

基于 Bayes 估计的双小波维纳滤波电能质量信号去噪算法

张明, 李开成, 胡益胜

(华中科技大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 提出一种基于贝叶斯(Bayes)估计的双小波维纳滤波的电能质量信号去噪算法。该算法在第一个小波域采用基于 Bayes 估计的小波阈值去噪技术估计期望信号, 在第二个小波域将含噪信号和估计信号分别进行小波变换, 用估计信号的小波系数设计经验维纳滤波器, 对含噪信号的小波系数进行维纳滤波再反变换, 从而实现去噪功能。实验结果表明该算法比常用的小波阈值去噪方法及基于它们的双小波维纳滤波算法去噪效果要好; 当噪声强度逐渐增加时, 该算法能够在诸算法中产生最大的信噪比。

关键词: 电能质量; 双小波维纳滤波; 小波阈值去噪; 维纳滤波器; Bayes 估计

Power quality signals denoising via double-wavelet Wiener filtering based on Bayes estimation

ZHANG Ming, LI Kai-cheng, HU Yi-sheng

(College of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: A power quality signals denoising method of double-wavelet Wiener filtering based on Bayes estimation is proposed. Bayesian based wavelet thresholding denoising technique is adopted to estimate the expected signals accurately in the first wavelet domain. Furthermore, in the second wavelet domain, the noise signal and expected signal are wavelet transformed respectively, the wavelet coefficients of the expected signals are used to design an empirical Wiener filter. And the wavelet coefficients of the noise signals are handled by Wiener filtering and then the wavelet inverse transform is used to obtain the denoised signals. Experiment results indicate that the denoising effect of the proposed method is better than that of other methods based on wavelet shrinkage and other double-wavelet Wiener filtering methods. Furthermore, it will have the most SNR with noise intensity increasing.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51077058).

Key words: power quality; double-wavelet Wiener filtering; wavelet thresholding denoising; Wiener filter; Bayes estimation

中图分类号: TM93 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2011)04-0052-06

0 引言

电力系统故障和非线性负载时常造成各种电能质量问题。对电能质量控制、治理的前提是能正确地检测出电能质量扰动, 但是设备或者外界干扰的因素接收到的检测信号总会叠加有噪声, 这些对检测结果会有很大的影响, 当噪声比较大时检测的过程将会失去它原有的意义。因此, 如何减少噪声对电能质量信号分析的影响是一个非常重要的课题^[1]。

电能质量信号去噪的目的就是在滤除噪声的同时尽可能地保留重要的信号特征。目前, 电能质量

信号去噪有多种方法。比如, 小波(包)阈值去噪以其简单有效而得到了广泛的应用^[2-4], 阈值的选取是影响小波去噪效果的主要因素, 为此文献[5-7]对阈值的选取作了一些改进, 小波去噪的性能有了一定的提升。文献[8]提出了利用不同尺度的小波系数之间的相关性进行去噪, 缺点是计算复杂。文献[9]利用小波系数其分布具有“簇聚”性质, 将小波系数分成若干块进行阈值处理, 在全局适应性和空间适应性方面有了提升, 但还是涉及到如何正确选择“块”大小和阈值问题。文献[10]提出了通过合理选择多小波基进行去噪的方法, 其关键是找到合适的预处理方法。文献[11]结合模糊中值滤波和模糊均值滤波两者的优点, 通过加权滤波的方法对信号进行去噪, 但滤波因子选择不合适将会影响去噪效

基金项目: 国家自然科学基金项目(51077058)

果。文献[12]提出了利用数学形态滤波方法进行去噪,其难点是如何选择适合电能质量信号的结构元素。文献[13]提出了利用高斯滤波器进行去噪,其对滤除服从正态分布的噪声是很有效的,对其他类型的噪声去噪性能有待于进一步研究。文献[14]提出了基于似然比判决准则的滤波方法,去噪效果好能较完整的保留突变点的信息,但局部滑动估计窗的长度选择会影响去噪效果。文献[15]通过均值滤波预处理减小信号非平稳性对维纳滤波参数估计的影响;再对维纳滤波结果进行阈值处理,在去噪和突变点信息保留两方面都有了改善。

