

# 基于 D-S 证据理论的数据融合算法 及其在电路故障诊断中的应用

朱大奇<sup>1,2</sup>, 于盛林<sup>1</sup>

(1. 南京航空航天大学测试工程系, 江苏南京 210016; 2. 安徽工业大学工业自动化系, 安徽马鞍山 243002)

**摘 要:** 本文在 D-S 证据理论的基础上, 结合模糊集合论, 给出了电子电路故障定位的多传感器数据融合方法. 通过测试电路中的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, 再利用 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, 并通过单传感器诊断结果与融合诊断结果比较, 说明多传感器融合优越性.

**关键词:** D-S 证据理论; 信度函数; 数据融合; 故障诊断

**中图分类号:** TP18; TP274 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 02-0221-03

## Data Fusion Algorithm Based on D-S Evidential Theory and Its Application for Circuit Fault Diagnosis

ZHU Da-qi<sup>1,2</sup>, YU Sheng-lin<sup>1</sup>

(1. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Department of Testing and Measurement Engineering, Nanjing, Jiangsu 210016, China;

2. Anhui University of Technology, Industrial Automation Department, Maanshan, Anhui 243002, China)

**Abstract:** A data fusion method for circuit fault diagnosis based on D-S evidential theory and fuzzy logical theory is presented. By measuring the temperature and voltage of circuit component, the belief function assignment of two sensors to circuit component is gotten, and the fusion belief function assignment is gotten by using D-S rule, and fault component is found. 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:** D-S evidential theory; belief function; data fusion; fault diagnosis

### 1 引言

目前, 多传感器数据融合技术已成为一个十分活跃的研究领域, 它的应用也越来越广泛<sup>[1~4]</sup>, 如机器人系统, 图像分析与处理, 目标自动识别, 工业现场的参数检测等. 但真正将多传感器数据融合应用于故障诊断, 利用多传感器融合的综合信息提高故障识别能力的研究报道还较少, 本文将数据融合技术引入到电子电路故障元件的搜寻之中, 通过测试电子电路工作时电子元件的温度和关键点电压两方面的数据信息, 结合 D-S 证据理论和模糊数学进行数据融合, 从而准确搜寻出故障元件. 并将单传感器诊断结果与融合诊断结果进行比较, 讨论其在故障诊断准确率方面的优越性, 给出具体的实验结果和结论.

### 2 多传感器数据融合算法

将 D-S 证据理论应用于多传感器数据融合时, 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, 表示每一个目标模式假设的可信程度, 每一传感器形成一个证据组. 所谓多传感器数据融合就是通过 D-S 联合规则联合几个证据组形成一个新的综合的证据组. 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综合准确

的信息. 图 1 即为多传感器数据融合技术的故障模式识别框图. 其中  $u_0, u_1, \dots, u_i$  为待识别的故障模式,  $m_1(u_0), m_1(u_1), \dots, m_1(u_i)$  是传感器 1 分配到各故障模式上的信度函数值,  $m_j(u_0), m_j(u_1), \dots, m_j(u_i)$  是传感器  $j$  分配到各故障模式上的信度函数值,  $m(u_0), m(u_1), \dots, m(u_i)$  是传感器融合后分配到各故障模式上的信度函数值.

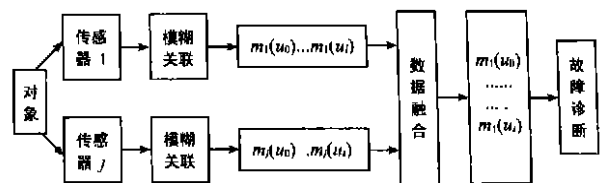


图 1 多传感器数据融合的故障诊断框图

#### 2.1 信度函数分配及信度函数<sup>[5]</sup>

证据理论的论域称为识别框架, 记为  $\Omega$ , 包括有限个基本命题, 记为  $\{u_0, u_1, \dots, u_i\}$ , 对应概率论中的基本事件, 称为基本元, 在故障诊断中对应基本的故障模式,  $\Omega$  中事件是互斥的.

**定义 1** 设  $\Omega$  为识别框架. 如果集函数  $m: 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$ ,

$$(2) \text{ 为 } \Omega \text{ 的幂集满足: } m(\emptyset) = 0 \quad (1)$$

$$m(\Omega) = 1, \quad u \in \Omega \quad (2)$$

称  $m$  为框架  $\Omega$  上的信度函数分配; 此处  $\emptyset$  为空集, 对  $u \in \Omega$ ,

$m(u)$ 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  $u$  本身的信度大小,即确切地分配到  $u$  上的信度函数值.

