文章编号：1000-8608(2019)01-0035-10

基于MCKD和teager能量算子的滚动轴承复合故障诊断

齐咏生*[1]， 刘 飞[1]， 高学金[2]， 李永亭[1]， 刘利强[1]

（1.内蒙古工业大学 电力学院，内蒙古 呼和浩特 010080；
2.北京工业大学 信息学部，北京 100124）

摘要： 滚动轴承是旋转机械的主要部件之一，复杂多变的工作环境导致其频繁出现故障，且大部分情况下多种故障复合.针对这一问题，提出一种基于改进最大相关峭度解卷积(MCKD)和teager能量算子混合的滚动轴承复合故障诊断方法.该方法通过粒子群优化算法(PSO)对不同类型故障下MCKD的影响参数(L和M)进行寻优，设置与故障类型相对应的解卷积周期，以相关峭度最大化进行MCKD算法迭代运算，优化滤波器系数，改进的MCKD算法减少了噪声的干扰.然后利用teager能量算子具有检测信号瞬态冲击的优势，对信号的teager能量进行频谱分析，实现复合故障诊断.最后利用西储大学轴承数据和轴承故障模拟实验台对该方法进行验证，结果表明该方法能从滚动轴承单一和复合故障中有效提取故障特征信息，准确识别出故障类型.

关键词： 复合故障；最大相关峭度解卷积(MCKD)；能量算子；故障诊断

中图分类号： TH133.33 **文献标识码：** A **doi：** 10.7511/dllgxb201901006

0 引 言

滚动轴承作为旋转机械中的关键部件，其运行状态影响整个机械设备的工作性能[1-2]，因此，不断有学者对滚动轴承故障诊断进行更加深入的探索与研究.滚动轴承的健康状况可以从振动信号中反映出来，因此对于滚动轴承局部损伤故障基于振动信号的分析方法仍然是普遍采用的.故障的周期性脉冲是由滚动轴承和其相邻元器件的共振频率激发产生的，并引起调制现象的发生，因此，周期性脉冲可以被看作滚动轴承故障诊断的一个重要指标[3].然而，噪声对滚动轴承故障特征信息提取会产生一定干扰[4]，因此如何在强噪声环境下更准确地提取微弱故障特征仍然是亟待解决的问题.目前很多传统的信号处理方法，例如小波变换、经验模态分解、经验小波变换、谱峭度等方法大都应用在滚动轴承单一故障类型的诊断上，而实际上当滚动轴承发生故障时，往往是多种故障同时发生，不仅受到噪声的强烈干扰，而且各故障之间相互耦合，进一步增加了复合故障诊断的难度.马新娜等[5]利用EMD对滚动轴承复合故障信号进行分解，然后筛选出本征模态相关系数的较大值进行信号重构，利用频谱分析进行主故障的识别，继而对主故障信号进行陷波处理，把筛选过后的信号进行次故障的识别，实现复合故障的诊断.Jiang等[6]提出了一种把经验小波变换和达芬振子混合的滚动轴承复合故障诊断方法，根据经验小波变换能够提取信号本征模态的特点，可以把复合故障以经验模态的形式分解成不同的单一故障类型，然后把不同的故障类型模态纳入达芬振子建立不同的故障分离器，通过观察达芬振子的状态变化识别故障的类型.李辉等[7]采用形态学成分分析(MCA)，提出了一种改进的方案来识别滚动轴承复合故障，但是参数选择相对复杂，很难针对不同故障建立相应的诊断方法.尽管滚动轴承复合故障诊断有一定的难度，但随着研究的不断深入新方法也在不断涌现.

峭度在振动信号的诊断中是一个非常重要的指标，因为它可以检测到由故障引起的脉冲峰值，可以对故障信号脉冲进行一个直接的衡量.峭度由Dyer等[8]提出并在机械故障诊断中取得了一定的进展，在最小熵解卷积(MED)和谱峭度中应

收稿日期： 2018-08-09； **修回日期：** 2018-11-25.
基金项目： 国家自然科学基金资助项目(61763037,21466026)；内蒙古自治区自然科学基金资助项目(2017MS0601).
作者简介： 齐咏生*(1975-)，男，博士，教授，E-mail：qyslyt@163.com.

用较多，为基于峭度的故障诊断方法开辟了一条新的研究思路. MED 方法旨在抵消传输路径的影响，假设原始激发是脉冲的，通过设计一个逆滤波器从而使峭度达到最大化[2]. Sawalhi 等[9]把 MED 和谱峭度(SK)混合进行滚动轴承故障特征提取，诊断效果较好. 陈海周等[10]利用 MED 对信号进行滤波处理，然后进行 teager 能量算子解调运算，增强信号的冲击特征，虽然识别出了复合故障类型，但是故障特征并不明显. McDonald 等[11]发现在故障特征的提取上 MED 方法的优点仅仅是解卷积出单个脉冲特征，而且有一些虚假的脉冲成分，因此提出了最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution，MCKD)算法，该算法可以从旋转机械振动故障信号中解卷积出周期性的脉冲特征. 夏均忠等[12]利用 MCKD 和变分模态分解(VMD)混合的方法，通过 MCKD 增强故障信号特征，提取故障信号的周期性冲击成分，然后进行 VMD 分解筛选出相关系数和峭度值比较大的模态进行信号的重构，最后对信号进行包络谱分析识别出故障类型. 目前与 MCKD 有关的研究算法大都利用了它良好的降噪性能，可以更好地突出信号的脉冲特征，而 teager 能量算子可以检测信号的瞬态变化，突出信号的冲击成分. 王天金等[13]利用 teager 能量算子突出故障信号的冲击特征，通过频谱分析对故障类型进行识别. 虽然有关 MCKD 算法取得了一定的进展，但是都是针对单一故障进行的，对于复合故障的诊断方法研究较少.

综上，针对实际工况中更为普遍的复合故障问题以及 MCKD 算法中参数选择的不确定性，本文提出改进的 MCKD-teager 能量算子复合故障诊断方法，并通过实验验证该方法的有效性.

