

TAO Ke, ZHU Jianjun. A Hybrid Indicator for Determining the Best Decomposition Scale of Wavelet De-noising[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2012, 41(5): 749-755. (陶珂, 朱建军. 多指标融合的小波去噪最佳分解尺度选择方法[J]. 测绘学报, 2012, 41(5): 749-755.)

多指标融合的小波去噪最佳分解尺度选择方法*

陶 珂, 朱建军

中南大学 地球科学与信息物理学院, 湖南 长沙 410083

A Hybrid Indicator for Determining the Best Decomposition Scale of Wavelet Denoising

TAO Ke, ZHU Jianjun

School of Geosciences and Info-physics, Central South University, Changsha 410083, China

Abstract: A hybrid indicator is proposed to determine the best grading scale of wavelet de-noising. The variation rule of the root mean square error, signal to noise ratio and smoothness with regard to the decomposition scale is employed to develop the hybrid indicator. Different characteristics in the process of wavelet de-noising are considered to define the hybrid indicator, and the best decomposition scale can be determined by identifying the inflection point of the hybrid indicator. A series of experiments on different signals are utilized to test the effectiveness of the hybrid indicator. The comparisons with current methods are further used to demonstrate the advantages of the hybrid indicator.

Key words: wavelet analysis; wavelet de-noising; best decomposition scale; surveying data processing

摘 要: 借助最小均方根误差、信噪比及光滑度变化随小波分解尺度增加的收敛特性, 提出了一种多指标融合的小波去噪最佳分解尺度选择方法。该方法利用信息熵来融合小波去噪过程中不同方面的变化特征, 能够更全面地反映小波去噪结果与分解尺度间的对应关系; 通过定量识别融合指标变化的拐点, 能够有效识别小波去噪的最佳分解尺度。针对不同类型的去噪信号进行试验分析并与现有方法进行比较, 验证了该方法的有效性 with 优越性。

关键词: 小波分析; 小波去噪; 最佳分解尺度; 测量数据处理

中图分类号: P223

文献标识码: A

文章编号: 1001-1595(2012)05-0749-07

1 引 言

数据去噪是大地测量数据处理的一项首要工作, 直接影响后续数据处理结果的可靠性。近年来, 小波分析以其良好的时频局部化、多分辨率分析及处理非线性问题的能力, 已经在大地测量数据去噪方面得到了广泛应用^[1-4]。小波去噪时, 信号的分解与重构尺度对去噪结果具有很大影响。分解与重构的尺度过小时, 数据中将仍存在较多噪声数据; 尺度过大时, 则会把部分细节信息当作噪声剔除。因此, 合理确定小波分解与重构的最佳尺度对于提高小波去噪的可靠性与有效性具有重要的价值, 也是当前小波去噪研究中的一个难点问题。

现有小波去噪分解尺度的定量选择方法主要可以分为两类: ① 基于信号特征的方法^[4-10]; ② 基于噪声特征的方法^[11-16]。现有基于信号特征的方法主要根据去噪信号的均方根误差、熵、相

关性等的变化规律指导最佳分解尺度选择。文献[4—5]提出当去噪后信号均方根误差变化较小时分解尺度为最佳; 文献[6]依据小波基与信号长度的变化特征确定最佳的分解尺度; 文献[7—8]根据小波系数熵和小波变换功率谱的变化特征进行最佳分解尺度的选择; 文献[9]采用小波重构信号与原始信号的相关性来确定最佳分解尺度; 文献[10]将均方根误差、相关系数、信噪比及光滑度归一化后求和, 利用极值来确定最佳分解尺度。现有基于噪声特征的方法首先假设信号中的噪声为白噪声, 然后通过建立假设检验条件进行判定, 超过条件即停止分解。文献[11—12]分别发展了采用卡方白化检验与 K-S 白化检验对小波分解的高频系数进行检验。文献[13]首先对小波分解高频系数进行奇异谱分解来确定最佳分解尺度。文献[14—16]发展了类似的小波去相关白化检验方法。

