

文章编号: 1007-4619(2004)01-0056-07

基于统计比值差值排序滤波器的 SeaWiFS 图像 椒盐噪声检测与消除

刘正军, 王长耀, 牛 铮, 刘爱霞

(中国科学院 遥感应用研究所遥感信息科学开放研究实验室, 北京 100101)

摘 要: 由于多种原因, 部分 SeaWiFS 卫星图像数据中存在比较严重的椒盐噪声。该文在分析 SeaWiFS 椒盐噪声特征的基础上提出一种基于窗口内均值与均方差比值序列差值的统计比值差值排序滤波器 (Statistical Ratio Rank Ordered Differences Filter, SRROD), 并讨论如何使用该滤波器技术有效地对椒盐噪声进行白点噪声、黑点噪声检测和消除。与常用的中值滤波和其他滤波器比较, 该方法能在有效消除椒盐噪声的同时, 保持图像数据中其他位置的点不受影响。通过灵活地调整不同的阈值可以获得不同的滤波效果。最后, 讨论了如何从有效峰值信噪比 (Effective Peak Signal Noise Ratio, EPSNR) 分布图上提取最优阈值对的方法。

关键词: 椒盐噪声; 统计比值差值排序滤波器; SeaWiFS 图像

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

遥感图像处理过程中, 由传感器、环境条件、信道传输、解码处理等所产生的脉冲噪声, 会在图像中引起黑、白点状随机噪声, 常常称为脉冲噪声 (Impulse Noise) 或者椒盐噪声 (Salt and Pepper Noise)。椒盐噪声极大地降低了图像质量, 因而去除该噪声在遥感图像处理中占有重要的地位, 它对提高图像分割、特征提取、图像识别和分类等的效果都具有重要的意义。

目前去除噪声的方法主要是进行图像滤波, 而对图像滤波的要求是既能去除图像以外的噪声, 同时又要保持图像的细节。传统的滤波算法有以局部平均法为代表的线性滤波和以中值算法为代表的非线性滤波。线性滤波方法不太适合于椒盐噪声滤除; 中值滤波法^[1,2]虽然能够减少图像中的椒盐噪声, 但效果还不理想。因此, 近年又出现了一些新的算法。

Lin 和 Willson 于 1988 年提出了长度自适应的改进型中值滤波器^[3], Florencio 和 Schafer 在 1994 年

提出了利用局部信号统计特性的中值滤波器^[4], 这些滤波器在性能上都比传统的中值滤波器有所改善; 1994 年, Hardie 和 Barner 提出了 RCRS 滤波器^[5]; Kim 和 Efron 于 1995 年提出一种自适应滤波器^[6]; 1996 年, Abreu 等人提出了 ROM 滤波器^[7]。也有一些学者采用基于模糊逻辑的滤波器^[8,9], 其效果虽有所增强, 但与其他模糊系统一样, 模糊规则的产生有一定的难度。

对于许多遥感应用特别是对于定量遥感反演、图像分类等的应用来说, 用户一般希望要尽可能滤除噪声点, 同时又要保持非噪声点的灰度信息 (即像元值不变)。具体说来, 对噪声图像进行降噪处理可以归结为以下几个基本目标: 去除噪声点、保持结构纹理信息、保持边缘信息、保持像元灰度信息。此外, 对于算法的复杂性和处理效率也常常有一定的要求。

总体说来, 前人的算法研究对于去除噪声点, 保持结构纹理信息、保持边缘信息等较为重视, 而对于像元灰度信息的保持没有足够地重视。灰度信息对于遥感定量反演 (如地表反射率、温度等) 却起着至关重要的作用。本文提出了一种新颖的非线性自适

收稿日期: 2002-06-17; 修订日期: 2002-09-16

基金项目: “中国科学院知识创新工程重大项目 (KZCX1-SW-01)” 和 “国家重点基础研究发展规划项目 (G2000077900)” 资助。

作者简介: 刘正军 (1974—) 男, 湖南湘潭人。2000 年毕业于南京大学, 获理学硕士学位, 现为中国科学院遥感应用研究所在读博士研究生。主要研究方向为土地覆盖信息提取、遥感分类算法研究。已发表多篇学术论文。

应图像椒盐噪声滤除算法。与以往的算法不同,我们提出的算法不是建立在对邻域窗口内像元 DN 值的排序基础之上,而是建立在对邻域窗口内像元 DN 值序列的均值与方差统计比值之差值的排序基础之上。该算法与已发表的其他算法相比,能够很好地满足以上各项指标的要求,具有较好的降噪效果。