1 MCKD 算法

在 MCKD 算法中，相关峭度是衡量降噪效果优劣的一个重要指标，且对信号包含的周期性冲击特征比较敏感，相关峭度越大，信号的冲击特征越明显，因此，通过不断的迭代运算可实现对原始冲击信号的恢复.

相关峭度的计算公式如下：

$$K_{c,M}(T)=\sum_{n=1}^{N}\left(\prod_{m=0}^{M}y_{n-mT}\right)^2\Big/\left(\sum_{n=1}^{N}y_n^2\right)^{M+1} \tag{1}$$

式中：T 为解卷积周期，可通过理论计算得到，代表着冲击信号的周期；M 为移位数，M 越大，提取的脉冲个数越多，但同时对其他参数的准确度要求也较高，运算量也在一定程度上增大；N 为采样点数；y 为由轴承故障产生的冲击信号.

这里相关峭度是对峭度的进一步改进，为了突出连续的脉冲信号，当解卷积周期 T 为 0 和移位的次数 M 为 1 时，相关峭度即为峭度. 峭度对于异常脉冲比较敏感，而相关峭度可以突出信号中冲击的连续性，进而提取周期性冲击序列.

假设由传感器实际采集到的振动信号

$$\boldsymbol{x}=\boldsymbol{h}\boldsymbol{y}+\boldsymbol{e} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{x}$ 包含了丰富的滚动轴承健康状态信息，通过对 $\boldsymbol{x}$ 进行特征提取可实现对轴承工作状态的诊断；$\boldsymbol{h}$ 为冲击信号 $\boldsymbol{y}$ 经过周围环境及其路径传输后的响应；$\boldsymbol{e}$ 为工作环境及信号传输过程中产生的噪声成分.

为了简化分析，噪声 $\boldsymbol{e}$ 先忽略不计，MCKD 算法实质上是找到一个最优的滤波器实现对冲击信号 $\boldsymbol{y}$ 的恢复，即

$$y_n=\sum_{k=1}^{L}F_k x_{n-k+1} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{F}=(F_1\quad F_2\quad\cdots\quad F_L)^{\mathrm{T}}$，为滤波器系数，滤波器的长度为 L，通过每次迭代更新使相关峭度达到最大化寻找到最优的滤波器，实现对原始冲击信号 $\boldsymbol{y}$ 更好的恢复，即

$$MCKD_M(T)=\max_{\boldsymbol{F}}K_{c,M}(T)=\max_{\boldsymbol{F}}\left\{\sum_{n=1}^{N}\left(\prod_{m=0}^{M}y_{n-mT}\right)^2\Big/\left(\sum_{n=1}^{N}y_n^2\right)^{M+1}\right\} \tag{4}$$

通过对上式分子分母分别求导可得

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}F_k}K_{c,M}(T)=2\sum_{n=1}^{N}\left[\left(\prod_{m=0}^{M}y_{n-mT}\right)^2\left(\sum_{m=0}^{M}\frac{x_{n-mT-k+1}}{y_{n-mT}}\right)\right] \tag{5}$$

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}F_k}K_{c,M}(T)=2(M+1)\|\boldsymbol{y}\|^{2M}\sum_{n=1}^{N}y_n x_{n-k+1} \tag{6}$$

通过对以上两式结合，可得

$$\begin{aligned}\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}F_k}K_{c,M}(T)=0=&\\ &2\|\boldsymbol{y}\|^{-2M-2}\sum_{n=1}^{N}\left[\left(\prod_{m=0}^{M}y_{n-mT}\right)^2\cdot\left(\sum_{m=0}^{M}\frac{x_{n-mT-k+1}}{y_{n-mT}}\right)\right]-2(M+1)\cdot\\ &\|\boldsymbol{y}\|^{-2M-4}\sum_{n=1}^{N}\left(\prod_{m=0}^{M}y_{n-mT}\right)^2\cdot\sum_{n=1}^{N}y_n x_{n-k+1}\end{aligned} \tag{7}$$

通过不断迭代可以将其转化为矩阵的形式，进行整理可得

$$\boldsymbol{F}=\frac{\|\boldsymbol{y}\|^2}{2\|\boldsymbol{\beta}\|}(\boldsymbol{X}_0\boldsymbol{X}_0^{\mathrm{T}})^{-1}\sum_{m=0}^{M}\boldsymbol{X}_{mT}\boldsymbol{\alpha}_m \tag{8}$$

其中

$$\boldsymbol{\alpha}_m=\begin{pmatrix} y_{1-mT}^{-1}(y_1^2y_{1-T}^2\cdots y_{1-MT}^2)\\ y_{2-mT}^{-1}(y_2^2y_{2-T}^2\cdots y_{2-MT}^2)\\ \vdots\\ y_{N-mT}^{-1}(y_N^2y_{N-T}^2\cdots y_{N-MT}^2)\end{pmatrix},$$

$$\boldsymbol{\beta}=\begin{pmatrix} y_1y_{1-T}\cdots y_{1-MT}\\ y_2y_{2-T}\cdots y_{2-MT}\\ \vdots\\ y_Ny_{N-T}\cdots y_{N-MT}\end{pmatrix},$$

$$\boldsymbol{X}_r=\begin{pmatrix} X_{1-r} & X_{2-r} & \cdots & X_{N-r}\\ 0 & X_{1-r} & \cdots & X_{N-1-r}\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & X_{N-L-r+1}\end{pmatrix}$$

$$r=0,T,2T,\cdots,MT \tag{9}$$

将 F_k 代入式(3)，即可实现对冲击信号 $\boldsymbol{y}$ 的恢复.

