

改进样本熵最优小波包阈值选择算法 在信号降噪中的应用

何 勇, 张祥金, 姚宗辰

(南京理工大学 机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 在小波包样本熵理论基础上, 结合改进粒子群优化算法选择最优阈值, 以样本熵为判据, 对小波包的各个分解层设置不同的阈值, 构造阈值步长随时间变化的函数, 选取噪声序列样本熵最大的阈值作为最优阈值。对某引信发射过载信号进行分析, 证明了该方法选取小波包阈值的可行性与有效性。未改进算法之前存在较大的人工选择阈值步长的误差, 改进优化算法之后最优阈值误差在允许范围内, 而且降噪效果更好。

关键词: 小波包; 样本熵; 阈值; 粒子群算法

本文引用格式: 何勇, 张祥金, 姚宗辰. 改进样本熵最优小波包阈值选择算法在信号降噪中的应用[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(3): 149 - 154.

Citation format: HE Yong, ZHANG Xiangjin, YAO Zongchen. Improved Optimal Threshold Selection Algorithm Applied to Denoising[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2019, 40(3): 149 - 154.

中图分类号: TJ43

文献标识码: A

文章编号: 2096 - 2304(2019)03 - 0149 - 06

Improved Optimal Threshold Selection Algorithm Applied to Denoising

HE Yong, ZHANG Xiangjin, YAO Zongchen

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: An improved particle swarm optimization algorithm was proposed to select the optimal threshold based on the wavelet packet sample entropy theory. Taking the sample entropy as the criterion, the method set different thresholds for each decomposition layer of the wavelet packet. It constructed the function of the threshold step with the change of time, and the maximum entropy threshold was selected as the optimal threshold. The feasibility and effectiveness of the method of selecting threshold was proved by analyzing the overload signal of a certain fuze. There is a large error of artificial selection threshold step before the improved algorithm. After improving the optimization algorithm, the optimal threshold error is within the allowable range, and the effect of denoising is better.

Key words: wavelet packet; sample entropy; threshold; PSO algorithm

在信号降噪处理中小波包阈值的选择显得尤为重要, 传统的阈值估计方法如软阈值、硬阈值等在信噪比较高时能得到信号与噪声的最优分离, 而对于受噪声污染严重的信号, 其去噪效果往往不甚理想^[1]。罗元^[2]提出基于 Teager 能量算子的改进阈值函数去噪算法; 康玉梅^[3]提出了小波包分数

幂阈值的新方法; 刘冲冲^[4]提出了一种基于自适应阈值和新阈值函数的小波包语音增强算法; 周建^[5]利用样本熵作为信息价值函数以确定最优小波包, 且以样本熵为判据, 对不同的分解层数设置不同的阈值, 选取使得去噪后得到的噪声信号样本熵值最大的阈值作为最优阈值, 并且与传统阈值选择

收稿日期: 2018 - 10 - 09; 修回日期: 2018 - 11 - 15

基金项目: 武器装备预先研究项目(41419050202); 国防科技基金项目(0106001)

作者简介: 何勇(1992—), 男, 硕士研究生, 主要从事激光近程探测研究。

通讯作者: 张祥金(1970—), 男, 副教授, 主要从事声、激光、红外等探测与识别技术研究。

进行了比较分析。

文献[5]给出了小波包样本熵最优阈值选择原理,但是没有考虑阈值步长大小对样本熵曲线的影响,也没有详细说明怎样设置阈值步长。本文在此基础上,分析了初始阈值以及阈值增加步长的大小对噪声序列样本熵产生的影响。为了改进算法,提出将阈值作为变量,阈值步长作为新的环境特征,构造目标函数,结合粒子群动态优化算法估计小波包最优阈值。