2 算法概述

设原始噪声图像为 I , 滤波后输出图像为 O 。 $I(i, j)$ 为噪声图像在像元 (i, j) 处的像元值; $O(i, j)$ 为去噪后图像在像元 (i, j) 处的像元值, M 、 N 分别为图像的行、列数值。

本算法利用噪声领域窗口内的均值与方差统计特性进行排序,设计一比值相减参量与阈值比较,从而获得非线性自适应滤波效果。其滤除噪声的过程

$$K_i = \left| \frac{\sigma\left\{X\left[1:\left(\frac{n^2-i}{2}\right)\right]\right\}}{\mu\left\{X\left[1:\left(\frac{n^2-i}{2}\right)\right]\right\}} - \frac{\sigma\left\{X\left[1:\left(\frac{n^2-i-1}{2}\right)\right]\right\}}{\mu\left\{X\left[1:\left(\frac{n^2-i-1}{2}\right)\right]\right\}} \right| \left| \frac{\sigma\left\{X\left[1:\left(\frac{n^2}{2}\right)\right]\right\}}{\mu\left\{X\left[1:\left(\frac{n^2}{2}\right)\right]\right\}} \right|, \left(\text{其中}, 0 \leq i \leq \frac{n^2-1}{2} \right) \quad (3)$$

第三步:比较 K_i 值。若 $K_i > C_l$, ($C_l \in R^+$, 即 C_l 为非负实常数,一般地,可取 $C_l \in [0, 1]$), 则 K_i 所指示的像元为黑噪声。找出所有黑噪声,设共有 m

$$L_i = \left| \frac{\sigma\left\{X\left[i:\left(\frac{n^2-m+1}{2}\right)\right]\right\}}{\mu\left\{X\left[i:\left(\frac{n^2-m+1}{2}\right)\right]\right\}} - \frac{\sigma\left\{X\left[(i+1):\left(\frac{n^2-m+1}{2}\right)\right]\right\}}{\mu\left\{X\left[(i+1):\left(\frac{n^2-m+1}{2}\right)\right]\right\}} \right| \left| \frac{\sigma\left\{X\left[1:\left(\frac{n^2-m+1}{2}\right)\right]\right\}}{\mu\left\{X\left[1:\left(\frac{n^2-m+1}{2}\right)\right]\right\}} \right|, \left(\text{其中}, 0 \leq i \leq \frac{n^2-1}{2} \right) \quad (4)$$

第五步:比较 L_i 值。若 $L_i > C_u$, ($C_u \in R^+$, 即 C_u 为非负实常数,一般地,可取 $C_u \in [0, 1]$), 则 L_i 所指示的像元为白噪声。找出所有白噪声,设共有 t

$$O(i, j) = \begin{cases} I(i, j) \\ \mu\left\{X\left[t:\left(\frac{n^2-m+1}{2}\right)\right]\right\} \end{cases} \quad (5)$$

第七步:对图像 I 中所有点均施行上述(1)~(6)步操作,计算出完整的去噪图像 O 。

由上述过程可见,与以往建立在对领域窗口内像元 DN 值的排序基础之上的算法不同,我们提出的算法是建立在对邻域窗口内像元 DN 值序列的均值与方差统计比值之差值的排序基础之上,从而使其具有较好的局部自适应性,实践证明,这种基于均值与方差统计比值之差值的阈值设置方法,既具有很好的局部自适应性,又能保持较好的全局稳定性。

值得一提的是,本文采用的方法将噪声点的检测识别与噪声点图像的复原分离开来,这样,在进行复原

是对噪声图像 I 由左至右、由上至下地进行处理,直至获得完整的输出图像 O 。

算法具体步骤为:

第一步:在图像 $I(i, j)$ 处选择以 (i, j) 为中心、大小为 $n \times n$ ($n=2k-1, k \in N$) 的局部窗口。将此窗口内的各像元按其像元值由大到小排序,得序列 $X = \left\{ X_i; \left\{ i=1, 2, \dots, n^2 \right\} \right\}$ 。

第二步:设 $X(p:q) = \left\{ X_i; \left\{ i=p, p+1, \dots, q-1, q \right\} \right\}$ 为序列 X 中的任意一子序列,且有 $\left\{ 1 \leq p < q \leq n^2 \right\}$ 。按下列计算式求下行局部均方差序列、均值之比,得下行序列值 K_i 。

$$\mu(X(p:q)) = E(X(p:q)) = \frac{1}{(q-p+1)^2} \sum_{i=p}^q X_i \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \sigma(X(p:q)) &= \sqrt{D(X(p:q))} \\ &= \sqrt{E\left\{ [X(p:q) - E(X(p:q))]^2 \right\}} \\ &= \sqrt{E(X^2(p:q)) - (EX(p:q))^2} \end{aligned} \quad (2)$$

