

引用格式:庄城城,易辉,张杰. EEMD 多尺度熵和 LSSVM 在模拟电路故障诊断中的应用 [J]. 微电子学与计算机,2019,36(10):78-82. [ZHUANG C C,YI H,ZHANG J. Application of EEMD multi-scale entropy and LSSVM in analog circuit fault diagnosis[J]. Microelectronics & Computer,2019,36(10):78-82.]

EEMD 多尺度熵和 LSSVM 在模拟电路故障诊断中的应用

庄城城,易 辉,张 杰

(南京工业大学 电气工程与控制科学学院,江苏 南京 211816)

摘 要: 针对模拟电路故障信号的非线性、非平稳性的特点,提出一种基于集合经验模态分解结合多尺度熵和最小二乘支持向量机的模拟电路故障诊断方法.该方法中,首先利用集合经验模态分解算法对输出响应信号进行分解,得到固有模态分量.然后求出各分量的多尺度熵并构造故障特征向量.最后将故障特征向量输入 LSSVM 分类器中进行检测.实验结果表明,该方法可以有效地提取模拟电路故障特征信息,能够实现模拟电路故障的精确诊断.

关键词: 模拟电路;故障诊断;集合经验模态分解;多尺度熵;最小二乘支持向量机

中图分类号: TN707

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2019)10—0078—05

Application of EEMD multi-scale entropy and LSSVM in analog circuit fault diagnosis

ZHUANG Cheng-cheng, YI Hui, ZHANG Jie

(College of Electrical Engineering & Control Science, Nanjing 211816, China)

Abstract: Aiming at the nonlinearity and nonstationarity of analog circuit fault signals, a fault diagnosis method based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) combined with multi-scale entropy and least square support vector machine (LSSVM) is proposed. In this method, the set empirical mode decomposition algorithm is used to decompose the output response signal to get the intrinsic mode components, then the multi-scale entropy of each component is obtained and the fault eigenvectors are constructed. Finally, the fault eigenvectors are input into LSSVM classifier for detection. The experimental results show that this method can effectively extract fault feature information of analog circuits, and achieve accurate fault diagnosis of analog circuits.

Key words: analog circuit; fault diagnosis; ensemble empirical mode decomposition; multi-scale entropy; least square support vector machine

1 引言

高集成度和复杂度的模拟电路是现代电子设备的重要组成部分,而故障诊断对于提高电子仪器的稳定性和可靠性具有重要意义^[1].随着人工智能技术的发展,在应用机器学习方法进行模拟电路故障诊断时,主要解决的问题是故障特征的提取和分类器的构造.

经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)可以自适应地对非线性、非平稳性的信号进行分解,但是算法存在模式混合现象,即多个频率信号处于同一个 IMF 分量中或不同的分量中含有相同的频率信号^[2].用集合经验模态分解(Ensemble EMD, EEMD)可以有效解决模式混合问题.文献[3]提出采用 EMD 方法分解模拟电路故障信号,得到含有原信号局部信息的 IMF 分量,构建故障特征

集.此外,熵是度量信号有序化程度的一种指标.杨望灿等^[4]将EEMD方法结合模糊熵理论用于传动齿轮振动信号的故障诊断中,提高了齿轮故障诊断精度.文献^[5]将变分模态分解和多尺度熵结合用来提取变压器放电信号的特征,使放电类型的识别率得到提升.最小二乘支持向量机(Least square support vector machine,LSSVM)具有较强的泛化能力和学习能力,文献^[6]采用模拟退火和PSO算法改进LSSVM的分类模型,取得了较高的诊断精度.

本文将集合经验模态分解、多尺度熵和最小二乘支持向量机相结合,提出了一种基于EEMD多尺度熵和LSSVM的模拟电路诊断方法,提取响应信号在不同时间尺度下的样本熵作为故障特征向量,然后应用最小二乘支持向量机进行故障识别.

2 EEMD多尺度熵特征提取

2.1 EEMD算法

集合经验模态分解(Ensemble empirical mode decomposition,EEMD)算法是Wu等^[7]提出的一种噪声辅助数据分析方法.通过在原始信号中添加白噪声,解决了EMD方法中模式混合问题在时间-频率分布中引起的混叠.具体步骤如下:

a) 确定试验次数 N 和白噪声的幅值,幅度一般约为原始信号标准偏差的 $0.2 \sim 0.4$ 倍.

