

基于 FrFT-FD 和 KPCA 模拟电路故障特征提取方法*

周绍磊, 廖 剑, 史贤俊

(海军航空工程学院控制工程系 烟台, 264001)

摘要 为获得有效的故障特征信息, 提出一种基于分数阶傅里叶变换分形维的模拟电路故障特征提取方法。首先, 把原始数据空间中的特征数据映射到不同的分数阶空间, 分别计算不同分数阶次下故障响应信号的分形维数; 然后, 采用核主元分析进一步对候选特征实施降维; 最后, 将优化后的特征向量作为故障特征, 利用神经网络进行分类诊断。仿真结果表明, 本方法能很好地获取不同故障响应信号的细微差异, 增强不同故障模式的可分性, 提高故障诊断准确率。

关键词 模拟电路; 故障诊断; 分数阶傅里叶变换; 分形维数; 核主元分析

中图分类号 TP206.1; TN707

引 言

自 1962 年 Berkowitz^[1] 提出模拟电路网络参数的可解性问题以来, 学术界针对模拟电路的故障诊断问题展开了大量的研究, 取得了一系列研究成果^[2-6]。然而, 由于模拟电路其自身的原因, 如元器件参数的离散性、广泛存在的非线性以及故障特征的复杂性和故障种类的多样性, 使得模拟电路的故障诊断发展缓慢。近年来, 随着模式识别技术和人工智能方法的发展, 大量智能方法被广泛应用于模拟电路的故障诊断领域^[4-6], 而这些方法的首要前提就是特征信息的提取。因此, 模拟电路故障诊断作为一个模式识别问题, 如何对其进行有效的特征信息提取对故障诊断的结果起着十分重要的影响。目前, 直接提取节点电压信号或其幅频特性^[7-8] 作为故障特征的方法比较简单, 但不能得到电路状态的动态信息。基于信号处理方法的故障特征提取方法是当前研究的重点^[9]。文献^[10-11] 对关键点信号采用傅里叶变换(Fourier transform, 简称 FT) 将其从时域变换到频域中进行分析, 但 FT 用于分析瞬时信号时, 没有很好的时间分辨率, 不能得到信号的局部特征信息。文献^[5] 将小波变换(wavelet trans-

form, 简称 WT) 作为预处理器, 直接将信号的高频成分作为噪声成分舍弃, 可能导致信号有效成分的损失。文献^[12-13] 采用 WT 提取节点电压响应信号在不同频带上的能量作为特征, 但没有选取最优小波分解, 对频域的划分过于粗糙, 造成频率信号的混叠和能量信号的泄漏。文献^[9] 提出了一种基于最优分数阶傅里叶变换(fractional Fourier transform, 简称 FrFT) 的模拟电路故障特征提取方法, 但其仅仅考虑了响应信号在一个 FrFT 域的特征变换, 提取的故障特征信息有限, 且在非线性空间中采用主元分析(principal component analysis, 简称 PCA) 变换, 容易造成特征样本数据的混杂。

笔者针对模拟电路故障诊断提出一种新的故障特征提取方法, 主要思想是: 首先, 基于 FrFT 对不同分数阶空间中的故障响应信号计算其分形维数(fractal dimension, 简称 FD), 获取候选故障特征; 然后, 采用粒子群优化的核主元分析(kernel principal component analysis, 简称 KPCA) 方法用于候选故障特征的进一步压缩和降维; 最后, 采用神经网络(neural network, 简称 NN) 进行故障诊断。实验中与其他特征提取方法进行比较, 验证了方法的有效性, 能提高故障诊断准确率。

* 国家青年科学基金资助项目(61203168)

收稿日期: 2013-06-23; 修回日期: 2013-08-28

1 基于 FrFT-FD 的特征提取及 KP-CA 降维

1.1 FrFT

1993年 D. Mendlovic 和 H. M. Ozaktas 提出 FrFT,它是一种在时频域内表示信号的新方法,克服了传统傅里叶变换单一频率变换的特点,是一种统一的时频变换,具有时域和频域的双域特性^[9]。FrFT 的出现引起了各个领域研究人员的重视,在工程上也有十分广阔的应用前景。近几年,FrFT 在许多领域诸如信号分析、图像处理、模式识别、目标检测^[14-17]等各个领域得到了广泛和成功的应用。

通常 FrFT 可以有若干种不同的定义方式,但每种定义彼此都是等价的^[18],其中 t 域的 $f(t)$ 函数的 p 阶 FrFT 的一种定义形式为

$$f_p(u) = \{F^p[f(t)]\}(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} K_p(u,t) f(t) dt \quad (1)$$

其中, $K_p(u,t) = A_\alpha \exp[j\pi(u^2 \cot\alpha - 2ut \csc\alpha + t^2 \cot\alpha)]$ 称为 FrFT 的核函数, $A_\alpha = \sqrt{1 - j \cot\alpha}$, $\alpha = p\pi/2$, $p \neq 2n$, n 是整数, p 称为 FrFT 的阶次。