采用两个小波基的维纳滤波算法在图像处理领域已经取得很好的效果^[16-17]。而且小波变换和维纳滤波具有很好的互补性,即可将小波变换的低熵、多分辨率及去相关优势与维纳滤波的最小均方误差统计特性结合进行滤波。本文在上述算法的基础上,结合小波和维纳滤波两者的去噪优点,提出了基于 Bayes 估计的双小波维纳滤波电能质量信号去噪算法,首先在第一个小波域进行基于 Bayes 估计的小波阈值去噪技术估计含噪信号的期望信号,然后在第二个小波域将含噪信号和估计信号分别进行小波变换,用估计信号的小波系数设计维纳滤波器,然后对含噪信号的小波系数进行维纳滤波再反变换,从而实现去噪功能。同其他常用小波阈值去噪算法相比较,本文算法在仿真中得到了较好的去噪效果。

1 双小波维纳滤波器构造及滤波策略

1.1 维纳滤波算法

维纳滤波器以加性噪声且信号和噪声均为平稳随机过程为前提,以最小均方误差(Minimum Mean Squared Error)为准则,在最小均方误差意义上具有最优性能,是经典的去高斯白噪声方法。维纳滤波器的输入-输出关系如图1所示。

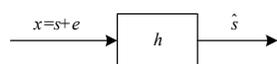


图1 维纳滤波器的输入-输出关系
Fig.1 Input-output relation of Wiener filter

叠加有噪声的电能质量信号 $x(i)$ 可以表示为

$$x(i) = s(i) + e(i) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中: i 为信号点的位置; N 为信号长度; $s(i)$ 是电能质量信号,包括基波和扰动; $e(i)$ 是噪声信号,独立同分布且服从 $N(0, \sigma^2)$,且 $e(i)$ 与 $s(i)$ 独立。将式(1)简写为 $x = s + e$ 。

维纳滤波后求得 s 的估计值 \hat{s} 为(如图1所示):

$$\hat{s}(i) = h(i) \otimes x(i) \quad (2)$$

式中: \otimes 表示卷积运算; $h(i)$ 为维纳滤波器的冲击响应,要使最小均方误差最小,维纳滤波器的频域解应满足式(3)。

$$H(\omega) = \frac{P_{xs}(\omega)}{P_{xx}(\omega)} \quad (3)$$

其中: $H(\omega)$ 为维纳滤波器的频率响应; $P_{xs}(\omega)$ 为 $x(i)$ 与 $s(i)$ 的互功率谱; $P_{xx}(\omega)$ 为 $x(i)$ 的自功率谱。

因为 $s(i)$ 与 $e(i)$ 独立,且假设 $s(i)$ 为平稳高斯随机过程,其方差为 σ_s^2 ,则

$$H(\omega) = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \sigma_e^2} \quad (4)$$

式中, σ_e 为噪声标准差。通常 σ_s 和 σ_e 是未知的,如用其估计 $\hat{\sigma}_s$ 和 $\hat{\sigma}_e$ 代替,则 $s(i)$ 的估计为式(5)。

$$\hat{s}(i) = \text{IFFT} \left\{ \frac{\hat{\sigma}_s^2}{\hat{\sigma}_s^2 + \hat{\sigma}_e^2} \cdot \text{FFT}[x(i)] \right\} \quad (5)$$

式中, $\text{FFT}(\cdot)$ 及 $\text{IFFT}(\cdot)$ 分别表示快速傅里叶变换及其逆变换。

为了减小信号非平稳性对维纳滤波的影响,常采用空间自适应维纳滤波,其所用参数是由局部数据,即某个邻域上的系数所估计得到的,但是直接对原始信号进行空间自适应维纳滤波,可以使信噪比得到一定的提高,而去噪后的信号仍然保留了较多的噪声,信号的主观质量不高,主要是由于真实信号模型无法事先获得,造成与估计信号模型不匹配,而无法满足最小均方误差条件。