对白噪声叠加信号进行第 i 次试验 $x_i(t) = x(t) + n_i(t)$ (1)

b) 将噪声叠加信号进行EMD分解,得到一系列IMF分量 $imf_{ij}(t)$ ($i = 1, 2, \dots, M$)和残差分量 $r_i(t)$.

c) 重复 N 次试验,计算每个IMF经过 N 次试验后的平均值,可消除添加白噪声对IMF分量的影响,即为EEMD分解后的第 j 个IMF分量:

$$imf_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N imf_{ij}(t) \quad (2)$$

2.2 多尺度熵原理

多尺度熵(Multi-scale entropy,MSE)是Costa在样本熵的基础上提出的用于量化时间序列复杂性的方法^[8].MSE能够表达在不同的尺度因子下,时间序列的相关性和复杂性程度,其实质是计算不同时间尺度下的样本熵.若给定一组原始数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, N 为离散序列长度.则MSE的计算步骤如下:

a) 粗粒化处理原始数据.按式(1)得到新的粗粒化序列:

$$y_j(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=\lfloor \frac{j-1}{\tau} \rfloor + 1}^j x_i, \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau} \quad (3)$$

式中, τ 为时间尺度; N/τ 为粗粒化序列长度,当 $\tau = 1$ 时即为原始序列.

b) 计算不同时间尺度下的样本熵.计算方法如下:

(1) 由粗粒化序列组成 m 维矢量

$$Y(i) = [y_i(\tau), y_{i+1}(\tau), \dots, y_{i+m-1}(\tau)] \quad (4)$$

$$1 \leq i \leq N - m$$

(2) 计算 $Y(i)$ 和 $Y(j)$ 之间的距离.定义距离 $d(i, j)$ 为 $Y(i)$ 和 $Y(j)$ 中对应元素的切比雪夫距离的最大值:

$$d(i, j) = \max_{k=0,1,\dots,m-1} \{|y_{i+k}(\tau) - y_{j+k}(\tau)|\} \quad (5)$$

$$1 \leq j \leq N - m, j \neq i$$

(3) 给定容差 r ($r > 0$),统计 $d(i, j) < r$ 的数量 H 及 H 与距离总数 $N - m + 1$ 的比值 $B_i^m(r)$,其平均值记为 $B^m(r)$:

$$B_i^m(r) = \frac{H}{N - m + 1} \quad (6)$$

$$B^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r) \quad (7)$$

(4) 当维数为 $m+1$ 时,重复步骤(1)~(3),计算 $B^{m+1}(r)$;

(5) 当 N 为有限数时,定义样本熵估计数为

$$SampEn(m, r, N) = -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \quad (8)$$

计算不同尺度下的SampEn,得到多尺度熵MSE:

$$MSE(X) = SampEn(y(\tau), m, r) \quad (9)$$

3 最小二乘支持向量机

LSSVM是一种变形SVM算法,将标准SVM中目标函数的松弛变量由一范数改为二范数,同时约束条件采用等式约束而非不等式约束,使优化问题从求解凸二次规划转化为求解线性方程组.对于一组输入样本: $\{(x_i, y_i)\}, i = 1, \dots, n, x_i \in R^n, y_i = \pm 1$,LSSVM利用非线性映射 $\varphi(x)$ 将输入数据映射到一个高维特征空间中,其判别函数为 $f(x) = w^T \varphi(x) + b$.根据结构风险最小化原则^[9],并使样本拟合误差最小化,回归问题变为约束优化问题:

$$\begin{cases} \min J(w, \xi) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \\ s. t. y_i (w^T \varphi(x_i) + b) = 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (10)$$

式中, C 为惩罚因子; ξ_i 为样本添加的误差量.