然而实际应用中, 现有小波分解尺度选择

* 谨以此文祝贺宁津生院士 80 华诞

方法存在一定局限:① 现有基于信号特征的方法中,单一指标的变化规律经常不够准确,无法进行判断;② 现有基于噪声特征的方法,需要借助白噪声假设条件,若噪声不满足这一假设,其判断准确性则难以保证。而且,此类方法均需要数据满足经典统计学理论的大样本条件,而小波分解过程中高频系数的个数以指数降低,难以满足概率分布假设。因此,发展更为准确、更具普适性的小波去噪最佳分解尺度选择方法需要引起充分的重视。为此,本文试图从信号本身的特征的出发,发展一种新的小波分解尺度选择方法。其主要研究思路在于提取信号去噪过程中的多方面变化规律,进而将多类特征进行融合,从更全面的角度描述信号随小波分解尺度变化而表现出的客观规律。最终,通过识别信号定量变化特征与小波分解尺度的对应关系,进行小波去噪最佳分解尺度的选择。下面,具体介绍本文发展的多指标融合的小波去噪分解尺度选择方法。

2 多指标融合的小波去噪最佳分解尺度选择

要将多个小波去噪最佳分解尺度选择的指标融合,涉及 3 个核心问题:选择哪些指标、如何融合、如何识别最佳分解尺度。下面分别对这 3 个问题的解决进行具体阐述。

2.1 融合指标的选择

融合指标选择的关键在于确定能够从不同角度描述去噪信号特征的定量表达方法。现有对小波去噪信号的描述指标主要包括均方根误差,信噪比,互相关系数以及平滑度等^[4,10]。均方根误差指分解与重构信号与原始信号的均方根误差,其值越小表示去噪效果越好。信噪比指原始信号能量与噪声能量的比值,一般认为,信噪比越高,滤波效果越好。平滑度指标指去噪后信号的差分数的方差根与原始信号的差分数的方差根之比,信号越光滑,平滑度指标的数值越小,去噪效果越好。互相关系数指小波去噪后的信号与理论参考信号的相似度,其值越接近 1,去噪信号与原信号的拟合程度越好。据此可知:① 均方根误差实际上体现了信号的整体偏差信息;② 信噪比体现了噪声信息对整体信号的影响;③ 平滑度体现了信号的局部变异信息,即是否有较多的局部突变;④ 互相关系数体现了去噪信号与理论参考信号的拟合信息。由于实际中理论参考信号未知,互

相关系数计算的准确性不高,且互相关系数与均方根误差均为信号整体偏差信息的度量,具有很大的重叠性,故本文中 choice 均方根、信噪比及平滑度 3 个指标来构造融合指标。由于实际信号是未知的,故无法直接通过与真实信号的比较来描述去噪信号的特征。为此,借助变化率特征^[4,5,7-8,10]来重新构造了 3 个描述指标:均方根误差变化量(vr_m)、信噪比变化量($vsnr$)以及平滑度变化量(vr),具体表达如下

$$vr_m(m) = RMSE(m+1) - RMSE(m) \quad (1)$$

式中, $vr_m(m)$ 表示尺度 $m+1$ 与尺度 m 间的均方根误差变化量; $RMSE(m)$ 表示第 m 分解尺度下的均方根误差,表达为

$$RMSE(m) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(i) - \hat{f}_m(i)]^2} \quad (2)$$

式中, $f(i)$ 表示原始信号; $\hat{f}_m(i)$ 表示 m 尺度下的分解重构信号; n 表示信号长度。

$$vsnr(m) = |SNR(m+1) - SNR(m)| \quad (3)$$

式中, $vsnr(m)$ 表示尺度 $m+1$ 与尺度 m 间信噪比变化量; $SNR(m)$ 表示第 m 分解尺度下的信噪比,表达为

$$SNR = 10 \times \lg(\text{power}_{\text{signal}} / \text{power}_{\text{noise}}) \quad (4)$$

$$\left. \begin{aligned} \text{power}_{\text{signal}} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f^2(i) \\ \text{power}_{\text{noise}} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [f(i) - \hat{f}(i)]^2 = RMSE^2 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

$$vr(m) = |r(m+1) - r(m)| \quad (6)$$

式中, $vr(m)$ 表示尺度 $m+1$ 与尺度 m 间的平滑度变化量; $r(m)$ 表示第 m 分解尺度下的平滑度,表达为

$$r(i) = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} [\hat{f}_m(i+1) - \hat{f}_m(i)]^2}{\sum_{i=1}^{n-1} [f(i+1) - f(i)]^2} \quad (7)$$

实际中,均方根误差变化量、信噪比变化量以及平滑度变化量伴随着分解尺度的增加均表现出明显的收敛特性,如图 1 所示,信噪比为 2 的 Blocks 标准信号采用 haar 小波基进行多层次分解去噪后,均方根误差变化量、信噪比变化量以及平滑度变化量归一化后的变化趋势(横轴表示分解尺度),可见分解尺度大于 4 或 5 后,指标值均趋于平缓。本文借助这一特性进一步构造融合的评价指标进行小波分解尺度选择。

