路板正常工作时各待诊断元件的标准温度值, 当电路板某元件出现故障后, 元件的温度会发生变化(升高或降低), 因此需要测试出各元件新的温度值, 按前述隶属度函数公式计算出 D-S 证据理论中温度对各待诊断元件的相关系数, 进而求出其信度函数分配 另外, 利用探针测出各待诊断元件关键点电压值, 也可计算出电压参量对各待诊断元件故障的信度函数分配, 然后利用 D-S 联合规则进行融合决策, 搜寻出故障元件

3 2 1 相关系数 $C_j(A_i)$

利用模糊集理论中的隶属度函数 μ_{ij} 来代替 D-S 证据理论中的相关系数 $C_j(A_i)$. 隶属度函数主要由传感器本身的工作特性及被测参数的特性所决定 对于电子设备某一特定元器件, 可用式(8) 定义隶属度函数 $\mu_{ij}(x)$ 的分布 为处理问题方便, 在不改变故障特征的前提下, 取 $e_{ij} = 0, t_{ij} = x_{0ij}$, 电压传感器 $\alpha = 1/3$, 温度传感器 $\alpha = 2.8$ 隶属度函数可由式(8) 进行计算, 得到的压-码转换电路板待诊断元件的相关系数数值如表 1 所示

表 1 待诊断元件的相关系数值

传感器	相 关 系 数			
	$C(A_1)$	$C(A_2)$	$C(A_3)$	$C(A_4)$
温度	0.1637	0.0904	0.1827	0.0563
电压	0.2380	0.0660	0.0162	0.2048
传感器	相 关 系 数			
	$C(A_5)$	$C(A_6)$	$C(A_7)$	$C(A_8)$
温度	0.0646	0.0759	0.0773	0.0748
电压	0.1504	0.0006	0.1111	0.0486

表 2 待诊断元件的信度函数值

传感器	信 度 函 数								不确定度 $m(\Theta)$
	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$	$m(A_5)$	$m(A_6)$	$m(A_7)$	$m(A_8)$	
温度	0.1649	0.0911	0.1841	0.0567	0.0651	0.0765	0.0779	0.0754	0.2083
电压	0.2367	0.0657	0.0161	0.2037	0.1496	0.0006	0.1105	0.0483	0.1688

表 3 各传感器单独故障识别和多传感器融合故障识别结果比较

传感器	信 度 函 数 值								不确定度 $m(\Theta)$	诊断 结果
	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$	$m(A_5)$	$m(A_6)$	$m(A_7)$	$m(A_8)$		
温度	0.1649	0.0911	0.1841	0.0567	0.0651	0.0765	0.0779	0.0754	0.2083	不定
电压	0.2367	0.0657	0.0161	0.2037	0.1496	0.0006	0.1105	0.0483	0.1688	不定
融合	0.2743	0.0828	0.0883	0.1500	0.1225	0.0309	0.1057	0.0624	0.0831	A_1 故障

3 2 2 信度函数的计算

由式(6) 和(7) 可计算信度函数 $m_j(A_i)$ 和不确定度 $m_j(\Theta)$, 此处传感器数目 $N = 2$, 待诊断的故障元件数 $N_c = 8$ 根据具体实验数据, 取权系数 $W_1 = W_2 = 0.5$, 修正系数 $K = 0.20$ 由式(3) ~ (5) 计算得到

$$\alpha_1 = 0.1827, \alpha_2 = 0.2380,$$

$$\beta_1 = \left(\frac{N \cdot W_1}{8} - 1 \right) / (N_c - 1) = 0.5844,$$

$$\beta_2 = \left(\frac{N \cdot W_2}{8} - 1 \right) / (N_c - 1) = 0.5409,$$

$$R_1 = \frac{W_1 \alpha_1 \beta_1}{2} = 0.4534,$$

$$R_2 = \frac{W_2 \alpha_2 \beta_2}{2} = 0.5466$$

元件 A_1 的信度函数为

$$m_1(A_1) =$$

$$C_1(A_1) / \left\{ \sum_{i=1}^{N_c} C_1(A_i) +$$

$$KN(1 - R_1)(1 - W_1 \alpha_1 \beta_1) \right\} =$$

$$0.1637 / (0.7857 + 0.20697) = 0.1649$$

同样可计算其他信度函数值及不确定值, 如表 2 所示

3 2 3 D-S 组合规则

根据 D-S 联合规则(9) 和(10), 便可进行融合运算 此处假设 A_1, A_2, \dots, A_8 不可同时故障, Φ 表示空集 由此可计算融合信度函数 $m(A)$, 有

