### doi: 10.6046/zrzyyg.2021319

引用格式:马晓剑,赵法舜,刘艳宾.多特征准则融合的遥感图像脉冲噪声的识别处理[J].自然资源遥感,2022,34(3):17-26. (Ma X J,Zhao F S,Liu Y B, et al. Multi – feature fusion – based recognition and processing of impulse noise in remote sensing images [J]. Remote Sensing for Natural Resources,2022,34(3):17-26.)

# 多特征准则融合的遥感图像脉冲噪声的识别处理

# 马晓剑1,赵法舜1,刘艳宾2

(1. 东北林业大学理学院,哈尔滨 150040; 2. 中国地质大学(北京)地球科学与资源学院,北京 100083)

**摘要:** 消除脉冲噪声,获取高质量的遥感图像对应用研究有着重要意义。消除高密度脉冲噪声的同时,保持原有遥 感图像的边缘细节信息一直是这一领域中的难题。该文认为被脉冲噪声冲击后的图像会出现不确定性突变,为了 解决这种不确定性问题,基于证据理论,利用脉冲噪声的多个特征进行了不确定性建模;融合了 BJS 散度和信度 熵,给出新的权重分配,得到了新的概率指派;再根据融合规则和概率转换,给出噪声与信号点的分类依据,从而有 效降低了高度冲突发生的可能性。实验结果表明,在噪声密度达到 90% 以上时,该文提出的方法仍然有效,且在消 噪后的遥感图像中对不同地物信息的细节保持良好。

关键词:证据理论;不确定性建模;融合规则;高度冲突;遥感图像

中图法分类号: TP 391.41 文献标志码: A 文章编号: 2097 - 034X(2022)03 - 0017 - 10

# 0 引言

遥感图像是用来描述地表信息的重要数据源, 能否获取清晰、高质量的遥感图像直接关系到有用 信息的提取、分析和应用。但是在采集、切换和传送 遥感图像时,常常因为仪器性能、操作手段或者成像 环境,导致图像被脉冲噪声所冲击,造成图像质量下 降。因此,在利用遥感图像解决深层问题之前,选择 合适的方法在去除脉冲噪声的同时,有效保留遥感 图像原有的有用信息(如边缘和细节等)就显得至 关重要。

遥感图像去噪的方法可以基于不同的理论模型,比如概率统计、偏微分方程、稀疏表示以及多尺度分析等<sup>[1-6]</sup>。DBA 算法<sup>[5]</sup>、NSBMF<sup>[6]</sup>等非线性方法是在统计的基础上添加噪声判断,而文献[2]提出了一种基于梯度倒数的自适应开关算法对噪声进行判断并消除。此外,为了解决遥感图像在滤波过程中丢失细节信息的问题,文献[3]提出使用组合滤波方法,在利用多尺度分析和中值滤波后,提取边缘信息,将提取结果再融合到消噪后的遥感影像中,以此提升细节信息。以上方法的共同特点是先对随机脉冲噪声与信号点进行分类<sup>[4]</sup>,再对噪声点进行消除,那么分类的准确性会直接影响着滤波的效果。

事实上这种分类问题可以视作是一种不确定性 问题,因为被脉冲噪声冲击的遥感图像在某些像素 点上会发生不确定性的突变,这种不确定性主要体 现在突变像素强度的不确定性、突变位置的不确定 性和突变数量的不确定性。D-S证据理论具有表 达"不确定"和"不知道"的能力,在没有先验信息的 情况下它对不确定性和非精确性进行建模有着不错 的灵活性和有效性<sup>[7]</sup>。因此,它比一般概率理论的 适用范围更加广泛,作为解决不确定性问题的有力 工具,它已经被应用到许多实际领域,如目标识别、 遥感分类和图像分割等<sup>[8-10]</sup>。D-S证据理论已经 成为不确定性信息处理与信息融合领域的重要理 论,但是很少有人将该理论与图像脉冲噪声和信号 点的分类问题结合起来。

直到 2018 年 Zhang 等<sup>[11]</sup>提出了 ASMF - DBER 算法,同时考虑脉冲噪声间断特征和极值特征 2 种 准则进行了不确定性建模,创新性地将 D - S 证据 理论应用到了噪声与信号的分类上,并取得了不错 的结果。但是在证据高度冲突的情况下,仅使用 2 个特征和冲突系数无法准确显示融合的效果。比 如,在脉冲噪声密度较高时,图像由于受到大量脉冲 噪声的冲击而遭到严重损坏,ASMF - DBER 算法中 的 2 个特征准则融合后的结果出现了违背直觉或者 难以分类的情况,本文考虑添加第 3 种特征来降低

收稿日期: 2021-09-30;修订日期: 2022-03-06

**第一作者:**马晓剑(1977 - ),女,副教授,主要从事图像处理研究。Email: mxjzy@ nefu. edu. cn。

**基金项目:**中央高校基本科研业务费专项资金项目"证据理论融合算法在图像处理中的研究与应用"(编号:2572018BC21)资助。

遥感图像中出现的证据高度冲突发生的可能性。所 谓"高度冲突"的情况在本文中主要表现为以下几 种情况:一是遥感图像脉冲噪声密度过大;二是待 分类的像素处在遥感图像的边缘位置或者处在图像 明暗区域的交界处;三是待分类的像素恰好体现遥 感图像的细节信息。一直以来这些情况下的噪声消 除都是难以解决的。

