

# 模糊知识测度下图像脉冲噪声去除方法

郭凯红, 崔明茜, 刘婷婷

(辽宁大学信息学院, 辽宁沈阳 110036)

**摘要:** 针对图像脉冲噪声去除方法中噪声检测不准确、滤波效果不理想等问题, 本文引入知识测度新理论, 提出一种基于模糊知识量的图像去噪新方法. 首先改进并简化模糊知识测度公理系统, 据此提出一种新的模糊知识测度参数化模型; 其次, 利用所提模型计算分析噪声图中极值点与邻域像素的相似性特征及知识量差异, 有效识别并区分脉冲噪声与普通极值像素; 最后, 提出最大平均关联知识量滤波算法实现图像去噪. 对比实验针对标准数据集与测试图分别进行. 实验结果表明, 所提方法能够准确识别脉冲噪声, 切实提高图像滤波质量, 去噪结果主要指标及性能明显优于同类其他算法, 较本文对比方法平均值, 指标 PSNR 平均提升 7.8%, SSIM 平均提升 10%. 本文将知识测度新理论应用于图像去噪中并取得优良效果, 为该理论在其他相关领域的创新应用开创了新例.

**关键词:** 知识测度; 模糊集; 图像滤波; 脉冲噪声检测; 自适应窗口

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.71771110); 辽宁省教育厅基本科研基金项目(No.LJKQZ2021023); 辽宁省博士科研启动基金计划项目(No.2020-BS-082)

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112(2023)11-3248-14

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20220622

## Removal of Impulse Noise in Grayscale Images Under Fuzzy Knowledge Measure

GUO Kai-hong, CUI Ming-xi, LIU Ting-ting

(School of Information, Liaoning University, Shenyang, Liaoning 110036, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of inaccurate noise detection and unsatisfactory filtering effect in image impulse noise removal methods, this paper introduces a new theory of knowledge measurement, and proposes a new method of image denoising based on fuzzy knowledge. Firstly, the fuzzy knowledge measurement axiom system is improved and simplified, and a new fuzzy knowledge measurement parameterized model is proposed based on this. Secondly, the proposed model is used to calculate and analyze the similarity characteristics and the differences in the amount of knowledge between extreme points and neighboring pixels in the noise image, and effectively identify and distinguish impulse noise from ordinary extreme pixels. Finally, a maximum average correlation knowledge filter algorithm is proposed to achieve image denoising. The comparison experiments are carried out on the standard data set and the test image respectively, and the experimental results show that the proposed method can accurately identify the impulse noise, effectively improve the image filtering quality, and the main indicators and performance of the denoising results are significantly better than other similar algorithms. Compared with the average value of the comparison method, the index PSNR has an average increase of 7.8%, and the SSIM has an average increase of 10%. This paper applies the new theory of knowledge measurement to image denoising for the first time and achieves excellent results, which creates a new example for the innovative application of this theory in other related fields.

**Key words:** knowledge measure; fuzzy set; image filtering; impulse noise detection; adaptive window

**Foundation Item(s):** National Natural Science Foundation of China (No.71771110); Basic Research Project of the Education Department of Liaoning Province (No.LJKQZ2021023); Ph.D. Research Startup Foundation of Liaoning Province (No.2020-BS-082)

### 1 引言

数字图像在成像存储、传输等过程中可能会产生

大量噪声, 不仅影响图像的视觉效果, 也为后续图像分割、特征提取等应用操作造成困难. 椒盐噪声是数字图

像中一类常见的脉冲噪声,表现为随机出现的黑色或白色像素.为克服这一问题,许多滤波算法相继被提出,其中标准中值滤波<sup>[1]</sup>对此具有较好的平滑效果,但对噪声点和普通像素点未能加以有效区分处理,去噪效率较低,且不适合高密度噪声情况.在改进算法中,文献[2]提出根据噪声的影响程度选择滤波窗口的自适应方法,文献[3]提出使用频率中值恢复图像,侧重灰度的唯一性,均取得良好效果.近年来,出现一些较为典型的滤波,如基于像素密度的滤波(Based on Pixel Density Filter, BPDF)<sup>[4]</sup>、不同应用的中值滤波(Different Applied Median Filter, DAMF)<sup>[5]</sup>、自适应开关权重均值滤波(Adaptive Switching Weight Mean Filter, ASWMF)<sup>[6]</sup>等.其他环境下能够有效处理脉冲噪声的方法包括迭代均值滤波法<sup>[7]</sup>、自适应Riesz均值滤波法<sup>[8]</sup>、基于最小最大平均池化法<sup>[9]</sup>等,以及彩色图像中处理随机值脉冲噪声方法<sup>[10]</sup>.文献[11]较详尽地回顾了各类代表性中值滤波算法.

鉴于模糊理论<sup>[12]</sup>在处理非精确、不确定性数据方面具有的高度灵活性,模糊图像去噪方法逐渐成为研究热点<sup>[13-22]</sup>.文献[13]提出一种模糊中值滤波方法,基于模糊推理对噪声进行分类,并根据分类结果利用隶属度加权去除噪声.该方法与传统滤波方法相比具有更好的平滑效果,但隶属函数无法自适应设定.文献[14]将概率型模糊熵引入图像去噪中,利用最小熵实现图像去噪,但未考虑图像的结构特征,导致滤波效果较差.文献[17]将图像区间模糊化后,利用最小熵选取阈值并检测噪声,最后利用隶属度进行模糊滤波.文献[18]先对图像进行卷积分类出候选噪声点,再通过最小模糊熵设定阈值,以检测最终的噪声像素.该方法检测及降噪效果有一定提升,但未考虑极值像素与邻域像素相似性问题.文献[19]将局部直觉模糊熵和非下采样的轮廓波变换方法结合,计算出噪声抑制因子.该方法提高了检测能力和去噪效果,同时保护了纹理信息,但耗费时间过长.文献[20]将模糊熵应用于CT图像去噪中,利用局部直觉模糊熵设置合适阈值,对从条纹伪影图像中学习到的条纹伪影字典进行校正,以实现图像去噪.该方法虽能有效去除条纹伪影并保持正常结构,但阈值仅靠视觉观察设定.文献[21]从噪声正弦图的模糊性出发,将梯度范数和直觉模糊熵作为边缘评价指标,构造边缘指示函数建立平滑模型,计算复杂度和时间都有所下降,但易出现数据不一致及过校正等问题,从而产生图像失真现象.文献[22]提出利用直觉模糊熵对水下图像去噪,基于分割结果提取局部直觉模糊熵,更好地解决降噪与细节信息保留之间的矛盾,但仅适用于低密度噪声环境.

综上易知,现有模糊图像去噪方法未能有效分析极值像素与邻域像素的相似性特征,并且过于依赖直

觉模糊熵,噪声检测与去除效果总体相对有限.事实上,直觉模糊熵由经典模糊熵推广得到,其局限性之一是不能有效处理未知信息,从而产生不可靠的阈值或排序<sup>[22]</sup>.为克服直觉模糊熵的反直觉问题,文献[23]开创性地提出直觉模糊知识测度理论,明确指出模糊环境下知识量相对于模糊熵的优势.关于这一新理论的开拓性研究,目前已取得较多的结果<sup>[24-26]</sup>.本文引入最新知识测度理论,提出一种基于模糊知识量的图像噪声检测与去除新方法.首先根据经典模糊集下知识量两个重要方面的特点,改进并简化模糊知识测度公理系统,据此提出一种新的模糊知识测度参数化模型.然后,利用所提模型计算分析噪声图中极值像素与邻域像素的相似性特征及知识量差异,进一步实现噪声与极值像素的再区分.最后,提出邻域最大平均关联知识量方法,去除检测出的真正噪声.实验结果表明,本文方法可有效检测图像噪声,极大地降低噪点误判率,充分提高图像的滤波效果.

## 2 知识测度相关工作

文献[12]提出模糊集概念,文献[27]进一步推广至直觉模糊集.模糊熵用来度量模糊系统的模糊性及不确定性程度,一直以来是信息论及模糊系统领域的研究热点.非概率熵<sup>[28]</sup>是一类备受关注的直觉模糊熵,其理论研究与实际应用最为广泛.它由经典模糊熵推广得到,在处理未知信息这一层面有较大的局限性,特别是针对隶属度和非隶属度相等这一特殊情形,不能对系统做出有效区分与判决<sup>[29]</sup>.

鉴于直觉模糊熵的局限性,文献[23]提出针对直觉模糊集所蕴含知识量的创新研究思想.一般认为,知识量是信息熵的对立量<sup>[30-32]</sup>.文献[33]认为,直觉模糊系统中因为非隶属度与犹豫度的引入,知识量与信息熵已不具有简单的数值逻辑关系.迄今,针对直觉模糊知识量的度量问题,许多学者从不同角度展开研究,其成果大致可分两类:一类侧重直觉模糊集固有的模糊性<sup>[30,33,34]</sup>,另一类则强调隶属度和非隶属度所传递的信息量<sup>[31,32]</sup>.在这些研究中,文献[30]提出一种基于模糊熵的直觉模糊知识测度公理及模型,尝试利用模糊熵定义知识量,未从根本上厘清模糊熵与知识量的关系.文献[31]将知识量简单视为模糊熵的对立量,所提知识测度模型仅考虑由隶属度、非隶属度传递的信息量,对两者固有的模糊性未加重视.文献[32]进一步将文献[31]推广到区间直觉模糊环境下.文献[34]将文献[33]的工作推广到区间直觉模糊环境下,所提公理系统依然衍生自模糊熵的公理化定义.这些关于直觉模糊知识测度的研究均依赖模糊熵,且未同时考虑模糊集固有的模糊性与信息量,理论上的偏差将导致实际应用

中会有较大局限性.

在最新的研究成果中,文献[24]提出并充分论证知识度量的两个重要方面,即信息清晰度和信息量.据此,开创性地建立非依赖熵的直觉模糊知识测度公理系统,并提出一种基于态度的单参直觉模糊知识测度模型.文献[25]进一步放松中性态度假设,提出一种更加灵活的双参知识测度模型,既可适度描述对未知信息中潜在知识量的接受态度,又充分考虑对知识度量两个重要方面的偏好.另外,文献[26]提出一种从经典模糊集到区间直觉模糊集的非参知识测度建模的统一框架.文献[35]改进 Hamming-Hausdorff 距离,提出一种非参区间直觉模糊知识测度.在此基础上,他们首次将直觉模糊知识测度理论引入模糊图像处理领域并成功应用于图像分割<sup>[26,35]</sup>,获得优良效果.这显示了知识测度新理论在实际应用中蕴藏的巨大潜力与优越性.受此启发,本文首次将知识测度新理论应用于图像去噪中,提出一种基于模糊知识量的图像噪声检测与去除新方法,为该理论在其他相关领域的潜在应用开创新例.