1 相关理论

1.1 小波包理论

小波包分解是在全频带内对信号进行多分辨率分解系数的分析方法。设采样到的离散数据为 $\{X(k)\}_{k=1,2,\dots,N}$, 对其进行小波包的分解, 分解算法^[6]为

$$\begin{cases} d_p^{j+1,2n} = \sum_k h(2k-p)d_k^{j,n} \\ d_p^{j+1,2n+1} = \sum_k g(2k-p)d_k^{j,n} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, $d_p^{j+1,2n}$ 和 $d_p^{j+1,2n+1}$ 分别为小波包分解系数; h 、 g 分别为低通、高通滤波器组, 将信号分解到不同频带上。

分解后, 选择合适的阈值, 对噪声系数置零, 进行小波包的系数重构, 重构是通过 $d_p^{j+1,2n}$ 和 $d_p^{j+1,2n+1}$ 求 $d_k^{j,n}$ 。即有

$$d_k^{j,n} = \sum_p [h_{(k-2p)} d_p^{j+1,2n} + g_{(k-2p)} d_p^{j+1,2n+1}] \quad (2)$$

1.2 样本熵理论

样本熵反映时间序列的复杂度与无规律程度, 样本熵值越小, 则时间序列的自相似度越高, 序列越规则; 熵值越大, 表示序列越为复杂, 取值也更加随机^[7]。

设有时间序列为 $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 长度为 N , 则样本熵计算如下。

① 设定嵌入维数为 m 和相似容限 r , 考虑维数为 m 的向量组 $\{x_m(1), \dots, x_m(N-m-1)\}$, 其中:

$$\begin{aligned} X_m(i) &= \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} \\ 1 &\leq i \leq N-m+1 \end{aligned} \quad (3)$$

② 设两个向量 $X_m(i)$ 和 $X_m(j)$ 之间距离 $d[X_m(i), X_m(j)]$ 为向量之间对应元素之差绝对值的最大值。则有:

$$d[X_m(i), X_m(j)] = \max_{k=0, \dots, m-1} (|x(i+k) - x(j+k)|) \quad (4)$$

③ 设定固定的 $X_m(i)$, 对 $X_m(i)$ 与 $X_m(j)$ 之间的距离小于等于相似容限 r 的 $j(1 \leq i \leq N-m, j \neq i)$ 的数目进行统计, 并记作 B_i 。则当 $1 \leq i \leq N-m$ 时, 定义:

$$B_i^m(r) = 1/(N-m-1)B_i$$

④ 设 $B^{(m)}(r)$ 为:

$$B^m(r) = 1/(N-m) \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \quad (5)$$

⑤ 将嵌入维数增加到 $m+1$, 按照上述计算 $X_{m+1}(i)$ 与之间距离小于等于 r 的个数, 并记作 A_i 。则有:

$$A_i^m(r) = 1/(N-m-1)A_i \quad (6)$$

⑥ 同样地

$$A^m(r) = 1/(N-m) \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r) \quad (7)$$

由以上计算分析可知, $B^{(m)}(r)$ 是两个向量在相似容限 r 下匹配 m 个点的概率, 而 $A^m(r)$ 是两个向量匹配 $m+1$ 个点的概率。则定义该时间序列的样本熵为:

$$\text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right\} \quad (8)$$

实际信号中 N 通常为有限值, 样本熵可以估计为:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln \frac{A^m(r)}{B^m(r)} \quad (9)$$

一般 $r = 0.1 \text{Std} \sim 0.25 \text{Std}$ (Std 为时间序列 $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 的标准差), 取 $m = 1$ 或 2 。在本文的分析中, 取 $m = 2, r = 0.2 \text{Std}$ 。

1.3 动态粒子群优化算法

粒子群算法, 也称粒子群优化算法或鸟群觅食算法 (PSO)。PSO 算法从随机解出发, 通过追随当前搜索到的最优值来寻找全局最优, 以适应度来评价解的品质。

系统初始化为一组随机解, 通过迭代搜寻最优值, 粒子在解空间追随最优的粒子进行搜索。粒子速度公式为^[8]:

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= \omega * v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}(t)) + \\ & c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}(t)) \end{aligned} \quad (10)$$

位置更新公式:

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (11)$$

式(10)~式(11)中: $v_{id}(t)$, $x_{id}(t)$ 分别表示 t 时刻粒子 i 的飞行速度和位置; p_{id} 表示粒子 i 的个体历史最佳位置; p_{gd} 表示群体中最佳位置; ω 表示惯性权重; c_1 和 c_2 表示加速因子; r_1 和 r_2 表示在 $[0, 1]$ 范围内的随机数。

实际问题中, 有些目标函数和约束条件也会随着变量的变化而变化, 最终导致其问题的最优解改变, 是一个动态优化问题, 采用改进的粒子群优化算法。种群不随算法迭代而变化, 而目标函数和约束函数会随变量改变而改变, 那么求解的问题也改变了。因此引入环境检测算子, 检测环境变化计算公式为^[9]:

$$\varepsilon(t) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \|f_j(x, t) - f_j(x, t-1)\| \quad (12)$$

式(12)中, n 为重新评价个体的数目, 一般为种群大小的 10%; $f_j(x, t-1)$ 为环境变化前的适应值; $f_j(x, t)$ 为环境变化后的适应值。对计算结果 $\varepsilon(t)$ 进行如下分类

$$\begin{cases} \varepsilon(t) > \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 < \varepsilon(t) \leq \varepsilon_1 \\ \varepsilon(t) \leq \varepsilon_2 \end{cases} \quad (13)$$

式(13)中, ε_1 为剧烈强度变化的分界点; ε_2 为中等程度分界点, 通常 $10^{-3} < \varepsilon_2 \leq 10^{-2}$ 。若 $\varepsilon(t) > \varepsilon_1$, 为剧烈的环境变化, 此时环境变化强度较大, 最优值及其位置将会偏离原始值; 当 $\varepsilon_2 < \varepsilon(t) \leq \varepsilon_1$, 认为是中等强度的环境变化, 最优解及其位置应该在原始值附近波动。

2 粒子群动态优化算法的样本熵最优小波包阈值选择原理

目前,已经获取了某炮弹弹冲激光引信发射过载信号。如图1所示为回收的原始信号。

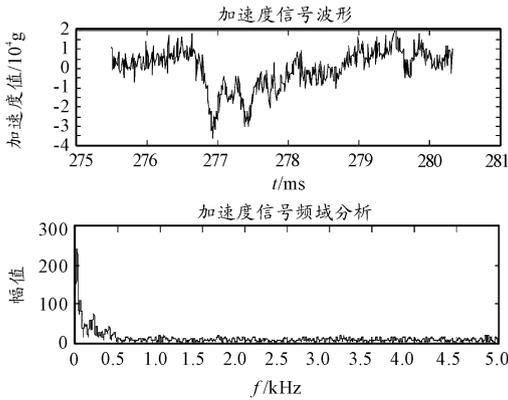


图1 加速度原始信号时域频谱图

由图1可知,尽管回收系统硬件滤波电路滤除大于5 kHz的信号,但是无法完全滤除内部电子噪声。以该回收的原始过载信号为研究对象,利用改进的小波包阈值选择算法分析降噪过程。

2.1 样本熵最优阈值选择原理

设含噪的原始信号为 $y_n(t)$,小波包设定阈值重构信号为 $y(t)$,消除的噪声信号为 $n(t)$,即有 $n(t) = y_n(t) - y(t)$ 。若小波包阈值选择较小时,重构的信号 $y(t)$ 中必然含有噪声,而噪声 $n(t)$ 此时序列较为简单,熵值较低;随着阈值增高,噪声序列变得复杂,熵值增高,当与之增大到 $n(t)$ 恰好包含所有噪声时,熵值最大;再随着阈值增高,噪声信号 $n(t)$ 中必包含有效信号(有效信号序列较规则),熵值会开始降低;当阈值增加到一定值后,此时噪声序列同时包括了噪声和有用信号,此后无论阈值如何增加,样本熵曲线都不会再改变,呈水平线。因此,噪声序列 $n(t)$ 熵值大体趋势是先增加后减少,一定阈值后,呈水平线。取熵值最大的对应的阈值作为小波包重构最优的阈值。