为了更加有效地刻画遥感图像的固有结构、边 缘以及纹理等细节特征,并尽可能地将脉冲噪声从 遥感图像中去除掉,本文把脉冲噪声的3个特征准 则:极值性、间断性和相似性作为证据,提出多特征 准则模型,再根据 BJS 散度和信度熵,构建新的权重 分配以解决证据融合出现的高度冲突的问题,然后 综合评估每个像素被判断为噪声点的概率大小,即 通过概率决策完成分类。另外,在消除噪声的阶段, 采用的是自适应中值滤波方法。需要指出的是本文 的重点是脉冲噪声与信号的分类,分类的准确性是 本文重点研究的内容。实验结果证实本文算法在能 够提高图像滤波后的信噪比的同时,还做到了有效 保留遥感图像原有的边缘细节等信息,即使是在高 度冲突的情况下也有理想的结果。

1 不确定性噪声模型及证据理论

#### 1.1 脉冲噪声模型

为了描述脉冲噪声的不确定性,本文选择文献 [12]中的噪声模型,当图像(以8位灰色图像为研 究对象)被脉冲噪声破坏后,噪声随机出现在像素 集合 $N_1 = \{0,1,2,\dots,l\}$ 和 $N_2 = \{255 - l,255 - (l-1),\dots,255\}$ 中,其概率密度函数如下:

$$f(x_{i,j}) = \begin{cases} \frac{p}{2} & (x_{i,j} \in N_1) \\ 1 - p & (x_{i,j} = S_{i,j}) \\ \frac{p}{2} & (x_{i,j} \in N_2) \end{cases}$$
 (1)

式中: x<sub>i,j</sub>和 S<sub>i,j</sub>分别为噪声图像和原始图像中处在 第 *i* 行,第 *j* 列的位置的像素点; *p* 为图像被脉冲噪 声破坏的概率。被脉冲噪声污染的遥感图像的像素 明显偏离正常值,主要集中在 0 或者 255 附近,具有 一定的不确定性,因此,本文选取 *l* = 2 进行研究,即 噪声像素强度为 0,1,2,253,254 或 255。与 *l* = 0 时,脉冲噪声强度仅为 0 或者 255 的椒盐噪声相比, 本文给出的噪声模型增大了噪声强度的不确定性。 此外,由脉冲噪声产生的机制不难发现,噪声出现位 置和数量也具有不确定性。可见,式(1)确定的脉 冲噪声模型更能反映遥感图像被脉冲噪声污染的实际情况。

#### 1.2 D-S证据理论

由n个两两互斥的元素组成的有限的完备集合称为辨识框架,记为 $\Theta$ 。本文中的辨识框架 $\Theta = \{N,S\}$ ,N为脉冲噪声,S为非脉冲噪声(以下称为信号)。对于辨识框架 $\Theta$ ,如果它的幂集 2<sup> $\Theta$ </sup>到[0, 1]的映射m,即m: 2<sup> $\Theta$ </sup> → [0,1],满足以下条件: $m(\emptyset) = 0, \sum_{A \in \Theta} m(A) = 1$ ,称该映射m为基本概率指派,记作 BPA。m(A) 被视为准确分配给焦元A的信度。

在辨识框架  $\Theta$  上,设有 n 个 BPA 函数  $m_1, m_2$ , …, $m_n$ ,焦元分别为  $A_1, A_2, \dots, A_n$ ,并假设这 n 个 BPA 函数是相互独立的,则 BPA 函数之间的 Dempster 融合规则定义如下:

$$m(A) = \begin{cases} \frac{1}{K} \sum_{n \leq A_i = A \\ i = 1 \\ i = 1 \end{cases}} \prod_{i=1}^{n} m_i(A_i) & (A \neq \emptyset) \\ 0 & (A = \emptyset) \end{cases}, (2)$$

式中冲突系数  $K = \sum_{\substack{n \ \cap A_i \neq \emptyset}} \prod_{i=1}^{n} m_i(A_i)$  是一个常数,表

示 BPA 函数之间的冲突,称其为冲突系数。Dempster 的融合规则仅适用于冲突系数 K < 1 的情况。

概率转换函数<sup>[13]</sup> 是指假设 *m*(*A*) 是辨识框架 Θ 下的 BPA 函数, Pignistic 概率转换函数将一个 BPA 转换为一个概率测度 *Betp*,公式为:

$$Betp(\theta_i) = \sum_{\theta_i \in A} \frac{m(A)}{|A|}, \forall \ \theta_i \in \Theta \quad , \quad (3)$$

式中 |A| 为焦元 A 的基数;  $\theta_i$ 为脉冲噪声 N 或非脉 冲噪声  $S_{\circ}$  一般地,通过辨识框架  $\Theta$  中 *Betp* 的最高 值来进行最终的决策。

