

2015 届研究生硕士学位论文

分类号: \_\_\_\_\_

学校代码: 10269

密 级: \_\_\_\_\_

学 号: 51120601152



# 華東師範大學

East China Normal University

硕士学位论文

MASTER'S DISSERTATION

论文题目: 一种基于椒盐噪声的  
自适应加权均值滤波算法

院 系: 理 工 学 院 数 学 系

专 业: 基 础 数 学

研 究 方 向: 几何分析与数字图像处理

指 导 教 师: 黎 芳 副 教 授

学 位 申 请 人: 张 培 轩

2015 年 4 月 6 日

Dissertation for  
Master degree, 2015

Student ID: 51120601152  
University Code: 10269

# East China Normal University

**Title:** A new adaptive weighted mean filter  
for salt and pepper noise

Department:	Mathematics
Major:	Fundamental Mathematics
Research direction:	Geometrical Analysis and Digital Image Processing
Supervisor:	A. Prof. Fang Li
Candidate:	Peixuan Zhang

April, 2015 · Shanghai

张培轩 硕士学位论文答辩委员会成员名单

姓 名	职 称	单 位	备注
* * *	教 授	华东师范大学数学系	主 席
* * *	教 授	华东师范大学数学系	
* *	副 教授	华东师范大学数学系	

# 一种基于椒盐噪声的 自适应加权均值滤波算法

## 中 文 摘 要

本文研究的是图像被椒盐噪声污染后的去噪算法问题。文章首先回顾了去噪椒盐噪声的传统的滤波算法,针对这些算法的局限性与不足,在自适应中值滤波算法的基础上,文章提出了一个新的滤波算法——自适应加权均值滤波算法。算法主要分为检测和去除噪声两个阶段。首先,对于图像的每一个像素,不断扩大窗口的大小,通过判断两个邻近窗口的最值是否分别相等来确定所选定的自适应窗口的大小。如果当前像素点等于所选窗口的最大或最小值时,则判定为噪声点。否则判定为未被污染。然后,噪声点将会被所选定邻域的像素灰度值的一个加权平均值来代替。实验结果表明,本文算法的检测错误率很低并且图像质量较好,且噪声水平越高,效果越显著。

**关键词:** 椒盐噪声, 滤波器, 噪声检测, 自适应中值滤波, 自适应加权均值滤波

# A new adaptive weighted mean filter for salt and pepper noise

## ABSTRACT

In this letter, we propose a new adaptive weighted mean filter (AWMF) for detecting and removing high level of salt-and-pepper noise. For each pixel, we firstly determine the adaptive window size by continuously enlarging the window size until the maximum and minimum values of two successive windows are equal respectively. Then the current pixel is regarded as noise candidate if it is equal to the maximum or minimum values, otherwise, it is regarded as noise-free pixel. Finally, the noise candidate is replaced by the weighted mean of the current window, while the noise-free pixel is left unchanged. Experiments and comparisons demonstrate that our proposed filter has very low detection error rate and high restoration quality especially for high-level noise.

**Key words:** salt and pepper noise, filter, noise detection, adaptive median filter, adaptive weighted mean filter

# 目 录

中文摘要	i
英文摘要	ii
1 绪论	1
1.1 研究的目的和意义	2
1.2 本文所做的工作和内容安排	3
2 理论基础	4
2.1 图像噪声模型	4
2.2 图像质量评价	10
2.3 算法检测错误率	11
3 椒盐噪声滤波算法回顾	13
3.1 中值滤波算法(MF)	13
3.2 自适应模糊开关中值滤波算法(NAFSMF)	14
3.3 快速高效算法(FEMF)	14
3.4 自适应中值滤波算法(AMF)	15
3.5 自适应中值滤波算法的不足	15
4 本文所提出的算法——自适应加权均值滤波算法	17
4.1 自适应加权均值滤波算法	17
4.2 实验结果分析	19