文献[5]仅从原理上分析样本熵曲线而未考虑阈值步长设置的影响以及噪声序列样本熵曲线在局部的随机性。若按照文献[5]进行阈值选择,初始阈值设定为0,阈值区间为 $[0,4]$ 。设置不同的阈值步长 $step$,计算不同阈值所对应的噪声序列样本熵。如图2所示。

整体来看,无论阈值步长如何变化,噪声序列的样本熵曲线总体趋势都是先增加后减小。而当阈值增加的步长变化时,最大熵值对应的阈值也在不断变化;阈值步长大,则噪声序列样本熵对应的最优阈值误差就大。图2中阈值步长设置不同时,最优阈值也不同(0.4、0.1或者0.15),因此无法快速获得最优阈值。

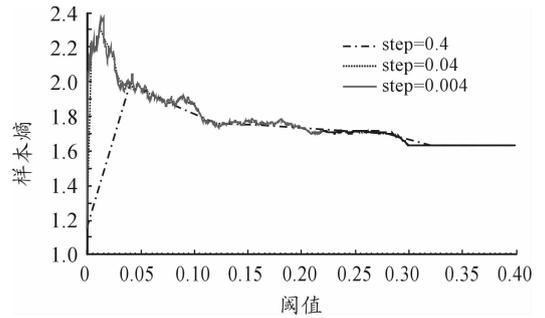


图2 不同步长对应噪声序列样本熵曲线

局部来看,由于噪声的随机性,噪声序列局部样本熵大小排列也变得具有随机性,如图3所示,阈值范围为 $[0,0.5]$ 的噪声序列样本熵曲线。若阈值步长较小(如0.0005),虽然样本熵曲线能够在整体上呈现先增后减的趋势,但是局部走势会趋于平缓,有可能会出现多个峰值,甚至由于噪声的随机性,会过早的陷入局部最优解,而且运算代价高。

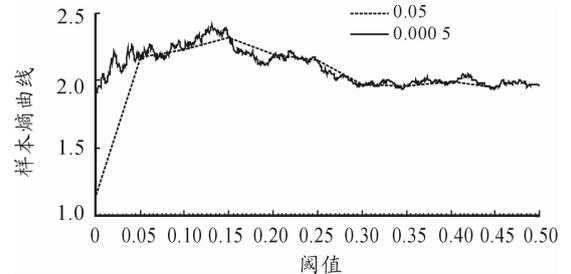


图3 不同步长噪声序列局部样本熵曲线

由图2、图3可以看出,阈值步长的调整是局部与整体的组合关系,本质上是噪声序列的随机性与样本熵规律性的反应。无论步长设置多大,都无法准确快速地找出最大熵值所对应的阈值,且不同的阈值步长,最优小波包阈值也会有所不同。

因此,在样本熵最优小波包阈值估计的理论基础上,提出结合粒子群动态优化算法来确定最优小波包阈值。

2.2 基于粒子群动态算法阈值优化模型

假设噪声序列阈值区间为 $[a_i, b_i]$,设定阈值步长为 $step$,则阈值序列 $thr = [a_i, \dots, a_i + k * step, \dots, b_i]$,即有:

$$thr = g(k; step), k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (14)$$

设阈值序列对应重构信号序列 $y(t) = [y_{a_i}(t), \dots, y_{a_i + k * step}(t), \dots, y_{b_i}(t)]$,即有:

$$y(t) = h(thr, t) \quad (15)$$

若 $y_n(t)$ 原始信号,则 thr 对应的噪声序列即有:

$$n(t) = y_n(t) - y(t) \quad (16)$$

噪声序列对应的样本熵曲线为

$$y_{samp} = Q(n(t)) \quad (17)$$

而由前面分析,噪声序列样本熵曲线是随着阈值步长的变化而变化的,即目标函数 $y_{samp} = Q(n(t))$ 是随着 $step$ 的变化而变化,目标函数和约束条件也会随着步长的变化而变化