### 2 多特征准则融合的分类算法

#### 2.1 脉冲噪声的多特征准则不确定性建模

与相邻信号相比,被脉冲噪声污染的像素有显 著的特征,比如:极值性、相似性以及间断性。本文 根据这些特征利用区间距离、相似度函数以及像素 的相对差异分别构造特征准则证据 m<sub>1</sub>, m<sub>2</sub> 和 m<sub>3</sub>。 2.1.1 极值性特征准则 BPA 的构造

由噪声模型可以看出,脉冲噪声像素的强度主要分布在0或者255附近,接近或者达到极值。为 了将噪声和信号点进行分类,本文利用区间距离来 描述像素的强度和极值之间的接近程度,定义 为<sup>[14]</sup>:

$$d(a,b) = \sqrt{3\left(\frac{(a_1+a_2)-(b_1+b_2)}{2}\right)^2 + \left(\frac{(a_2-a_1)-(b_2-b_1)}{2}\right)^2} , \qquad (4)$$

式中a和b为区间,即区间 $a = (a_1, a_2)$ 和区间 $b = (b_1, b_2)$ ,则像素x与图像之间的区间距离可以表示为:

$$d(I,[x,x]) = \sqrt{(I_{\max} - I_{\min} - 2x)^{2} + (I_{\max} - I_{\min})^{2}},$$
(5)

这里  $I = [I_{\min}, I_{\max}]$  是图像的强度区间,  $I_{\min}$ 和  $I_{\max}$ 分别为图像的最小强度和最大强度,  $x \in [I_{\min}, I_{\max}]$ 。

如图 1 所示,当 x 取[0,255]的中值时, d(I, [x,x])达到最小值;当 x 接近极值 0 或 255 时,区 间距离变大。因此, d(I, [x,x])可以用来描述像 素强度 x 与极值  $I_{min}$ 和  $I_{max}$ 之间的接近程度。根据 区间距离的这一性质,本文构造 BPA 函数  $m_1$ ,公式 如下:

$$\begin{cases} m_1(N) = \frac{d_c - d_0 + \varepsilon}{d_{ext} - d_0 + \varepsilon} \\ m_1(S) = 1 - \frac{d_c - d_{med}}{d_{ext} - d_{med}} , \quad (6) \\ m_1(\Theta) = 1 - m_1(N) - m_1(S) \end{cases}$$

式中: $d_c$ 为待分类像素的强度和区间 I之间的距离;  $d_0$ 为在当前窗口中的像素和 I之间的最小距离; $d_{ext}$ 为 I和极值( $I_{min}$ 或  $I_{max}$ )的距离; $d_{med}$ 为 I和 I的中 值的距离。在噪声密度高的情况下, $m_1(N)$ 应该接 近于1,但是文献[11]中 $m_1(N)$ 趋近于0,这样就导 致了噪声点被判断成信号的错误分类结果,本文将 文献[11]的 $m_1$ 函数做了改进,用 $\varepsilon$ (取 $\varepsilon$  = 0.001) 去调整 BPA 函数,避免了这种情形下的高度冲突结 果的发生。



2.1.2 相似性特征准则 BPA 的构造 往往图像的细节信息与周围信号既有差异性又

有相似性,只用极值性特征准则进行分类还不够准确,本文用待分类像素与窗口内其他信号的差异,作为分类的又一依据来构建相似性特征准则 BPA 函数。

若以 (i,j) 为中心的窗口是  $W_F(i,j) =$  $\left\{x_{i-s,j-t} \middle| -\frac{(W_F-1)}{2} \leq s,t \leq \frac{(W_F-1)}{2}, s,t \in Z\right\},$ 其窗口大小为  $W_F \times W_F$ ,则

$$r_g(x_{i,j}) = x_{i,j} - x_{i-s,j-i}$$
, (7)

式中:  $r_g(x_{i,j})$ 为像素差,  $g = 1, 2, \dots, W_F \times W_F$ ;  $x_{i,j}$ 为(*i*,*j*)处的待分类像素强度;  $x_{i-s,j-t}$ 为(*i*-s,*j*-t)处的像素强度。令  $SIM_{ij}$ 为 $x_{i,j}$ 与窗口内像素的相似度<sup>[15]</sup>,公式为:

$$SIM_{ij} = \frac{\sum_{g=1}^{W_F \times W_F} exp\left[-\frac{r_g(x_{i,j})^2}{2\sigma_{\mu}^2}\right]}{|W_F \times W_F|} , \qquad (8)$$

式中 $\sigma_{\mu}$ 取当前窗口区域像素的均值。则 $SIM_{ij}$ 表征 了 $x_{i,i}$ 与周围像素的相似程度。

利用相似度构造特征准则 BPA 如下:

$$\begin{cases} m_2(N) = \mu \cdot (1 - SIM_{ij}) \\ m_2(S) = \mu \cdot SIM_{ij} \\ m_2(\Theta) = 1 - \mu \end{cases}$$
(9)