引入 Lagrange 函数, 令函数对四个变量的偏导为零, 由 KKT 条件有:

$$\begin{cases} w = \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ \alpha_i = C \xi_i \\ \alpha_i y_i (w^T \varphi(x) + b) - 1 + \xi_i = 0 \end{cases} \quad (11)$$

可得线性方程组:

$$\begin{bmatrix} Q & \alpha \\ Y^T & b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中, $Q \in R^{l \times l}$, $Q_{ij} = y_i y_j k(x_i, x_j) + \frac{1}{C} I, k(x_i, x_j) = k(\varphi(x_i), \varphi(x_j)); I$ 为单位矩阵. 选择高斯核函数作为 LSSVM 的核函数, 求解线性方程组可得 LSSVM 分类决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) + b\right) \quad (13)$$

式中, σ 为高斯核宽参数.

4 故障诊断流程

本文运用 EEMD 多尺度熵对故障数据集进行特征提取, 将最终得到的故障特征向量输入 LSSVM 中进行分类, 进而完成故障诊断. 具体流程如图 1 所示.

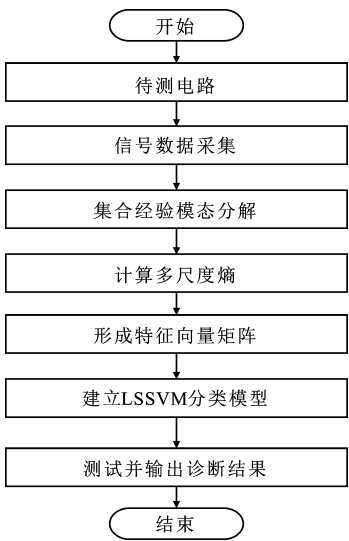


图 1 故障诊断流程图

故障诊断步骤如下:

1) 对待测电路施加激励信号, 通过灵敏度分析,

选择故障元件, 采集不同故障模式下的输出响应并做信号预处理.

2) 对采集到的信号数据进行 EEMD 分解, 得到各个 IMF 分量.

3) 对每个 IMF 分量求多尺度熵, 构造故障特征向量.

4) 采用“一对多”的方式对二分类器 LSSVM 进行多分类扩展.

5) 将训练样本输入分类器进行训练, 并利用训练后的分类器对故障数据进行分类和诊断.

5 诊断实例及分析

5.1 诊断电路

本文以图 2 所示的带通滤波器电路作为诊断实例. 按照上述方法进行测试并对比分析结果. 仿真实验以 Multisim 12 作为实验平台, 数据处理由 MATLAB 2014a 完成.

元件的标称值已在图 2 中标出, 考虑到元件本身的容差变化, 将电阻和电容的容许误差分别设置为标称值的 5% 和 10%. 通过灵敏度分析, 选择 C_1 、 C_2 、 R_2 、 R_3 进行测试分析, 由参数正偏差、负偏差和正常运行组成 9 种状态模式. 具体故障设置如表 1 所示, NF 表示电路无故障.

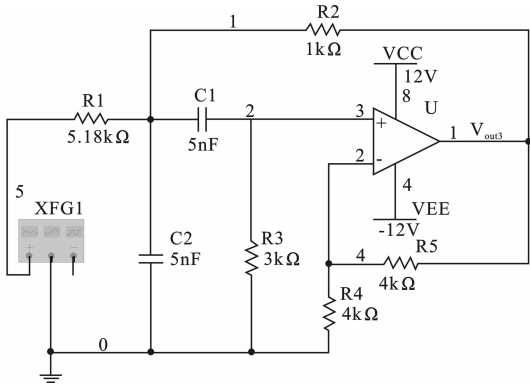


图 2 带通滤波器电路

表 1 带通滤波器电路故障模式

编号	故障类别	标称值	故障值
F1	NF	—	—
F2	C1	5nF	10nF
F3	C1	5nF	2.5nF
F4	C2	5nF	10nF
F5	C2	5nF	2.5nF
F6	R2	1kΩ	2kΩ
F7	R2	1kΩ	0.5kΩ
F8	R3	3kΩ	6kΩ
F9	R3	3kΩ	1.5kΩ

5.2 特征提取

用 Multisim 12 仿真软件对图 2 电路进行瞬态分析,施加 $10\mu\text{s}$, 5V 的脉冲波作为激励信号,对输出响应采样,获取原始故障信息. 对表 1 中的每类故障进行 50 次 Monte Carlo 分析,每种故障模式下的样本随机分成两部分,其中 30 组数据参与分类器训练,另外 20 组数据进行测试.