### 3 理论基础

#### 3.1 直觉模糊集

文献[12]提出经典模糊集(Fuzzy Sets, FSs)的概念.

**定义 1**<sup>[12]</sup> 设  $A'$  是论域  $X$  上的模糊集,记为

$$A' = \{ \langle x, \mu_{A'}(x) \rangle | x \in X \}$$

其中,隶属函数  $\mu_{A'}: X \rightarrow [0, 1]$  表示  $x \in A'$  的隶属程度.

文献[27]进一步推广模糊集,定义了直觉模糊集(Intuitionistic Fuzzy Sets, IFSs)的概念.

**定义 2**<sup>[27]</sup> 设  $A$  是论域  $X$  的直觉模糊集,记为

$$A = \{ \langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle | x \in X \}$$

其中,隶属函数  $\mu_A: X \rightarrow [0, 1]$ ,非隶属函数  $\nu_A: X \rightarrow [0, 1]$ ,满足  $\mu_A(x) + \nu_A(x) \leq 1, \forall x \in X$ ,分别表示  $x \in A$  的隶属度和非隶属度.由此引申出另一个参数  $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \nu_A(x)$ ,称为  $x \in A$  的犹豫度,表示对  $x \in A$  与否的知识缺乏程度.显然,  $0 \leq \pi_A(x) \leq 1, \forall x \in X$ .当论域中所有元素都满足  $\mu_A(x) = 1 - \nu_A(x)$  时,IFSs 退化为 FSs.

令  $A', B'$  是定义在  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  上的 FSs,则它们的标准海明距离为<sup>[36]</sup>

$$d(A', B') = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\mu_{A'}(x_i) - \mu_{B'}(x_i)| \quad (1)$$

#### 3.2 直觉模糊知识测度公理系统

设有限论域  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ .记  $\text{FS}(X), \text{IFS}(X)$  分别为定义在  $X$  上的所有模糊集与直觉模糊集.另记  $A'_i = \langle \mu_{A'}(x_i), 1 - \mu_{A'}(x_i) \rangle, A_i = \langle \mu_A(x_i), \nu_A(x_i) \rangle$  分别为

$A' \in \text{FS}(X), A \in \text{IFS}(X)$  的第  $i$  个元素,  $i = 1, 2, \dots, n$ .

文献[24]提出并论证与  $A_i$  相关的知识量的两个重要方面,即信息量和信息清晰度,分别表示为  $\mu_A(x_i) + \nu_A(x_i)$  和  $|\mu_A(x_i) - \nu_A(x_i)|$ .显然,对于任意  $A \in \text{IFS}(X)$ ,  $A$  的信息量越大,反映出的信息越清晰,其传递的知识量就越大.基于这种理解,文献[24]从知识量角度,开创性地提出非依赖熵的直觉模糊知识测度公理系统.

**定义 3**<sup>[24]</sup> 令  $A, B \in \text{IFS}(X)$ .实值函数  $K: \text{IFS}(X) \rightarrow [0, 1]$  称为  $\text{IFS}(X)$  上的知识测度,如果  $K$  具有以下性质:

( $KP_{\text{IFS}1}$ )  $K(A) = 1$ , 当且仅当  $A$  为明确集.

( $KP_{\text{IFS}2}$ )  $K(A) = 0$ , 当且仅当  $\pi_{A'}(x_i) = 1, x_i \in X$ .

( $KP_{\text{IFS}3}$ )  $K(A) \geq K(B)$ , 如果  $A$  相对  $B$  具有更大的信息量并且更加清晰,即  $\mu_A(x_i) + \nu_A(x_i) \geq \mu_B(x_i) + \nu_B(x_i)$ , 且  $|\mu_A(x_i) - \nu_A(x_i)| \geq |\mu_B(x_i) - \nu_B(x_i)|, \forall x_i \in X$ .

( $KP_{\text{IFS}4}$ )  $K(A) = K(A^c)$ , 其中  $A^c = \{ \langle x, \nu_A(x), \mu_A(x) \rangle | x \in X \}$  为  $A$  的补集.

文献[37]考虑了 IFSs 的退化情况,提出经典模糊环境下知识测度的公理系统.

**定义 4**<sup>[37]</sup> 令  $A', B' \in \text{FS}(X)$ .实值函数  $K: \text{FS}(X) \rightarrow (0, 1]$  称为  $\text{FS}(X)$  上的知识测度,如果  $K$  具有下列性质:

( $KP_{\text{FS}1}$ )  $K(A') = 1$ , 当且仅当  $A'$  是明确集.

( $KP_{\text{FS}2}$ )  $0 < \min K(A') < 1$ , 当且仅当  $\mu_{A'}(x_i) = 0.5, \forall x_i \in X$ .

( $KP_{\text{FS}3}$ )  $K(A') \geq K(B')$ , 如果  $B'$  比  $A'$  更模糊,即  $0 \leq \mu_{A'}(x_i) \leq \mu_{B'}(x_i) \leq 0.5$ , 或  $1 \geq \mu_{A'}(x_i) \geq \mu_{B'}(x_i) \geq 0.5, \forall x_i \in X$  (2)

( $KP_{\text{FS}4}$ )  $K(A') = K(A'^c)$ , 其中  $A'^c = \{ \langle x, 1 - \mu_{A'}(x) \rangle | x \in X \}$  为  $A'$  的补集.

定义 4 一定程度阐明了经典模糊环境下知识量与模糊熵的关系,但公理系统中仍依赖模糊熵的判别条件<sup>[28]</sup>,特别是 ( $KP_{\text{FS}2}$ ), ( $KP_{\text{FS}3}$ ) 部分,未能利用最新知识测度建模思想体现出某些主观心理认知等特征.

### 4 模糊知识测度公理及模型

#### 4.1 模糊知识测度公理系统

注意到当直觉模糊集退化为经典模糊集时,知识量两个重要方面的变化情况,此时元素  $A'_i = \langle \mu_{A'}(x_i), 1 - \mu_{A'}(x_i) \rangle \in A' \in \text{FS}(X)$  的信息量为  $\mu_{A'}(x_i) + (1 - \mu_{A'}(x_i)) = 1$ ,信息清晰度可表示为  $|\mu_{A'}(x_i) - (1 - \mu_{A'}(x_i))| = |1 - 2\mu_{A'}(x_i)|$ .这说明在经典模糊集下,知识

度量只需考虑信息清晰度一方面即可. 此时,式(2)恰可等价改写为  $|1-2\mu_A(x_i)| \geq |1-2\mu_B(x_i)|, \forall x_i \in X$ . 另需注意,当  $\mu_A(x_i)=0.5$  时,  $A_i$  的信息量最大(量值为1),同时信息清晰度最小(量值为0). 这种情形最为特殊,此时客观上  $A_i$  的知识量应最小(如非参模型<sup>[25,33]</sup>),取值多寡则依赖具体的知识测度模型,而主观上  $A_i$  的知识量取值应充分考虑决策主体对知识量两个重要方面的偏好(如有参模型<sup>[24,26]</sup>),不强制所有主体必须取某个最小值. 这样更能突出系统以人为决策主体的灵活性与智能性. 基于这种理解,本文从最新知识量角度并结合 IFSs 下某些心理认知特征<sup>[31]</sup>,下文将重新定义模糊知识测度公理系统.

**定义 5** 令  $A', B' \in FS(X)$ . 实值函数  $K: FS(X) \rightarrow (0, 1]$  称为  $FS(X)$  上的知识测度,如果  $K$  具有下列性质:

( $KP_{FS1}$ )  $K(A') = 1$ , 当且仅当  $A'$  是明确集.

( $KP_{FS2}$ )  $K(A') \in (0, 1)$  在客观上取最小值, 当且仅当  $\mu_A(x_i) = 0.5, \forall x_i \in X$ .

( $KP_{FS3}$ )  $K(A') \geq K(B')$ , 如果  $A'$  比  $B'$  具有更大的信息清晰度, 即  $|1-2\mu_A(x_i)| \geq |1-2\mu_B(x_i)|, \forall x_i \in X$ .

( $KP_{FS4}$ )  $K(A') = K(A^c)$ , 其中  $A^c = \{ \langle x, 1-\mu_A(x_i) \rangle | x_i \in X \}$  为  $A'$  的补集.

显然,定义5是从知识量角度给出的公理系统,不再依赖模糊熵的概念. 事实上, ( $KP_{FS2}$ ) 放松了 FSs 下知识量的最小值要求, 允许在建模过程中考虑某些主观心理认知特征并在测度模型中灵活反映. ( $KP_{FS3}$ ) 则体现了 FSs 下知识量度量所考虑的两方面因素可简化到一方面因素的情形, 并进一步可知模糊知识测度  $K$  关于信息清晰度单调递增.