个黑噪声点 $\left\{ 0 \leq m \leq \frac{n^2-1}{2} \right\}$ 。

第四步:求上行局部均方差序列、均值之比,得上行序列值 L_i :

个白噪声点 $\left\{ 0 \leq t \leq \frac{n^2-1}{2} \right\}$ 。

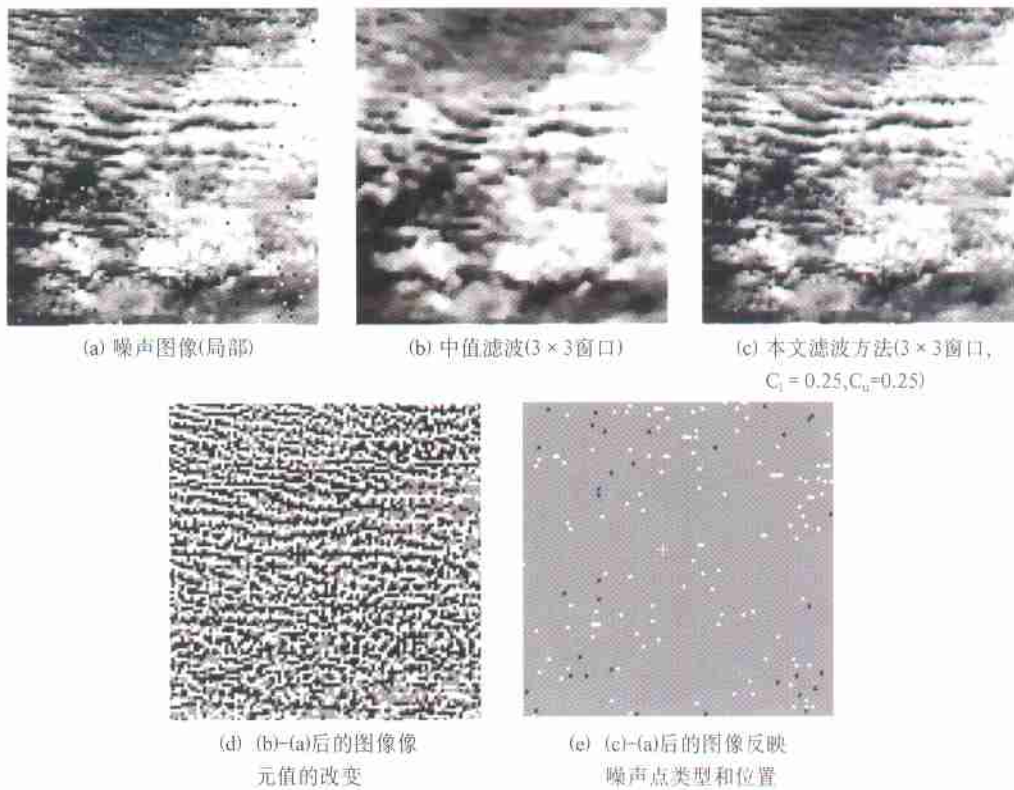
第六步:以下式确定中心像元是否位于这 m 、 t 个像元中。若在,以相邻非噪声点求均值代替之:

$$\begin{aligned} &\text{若 } X_{n^2-m+1} < I(i, j) < X_t \\ &\text{若 } I(i, j) \geq X_t \text{ 或 } I(i, j) \leq X_{n^2-m+1} \end{aligned} \quad (5)$$

时,用户可以根据具体情况设计合适的领域窗口内插算法。同时,为了获取最佳的噪声滤除效果,用户可以根据不断尝试调整两个上下限阈值 C_l 和 C_u 的大小以及邻域窗口的大小。因此,本算法具有很高的灵活性。

3 实验结果与分析

采用一景含有椒盐噪声的 2001 年 1 月 5 日获取的东亚地区 SeaWiFS 图像,大小为 1285×1616 像元,共 8 个波段。以第 2 波段为例,图 1 为其处理前后的部分结果比较。



(图 1(d)、(e)中:白色为像元值增加,灰色表示相减前后无变化像元,黑色表示像元值减少)

