

# 多普勒计程仪的数据降噪算法

杜利利, 朱安珏

(中国科学院声学研究所东海研究站, 上海 200032)

**摘要:** 多普勒计程仪输出的船速数据中含有偏差较大的点, 即野点, 在数据处理时必须将其去除, 否则可能会导致组合导航系统中的卡尔曼滤波发散。同时输出数据由于受到随机误差的影响, 会导致数据的平滑性能变差。提出了一种多普勒计程仪的数据降噪算法, 该算法首先利用改进的中值滤波方法去除数据中的野点, 再利用小波阈收缩去噪算法去除随机误差。仿真结果表明, 与传统的中值滤波相比, 该算法能极大地提高处理增益, 并且有很高的应用价值。

**关键词:** 中值滤波; 小波去噪; 随机噪声

**中图分类号:** TB556

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-3630(2011)-02-0197-04

**DOI 编码:** 10.3969/j.issn1000-3630.2011.02.018

## A data denoising algorithm for Doppler Velocity Log

DU Li-li, ZHU An-jue

(Shanghai Acoustic Laboratory, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Science, Shanghai 200032, China)

**Abstract:** The outliers contained in the DVL output data might cause the divergence of the Kalman filter of the integrated navigation system, so they must be removed during data processing. Also, the output data will be contaminated by random noise, which makes the smoothness of the output data worse. A data denoising algorithm for DVL is proposed in this paper, which firstly uses the improved median filtering to remove the outliers, and then uses the wavelet threshold shrinkage algorithm to remove the random noise. The simulation result shows that the proposed algorithm has better processing gain over the traditional median filtering and high application value.

**Key words:** median filtering; wavelet denoising; random noise

## 0 引言

由多普勒计程仪、惯性导航仪和卡尔曼滤波器所组成的组合导航系统是一种比较理想的自主导航系统<sup>[1]</sup>。多普勒计程仪根据多普勒效应测得载体相对于海底和水层的速度。近年来, 多普勒计程仪的测速精度不断提高, 但是在实际中, 输出的速度不仅包含载体的速度, 而且由于随机白噪声的干扰, 还会导致速度在真值附近做微小的波动, 同时在测量载体相对于水层的速度时, 会不可避免的产生一些与真值偏差较大的野点<sup>[2]</sup>。因此如何更好地去掉多普勒计程仪中的野点和随机白噪声对于提高多普勒计程仪测速精度具有重要意义。

本文提出了一种算法, 能有效地去除多普勒计程仪输出数据中的野点和随机白噪声。通过与常规的中值滤波的效果作比较, 本文的算法能够更好地

改善处理增益, 几乎达到处理增益的极限。

## 1 改进的中值滤波

### 1.1 中值滤波

中值滤波是基于排序理论的一种非线性滤波方法, 在图像处理领域中广泛用于去除脉冲噪声<sup>[3]</sup>。中值滤波器的原理是对于每一个输入数据采用一个含有奇数个数据的滑动窗口, 窗口长度为  $L$ ,  $i=(L-1)/2$ , 对于窗内的数据点进行排序, 排序前的序列为:

$$F_k = \{v_{k-i}, \dots, v_{k-1}, v_k, v_{k+1}, \dots, v_{k+i}\}$$

该序列经排序后得到序列:

$$G_k = \{u_{k-i}, \dots, u_{k-1}, u_k, u_{k+1}, \dots, u_{k+i}\}$$

选取该窗内的中值作为中值滤波器的输出:

$$v_k = \text{median}\{G_k\}$$

举例说明: 选取一个窗口宽度为 7, 窗内数据分别为:

$$\{10.2, 10, 10.8, 9.8, 12, 10.1, 9.5\}$$

则中值排序后结果为:

收稿日期: 2010-08-31; 修回日期: 2011-01-17

作者简介: 杜利利(1986-), 女, 山东枣庄人, 硕士研究生, 研究方向为信号与信息处理。

通讯作者: 杜利利, E-mail: hap086@163.com

$$G_k = \{9.5, 9.8, 10, 10.1, 10.2, 10.8, 12\}$$

所以 10.1 为中值滤波后的结果, 若 12 为野点, 则经过中值滤波后可以滤除。

### 1.2 改进的中值滤波

#### 1.2.1 原理

由于中值滤波是对数据进行整体范围内的滤波, 一些未被野点所污染的数据也会被平滑, 从而引起输出数据的过平滑。本文设计了一种改进的中值滤波方法, 即对于多普勒计程仪的输出数据, 预先进行改进的中值滤波处理, 仅对被野点所污染的数据进行中值滤波, 对未被污染的数据不做处理。

假设多普勒计程仪的输出数据为:

$$v_k = s_k + e_k + d_k, \quad k=1, 2, \dots, N$$

其中:  $s_k$  为真实的船速数据,  $e_k$  是随机白噪声, 一般是高斯型的, 假设其均值  $\mu_e$  为 0, 标准偏差为  $\sigma_e$ 。 $d_k$  是由于野点引起的, 一般是一个相对于  $s_k$  的较大的偏移量。图 1 为改进的中值滤波处理框图。

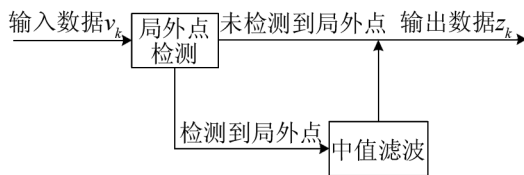


图 1 改进的中值滤波框图  
Fig.1 Improved median filtering processing

#### 1.2.2 局外点的检测

本滤波方法重点在于对野点的检测。首先根据 1.1 节中提到的中值滤波方法得到数据  $v_k$  对应的窗宽  $L$  内的中值数据  $median(v_k)$ , 然后算出残差:

$$r_k = |v_k - median(v_k)|$$

由于在短时间内多普勒计程仪输出的船速数据是缓慢变化的。在这里选择一个经验阈值  $th_k$ , 然后判断。当  $r_k \geq th_k$  时, 则视为检测到野点, 该数据  $v_k$  对应的窗宽  $L$  内的中值数据

$$z_k = median(v_k)$$

作为中值滤波后的结果。否则当  $r_k < th_k$  时, 则该数据不变,  $z_k = v_k$ 。

对多普勒计程仪的输出数据做如上处理后, 数据中只剩下随机白噪声。

## 2 小波滤波

### 2.1 小波变换

近年来小波分析由于其严谨的数学理论的支持, 在各个领域都得到了广泛的应用, 成为处理非

平稳信号的有效工具。当前, 一般的数据处理多采用平滑技术、卡尔曼滤波或经验公式, 有的方法比较繁琐, 而且都需要数据有一定的先验知识, 所以降噪效果不是非常明显, 采用小波变换的方法却能较好地避免这些问题。

对于给定信号  $x(t)$ , 连续小波变换的定义为:

$$WT_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt = \langle x(t), \psi_{a\tau}(t) \rangle$$

式中:  $a > 0$  为尺度因子;  $\tau$  为时间中心参数;  $\psi(t)$  是母小波函数。

小波变换可以对信号的不同频率范围采用不同的分辨率。其中大的尺度对应于信号中的低频分量, 小的尺度对应于信号中的高频分量。在利用多普勒计程仪进行测速时, 载体的速度是缓变的, 随着小波变换尺度的增大, 有用信号的小波系数也将变大, 因为有用信号的能量主要集中在低频范围内。由于随机白噪声的频谱是分布在整个频带范围内的, 且其幅度很小, 所以随着尺度的增加, 噪声对应的小波系数将变小。

由此, 利用小波变换的方法进行信号中的白噪声去除实际上是利用信号和噪声小波变换系数的极大值在不同尺度下具有不同的传播特性<sup>[4]</sup>的原理, 对小波变换后的系数进行处理。可以通过阈值的方法保留信号中的小波系数, 去除噪声中的小波系数, 达到有效去除白噪声的效果。

