

《智能信息处理》课程作业

基于形式概念分析的模拟电路故障诊断研究

张紫英

作业	分数[20]
得分	

2021 年 11 月 27 日

基于形式概念分析的模拟电路故障诊断研究

张紫英

(大连海事大学 信息科学技术学院, 大连 116026)

摘要 形式概念分析(Formal Concept Analysis, FCA)是 Wille 提出的一种从形式背景进行数据分析和规则提取的有力工具,形式概念分析建立在数学基础之上,对组成本体的概念、属性以及关系等用形式化的语境表述出来,然后根据语境,构造出概念格,即本体,从而清楚地表达出本体的结构。本文针对模拟电路故障诊断融合问题,研究并提出了基于形式概念分析的模拟电路故障诊断融合算法,通过模糊概念格、多值概念格表示故障诊断率和诊断结果,改进了概念格的相似度计算方法进行诊断融合。

关键词 形式概念分析; 概念格; 模拟电路, 故障诊断

Study on analog Circuit fault diagnosis based on Formal concept Analysis

Zhang Ziying

(School of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116026)

Abstract Formal Concept Analysis (FCA) is a powerful tool proposed by Wille for data Analysis and rule extraction from Formal background. Formal Concept Analysis is based on mathematics, and it expresses the concepts, attributes and relations that constitute ontology in Formal context. Then, according to the context, Construct the concept lattice, namely ontology, so as to express the structure of ontology clearly. In this paper, a fusion algorithm for analog circuit fault diagnosis based on formal concept analysis is studied and proposed. Fuzzy concept lattice and multi-valued concept lattice are used to represent the fault diagnosis rate and diagnosis result, and the similarity calculation method of concept lattice is improved for diagnosis fusion.

Key words Formal concept analysis; Concept lattice; Analog circuit; Fault diagnosis

1 引言

形式概念分析 (Formal Concept Analysis, FCA) 是建立在数学基础上的一种利用形式背景进行数据分析和规则提取的工具,用于对数据集中的概念结构进行识别、排序、显示,被广泛用于信息科学领域[6]。形式概念分析理论进行诊断融合具有坚实的理论基础,作为一种显性数据分析工具,通过将关键数据信息构建为概念格的形式对数据信息进行分析,并形成不同于传统知识表示方式,相比隐性分析工具,其运算过程以及生成的分析结论具有人类可读、可理解的优势,利用形式概念分析理论解决模拟电路故障诊断问题。

智能诊断方法可以通过信息融合手段,利用多个数据特征或不同分类器进行诊断融合,进一步提升故障诊断的准确性。电子电路主要分为数字电路和模拟电路,相比于日趋成熟的数字电路故障诊断技术,模拟电路伴随着元件容差、集成度等问题,导致其对应的故障诊断技术发展缓慢。解决现阶段的模拟电路故障诊断问题,需要充分考虑模拟电路自身的制约因素,同时结合智能故障诊断技术,研究形成新的适用于模拟电路故障诊断的理论和方法。

本文通过研究基于小波分析的特征提取技术选取故障特性向量,利用克隆选择技术对故障特征进行分类训练,通过形式概念分析理论对不同分类结果进行数据分析,实现模拟电路故障诊断融合。

2 形式概念分析

形式概念分析 (Formal Concept Analysis, FCA) 是一种基于应用数学理论的数据分析方法, 用于处理和分析属性与对象之间的二元关系。形式概念分析是对概念的形式化描述, 概念的思想主要起源于哲学, 被定义为人类理解事物的最小单元, 是用来进行诸如判断、选择等复杂过程的基础, 也是一种人类可理解的重要知识表述手段。

形式概念分析技术以概念和概念关系为基础, 利用形式背景对数据信息进行表述, 通过概念表述数据信息中外延和内涵间的关系信息。概念由外延 (对象) 和内涵 (属性) 两部分组成, 并构成了一个二元关系组, 通过这种关系反映对象和属性之间的关联。形式概念分析中, 属于同一概念的所有对象的集合, 被成为概念的外延; 所有这些对象共有的特征集合, 被称为概念的内涵。概念的外延和内涵呈反比例关系, 当内涵增加时, 外延随之减少, 当内涵减少时, 外延随之增加, 这种反变规律被应用在信息的处理和分析中, 通过增加或减少概念的内涵, 控制概念外延的数量。

形式概念分析是应用数学中的一个分支, 是建立在数学理论和概念理论之上的。一个概念就是最大限度的收集对数学概念上的“集合”有帮助的元素, 并且运用有关形式概念的分析方法, 实现、构造和展示属性与对象之间有机关系。其定义为:

定义 1 一个形式背景 $K(G, M, I)$ 是由两个集合 G 和 M 以及 G 与 M 之间的关系 I 组成。 G 的元素称为对象, M 的元素称为属性。 $(g, m) \in I$ 或 gIm 表示对象 g 具有属性 m 。

定义 2 设 A 是对象集合 G 的一个子集, 定义 A 中对象共有属性的集合:

$$f(A) = \{m \in M \mid \forall g \in A, gIm\},$$

相应地设 B 是属性集合 M 的一个子集, 定义具有 B 中所有属性的对象的集合:

$$g(B) = \{g \in G \mid \forall m \in B, gIm\}.$$

定义 3 若 $(A_1, B_1), (A_2, B_2)$ 是某个形式背景的两个概念, 而且 $A_1 \subseteq A_2$ 则称 (A_1, B_1) 是 (A_2, B_2) 的子概念, (A_2, B_2) 是 (A_1, B_1) 的父概念, 并记作 $(A_1, B_1) \leq (A_2, B_2)$, 关系 \leq 称为是概念的“序层次” (简称“序”)。形式背景中所有概念用这种序组成的集合称为概念格, 记作 $L(G, M, I)$ 。

形式背景 (formal context) 可以表示为三元组 $T=(O, D, R)$, 其中 O 是事例 (对象) 集合, D 是

描述符 (属性) 集合, R 是 O 和 D 之间的一个二元关系, 则存在唯一的一个偏序集与之对应, 并且这个偏序集产生一种格结构, 这种由背景 (O, D, R) 所诱导的格 L 称为概念格。格 L 中的每个节点是一个序偶 (称为概念), 记为 (X, Y) , 其中 $X \in P(O)$ 称为概念的外延; $Y \in P(D)$ 称为概念的内涵。

另外, 线路图是形式概念分析法研究过程中重要的研究工具, 线路图是概念格的图形化表示, 在线路图包括语境中对象和属性之间的关系, 是语境中的另一种等价有形的表现形式。在特定的语境中, 包含着类的继承和发展。通过查看相关有形的线路图, 能够容易的发现相关属性和对象之间的依赖和关系。

3 模拟电路故障特征提取技术

模拟电路在故障发生时, 通常由于信噪比极小, 故障所带来的信号变化体现并不明显, 常规的信号分析手段难以在大量数据信息中提取出故障特征。同时模拟电路信号响应多数为非平稳信号, 造成了一般分析手段不适用的问题。

小波特征提取技术基于小波分析理论, 首先选取小波基函数, 在进行尺度伸缩和时域平移, 实现对故障信息的特征提取。小波分解能够很好的在时频域变换, 利用小波基函数在频域和时域表示非平稳信号, 通过在高频部分使用高时间、低频率, 在低频率部分使用低时间、高频率的方法, 提取信号的轮廓信息, 同时获取奇异信息, 因此能够很好的适应了模拟电路故障信号的特点。

由于小波分析在频域和时域上的出色表现, 以及对模拟电路中非平稳信号的适应性, 使得小波理论在非线性问题中得到了广泛的应用, 利用小波分解良好的局部分析能力处理模拟电路噪声和非稳定信号, 已成为解决模拟电路故障诊断中的特征提取问题的重要手段之一。小波分析理论作为模拟电路故障诊断领域最常见的特征提取手段之一, 起源于二十世纪七十年代, 在八十年代飞速发展, 并取得了多项理论突破, 对往后的研究具有深远的影响。

小波变换的时频分布适应于任意尺度信号的分析, 其基函数在尺寸减小时, 对应的时域窗口宽度将随之减小, 而频域的窗口宽度将增大, 将信号数据分解为高频部分 H (High-pass) 和低频部分 L (Low-pass), 高频部分表示细节系数, 低频部分表示近似系数, 并根据应用需要按上述规则继续分

解, 但是不继续分解新一层的细节系数。小波分解示意图如图 1 所示, 其中 d_0 表示原始信号, “表示小波分解的层数, $S_n^{(0)}$ 表示第 n 层分解得到的近似系数, $S_n^{(1)}$ 表示第 n 层分解得到的细节系数。