图 1 不同方法去噪声前后图像比较

Fig.1 Comparison of Images before and after noise removal by different methods

图 1(a)为含椒盐噪声的 SeaWiFS 产品 1B 级原始图像,图中可见明显的椒盐噪声现象。我们对图像进行浏览并比较发现,椒盐噪声发生的位置较为不规则,部分地区稠密,椒盐密度达到 0.5,部分地区则比较稀少或没有。图 1(b)为对图 1(a)中图像进行中值滤波后的结果。由图中可见,虽然椒盐噪声得到比较好的滤除,原有图像的纹理、边缘信息已经被严重削弱了。图 1(c)为采用本文所述方法(选取 3×3 窗口, $C_l=0.25$, $C_u=0.25$)对图 1(a)中图像进行噪声滤除后的结果。由图中可见,该方法不但很好地滤除了图像中的椒盐噪声,而且还完整地保存了原图像的纹理、边缘信息。

我们将噪声滤除前后的图像相减获得差值图像,以此图像分析运算前后图像像元值的改变。图 1(d)为用中值滤波结果(图 1(b))减去原始图像(图 1(a))后得的差值图像;图 1(e)为用本文所述方法得到的滤波结果(图 1(c))减去原始图像后得的差值图像。其中,灰色为图像去噪前后像元值未发生变化的像元;白色为像元值增加的像元;黑色为像元值减小的像元。由图 1(d)可见,中值滤波结果使得图像中大部分像元灰度值发生了明显的变化;而图 1(e)所示的结果表明,我们的方法仅仅使那些噪声像

元的像元值在去噪前后发生了变化:白色为原图像中的黑噪声所在的位置,黑色为原图像中的白噪声所在的位置。这样,图 1(e)就很好地描述了图 1(a)中图像椒盐噪声所在的位置、类型和噪声强度。

图 2 所示的为采用本文算法去噪后的图像直方图。可以看出在噪声主要存在于像元值小于 400 或者大于 800 的范围。去噪后这两个像元值区域内的像元大为减少,剩余的为非噪声像元。噪声像元复原后其像元值主要位于 400—440 的范围内。

为了定量地评价滤波器性能,可以采用图像的峰值信噪比(Peak Signal Noise Ratio, PSNR)来进行比较,其单位为分贝。PSNR 的计算式为:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{G^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (O(i,j) - I(i,j))^2} \quad (6)$$

式中, G 为图像的灰度级。注意到此处的 PSNR 定义与常规定义的区别,即图像 I 为噪声图像,而非原始的无噪声图像。一般来说,在噪声已滤除的前提下,PSNR 值越大说明去噪效果越好;反之,则去噪效果越差。

取 G 值为 1000, 对图 1(b)、(c) 中图像计算

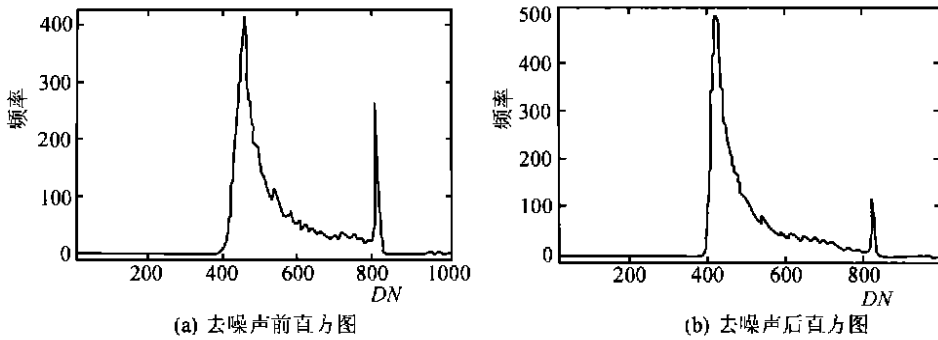


图 2 去噪声前后直方图变化

Fig. 2 Changes of histogram before and after noise removal

PSNR 得其值分别为: 25.6104、29.3164。可见本文所述的算法的确有较好的去噪效果。

PSNR 无法很好地反映图像去噪前后噪声点对

$$EPSNR = \begin{cases} 10 \cdot \log_{10} \frac{G^2}{M \times N - E \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (O(i, j) - I(i, j))^2} & \text{当 } E \neq M \times N \text{ 时;} \\ 0 & \text{当 } E = M \times N \text{ 时。} \end{cases} \quad (7)$$

式中, E 为图像中被识别为噪声的像元个数或者像元值在去噪前后发生改变的像元个数之和。一般来说, 在噪声已滤除的前提下, $EPSNR$ 值越大说明去噪效果越好; 反之, 则去噪效果越差。