#### 4.2 基于海明距离的模糊知识测度模型

本文引入 TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) 思想, 首先建立一种新的基于标准海明距离的模糊知识测度模型. 这里先考虑单元素情形. 令  $A'_i = \langle \mu_A(x_i), 1-\mu_A(x_i) \rangle \in A' \in FS(X)$ . 根据知识量两个重要方面的特性, 先确定两个正理想点, 即  $F_1 = \langle 1, 0 \rangle, F_2 = \langle 0, 1 \rangle$ . 显然, 它们是明确集, 同时具有最大的信息量与信息清晰度. 负理想点则定义为  $F_0 = \langle 0.5, 0.5 \rangle$ , 它具有最小的信息清晰度. 事实上, 根据前述讨论, FSs 下的知识度量, 只需考虑信息清晰度一个方面的特性即可, 较 IFSs 环境下更容易确定正、负理想点. 由式(1)定义  $A'_i$  与正、负理想点之间的距离分别为

$$d_{i,1}^+ = d(A'_i, F_1) = 1 - \mu_A(x_i),$$

$$d_{i,2}^+ = d(A'_i, F_2) = \mu_A(x_i),$$

$$d_i^- = d(A'_i, F_0) = |0.5 - \mu_A(x_i)|$$

根据 TOPSIS 思想, 元素  $A'_i$  越接近  $F_1$  (或  $F_2$ ), 它的知识量就越大. 注意, 这里关注的是  $A'_i$  所传递的知识量, 而不是  $A'_i$  值本身的优劣. 因此, 需要从  $d_{i,1}^+$  与  $d_{i,2}^+$  中选择一个相对  $A'_i$  更有效的正理想点距离. 这里令此有效距离为

$$d_i^+ = \min \{ d_{i,1}^+, d_{i,2}^+ \} = \min \{ 1 - \mu_A(x_i), \mu_A(x_i) \}$$

注意到  $d_i^-$  代表  $A'_i$  与负理想点  $F_0$  的距离. 根据 TOPSIS 中相对贴近度的计算方法, 显然  $d_i^- \neq 0$ , 否则违背定义5中公理( $KP_{FS2}$ ). 为此, 这里引入参数  $\alpha > 0$ , 令  $d_i^- = d_i^- + \alpha = |0.5 - \mu_A(x_i)| + \alpha, \alpha > 0$ . 利用  $A'_i$  关于正、负理想点的相对贴近度, 可定义一种新的单元素情形下的知识测度模型, 即

$$\begin{aligned} K_{FS}(A'_i) &= \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+} \\ &= \frac{|0.5 - \mu_A(x_i)| + \alpha}{|0.5 - \mu_A(x_i)| + \alpha + \min \{ 1 - \mu_A(x_i), \mu_A(x_i) \}} \\ &= \frac{|1 - 2\mu_A(x_i)| + 2\alpha}{1 + 2\alpha}, \alpha > 0 \end{aligned}$$

显然有  $K_{FS}(A'_i) \in (0, 1]$ . 特别地,  $K_{FS}(\langle 0.5, 0.5 \rangle) = \frac{2\alpha}{1 + 2\alpha} \in (0, 1), \alpha > 0$ , 满足定义5中公理( $KP_{FS2}$ ). 注意到在给定条件下, 参数  $\alpha$  与  $2\alpha$  的表达及取值无本质区别. 为简洁起见, 这里使用参数  $\alpha$  表示. 上式则可等价改写为

$$K_{FS}(A'_i; \alpha) = \frac{|1 - 2\mu_A(x_i)| + \alpha}{1 + \alpha}, \alpha > 0 \quad (3)$$

式(3)是针对  $A'_i \in A'$  的模糊知识测度模型. 对  $\forall A' \in FS(X)$ , 则有

$$\begin{aligned} K_{FS}(A'; \alpha) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{FS}(A'_i; \alpha) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|1 - 2\mu_A(x_i)| + \alpha}{1 + \alpha}, \alpha > 0 \end{aligned} \quad (4)$$

**定理 1** 令  $A' \in FS(X)$ . 式(4)定义的实函数  $K_{FS}(A') \in (0, 1]$  为  $FS(X)$  上的知识测度.

**证明** 以下证明式(4)严格满足定义5.

$$(KP_{FS1}): K_{FS}(A') = 1$$

$$\Leftrightarrow K_{FS}(A'_i) = 1, A'_i \in A'$$

$$\Leftrightarrow \frac{|1 - 2\mu_A(x_i)| + \alpha}{1 + \alpha} = 1, \alpha > 0$$

$$\Leftrightarrow |1 - 2\mu_{A'}(x_i)| = 1$$

$$\Leftrightarrow \mu_{A'}(x_i) = 0, \text{ 或 } \mu_{A'}(x_i) = 1, \forall x_i \in X$$

即  $A'$  是明确集.

( $K_{FS}2'$ ): 给定参数  $\alpha > 0$ , 显然  $K_{FS}$  关于  $|1 - 2\mu_{A'}(x_i)|$  单调递增. 当且仅当  $\mu_{A'}(x_i) = 0.5$  时,  $K_{FS}$  客观上取最小值, 即  $K_{FS}(\langle 0.5, 0.5 \rangle) = \frac{\alpha}{1 + \alpha} \in (0, 1), \alpha > 0$ .

( $K_{FS}3'$ ): 给定参数  $\alpha > 0$ , 显然  $K_{FS}$  关于信息清晰度  $|1 - 2\mu_{A'}(x_i)|$  单调递增. 对于  $A', B' \in FS(X)$ , 如果  $A'$  比  $B'$  具有更大的信息清晰度, 即  $|1 - 2\mu_{A'}(x_i)| \geq |1 - 2\mu_{B'}(x_i)|, \forall x_i \in X$  显然有  $K_{FS}(A') \geq K_{FS}(B')$  成立.

( $K_{FS}4'$ ): 显然成立. 证毕.

### 4.3 关于模型参数

现以式(3)为例, 简要讨论参数  $\alpha$  的含义及作用. 对于  $A'_i \in A' \in FS(X)$ , 令  $\mu_{A'}(x_i) = 0.5$ , 此时信息清晰度  $|1 - 2\mu_{A'}(x_i)| = 0$ , 则  $K_{FS}(\langle 0.5, 0.5 \rangle) = \frac{\alpha}{1 + \alpha}, \alpha > 0$ .

此时,  $A'_i = \langle 0.5, 0.5 \rangle$  的知识量完全依赖参数  $\alpha$  的主观取值. 当  $\alpha \rightarrow 0$  时, 有  $K_{FS}(\langle 0.5, 0.5 \rangle) \rightarrow 0$ , 表示决策主体对  $\langle 0.5, 0.5 \rangle$  的信息清晰度有极特别的偏好, 从而忽略了它自身的信息量, 可解释为主体对知识量的一种消极态度. 当  $\alpha \rightarrow \infty$  时, 则  $K_{FS}(\langle 0.5, 0.5 \rangle) \rightarrow 1$ , 表示主体对  $\langle 0.5, 0.5 \rangle$  的信息量有极特别的偏好, 以至于忽略了它的信息清晰度. 这是对知识量的一种积极态度. 特别地, 当  $\alpha = 1$  时,  $K_{FS}(\langle 0.5, 0.5 \rangle) = 0.5$ . 这个知识量取值同时考虑了  $\langle 0.5, 0.5 \rangle$  的信息量与信息清晰度, 显然是一种中性态度.

综上易知, 式(3)和(4)中, 当取值  $\alpha \in (0, 1)$  时, 表示对  $A' \in FS(X)$  的信息清晰度的偏好程度, 代表主体对模糊系统中知识量期望的一种消极态度. 取值  $\alpha \in (1, \infty)$  时, 表示对  $A'$  的信息量的偏好程度, 代表对知识量期望的一种积极态度. 取  $\alpha = 1$  时, 显然是中性态度, 即不带任何偏好, 仅采取已知的客观知识量. 事实上, 式(3)中当  $\alpha \rightarrow 0$  时,  $K_{FS}(A'_i) \rightarrow |1 - 2\mu_{A'}(x_i)|$ , 意味着此时  $A'_i$  的知识量由信息清晰度决定. 当  $\alpha \rightarrow \infty$  时,  $K_{FS}(A'_i) \rightarrow 1$ , 此时  $A'_i$  的知识量几乎全部依赖信息量. 当  $\alpha = 1$  时,

$$K_{FS}(A'_i; \alpha = 1) = \frac{1 + |1 - 2\mu_{A'}(x_i)|}{2}$$

$$= \max \{ \mu_{A'}(x_i), 1 - \mu_{A'}(x_i) \} \quad (5)$$

这是目前几种已知直觉模糊知识测度最为经典且一致的退化形式<sup>[24,25,33]</sup>, 进一步验证了式(3)和式(4)的有效性. 特别地, 式(3)和式(4)实现了经典模糊环境下知识测度的参数化建模, 这在现有研究文献中未曾出现或提及. 因此, 本文工作对进一步丰富与完备模糊知识测度理论及建模方法, 具有较强的现实意义.

## 5 基于模糊知识量的噪声检测与去除方法

本文考虑了极值像素可能是普通信号点的情况, 因此对噪声图像处理策略采用边检测边滤波的技术路线. 噪声检测阶段, 在极值法基础上, 利用模糊知识量进一步分析极值点与邻域像素的相似性特征, 对噪声与极值信号点实现再区分. 滤波阶段仅对噪声进行处理, 提出邻域最大平均关联知识量法. 两阶段内均设置窗口自适应策略, 通过调整知识测度模型中参数  $\alpha$  的取值, 协调窗口大小与知识量计算的关系.

### 5.1 噪声检测

椒盐噪声在数字图像中灰度值通常表现为极值(0或255). 据此特征采用传统极值法实现噪声检测, 通常将图像本身存在的极值像素误检为噪声, 造成较大检测误差. 事实上, 图像本身的极值像素可能会保留原图像的细节信息, 对后期处理有较大价值. 基于这种理解, 本文认为在噪声检测过程中, 有必要对极值像素实现再分类, 将图像本身的极值像素与噪声像素真正区分开来, 尽可能真实地还原图像本身.

进一步观察发现, 数字图像邻近区域像素的灰度值通常具有局部相似性, 而噪声具有随机出现的特点, 它们与周围像素的关联性明显偏低, 灰度值也不具备相似性. 举例来说, 某图像不同区域的  $3 \times 3$  窗口中, 极值点的分布如图1所示. 显然, 平坦区域中整体灰度值无明显变化, 极值点与周围像素灰度值相似度较高; 边缘区域中灰度值出现突变, 但极值点仍能与周围某些信号点建立相似性联系; 而噪声点灰度值显然与邻域内任何信号点都不相关. 由此可得出基本结论, 当极值像素周围出现与之相似的非极值像素时, 大概率可断定该像素不是椒盐噪声.