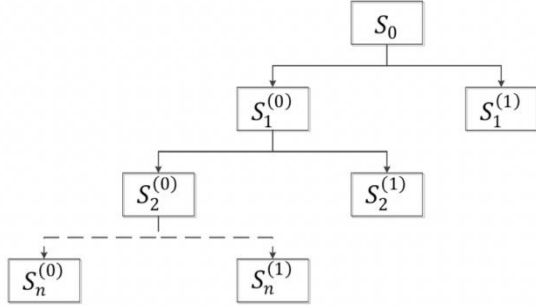


图 1 小波分解示意图

小波分解原始信号得到的低频分量的表达式如 (1-1) 所示:

$$y_1 = S_n^{(0)} \quad (1-1)$$

小波分解原始信号得到的高频分量的表达式如 (1-2) 所示:

$$y_2 = \sum_{i=1}^n S_i^{(1)} \quad (1-2)$$

小波包分解 (Wavelet Packet Decomposition, WPD) 在小波分解基础上发展而来, 它可以对新一层的细节系数进一步分解, 对高频部分隐含的特征信息进行充分挖掘, 提升了小波变换在高频部分的分辨率, 克服了小波变换无法解析高频带特征的缺点。小波包分解将信号数据分解为高频部分和低频部分, 并同时分解新生成的高频和低频分量, 小波包分解过程如图 2 所示。

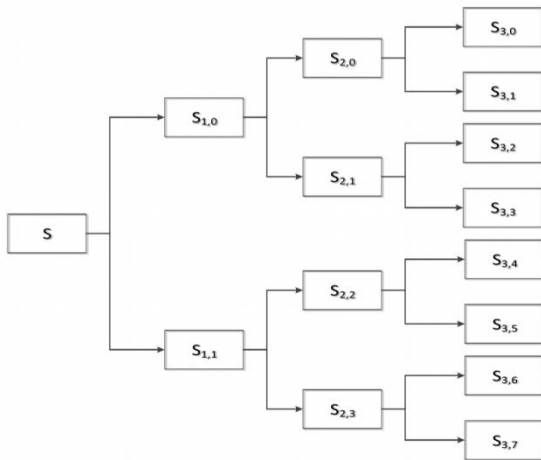


图 2 小波包分解示意图

4 基于形式概念分析的模拟电路故障诊断

基于形式概念分析的模拟电路故障诊断融合算法的原理是采集基于不同故障特征提取方式下的故障分类结果, 提取各个故障状态下的诊断率作为故障类型的模糊形式背景, 并构建对应的故障类型的模糊概念格。待测数据在不同小波特征提取方式下进行故障分类, 将得到的分类结果组成多值形式背景, 并根据诊断类型构建单值概念格。利用概念格相似度对比算法, 比较单值概念格与其故障类型对应的模糊概念格的相似度, 并生成诊断融合结果。

在生成诊断融合模型阶段, 需要从不同特征提取的分类结果中, 采集故障诊断率信息, 故障诊断率信息为模糊数据, 利用模糊概念格进行处理。根据信息生成每一个故障类型的模糊形式背景, 模糊形式背景展示出基于不同特征提取方式的故障诊断率, 反映了不同特征提取方式对于某一故障的诊断效果。然后, 将这些模糊形式背景转化为对应的经典形式背景, 经典形式背景反映了针对某一故障诊断率较高的特征提取方式。根据形式背景构建每种故障类型的模糊概念格, 作为故障诊断融合模型。

设模糊形式背景 $K(U, A, I)$, K 表示电路故障类型的集合, U 是小波系数提取特征向量的方式的集合, A 是特征提取方式所基于的小波类型的集合, I 是一个隶属度函数, $U \times A \rightarrow [0, 1]$, 表示特征提取方式在对应小波类型下的诊断率。对于 $a \in A$, 设置可变的阈值参数 $\theta \in [0, 1]$, 设定模糊形式背景的阈值 λ 为 θ_a , 使得 $\theta_k(U, A, I_\theta)$ 的模糊隶属度表示关系如 (1-3) 公示:

$$I_\theta(u, a) = \begin{cases} I(u, a) & I(u, a) \geq \theta_a \\ 0 & I(u, a) < \theta_a \end{cases} \quad (1-3)$$

式中, θ_a 为同一小波类型诊断率的均值, 在同一列中, 对大于或等于均值该列均值 θ_a 的值进行保留, 对于小于 θ_a 的值进行置零。

模糊概念节点 $C_i(U_i, A_i) (i=1, \dots, n)$, n 为模糊概念节点数, 满足公式 (1-4)。

$$\begin{cases} \forall U_i \subseteq U, (U_i) = \{a | \forall u \in U_i, I(u, a) \geq \theta_a\} & U_i \subseteq U \\ \forall A_i \subseteq A, (A_i) = \{u | \forall a \in A_i, I(u, a) \geq \theta_a\} & A_i \subseteq A \end{cases} \quad (1-4)$$