化,最终导致其问题的最优解改变,当 $step \rightarrow 0$ 时 ($step \neq 0$, 可以趋于 0, 否则阈值就不会改变,就是固定阈值), 样本熵序列就会变为样本熵曲线。因此,这是一个动态优化问题,需要增加环境变化因子,该模型中 $step$ 作为环境变化的因子。一般 $step$ 初始设置较大,不断减小,以便有较快的收敛速度。

设 $step = [1, \dots, 0.4, \dots, 0.04, \dots, 0.004, \dots]$ 是随时间 t 变化,则有:

$$step = f(s; t), s = 1, 2, 3, \dots, n \quad (18)$$

结合式(9)、式(14)~式(18),此时,求解最优阈值问题转化为:

$$\max: y_{\text{samp}} = Q(y_n(t) - h(g(k; f(s; t)), t))$$

$$\text{s. t. } a_i \leq ai + k * step \leq b_i;$$

$$k = 1, 2, 3, \dots, n;$$

$$step = f(t; s) \text{ 且 } step \neq 0;$$

$$s = 1, 2, 3, \dots, n;$$

其中, y_{samp} 为目标函数, a_i, b_i 则分别是阈值 thr 的上下界。

采用改进粒子群算法,在算法迭代过程中根据不同的环境变化采取不同的种群多样性方法。如图 4 所示,其算法如下:

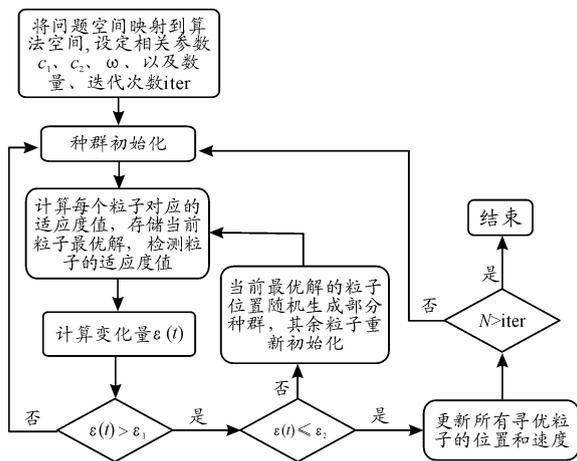


图 4 粒子群动态优化算法

① 建模;将问题空间映射到算法空间,设定相关参数从 c_1, c_2, ω 以及粒子数量。

② 初始化种群和最优解存储空间,随机生成群体中粒子候选解的位置和速度。

③ 计算每个粒子对应的适应度值,存储当前粒子最优解,检测粒子的适应度值。

④ 根据式(12)计算 $step$ 改变前后粒子适应度值的变化 $\varepsilon(t)$ 。比较 $\varepsilon(t), \varepsilon_1, \varepsilon_2$; 根据实际情况,本文取 $\varepsilon_1 = 0.1, \varepsilon_2 = 0.001$ 。

⑤ 若 $\varepsilon(t) > \varepsilon_1$,返回步骤②;若 $\varepsilon_2 < \varepsilon(t) \leq \varepsilon_1$,则当前最优解的粒子位置随机生成部分种群,其余粒子重新初始化,返回到③;若 $\varepsilon(t) \leq \varepsilon_2$,则更新所有寻优粒子的位置和速度。