237	235	240	53	67	155	254	252	249
242	255	240	166	155	253	249	0	252
240	219	237	255	205	78	247	251	255

(a) 平坦区域

(b) 边缘区域

(c) 噪声点

图1 不同区域中出现的极值像素

首先探索基于以上思想的噪声检测方法. 设  $X$  为  $M \times N$  维度的椒盐噪声图像,  $x(i, j)$  表示坐标  $(i, j)$  上的像素, 其中,  $0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1, 0 \leq x(i, j) \leq L-1, L$  为图像灰度级,  $L-1$  表示图像的最大灰度值. 设  $W_{2k+1}(i, j)$  表示以  $(i, j)$  为中心, 大小为  $(2k+1) \times (2k+1)$  的窗口, 其中,  $k$  表示边心距, 视情况分别取  $k=1, 2, 3$ . 噪声图像  $X$  标准化后记为  $Y, y(i, j)$  表示坐标  $(i, j)$  上的像素, 即

$$y(i, j) = \frac{x(i, j)}{L-1} \quad (6)$$

显然,  $0 \leq y(i, j) \leq 1$ . 当  $y(i, j) \in \{0, 1\}$  时, 该像素即为极值点, 将被标记为候选噪声点, 记为  $\hat{y}(i, j)$ . 以下操作均在标准化图像  $Y$  的基础上进行.

现对候选噪声点  $\hat{y}(i, j)$  做判别. 根据椒盐噪声在不同区域的分布特征, 若像素  $\hat{y}(i, j)$  是噪声点, 它与邻域正常像素值的差异相对较大. 这里利用最小灰度差定义候选噪声点  $\hat{y}(i, j)$  与邻域像素的相似程度, 记

$$\text{sim}(\hat{y}) = 1 - \min_{\substack{(m, n) \in W_{2k+1}(i, j) \\ 0 < y(m, n) < 1}} \{|\hat{y}(i, j) - y(m, n)|\} \quad (7)$$

当式(7)条件满足时, 显然有  $0 < \text{sim}(\hat{y}) < 1$ . 进一步可知相似度  $\text{sim}(\hat{y})$  值越大意味着候选噪声点  $\hat{y}(i, j)$  与邻域像素的相似性越高,  $\hat{y}(i, j)$  是图像本身极值像素的可能性越大. 换句话说,  $\hat{y}(i, j)$  是噪点可能性越小. 反之,  $\text{sim}(\hat{y})$  值越小,  $\hat{y}(i, j)$  是噪点的可能性就越大. 若  $W_3(i, j)$  内无符合式(7)中条件的像素点, 可增大检测窗口, 若增至  $W_7(i, j)$  时仍无符合的像素点, 则取

$$\text{sim}(\hat{y}) = \frac{h_{W_7}(\hat{y})}{48} \quad (8)$$

$$\alpha = \begin{cases} 1.2 - 0.2k, & (m, n) \in W_{2k+1}(i, j), 0 < y(m, n) < 1 \\ 1.2, & (m, n) \in W_7(i, j), y(m, n) \in \{0, 1\} \end{cases} \quad (9)$$

根据式(9)确定参数  $\alpha$  取值后, 下面计算知识量  $K_{FS}(\text{sim}(\hat{y}); \alpha)$ , 并结合  $\text{sim}(\hat{y})$  值, 对窗口内中心点  $\hat{y}(i, j)$  的属性做进一步区分. 一方面, 如果  $K_{FS}(\text{sim}(\hat{y}); \alpha)$  值较大, 可分两种情况考虑:

(1)  $\text{sim}(\hat{y})$  值较大, 说明中心点  $\hat{y}(i, j)$  与窗口内邻域像素相似性较高, 灰度差别很小,  $\hat{y}(i, j)$  极可能是图像本身的极值信号点, 需保留原值;

(2)  $\text{sim}(\hat{y})$  值较小, 说明中心点  $\hat{y}(i, j)$  与窗口内邻域像素相似性很低, 灰度差别较大, 可判定  $\hat{y}(i, j)$  为孤立噪声点, 予以滤波处理.

另一方面, 如果  $K_{FS}(\text{sim}(\hat{y}); \alpha)$  值较小, 通常有

其中,  $h_{W_7}(\hat{y})$  表示窗口  $W_7(i, j)$  内与灰度值  $\hat{y}(i, j)$  相等的邻域像素的数量, 48 即为窗口  $W_7(i, j)$  内除中心候选噪声点外所有像素点个数. 可有如下极端情况:

$$\text{sim}(\hat{y}) = \begin{cases} 1, & y(m, n) = \hat{y}(i, j) \\ 0, & y(m, n) = 1 - \hat{y}(i, j) \end{cases}$$

$$\hat{y}(i, j) \in \{0, 1\}, (m, n) \in W_7(i, j), (m, n) \neq (i, j).$$

综合式(7)和式(8)所对应情况, 显然有  $0 \leq \text{sim}(\hat{y}) \leq 1$ . 如果把上述相似性定义视为一种模糊集, 则  $\text{sim}$  函数显然就是该模糊集的隶属度函数.

在某些情况下, 随着窗口的扩大, 仅使用  $\text{sim}$  函数描述候选噪声点与邻域像素之间的相似关系不够准确. 这里引入模糊知识量进一步明确上述关系, 即利用式(3)所给模型计算  $K_{FS}(\text{sim}(\hat{y}); \alpha)$ . 事实上,  $K_{FS}(\text{sim}(\hat{y}); \alpha)$  可进一步描述窗口内候选噪声点与邻域像素的相似情况. 这里分析式(3)中参数  $\alpha$  的取值策略, 用表示主观偏好的参数  $\alpha$  描述距离对相似度大小的影响. 首先规定窗口为  $W_3(i, j)$  时对知识量期望采取中性态度, 取  $\alpha=1$ , 表示对候选噪声点(中心点)的信息量与信息清晰度同等重视, 此时计算  $\text{sim}(\hat{y})$  的客观知识量. 当检测窗口扩大时, 中心像素与邻域像素的距离增加, 相似性会减弱, 仅凭  $\text{sim}(\hat{y})$  传递出的信息已不够准确. 因此, 需表达出对中心点信息清晰度的特殊偏好, 此时取  $\alpha < 1$ . 显然检测窗口越大, 中心像素与邻域像素之间的距离越大, 则  $\text{sim}(\hat{y})$  传递出的信息越不清晰, 越加需要关注中心点的信息清晰度, 因此  $\alpha$  取值就越小. 特别地, 当窗口增至最大且窗口内像素值均为极值时, 窗口内灰度值分布已十分清晰均匀, 此时需关注于中心点的信息量, 取  $\alpha > 1$ .

基于以上分析, 现给出式(3)中参数  $\alpha$  的确定方法:

$\text{sim}(\hat{y}) \approx 0.5$ , 说明中心点  $\hat{y}(i, j)$  与邻域像素存在一定程度的灰度差, 相似关系不够明确. 此时, 也判定  $\hat{y}(i, j)$  为噪声点, 予以滤波处理. 通过以上算法判定出的噪声点仍记为  $\hat{y}(i, j)$ .

实际操作时, 可设置阈值  $T$  对  $K_{FS}(\text{sim}(\hat{y}); \alpha)$  值的大小做出判断. 阈值  $T$  通常来自对多数正常无噪图的测试, 根据灰度平滑区域的性质, 局部像素间建立相似关系时, 其知识量均能达到某个数值, 取该数值作为阈值  $T$ . 这样, 当  $K_{FS}(\text{sim}(\hat{y}); \alpha) > T$  且  $\text{sim}(\hat{y}) > 0.5$  时, 中心点  $\hat{y}(i, j)$  与邻域像素的相似度较大, 判定该点为普通极值信号点, 去除候选标记. 如此反复滑动窗口, 可检

测噪声图内全部真正的椒盐噪声,以进行后续滤波处理.

## 5.2 噪声去除

现对检测到的噪声点 $\hat{y}(i,j)$ 进行处理.考虑到椒盐噪声分布的随机性,噪声点邻域内仍可能存在噪声,中值滤波或均值滤波的结果仍会受到干扰.显然,正常信号点一定是图像本身像素,保持了图像原始的灰度特征.这里将噪声替换值的选择范围限定于噪声邻域内的正常信号点,计算邻域内每个正常信号点的平均关联知识量,选取知识量最大值对应的信号点作为中心点噪声的替换像素.这种处理方法充分利用自然图像的分片光滑性,可实现图像噪声区域的平滑过渡.

设中心点噪声 $\hat{y}(i,j)$ 对应的窗口为 $W_{2k+1}(i,j)$ ,窗口内非极值信号点 $y(m,n)$ 与 $z(p,q)$ 的关联度定义为

$$\begin{aligned} \text{rel}(y,z) &= 1 - |y(m,n) - z(p,q)| \\ y(m,n), z(p,q) &\in W_{2k+1}(i,j) \\ 0 < y(m,n), z(p,q) < 1 \end{aligned} \quad (10)$$

显然有 $\text{rel}(y,z) \in (0,1]$ ,说明窗口 $W_{2k+1}(i,j)$ 内各非极值信号点之间都有不同程度的关联性. $\text{rel}(y,z)$ 值越大,信号点 $y(m,n)$ 与 $z(p,q)$ 的关联程度就越强.若窗口 $W_3(i,j)$ 内没有非极值信号点,则增大滤波窗口.

为选择噪声点 $\hat{y}(i,j)$ 的最佳替换像素,达到整体平滑的效果,需进一步计算窗口内每个非极值信号点关于其他非极值信号点的平均关联知识量.对于任意非极值信号点 $y(m,n) \in W_{2k+1}(i,j)$ ,其平均关联知识量为 $\overline{\text{rel}K}(y(m,n))$ ,则

$$\begin{aligned} \overline{\text{rel}K}(y(m,n)) &= \frac{1}{h_{W_{2k+1}(p,q) \in W_{2k+1}(i,j)} \\ 0 < z(p,q) < 1} \sum K_{FS}(\text{rel}(y,z); \alpha), \\ y(m,n) &\in W_{2k+1}(i,j), 0 < y(m,n) < 1 \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $h_{W_{2k+1}}$ 表示窗口 $W_{2k+1}(i,j)$ 内非极值信号点的数量关联度 $\text{rel}$ 如式(10)所示,模糊知识测度 $K_{FS}$ 由式(3)给出,此时取参数值 $\alpha=1$ ,即计算关联度的客观知识量即可.事实上, $\overline{\text{rel}K}(y(m,n))$ 值的大小能够反映出像素 $y(m,n)$ 与窗口内所有非极值像素的总体相似情况,即 $\overline{\text{rel}K}(y(m,n))$ 值越大, $y(m,n)$ 与邻域像素的总体相似性就越大,使用 $y(m,n)$ 对中心噪声点 $\hat{y}(i,j)$ 的滤波效果就越好,去噪后的图像也越清晰平滑.