2　teager 能量算子

对于信号源产生动态信号所需要的能量，可以利用 teager 能量算子对信号的瞬时值和微分的非线性组合来估计，通过量化信号的振幅和频率，可以提取信号的瞬态能量成分[14]. 调幅调频信号 $x(t)=a(t)\cos[\phi(t)]$ 的能量算子定义为

$$\psi[x(t)]=[\dot{x}(t)]^2-x(t)\ddot{x}(t) \tag{10}$$

式中：$x(t)$ 为初始信号，$a(t)$ 为幅值，$\phi(t)$ 为相位，$\dot{x}(t)$ 和 $\ddot{x}(t)$ 分别为原始信号的一阶和二阶导数，进而计算可得

$$\psi[x(t)]=[a(t)\phi'(t)]^2+a^2(t)\phi''(t)\cdot\sin[2\phi(t)]/2+\cos^2[\phi(t)]\psi[a(t)] \tag{11}$$

通常载波信号比调制信号变化快得多，所以幅频值可近似视为常数处理. 因此有

$$\psi[a(t)]\approx 0,\ \phi''(t)\approx 0 \tag{12}$$

$$\psi[x(t)]\approx[a(t)\phi'(t)]^2=a^2(t)\omega^2(t) \tag{13}$$

同理可得

$$\psi[x'(t)]\approx a^2(t)\omega^4(t) \tag{14}$$

$x(t)$ 的瞬时幅值和瞬时相位分别为

$$|a(t)|\approx\psi[x(t)]/\sqrt{\psi[x'(t)]} \tag{15}$$

$$\omega(t)\approx\sqrt{\psi[x'(t)]/\psi[x(t)]} \tag{16}$$

由式(13)可知，teager 能量算子计算增大了频率平方的倍数，进而增强了信号的瞬态冲击成分，通过对 teager 能量进行频谱分析可以识别出故障类型，实现对滚动轴承的故障诊断.

3　MCKD和 teager能量算子方法结合

由于滚动轴承的故障特征呈现出冲击信号的特点，而 MCKD 算法对冲击信号特征比较敏感，通过设置相应的解卷积周期，运用 MCKD 算法可以很大程度上抑制噪声的干扰，为进一步进行 teager 能量算子分析提供保障. teager 能量算子具有检测信号瞬态变化的优势，可以有效增强信号的瞬态冲击成分，因此通过把 MCKD 和 teager 能量算子进行结合可以有效提取所需的故障类型特征.

3.1　改进的 MCKD 算法

在 MCKD 算法中，滤波器的长度 L、移位的次数 M 以及解卷积周期 T 选择的优劣对整个算法的降噪效果产生很大影响. 其中解卷积周期 T 可以通过公式计算得到，而对于 L 和 M 的选取大部分文献中都以经验选择为准，对于不同的故障类型诊断效果欠佳，因此本文通过粒子群优化算法针对不同故障类型实现 L 和 M 的自适应选取，提出了改进的 MCKD 算法.

D 维空间中由 Q 个粒子组成的种群可以表示为 $\boldsymbol{X}=(\boldsymbol{X}_1\ \ \boldsymbol{X}_2\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{X}_Q)$，其中第 j 个粒子代表一个 D 维向量 $\boldsymbol{X}_j=(x_{j1}\ \ x_{j2}\ \ \cdots\ \ x_{jD})$，粒子在 D 维空间中的解的速度为 $\boldsymbol{v}_j=(v_{j1}\ \ v_{j2}\ \ \cdots\ \ v_{jD})$，种群的全局极值和个体的局部极值各自是 $\boldsymbol{G}=(g_1\ \ g_2\ \ \cdots\ \ g_D)$ 和 $\boldsymbol{P}_j=(p_{j1}\ \ p_{j2}\ \ \cdots\ \ p_{jD})$，每个粒子通过种群全局极值和个体局部极值更新各自的位置和速度，迭代的公式可以表示为

$$\begin{aligned} v_{jd}^{k+1}&=wv_{jd}^k+c_1\eta(p_{jd}^k-x_{jd}^k)+c_2\eta(g_d^k-x_{jd}^k)\\ x_{jd}^{k+1}&=x_{jd}^k+v_{jd}^{k+1}\end{aligned} \tag{17}$$

式中：$d=1,2,\cdots,D$，$j=1,2,\cdots,M'$；c_1 和 c_2 为加速度因子，k 为当前迭代次数，w 为惯性权重，η 为[0,1]的随机数.

在进行 PSO 寻优的过程中需要确定一个适应度函数来衡量所提取故障特征的满意度，在滚动轴承故障诊断中由局部损伤产生的周期性冲击在频谱图中表现为故障的特征频率及其倍频处突出的峰值，故障诊断的核心就是识别这些关键的突出频率成分. 本文通过引用一个量纲一的指标，特征能量比(feature energy ratio，R_{fe})[15] 作为适应度函数来衡量所提故障信号的优劣，对任意粒子 $\boldsymbol{X}_j$(L 和 M 的参数组合)通过 MCKD 迭代计算解卷积

后特征能量比(适应度函数值),特征能量比越大表明所提故障信号包含的特征信息越丰富,因此,R_{fe}的最大化作为粒子群寻优算法的最终目标.

特征能量比的计算公式表示为

$$R_{fe}=(E(f)+E(2f)+E(3f)+E(4f))/E \quad (18)$$

式中:f 代表故障特征频率,E 代表 teager 能量频谱的总振幅,$E(f)$到 $E(4f)$代表在频率为 f 到 $4f$ 时的 teager 能量频谱的幅值.由于能量的衰减性,teager 能量频谱的幅值只取到 $4f$.

参数 L 和 M 的寻优步骤如下:

(1)初始化种群各个参数以及每个粒子速度,选择合适的适应度函数,每个粒子对应一对影响参数(L 和 M),初始化一定数量粒子的位置.

(2)通过 MCKD 算法处理粒子的位置,计算相对应的每个粒子的适应度值.

(3)把每次更新后的适应度值做对比分析,更新个体局部极值和种群全局极值.

(4)通过迭代公式更新粒子的位置及其速度.

(5)不断循环迭代,达到预先设置的最大迭代次数,否则转到步骤(3),输出最优特征能量比和粒子的位置.