通过 $\lambda = \theta_a$ 求得载集, 元素 x 大于或等于阈值 λ 时, 就可以成为经典集合 T 的元素, 实现故障的模糊形式背景转化为故障的形式背景 T , 构建每一种故障类型的模糊概念格, 作为故障诊断融合模型。

根据形式背景构建每种故障的单值概念格, 作为待测数据的诊断融合特征。设多值形式背景 $M(U, A, J, C)$, M 表示待测电路的测试数据集合, 三元关系 C 表示不同提取特征方式下的诊断结果, U 是小波系数生成特征向量的方式的集合, A 是特征提取方式所基于的小波类型的集合, J 是诊断结果的属性值的集合, 诊断结果的属性值 j 的数值表示故障类型序号, $j=1, \dots, n$ 。

根据概念标尺原理, 给定 U_j 和 I_j 的二元关系 V_j , 利用公式(1-5)对待测数据的多值形式背景机进行转化, 得到待测数据的单值形式背 $M_j(U_j, I_j, V_j)$ 。

$$V_j(u, a) \begin{cases} C(u, a) & I_j(u, a) \geq \theta_a \\ 0 & I_j(u, a) < \theta_a \end{cases} \quad (1-5)$$

其中, $V_j(u, a)$ 表示 U_j 和 I_j 的二元关系, θ_a 为统一小波类型下故障诊断率的均值, $I_j(u, a)$ 表示故障类型为 j 的模糊形式背景的隶属度。待测数据的单值概念节点 $C_i(U_i, A_i) (i=1, \dots, n)$, n 为单值概念节点数, 满足公式(1-6)

$$\begin{cases} \forall U_i \subseteq U, (U_i) = \{a | \forall u \in U_i, I(u, a) = \theta_a\} & U_i \subseteq U \\ \forall A_i \subseteq A, (A_i) = \{u | \forall a \in A_i, I(u, a) = \theta_a\} & A_i \subseteq A \end{cases} \quad (1-6)$$

根据概念标尺原理, 实现了待测数据的多值形式背景转化为单值形式背景, 然后构造不同诊断结果对应的单值概念格, 并输入故障诊断融合模型。

故障诊断融合基于故障的模糊概念格, 在待测数据可能出现的故障范围内, 逐一选取单值概念格与对应的模糊概念格进行比较, 计算二者之间的相似度, 待测数据的单值概念格全部计算出相似度后, 具有最相似概念格结构的单值概念格对应的故障类型, 就是故障诊断融合的结果。

5 小结

本文主要研究了模拟电路故障诊断融合的问题, 提出了基于形式概念分析的模拟电路故障诊断融合方案。利用小波分析理论进行故障的特征提取, 针对小波基函数、分解层数、小波系数处理方式这

三个关键问题进行了详细的讨论。克隆选择算法对特征向量进行诊断, 通过形式概念分析理论对诊断信息进行分析, 并实现故障诊断融合, 证明了形式概念分析在模拟电路故障诊断中的重要性。

参考文献

- [1] 黄如飞. 形式概念分析相关理论研究[D]. 福建师范大学, 2013.
- [2] 张云中. 基于形式概念分析的领域本体构建方法研究[D]. 吉林大学, 吉林, 2009.
- [3] Yao Y Y. A Comparative study of normal concept analysis and rough set theory in data analysis[C]. Proceedings of the Rough Sets and current trends in Computing, LNCS3066, Berlin: Springer, 2004:59-68.
- [4] 于文新. 模拟电路故障诊断神经智能果蝇算法研究[D]. 湖南大学, 2015.
- [5] 丁頔, 南国防. CNN 和 RNN 融合法在旋转机械故障诊断中的应用[J/OL]. 轻工学报: 1-7[2020-03-12].
- [6] Zhijun Ren, Yongsheng Zhu, Ke Yan, Kaida Chen, Wei Kang, Yi Yue, Dawei Gao. A novel model with the ability of few-shot learning and quick updating for intelligent fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138.
- [7] Zhou Qi Zhong, et al. "Methodology and Equipments for Analog Circuit Parametric Faults Diagnosis Based on Matrix Eigenvalues." IEEE Transactions on Applied Superconductivity 24.5(2014): 1-6.
- [8] 邹才凤. 模糊概念格构造与应用中的关键问题研究[D]. 华南理工大学, 2017.