对所有样本数据进行 EEMD 分解,图 3 和图 4 给出了正常模式和 C1—50%模式下的分解结果,由于故障信息主要集中在前面几个 IMF 分量中,因此本文选择前五个分量求多尺度熵. 对比图 3 和图 4 可以看出,不同模式下的分解结果有差异. 在求多尺度熵时,取容差 $r=0.2SD$ (SD 是原始信号的标准偏差), $m=2$,选取尺度因子分别为 2、5、8,最后形成的特征向量中每个样本由 15 个数据组成.

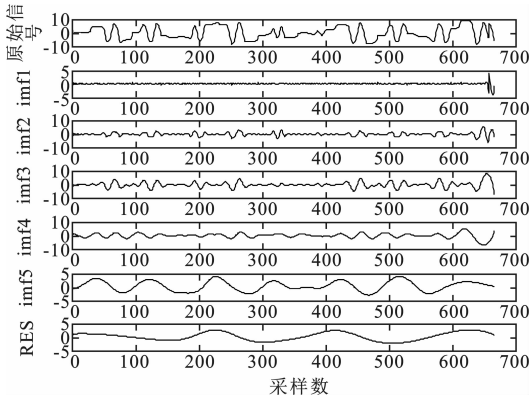


图 3 正常状态下的 EEMD 分解结果

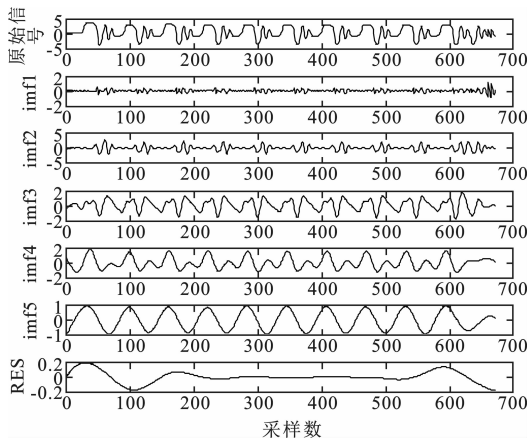


图 4 C1—50%状态下的 EEMD 分解结果

5.3 结果分析

采用 LSSVM 算法对采集到的样本进行故障诊断,将其中的 270 组数据作为训练样本,180 组数据作为测试样本. 同时交叉验证法优化 LSSVM 的参数,得到测试结果如图 5 所示. 为了说明本文方法在

特征提取上的有效性,将 EEMD 分解后得到的 IMF 分量的能量作为另一组特征向量,输入 LSSVM 分类器中,得到测试结果如图 6 所示.

在图 5 中,有 7 个样本出现错误分类,分别属于故障模式 F2、F4、F7、F8,总体平均诊断精度为 96.67%. 在图 6 中,预判错误的样本有 15 个,总体平均诊断精度为 91.67%. 对比图 5 和图 6 可知,信号经 EEMD 分解后,求多尺度熵作为故障特征比直接计算能量作为故障特征,其故障区分度更高,诊断效果更好.

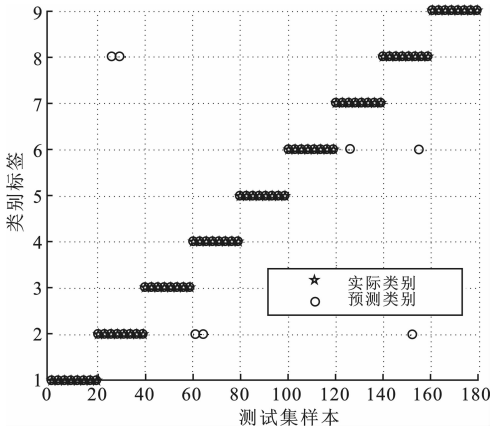


图 5 EEMD 多尺度熵诊断结果

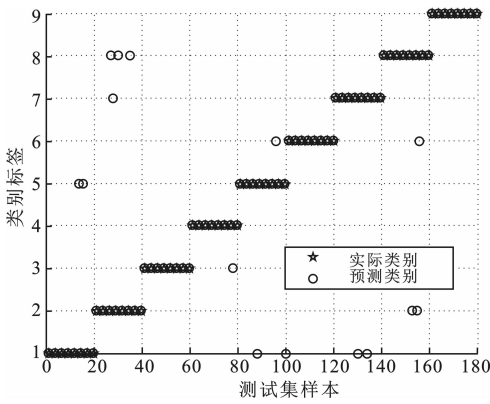


图 6 EEMD 能量特征诊断结果

将本文所用方法与其他文献方法对比分析,结果如表 2 所示. 从结果看,本文所提方法的诊断精度高于其他方法.