对图 1(b)、(c) 中图像计算 $EPSNR$ 得其值分别为: 19.0701、29.2468。可见, $EPSNR$ 更为准确、有效地反映了本文算法的去噪效果。

为对本文算法效果进行评价, 选取一大大小为 817×793 的图像, 分别采用中值滤波器和 SRROD 滤波器, 记录当选取窗口大小为 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 时的运算时间(表 1)。

表 1 两种滤波器运算效率比较

Table 1 Comparison of computational efficiency between SRROD and Median filter

窗口大小/像元	SRROD 滤波器运算时间/s	中值滤波器运算时间/s
3×3	43	1
5×5	80	5
7×7	160	14
9×9	346	34

由表 1 可见, 由于 SRROD 要对窗口内的像元计算均值、方差, 并求得比值差值序列, 其计算效率约为中值滤波器的 $1/10$ 左右。随着窗口大小的增加, 处理时间也迅速增加。但对于绝大部分图像, 选择 3×3 、 5×5 的窗口大小似乎已经足够了。

于像元值的改变。为此, 我们设计了一个更为合理的评价滤波器性能的参量, 即有效峰值信噪比(Effective Peak Signal Noise Ratio, $EPSNR$):

4 讨论

由前述算法可知, 阈值大小可以用来定性地衡量图像的信噪比。高信噪比图像只需要采用大一点的阈值就可以获得很好的降噪复原效果; 低信噪比图像则需要采用相对低一些的阈值来获得比较好的降噪复原效果。然而, 过低的阈值选取容易造成图像信号被误判为噪声, 并在一定程度上损害图像的纹理、边缘信息。一般来说, 利用本文所述的算法对 SeaWiFS 图像进行去噪复原处理, 需要经多次尝试获得各波段较好的阈值。因此, 本文在此作进一步探讨。

通过对图 2(a)、(b) 对比我们可以发现, 图像中大部分椒盐噪声均位于直方图两端, 且呈现一定的聚簇效应, 在直方图上表现为一个个高低、大小不一的“峰”。我们无法对直方图主体“信号”部分中的噪声分离出来进行分析。但由于椒盐噪声本身所具有的“有序”的随机性, 我们可以假定直方图主体“信号”部分中的噪声也呈现出聚簇效应并以一个个高低、大小不一的“峰”的形式叠加在直方图中的“信号”中。在此假设前提下, 我们探讨如何寻找最佳阈值的方法。

设函数 $EPSNR(cl, cu)$ 、 $PSNR(cl, cu)$ 分别是上、下行阈值为 cl 、 cu 时, $EPSNR$ 和 $PSNR$ 的取值。

我们以上、下行阈值对 (cl, cu) 分别在 $[0, 0.5]$ 的区间以 0.05 间距取不同值, 对图 1(a) 进行去噪复原处理, 计算在不同 (cl, cu) 组合下 $EPSNR(cl, cu)$ 或 $PSNR(cl, cu)$ 函数值(这里, 我们以 $EPSNR(cl, cu)$