式中 $\mu$ 为*SIM*<sub>ij</sub>的权重,介于0~1之间。从图2中 可以看出:当 $r_g$ 的绝对值越小时,*SIM*<sub>ij</sub>越大,说明  $x_{i,j}$ 的纹理、强度等特征与周围像素越相似,即它没 有被脉冲破坏的可能性越大,则被判断成是信号点 的概率就越大;当 $r_g$ 绝对值增大时,*SIM*<sub>ij</sub>减小, $x_{i,j}$ 



Fig. 2 The curve of relation between  $r_g$  and  $SIM_{ij}$ 

被判断成是脉冲噪声的概率变大。可见用  $SIM_{ij}$  构造 BPA 函数来对脉冲噪声与信号分类是合理的。通过实验,本文取 $\mu = 0.9$  效果最佳,容易证明  $m_2$ 满足 BPA 函数的定义。

2.1.3 间断性特征准则 BPA 的构造

处在明暗交界处的信号往往比其相邻信号的强 度高或低很多,这体现了间断性的特征,同时也是脉 冲噪声的特点,因此这些信号往往被错误地分类成 噪声。本文构建了间断性特征准则 BPA,记作 m<sub>3</sub> 函 数,以减小分类误判的概率,公式如下:

$$\begin{cases} m_{3}(N) = \frac{\gamma \sum_{g=1}^{n} r_{g}(x_{i,j})}{n(IW_{\max} - IW_{\min})} \\ m_{3}(S) = \gamma(1 - \frac{\sum_{g=1}^{n} r_{g}(x_{i,j})}{n(IW_{\max} - IW_{\min})}) \\ m_{3}(\Theta) = 1 - \gamma \end{cases}$$
(10)

式中:  $IW_{max}$  为当前窗口像素的最大值,  $IW_{min}$  为当前窗口像素的最小值; n 为当前窗口  $W_F(i,j)$  中除去中心像素的像素个数;  $\gamma$  为权重, 介于  $0 \sim 1$  之间。

当窗口固定时,式(10)中的  $\sum_{g=1}^{n} r_g(x_{i,j})$  表示待 分类像素强度与周围其他像素强度差异的总和,  $\sum_{g=1}^{n} r_g(x_{i,j})$ 的值越小则说明其间断程度越小,相反 地,  $\sum_{g=1}^{n} r_g(x_{i,j})$ 的值越大则说明它与其他周围像素 强度间断程度较大,被判定为脉冲噪声的可能性更 大; 反之,根据待分类像素与其他周围像素强度的 局部连续特征,可以更大概率地将其判断为信号点。 又 注 意 到  $r_g(x_{i,j}) < (IW_{max} - IW_{min})$ ,

 $\frac{\sum_{g=1}^{n} r_g(x_{i,j})}{n(IW_{\max} - IW_{\min})} \stackrel{\text{}{=}}{=} f_{0,1} f_{0,1}$ 

#### 2.2 基于信度熵和 BJS 散度的证据融合

虽然根据脉冲噪声的极值性、相似性、间断性这 3 个特征进行了不确定性证据建模,但是证据之间 的冲突可能还会出现,为了减少证据冲突的可能性, 本文提出在利用证据融合规则之前,对特征准则 BPA 函数进行修正处理,利用 BJS 散度与信度熵对 证据进行重新分配,以校正高度冲突情形下噪声与 信号分类的错误结果。

若 $A_i$ 为信度函数m的假设, $m_1$ 和 $m_2$ 为在同一 辨识框架 $\Theta$ 上的两个 BPA 函数,则 $m_1$ 和 $m_2$ 之间的 BJS 散度<sup>[16]</sup>可表示为:

$$BJS(m_1, m_2) = \frac{1}{2} \left[ S\left(m_1, \frac{m_1 + m_2}{2}\right) + S\left(m_2, \frac{m_1 + m_2}{2}\right) \right] , \qquad (11)$$

式中:  $S(m_1, m_2) = \sum_i m_1(A_i) \log \frac{m_1(A_i)}{m_2(A_i)}$ ;  $\sum_i m_j(A_i) = 1$ ;  $i = 1, 2, \dots, M$ ; j = 1, 2。当 BPA 函数 的值为 0 时,将使用 10<sup>-6</sup> 来替换 0 值。

根据 BJS 散度建立证据之间的差异度量矩阵 *M*,即:

$$\boldsymbol{M} = \begin{pmatrix} 0 & BJS_{12} & \cdots & BJS_{1n} \\ BJS_{21} & 0 & \cdots & BJS_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ BJS_{n1} & BJS_{n2} & \cdots & 0 \end{pmatrix}, \quad (12)$$

则证据可信度  $Re_i$  可由  $BJS_{ij}$  来表示,记  $Re_i = \frac{1}{Acd_i}$ ,

事实上,BJS 散度的显著特征之一是可以为每 种概率分布分配不同的权重,它代表了证据间可靠 性的差异大小,2 个证据间越相似,BJS 散度就越大, 尤其在多于2个证据时,它对分类结果会产生至关 重要的作用。