1.2 小波域维纳滤波算法

设 $W_\alpha(j) = U_\alpha(j) + V_\alpha(j)$ 为式(1)相对应的小波系数, $W_\alpha(j)$ 表示信号在尺度 α 上的第 j 个小波系数,上式简写成 $W = U + V$ 。

小波变换对信号具有近似解相关的作用,并将信号能量集中在一个相对较小的子空间上。对很多信号,小波变换可以作为一近似的 Karhunen-Loeve 基,对于得到的小波系数,在一定意义上可以认为是相互独立的,所以可在小波域进行维纳滤波^[18]。则传统的小波域维纳滤波器为式(6)。

$$H_w(j) = \frac{U_\alpha^2(j)}{U_\alpha^2(j) + \sigma_n^2} \quad (6)$$

它也要求事先已知原始信号的 $U_\alpha(j)$ 和噪声方差 σ_n^2 ,其中 σ_n 由 Donoho 的鲁棒性中值估计得到^[19-20]。

$$\hat{\sigma}_n = \frac{\text{median}(|W_\alpha(j)|)}{0.6745} \quad (7)$$

式中, $\text{median}(\cdot)$ 表示取信号的中间值, 但信号 $U_\alpha(j)$ 无法事先获得, 因此在实际应用中都采用经验维纳滤波器。

$$H_w(j) = \frac{\hat{U}_\alpha^2(j)}{\hat{U}_\alpha^2(j) + \hat{\sigma}_n^2} \quad (8)$$

用真实信号的估计 $\hat{U}_\alpha(j)$ 代替 $U_\alpha(j)$, 经滤波最终得到去噪后的小波系数:

$$\tilde{U}_\alpha(j) = H_w(j)W_\alpha(j) \quad (9)$$

再经小波逆变换得到去噪信号。

1.3 双小波维纳滤波算法

双小波维纳滤波算法^[16] (简称 DWWF): 算法流程如图 2 所示。首先在第一个小波域 W_1 中利用硬阈值方法估计期望信号 \hat{s}_1 ; 然后在第二个小波域 W_2 中, 对含噪信号 x 和估计的期望信号 \hat{s}_1 分别进行小波变换, 得到 W_2 和 \hat{U}_{21} ; 由 \hat{U}_{21} 利用式 (8) 设计经验维纳滤波器 $H_w(j)$, 再利用式 (9) 得到 $\tilde{U}_2(j)$; 最后经反变换得到去噪信号 \hat{s} 。

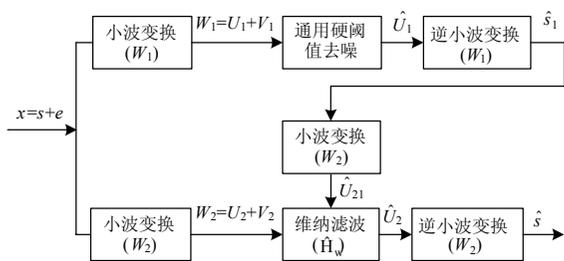


图 2 双小波维纳滤波算法流程图

Fig.2 Flow chart of double-wavelet Wiener filtering algorithm

双小波维纳滤波算法主要是利用两个小波基, 使得在 W_1 域中被硬阈值函数置为 0 的真实信号的小波系数在 W_2 域中得到部分恢复, 从而改善了去噪效果。从信号小波分解的角度看, 由于真实信号小波系数的稀疏性, 使得一个小波基函数能够比另外一个更好地捕捉到信号的某些特定特征, 从而形成信号表示的互补。

2 本文算法的设计

从以上分析可知, 对于双小波维纳滤波算法的改进主要有两条途径: 1) 采用能量集中性质比较好的小波变换, 这牵涉到最优小波滤波器的设计问题; 2) 提高对期望信号 \hat{s}_1 的估计精度, 采取比硬阈值方式精确的方法来获得信号的估计。本文采用后一种方法对算法进行改进。