## 2.2 信度函数的获取

信度函数分配是表示人对目标模式假设的可信程度的一种推理,是一种人的判断,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公式.此处考虑目标模式数目的影响,同时结合文献[5]决定信度函数分配.

定义 2  $j = \max\{C_j(u_i)\}, i = 1, 2, \dots, N_c$  (3)

$$j = \{[NcW_j / \sum_{i=1}^{Nc} C_j(u_i) - 1] / (Nc - 1), Nc - 2\} \quad (4)$$

$$R_j = (W_j j) / (\sum_{k=1}^N W_k k), k = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中  $C_j(u_i)$  是传感器  $j$  对目标模式  $u_i$  的相关系数;  $N_c$  为目标模式数目;  $N$  是传感器总数;  $W_j$  是传感器  $j$  的环境加权系数,其值域为  $[0, 1]$ ;  $j$  是传感器  $j$  最大相关系数;  $j$  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  $m_j(u_i)$  为:

$$m_j(u_i) = C_j(u_i) / \{ \sum_{i=1}^{Nc} C_j(u_j) + N(1 - R_j)(1 - W_j j) \} \quad (6)$$

传感器  $j$  的不确定性 的信度函数为:  $m_j(\quad) = 1 - \sum_{i=1}^{Nc} m_j(u_i)$

$$m_j(\quad) = N(1 - R_j)(1 - W_j j) / \{ \sum_{i=1}^{Nc} C_j(u_j) + N(1 - R_j)(1 - W_j j) \} \quad (7)$$

从式(6)、(7)可以看出,除  $W_j$  由传感器特性及现场经验而定,有一定的主观性外,  $N, N_c$  对具体系统来说是定值,关键量是传感器  $j$  对目标模式  $u_i$  的相关系数  $C_j(u_i)$  如何确定,此处解决的方法是利用模糊集理论中的隶属度函数  $\mu_{ij}$  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定,对电子电路系统某一特定元器件,当系统正常工作时,其关键点电压值应是稳定的,其温度值也是确定数值,当元器件出现故障时,一般地说其电压值会偏离正常范围,温度信号也会发生变化(无论是升高还是降低),偏差越大相对来说元器件出现故障的可能性会变大,为讨论方便,同时结合文献[6]的隶属度函数待定系数法及具体的实验结果,定义隶属度函数  $\mu_{ij}(x)$  的分布如图 2 所示,

其表达式如下:

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 1, & x_j \leq x_{0ij} - t_{ij} \\ - (x_j - x_{0ij} + e_{ij}) / (t_{ij} - e_{ij}), & x_{0ij} - t_{ij} < x_j < x_{0ij} - e_{ij} \\ 0, & x_{0ij} - e_{ij} \leq x_j \leq x_{0ij} + e_{ij} \\ (x_j - x_{0ij} - e_{ij}) / (t_{ij} - e_{ij}), & x_{0ij} + e_{ij} < x_j < x_{0ij} + t_{ij} \\ 1, & x_j \geq x_{0ij} + t_{ij} \end{cases}$$

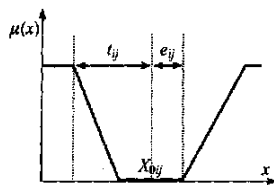


图 2 隶属函数分布

其中  $x_{0ij}$  为电路工作正常时被测元件的正常参数值,

$e_{ij}$  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,

$\mu_{ij}$  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 融合及故障判定原则

2.4.1 D-S 融合 根据 D-S 联合规则<sup>[5]</sup>, 设  $m_1, m_2$  分别对应同一识别框架  $\Omega$  上的信度函数分配, 焦元分别为  $A_1, A_2, \dots, A_k$  和  $B_1, B_2, \dots, B_k$ , 设  $C = \sum_{A=A_i, B=B_j} \{m_1(A_i) m_2(B_j)\} < 1$ , 则由下式定义的函数,  $m: 2^{\Omega} \rightarrow [0, 1]$  是联合后的信度函数分配:

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

(当  $A = \emptyset$  时,  $m(A) = 0$ )

$$C = \sum_{A=A_i, B=B_j} m_1(A_i) m_2(B_j) \quad (10)$$

式(10)中  $C$  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  $B_j$  在不可同时存在, 即相互排斥的. 此处  $\emptyset$  表示空集, 式(9)中  $A$  指假设的目标模式  $A_i$  和  $B_j$  布尔组合的一个综合命题,  $A$  的信度函数值  $m(A)$  是包含不冲突假设  $A_i$  和  $B_j$  的所有信度函数乘积之和.