为例) 的分布, 并作 $EPSNR(cl, cu)$ 等值线图, 如图 3 所示。图中色彩由蓝转黄到红代表 $EPSNR$ 值逐渐增大。

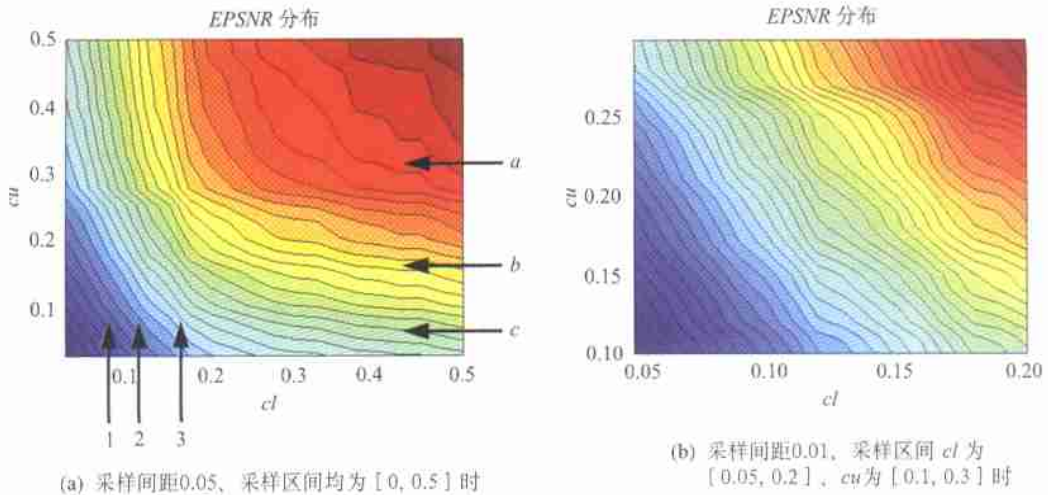


图 3 $EPSNR(cl, cu)$ 分布等值线图

Fig.3 $EPSNR(cl, cu)$ isoline map

分析图 3(a) 发现, 存在若干个 $EPSNR(cl, cu)$ “缓降”的阈值区间, 这在图中表现为条纹, 分别为纵向条纹 1、2、3, 横向条纹 a 、 b 、 c 。为更细致地观察, 我们以采样间距 0.01 、采样区间 cl 为 $[0.05, 0.2]$ 、 cu 为 $[0.1, 0.3]$ 求取 $EPSNR$, 得如图 3(b) 所示的 $EPSNR(cl, cu)$ 分布等值线图。同样可见若干条 $EPSNR$ 缓降的纵横条纹。

分析其原因, 是因为在此时, cl 或 cu 的取值导致了较正常情况下更多的点被判断为脉冲噪声, 从而使得 $EPSNR$ 取值随 cl 或 cu 取值减小而变小的趋势减慢。如果我们前述的噪声聚簇假设成立的话, 那么, 这些条纹所在的区域, 特别是纵横条纹交叉点, 就成为最佳去噪阈值点的候选点集。

当然, 应该注意的是, 其中也可能有某些点是某些高频信息引起的。如果这些信息相对于噪声不太多的话, 其反映出来的条纹缓降现象要弱于前者。

为准确地确定这些候选点的位置, 我们对图 3(a)、(b) 分别为 cl 、 cu 求偏导数和二阶导数(Laplacian 变换), 得如图 4(a)、(b)、(c)、(d)、(e)、(f)。

由图 4(a)、(b) 可见, 图 3(a)、(b) 中的纵向条纹在图 4(a)、(b) 反映为纵向等值线的密集区域。图 3(a)、(b) 中的横向条纹在图 4(c)、(d) 反映为横向等值线的密集区域。图 3(a)、(b) 中的纵横条纹交叉

点在图 4(e)、(f) 中表现为若干交叉区域。在这些交叉区域上靠近原点附近点应该是最佳去噪阈值点的候选点集所在位置。经分析比较发现, (cl, cu) 取 $(0.125, 0.275)$ 时为最优阈值组合。图 5 为采用此阈值对的 SeaWiFS 整景图像(通道 2) 处理结果。

5 结 论

本文提出了一种非线性自适应滤波器用于椒盐噪声的滤除。利用 SeaWiFS 图像进行的实验及其结果表明, 能很好地滤除图像中椒盐噪声, 并保持图像结构纹理、边缘信息, 具有较好的图像复原效果。

应该在此指出的是, 本文的算法由于是假定在领域窗口内黑、白噪声含量均低于 50% 窗口像元个数而提出的。这是因为, 当黑噪声或者白噪声含量高于 50% 时, SRROD 会因为统计比值差值的比较错误而将含量高于 50% 的噪声误当成正常的信号, 从而造成误判。因此, 对于邻域窗口内黑、白噪声含量全部或部分高于 50% 窗口像元个数的图像, 采用本文的方法并不能得到比其他方法更好的结果。如何克服这一困难, 是一个值得进一步研究的课题。当然, 我们也可以通过增大窗口领域大小而期望降低这一事件发生的概率, 从而获得相对好一些的效果。