3.2 基于 MCKD-teager 能量算子的故障诊断

图 1 为基于改进的 MCKD 和 teager 能量算子的诊断算法流程图,其具体步骤如下:

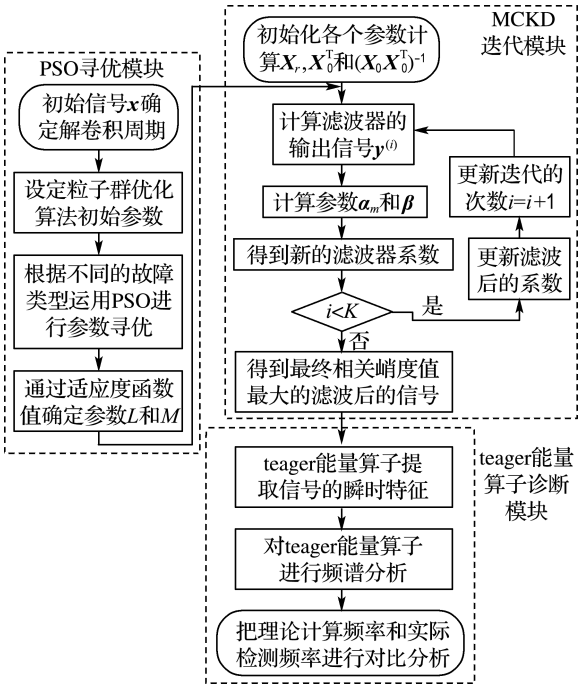


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flowchart

(1)获取单一和复合故障信号 $\boldsymbol{x}$ 并计算需要检测故障类型的解卷积周期 $T=f_s/f$ 及故障特征频率 $f\in(f_i,f_o)$,其中 f_s 为采样频率,f 为故障特征频率,f_i 和 f_o 分别为内圈和外圈故障特征频率.

(2)初始化粒子群优化算法的参数:最大代数、种群规模、惯性权重 w、加速度因子、L 和 M 的搜索空间.运用粒子群优化算法对单一和复合故障中不同类型故障的参数组合进行优化,通过每次保留最大的适应度函数值寻找最佳参数组合 L 和 M,利用优化后的参数进行 MCKD 运算.

(3)根据信号 $\boldsymbol{x}$ 和解卷积周期计算 $\boldsymbol{X}_r$、$\boldsymbol{X}_0^{\mathrm{T}}$ 和 $(\boldsymbol{X}_0\boldsymbol{X}_0^{\mathrm{T}})^{-1}$.

(4)设定最大迭代次数 K,i 从 1 开始迭代,初始化滤波器的系数为 $\boldsymbol{F}=(0\quad 0\quad \cdots\quad 1\quad -1\quad 0\quad 0)$,经过迭代优化滤波器的系数.

(5)计算经过滤波后的输出信号 $\boldsymbol{y}^{(i)}=\boldsymbol{X}_0^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}$,然后计算 $\boldsymbol{\alpha}_m$ 和 $\boldsymbol{\beta}$.

(6)根据步骤(4)计算新的滤波器系数.

(7)计算两次迭代之后的相关峭度值变化或者迭代次数是否达到要求,如果 $i<K$ 返回步骤(4).

(8)得到滤波后的信号.

(9)运用 teager 能量算子增强滤波后信号瞬时冲击成分,然后进行频谱分析,通过把理论故障特征频率和实际故障特征频率进行对比分析,判断故障是否发生及其故障发生的类型.

4 实验验证

4.1 MCKD-teager 能量算子单一故障诊断

为了验证算法的有效性,首先采用美国西储大学轴承故障振动数据进行验证.该故障轴承型号为 SKF6205 深沟球轴承,其中滚动体个数为 9,滚动直径为 7.94 mm,轴承节径为 39.04 mm,接触角为 0°,旋转速度为 1 797 r/min.采样频率为 12 000 Hz,经计算可得内圈故障频率 $f_i=162.19$ Hz,外圈故障频率 $f_o=107.36$ Hz.图 2 所示为采集到的内圈故障信号时域图,由于受到噪声的强烈干扰,无法从时域图中识别出所需的故障特征信息.

采用本文提出方法对其进行故障诊断.首先采用粒子群优化算法对所需的参数进行寻优,设置粒子群优化算法的初始参数,进化的最大代数为 20,种群的规模为 30,惯性权重 w 为 1,加速度因子设置为 2,L 和 M 的搜索空间分别为[10,500]和

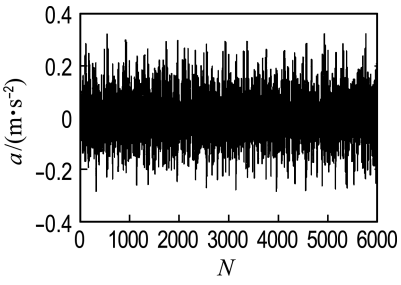


图 2　内圈故障信号时域图

Fig. 2　Time domain diagram of inner ring fault signal

[1,7]. 图 3 为粒子群优化的结果图，由图可知，当迭代到第 13 代时达到优化的最大值，最优参数组合为 $L=205$ 和 $M=2$. 利用改进后的 MCKD 算法进行滤波降噪，图 4 为滤波后的时域信号图，可以看出故障的脉冲特性显著增强，同时大部分噪声被滤掉. 图 5 为对滤波后的信号运用 teager 能量算子进行解调后进行频谱分析的结果图，通过对频谱图分析可以发现，在频率 $f_i=162$ Hz 及其二倍频、三倍频、四倍频处脉冲特征明显可见，基本和理论计算的故障特征频率相一致.

采用同样的方法针对外圈故障信号进行诊断，图 6 为外圈故障信号时域图，由于受到噪声的干扰，外圈故障冲击特征并不明显，因此通过采用改进后的 MCKD 算法进行滤波降噪. 图 7 为参数的寻优结果，从图中可以看出在第 9 代达到最优值，参数的最优组合为 $L=152$ 和 $M=1$. 滤波后的时域图如图 8 所示，从图中看出信号的冲击成分显著增强. 之后利用 teager 能量算子进行解调，如图 9 所示，可以发现，在频率为 $f_o=108$ Hz 及其二倍频、三倍频、四倍频等处冲击特征都清晰可见，和实际计算的理论故障特征基本吻合，因此利用 MCKD 和 teager 能量算子可以有效实现滚动轴承的单一故障诊断.