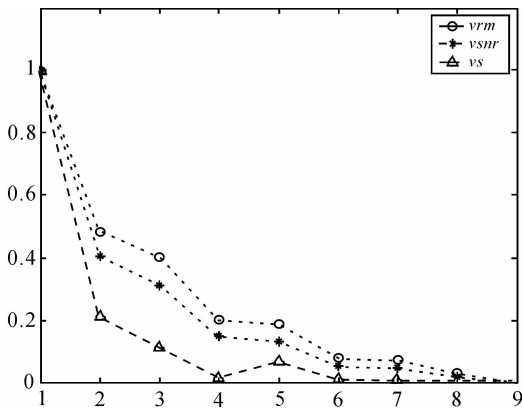


图 1 均方根误差变化量、信噪比变化量以及平滑度变化量

Fig. 1 Variations of vrm , $vsnr$ and vs

2.2 多指标融合方法

由图 1 可见,均方根误差变化量、信噪比变化量以及平滑度变化量随去噪尺度的增加,其变化存在一定的趋势。为了更全面反映信号的变化特征,本文对多指标进行融合。在信息论中,熵是对于信息不确定性的一种度量。信息的量越大,其不确定性就越小,熵也就越小;反之,信息量越小,不确定性越大,而熵也越大。根据熵的该特性,可以用熵值法对各指标进行加权融合,通过计算熵值来判断某个指标的离散程度,若某项指标值变异程度越大,指标的离散程度越大,该指标对于综合评价的影响越大,则该指标的权重越大;反之亦然。具体表达为

$$F(m) = \omega_{vrm} C_{vrm}(m) + \omega_{vsnr} C_{vsnr}(m) + \omega_{vs} C_{vs}(m) \quad (8)$$

式中, $F(m)$ 为加权融合指标; ω_{vrm} 、 ω_{vsnr} 、 ω_{vs} 分别表示由熵值计算得到的均方根误差变化量、信噪比变化量以及平滑度变化量所占权重; m 表示小波分解的尺度; C_{vrm} 、 C_{vsnr} 、 C_{vs} 分别表示均方根误差变化量、信噪比变化量以及平滑度变化量的归一

化结果,表达为

$$C_{vrm}(m) = [vrm(m) - vrm_{min}] / (vrm_{max} - vrm_{min}) \quad (9)$$

$$C_{vsnr}(m) = [vsnr(m) - vsnr_{min}] / (vsnr_{max} - vsnr_{min}) \quad (10)$$

$$C_{vs}(m) = [vs(m) - vs_{min}] / (vs_{max} - vs_{min}) \quad (11)$$

进一步,以归一化均方根误差变化量(C_{vrm})为例给出指标权重的计算方法

$$\omega_{C_{vrm}} = \frac{1 - H_{C_{vrm}}}{(1 - H_{C_{vrm}}) + (1 - H_{C_{vsnr}}) + (1 - H_{C_{vs}})} \quad (12)$$

$$H_{C_{vrm}} = - \left(\frac{1}{\ln(N)} \right) \sum_{i=1}^N P_i^{C_{vrm}} \ln P_i^{C_{vrm}} \quad (13)$$

$$P_i^{C_{vrm}} = C_{vrm}(i) / \sum_{i=1}^N C_{vrm}(i) \quad (14)$$

式中, H 表示指标熵值; N 表示序列长度; P 表示概率。信噪比变化量以及平滑度变化量的熵值计算方法与式(13)和式(14)相同。

2.3 最佳分解尺度识别

现有研究^[4-5]以及本文试验发现,信号去噪过程中,某些指标(如均方根误差)存在收敛特性,即达到最佳分解尺度后,变化率显著降低并趋于平稳。这种特性与聚类分析有效性评价中经典的 Hubert's Γ 指数^[17]具有类似的特征,可以通过识别指标变化的拐点来识别最佳分解尺度。本文借鉴 Hubert's Γ 指数采用的拐点法来识别小波去噪的最佳分解尺度。依据 2.2 节中融合指标的计算方法,首先对信号进行多个尺度的分解(一般分解为 8~10 个尺度),获得融合指标序列。图 2(a)中展示了图 1 中 3 个变量加权融合后的结果,可以发现其变化曲线具有明显的收敛趋势。为得到更易于观察曲线的收敛趋势,同时与通常的分析习惯吻合,将原始数据分别减去最大值进行反转,如图 2(b)所示。