文献[21]通过最小化贝叶斯风险函数, 得到一个随尺度自适应调整、称为 Bayes 阈值的估计公式, 如式 (10) 所示。

$$T_B(\sigma_\alpha) = \frac{\sigma_n^2}{\sigma_\alpha} \quad (10)$$

式中: 小波域噪声标准差 σ_n 按式 (7) 计算; σ_α 为信号小波系数在不同尺度 α 中的方差, 按式 (11)、(12) 估计

$$\sigma_w^2 = \frac{1}{n_\alpha} \sum_{j=1}^{n_\alpha} W_\alpha^2(j) \quad (11)$$

$$\sigma_\alpha = \sqrt{\max(\sigma_w^2 - \sigma_n^2, 0)} \quad (12)$$

式中, n_α 为尺度 α 上小波系数的个数。

Bayes 阈值收缩算法的去噪步骤为: 先对含噪信号进行离散小波变换; 再按式 (10) ~ (12) 进行参数估计得到不同尺度 α 上的阈值, 采用软阈值规则处理小波系数; 最后经小波逆变换得到去噪信号。

基于 Bayes 估计的小波阈值去噪算法在信噪比、均方误差方面均优于常见的阈值去噪算法, 如通用硬阈值算法, 通用软阈值算法, 交叉验证 (Cross Validation, CV) 软阈值算法, 无偏风险 (Stein's unbiased risk estimator, Sure) 软阈值算法^[22] (具体结果见表 1)。基于以上考虑, 本文算法主要改进在于: 在 W_1 域中采用 Bayes 软阈值去噪算法代替图 2 中的通用硬阈值去噪算法以得到期望信号的估计 \hat{s}_1 。