在故障诊断中焦元  $A_1, A_2, \dots, A_k$  和  $B_1, B_2, \dots, B_k$  即为前面所指的待识别的故障模式  $u_0, u_1, \dots, u_i$ , 对具体的电路故障诊断来说, 它是指待搜寻的各故障元器件的集合, 而  $m(A)$  是指融合后分配到各待诊断故障元器件上的信度函数值.

2.4.2 目标模式判定规则 对目标模式的分类决策, 采用基于规则的方法, 其基本原则有:

(1) 判定的目标类型应具有最大的信度函数值.

(2) 判定的目标类型和其它类型的信度函数值之差要大于某个门限, 如 0.45.

(3) 不确定信度函数值必须小于某个门限. 如 0.15.

(4) 判定目标类型的信度函数值要大于不确定信度函数值, 如不小于 0.45

## 3 电子电路故障诊断实例分析

### 3.1 电子电路故障诊断

电子电路故障诊断常规方法是线路切割法, 因为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它正常元器件的功能, 使它们的相关信号失真, 也就是说电路中前后元件相互影响, 如果直接测试待诊断元件的电压或电流信号, 难以准确判断是否有故障, 因此, 对怀疑元件一般是割断其前后联系, 通电测试其关键点电压, 电流信号, 判断是否故障, 但这种方法不仅测试麻烦, 而且由于无法猜准哪个元件故障, 必须切割很多元件才能诊断出真正的故障元件. 更麻烦的是在不少情况下是不允许进行这种破坏性诊断, 特别是一些重要仪器电路的故障搜寻, 如我们研制的某型飞机光电雷达电子部件故障诊断系统<sup>[7]</sup>就无法使用这种切割诊断法. 有鉴于此, 我们采用两种传感器从不同角度测试诊断, 再对数据进行融合, 判定故障元件. 具体做法是: 先利用热

像仪 (Inframetrics 600) 测试出电路板正常工作时,各待诊断元件的正常温度值,当电路板某元件出现故障后,一般说来元件的温度会发生变化(升高或降低),因此诊断时再测试出各元件的新的温度值,按前述的隶属度函数公式计算出 D-S 证据理论中的温度对各待诊断元件的信度函数分配,另外,可利用探针测出各待诊断元件关键点电压值,同样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 实验结果分析与讨论

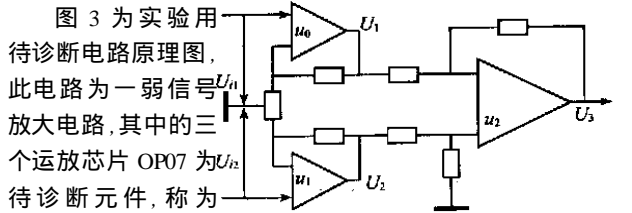


图 3 实验电路电原理图

图 3 为实验用待诊断电路原理图,此电路为一弱信号放大电路,其中的三个运放芯片 OP07 为  $u_{i2}$  待诊断元件,称为  $u_0$ :元件 1,  $u_1$ :元件 2,  $u_2$ :元件 3。取  $U_1, U_2, U_3$  分别为元件 1,元件 2,元件 3 的电压测试点,以各元件断路(不供电)为故障形式,通过改变输入信号  $U_{i1}, U_{i2}$  可得多组测试数据。

实验时发现本系统被诊断的三个故障元件中,两种传感器单独提取的信度函数值有的很相近,如果只用一种传感器的信度函数分配来识别故障元件,有时会出现无法确定故障元件的状况。为了提高故障识别能力,利用 D-S 证据理论进行双传感器数据融合,此处以元件 1 数据为例进行分析计算。针对表 1 的温度和电压传感器测试数据,由式 (10) 可得  $C = \frac{m_1(A_i) m_2(B_j)}{m_1(u_i) m_2(u_j)} = \frac{m_1(u_0) m_2(u_0)}{m_1(u_1) m_2(u_1) + m_1(u_0) m_2(u_2) + m_1(u_1) m_2(u_0) + m_1(u_1) m_2(u_2) + m_1(u_2) m_2(u_0) + m_1(u_2) m_2(u_1)} = 0.4022$ , 另外由 (9) 式可得融合后分配到  $u_0$  (元件 1) 上的信度函数值为:  $m(u_0) = \frac{m_1(u_i) m_2(u_j)}{m_1(u_0) m_2(u_0) + m_1(u_1) m_2(u_1) + m_1(u_2) m_2(u_0) + m_1(u_2) m_2(u_1)} / (1 - C) = (0.2268 + 0.0997 + 0.0773) / 0.5978 = 0.6755$ , 同样可得融合后分配到  $u_1$  (元件 2) 上的信度函数值  $m(u_1) = 0.0597$ ;  $u_2$  (元件 3) 上的信度函数值  $m(u_2) = 0.2079$ ; 而不确定性  $m(\emptyset)$  的信度函数  $m(\emptyset) = m_1(\emptyset) m_2(\emptyset) / (1 - C) = 0.0578$ 。对另外两种故障模式的数据,可采用相同的方法进行融合计算。