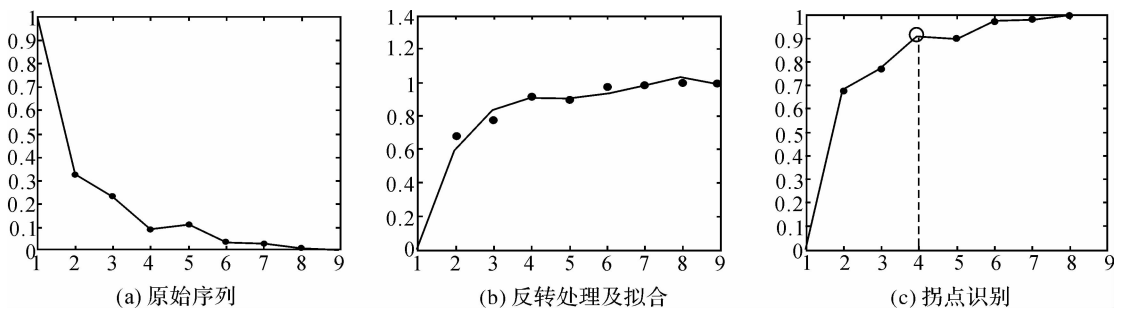


图 2 最佳分解尺度选择

Fig. 2 Identify the best decomposition scale

针对反转处理后的序列,进一步进行以下两步操作:① 异常值剔除,实际中可能出现个别的异常值偏离整体的变化趋势,本文首先采取最小二乘拟合对序列的整体变化趋势进行判断,拟合阶数取为 4^[17],进一步,采用小样本异常值判别的中位数绝对偏差法^[18],剔除可能存在的异常值,并用相应的拟合值代替,如图 2(b)中所示,实线为拟合曲线,通过判别发现没有异常值;② 拐点识别,将经过异常值处理后的序列连接,如图 2(c)所示,第 4 个值对应比较明显的拐点,故可以认为最大分解尺度为 5。通过计算原始理论参考信号与去噪后信号的均方根误差发现,分解尺度为 5 时去噪效果最佳,因此,通过拐点识别的结果与实际情况是吻合的。进一步,将采用 4 组试验来说明本文提出方法的有效性与优越性。

3 试验分析与比较

3.1 试验设计

设计试验数据时首先需要考虑两方面因素:① 为了能够准确地获得小波去噪质量的实际评价效果,需要选取真值已知的数据进行分析,即原始理论参考信号已知;② 为了全面反映小波去噪质量评价方法的应用效果,需要充分顾及实际去噪数据的固有特性。通过总结分析已有研究^[2-4,10],可以发现去噪数据主要存在 3 个方面主要差异:① 平滑度差异,即真实数据中是否存在

较多的突变;② 真实数据可能存在平稳和非平稳两种情况;③ 不同信噪比(高或低)的去噪信号。针对去噪信号的以上 3 方面差异,本文针对性地选择两组数据:Blocks 标准信号(如图 3(a)所示, $N=1024$)和一组模拟的变形监测数据 S (图 3(d)所示, $N=1024$),其中模拟数据为采用 3 个不同频率的正弦信号以及一个低频趋势信号叠加产生的变形监测数据

$$S=3\sin(2\pi t/500)+2\sin(2\pi t/200)+\sin(2\pi 7t/50)+0.001t \quad (15)$$

式中, B_1 (如图 3(b)所示)和 S_1 (如图 3(e)所示)为加入信噪比为 2 的白噪声的含噪信号, B_2 (如图 3(c)所示)和 S_2 (如图 3(d)所示)为加入信噪比为 10 的白噪声的含噪信号。本文设计的 4 组含噪信号可以充分顾及实际含噪信号的固有特点且真值已知,对去噪结果具有准确的先验知识。由于原始理论参考信号已知,即已知未加噪声的纯净信号,所以可求得重构信号与原始纯净信号的均方根误差值(区别于评价标准中的 RMSE),当该均方根误差最小时,视为最佳的去噪结果。为了进行比较分析,本文选取了基于均方根误差变化的方法^[4-5]、综合法^[10]、小波高频系数白化检验法^[11]以及小波去相关白化检验法^[14]等已有的 4 种方法进行试验对比。试验分析时,选取 3 种常用的小波基 haar、db8 和 sym6,进行 10 个层次的分解与重构。