此外,当分类的不确定性程度很高时,信度熵越 大,得到证据的支持度越少,可以用它来进一步表示 信号与噪声分类的不确定性。所以令 A<sub>i</sub> 为信度函 数 m 的假设,则集合 A<sub>i</sub> 的信息量为:

$$IC_i = e^{-E_d} , \qquad (13)$$

式中  $E_d = -\sum_i m(A_i) \log \frac{m(A_i)}{2^{|A_i|} - 1}, i = 1, 2, \dots, M$ 为集合  $A_i$  的信度熵<sup>[17]</sup>。

综上,为降低高度冲突发生的可能性,提高分类效果,本文利用 BJS 散度建立证据可信度 *Re<sub>i</sub>*,再根据信度熵,给出证据信息量 *IC<sub>i</sub>*,最后融合两者作为证据的新权重,实现对证据的重新分配,具体步骤如下:

1) BJS 散度计算 3 个证据的差异度量矩阵  $M_{ij}$ , 1  $\leq i \leq 3, 1 \leq j \leq 3$ 。

2) 计算证据可信度  $Re_i$ , i = 1, 2, 3。

3)由信度熵计算每个证据的信息量  $IC_i$ , i = 1,

#### 2,3 。

4)由可信度和信息量融合生成新权重  $Wf_i = Re_i \times IC_i, i = 1, 2, 3$ 。

5)将权重归—化分配给原始证据得到新的证 据  $m'(A_i) = \sum_{i=1}^{3} (Wf_i' \times m_i(A_i)), 其中 Wf_i' = \frac{Wf_i}{3}, i = 1, 2, 3$ 。  $\sum_{i=1}^{3} Wf_i$  于是再将修改后的证据采用 Dempster 的融合 规则进行自身间的融合,并使用 Pignistic 概率转换 (式(3))得到概率测度 Betp,并将其作为最终脉冲 噪声与信号点分类的依据。如果 Betp >0.5,则判 断该像素点为脉冲噪声,反之则为信号点。本文 提出的多特征准则的融合分类算法具体过程见 图 3。





Fig. 3 Modeling and fusion process of multi – feature criterion

本文算法采用先对脉冲噪声与信号分类,再进 行噪声消除的思路,提出了基于 IBDND<sup>[18]</sup>的消噪改 进方法,步骤如下:

 将过滤窗口的初始大小 W<sub>F</sub> 设置为3,并将最 大窗口大小 W<sub>max</sub> 设置为11。

2)设置当前窗口大小  $W_F \times W_F$ ,并以(*i*,*j*)的目标像素为中心设置滤波窗口  $W_F(i,j)$ 。

3)判断在当前滤波窗口中是否满足条件: $N_u > \frac{1}{4}PN_t$ 。如果满足,则转到5),否则进行4)。

4)将过滤窗口的大小扩展为(W<sub>F</sub>+1)×(W<sub>F</sub>+1),然后重复2)和3),直到当前过滤窗口大小达到

$$dist(k) = \sqrt{\left(\frac{(a_1 + a_2) - (b_1 + b_2)}{2}\right)^2 + \left(\frac{(a_2 - a_1) - (b_2 - b_1)}{2}\right)^2} , \qquad (15)$$

式中: $a_1$ , $a_2$ 为第k个像素的行与列的索引; $b_1$ , $b_2$ 为中心像素在当前窗口的行与列的索引; $D = \sum_{k=1}^{N_u} \frac{1}{dist(k)}$ 。

# 3 实验与分析

为了验证本文算法的有效性,文章从 SIRI – WHU 遥感影像中的公园、住宅区、工业区、和河坝 等数据库<sup>[19-21]</sup>里随机选取了6幅含有不同类型地 物信息的遥感图像(见图4)进行实验。这些图像 具有区域平滑、色调对比明显或者背景复杂、纹理 信息丰富等不同特征。采用的不确定性噪声模型 见式(1)。为说明算法的优势,本文还与 DBA, NSBMF, IBDND, SAMF<sup>[22]</sup>以及 ASMF – DBER 这 5 最大窗口 11 × 11。

5) 对当前过滤窗口应用近似中值像素替换,输出像素值为:

$$Z_{ij} = Y_{ij} + \frac{1}{D} \sum_{k=1}^{N_u} \frac{V_u(k) - Y_{ij}}{dist(k)} , \quad (14)$$

式中:  $N_u$  为当前窗口脉冲噪声像素个数; P 为脉冲 噪声密度;  $N_i$  为当前窗口像素总数;  $Z_{ij}$  为在窗口信 号点中值  $Y_{ij}$  的基础上增添了基于距离索引的调整 项;  $V_u$  为当前窗口信号点像素; dist(k) 为  $V_u$  中第 k个值的信号与位置 (i,j) 处的噪声像素之间的空间 距离,公式为:

2
 ) + (
 2
 ) ,
 (13)

 
$$|; b_1, b_2$$
 种算法进行了比较。实验主要从"高冲突"角度出

  $D = \sum_{k=1}^{N_u}$ 
 发,对高噪声密度、边缘、纹理细节等情况进行视

 觉分析和定量分析。定量指标选择常用的结构相

似度(structural similarity index, SSIM)、准确率(accuracy rate, AR)和峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR),指标公式如下:

$$AR = \frac{NS - FP - FN}{NS} , \qquad (16)$$

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2 MN}{\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} (\hat{x_{ij}} - x_{ij})^2} , \quad (17)$$

$$SSIM = \frac{(2\,\mu_x\,\mu_x + CN_1)(2\sigma_{xx} + CN_2)}{(\mu_x^2 + \mu_x^2 + CN_1)(\sigma_x^2 + \sigma_x^2 + CN_2)},$$
(18)

式中:NS为像素总数;FP为误检数;FN为漏检

数: M 和 N 为图像尺寸: x 为初始图像:  $\hat{x}$  为过滤图 像;  $\mu_{x}$ 和 $\mu_{x}$ 分别为 x 和 x 的均值;  $\sigma_{x}$ 和  $\sigma_{x}$ 分别为 x

· 22 ·

和 $\hat{x}$ 的方差;  $\sigma_{\hat{x}}$  为 x 和  $\hat{x}$ 的协方差;  $CN_1$  和  $CN_2$  为 常数。





由于本文算法分2步进行,即先将遥感图像中 的脉冲噪声与信号分类,再消除噪声,因而先选择了 同为2步消噪的 IBDND 和 ASMF - DBER 算法进行 对比。由式(16)可以看出 AR 指标可以衡量分类的 准确性,其值越大说明遥感图像中信号与噪声的分 类越准确: SSIM 指标则表示消噪后的遥感图像与 原图的接近程度。因此,以图 4(a) 为例,表1 给出 这2个指标下的对比结果。

表1 不同算法的 AR 与 SSIM Tab. 1 AR and SSIM of different algorithms

噪声	ASMF – DBMR		IBDND		本文算法	
密度/%	SSIM	AR /%	SSIM	AR / %	SSIM	AR /%
10	0.980	99.61	0.981	99.43	0.981	99.65
20	0.958	99.59	0.930	99.38	0.960	99.33
30	0.932	99.57	0.784	99.20	0.926	99.38
40	0.899	99.52	0.548	98.48	0.896	99.48
50	0.863	99.51	0.315	96.93	0.851	99.62
60	0.817	99.48	0.166	94.12	0.804	99.76
70	0.750	99.59	0.089	89.59	0.756	99.76
80	0.655	99.62	0.045	84.14	0.678	99.73
90	0.531	99.82	0.018	75.81	0.553	99.84

从表1中可以看出,在低噪声密度时,2种指标 下的 IBDND 算法稍逊一筹, 当噪声密度达到 50% 后,即"高度冲突"体现越明显时,本文算法的分类 准确率 AR 表现就越突出,这意味着更多的噪声被 准确识别出来。另外本文算法的 SSIM 在"高度冲 突"下表现稳定,说明消噪后的遥感图像结构变化 小于其他算法,细节保持更优。

由表1不难发现,在噪声密度较低时,ASMF-DBER 算法的结构相似度略微优于本文算法,但是 从定性视觉直观的角度(图5)能够发现,当噪声密 度为50%时,消噪后选定明暗交界处,放大横跨河 水两岸的建筑物的部分细节(图5(e)),可以明显 看出 ASMF - DBER 算法对梯度变化较大的信息保 留要稍差,而本文算法符合地理要素的空间自相关 性,消噪后遥感图像中的建筑物仍能保持良好的连 续性,失真度小,边缘更流畅,对比度损失小。为了 进一步说明本文算法对图像边缘或明暗交替的位置 具有较高的还原度,本文对河坝图的局部信息(20 ×20的像素区域)进行误差分析,将未污染噪声的 细节图与消噪后的细节图做差,生成像素误差图,如 果误差分析图越接近0附近的颜色,那么消噪后的 误差就会越小。由图 6 不难发现相比于 ASMF -DBER 算法,本文算法误差波动幅度较小,图像颜色 显示误差值分布更接近0附近,说明本文算法处理 后的细节结果更接近原图像,从而再次说明本文算 法对遥感图像的细节保持好,后期应用处理会更具 优势。





(b) 加噪后

(c) ASMF – DBER

(e) 细节图

Fig. 5 Comparison between ASMF – DBER algorithm and the proposed algorithm at the noise level of 50 %

图 5 噪声密度为 50% 时 ASMF - DBER 算法与本文算法的对比图



图 6 50%噪声密度下的局部信息对比图 Fig. 6 Comparison of local information at the noise level of 50%

为了进一步从视觉角度说明本文算法适合不同 地物类型的遥感图像的去噪,本文将图4(b),(c), (d),(e)以及(f)添加10%~90%不同密度的脉冲 噪声,考察遥感图像被不同噪声密度干扰时的恢复 能力。这5幅不同类型的遥感图像中住宅区和立交 桥的遥感图像背景相对复杂,像素反差小,细节信息 较多;公园和工业区的遥感图像类型像素强度高低 相间,背景相对平滑,图像的连续性较为复杂;云层 图像色调反差大,纹理信息明显。原图及各算法处 理后的效果如表2所示。从中可以看出,SAMF算 法由于分类能力最差,明显有大量噪声残留,故仅适 用于低噪声密度的情况;DBA算法处理后的图像过 于模糊,影响后续的地物信息的提取;NSBMF算法 对于细节信息多的遥感图像来说,该方法的弱点就 暴露出来,比如边缘连续性差、细节清晰度低、明暗 交界的轮廓位置出现了毛糙;而本文算法对于"高