经过变量代换, $f_p(u)$ 可以表示为

$$f_p(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{A_\alpha}{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left(j\frac{t^2 + u^2}{2} \cot\alpha - \frac{jtu}{\sin\alpha}\right) f(t) dt & \alpha \neq n\pi \\ f(t) & \alpha = 2n\pi \\ f(-t) & \alpha = (2n \pm 1)\pi \end{cases} \quad (2)$$

p 阶的分数阶傅里叶域是在 (t, ω) 平面上按逆时针方向旋转 α 角度所产生的坐标空间。由式(1)的定义得知, α 可取任意数,但根据 FrFT 的性质^[18],一般只需在按逆时针方向旋转的 $0 \sim \pi/2$ 角度范围内分析即可,其他角度由于 FrFT 的对称性和周期性,信号分析结果与 $0 \sim \pi/2$ 的旋转角度相一致,因此分析时 p 的取值一般只需取为 $0 \sim 1$ 。当 $p=0$ 时 FrFT 就是原函数, $p=1$ 时是普通的傅里叶变换。随着 p 从 0 变到 1,其分数阶变换平滑地从原函数变化到普通傅里叶变换,FrFT 以连续的参数 p 内插在原函数和其普通傅里叶变换之间,能表征出信号从时域逐步变化到频域的所有特性,与小波变换一样具有良好的时频局部化特性,很适合时变信号的处理和特征提取。

在数字信号处理的应用中,必须采用离散形式的 FrFT,目前 FrFT 的快速算法主要有 4 种途径^[18],笔者采用 Ozaktas 等^[19]提出并实现的一种数值计算方法,采用直接将连续 FrFT 离散化的方法来获得离散 FrFT 的核矩阵,避开了繁琐的特征值和特征向量匹配问题以及矩阵的正交归一化运算,计算简单、快速。详细步骤参见文献^[19]。

1.2 FD

分形维数是指一个几何物体的非整数维或分数维,反映了复杂形体占有空间的有效性,是复杂形体不规则性的度量。由于信号波形可以看成是一种几何图形,所以分形维能对信号的复杂性进行有效的度量 and 实现相应特征的刻画^[20]。目前,在旋转机械振动、滚动轴承故障诊断领域,已经有人用分形维数的方法对机械设备的信号进行分析,以分形维数作为特征向量对机械设备进行诊断^[21-22],取得了不错的效果,但在模拟电路故障诊断领域,这方面的研究还比较少。

分形的研究不能使用传统的数学方法进行,绝大多数都是通过分形维数的计算来研究对象的。分形维数的计算方法有很多,其中有一些经典的计算方法,如自相似维数、容量维数和盒计数维数等^[23]。文中采用盒计数维数来计算原始信号在各阶 FrFT 域中的分形维数。盒计数维数^[23]的定义如下。

设 A 是 R^n 空间中的任意非空有界子集,对于任意一个 $r > 0$, $N_r(A)$ 表示用来覆盖 A 所需边长为 r 的 n 维立方体(盒子)的最小数目,则 A 的盒维数定义为

$$d = -\lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log N_r(A)}{\log r} \quad (3)$$

由于式(3)的极限无法按定义直接求出,在实际计算中,可以根据需要使用一些边长为 r 的 n 维立方体(盒子),来计算出不同 r 值的盒子覆盖 A 的个数 $N_r(A)$,然后再以 $-\log r$ 为横坐标、 $\log N_r(A)$ 为纵坐标的双对数坐标系中描出点 $(-\log r_i, \log N_{r_i}(A))$,最后由这些分布点采用最小二乘线性回归的方法计算出直线的斜率,即记为集合 A 的盒计数维数。

1.3 基于 FrFT-FD 的特征提取

由于电路发生故障时,特别是参数故障时,其故障响应信号只是发生细微的变化,在时域空间中很难分辨出其细微的差别,然而通过将原始数据映射

到不同的FrFT域内则有可能使原本在时域中很难分辨的信号在FrFT域中却变得容易,同时刻画其复杂程度和特征的FD也将发生相应的变化。根据这种思路,把原始时域数据空间中可分性差的特征数据映射到整个(p 从0变化到1)FrFT域中,然后在不同分数阶域空间中计算其相应的FD,这样原始特征数据从时域变换到频域的整个过程中信号的复杂程度和特征变化情况将能得到全面描述和刻画。不同故障状态的整个FrFT域的FD将不一样,通过比较不同故障状态下的FD将能诊断出相应故障。这种特征提取方法不但压缩了数据的维数,还增强了原始特征空间数据集的可分性,从而提高分类精度。

在实际的计算中,不可能计算连续 p 阶FrFT域的所有FD。根据FrFT的性质,在整个FrFT域中, p 值的微小变化仅导致 $f_p(u)$ 的微小变化^[18],所以文中采取将整个FrFT域划分为11个区段, p 以0.1为步长从0增加到1,然后在其每个 p 值上对信号进行FrFT并求取相应FD的方法。具体步骤如下:

- 1) 令 $p=0$;
- 2) 利用式(1)将模拟电路的原始故障特征数据映射到 p 阶FrFT域;
- 3) 利用式(3)计算故障信号在 p 阶FrFT域中的FD并保存;
- 4) 令 $p=p+0.1$;
- 5) 判断 p 值是否大于1,如果大于1,算法终止,否则跳到第2步。

由此可知,获取电路故障特征数据在各阶FrFT域中的FD的过程如图1所示。

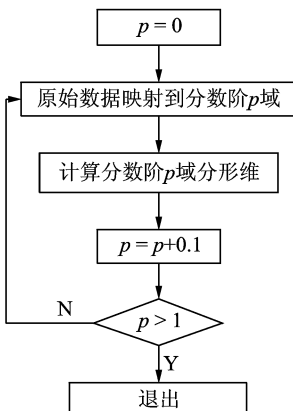


图1 基于FrFT-FD的特征提取流程图

Fig.1 Flow chart of feature extraction based on FrFT-FD

1.4 KPCA 及其特征降维

由第1.3节分析可知,基于FrFT-FD获得的故障特征向量直接作为输入数据维数比较高,高维数据不但会增加计算的复杂性,而且会给合理地分析和解释问题带来困难,因此,需要对高维数据进行降维。模拟电路本质是非线性的,因此利用PCA是不合适的^[24]。而KPCA是PCA的非线性推广形式,其主要思想是将输入空间通过非线性映射投影到高维空间,然后对高维空间中的映射数据作PCA降维处理,能更好地处理模拟电路中蕴含的非线性特征问题。KPCA中常用的核函数有多项式核函数、Sigmoid核函数以及高斯核函数^[24]。在故障分类器中使用较多的是高斯核函数,且这种核函数只涉及一个参数的优化,所以文中采用高斯核函数作为KPCA的基本核函数。

在使用KPCA进行降维的过程中,核函数参数的选择至关重要。因此,整定好核函数参数是KPCA算法应用的前提。笔者采用文献^[25]中介绍的基于Fisher判别准则和粒子群算法(particle swarm optimization,简称PSO)的核函数参数优化方法。根据PSO原理,使用基于Fisher判别准则的核函数参数优化及其用于候选特征降维的流程如下:

- 1) 分别计算核空间中的类间离散度平方 S_b 及类内离散度平方 S_{w1}, S_{w2} ;
- 2) 根据Fisher判别准则构造判别函数 $F(\omega)$,并把 $F(\omega)$ 作为粒子群优化的适应度函数;
- 3) 给定 ω 的取值范围($\omega_{\min}, \omega_{\max}$),以及PSO的种群规模 m ,进化代数 T_{\max} ,加速度控制常数 R_1, R_2, R_3, R_4 及惯性权重的最大、最小值 $\omega_{\max}, \omega_{\min}$,最大限制速度 V_{\max} ;
- 4) 随机产生初始群体,计算个体的适应度 F_p 和种群的整体适应度 F_g ;
- 5) 进行粒子的位置更新和速度更新;
- 6) 判定迭代次数 t 是否达到终止条件,如果 $t < T_{\max}$,继续第4,5,6各步,否则将当前解作为最优核函数参数输出,算法终止;
- 7) 使用最优核函数参数对候选特征进行KPCA降维得到故障特征数据。

基于Fisher判别准则和PSO的核函数参数选择及其特征降维流程见图2所示。

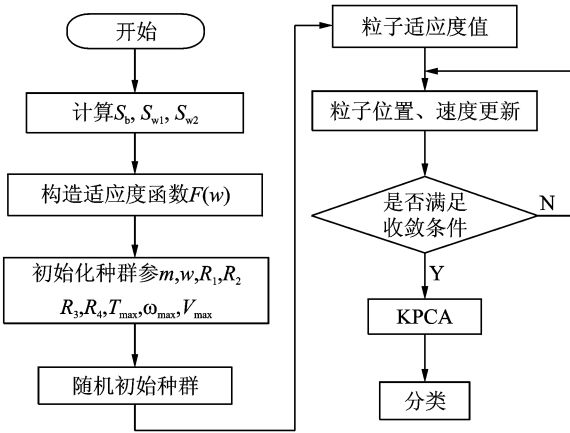


图2 核函数参数优化及特征降维流程图

Fig. 2 Flow chart of parameter optimization of kernel function and feature reduction

2 应用实例及实验结果

2.1 模拟电路及其故障模式

文中以模拟信号测试国际标准电路 CTSV (continuous-time state-variable filter) 滤波器^[6]作为实例进行研究分析, 电路结构及元件的标称值如图3所示。其中设定电容容差为±10%, 电阻容差为±5%。输入节点 V_{in} , 输入激励信号是幅值为5 V、宽度为1 ms的窄脉冲。参考文献^[6], 选择 $R_1, R_2, C_1, C_2, R_5, R_6$ 和 R_7 作为待诊断的典型元件。设电路中元件故障值比标称值减少或增加20%, 共14种故障模式, 加上电路正常状态(用NF表示, 故障代码为F0), 共有15种电路状态, 相应的故障模式如表1所示。↓和↑分别表示故障值低于和高于正常值20%时所对应的故障状态, 括号中的值为元件故障时存在的相应容差。仿真时, 电路某一时刻只设置一个故障元件且其存在相应的容差, 其余元件参数在各自的容差范围内变化。正常状态时, 所有元件在各自的容差范围内变化。