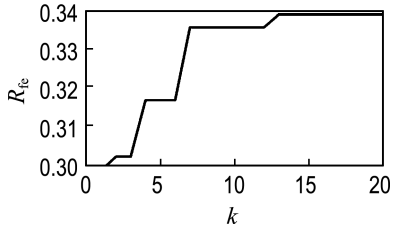


图 3　内圈故障粒子群寻优结果图

Fig. 3　The result chart of particle swarm optimization of inner ring fault

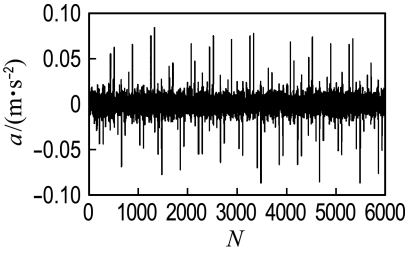


图 4　内圈故障信号滤波后时域图

Fig. 4　Time domain diagram of inner ring fault signal after filtering

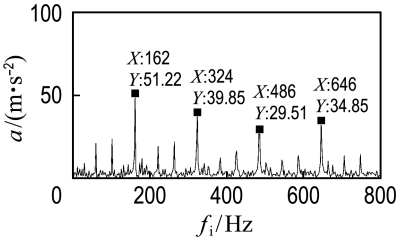


图 5　内圈故障 teager 能量频谱图

Fig. 5　Teager energy spectrum diagram of inner ring fault

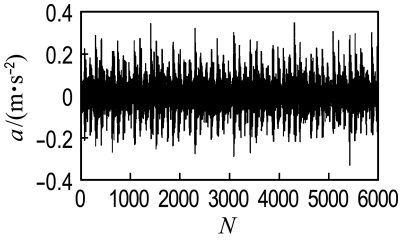


图 6　外圈故障信号时域图

Fig. 6　Time domain diagram of outer ring fault signal

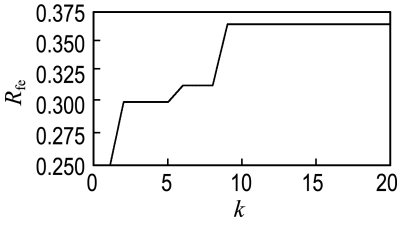


图 7　外圈故障粒子群寻优结果图

Fig. 7　The result chart of particle swarm optimization of outer ring fault

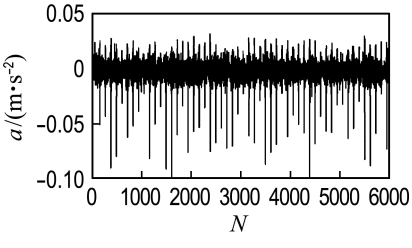


图 8　外圈故障信号滤波后时域图

Fig. 8　Time domain diagram of outer ring fault signal after filtering

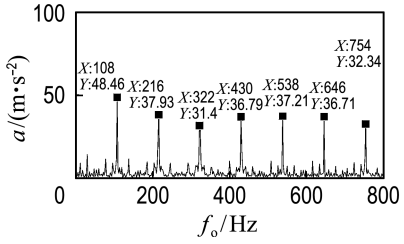


图 9 外圈故障 teager 能量频谱图

Fig. 9 Teager energy spectrum diagram of outer ring fault

4.2 MCKD-teager 能量算子复合故障诊断

针对复合故障的情况，本文采用由美国 SpectraQuest 公司生产的 MFS 机械故障模拟实验台. 轴承参数为内径 1.90 cm、外径 4.70 cm、节径 0.79 cm，滚动体 8 个，接触角 0°. 实验台可以模拟轴承外圈、内圈、滚动体单一故障及其故障的复合情况，从实验台通过加速度传感器可以获取轴承正常信号和故障信号，经过对真实滚动轴承复合故障信号的分析与研究，为后续的滚动轴承故障诊断提供参考. 采集数据时，采样频率为 25 600 Hz，经过公式计算可得内圈故障频率为 392.16 Hz，外圈故障频率为 241.83 Hz，滚动体故障特征频率为 157.3 Hz；转速为 4 755 r/min.

4.2.1 内圈和外圈复合故障中外圈故障诊断

通过实验台模拟轴承内圈和外圈复合故障，采集的复合故障信号如图 10 所示，由于受到噪声的严重污染，内圈和外圈故障信号完全被淹没，无法准确地识别出来，因此本文首先通过 MCKD 算法进行降噪处理，然后利用 teager 能量算子解调提取信号的瞬态成分. 首先通过粒子群优化算法进行外圈最优参数 L 和 M 的寻优，如图 11 所示，粒子群优化算法在第 14 代给出最大适应度函数值，优化后参数组合为 $L=160$ 和 $M=1$，通过公式计算外圈的解卷积周期. 在进行 MCKD 滤波降噪时，内圈故障特征成分和其他的干扰成分统一看作噪声，如图 12 所示为从复合故障中提取滤波后外圈故障的时域图，降噪后的信号冲击特征明显增强. 对降噪后的信号进行 teager 能量算子解调，然后进行频谱分析，如图 13 所示. 虽然仍有部分噪声干扰，但是在 teager 能量频谱图中特征频率 $f_o=238.7$ Hz 及其倍频 $2f_o$、$3f_o$、$4f_o$ 处的谱峰在频谱图中清晰地呈现出来，基本上和理论计算值吻合，因此可实现从复合故障中对外圈故障的识别. 不过，由于滚动轴承在实际运行时受复杂工况和轴承滑动的影响，以及信号采集过程中传输路径和

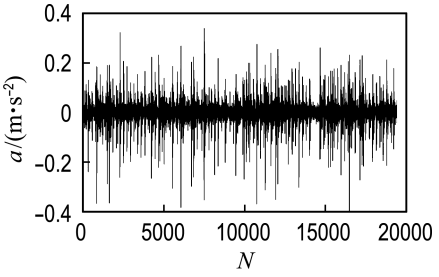


图 10 内圈和外圈复合故障信号时域图

Fig. 10 Time domain diagram of inner ring and outer ring composite fault signal

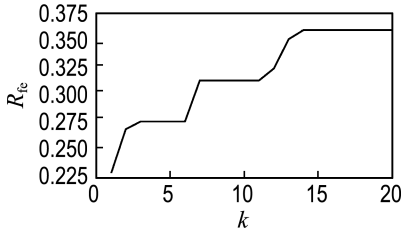


图 11 内圈和外圈复合故障中外圈故障粒子群寻优结果图

Fig. 11 The result chart of particle swarm optimization of outer ring fault in inner ring and outer ring composite fault