#### 表 2 噪声密度依次为 10%,30%,50%,70%和 90%的滤波效果对比图

Tab. 2 Comparison of filtering effect under 10%, 30%, 50%, 70% and 90% noise density



冲突"处理结果理想,噪声提取准确,对于遥感图像 中不同类型的地物信息还原性强。同时从表2中还 可以发现,公园和云层的遥感图像中的白色高亮部 分经过不同恢复算法后损失严重,这是因为白色高 亮部分的像素强度接近脉冲噪声的像素强度,在脉 冲噪声的识别过程中容易产生误判。本文利用多特 征准则融合算法提取脉冲噪声,有效降低了误判发 生的可能性,白色高亮的细节部分得到更好的保留。 为验证不同噪声密度条件下本文算法均有良好的还原能力,当噪声密度由 10% 变化到 90% 时,图7 为应用 5 种算法对图 4 不同类型遥感图像分别处理后的定量指标 PSNR 的结果。很显然,随着噪声密度的升高, PSNR 指标普遍下降,IBDND 算法下降速度最快,本文算法的滤波优势明显,即使噪声密度达到 90%,相比其他算法,本文算法处理过的遥感图像对噪声的分类仍然有效。



Fig. 7 Comparison of the PSNR of remote sensing images

## 4 结论

脉冲噪声的存在极大影响着遥感图像的信息判 读与分析,为了实现对遥感图像的高质量复原,扩展 遥感图像的应用范围和应用价值,本文提出了多特 征准则融合的脉冲噪声识别方法。在文献[11]的 基础上,本文增加了脉冲噪声的相似性特征,根据脉 冲噪声的相似性、极值性和间断性特征进行了新的 不确定性建模;同时利用 BJS 散度和信度熵对证据 进行了新的权重分配,根据 D - S 证据理论进行了 证据融合,避免冲突信息的发生。通过实验得到以 下结论:

1)针对被脉冲噪声损坏后的 SIRI - WHU 影像 中工业区、公园等不同类别的遥感图片,本文算法均 表现出很强的恢复能力,还原后的遥感影像符合地 理要素的空间自相关性,图像清晰且对比度损失小, 说明本文算法可以广泛适用于不同类型遥感图像的 去噪处理。

2)即使在信息"高冲突"的情况下,本文算法仍 然能保证脉冲噪声被准确的识别,完成图像的去噪。 在脉冲噪声密度达到90%时,本文算法处理后的遥 感图像仍能保持原有的纹理、边缘以及明暗交界等 细节信息,图像的连续性仍能保持较佳的水平,说明 本文提出的多特征准则信息融合算法适合对细节信 息丰富或者被高密度噪声干扰的图像进行恢复处理。

#### 参考文献(References):

[1] 赵洪臣,周兴华,彭 聪,等.一种去除遥感影像混合噪声的集成 BM3D 方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2019,44

(6):925-932.

Zhao H C, Zhou X H, Peng C et al. An integrated BM3D method for removing mixed noise in remoting sensing image[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019,44(6):925 – 932.

- [2] 汪贵平,杜晶晶,宋 京,等. 基于梯度倒数的无人机遥感图像融合滤波方法[J]. 科学技术与工程,2018,18(31):190-194.
  Wang G P, Du J J, Song J, et al. A fusion filter method for unmanned aerial vehicle remote sensing image based on gradient inverse[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(31): 190-194.
- [3] 朱建军,周靖鸿,周 璀,等. 一种新的去除遥感影像混合噪声 组合滤波方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2017,42
   (3):348-354.

Zhu J J,Zhou J H,Zhou C, et al. A new combination filtering method to removing mixed noise of remote sensing images [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017,42(3): 348 – 354.

[4] 刘 帅.基于分层稀疏学习和协同表示的高光谱图像去噪和分类[D].西安:西安电子科技大学,2016.

Liu S. Hierarchical sparse learning and collaborative representation for hyperspectral imagery restoration and classification [D]. Xi' an;Xidian University,2016.

- [5] Srinivasan K S, Ebenezer D. A new fast and efficient decision based algorithm for removal of high – density impulse noises [J].
   IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(3):189 – 192.
- [6] Jayaraj V, Ebenezer D. A new switching based median filtering scheme and algorithmfor removal of high density salt and pepper noise in images [J]. Journal on Advances in Signal Processing, 2010(1):409-413.
- [7] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2):325-339.
- [8] 蒋 雯. 邓鑫洋. D-S 证据理论信息建模与应用[M]. 北京:科 学出版社,2018.

Jiang W, Deng X Y. D – S evidence theory information modeling and application [M]. Beijing: Science Press, 2018.