$$C = \sum_{\Phi \neq A_i \cap B_j} m_1(A_i) m_2(B_j) =$$

$$\prod_{j=1}^8 [m_1(A_j) m_2(A_j)] = 0.576,$$

$$1 - C = 0.4235$$

由式(9)可得融合后分配到 A_1 (元件1)上的信度函数值

$$m(A_1) = \frac{\{m_1(A_1)m_2(A_1)\}}{(1 - C)} = 0.2743$$

采用相同的方法进行融合计算,得到分配到其他元件上的信度函数值 不确定度

$$m(\Theta) = m_1(\Theta)m_2(\Theta)/(1 - C) = 0.0831,$$

其融合信度函数如表3所示

3.2.4 故障判定原则

基于D-S证据理论的故障决策一般遵守以下规则:

- 1) 判定的故障元件应具有最大的信度函数值,并要大于某一阈值 此处可取0.27.
- 2) 判定的故障元件与其他类型的信度函数值之差应大于某个门限 此处可取0.12.
- 3) 不确定信度函数值必须小于某个门限 此处取0.1.

3.2.5 故障诊断结果讨论

根据前面的融合算法和故障判定规则,可得光电雷达压-码转换电路板的融合故障诊断结果(表3).其中:第1行和第2行分别为温度和电压所测得的各元件信度函数值和不确定信度函数值,第3行为融合后各元件信度函数值和不确定信度函数值.实验中发现,被诊断的8个元件中,两种传感器单独提取的信度函数值有的很相近,有的出现正常元件故障信度函数值偏大的情况,如表中的温度传感器数据 $m(A_3)$.如果只用一种传感器的信度函数分配来识别故障元件,就无法确定故障元件的状况,甚至得到错误的结果,如 A_3 故障.

从表3可以明显看出,融合后信度函数值与单传感器的信度函数值相比,增加了实际故障元件的信度函数值 $m(A_1)$,相对减少了其他元件的信度函数值,并使不确定性函数 $m(\Theta)$ 数值大大减小,从而使设备故障诊断的不确定性大幅度降低,融合后能

准确识别出元件 A_1 故障,这与实际情况是一致的.也就是说,基于D-S证据理论和模糊数学的多传感器数据融合算法增加了设备的可分析性,有效地提高了故障模式的识别能力,使故障元件定位的准确率得以提高.

4 结 语

本文针对光电雷达电子部件故障定位问题,提出一种故障元件搜索的盲诊断方法.从实验结果可以看出,只要选取的待诊断元件是合适的,并且信号测试准确,基于多传感器信息融合的故障诊断方法便可准确地搜寻出故障元件,而且不必详细了解电子部件的原理和结构,是一种实用而有效的盲诊断方法.

鸣谢 感谢南京航空航天大学田玉鹏老师在热像仪温度测试实验中所给予的大力帮助!

参考文献(References):

- [1] Jiang B L. Fault prediction process for large analogue circuit networks[J]. *Int J of Computational Intelligence and Applications*, 1989, 17(1): 141-149.
- [2] Chen Y Q. Experiment on fault location in large-scale analogue circuits[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1993, 42(1): 30-34.
- [3] 朱大奇,于盛林,刘文波.基于故障树及虚拟仪器的电子部件故障诊断的研究[J]. *仪器仪表学报*, 2002, 16(1): 16-19.
(Zhu D Q, Yu S L, Liu W B. The studies of electronic component fault diagnosis based on the fault trees analysis and virtual instruments[J]. *J of Scientific Instrument*, 2002, 16(1): 16-19.)
- [4] Luo R C, Scherp R S. Dynamic multi-sensor data fusion system for intelligent robots[J]. *IEEE J Robotics and Automation*, 1998, 4(4): 386-396.
- [5] Bogler P L. Shafer-Dempster reasoning with applications to multisensor target identification system[J]. *IEEE Trans on System, Man and Cybernetics*, 1987, 17(3): 968-977.
- [6] 朱大奇.航空电子设备故障诊断新技术研究[D].南京:南京航空航天大学,2002.