3 实验结果及讨论

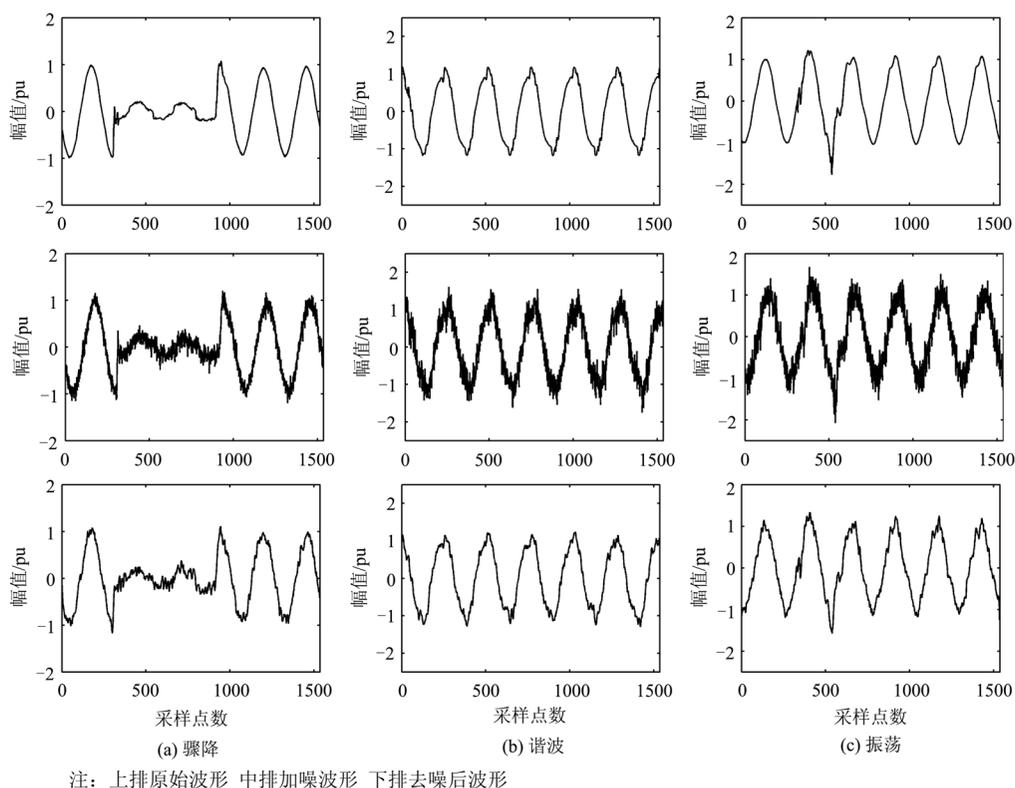
3.1 不同阈值去噪算法的仿真

实验选取从实际电网中采集到的不同电能质量扰动信号进行测试^[23], 信号长度为 6 个周期 (50 Hz), 采样频率 12.8 kHz, 取标么值 (pu), 如图 3 所示。在信号的去噪处理中, 判断去噪效果的好坏主要有信噪比 (SNR) 及信号的均方误差 (MSE) 两个标准。一般 SNR 越大, MSE 越小, 去噪效果越好。由于实验中噪声是人为加上去的、可假设真实信号 $s(i)$ 已知, 则 SNR 和 MSE 的计算式分别为

$$SNR = 10 \cdot \text{LOG} \left[\frac{\sum_{i=1}^N s^2(i)}{\sum_{i=1}^N (\hat{s}(i) - s(i))^2} \right] \text{ (dB)} \quad (13)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{s}(i) - s(i))^2 \quad (14)$$

式中: i 为信号点的位置; N 为信号长度; $s(i)$ 为第 i 个点真实信号值; $\hat{s}(i)$ 为第 i 个点经过去噪处理后的值。两者的关系为式 (15)。



注: 上排原始波形 中排加噪波形 下排去噪后波形

图3 本文算法去噪前后效果比较 (σ=0.1)

Fig.3 Comparison of denoising effect for different waveforms (σ=0.1)

$$SNR = 10 \cdot \text{LOG} \left[\frac{\sum_{i=1}^N s^2(i)}{N * MSE} \right] \text{ (dB)} \quad (15)$$

可见, 实验中这两种指标只需列出一种即可。小波函数使用消失矩为6的dB6, 进行3尺度分解, 为了避免一次加噪产生的随机影响, 每个噪声水平下重复做5次实验, 取5次平均的SNR, 不同阈值去噪算法处理结果如表1所示。

表1中, 当噪声强度很小时(如σ=0.01和0.03), Bayes软阈值算法对应的去噪信号的信噪比Sure软阈值算法稍小一些; 但当噪声强度逐渐增加时, Bayes软阈值算法能够产生最大信噪比, 在骤降、谐波、振荡等各类电能质量扰动信号的实验中得到了相同结论。

3.2 本文算法的仿真

实验信号、噪声水平同上, 第一个小波W₁选为dB6, 第二个小波W₂为dB4, 都进行3尺度分解。参与实验的方法有: 基于通用硬阈值的DWFF算法(简称DWFF(Hard))、基于通用软阈值的DWFF算法(简称DWFF(Soft))、基于CV软阈值的DWFF算法(简称DWFF(CV))、基于Sure软阈值的DWFF算

表1 不同阈值去噪算法对图3所示信号的仿真实验结果 (SNR)

Tab.1 Experiment results (SNR) of different thresholding denoising algorithms for the signals in Fig.3

噪声σ	原始信号	算法1	算法2	算法3	算法4	算法5
(a) 骤降						
0.01	34.151 3	35.558 8	35.198 2	35.458 3	37.268 3	36.812 3
0.03	25.034 4	29.147 2	29.501 7	28.586 2	31.487 7	31.103 6
0.05	20.672 7	26.891 7	26.963 3	26.646 6	27.388 5	27.670 7
0.1	14.428 6	22.450 2	22.676 4	22.668 8	22.486 1	22.756 6
0.2	8.404 0	17.281 3	17.311 4	17.359 7	17.295 7	17.517 5
0.5	0.518 4	8.476 9	8.721 8	8.635 6	8.562 6	8.773 0
(b) 谐波						
0.01	38.066 0	38.582 8	38.312 6	38.526 5	40.154 8	39.950 5
0.03	28.172 7	30.178 0	30.092 5	30.119 9	33.199 7	32.927 0
0.05	23.651 5	28.673 1	28.675 2	28.709 1	29.369 1	29.704 0
0.1	17.984 6	25.402 5	25.780 5	25.472 6	25.709 6	25.871 2
0.2	11.775 8	20.237 6	20.558 9	20.149 1	20.291 3	20.561 0
0.5	3.846 4	12.493 8	13.028 5	13.030 8	12.428 5	13.183 4
(c) 振荡						
0.01	36.992 1	37.851 3	37.411 1	37.682 0	40.062 3	39.757 9
0.03	27.568 9	31.939 6	31.245 1	30.234 0	33.851 2	33.776 2
0.05	23.437 1	29.813 5	29.923 8	28.919 7	30.727 4	30.849 9
0.1	17.370 1	25.401 5	25.571 6	25.435 3	25.545 8	25.735 3
0.2	11.236 9	19.586 1	19.809 2	19.812 5	19.763 2	19.884 8
0.5	3.170 8	12.075 7	12.115 5	12.084 5	12.109 1	12.280 2