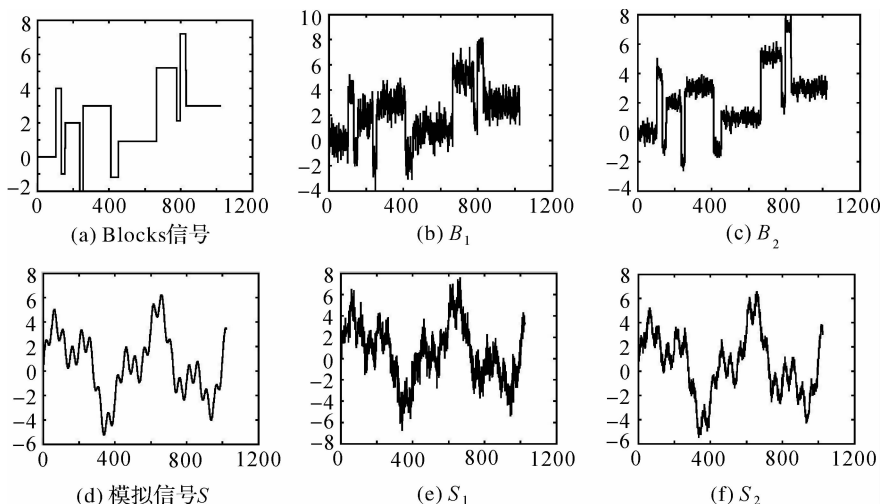


图 3 试验数据

Fig. 3 Experimental data

3.2 Blocks 标准数据试验分析与比较

通过对信号 B_1 计算重构信号与原始纯净信

号的均方根误差后发现:采用 haar 小波基在第 5 层上的去噪效果最好。信号 B_1 进行加权融合判

别的具体方法与结果已列于图 1 和图 2。进一步给出 4 种比较方法的判别结果,如图 4 所示。依据文献[4]中方法,均方根误差变化率小于 1.1 时,即为最佳分解尺度;综合法为最大值时为最佳分解尺度。分析图 4 中对比试验结果可以发现:① 均方根误差变化率与综合法均给出了错误的识别结果,而且过去噪时均方根误差法反而认为其效果更好;② 高频系数检验法以及小波去相关白化检验法均没有出现拒绝假设的情况,其根本原因在于样本数量过小,导致假设检验方法不能使用。

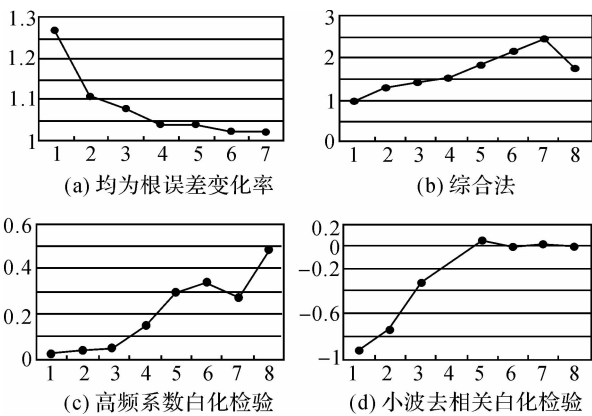


图 4 B_1 信号对比试验结果
Fig. 4 Experimental results of B_1

对于信号 B_2 ,通过计算重构信号与原始纯净信号的均方根误差后发现,采用 haar 小波基在第 3 或 4 层上的去噪效果最佳。如图 5 所示,本文方法识别的结果为第 3 尺度的效果最佳,与实际相吻合。图 6 中展示了 4 种对比方法对 B_2 信号的试验结果,同样可以发现没有一种方法可以正确地识别最佳的分解尺度。

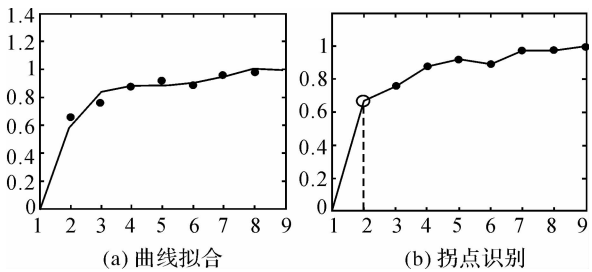


图 5 B_2 信号多指标融合试验结果
Fig. 5 Experimental results by the hybrid indicator B_2

3.3 模拟变形监测数据试验分析与比较

对于 S_1 信号为例,通过计算重构信号与原始纯净信号的均方根误差后发现,采用 db8 小波基

在第 4 层上的去噪效果最好。图 7 中所示的多指标融合方法的判别结果很好地与实际情况吻合,而图 8 中对比方法有的给出了错误的结论,如均方根误差变化率和综合法;有的无法进行判断,如高频系数白化检验和小波去相关白化检验。