显然,由式(11)可计算得到窗口 $W_{2k+1}(i,j)$ 内所有非极值信号点的平均关联知识量.这里取平均关联知识量最大值对应的信号点 $y^*(m^*,n^*)$ 作为中心点噪声 $\hat{y}(i,j)$ 的替换像素,即

$$y^*(m^*,n^*) = \arg \max_{\substack{(m,n) \in W_{2k+1}(i,j) \\ 0 < y(m,n) < 1}} \{\overline{\text{rel}K}(y(m,n))\} \quad (12)$$

其中,平均关联知识量 $\overline{\text{rel}K}$ 由式(11)给出.如果平均关联知识量最大值对应多个信号点,则取这些信号点的平均灰度值替换中心点噪声 $\hat{y}(i,j)$ 的灰度值.

噪声密度较大时,小窗口内很可能无法找到可用的噪声替代值,但窗口扩大后得到的 $y^*(m^*,n^*)$ 与中心点噪声点 $\hat{y}(i,j)$ 距离较远,二者的关联度会降低,平滑效果可能不理想.为此,设定最大滤波窗口为 $7 \times 7$ .如果滤波窗口增至最大尺寸时仍未找到非极值信号点,说明窗口内只包含有两类像素,即已检测的非噪声极值像素,以及未检测的候选噪声像素,此时替换像素为 $y^*(m^*,n^*) =$

$$\arg \max_{\substack{(m,n) \in W_{2k+1}(i,j) \\ \forall y(m,n) \in \{0,1\}}} \{h_{w_7}(y(m,n)=0), h_{w_7}(y(m,n)=1)\} \quad (13)$$

其中, $h_{w_7}(q)$ 表示窗口 $W_7(i,j)$ 内灰度值为 $q$ 的像素数量.如果 $h_{w_7}(0) = h_{w_7}(1)$ ,则中心噪点 $\hat{y}(i,j)$ 灰度值保持不变.整理得不同情况下替换像素取值定义为

$$y^*(m^*,n^*) = \begin{cases} \arg \max_{\substack{(m,n) \in W_7(i,j) \\ y(m,n) \in (0,1)}} \{\overline{\text{rel}K}(y(m,n))\}, & \exists y(m,n) \in (0,1) \\ \arg \max_{\substack{(m,n) \in W_7(i,j) \\ y(m,n) \in \{0,1\}}} \{h_{w_7}(0), h_{w_7}(1)\}, & \forall y(m,n) \in \{0,1\} \\ \hat{y}(i,j) \begin{cases} y(m,n) \in W_7(i,j) \\ \forall y(m,n) \in \{0,1\} \end{cases}, & h_{w_7}(0) = h_{w_7}(1) \end{cases} \quad (14)$$

其中,函数 $\overline{\text{rel}K}(\cdot)$ 由式(11)给出, $h_{w_7}(\cdot)$ 如式(13)说明.

基于模糊知识量的图像脉冲噪声检测与去除方法的实现步骤,如算法1所示.

## 6 实验评估与分析

### 6.1 实验设计及环境

本实验分两部分:第一部分针对图像数据集,通过若干关键指标的平均值比较,对本文及相关方法的整体性能做出分析与评估;第二部分针对经典测试图,通过滤波图像的直观视觉效果对比,对所列方法做出直观感受评价.实验数据分别来自MATLAB库、UC Berkeley BSDS500([http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/BSR/BSR\\_bsd500.tgz](http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/BSR/BSR_bsd500.tgz))中标准测试图,具体如表1所示.对比方法包括AFMF(Adaptive

算法 1 基于模糊知识量的噪声检测与去除算法

输入与初始化: 读取灰度图像  $X$ , 初始化检测窗口边心距  $k=1$ ; 输入邻域像素相似度阈值  $T$ , 其中,  $T$  经多幅无噪声图像预先训练得到  
 输出: 滤波图像  $X'$   
 Step1. 利用式(6)将图像  $X$  标准化, 记为  $Y$   
 Step2. 遍历图像  $Y$  中所有极值像素  $y(i, j) \in \{0, 1\}$  // 噪声检测  
     标记当前极值像素为候选噪声点  $\hat{y}(i, j)$   
     IF 在窗口  $W_{2k+1}(i, j)$  内存在非极值像素  $y(m, n) \in (0, 1)$   
         利用式(7)计算相似度  $\text{sim}(\hat{y})$   
     ELSE  
         利用式(8)计算相似度  $\text{sim}(\hat{y})$   
     END IF  
     分别利用式(9)和(3)计算参数  $\alpha$  与知识量  $K_{FS}(\text{sim}(\hat{y}); \alpha)$   
 Step3. IF  $K(\text{sim}(\hat{y}); \alpha) > T$  并且  $\text{sim}(\hat{y}) > 0.5$   
      $\hat{y}(i, j)$  是普通信号点, 去除标记  $\hat{y}$ , 返回至 Step2  
     ELSE  
          $\hat{y}(i, j)$  是噪声点, 保留标记  $\hat{y}$ , 执行 Step4  
     END IF  
 Step4. 遍历窗口  $W_{2k+1}(i, j)$  内非极值信号点  $y(m, n) \in (0, 1)$  // 噪声去除  
     利用式(10)计算两两非极值信号点间的关联度  $\text{rel}(y, z)$   
     利用式(11)计算每个非极值信号点的平均关联知识量  $\overline{\text{rel}}K(y(m, n))$   
     窗口遍历结束  
 Step5. 利用式(14)取得窗口内平均关联知识量最大值对应的信号点  $y^*(m^*, n^*)$   
     IF  $y^*(m^*, n^*)$  的数量唯一  
          $\hat{y}(i, j) := y^*(m^*, n^*)$   
     ELSE  
          $\hat{y}(i, j) := \text{Ave}\{y^*(m^*, n^*)\}$   
     END IF  
 图像遍历结束

Frequency Median Filter)<sup>[3]</sup>, BPDF<sup>[4]</sup>, DAMF<sup>[5]</sup>, ASWMF<sup>[6]</sup>, NAFSMF (Noise Adaptive Fuzzy Switching Median Filter)<sup>[15]</sup>, FMF (Fuzzy Median Filtering)<sup>[16]</sup> 等近几年代表性去噪算法, 实验仿真环境如表 2 所示. 另外, 本文噪声检测阶段需提前设置比较知识量  $K_{FS}(\text{sim}(\hat{y}); \alpha)$  的阈值  $T$ , 通过对表 1 所列数据集的实际测试, 这里取  $T=0.95$ .

表 1 实验数据集

数据集	来源	样本个数	样本大小
SET12	MATLAB库	12	512×512
BSDS500	UC Berkeley	500	321×481 或 481×321

表 2 实验仿真环境

仿真环境	版本型号
操作系统	Windows 10
处理器	Intel(R) Core (TM) i5-7200U
内存	4 GB
仿真平台	MATLAB R2020a

### 6.2 性能指标

图像去噪实验中常用的误差指标包括: 峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)<sup>[38]</sup>、结构相似性 (Structural SIMilarity index, SSIM)<sup>[38]</sup>、图像增强因子 (Image Enhancement Factor, IEF)<sup>[39]</sup>、视觉信息保真度 (Visual Information Fidelity, VIF)<sup>[40]</sup>、信息保真度准则 (Information Fidelity Criterion, IFC)<sup>[41]</sup> 等, 部分指标定义如下:

(1) 峰值信噪比

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{M \times N \times 255^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [X'(i, j) - X_0(i, j)]^2}$$

其中,  $X_0(i, j)$  和  $X'(i, j)$  分别表示原始无噪声图像  $X_0$  和滤波图像  $X'$  对应点的灰度值,  $M$  和  $N$  分别为输入图像的长度与宽度.

(2) 结构相似性

$$\text{SSIM} = \frac{(2\mu_{X_0}\mu_{X'} + C_1)(2\sigma_{X_0X'} + C_2)}{(\mu_{X_0}^2 + \mu_{X'}^2 + C_1)(\sigma_{X_0}^2 + \sigma_{X'}^2 + C_2)}$$

其中,  $\mu_{X_0}$  和  $\mu_{X'}$  分别表示原始无噪声图像  $X_0$  和滤波图像  $X'$  的平均灰度值,  $\sigma_{X_0}, \sigma_{X'}, \sigma_{X_0X'}$  分别为图像  $X_0$ 、图像  $X'$  的标准差和协方差,  $C_1 = (K_1L)^2, C_2 = (K_2L)^2$ , 参数  $K_1=0.01, K_2=0.03, L=255$ .

(3) 图像增强因子

$$\text{IEF} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [X'(i, j) - X(i, j)]^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [X'(i, j) - X_0(i, j)]^2}$$

其中,  $X(i, j)$  表示输入图像  $X$  对应点的灰度值.

以上指标分别从不同角度考量图像的去噪效果. 其中, PSNR 在像素统计基础上, 通过计算像素误差的大小来衡量图像质量好坏, 反映图像去噪后的失真情况. SSIM 基于图像的结构信息, 对图像的结构失真情况进行度量, 反映图像在纹理结构上的保持情况. IEF 反映图像的平滑程度. 作为评价去噪算法整体性能的常用指标, 它们的值越大, 去噪效果越好. 另外, 指标 IFC, VIF 以信息论为基础, 通过计算测试图与参考图之间的互信息考量去噪效果优劣,

虽然在一定程度上拓宽了评价体系,对图像结构信息却没有任何反馈.因此,本文主要使用 PSNR, SSIM, IEF 这 3 种指标检验图像滤波效果,而其中 PSNR, SSIM 指标最为重要,是评价相关算法整体性能优劣的主要依据.

### 6.3 数据集评价与分析

首先考查针对数据集 SET12 的去噪效果.所列算法在不同噪声密度下滤波图像的关键指标平均值如表 3 所示,其中最佳指标值用粗体显示.