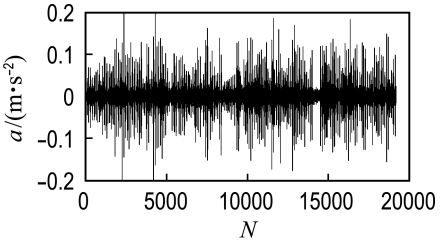


图 12 内圈和外圈复合故障中 MCKD 滤波后外圈故障时域图

Fig. 12 Time domain diagram of outer ring fault in inner ring and outer ring composite fault after MCKD filtering

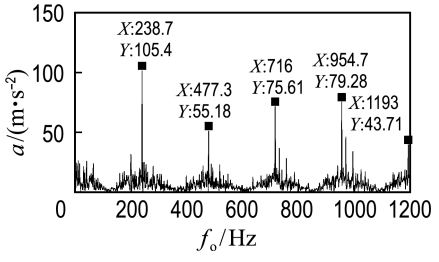


图 13 内圈和外圈复合故障中外圈故障 teager 能量频谱图

Fig. 13 Teager energy spectrum diagram of outer ring fault in inner ring and outer ring composite fault

测量设备精准度及计算中存在误差的影响，故障冲击脉冲也会有所漂移和失真，因此在本例中出现了些许误差，但该误差并不影响最终诊断结果.

4.2.2　内圈和外圈复合故障中内圈故障诊断

在进行内圈故障特征提取时，首先通过粒子群优化算法找到最佳参数组合，如图 14 所示粒子群优化算法最终在第 12 代收敛到最大的适应度函数值，最优的参数组合为 $L=118$ 和 $M=2$，通过公式计算出内圈的解卷积周期. 然后运用优化后的 MCKD 算法进行滤波降噪，去除噪声后的时域图如图 15 所示，冲击成分明显增强. 然后通过 teager 能量算子增强信号的冲击成分，进而对 teager 能量进行频谱分析，通过观察频谱图 16 可以看出在频率 $f_i=393.3$ Hz 及其二倍频和三倍频处冲击特征比较明显，基本实现了和理论计算故障特征频率的吻合.

4.2.3　外圈和滚动体复合故障中外圈故障诊断

实验台模拟外圈和滚动体复合故障，如图 17 所示为复合故障时域图，由于是两种故障的复合，且受到噪声的干扰比较严重，故障特征基本被淹没. 通过本文方法首先利用粒子群优化算法进行寻优，计算解卷积周期，如图 18 所示为粒子群优化算法收敛效果图，适应度函数最大值在第 12 代，最优参数组合为 $L=201$ 和 $M=1$. 如图 19 所示为滤波后的效果图，噪声程度明显被减弱. 然后进行 teager 能量频谱分析，如图 20 所示，从图中可以明显观察到在外圈故障特征频率 244 Hz 处及其倍频处脉冲峰值比较突出，基本和理论故障特征频率吻合，因此实现了从外圈和滚动体复合故障中外圈故障的诊断和识别.

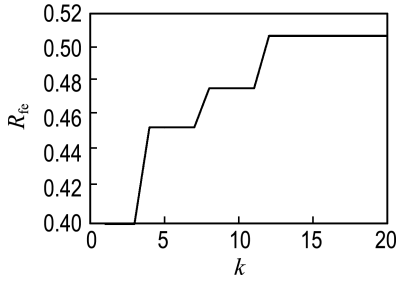


图 14　内圈和外圈复合故障中内圈故障粒子群寻优结果图

Fig. 14　The result chart of particle swarm optimization of inner ring fault in inner ring and outer ring composite fault

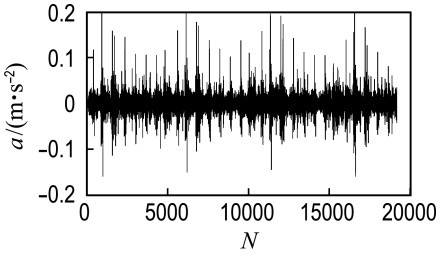


图 15　内圈和外圈复合故障中 MCKD 滤波后的内圈故障时域图

Fig. 15　Time domain diagram of inner ring fault in inner ring and outer ring composite fault after MCKD filtering

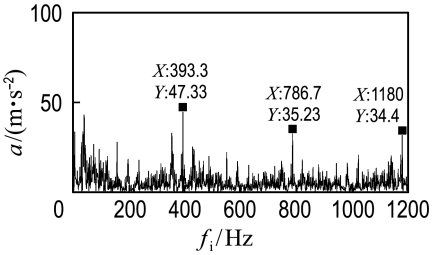


图 16　内圈和外圈复合故障中内圈故障 teager 能量频谱图

Fig. 16　Teager energy spectrum diagram of inner ring fault in inner ring and outer ring composite fault

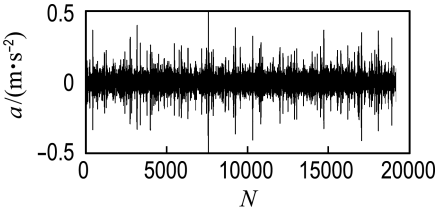


图 17　外圈和滚动体复合故障时域图

Fig. 17　Time domain diagram of outer ring and roll composite fault

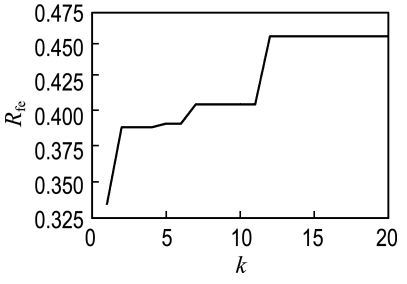


图 18　外圈和滚动体复合故障中外圈故障粒子群寻优结果图

Fig. 18　The result chart of particle swarm optimization of outer ring fault in outer ring and roll composite fault