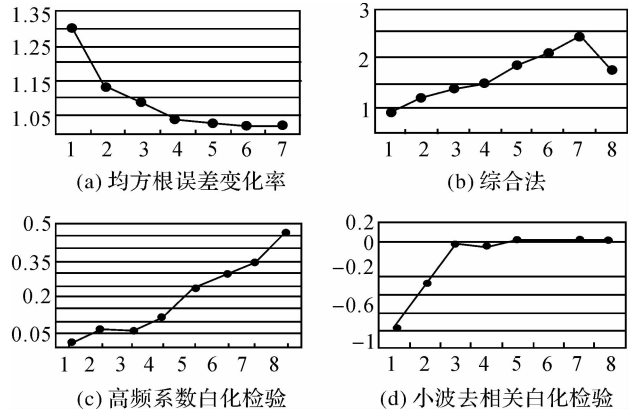


图 6 B_2 信号对比试验结果
Fig. 6 Experimental results of B_2

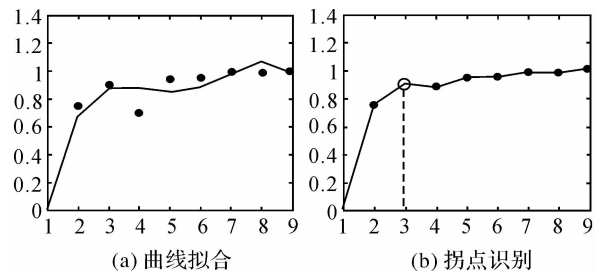


图 7 S_1 信号多指标融合试验结果
Fig. 7 Experimental results by the hybrid indicator S_1

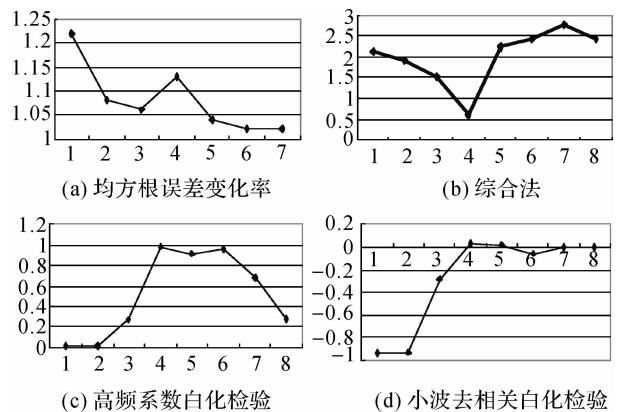


图 8 S_1 信号对比试验结果
Fig. 8 Experimental results of S_1

对于信号 S_2 ,通过计算重构信号与原始纯净信号的均方根误差后发现,采用 db8 小波基在第

3 层上的去噪效果最好。本文提出方法的识别结果如图 9 所示,其结论与实际情况相符。而图 10 中对比方法均无法正确指导最佳尺度的选择。

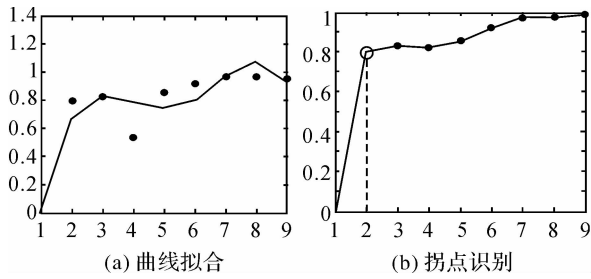


图 9 S_2 信号多指标融合试验结果

Fig. 9 Experimental results by the hybrid indicator S_2

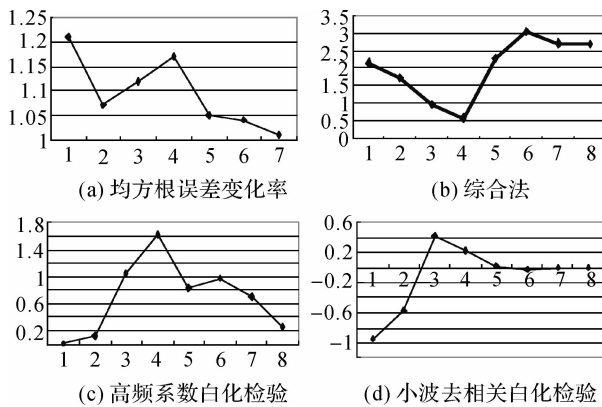


图 10 S_2 信号对比试验结果

Fig. 10 Experimental results of S_2

4 结论

提出一种多指标融合的小波去噪最佳分解尺度选择方法。通过融合去噪过程中信号均方根误差、信噪比及光滑度变化量构造了随小波分解尺度变化具有收敛特性的新统计量。最后,通过识别变化拐点的方法来识别小波去噪的最佳分解尺度。通过多组代表性数据的实际分析与比较发现:① 该方法可以有效地识别去噪的最佳尺度,且计算较为简便;② 与现有方法相比,该方法的准确性更好。进一步,将该方法在大地测量数据处理中进行实际应用,以进一步验证其实用性。

参考文献:

[1] NING Jinsheng, WANG Haihong, LUO Zhicai. Applications of Wavelet Analysis in Geodesy and Its Progress[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2004, 29(8): 659-663. (宁津生,汪海洪,罗志才.小波分

析在大地测量中的应用及其进展[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2004, 29(8): 659-663.)

- [2] HUANG Shengxiang, LIU Jingnan. A Novel Method for Reducing Noises in GPS Deformation Monitoring System [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2002, 31(2): 104-107. (黄声享,刘经南. GPS 变形监测系统中消除噪声的一种有效方法[J]. 测绘学报, 2002, 31(2): 104-107.)
- [3] WU Fumei, YANG Yuanxi. Integrated Navigation by Adaptive Filtering Based on Wavelet Threshold De-noising [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2007, 36(2): 124-128. (吴富梅,杨元喜. 基于小波阈值消噪自适应滤波的 GPS/INS 组合导航[J]. 测绘学报, 2007, 36(2): 124-128.)