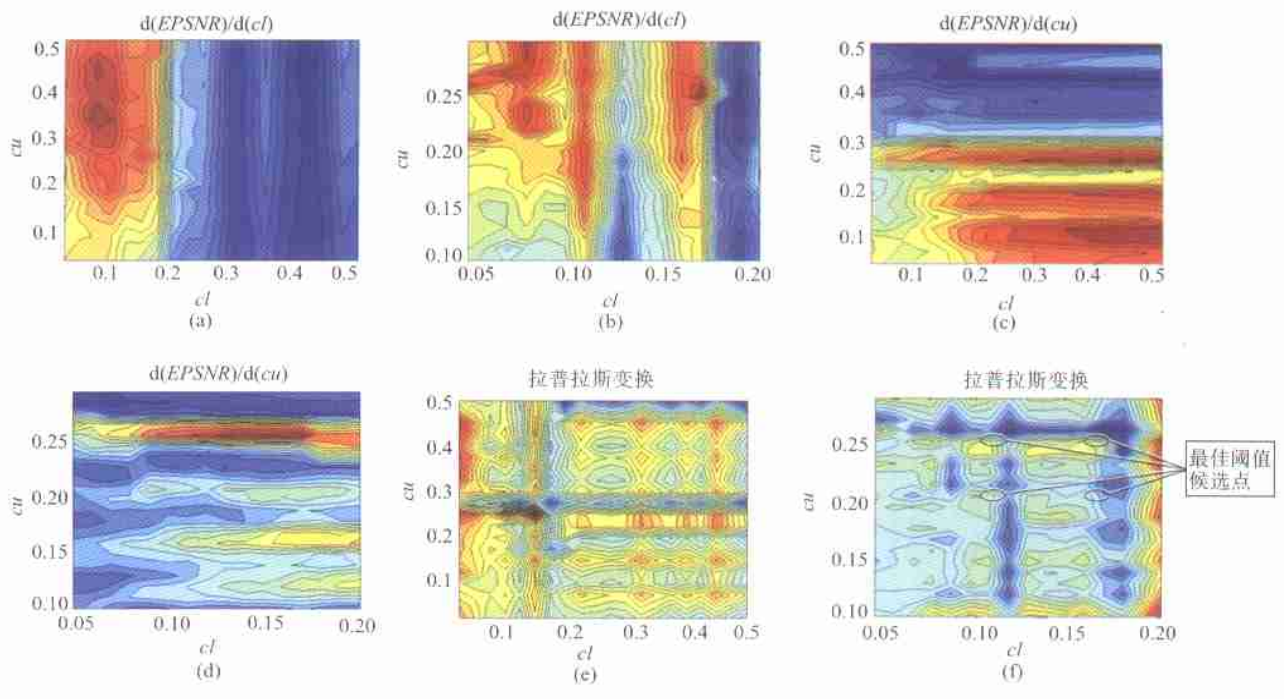
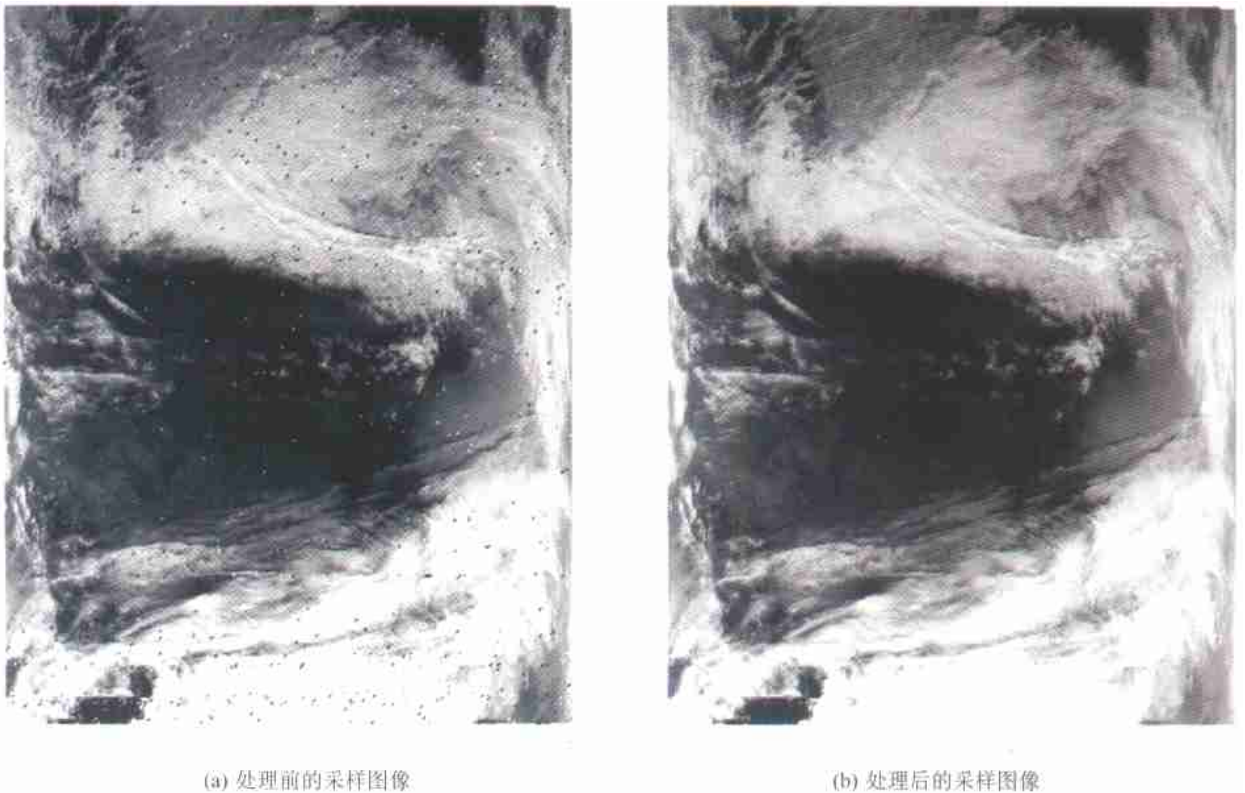