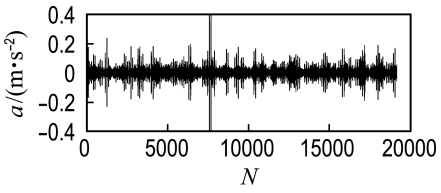


图 19 外圈和滚动体复合故障中 MCKD 滤波后的外圈故障时域图

Fig. 19 Time domain diagram of outer ring fault in outer ring and roll composite fault after MCKD filtering

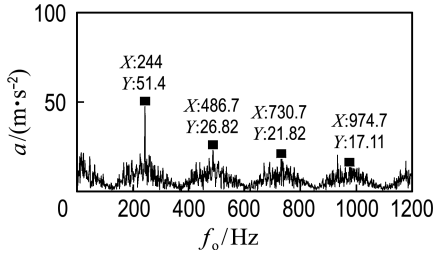


图 20 外圈和滚动体复合故障中外圈故障 teager 能量频谱图

Fig. 20 Teager energy spectrum diagram of outer ring fault in outer ring and roll composite fault

4.2.4 外圈和滚动体复合故障中滚动体故障诊断 在外圈和滚动体复合故障中，当进行滚动体故障诊断时，首先通过粒子群优化算法寻找最优参数组合，计算滚动体故障的解卷积周期，如图 21 所示为优化后的结果图，在第 11 代适应度函数值达到最大值，最佳参数组合为 $L=362$，$M=3$. 然后利用改进后的 MCKD 算法进行滤波处理，如图 22 所示为滤波后的效果图. 最后进行 teager 能量频谱分析，如图 23 所示，虽然改进后的 MCKD 算法滤波效果并不是那么理想，但是通过 teager 能量频谱分析，在滚动体故障特征频率 157.3 Hz

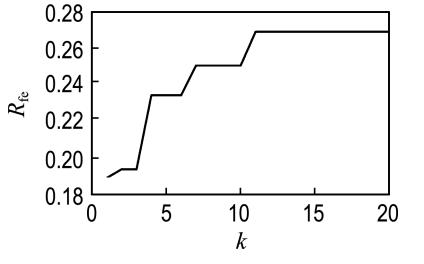


图 21 外圈和滚动体复合故障中滚动体故障粒子群优化算法结果图

Fig. 21 The result chart of particle swarm optimization of roll fault in outer ring and roll composite fault

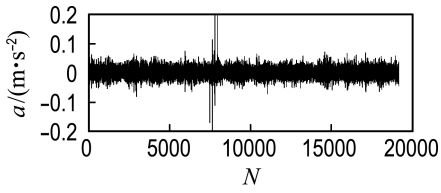


图 22 外圈和滚动体复合故障中 MCKD 滤波后滚动体故障时域图

Fig. 22 Time domain diagram of roll fault in outer ring and roll composite fault after MCKD filtering

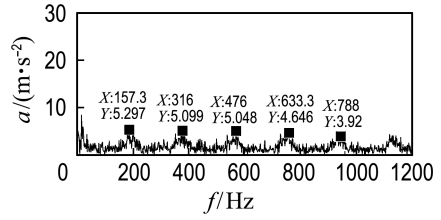


图 23 外圈和滚动体复合故障中滚动体故障 teager 能量频谱图

Fig. 23 Teager energy spectrum diagram of roll fault in outer ring and roll composite fault

及其倍频处峰值也相对比较突出，基本可以实现滚动体故障诊断和识别，因此通过本文方法可以实现从滚动轴承复合故障中提取单一的故障类型，为复合故障诊断提供了一个新的研究思路.

4.2.5 对比分析 为了比较本文方法在提取滚动轴承复合故障方面的优势，本文以同样的内外圈复合故障信号直接进行 teager 能量算子解调运算以及 MED-teager 能量算子解调运算[9]. 图 10 为原始复合故障信号时域图，图 24 为 teager 能量算子解调后的频谱图，从中可以看出只有在外圈故障频率处有突出成分，由于受到噪声干扰比较严重，峰值相对比较微弱，其倍频处谱峰并不明显；而内圈故障特征频率谱峰成分并没有明显出现，因此未经滤波降噪的信号受噪声污染比较严重，无法对滚动轴承的复合故障实现精确的诊断.

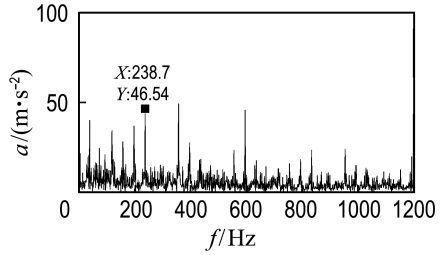


图 24 teager 能量算子解调后的频谱图

Fig. 24 Spectrum after demodulation by teager energy operator

已经有学者对 MED-teager 能量算子方法在滚动轴承复合故障诊断中应用进行了研究. 该方法首先对信号进行 MED 处理，减小噪声的干扰，以同样的方法进行 teager 能量算子解调，提取信号的瞬态成分，然后通过理论计算频率和实际检测频率对比识别故障类型. 通过设置 MED 滤波器的长度为 30，对复合故障信号进行 MED 算法处理，图 25 为经过 MED 滤波后的时域图，噪声虽然部分被削弱，但是对信号的冲击特征也有一定程度的削减. 图 26 为进行 MED-teager 能量算子解调，然后进行频谱分析后的频谱图，虽然在外圈故障特征频率处脉冲峰值有一定程度的体现，但是经过 MED 滤波后的效果并不理想，噪声仍然对故障诊断有很大程度的影响，识别过程相对较难，因此针对本文实测滚动轴承复合故障信号，传统的 MED-teager 能量算子方法诊断效果不佳.