注: 算法1~5分别代表通用硬阈值、通用软阈值、CV软阈值、Sure软阈值、Bayes软阈值这五种去噪算法

法(简称DWWF(Sure))、本文基于Bayes软阈值的DWWF算法(简称DWWF(Bayes))。其中第一个为文献[16]中的方法,同样在每个噪声水平下重复做5次实验,取5次平均值,表2给出了噪声标准差 σ 分别为0.01、0.03、0.05、0.1、0.2、0.5时上述5种算法的实验对比结果,从中可看出DWWF(Bayes)算法相对于其前面4种算法的优越性,同时也优于前述5种阈值去噪算法。

表2 不同DWWF算法对图3所示信号的仿真实验结果(SNR)

Tab.2 Experiment results (SNR) of different DWWF algorithms for the signals in Fig.3

噪声 σ	原始信号	算法1	算法2	算法3	算法4	算法5
(a) 骤降						
0.01	34.537 5	36.995 1	36.635 5	36.756 3	37.349 0	37.025 6
0.03	25.148 8	29.903 2	29.683 3	29.288 7	31.605 4	31.551 6
0.05	20.317 0	26.789 5	26.812 1	26.676 6	27.279 6	27.649 4
0.1	14.424 6	22.523 7	22.735 7	22.734 1	22.681 6	22.934 1
0.2	8.031 5	16.925 7	17.188 3	17.196 3	16.923 0	17.274 4
0.5	0.705 2	9.505 9	10.028 6	10.028 9	9.712 7	10.128 9
(b) 谐波						
0.01	37.794 3	38.708 1	38.266 9	38.440 2	39.921 1	39.634 4
0.03	28.270 3	30.508 1	30.275 7	30.327 1	33.564 9	33.359 6
0.05	23.733 3	28.731 6	29.381 4	28.879 7	29.588 3	29.885 2
0.1	17.707 1	25.808 5	25.913 1	25.903 5	25.225 1	25.931 8
0.2	11.672 4	20.599 1	20.855 4	20.855 3	20.558 1	20.855 3
0.5	3.846 9	13.069 0	13.201 7	12.927 4	13.131 9	13.341 7
(c) 振荡						
0.01	37.177 3	38.715 9	38.221 3	38.555 4	40.847 1	40.291 5
0.03	27.563 2	32.054 0	31.825 4	31.182 0	34.128 6	33.996 6
0.05	22.965 2	29.739 6	30.013 7	29.765 8	30.274 8	30.638 5
0.1	17.201 5	25.710 8	25.734 5	25.485 5	25.319 6	25.759 0
0.2	11.424 8	19.930 1	20.073 9	20.124 9	19.428 5	20.388 8
0.5	3.242 4	12.180 2	12.380 8	12.381 1	12.169 5	12.476 4

注:算法1~5分别代表DWWF(Hard)、DWWF(Soft)、DWWF(CV)、DWWF(Sure)、DWWF(Bayes)这五种去噪算法

现在观察DWWF(Bayes)算法在实际不同的电能质量扰动信号去噪处理中的表现,特选取实际电网中采集到的骤降、谐波、振荡暂态三种典型的扰动信号^[23],实验所加噪声标准差 σ 为0.1,原始波形、信号加噪后的波形及去噪后的波形如图3所示。从滤波效果图3可以看出,本文算法对不同电能质量扰动信号都有很好的去噪效果。