⑥ 判断迭代是否完成;若没有完成返回②;若完成则计算结束。

2.3 改进样本熵最优小波包阈值去噪算法原理

由以上分析,对改进样本熵最优小波包阈值的去噪算法如图 5 所示。

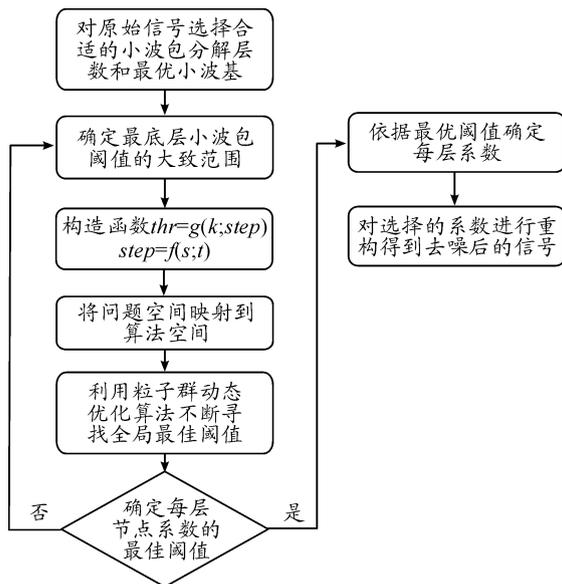


图 5 样本熵去噪算法原理

原理如下:

① 对原始信号选择合适的小波包分解层数和最优小波基。

② 对小波包分解的最低层开始,给一个较大阈值步长,计算不同阈值对应的噪声序列样本熵,确定最底层小波包阈值的大致范围 $thr \in [a_i, b_i]$ 。

③ 将阈值作为变量,步长作为自变量,构造阈值函数 $thr = g(k; step)$,由于步长是环境变化量,构造步长 $step$ 随时间变化的函数 $step = f(s; t) (s = 1, 2, \dots)$ 。

④ 建立最优小波包阈值数学模型,将问题空间映射到算法空间,利用粒子群动态优化算法不断寻找全局最佳阈值(噪声序列样本熵最大对应的阈值)。

⑤ 依据②、③、④确定每层节点系数的最佳阈值。

⑥ 每层系数中小于该层最佳阈值的小波包系数置零,大于该层最佳阈值的小波包系数减去阈值后保留下来。

⑦ 对选择的系数进行重构得到去噪后的信号。

3 数据分析与误差评价

为了更好地说明阈值步长设置的影响以及结合粒子群动态优化算法的优越性,同时为了简化计算,对该信号小波包分解的母树即原始信号进行动态优化分析。在算法运行时,阈值步长 $step = f(s; t)$ 随着一定时间变化,获得的最佳阈值和最佳样本熵也在不断变化。

图 6 表示分别进行三次算法寻优,步长变化时,最佳阈

值的变化轨迹。图6中①为步长开始变化时的最佳阈值,随着步长变化,最佳阈值也开始产生变化,在图6中②出现之前,环境剧烈程度一直为 $\varepsilon(t) > \varepsilon_1$;图6中②表示当步长变为某一值时,此时 $\varepsilon_2 < \varepsilon(t) \leq \varepsilon_1$,出现剧烈强度变化的分界点,且从②之后,每次计算都会有不一样的最佳阈值,这是由于随着步长的减小,噪声序列样本熵曲线在局部会显示多个波峰,因此会产生一定的误差;图6中③表示算法运行最终的最优阈值为0.135,在阈值误差 ≤ 0.01 时,认为在可接受误差范围。没有出现 $\varepsilon(t) \leq \varepsilon_2$ 的环境变化情况。