表 2 诊断精度对比结果

方法	正确率/%	方法	正确率/%
文献[10]	94.34	文献[12]	96.07
文献[11]	95.12	本文方法	96.67

6 结束语

本文提出了一种基于 EEMD 结合多尺度熵和

LSSVM 的模拟电路故障诊断方法. 通过 EEMD 分解对信号进行特征提取, 利用尺度熵度量故障信号在不同时间尺度上的复杂度, 形成故障特征向量, 并输入 LSSVM 模型中得到故障诊断结果, 并与 EEMD 能量特征提取方法对比. 本文带通滤波电路实例的平均故障诊断率达 96.67%. 同时将其他文献方法与本文方法作比较, 说明了本文所提方法的有效性.

参考文献:

- [1] 何威, 何怡刚, 罗旗舞, 等. 基于连续小波奇异熵的模拟电路故障诊断新方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 1967—1973.
- [2] 单剑锋, 汪良伟, 宋晓涛. 基于 HHT 和 SVDD 的模拟电路故障诊断研究[J]. 计算机技术与发展, 2015, 25(7): 179—183.
- [3] 王震, 李志华, 邵新添. 基于改进的 EMD 方法的模拟电路故障诊断研究[J]. 信息技术, 2017, (12): 37—40.
- [4] 杨望灿, 张培林, 王怀光, 等. 基于 EEMD 的多尺度模糊熵的齿轮故障诊断[J]. 振动与冲击, 2015, 34(14): 163—167.
- [5] 贾亚飞, 朱永利, 王刘旺, 等. 基于 VMD 和多尺度熵的变压器内绝缘局部放电信号特征提取及分类[J]. 电工技术学报, 2016, 31(19): 208—215.
- [6] 胡天骐, 单剑锋, 宋晓涛. 基于改进 PSO—LSSVM 的模拟电路诊断方法[J]. 计算机技术与发展, 2015, 25(6): 193—196.
- [7] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1—41.
- [8] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multi-scale entropy analysis of biological signals[J]. Physical review. E, Statistical, nonlinear, and soft matter physics, 2005, 71(2): 1—18.
- [9] 刘波, 易辉, 薄翠梅, 等. MCKD 与改进的 LSSVM 在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 电子技术应用, 2018, 44(7): 81—85.
- [10] 程文韬, 邓芳明, 郝勇, 等. 基于小波和 ELM 的电路故障诊断方法研究[J]. 仪表技术与传感器, 2016(7): 89—92.
- [11] SONG P, HE Y Z, CUI W J. Statistical property feature extraction based on FRFT for fault diagnosis of analog circuits [J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2016, 87(3): 427—436.
- [12] 刘琳. 一种模拟电路故障诊断方法研究[J]. 现代电子技术, 2017, 40(6): 183—186.

作者简介:

庄城城 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为电子电路的故障诊断. E-mail: 1601670457@qq.com.

易辉 男, (1984-), 博士, 副教授. 研究方向为数据驱动故障诊断、复杂系统健康预测与管理 and 模式识别技术.

张杰 男, (1991-), 硕士研究生. 研究方向为光伏组件故障诊断.

(上接第 77 页)

- [10] ZHAN W. An output-capacitor-free adaptively biased low-dropout regulator with sub-threshold undershoot-reduction for SoC[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems I Regular Papers, 2012, 59(5): 1119—1131.

作者简介:

赵思琦 女, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为模拟集成电路设计. E-mail: zhaosqjlu@163.com.

高同强 男, (1970-), 博士, 副研究员. 研究方向为集成电路设计.