3.3 讨论

信号的小波系数服从广义的高斯分布,并且主要集中在数量较少幅值较大的小波系数上,而噪声分布在数量较多,幅值较小的小波系数上^[19],因此

从上述实验可以看出:1)硬阈值及软阈值处理方法通常以选定的某个阈值对各尺度空间的小波系数进行截断处理,实质是将小波系数幅值比阈值小的系数视为噪声系数,将其去除这在一定程度上破坏了信号信息的完整性,造成小部分有用信号的丢失。软阈值处理方式是连续的,它将所有非零系数向零收缩,而硬阈值处理方式是不连续的,因此硬阈值方式处理的信号较软阈值方式处理的信号粗糙;2)由于CV软阈值算法是一种以MSE准则确定阈值的统计方法,即使MSE能够达到一个最优值,但也有可能估计信号波形在局部上与实际信号相比存在较大的偏差,其滤波效果仍不理想;3)Sure软阈值算法采用使重构误差极小确定阈值,能获得较为满意的滤波效果,但结果中有时会含有“毛刺”;4)Bayes软阈值算法通过极小化贝叶斯风险得到阈值,而且当噪声强度逐渐增加时,Bayes软阈值算法能够产生最大信噪比,适合去噪。同时结合双小波维纳滤波算法,其滤波效果进一步得到提升。

4 结论

本文提出了一种基于Bayes估计的双小波维纳滤波的电能质量信号去噪算法,其同时利用了两个小波基,使得在 W_1 域中被阈值函数置为0的真实信号的小波系数在 W_2 域中得到部分恢复,而基于Bayes估计的小波阈值去噪方法在信噪比、均方误差等方面均优于一些常用的小波阈值去噪方法,两者结合从而进一步改善了去噪效果。实验结果证明了本文算法的有效性而且效果良好。不过,影响去噪效果的因素有:对信号 σ^2 估计的准确性,小波及相关参数的选取,以及小波分解尺度等,对此可进行进一步的研究。

参考文献

- [1] Yang H T, Liao C C. A de-noising scheme for enhancing wavelet-based power quality monitoring system[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2003, 16(3): 353-360.
- [2] 李鹏, 杨洪耕. 基于DWT的自适应电能质量信号压缩及消噪[J]. 继电器, 2004, 32(20): 5-9.
LI Peng, YANG Hong-geng. Adaptive power quality signals compression and denoising based on DWT[J]. Relay, 2004, 32(20): 5-9.
- [3] 唐良瑞, 杨雪. 基于模糊理论的电能质量检测去噪算法[J]. 继电器, 2006, 34(6): 44-48.
TANG Liang-rui, YANG Xue. A denoising method of power quality detection based on fuzzy theory[J]. Relay, 2006, 34(6): 44-48.
- [4] 李加升, 黄文清, 戴瑜兴. 基于自定义闭值函数的小波去噪算法[J]. 电力系统保护与控制, 2008, 36(19): 21-24.