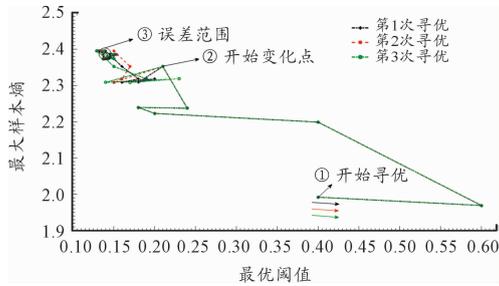


图6 三次算法运行的最优阈值位置

为了进行误差评价与精度分析,在算法计算过程中选取阈值步长为0.4、0.04、0.004的某一次计算的历史最优值进行评估,如图7、8所示。

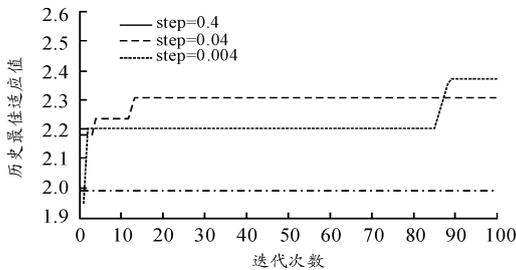


图7 历史最佳适应值(样本熵)收敛曲线

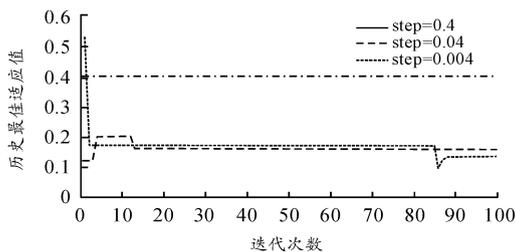


图8 历史最佳位置(阈值)收敛曲线

由图7和图8可知,当 $step = 0.4$ 时,开始迭代时就获得了最佳位置和适应值(0.4, 1.99);当 $step = 0.04$ 时,曲线经过14次迭代到达最优值(0.16, 2.3);当 $step = 0.004$ 时,经过88次迭代到达最优值(0.143, 3.37),与算法运行最终的最优阈值(0.135, 2.39)相比较,在阈值误差允许范围内(≤ 0.01),也可认为此次寻优获得的最佳阈值为0.143。

在未改进算法前,将阈值步长设置为固定值,可能选取固定的阈值步长为0.4、0.04等,获得的最优阈值也可能是

0.4、0.16等。而改进算法之后,步长作为随时间的改变量,在误差范围内可认为算法最终获得的最优阈值必然为0.143。

评价算法精度,最终是看小波包阈值降噪的效果。去噪方法的优劣都要用去噪的质量来评价,而信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)是被广泛采用的评价标准,信噪比越大且均方根误差越小,则去噪效果越好。

$$SNR = 10 * \lg \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{\sum_{i=1}^n [x(i) - \tilde{x}(i)]^2} \right\} \quad (19)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x(i) - \tilde{x}(i)]^2} \quad (20)$$

式(19)、(20)中,将原始信号作为标准信号 $x(i)$,去噪后的信号作为 $\tilde{x}(i)$ 。分别用阈值为0.4、0.16、0.143进行信号的重构,如图9所示。

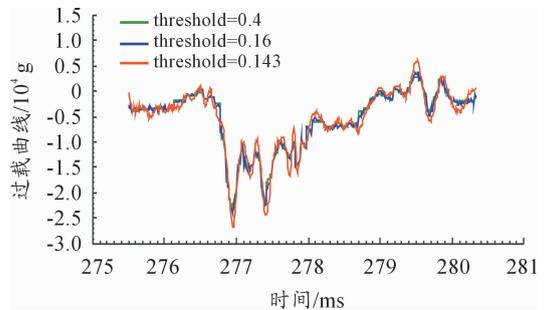


图9 不同阈值重构信号

列出各个重构信号与原始信号的信噪比和均方根误差,如表1所示。

表1 去噪效果对比

	最佳阈值	信噪比 SNR	均方根误差 RMSE
可能选择的 阈值	0.40	12.482 3	0.201
	0.16	16.697 4	0.120
寻优算法 选择阈值	0.143	17.372 7	0.114

对比图1和图9,结合表1可以看出,在未改进算法前,获得的最优阈值可能是0.4、0.16等。由图9可以看出,阈值为0.4和0.16的重构信号虽然去除了噪声,但是由于阈值设置偏大,同样也去除了部分有用信号。而改进算法之后,获得的最优阈值为0.143,对应重构的信号,既去除了噪声又很好地保留了有用信号,虽然有局部噪声,但是在误差允许范围内可以忽略。且通过表1中的比较,阈值为0.143的重构信号效果好。

4 结论

结合粒子群动态优化算法,将阈值步长设为随时间变化

的因变量,利用样本熵曲线来确定最优小波包阈值。以激光引信发射过载信号为例,对比分析了人为选择固定阈值步长而可能获得的最优阈值和算法选择的最优阈值的去噪效果。结合粒子群动态优化算法改进了样本熵寻找最优小波包阈值的缺陷,避免了陷入局部最优解以及人为选择步长误差的影响,获得的最佳阈值去噪效果更好。