表 3 不同算法针对数据集 SET12 的去噪效果对比

算法	指标	噪声密度								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
AFMF <sup>[3]</sup>	PSNR	36.347	34.983	33.527	32.176	30.817	29.398	27.911	26.176	20.997
	SSIM	0.953	0.949	0.939	0.923	0.901	0.871	0.831	0.773	0.638
	IEF	262.704	326.556	329.893	303.390	265.745	222.354	181.288	130.957	35.000
BPDF <sup>[4]</sup>	PSNR	38.055	34.350	31.633	29.403	27.170	24.938	22.041	17.758	10.173
	SSIM	0.981	0.959	0.930	0.893	0.843	0.777	0.683	0.534	0.283
	IEF	264.527	223.314	179.273	131.925	97.034	62.631	36.565	14.568	2.963
DAMF <sup>[5]</sup>	PSNR	<b>40.820</b>	<b>37.603</b>	<b>35.035</b>	32.412	30.850	29.432	27.986	26.327	22.693
	SSIM	<b>0.987</b>	<b>0.974</b>	<b>0.958</b>	<b>0.940</b>	<b>0.917</b>	0.870	0.826	0.727	0.623
	IEF	<b>812.737</b>	<b>601.068</b>	491.156	404.955	<b>344.413</b>	217.748	<b>235.349</b>	137.530	<b>102.150</b>
ASWMF <sup>[6]</sup>	PSNR	35.768	32.805	30.952	29.504	28.193	26.898	25.447	23.622	20.930
	SSIM	0.972	0.944	0.914	0.880	0.841	0.795	0.737	0.663	0.562
	IEF	171.322	164.050	154.897	145.223	127.078	106.683	85.009	59.678	34.167
NAFSMF <sup>[15]</sup>	PSNR	36.885	33.959	32.151	30.776	29.553	28.472	27.301	25.801	22.760
	SSIM	0.976	0.953	0.929	0.903	0.874	0.842	0.802	0.749	0.635
	IEF	263.575	254.183	239.480	227.618	206.386	183.035	152.934	116.149	51.494
FMF <sup>[16]</sup>	PSNR	39.047	34.977	32.618	30.032	28.271	25.251	23.150	19.028	10.966
	SSIM	0.964	0.923	0.876	0.799	0.726	0.616	0.494	0.330	0.108
	IEF	515.581	475.831	<b>743.711</b>	344.596	105.104	102.809	88.420	23.674	3.619
本文方法	PSNR	40.426	36.826	34.409	<b>32.543</b>	<b>30.946</b>	<b>29.501</b>	<b>28.095</b>	<b>26.520</b>	22.491
	SSIM	<b>0.987</b>	0.971	0.953	0.931	0.904	<b>0.872</b>	<b>0.832</b>	<b>0.781</b>	<b>0.664</b>
	IEF	549.800	441.449	372.812	319.609	268.890	<b>223.917</b>	186.168	<b>144.405</b>	50.868

观察表 3 可知, AFMF 算法整体表现一般, 在低密度噪声下指标 PSNR 的值较小, 说明图像恢复不佳. 这是因为 AFMF 算法关注灰度值的唯一性, 噪声强度较小时噪声识别错误率较高. BPDF 算法和 FMF 算法在高密度噪声下指标 PSNR, SSIM 值都较低, 主要原因是 BPDF 算法需要依赖像素的重复次数消除噪声, 噪声密度大时势必会影响判断; DAMF 算法在中低密度噪声下滤波性能优良; 而 FMF 算法受窗口大小限制, 噪声密度较大时滤波性能变差, 但在噪声污染较小时指标 PSNR, IEF 值较好, 说明该方法适合处理低密度噪声情况. 所列方法中, ASWMF 算法的 PSNR, SSIM 值均不突出, IEF 值较其他方法差距也较大. NAFSMF 算法由于需利用直方图估计噪声强度, 噪声密度越大, 估计的准确率越高, 而低密度情况下误差较大, PSNR 值较低. 因此, 该方法适合处理高污染图像. 相比之下, 本文方法的 PSNR, SSIM 值在所列方法中均保持较高水平, 说明本文关注中心点与邻域像素之间相似性、关联性等做法

是正确合理且行之有效的.

类似地, 以上不同算法针对数据集 BSDS500 在不同噪声密度下的去噪效果如表 4 所示, 其中最佳指标值用粗体显示. 表 4 所示结果再次印证了数据集 SET12 实验对各方法的评述. 注意到这两组数据集实验中, BPDF 算法与 FMF 算法的滤波效果明显不稳定, 随着噪声密度增加, 各项性能指标下降很快, 不适合高密度噪声环境下工作. 其他几种算法在不同噪声密度下总体表现良好, 性能相对稳定, 相比之下, 本文方法整体性能较为突出.

图 2 和图 3 显示了所列算法在两个数据集上的平均执行时间. 显然, AFMF 算法的平均计算时间最长, 相比其他算法处理耗费最大. BPDF, ASWMF, NAFSMF 和 DAMF 这几种算法的执行时间差异较小, 运行效率相差无几. 另外易见, 算法运行时长与脉冲噪声密度呈正相关态势, 这显然与噪点激增而导致算法执行时间增长的事实相一致. 相比之下, FMF, DAMF 和本文算

表 4 不同算法针对数据集 BSDS500 的去噪效果对比

算法	指标	噪声密度								
		10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
AFMF <sup>[3]</sup>	PSNR	31.555	30.412	29.197	27.972	26.757	25.549	24.339	23.002	19.308
	SSIM	0.940	0.932	0.917	0.896	0.868	0.830	0.779	0.711	0.574
	IEF	67.761	103.847	117.032	116.214	107.678	96.005	82.581	67.710	26.045
BPDF <sup>[4]</sup>	PSNR	34.579	31.030	28.690	26.620	24.779	22.858	20.704	17.137	11.411
	SSIM	0.977	0.949	0.914	0.870	0.813	0.739	0.642	0.500	0.296
	IEF	121.851	106.534	90.770	74.968	59.749	45.134	30.605	15.055	4.581
DAMF <sup>[5]</sup>	PSNR	<b>35.909</b>	<b>32.801</b>	<b>30.716</b>	28.083	26.699	25.437	24.175	23.279	20.618
	SSIM	<b>0.980</b>	0.952	<b>0.941</b>	<b>0.907</b>	0.858	0.823	0.769	0.720	<b>0.606</b>
	IEF	186.607	184.174	165.412	<b>149.103</b>	<b>132.875</b>	<b>117.723</b>	<b>100.686</b>	<b>81.904</b>	<b>55.966</b>
ASWMF <sup>[6]</sup>	PSNR	32.509	29.863	28.149	26.830	25.683	24.597	23.435	22.012	19.801
	SSIM	0.965	0.932	0.896	0.857	0.811	0.757	0.692	0.609	0.498
	IEF	75.208	79.566	78.983	76.740	72.973	67.159	58.691	46.953	30.151
NAFSMF <sup>[15]</sup>	PSNR	33.089	30.378	28.629	27.316	26.219	25.234	24.230	23.071	<b>20.646</b>
	SSIM	0.968	0.938	0.907	0.874	0.838	0.797	0.749	0.688	0.572
	IEF	90.902	94.105	93.906	91.969	88.984	84.152	76.702	65.251	36.563
FMF <sup>[16]</sup>	PSNR	35.494	31.371	29.288	27.089	25.743	24.200	22.593	18.133	11.753
	SSIM	0.952	0.916	0.871	0.805	0.724	0.620	0.501	0.329	0.139
	IEF	<b>685.094</b>	<b>342.073</b>	<b>219.215</b>	136.648	101.961	74.238	49.388	15.729	2.708
本文方法	PSNR	35.516	32.272	30.198	<b>28.598</b>	<b>27.222</b>	<b>25.963</b>	<b>24.751</b>	<b>23.479</b>	20.397
	SSIM	<b>0.980</b>	<b>0.959</b>	0.934	0.906	<b>0.872</b>	<b>0.832</b>	<b>0.784</b>	<b>0.724</b>	<b>0.606</b>
	IEF	162.971	148.072	136.252	122.812	109.907	97.083	84.711	70.930	34.067

法的处理时间较短,并且随着噪声密度增大,算法处理时长增加相对缓慢,表现出较高的处理效率.

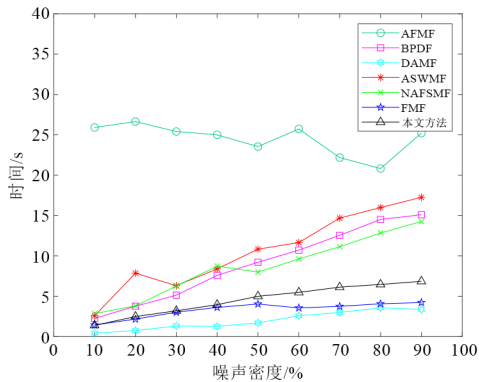


图 2 不同算法在数据集 SET12 上的平均执行时间

综上所述,本节数据集实验中,所提方法在性能指标各方面均表现优良,主要原因是引入最新知识测度理论并提出新的模糊知识测度参数化模型,噪声检测阶段利用模糊知识量对噪声与极值像素再区分,同时结合窗口自适应策略,在不同噪声密度下均能灵活准确地识别真实噪声;去噪阶段利用平均关联知识量精准考量邻域内非极值像素之间的关联性,基于最大知识量原则确定噪声替换值,有效降低滤波失真程度,持

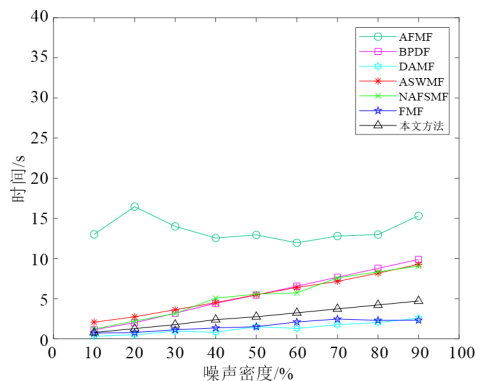


图 3 不同算法在数据集 BSDS500 上的平均执行时间

续保持滤波图像的纹理结构与灰度平滑性,相比同类其他算法,所提方法在性能指标、执行效率、整体表现等方面均有明显优势.