表 1 为利用热像仪和探针测试出的信度函数分配表及双传感器数据融合故障识别结果。其中第一项,第二项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,第三项为融合后的各元件信度函数值和不确定信度函数值。从表中可以明显看出,融合后信度函数值和单传感器的信度函数值相比,大大增加了实际目标的信度函数值,相对减少了其它类型的信度函数值,从而使系统的不确定性大幅度降低,对两种传感器单独识别时,无法判定的故障元件如表中的元件 1 和元件 2。融合后,仍能准确识别出来,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增加了系统的可分析性,有效地提高故障模式的识别能力,使故障元件定位的准确

率得以提高。

表 1 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

故障元件	传感器及融合	信度函数值				诊断结果
		$m(u_0)$	$m(u_1)$	$m(u_2)$	$m(\emptyset)$	
元件 1	温度 $m_1$	0.5455	0.1801	0.0885	0.1859	不定
	电压 $m_2$	0.4158	0.0076	0.3938	0.1828	不定
	融合 $m$	0.6755	0.0597	0.2079	0.0578	元件 1
元件 2	温度 $m_1$	0.0000	0.7070	0.0885	0.2045	不定
	电压 $m_2$	0.0039	0.2859	0.2031	0.5071	不定
	融合 $m$	0.0010	0.7477	0.1261	0.1252	元件 2
元件 3	温度 $m_1$	0.0909	0.090	0.7079	0.1112	元件 3
	电压 $m_2$	0.0034	0.0050	0.1646	0.8270	不定
	融合 $m$	0.0788	0.0782	0.7474	0.0956	元件 3

4 结束语

本文阐述了基于 D-S 证据理论和模糊集合论的数据融合算法,并首次将其应用于电子电路的故障诊断之中,提出了一种基于实验的隶属度函数构造形式及其目标判定准则,实验结果表明,数据融合较好地解决了由于电路元件相互影响而产生的故障诊断不确定性问题,对提高电路系统故障定位的准确率是实用而有效的。另外,虽然本文只是对一个简单的电路进行了融合诊断,但对于更复杂更多元器件的实际电路,只要能正确地获得各传感器的信度函数,就能准确地识别出故障元器件。因此本融合诊断方法完全可以应用到实际电路的故障诊断之中。

参考文献:

- [1] 罗志增,蒋静萍.应用模糊信息融合实现目标物的分类[J].仪器仪表学报,1999,20(4):401-404.
- [2] Bogler P.L. Shafer-Dempster reasoning with applications to multisensor target identification system[J]. IEEE Trans System,Man and Cybernetics,1987,SMC-17:968-977.
- [3] Selzer F, Gutfinger D. LADAR and FLIR based sensor fusion for automatic target classification[J]. SPIE,1988,1003:236-241.
- [4] 滕召胜.基于多传感器数据融合的热处理炉温度测量方法[J].计量学报,2000,21(2):148-152.
- [5] 黄瑛,陶云刚. D-S 证据理论在多传感器数据融合中的应用[J].南京航空航天大学学报,1999,31(2):172-177.
- [6] 王浩,庄钊文.模糊可靠性分析中的隶属函数确定[J].电子产品可靠性与环境试验,2000,10(4):2-7.
- [7] 朱大奇,刘文波,于盛林.基于虚拟仪器的光电雷达电子部件性能检测及故障诊断系统[J].航空学报,2001,22(5).

作者简介:



朱大奇 男,1965 年生于安徽省安庆市。1992 年 7 月硕士毕业于华中理工大学,现为南京航空航天大学测试工程系博士研究生,副教授。目前主要研究方向为数据融合,故障诊断及计算机测控。