[9] 童涛,杨桃,李昕,等. 基于D-S证据理论的多特征融合 SAR图像目标识别方法[J]. 国土资源遥感,2013,25(2):37-41. doi:10.6046/gtzyg.2013.02.07.

Tong T, Yang G, Li X, et al. Recognition method of multi – feature fusion based on D – S evidence theory in SAR image [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2013, 25(2):37 – 41. doi:10. 6046/gtzyg. 2013.02.07.

 [10] 李华朋,张树清,孙 妍.证据理论结合遥感分类数据能力定量 评价研究[J].国土资源遥感,2011,23(1):26-32.doi:10. 6046/gtzyyg. 2011.01.05.

Li H P,Zhang S Q,Sun Y. The quantitative evaluation of remoting sensing data for supervised evidential classification [J]. Remote sensing for Land and Resources, 2011, 23 (1):26 - 32. doi:10. 6046/gtzyg. 2011.01.05.

- [11] Zhang Z, Han D, Dezert J, et al. A new adaptive switching median filter for impulse noise reduction with predetection based on evidential reasoning[J]. Signal Processing, 2018 (147):173-189.
- [12] Ng P E, Ma K. A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6):1506-1516.
- [13] Han D, Dezert J, Duan Z. Evaluation of probability transformations of belief functions fordecision making [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2016, 46(1):93 – 108.
- Irpino R V. Dynamic clustering of interval data using a wasserstein based distance [J]. Pattern Recognition Letter, 2008, 29 (11): 1648 - 1658.
- [15] 钱晓亮,郭 雷,余 博. 基于目标尺度的自适应高斯滤波[J]. 计算机工程与应用,2010,46(12):14-16.
  Qian X L,Guo L, Yu B. Adaptive Gaussian filter based on object scale[J]. Computer Engineering and Applications,2010,46(12): 14-16.
- [16] Xiao F. Multi sensor data fusion based on the belief divergence measure of evidencesand the belief entropy [J]. Information Fusion, 2019, (46):23 – 32.
- [17] Deng Y. Deng entropy [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2016(91): 549-553.
- [18] Jafar I F, AlNa' mneh R A, Darabkh K A. Efficient improvements on the BDND filtering algorithm for the removal of high – density impulse noise[J]. IEEE Transactios on Image Processing, 2013, 22 (3):1223 – 1232.
- [19] Zhao B, Zhong Y, Xia G S, et al. Dirichlet derived multiple topic scene classification model fusing heterogeneous features for high spatial resolution remote sensing imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(4):2108 – 2123.
- [20] Zhao B, Zhong Y, Zhang L, et al. The fisher kernel coding framework for high spatial resolution scene classification [J]. Remote Sensing, 2016,8(2):157-176.
- [21] Zhu Q, Zhong Y, Zhao B, et al. Bag of visual words scene classifier with local and global features for high spatial resolution remote sensing imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(6):747 – 751.
- [22] Haidi I, Nicholas S P K, Theam F N. Simple adaptive median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J].
   IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2008, 544(4):1920 – 1927.

# Multi – feature fusion – based recognition and processing of impulse noise in remote sensing images

MA Xiaojian<sup>1</sup>, ZHAO Fashun<sup>1</sup>, LIU Yanbin<sup>2</sup>

(1. College of Science, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China; 2. School of Earth

Sciences and Resources, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China)

Abstract: Eliminating impulse noise of high - quality remote sensing images is of great significance for applied

research. It has always been a challenge to eliminate high – density impulse noise while remaining detailed information on edges in original remote sensing images. This study concluded that uncertain changes will appear when a remote sensing image is corrupted by impulse noise. Given this, an uncertainty model based on the evidence theory was constructed using multiple features of impulse noise. The BJS divergence and the reliability entropy were fused into the model to obtain new weights and a new probability assignment. Then, the classification between noise and signals was given according to fusion rules and probability transformation, thus effectively reducing the possibility of high – level conflicts. The experimental results show that the classification method proposed in this study is effective even when the noise density is up to over 90% and can well maintain detailed information on different ground objects in the denoised remote sensing images.

Keywords: evidence theory; uncertainty modeling; fusion rules; highly conflict; remote sensing image (责任编辑: 李 瑜)

下期要目 马俊俊 基于 ASTER 数据的地表温度遥感反演与产品检验---以黑河流域为例 付昱凯 耦合非局部自相似性与散度的 SAR 与光学影像融合 程 军 新疆干旱时空动态及其对气候变化的响应 邹 芳 基于多模型比较的乡村综合灾害风险评价——以湖南省花垣县为例 郭帮杰 基于遥感技术的沙特阿拉伯地区钙结岩型铀矿成矿要素识别及潜力评价 孔 卓 高光谱遥感图像大气校正研究进展 陈 行 基于夜光遥感的城市化与生态环境耦合协调分析 贺 鹏 机载 LiDAR 技术在缓倾地层滑坡及其拉裂槽识别中的应用 秦 乐 基于时空谱特征的遥感影像时间序列变化检测 Ŧ 宇 基于 Sentinel -1 的喀斯特高原山区种植结构空间分异研究