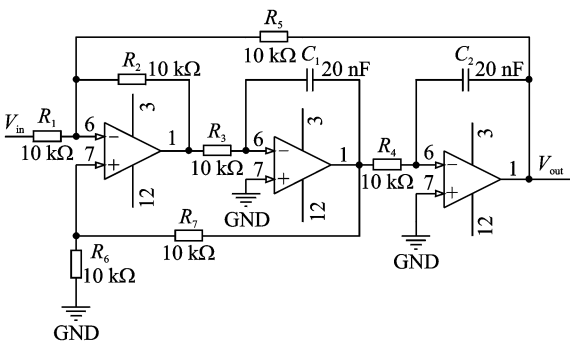


图3 CTSV 滤波器电路

Fig. 3 continuous-time state-variable filter

表1 电路中的故障模式及其代码 (R:kΩ, C:nF)
Tab. 1 Fault modes and its codes in circuit (R:kΩ, C:nF)

故障代码	故障类型	故障值	故障代码	故障类型	故障值
F1	$R_1 \downarrow$	8(±5%)	F2	$R_1 \uparrow$	12(±5%)
F3	$R_2 \downarrow$	8(±5%)	F4	$R_2 \uparrow$	12(±5%)
F5	$C_1 \downarrow$	16(±10%)	F6	$C_1 \uparrow$	24(±10%)
F7	$C_2 \downarrow$	16(±10%)	F8	$C_2 \uparrow$	24(±10%)
F9	$R_5 \downarrow$	8(±5%)	F10	$R_5 \uparrow$	12(±5%)
F11	$R_6 \downarrow$	2.4(±5%)	F12	$R_6 \uparrow$	3.6(±5%)
F13	$R_7 \downarrow$	5.6(±5%)	F14	$R_7 \uparrow$	8.4(±5%)

2.2 FrFT-FD 方法的特征提取

给 CTSV 滤波器电路施加幅值为5 V, 持续时间为1 ms的脉冲, 并以上述15种故障模式(包括正常状态)时的元件故障设定值进行Pspice的Monte-Carlo分析, 即可在 V_{out} 输出端获得对应于每种故障模式的50组故障响应信号。然后, 对这些故障响应信号进行整个分数阶域的FrFT, 再用FrFT-FD的特征提取方法对每个 p 阶FrFT域变换信号的FD计算, 获得每个故障响应信号的11个候选特征值。

为了清楚地说明候选特征值的形成过程, 图4给出了CTSV滤波器电路在正常状态下, 对其中一个响应信号进行整个FrFT域变换的示意图。图4中, 详细地给出了响应信号随着 p 值的变化从时域到频域的一个连续平滑变化过程, 从中可以看出信号的不同时频局部表现特征。然后采用1.3节所述方法对 $p=0.1i$ ($i=0, 1, \dots, 10$) 阶FrFT变换信号分别计算得到各自的分形维数为1.0613, 1.1267, 1.1231, 1.1650, 1.1966, 1.2045, 1.1938, 1.1820, 1.1423, 1.1212, 1.1014, 这11个分形维数组合在一起就构成一个候选特征向量。以此类推, 对所有故障模式的响应信号进行如此的FrFT-FD计算就可以得到所有故障模式下的候选特征向量。为了验证所述方法的有效性, 表2列出了15个

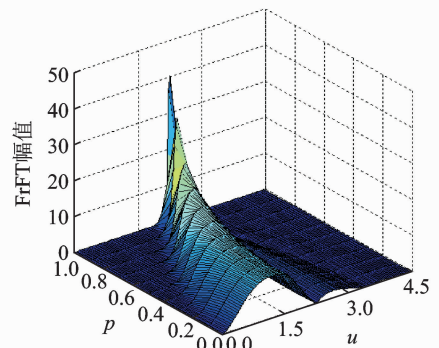


图4 CTSV 滤波器响应信号的连续 p ($0 \sim 1$) 阶 FrFT

Fig. 4 Amplitude of FrFT of CTSV circuit

表 2 15 个故障模式数据进行 FrFT-FD 计算的平均值
Tab. 2 The average of fifteen fault modes calculated by FrFT-FD