- LI Jia-sheng, HUANG Wen-qing, DAI Yu-xing. Wavelet-based power quality disturbances de-noising by customized thresholding[J]. Power System Protection and Control, 2008, 36(19): 21-24.
- [5] 张全明, 刘会金, 兰泉妮. 基于小波混合阈值方法的电能质量信号去噪[J]. 电力自动化设备, 2008, 28(8): 28-30, 35.
- ZHANG Quan-ming, LIU Hui-jin, LAN Quan-ni. Power quality signal denoising based on wavelet hybrid threshold method[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28 (8): 28-30, 35.
- [6] 张全明, 刘会金, 周新启, 等. 电能质量信号的小波软阈值去噪方法[J]. 高电压技术, 2006, 32(1): 99-101.
- ZHANG Quan-ming, LIU Hui-jin, ZHOU Xin-qi, et al. Wavelet soft-threshold denoising method of power quality signal[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32 (1): 99-101.
- [7] 卢松升, 刘正之. 基于小波的电力系统信号预定阈值去噪技术[J]. 电工技术学报, 2005, 20 (11): 97-100, 110.
- LU Song-sheng, LIU Zheng-zhi. Wavelet-based predefined-threshold denoising technique to power system signal[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20 (11): 97-100, 110.
- [8] 欧阳森, 宋政湘, 王建华, 等. 基于信号相关性和小波方法的电能质量去噪算法[J]. 电工技术学报, 2003, 18 (3): 111-116.
- OUYANG Sen, SONG Zheng-xiang, WANG Jian-hua, et al. A power quality signals de-noising algorithm based on signals multi-scales correlation and the wavelet transform theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2003, 18 (3): 111-116.
- [9] 黄文清, 戴瑜兴. 电能质量扰动的 Block-Thresholding 去噪方法[J]. 电工技术学报, 2007, 22 (10): 160-166.
- HUANG Wen-qing, DAI Yu-xing. Block-thresholding approach for power quality disturbance denoising[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2007, 22 (10): 160-166.
- [10] 刘志刚, 曾怡达, 钱清泉. 多小波在电力系统信号消噪中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24 (1): 30-34.
- LIU Zhi-gang, ZENG Yi-da, QIAN Qing-quan. Denoising of electric power system signals based on different multiwavelets[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24 (1): 30-34.
- [11] 唐良瑞, 杨雪. 基于三角模融合算子的电能质量去噪算法[J]. 电工技术学报, 2007, 22 (9): 154-158.
- TANG Liang-rui, YANG Xue. A de-noising method of power quality based on triangle module operator[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2007, 22 (9): 154-158.
- [12] Ouyang S, Wang J H. A new morphology method for enhancing power quality monitoring system[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2007, 29 (2): 121-128.
- [13] 唐良瑞, 祁兵, 杨雪, 等. 一种基于高斯滤波器的电能质量信号去噪算法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (10): 18-22.
- TANG Liang-rui, QI Bing, YANG Xue, et al. A de-noising method of power quality signal based on Gaussian filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26 (10): 18-22.
- [14] 唐良瑞, 尚飞, 祁兵. 基于似然比判决准则的电能质量去噪算法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (23): 49-54.
- TANG Liang-rui, SHANG Fei, QI Bing, et al. A de-noising algorithm of power quality signals based on decision criterion of likelihood ratio[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26 (23): 49-54.
- [15] 唐良瑞, 赵春辉. 基于维纳滤波的电能质量检测去噪算法[J]. 计算机应用研究, 2007, 24 (7): 199-201.
- TANG Liang-rui, ZHAO Chun-hui. Method of power quality detection de-noising based on wiener filtering[J]. Application Research of Computers, 2007, 24 (7): 199-201.
- [16] Ghael S, Sayeed A, Baraniuk R, et al. Improved wavelet denoising via empirical Wiener filtering[C]. //Proc of SPIE Vol. 3169. Washington, USA: 1997: 389-399.
- [17] Kazubek M. Wavelet domain image denoising by thresholding and wiener filtering[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10 (11): 324-326.
- [18] Mallat S. A wavelet tour of signal processing[M]. London: Academic Press, 1998.
- [19] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [20] Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Assoc, 1995, 90 (12): 1200-1224.
- [21] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Trans Image Processing, 2000, 9 (9): 1532-1546.
- [22] 潘泉, 张磊, 孟晋丽, 等. 小波滤波方法及应用[M]. 清华大学出版社, 2005: 8-10.
- [23] Proc IEEE Power Eng Soc. working group P1433 power quality[EB/OL]. <http://grouper.ieee.org/groups/1433/>.

收稿日期: 2010-03-11; 修回日期: 2010-05-18

作者简介:

张明(1970-), 男, 博士研究生, 研究方向为电能质量分析, 信号处理技术在电力系统中的应用; E-mail: zmcock@yahoo.com.cn

李开成(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电磁测量、光纤电流电压互感器、电能质量分析等;

胡益胜(1970-), 男, 博士研究生, 研究方向为改善电能质量应用的研究。