参考文献:

- [1] 冯立朋,朱军桃,熊东旭,等.改进的小波包阈值法去噪的桥梁变形监测数据处理[J].北京测绘,2018(3):344-348.
- [2] 罗元,谭琴,张毅.基于Teager能量算子的改进阈值函数的去噪算法研究[J].计算机应用研究,2019(5):1-3.
- [3] 康玉梅,陈依珂,胡淑婷,周家俊.基于小波包分数阈值的声发射去噪研究[J].有色矿冶,2016,32(5):16-20.
- [4] 刘冲冲,邹翔,周正仙.基于新阈值函数和自适应阈值的小波包语音增强研究[J].计算机应用研究,2017,34(11):3324-3328.
- [5] 周建,向北平,倪磊,艾攀华.基于样本熵的最优小波包阈值估计去噪算法[J].机械设计与研究,2018,34(1):

39-42.

- [6] 吕楠楠,苏淑靖,翟成瑞.改进小波包阈值算法在振动信号去噪中的应用[J].探测与控制学报,2018,40(1):119-124.
- [7] 王波,于凤芹.基于多尺度样本熵与阈值的语音端点检测[J].计算机工程,2016,42(12):268-271.
- [8] 马长华,朱伟兴,蔡永刚.基于粒子群算法的自动信封机多电机同步控制系统设计[J].沈阳工业大学学报,2018:1-6.
- [9] 苏玉,孔国利.改进粒子群算法的目标函数变化分类动态优化[J].现代电子技术,2017,40(7):175-178.
- [10] 田晓文,马振利,谭胜.基于小波包-BP神经网络的输油泵机组转子故障诊断[J].四川兵工学报,2015,36(5):90-93.
- [11] 王瑞,徐武松,张波.基于小波变换和形态学的目标图像增强算法[J].四川兵工学报,2014,35(8):131-133,140.
- [12] 朱建峰,郭伟剑,刘俊邦,华鹏翔.小波变换在多层复合材料的超声波检测中的应用[J].四川兵工学报,2014,35(7):67-70.

(责任编辑 杨继森)

(上接第148页)

参考文献:

- [1] 曹鹤玲,姜淑娟,鞠小林.软件错误定位研究综述[J].计算机科学,2014(2):1-6,14.
- [2] 王克朝,王甜甜,苏小红,等.软件错误自动定位关键科学问题及研究进展[J].计算机学报,2015(11):2262-2278.
- [3] SUVAJIT MANDAL, ARUP ABHINNA ACHARYA. A Novel Approach for Code-Base Fault Localization Technique [J]. IOSR Journal of Computer Engineering. 2014(1):35-38.
- [4] 王旭,张文,王青.基于缺陷修复历史的两阶段缺陷定位方法[J].计算机系统应用,2014(11):99-104.
- [5] 杨书新,刁文.一种改进的基于交叉矩阵统计的软件故障定位技术[J].计算机工程与科学,2016(4):679-685.
- [6] 孙媛,赵建军,周伟祝.航电控制计算机系统软件安全性

框架研究[J].兵器装备工程学报,2018(3):135-142.

- [7] 杨淑莹,张桦.模式识别与智能计算—MATLAB技术实现[M].北京:电子工业出版社,2015.
- [8] 陈翔,顾庆,刘望舒,刘树龙,等.静态软件缺陷预测方法研究[J/OL].软件学报,2016,27(1):1-25.
- [9] 遗传优化支持向量机在软件缺陷预测中的应用[J].电子测量技术,2012,35(2):126-129.
- [10] 周志官,郭韵,李渴望.改进核函数的支持向量机智能诊断方法研究[J].轻工机械,2016,34(5):23-26.
- [11] 陈虎.基于特征抽取和SVM分类器的故障诊断[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2016,33(5):25-28.
- [12] SAHA R K, LEASE M, KHURSHID S, et al. Improving bug localization using structured information retrieval [C]// Ieee/acm, International Conference on Automated Software Engineering. IEEE, 2014:345-355.

(责任编辑 杨继森)