故障代码	特征序号										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
F0 (NF)	1.062	1.126	1.124	1.165	1.197	1.210	1.194	1.182	1.142	1.120	1.102
F1 ($R_1 \downarrow$)	1.073	1.092	1.116	1.121	1.140	1.170	1.200	1.185	1.131	1.103	1.108
F2 ($R_1 \uparrow$)	1.060	1.121	1.190	1.157	1.200	1.231	1.212	1.185	1.151	1.131	1.111
F3 ($R_2 \downarrow$)	1.100	1.158	1.173	1.184	1.220	1.203	1.187	1.194	1.143	1.120	1.076
F4 ($R_2 \uparrow$)	1.000	1.054	1.103	1.160	1.200	1.216	1.184	1.206	1.153	1.144	1.084
F5 ($C_1 \downarrow$)	1.054	1.101	1.127	1.130	1.143	1.187	1.193	1.203	1.183	1.162	1.153
F6 ($C_1 \uparrow$)	1.032	1.115	1.142	1.158	1.180	1.161	1.182	1.171	1.161	1.170	1.132
F7 ($C_2 \downarrow$)	1.060	1.092	1.126	1.130	1.140	1.187	1.195	1.211	1.180	1.164	1.121
F8 ($C_2 \uparrow$)	1.032	1.075	1.092	1.201	1.130	1.173	1.184	1.216	1.191	1.160	1.111
F9 ($R_5 \downarrow$)	1.053	1.104	1.130	1.130	1.140	1.181	1.190	1.205	1.187	1.166	1.120
F10 ($R_5 \uparrow$)	1.038	1.080	1.092	1.190	1.145	1.132	1.173	1.195	1.191	1.160	1.178
F11 ($R_6 \downarrow$)	1.102	1.113	1.125	1.138	1.145	1.121	1.194	1.217	1.190	1.171	1.142
F12 ($R_6 \uparrow$)	1.013	1.058	1.107	1.150	1.166	1.193	1.120	1.206	1.173	1.144	1.101
F13 ($R_7 \downarrow$)	1.075	1.090	1.115	1.130	1.147	1.180	1.209	1.190	1.130	1.108	1.010
F14 ($R_7 \uparrow$)	1.050	1.117	1.182	1.160	1.180	1.21	1.212	1.193	1.161	1.133	1.101

故障模式的 50 组故障特征数据进行 FrFT-FD 特征提取计算得到的平均值。

从表 2 中可以看出, 仅仅利用各故障模式原始数据在时域空间 ($p=0$ 时) 中的 FD 存在很多的相似性, 如 F6, F8, F10 其在时域中的 FD (表 2 中第 2 列) 就很接近, 说明其在时域中的复杂性和特征很相似, 在时域中很难将其分开。只利用各故障模式响应信号在频域空间 ($p=1$ 时) 中的 FD (表 2 中第 12 列) 也同样如此。这是因为仅仅在时域或频域空间中对信号进行分析, 丢失了信号的很多时频局部特性, 很难反应出各自信号的细微差别。而文中方法将各故障模式响应信号变换到不同的 FrFT 域中进行 FD 的求解, 可以得到信号在时频域空间中的所有变化情况, 将更有利于各故障模式的分离。

2.3 PSO_KPCA 特征降维

在仿真实验中, 先用 PSO 优化方法对高斯核函数进行参数优化, 然后对 2.2 节中得到的候选特征向量进行 KPCA, 以达到降维和提取候选特征向量蕴含的非线性特征的目的。依据第 1.4 节中的基于 Fisher 准则和 PSO 的优化方法, 利用 MATLAB 编程求取高斯核函数的最优参数。PSO 优化的适应值和核函数参数变化曲线如图 5, 6 所示, 可见当 γ 进化 50 代时, 且适应度函数收敛到规定的精度要求时, γ 稳定在 0.016 3 ($1/\gamma=61.3497$), 适应度函数取得最大值 68.9, 它确保 KPCA 结果类间离散度最大和类内离散度最小, 然后利用最优 γ 值对所有候选特征向量进行 KPCA 降维。

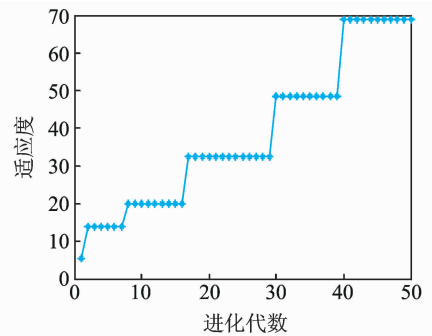


图 5 适应度值进化过程

Fig. 5 Evolution process of adaptive value

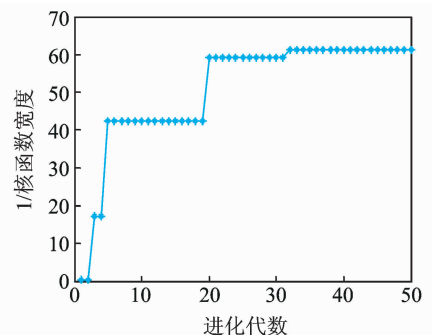


图 6 核函数参数进化过程

Fig. 6 Evolution process of kernel function parameter

为评估文中提出的故障特征提取方法的有效性, 将基于能量计算的小波系数分析方法 (记为 WT_En)^[12-13]、基于最优 FrFT_PCA 的特征提取方法 (记为 FrFT_PCA)^[9] 和文中提出的基于 FrFT-FD