- [4] WEN Hongyan. Research on Deformation Analysis Model Based on Wavelet Transform Theory[D]. Wuhan: Wuhan University, 2004. (文鸿雁. 基于小波理论的变形分析模型研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2004.)
- [5] DONOHO D L, JOHNSTONE L. Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [6] PU R, GONG P. Wavelet Transform Applied to EO-1 Hyperspectral Data for Forest LAI and Crown Dosure Mapping [J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(2): 212-224.
- [7] SUN W, MUKHERJEE R, STROEVE P, et al. A Multiresolution Approach for Line-edge Roughness Detection [J]. Microelectronic Engineering, 2009, 86(3): 340-351.
- [8] XU K, WANG X, LI Y. Fundamental Wave Extraction and Frequency Measurement Based on IIR Wavelet Filter Banks [J]. Measurement, 2007, 40(6): 665-671.
- [9] KAEWPIJIT S, MOIGNE J L, EIGHAZAWI T. Automatic Reduction of Hyperspectral Imagery Using Wavelet Spectral Analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(4): 863-871.
- [10] LI Zongchun, DENG Yong, ZHANG Guanyu, et al. Deformation Measurement of Abnormal Data in the Wavelet Transform to Determine the Best Series[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(3): 285-288. (李宗春,邓勇,张冠宇,等. 变形测量异常数据处理中小波变换最佳级数的确定[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2011, 36(3): 285-288.)
- [11] ZHANG Jixian, ZHONG Qiuhai, DAI Yaping. The Determination of the Threshold and the Decomposition Order in Threshold De-noising Method Based on Wavelet Transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(2): 118-122. (张吉先,钟秋海,戴亚平. 小波门限消噪法应用中分解层数及阈值的确定[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(2): 118-122.)
- [12] DU Wenliao, ZHU Rumin, LI Yanming. Adaptive Selection of Optimal Decomposition Level in Filtering Algorithm Based on Wavelet Transform [J]. Journal of Optoelectronics