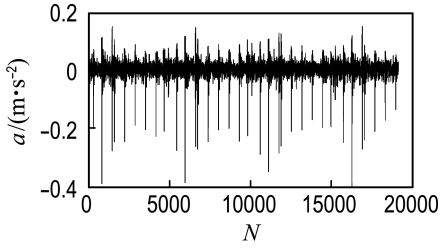


图 25　MED 滤波后的复合信号时域图

Fig. 25　Time domain diagram of the composite signal after the MED filtering

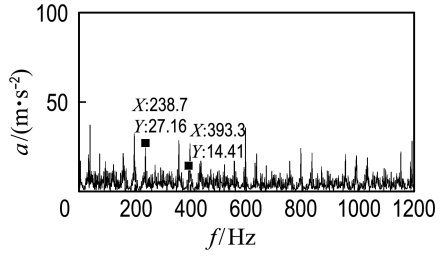


图 26　MED-teager 能量算子解调后的频谱图

Fig. 26　Spectrum after demodulation by MED-teager energy operator

5　结　语

滚动轴承是机械设备中经常出现故障的部件之一，且故障经常以复合故障的形式出现，各故障之间相互耦合，使得传统的故障诊断方法效果不佳. 针对此，本文提出一种有效的复合诊断方法. 该方法首先通过粒子群寻优搜索不同故障情况下 MCKD 算法中滤波器长度 L 和移位数 M，实现不同故障情况下 L 和 M 的自适应选择，滤波降噪后的信号故障特征明显增强；之后通过 teager 能量算子进行解调和频谱分析，实现故障诊断. 最后实测滚动轴承单一和复合故障数据验证了算法的有效性，准确识别出了故障类型，给滚动轴承复合故障诊断提供了一个新的研究思路.

参考文献：

[1] RANDALL R B. **Vibration-based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications** [M]. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd, 2011.

[2] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics-A tutorial [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2011, **25**(2): 485-520.

[3] OU Lu, YU Dejie, YANG Hanjian. A new rolling bearing fault diagnosis method based on GFT impulse component extraction [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2016, **81**: 162-182.

[4] WANG Yanxue, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Enhancement of signal denoising and multiple fault signatures detecting in rotating machinery using dual-tree complex wavelet transform [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2010, **24**(1): 119-137.

[5] 马新娜，杨绍普. 滚动轴承复合故障诊断的自适应方法研究 [J]. 振动与冲击，2016，**35**(10)：145-150.
MA Xinna, YANG Shaopu. Adaptive compound fault diagnosis of rolling bearing [J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2016, **35**(10): 145-150. (in Chinese)

[6] JIANG Yu, ZHU Hua, LI Z. A new compound faults detection method for rolling bearings based on empirical wavelet transform and chaotic oscillator [J]. **Chaos, Solitons and Fractals**, 2016, **89**(SI): 8-19.

[7] 李　辉，郑海起，唐力伟. 基于改进形态分量分析的齿轮箱轴承多故障诊断研究 [J]. 振动与冲击，2012，**31**(12)：135-140.
LI Hui, ZHENG Haiqi, TANG Liwei. Bearing multi-fault diagnosis based on improved morphological component analysis [J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2012, **31**(12): 135-140. (in Chinese)

[8] DYER D, STEWART R M. Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis [J]. **Journal of Mechanical Design**, 1978, **100**(2): 229-235.

[9] SAWALHI N, RANDALL R B, ENDO H. The

enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2007, **21**(6):2616-2633.

[10] 陈海周,王家序,汤宝平,等. 基于最小熵解卷积和Teager能量算子直升机滚动轴承复合故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2017, **36**(9):45-50,73.
CHEN Haizhou, WANG Jiaxu, TANG Baoping, *et al*. Research on compound fault diagnosis of helicopter rolling bearing based on minimum entropy deconvolution and Teager energy operator [J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2017, **36**(9):45-50,73. (in Chinese)

[11] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2012, **33**(1):237-255.

[12] 夏均忠,赵 磊,白云川,等. 基于MCKD和VMD的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2017, **36**(20):78-83.
XIA Junzhong, ZHAO Lei, BAI Yunchuan, *et al*. Feature extraction for rolling element bearing weak fault based on MCKD and VMD [J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2017, **36**(20):78-83. (in Chinese)

[13] 王天金,冯志鹏,郝如江,等. 基于Teager能量算子的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2012, **31**(2):1-5,85.
WANG Tianjin, FENG Zhipeng, HAO Rujiang, *et al*. Research on rolling bearing fault diagnosis based on Teager energy operator [J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2012, **31**(2):1-5, 85. (in Chinese)

[14] 程军圣,杨 怡,杨 宇. 基于LMD的能量算子解调机械故障诊断方法[J]. 振动,测试与诊断, 2012, **32**(6):915-919,1033.
CHENG Junsheng, YANG Yi, YANG Yu. LMD based energy operator demodulation method for mechanical fault diagnosis [J]. **Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis**, 2012, **32**(6):915-919, 1033. (in Chinese)

[15] HE Wangpeng, ZI Yanyang, CHEN Binqiang, *et al*. Automatic fault feature extraction of mechanical anomaly on induction motor bearing using ensemble super-wavelet transform [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2015, **54-55**:457-480.

Composite fault diagnosis of rolling bearing based on MCKD and teager energy operator

QI Yongsheng*[1], LIU Fei[1], GAO Xuejin[2], LI Yongting[1], LIU Liqiang[1]

(1. Institute of Electric Power, Inner Mongolia University of Technology, Huhhot 010080, China;
2. Faculty of Information, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Rolling bearing is one of the main parts of rotating machinery, but the complex and changeable working environment causes frequent failure and many kinds of composite fault. In order to solve this problem, a composite fault diagnosis method of rolling bearing based on improved maximum correlated kurtosis deconvolution (MCKD) and teager energy operator is proposed. In this method, particle swarm optimization (PSO) is used to optimize the MCKD parameters (L and M) of different types of faults, set up the deconvolution period corresponding to the fault type, calculate the MCKD algorithm with the maximum correlation kurtosis, and improve the filter coefficients. The improved MCKD algorithm reduces the noise interference to a great extent, and then use the teager energy operator to detect the transient impact of the signal, and analyze the teager energy spectrum to realize the composite fault diagnosis. Finally, the method is validated by using the bearing data of Case Western Reserve University and the bearing fault simulator, and the results show that it can effectively extract fault feature information from single and composite fault of rolling bearing and identify the fault type accurately.

Key words: composite fault; maximum correlated kurtosis deconvolution (MCKD); energy operator; fault diagnosis