图 4 EPSNR 偏导数和拉普拉斯变换结果

Fig.4 Partial derivative and Laplacian transformation to EPSNR



(a) 处理前的采样图像

(b) 处理后的采样图像

图 5 SeaWiFS 图像整景(通道 2)处理结果(3×3 窗口, $cl=0.125$, $cu=0.275$)

Fig.5 Full image processing results(Channel 2)

参 考 文 献 (References)

- [1] Tukey J. W. , Exploratory data analysis[M]. Addison-Wesley, New York, 1971.
- [2] Kim V, Yaroslavskii L. Rank algorithms for picture processing[J]. *Computer Vision Graphics, Image Processing*. 1986, **35**(2):234—258.
- [3] Lin H M, Willson A N. Median Filters with adaptive length [J]. *IEEE CASI*, 1988, **35**(6):675—690.
- [4] Florencio D A F, Schafer R W. Decision-based median filter using local signal statistic[C]. In: Proc SPIE Syme. Visual Comm. Image Processing, Chicago, 1994, **2308**: 268—275.
- [5] Hardie R E, Barner K E. Rank conditioned rank selection filters for signal restoration[J]. *IEEE IP*, 1994, **3**(2):192—206.
- [6] Kim S. R. , Efron A. Adaptive robust impulse noise filtering[J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1995, **43**(8): 1855—1866.
- [7] Abreu E, Lightone M, Mitra S K *et al.* A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J]. *IEEE IP*, 1996, **5**(6): 1012—1025.
- [8] Zhang D, Wang Z. Impulse noise detection and removal using fuzzy techniques[J]. *Electronics Letters*, 1997, **33**(5):378—379.
- [9] Wang Z. , Zhang D. Restoration of impulse noise corrupted images using long-range correlation [J]. *IEEE Signal Processing Letter*, 1998, **1**(5):4—7.

Statistical Ratio Rank Ordered Differences Filter for SeaWiFS Impulse Noise Removal

LIU Zheng-jun, WANG Chang-yao, NIU zheng, LIU Ai-xia

(Laboratory of Remote Sensing Information Science, Institute of Remote Sensing Applications, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: Due to some uncertain reasons, many seaWiFS satellite images are corrupted by impulse noise. In this paper, we firstly analyzed the characteristics of impulse noise and proposed a new rank ordered filter based on the difference of sequence of mean and standard deviation ratio, which is named as Statistical Ratio Rank Ordered Differences Filter (SRROD filter).

Second, We described the impulse noise detection and removal algorithm in detail. Similar to traditional median filter, the processing of SRROD filter is implemented by a moving window concerning to different size of neighborhood. Compared with median filter and other existing filters, our filter could effectively remove impulse noises while preserving other valid pixels without or only with little modification, with the cost of about 10 times extra computing time than median filter. To better assess the noise removal quality, we have derived a more reasonable variable to estimate the image quality. That was the Effective Peak Signal-to-Noise Ratio (*EPSNR*), instead of the traditional Peak Signal-to-Noise Ratio (*PSNR*). The estimation of *EPSNR* also showed that much better improvement has been achieved with our algorithm than median filter.

In our algorithm, through controlling the value of lower and upper threshold, different filter effect could be achieved. One of the key to successfully remove impulse noise is the way to choose an optimal threshold pair. Thus we also made fully discussion of finding an optimal threshold pair. Based on the estimation and assessment for the distribution map of the *EPSNR* according to different lower and upper threshold pairs, a nearly optimal threshold could be found. The Laplacian transformation was found very useful in finding this optimal threshold pair. The estimated optimal threshold pair was applied to a full scene SeaWiFS image (Channel 2) and obtained a fairly good result, in which the result was also shown in our paper.

Finally, some concluding remarks and limitations of our algorithm as well as the suggestions are given. The further work to be conducted also presented in the conclusion section.

Key words: impulse noise; SRROD filter; SeaWiFS imagery