### 6.4 测试图效果与分析

本节利用数据集 SET12 中几幅经典测试图,对上述去噪方法做出直观视觉效果对比及评价.考虑到噪声污染较小时,滤波图像质量恢复较好,视觉上不易分辨优劣,同时顾及某些方法不适合处理高密度噪声等实际情况,分别选取 SET12 中 Lena, House 两幅图像在 70% 噪声强度下进行去噪效果对比,如图 4 和图 5 所示.为充分表现对比效果,所示图片均为放大后部分图像,同时各

图像均注明滤波算法及对应的PSNR,SSIM值。

从图4可见,BPDF算法去噪后图像边缘呈现尖刺状变化,只能大体上看出图像原来的轮廓.ASWMF算法去噪后图像的主体像素呈颗粒状分布,视觉表现十分模糊,清晰度差.NAFSMF及FMF算法的滤波图像存

在黑白斑点或斑块,且在细节及边缘上处理得十分模糊.相比之下,AFMF,DAMF与本文算法去噪后图像较为清晰平滑,对照原图,头发、眼睛等细节处较好地保持了原有特征.PSNR,SSIM值进一步印证了以上直观视觉效果及感受.

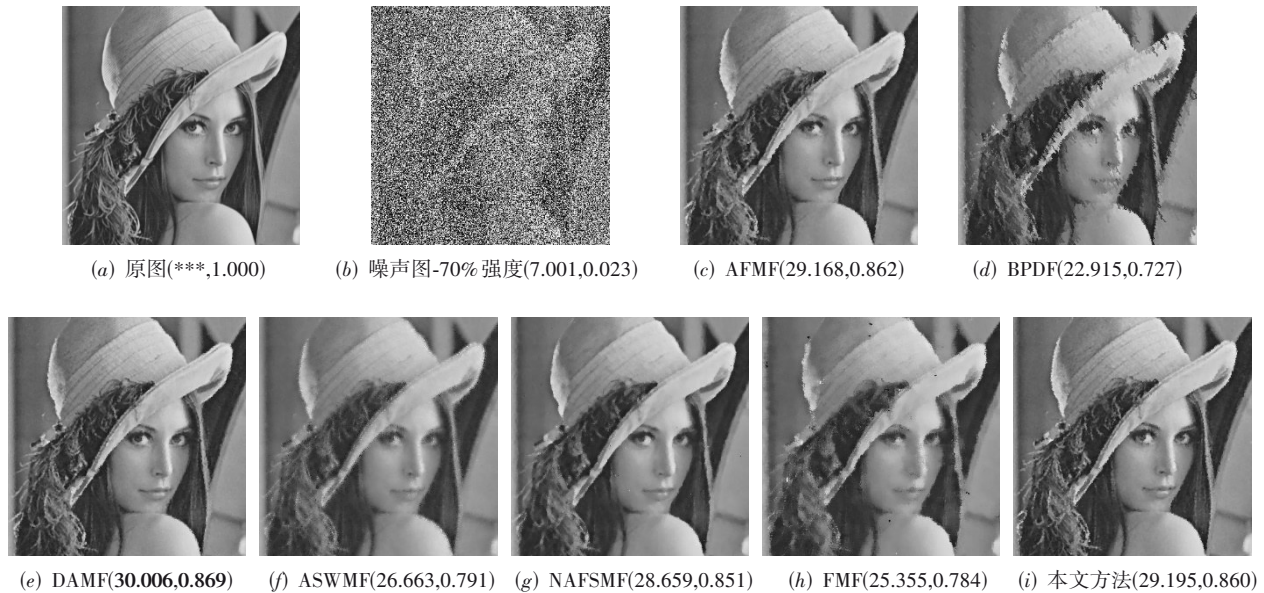


图4 不同算法针对噪声图Lena(70%强度)滤波效果对比

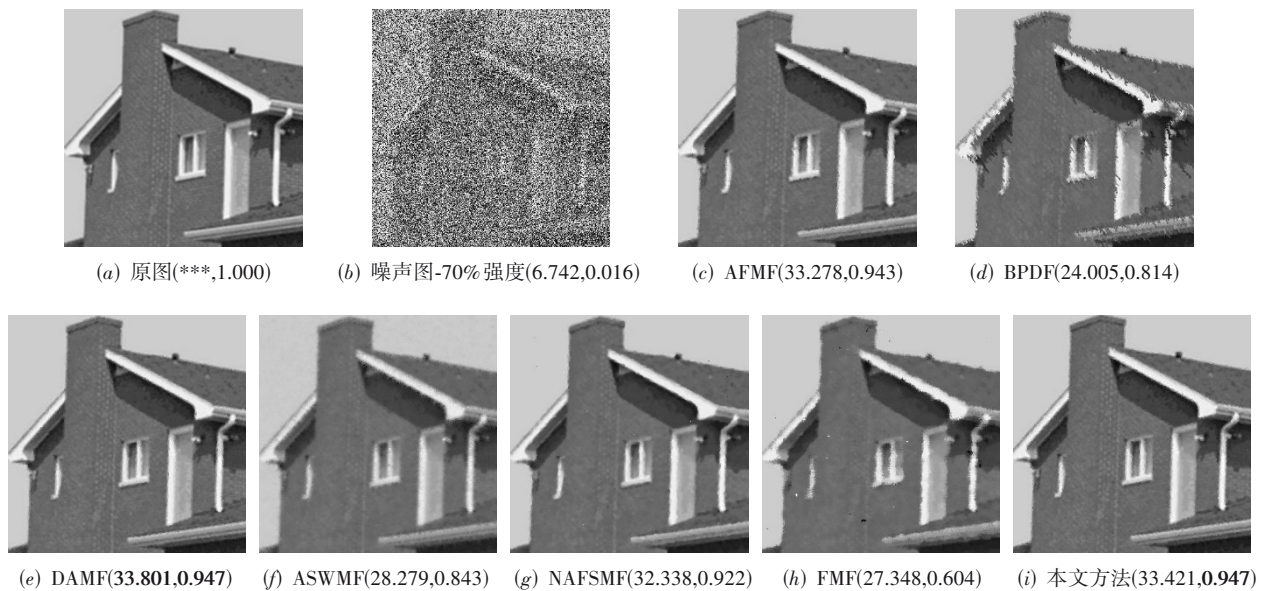


图5 不同算法针对噪声图House(70%强度)滤波效果对比

图5所示各类算法的滤波效果及指标对比中,BPDF算法仍然表现最差.关于其他算法滤波效果的直观比较、性能分析等,与图4讨论基本类似,这里不再赘述.值得注意的是,图5中(c)AFMF算法的滤波图右侧白色屋檐及白色窗户的边缘像素存在部分失真痕迹,

对应指标值也提供了印证.与之相比,本文方法处理得到的去噪图像在外部轮廓与纹理变化上兼具视觉与指标双重优势.

为进一步验证本文算法对图像中噪声与极值信号点良好的区分能力,特选取数据集BSD500中包含极值

像素较多的图像进行测试. 这里以图像 8068.jpg 为例, 其特点是图像前景(主体)存在大量白色极值像素, 背景存在少量黑色极值像素, 黑白边缘界限明显. 在 50% 噪声密度下, 以上不同方法的去噪效果对比如图 6 所示.

注意到 50% 噪声干扰下, 图 6(a) 已发生较严重的损坏, 上述 6 种对比方法去噪后并未获得很好的视觉效果与性能指标. AFMF, NAFSMF 和 DAMF 算法滤波后, 白色区域仍残留大量胡椒噪声, 极大影响图像的视觉效果. BPDF 算法复原的图像出现锯齿状边缘, 并伴有马赛克状斑块. ASWMF 算法去噪后细节边缘处出现

残影, 图像整体模糊不清晰. FMF 算法去噪后的图像虽比较清晰, 但天鹅背部及侧面羽毛处的结构受到较严重损害. 相比之下, 本文方法特别注意了图像噪声与极值信号点的有效区分, 具有更好的细节保持能力.

综上可见, 本节测试图实验中, 所提方法在视觉效果与性能指标等方面同样表现优良. 实验结果表明, 本文方法的滤波图像结构完整、清晰细腻, 视觉感受饱满, 性能指标优良, 同时具有较好的边缘细节保护能力, 特别是针对大量含有黑白极值像素的自然图像的处理, 算法优良性体现得尤为显著.

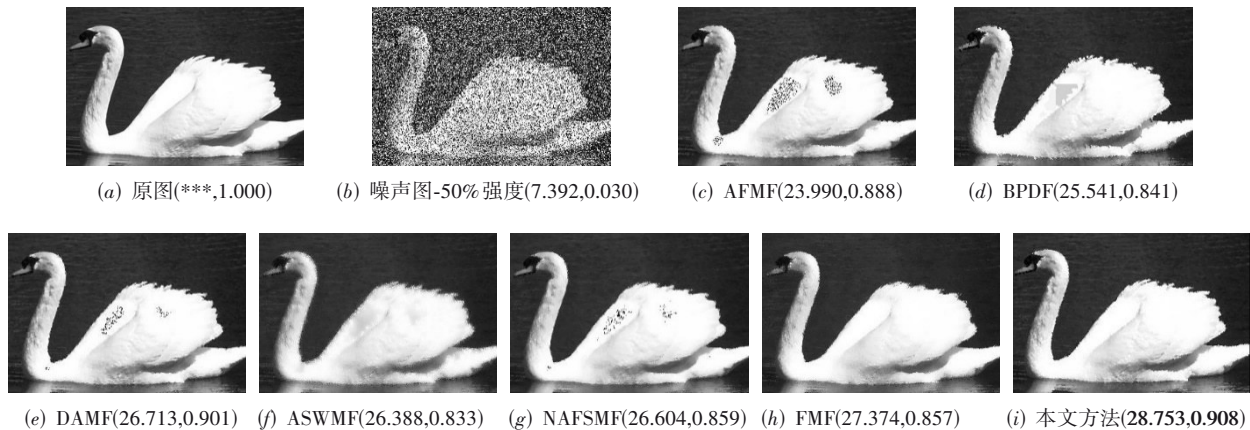


图 6 不同算法针对噪声图 8068.jpg(50% 强度)滤波效果对比

## 7 结论

本文引入最新知识测度理论, 提出一种新的基于模糊知识量的图像脉冲噪声去除方法. 噪声检测阶段特别考虑了噪声与普通极值信号点的不同, 利用模糊知识量进一步分析噪声图中极值点与邻域像素的相似性特征, 系统化实现二者的识别与区分. 滤波阶段提出邻域最大平均关联知识量法, 仅对真实噪声进行去除, 切实提高图像的去噪效果. 本文主要贡献包括: (1) 改进并简化模糊知识测度公理系统, 据此提出一种新的模糊知识测度参数化模型, 进一步丰富、完备模糊知识测度理论及建模方法; (2) 提出一种新的基于模糊知识量的图像去噪方法, 特别是对极值信号点中真实噪声的识别, 极大地降低噪声误判率, 切实提高图像滤波效果; (3) 首次将知识测度新理论应用于图像去噪中, 为该理论在其他相关领域的创新应用开创了新例. 实验结果表明, 本文基于知识驱动的去噪方法能够准确识别脉冲噪声, 有效降低滤波失真程度, 持续保持滤波图像的纹理结构与灰度平滑性. 相比其他算法, 本文方法在性能指标、执行效率、滤波视觉效果等方面具有显著优势. 模糊知识测度是近年来较新的理论, 是针对直觉模糊熵的不足而提出的. 前期实践已表明, 在模糊/直

觉模糊/区间直觉模糊等复杂环境下, 应用模糊知识量并结合相应的方法, 将会取得比模糊熵更加显著的良好结果. 该理论目前已成功应用于图像处理、模糊聚类、不确定性决策等典型领域, 具有广阔的应用前景. 未来考虑将该理论进一步应用于医学图像预处理、图像边缘检测等创新工作中.