在众多的小波去噪算法中, Donoho 和 Johnstone 提出的小波阈收缩去噪算法<sup>[5]</sup>对去除叠加性高斯白噪声非常有效。选择小波阈收缩去噪算法来去除数据中的白噪声。

### 2.2 小波阈收缩去噪算法

若此时的信号中只包含白噪声, 观测数据为:

$$z_k = s_k + e_k, \quad k=1, 2, \dots, N$$

其中,  $s_k$  为真实的船速数据,  $e_k$  是高斯白噪声, 假设其均值  $\mu_e$  为 0, 标准偏差为  $\sigma_e$ 。则小波阈收缩去噪算法可分为三步:

(1) 对观测数据作小波分解变化

$$W_0(z) = W_0(s) + W_0(e)$$

其中用到了小波分解变换是线性变换的性质。

(2) 对小波系数作门限阈值处理

$$w_\lambda = D(W_0(z), \lambda)$$

其中,  $D(*, *)$  为对带噪信号的小波系数进行阈值化处理的算子, 主要包括阈值的设定和阈值函数的选取。

(3) 对处理过的小波系数作逆变换  $W_0^{-1}$  重构信号。

$$u = W_0^{-1}(w_2)$$

$u$  即为采用小波阈收缩去噪算法去噪后的信号。

小波阈收缩去噪算法的关键步骤是如何选择阈值和如何进行门限阈值处理,下面将作详细的讨论。

### 2.2.1 小波阈收缩去噪算法中阈值的选定

小波阈收缩去噪算法目前国外有很多种确定阈值的方法<sup>[5]</sup>,其中主要有通用阈值法(Sqtwolog 规则)、Stein 无偏风险阈值法(Rigrsure 规则)、启发式 Stein 无偏风险阈值法(Heursure 规则)和极大极小阈值法(Minimaxi 规则)。

大多数阈值选择过程是针对一组小波系数,即根据本组小波系数的统计特性,计算出一个阈值。本文采用 Donoho 和 John stone 提出的一个简单而快速的阈值处理方法<sup>[6]</sup>:

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}$$

其中,  $N$  为采集到的数据个数,  $\sigma$  为均值方差。可以证明当  $N \rightarrow \infty$  时,使用上式对小波系数作软阈值处理可以几乎完全去除观测数据中的噪声。

### 2.2.2 小波阈收缩去噪算法中阈值函数的选取

在对小波系数进行处理时,对小波系数作门限阈值处理操作,可以使用软阈值或硬阈值处理方法,其中硬阈值处理只保留较大的小波系数  $w$  并将较小的小波系数  $w$  置零:

$$w = \begin{cases} w & |w| \geq \lambda \\ 0 & |w| < \lambda \end{cases}$$

软阈值处理将较小的小波系数置零但对较大的小波系数  $w$  向 0 作了收缩:

$$w = \begin{cases} w - \lambda, & w \geq \lambda \\ 0, & |w| < \lambda \\ w + \lambda, & w \leq -\lambda \end{cases}$$

众所周知,软阈值函数得到的小波系数整体的连续性较好,从而使重构的信号略显平滑,但是硬阈值函数在均方意义上优于软阈值函数,且能保留信号的具体特征,所以本文使用算法中采用硬阈值函数进行处理。

## 3 算法仿真与对比

### 3.1 算法仿真

对输出数据进行 Matlab 仿真,假定船速缓慢变化。数据点为  $N=500$ ,随机误差是 Gaussian 型的,均值  $\mu_e=0$ ,方差  $\sigma_e=0.2$ ,多次出现野点,野点与真实值的偏差  $d$  为 2。中值处理时选取的窗宽为  $L=31$ ,小波阈收缩去噪算法中选取的小波函数为  $sym8$ ,小

波分解到第 5 层。数据分为 2 种典型形式:

(1) 当载体做缓慢的加速运动时,普通的中值滤波结果如图 2 所示,利用改进中值滤波的处理结果如图 3 所示,对图 3 结果利用小波阈收缩去噪算法处理结果如图 4 所示。图 4 中细线代表输入数据,粗线代表输出数据。可见利用本文算法可去除野点还能较好地去除白噪声。