- Laser, 2010, 21(9): 1408-1411. (杜文辽, 朱茹敏, 李彦明. 小波滤波分解层数的自适应确定方法[J]. 光电子·激光, 2010, 21(9): 1408-1411.)
- [13] CAI Tie, ZHU Jie. Adaptive Selection of Optimal Decomposition Level in Threshold De-noising Algorithm Based on Wavelet[J]. Control and Decision, 2006, 21(2): 217-220. (蔡铁, 朱杰. 小波阈值降噪算法中最优分解层数的自适应选择[J]. 控制与决策, 2006, 21(2): 217-220.)
- [14] WANG Wei, ZHANG Yingtang, REN Guoquan. Adaptive Selection and Simulation of Optimal Decomposition Level in Threshold De-noising Algorithm Based on Wavelet Transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(3): 526-530. (王维, 张英堂, 任国全. 小波阈值降噪算法中最优分解层数的自适应确定及仿真[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(3): 526-530.)
- [15] LI Wei, CHEN Xiaohui, MAO Haijie. A Study of Adaptive Optimal Decomposition Level in Threshold De-noising Algorithm Based on Wavelet Transform[J]. Computer Simulation, 2009, 26(3): 311-313. (李炜, 陈晓辉, 毛海杰. 小波阈值消噪算法中自适应确定分解层数研究[J]. 计算机仿真, 2009, 26(3): 311-313.)
- [16] LIU Bin, DAI Guiping. Adaptive Wavelet Thresholding Denoising Algorithm Based on White Noise Detection and 3σ Rule[J]. Journal of Transduction Technology, 2005, 18(3): 473-476. (刘彬, 戴桂平. 基于白化检验和 3σ 准则的小波阈值去噪算法[J]. 传感器学报, 2005, 18(3): 473-476.)
- [17] HALKIDI M, BATISTAKIS Y, VAZIRGIANNIS M. On Clustering Validation Techniques [J]. Journal of Intelligent Information Systems, 2001, 17 (2-3): 107-145.
- [18] YUAN Jie, SHI Haibo, LIU Chang. Construction of Fuzzy Membership Functions Based on Least Squares Fitting[J]. Control and Decision, 2008, 23(11): 1263-1266. (袁杰, 史海波, 刘昶. 基于最小二乘拟合的模糊隶属函数构建方法[J]. 控制与决策, 2008, 23(11): 1263-1266.)
- [19] LIU Qiliang, DENG Min, WANG Jiamu, et al. Spatio-Temporal Outliers Detection within the Space-time Framework[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(3): 457-474. (刘启亮, 邓敏, 王佳璐, 等. 时空一体化框架下的时空异常探测[J]. 遥感学报, 2011, 15(3): 457-474.)
- [20] TAO Ke, ZHU Jianjun. A Comparative Study of Validity Assessment of Wavelet De-noising[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2012, 32(2): 128-133. (陶珂, 朱建军. 小波去噪质量评价方法的对比分析研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2012, 32(2): 128-133.)

(责任编辑: 宋启凡)

收稿日期: 2012-05-18

修回日期: 2012-08-10

第一作者简介: 陶珂(1987—), 女, 硕士生, 主要从事大地测量数据处理方面研究。

First author: TAO Ke(1987—), female, postgraduate, majors in surveying data processing.

E-mail: hncstaoke@126.com

(上接第 748 页)

- [6] GAO Xingwei, LIU Jingnan, GE Maorong. An Ambiguity Searching Method for Network RTK Baselines between Base Stations at Single Epoch [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2002, 31(4): 305-309. (高星伟, 刘经南, 葛茂荣. 网络 RTK 基准站基线的单历元整周模糊度确定方法[J]. 测绘学报, 2002, 31(4): 305-309.)
- [7] ZHU Huizhong, GAO Xingwei, XU Aigong, et al. Single Epoch Ambiguity Resolution for Network RTK Rovers [J]. Science of Surveying and Mapping, 2010, 35(2): 77-79. (祝会忠, 高星伟, 徐爱功, 等. 网络 RTK 流动站整周模糊度的单历元解算[J]. 测绘科学, 2010, 35(2): 77-79.)
- [8] ZHU Huizhong, GAO Xingwei, BI Jinzhong, et al. An Algorithm of GPS Ambiguity Resolution on Single Epoch [J]. Science of Surveying and Mapping, 2011, 36(4): 9-11. (祝会忠, 高星伟, 秘金钟, 等. 一种 GPS 整周模糊度单历元解算方法[J]. 测绘科学, 2011, 36(4): 9-11.)
- [9] TEUNISSEN P J G. The Least Squares Ambiguity Decorrelation Adjustment: A Method for Fast GPS Integer Ambiguity Estimation[J]. Journal of Geodesy, 1995, 70(1/2): 65-82.

(责任编辑: 丛树平)

收稿日期: 2012-04-20

修回日期: 2012-07-19

第一作者简介: 高星伟(1973—), 男, 博士, 副研究员, 研究方向为多系统卫星定位网络 RTK 算法和相关软件。

First author: Gao Xingwei(1973—), male, PhD, associate research fellow, majors in algorithm research of GNSS network RTK and their softwares development.

E-mail: gaowx@casm.ac.cn