## 参考文献

- [1] NODES T, GALLAGHER N. Median filters: Some modifications and their properties[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1982, 30(5): 739-746.
- [2] 张旭明, 徐滨士, 董世运. 用于图像处理的自适应中值滤波[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(2): 295-299.  
ZHANG X M, XU B S, DONG S Y. Adaptive Median filtering for image processing[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(2): 295-299. (in Chinese)
- [3] ERKAN U, ENGINOĞLU S, THANH D N H, et al. Adaptive frequency median filter for the salt and pepper denoising problem[J]. IET Image Processing, 2020, 14(7): 1291-

- 1302.
- [4] ERKAN U, GÖKREM L. A new method based on pixel density in salt and pepper noise removal[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2018, 26: 162-171.
- [5] ERKAN U, GÖKREM L, ENGINOĞLU S. Different applied median filter in salt and pepper noise[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 70: 789-798.
- [6] THANH D N H, HIEN N N, KALAVATHI P, et al. Adaptive switching weight mean filter for salt and pepper image denoising[J]. Procedia Computer Science, 2020, 171: 292-301.
- [7] ERKAN U, THANH D N H, HIEU L M, et al. An iterative mean filter for image denoising[J]. IEEE Access, 2019, 7: 167847-167859.
- [8] ENGINOĞLU S, ERKAN U, MEMİŞ S. Pixel similarity-based adaptive Riesz mean filter for salt-and-pepper noise removal[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(24): 35401-35418.
- [9] SATTI P, SHARMA N, GARG B. Min-max average pooling based filter for impulse noise removal[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 1475-1479.
- [10] ZHANG W H, JIN L H, SONG E M, et al. Removal of impulse noise in color images based on convolutional neural network[J]. Applied Soft Computing, 2019, 82: 105558.
- [11] GEORGE G, OOMMEN R M, SHELLY S, et al. A survey on various median filtering techniques for removal of impulse noise from digital image[C]//2018 Conference on Emerging Devices and Smart Systems (ICEDSS). Piscataway: IEEE, 2018: 235-238.
- [12] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353.
- [13] 万丰丰, 周国民, 周晓. 一种去除椒盐噪声的自适应模糊中值滤波算法[J]. 浙江大学学报(理学版), 2019, 46(4): 445-453.  
WAN F F, ZHOU G M, ZHOU X. An adaptive fuzzy median filtering algorithm for salt and pepper noise removal [J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2019, 46(4): 445-453. (in Chinese)
- [14] 王保平, 范九伦, 谢维信. 基于模糊熵的多值图像恢复方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2004, 31(2): 214-217, 247.  
WANG B P, FAN J L, XIE W X. Fuzzy entropy-based method for multilevel image restoration[J]. Journal of Xidian University, 2004, 31(2): 214-217, 247. (in Chinese)
- [15] TOH K K V, MAT ISA N A. Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(3): 281-284.
- [16] 王芳, 满益云. 基于模糊中值滤波的椒盐噪声去除方法[J]. 模糊系统与数学, 2012, 26(1): 166-174.  
WANG F, MAN Y Y. Salt-and-pepper noise removal based on fuzzy median filtering[J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 2012, 26(1): 166-174. (in Chinese)
- [17] ANANTHI V P, BALASUBRAMANIAM P. A new image denoising method using interval-valued intuitionistic fuzzy sets for the removal of impulse noise[J]. Signal Processing, 2016, 121: 81-93.
- [18] ANANTHI V P, BALASUBRAMANIAM P, RAVEENDRAN P. Impulse noise detection technique based on fuzzy set[J]. IET Signal Processing, 2018, 12(1): 12-21.
- [19] 黄朔, 王琰, 汪丽平, 等. 应用图像的方向局部直觉模糊熵的图像高频噪声去噪方法[J]. 中国医疗设备, 2018, 33(10): 67-70, 82.  
HUANG S, WANG Y, WANG L P, et al. An image denoising method for high frequency noise using the directional local intuitionistic fuzzy entropy[J]. China Medical Devices, 2018, 33(10): 67-70, 82. (in Chinese)
- [20] CHEN W B, BAI J J, GU X H, et al. Separation-based model for low-dose CT image denoising[J]. The Journal of Engineering, 2020, 2020(12): 1198-1208.
- [21] SHANGGUAN H, ZHANG X, CUI X Y, et al. Sinogram restoration for low-dose X-ray computed tomography using regularized Perona-Malik equation with intuitionistic fuzzy entropy[J]. Signal, Image and Video Processing, 2019, 13(8): 1511-1519.
- [22] LV H, LI H J. Denoising method of low illumination underwater motion image based on improved canny[J]. Microprocessors and Microsystems, 2021, 82: 103862.
- [23] SZMIDT E, KACPRZYK J, BUJNOWSKI P. How to measure the amount of knowledge conveyed by Atanassov's intuitionistic fuzzy sets[J]. Information Sciences, 2014, 257: 276-285.
- [24] GUO K H, XU H. Knowledge measure for intuitionistic fuzzy sets with attitude towards non-specificity[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2019, 10(7): 1657-1669.
- [25] GUO K H, XU H. Preference and attitude in parameterized knowledge measure for decision making under uncertainty[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(10): 7484-7493.

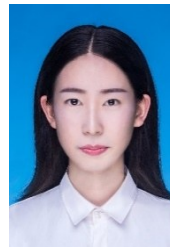
- [26] GUO K H, XU H. A unified framework for knowledge measure with application: From fuzzy sets through interval-valued intuitionistic fuzzy sets[J]. Applied Soft Computing, 2021, 109: 107539.
- [27] ATANASSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96.
- [28] SZMIDT E, KACPRZYK J. Entropy for intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 118(3): 467-477.
- [29] GUO K H, SONG Q. On the entropy for Atanassov's intuitionistic fuzzy sets: An interpretation from the perspective of amount of knowledge[J]. Applied Soft Computing, 2014, 24: 328-340.
- [30] DAS S, DUTTA B, GUHA D. Weight computation of criteria in a decision-making problem by knowledge measure with intuitionistic fuzzy set and interval-valued intuitionistic fuzzy set[J]. Soft Computing, 2016, 20(9): 3421-3442.
- [31] HOANG N. A new knowledge-based measure for intuitionistic fuzzy sets and its application in multiple attribute group decision making[J]. Expert Systems With Applications, 2015, 42(22): 8766-8774.
- [32] HOANG N. A new interval-valued knowledge measure for interval-valued intuitionistic fuzzy sets and application in decision making[J]. Expert Systems With Applications, 2016, 56: 143-155.
- [33] GUO K H. Knowledge measure for atanassov's intuitionistic fuzzy sets[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2016, 24(5): 1072-1078.
- [34] GUO K H, ZANG J. Knowledge measure for interval-valued intuitionistic fuzzy sets and its application to decision making under uncertainty[J]. Soft Computing, 2019, 23(16): 6967-6978.
- [35] 郭凯红, 王紫晴. Hamming-Hausdorff 距离下区间直觉模糊知识测度及应用[J]. 软件学报, 2022, 33(11): 4251-4267.  
GUO K H, WANG Z Q. Interval-valued intuitionistic fuzzy knowledge measure with applications based on Hamming-Hausdorff distance[J]. Journal of Software, 2022, 33(11): 4251-4267. (in Chinese)
- [36] SZMIDT E, KACPRZYK J. Distances between intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 114(3): 505-518.
- [37] 王紫晴. 直觉模糊知识测度下图像模糊化及分割方法[D]. 沈阳: 辽宁大学, 2021.  
WANG Z Q. Image Fuzzification and Segmentation by Intuitionistic Fuzzy Knowledge Measure[D]. Shenyang: Liaoning University, 2021. (in Chinese)
- [38] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [39] DJUROVIĆ I. Combination of the adaptive Kuwahara and BM3D filters for filtering mixed Gaussian and impulsive noise[J]. Signal, Image and Video Processing, 2017, 11(4): 753-760.
- [40] SHEIKH H R, BOVIK A C. Image information and visual quality[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(2): 430-444.
- [41] SHEIKH H R, BOVIK A C, DE VECIANA G. An information fidelity criterion for image quality assessment using natural scene statistics[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2117-2128.

#### 作者简介



郭凯红 男, 1973年生, 河南镇平人. 辽宁大学教授, 博士生导师. 主要研究方向为不确定性建模与智能计算、模糊测度及模糊图像处理.

E-mail: guokh@126.com



崔明茜 女, 1998年生, 河北唐山山人. 辽宁大学在读硕士研究生. 主要研究方向为不确定性建模与智能计算及模糊图像处理.

E-mail: xiaocui2233xx@163.com



刘婷婷(通讯作者) 女, 1986年出生, 辽宁沈阳人. 博士. 辽宁大学讲师, 硕士生导师. 主要研究方向为人工智能及服务计算. 中国电子学会会员编号: E190148489M.

E-mail: liutingting@lnu.edu.cn