(2) 当载体做变速的速度值为正弦变化的运动

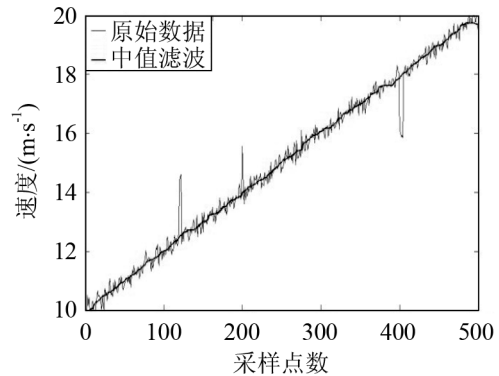


图 2 中值滤波结果(线性加速运动)

Fig.2 The result of median filtering for linear accelerated motion

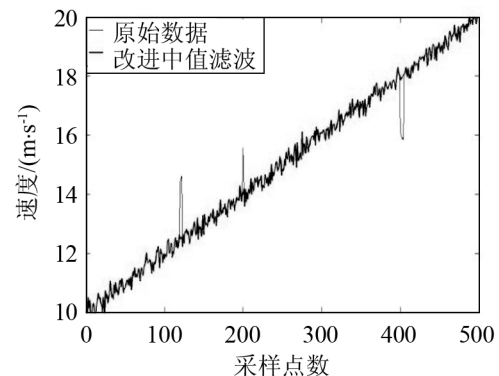


图 3 改进的中值滤波结果(线性加速运动)

Fig.3 The result of improved median filtering for linear accelerated motion

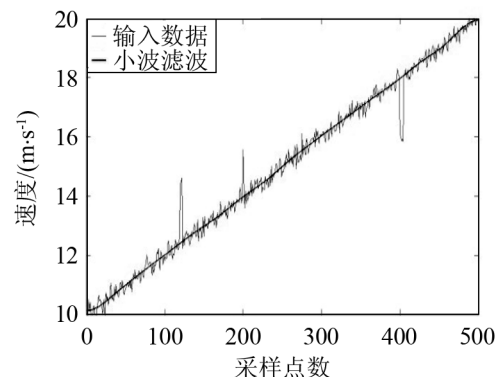


图 4 小波阈收缩去噪算法处理结果(线性加速运动)

Fig.4 The result of wavelet threshold shrinkage algorithm for linear accelerated motion

时,普通的中值滤波结果如图 5 所示,利用改进中值滤波处理结果如图 6 所示,对图 6 结果利用小波

阈收缩去噪算法处理结果如图 7 所示。图中细线代表输入数据，粗线代表输出数据。同样可明显得到利用本文算法在去除野点还能较好地去除白噪声。

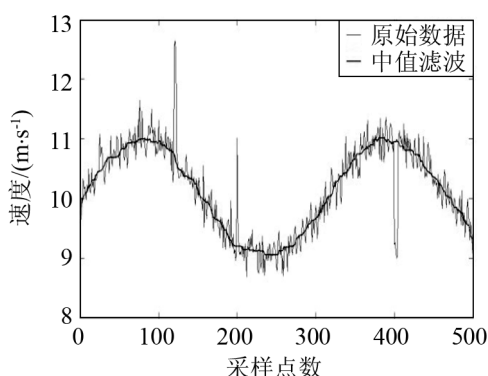


图 5 中值滤波结果(正弦运动)

Fig.5 The result of median filtering for sinusoid motion

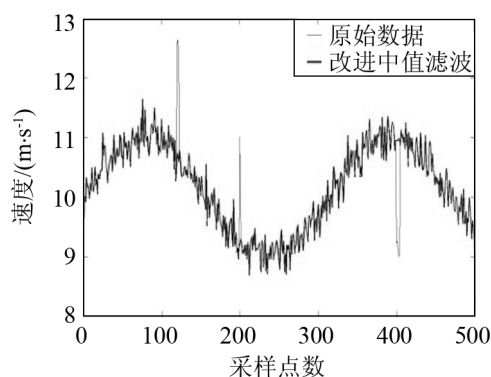


图 6 改进的中值滤波结果(正弦运动)