的特征提取方法(记为 FrFT-FD_KPCA)进行比较,以考察它们在特征提取各自的特点。

首先,考察基于能量计算的小波系数分析方法和基于最优 FrFT_PCA 的特征提取方法。图 7 和图 8 分别给出了采用基于能量计算的小波系数分解方法(3 层 Db4 小波)和基于最优 FrFT_PCA 的特征提取方法的 3 维故障特征分布图(图中为了增强不同故障模式在三维空间的可视性,将元件故障参数减少和增加的故障分开绘制)。从图 7 中可以看出,F6,F8,F14 和 F7,F11,F13 故障类别之间发生了比较严重的类别重叠。在图 8 中,情况有所改善,仅 F1,F13 和 F4,F12 故障类别之间发生了较为严重的类别重叠,其他故障之间具有比较好的可分性,说明最优 FrFT_PCA 提取的故障特征比基于能量计算的小波系数分解方法提取的故障特征具有更好的分离性,这正是文献[9]给出的结论。而在图 9 中,除了 F1,F13 故障类别之间有少许重叠现象之外,其他各个故障类别之间都获得了比较好的可分性。由此可见,文中方法获得的故障响应信号的 FrFT-FD 特征向量要好于基于能量计算的小波系

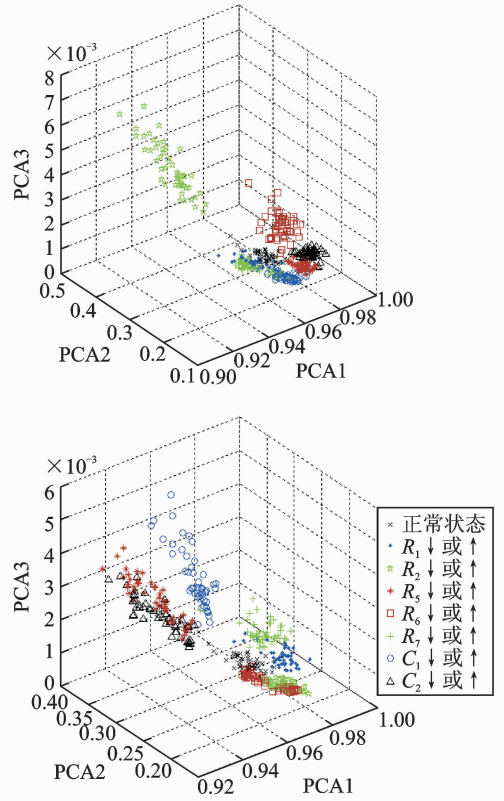


图 8 基于最优 FrFT_PCA 的特征提取方法

Fig. 8 Method of the optimal FrFT_PCA feature extraction

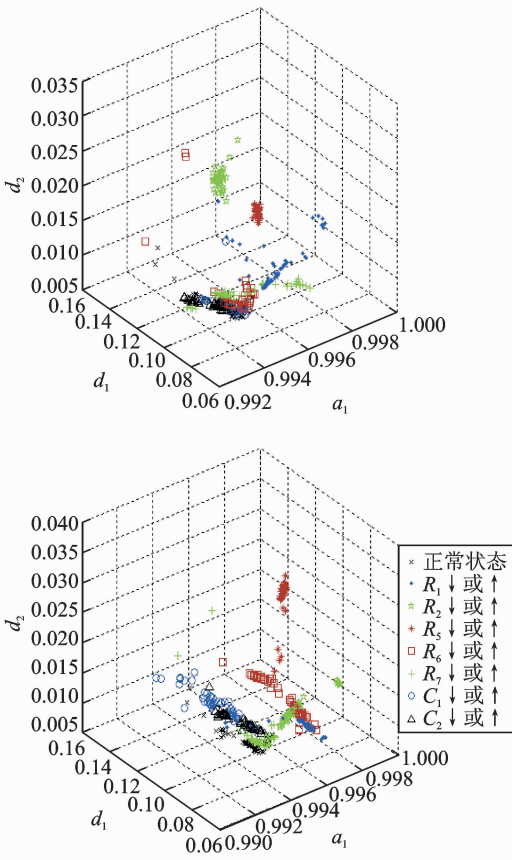


图 7 基于 3 层 Db4 小波变换的能量特征提取方法

Fig. 7 Method of energy feature extraction based on Db4 wavelet transform in 3 levels