Fig.6 The result of improved median filtering for sinusoid motion

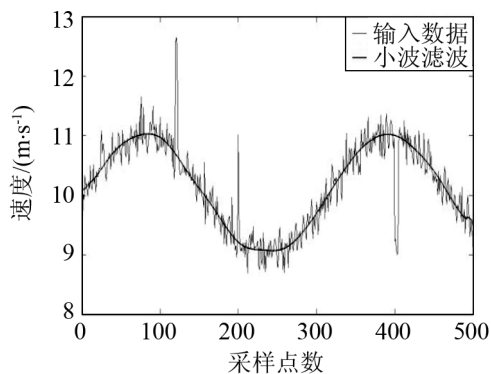


图 7 小波阈收缩去噪算法处理结果(正弦运动)

Fig.7 The result of wavelet threshold shrinkage algorithm for sinusoid motion

### 3.2 定量对比仿真结果

利用处理增益来定量说明算法的处理效果<sup>[2]</sup>。其定义为:

$$G=10\log\left(\frac{sti^2}{sto^2}\right)$$

其中  $sto$  为输出信号中噪声的标准偏差,  $sti$  为输入信号中噪声的标准偏差。由上式显见处理增益越大则去噪效果越好。

表 1 列出了载体做加速运动时在不同白噪声方差条件下两种去噪方法的效果比较。

表 1 线性加速运动时不同去噪法处理增益对比表  
Table 1 Processing gain comparison of different denoising algorithms for linear accelerated motion

噪声处理方法	处理增益			
	$\sigma=0.1$	$\sigma=0.2$	$\sigma=0.3$	$\sigma=0.4$
中值滤波	14.63	13.71	12.32	11.79
本文算法	20.85	19.19	18.41	16.26

表 2 列出了当载体做变速的速度值为正弦变化的运动时,在不同白噪声方差条件下两种去噪方法效果比较。

表 2 船速正弦变化时不同去噪法处理增益对比表  
Table 2 Processing gain comparison of different denoising algorithms for sinusoid motion

噪声处理方法	处理增益			
	$\sigma=0.1$	$\sigma=0.2$	$\sigma=0.3$	$\sigma=0.4$
中值滤波	19.82	14.76	13.71	13.87
本文算法	22.30	18.61	17.84	17.63

由表 1 和表 2 可以看出,本文算法能够更加有效地去除多普勒计程仪输出数据中的两种噪声。

## 4 结 论

本文所述的信号降噪算法,充分考虑了多普勒计程仪输出数据中的信号和噪声的特性,在不影响有用信号的前提下,能够准确地检测到野点并加以去除,进而能很好地去掉信号中的白噪声,有很重要的实际应用价值。

### 参 考 文 献

- [1] David H. Titterton and John L. Weston. Strapdown Inertial Navigation Technology-2nd Edition[M].The Institution of Electrical Engineers, 2004.
- [2] 邹洪, 向大威, 景永刚. 多普勒计程仪的数据平滑方法[J]. 声学技术, 2008; 27(4): 507-510.  
ZOU Hong, XIANG Dawei, JING Yonggang. Data smoothing methods for DVL[J].Acoustics Technology, 2008, 27(4): 507-510.
- [3] 祝宇鸿. 一种改进的数字图像中值滤波算法[J]. 长春邮电学院学报, 2001, 19(2): 23-27.  
ZHU Yuhong. An improved median filter algorithm in digital image[J]. Journal of Changchun Post and Telecommunication Institute, 2001, 19(2): 23-27.
- [4] 王佰兴. 基于小波分析的数据平滑处理算法研究与应用[J]. 科技创新导报, 2009(31): 142-144.  
WANG Baixing. The research and application of data smooth algorithm based on wavelet analysis[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2009, (31): 142-144.
- [5] Gilbert Strang, Truong Nguyen. Wavelets and Filter Banks[M]. Wellesley-Cambridge Press, 1996.
- [6] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.