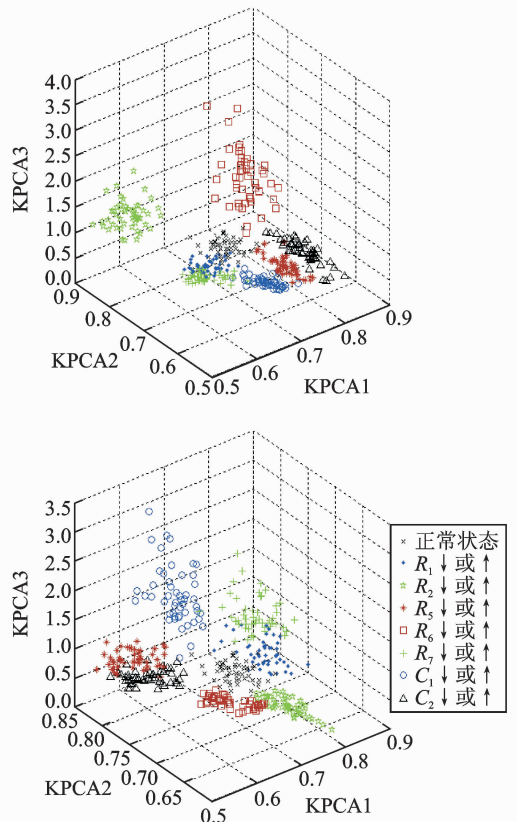


图 9 基于 FrFT-FD_KPCA 的特征提取方法

Fig. 9 Method of the FrFT-FD_KPCA feature extraction

数分析方法和基于最优 FrFT_PCA 的特征提取方法,它具有更高的精确性,有利于提取更优质、可分性更好的特征数据信息。

2.4 故障诊断结果分析

根据以上各节提出的设计方法,对 CTSV 滤波器电路实施基于 BP 神经网络的故障诊断实验,进一步验证所提取的故障特征的优越性,其过程设计为:

1) 特征数据集分别采用 WT_En, FrFT_PCA, FrFT-FD_KPCA 特征处理后的数据集,采用文献[20]的设置方式分别设定训练集个数为 $15 \times 20 = 300$,测试集个数为 $15 \times 30 = 450$ 。

2) 采用 3 层 BP 神经网络进行分类诊断,为了测试不同特征提取方法对诊断结果的影响,3 次诊断的神经网络采用相同的结构^[9],网络结构经反复调整,确定为 $3 \times 13 \times 15$ 结构,传递函数和训练函数都采用“logsig”,得到 3 种特征提取方法的故障诊断结果(表 3)。

表 3 故障诊断结果

Tab.3 Fault diagnosis results

BP 神经网络	准确率/%
WT_En	76.7
FrFT_PCA	88.1
FrFT-FD_KPCA	92.6

由表 3 可知,基于 FrFT-FD_KPCA 的特征提取方法取得的特征数据集获得了最高的分类精度。对比基于能量计算的小波系数分析方法、基于最优 FrFT_PCA 的特征提取方法,基于能量计算的小波系数分析方法取得了最差的故障诊断精度,与 2.3 节分析结果相一致。这主要是因为小波变换的特征提取方法过于粗糙,只是在不同频带上获得每个频带的能量值,没有对小波函数伸缩因子和平移因子进行优化选择,且文中小波的分解层数只有 3 层,所以造成基于能量计算的小波系数分析方法的诊断精度不够理想。而基于最优 FrFT_PCA 的特征提取方法,通过调整 p 值,将原始信号映射到最优的 FrFT 域中,通过 PCA 方法获得故障诊断特征,方法灵活,且取得了比较好的诊断结果。但是将 PCA 方法用于非线性数据的降维,显然对分类精度造成了影响,同时这种方法取得的最优特征只是在某个 p 阶 FrFT 域中获得的,并没有获得整个 FrFT 域的时频信号特征。而文中方法是在整个 FrFT 域中获得信号的所有时频局部化特征,获得的特征信息更加全面,更有利于故障分类,故取得了更为理想的故障分类精度。

3 结束语

针对模拟电路的故障诊断问题,为了提取有效的故障特征向量,笔者提出了一种基于分数阶傅里叶变换分形维的模拟电路故障特征提取方法,提取的故障特征信号能获取不同故障响应信号的细微差异并有效地用于故障诊断,得到了比较高的故障诊断准确率。在详述了基于分数阶傅里叶变换分形维的故障特征提取方法之后,进一步采用 KPCA 算法对候选特征进行降维。仿真实验中,将笔者提出的方法和其他文献中提出的方法做了比较,结果验证了文中所采取的方法能提取比其他特征提取方法具有更高故障诊断精度的特征向量,说明了其优越性。

参 考 文 献

- [1] Berkowitz R S. Condition for network element value solvability[J]. IEEE Transactions on Circuits Theory, 1962(9): 25-29.
- [2] Bandler J W, Salama A E. Fault diagnosis of analog circuit[J]. Proceedings of IEEE, 1985, 73(8): 1279-1327.
- [3] 杨士元. 模拟系统的故障诊断与可靠性设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 1993:1-276.
- [4] Bernieri A, D'Apuzzo M, Sansone L, et al. A neural network approach for identification and fault diagnosis on dynamic systems[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 1994, 43(6): 867-873.
- [5] Aminian M, Aminian F. A modular fault -diagnostic system for analog electronic circuits using neural networks with wavelet transform as a preprocessor[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2007, 56 (5): 1546- 1554.
- [6] 孙永奎, 陈光福, 李辉. 模糊聚类与 SVM 诊断模拟电路单软故障的方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(5): 612-617.
Sun Yongkui, Chen Guangju, Li Hui. Fuzzy clustering and SVM method for diagnosing analog circuit single soft fault[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphic, 2008, 20(5):612-617. (in Chinese)
- [7] Yang C L, Tian S L, Long B. Test points selection for analog fault dictionary techniques[J]. Journal of Electron Test, 2009, 25(2-3): 157 -168.
- [8] Slamani M, Kaminska B. Fault observability analysis of analog circuits in frequency domain [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, 1996, 43(2): 134-139.
- [9] 罗慧, 王友仁, 崔江. 基于最优分数阶傅里叶变换的模拟电路故障特征提取新方法[J]. 仪器仪表学报,

- 2009, 30(5): 997-1001.
- Luo Hui, Wang Youren, Cui Jiang. New approach to extract analog circuit fault features based on optimal fractional fourier transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(5): 997-1001. (in Chinese)
- [10] 徐德洪, 程肇基, 崔学军. 用傅里叶分析法诊断电力电子电路的故障[J]. 浙江大学学报: 自然科学版, 1994, 28(6): 666-674.
- Xu Dehong, Cheng Zhaoji, Cui Xuejun. Fault diagnosis of power electronic circuits with discrete fourier transform[J]. Journal of Zhejiang University: Natural Science, 1994, 28(6): 666-674. (in Chinese)
- [11] Guo Huihe, Zheng Meixie, Rong Chen. Automatic classification of form features based on neural networks and Fourier transform[C]// Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Kunming: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2008: 1162-1166.
- [12] 祝文姬, 何怡刚. 一种新的模拟电路故障特征提取与诊断方法[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2011, 38(4): 41-46.
- Zhu Wenji, He Yigang. A new fault feature extraction and diagnosis method of analog circuit[J]. Journal of Hunan University: Natural Science, 2011, 38(4): 41-46. (in Chinese)
- [13] Chen Taowei, Jin Weidong, Chen Zhenxing. Feature extraction using wavelet transform for radar emitter signal[C]// Proceedings of International Conference on Communications and Mobile Computing. Kunming: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2009: 414-418.
- [14] Ertosun M G, Ath H, Ozaktas H M. Complex signal recovery from two fractional Fourier transform intensities order and noise dependence[J]. Optics Communications, 2005, 244(1-6): 61-70.
- [15] Sing H N, Sinha A. Optical image encryption using fractional Fourier transform and chaos[J]. Optics and Laser in Engineering, 2008, 46(2): 117-123.
- [16] 张南, 陶然, 王越. 基于变标处理和分数阶傅里叶变换的运动目标检测算法[J]. 电子学报, 2010, 38(3): 683-688.
- Zhang Nan, Tao Ran, Wang Yue. A target detection algorithm based on scaling processing and fractional fourier transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(3): 683-688. (in Chinese)
- [17] 周宇, 韩捷, 李志农, 等. 分数阶 Fourier 变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 煤矿机械, 2007, 28(6): 183-185.
- Zhou Yu, Han Jie, Li Zhinong, et al. Fractional fourier transform and application to rolling bearing fault diagnosis[J]. Coal Mine Machinery, 2007, 28(6): 183-185. (in Chinese)
- [18] 陶然, 齐林, 王越. 分数阶 Fourier 变换的原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 1-243.
- [19] Ozaktas H M, Kutay M A, Bozdagi G. Digital computation of the fractional fourier transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 24(9): 2141-2150.
- [20] 肖迎群, 何怡刚. 基于小波分形分析和脊波网络的模拟电路故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2011, 26(11): 105-114.
- Xiao Yingqun, He Yigang. A fault diagnosis approach for analog circuits based on wavelet fractal analysis and ridgelet network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(11): 105-114. (in Chinese)
- [21] 唐贵基, 张杏娟, 杜必强. 旋转机械故障诊断中的振动信号自适应分形压缩算法[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(3): 278-282.
- Tang Guiji, Zhang Xinjuan, Du Biqiang. Adaptive fractal data compression algorithm for vibration signal of rotating machinery[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(3): 278-282. (in Chinese)
- [22] 姚培, 王仲生, 姜洪开, 等. 不平衡数据下基于 CS-Boosting 的故障诊断算法[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(1): 111-116.
- Yao Pei, Wang Zhongsheng, Jiang Hongkai, et al. Fault diagnosis method based on CS-Boosting for unbalanced training data[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(1): 111-116. (in Chinese)
- [23] Kartz M. Fractals and the analysis of waveforms[J]. Computers in Biology and Medicine, 1988, 18(3): 145-156.
- [24] 韩海涛, 马红光, 曹建福, 等. 基于非线性频谱特征及核主元分析的模拟电路故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2012, 27(8): 249-254.
- Han Haitao, Ma Hongguang, Cao Jianfu, et al. Fault diagnosis method of analog circuits based on characteristics of the nonlinear frequency spectrum and KPCA[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(8): 249-254. (in Chinese)
- [25] 魏秀业, 潘宏侠. 粒子群优化及智能故障诊断[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 69-73.



第一作者简介:周绍磊,男,1963年1月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为飞行器自动测试与故障诊断、飞行器协同控制等。曾发表《基于模糊机会约束 SVDD 的故障诊断方法》(《系统工程与电子技术》2012年34卷第12期)等论文。

E-mail: zhouslsd@sina.com