5 总结与展望	26
5.1 本文工作总结 .....	26
5.2 工作展望 .....	26
参考文献 .....	28
致 谢 .....	32

## 1 绪论

21世纪是一个到处充斥着信息的时代，图像作为人类感知世界的视觉基础，是获取信息、表达信息和传递信息的主要渠道，图像是针对客观世界具体事物对象的一种相似性的描述或表示<sup>[1]</sup>。因此，图像也可以看做是自然界中的某种状态或者能量在二维空间上的投影，所转化成的一种可视化的形式<sup>[1]</sup>。为了从图像中获取更多的有用的信息，因此，需要对图像进行一定的处理操作。

图像处理(image processing)，实际上就是通过用计算机对图像进行分析、加工和处理，使其能够满足人们某种视觉、心理、艺术以及其他的要求<sup>[2]</sup>。图像处理技术一般包括图像压缩，增强和复原，匹配、描述和识别等三个部分<sup>[3]</sup>。

图像有模拟图像和数字图像之分。模拟图像主要保存图像的亮度信息，也就是某种物理量的强弱变化；而数字图像则是用计算机来记录图像上各点的灰度信息<sup>[3]</sup>。数字图像是指用摄像机等设备拍摄得到一个大的二维数组矩阵。该数组矩阵的元素称为像素，其值称为灰度值。图像处理也分为模拟图像处理和数字图像处理。通常图像处理是指数字图像处理。随着计算机技术的不断进步，图像处理的应用也变得越来越广泛。

在数字图像处理领域里，输入的是低质量的图像，输出的是改善质量后的图像。图像处理的过程实际上就是对图像品质的提升。数字图像处理的内容一般包含预处理、图像去噪、图像恢复、图像增强、图像匹配、模式识别、图像分割、图像分类和图像压缩等<sup>[4]</sup>。而图像去噪是在图像分析和计算机视觉领域中一项十分重要的技术。

到目前为止，图像去噪的主要方法分为两大类：空间域滤波法和频域滤波法。空间域滤波是通过运用模板在图像空间中对图像进行局部操作，每一个像素的取值都是根据模板对输入像素相应领域内的像素值计算而得，空域滤波基本上是让图像在频域空间内某个范围的分量受到抑制，同时保证其他分量不变，从而改变输出图像的频率分布，达到增强图像的目的<sup>[2]</sup>。其将领域内的图像像素值同对应的与邻域有相同维数的子图像值相作用。在空间域中，图像的去噪方法主要有邻域平均法和中值滤波法等。频域滤波方法是根据相关的数学理论建立的。即法国数学家傅里叶提出：任何周期函数都可以表示为不同频率的正弦或余弦的和的形式法（傅氏级数），对于非周期函数，则用正弦和余弦及加权函数的积分来表示（傅氏变换）<sup>[2]</sup>。图像去噪的频域滤波法是将被噪声干扰的信号通过一个滤波器，滤除噪声频率成分。



## 1.1 研究的目的和意义

数字图像在其形成、传输和记录的过程中,由于各种不完善原因,往往使得获取的图像受到多种噪声的污染,造成图像质量的下降,因此图像去噪是图像处理中的一个重要问题。

椒盐噪声主要来源于成像过程中的短暂停留和数据传输中产生的错误,被污染的像素点表现为黑色(胡椒噪声)和白色(盐噪声)<sup>[2]</sup>。即使少量的噪声也会极大地破坏图像,因此对椒盐噪声图像的前期处理显得尤为重要。

对于椒盐噪声,论文首先回顾了许多比较经典的滤波算法——中值滤波算法(MF)<sup>[5]</sup>,自适应模糊开关中值滤波算法(NAFSMF)<sup>[6]</sup>,快速高效滤波算法(FEMF)<sup>[7]</sup>,自适应中值滤波算法(AMF)<sup>[18]</sup>。并针对这些算法的不足和局限性,在自适应中值滤波算法的基础上,提出一个新的滤波算法——自适应加权均值滤波算法(AWMF)。

## 1.2 本文所做的工作和内容安排

针对椒盐噪声,本文在对各种滤波算法进行了分析和比较,并提出了新的算法——自适应中值滤波算法,并取得了较好的实验效果。

论文主要工作有以下几个方面:

针对椒盐噪声,所提出的自适应加权均值滤波算法主要分为检测噪声点和恢复噪声点像素值两个阶段。对于每一个像素点,在选定的自适应窗口邻域,比较当前像素点与邻域窗口最值的大小来判断其是否为噪声点,并用邻域的加权均值来替代噪声点。实验表明,该自适应加权均值滤波算法在检测错误率和峰值信噪比两方面都优于现有的很多算法,且噪声水平越高,效果越显著。

论文内容安排如下:

第一章 绪论,介绍图像去噪研究的目的和意义及本文所做的工作创新点。

第二章 理论基础,介绍图像的噪声模型,图像质量评价方法和图像检测错误率的概念。

第三章 回顾椒盐噪声滤波方法的研究进展,分别介绍了中值滤波算法、自适应模糊开关中值滤波算法、快速高效滤波算法、自适应中值滤波器。

第四章 提出了针对椒盐噪声的自适应中值滤波算法。从检测错误率,时间耗费和图像质量等三个方面来分析算法的优越性。

第五章 论文总结和展望。

## 2 理论基础

图像产生噪声的原因是多样的。如果按图像产生噪声的原因分类,则可以分为外部噪声和内部噪声。外部噪声,顾名思义,即指受系统外部干扰以电磁波或经电源串进系统内部而引起的噪声<sup>[3]</sup>。图像噪声还可以根据随机过程学理论的角度分为平稳和非平稳噪声。也就是说,当图像噪声的统计特性不因时间的变化而变化的噪声为平稳噪声。反之,则为非平稳噪声。另外,根据概率统计学理论的观点,噪声又可以分为高斯噪声,伽马噪声,均匀噪声,指数分布噪声,周期噪声,瑞利噪声和脉冲噪声等。其中,脉冲噪声分为椒盐噪声和随机值噪声两个类型。

### 2.1 图像噪声类型

根据噪声对图像的影响,可将其分为两大类:加性噪声和乘性噪声,而乘性噪声又可以通过某种变换而变为加性噪声,因此一般重点研究加性噪声<sup>[24]</sup>。

设  $x$  表示原始清晰图像,  $y$  表示噪声图像,  $n$  表示噪声。加性噪声可表示为  $y = x + n$ 。图像去噪的目的就是从所得到的降质图像  $y$  中尽可能地去掉噪声  $n$ , 从而还原原始的清晰图像  $x$ 。图像去噪就是为了提高图像的质量或清晰度等因素, 减少图像的均方误差, 使其尽量多地保留原始图像的特征信息, 尽可能地接近于原始图像<sup>[14]</sup>。

按图像噪声的统计特性分类, 有高斯噪声, 瑞利噪声, 伽马噪声, 指数分布噪声, 均匀分布噪声, 脉冲噪声等。数字图像的噪声存在着共同点, 这一点可以总结为数字图像噪声的随机性。这种随机性主要体现在两个方面, 一方面是图像噪声的幅度的强弱的随机性, 另一方面是这些噪声点在数字图像中的位置分布是随机性的<sup>[30]</sup>。接下来介绍以下几种重要的噪声模型及其概率密度函数。

#### 2.1.1 高斯噪声

高斯噪声是一类最为常见的噪声之一, 它的幅度分布服从高斯分布(即正态分布)。如果它的功率谱密度又是均匀分布的, 则称改造时为高斯白噪声。热噪声和散粒噪声是高斯白噪声。高斯噪声在空间域和频域中具有数学上的易处理性, 所以经常被应用于实践中。高斯噪声随机变量  $z$  的概率分布公式见式(2.1), 其中,  $z$  表示灰度值,  $\mu$  表示  $z$  的平均值或期望值,  $\sigma$  表示  $z$  的标准差。标准差  $\sigma^2$ , 称为  $z$  的方差。当  $z$  服从式(2.1)分布时, 其值有 70% 落在  $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$  范围内, 且有 95% 落在  $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$  范围内。高

斯函数的曲线见图1<sup>[5]</sup>。

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.1)$$

$z$  表示灰度值,  $\mu$  表示平均值,  $\sigma$  表示  $z$  的标准差。 $z$  的 70% 的置信区间是  $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$ 。

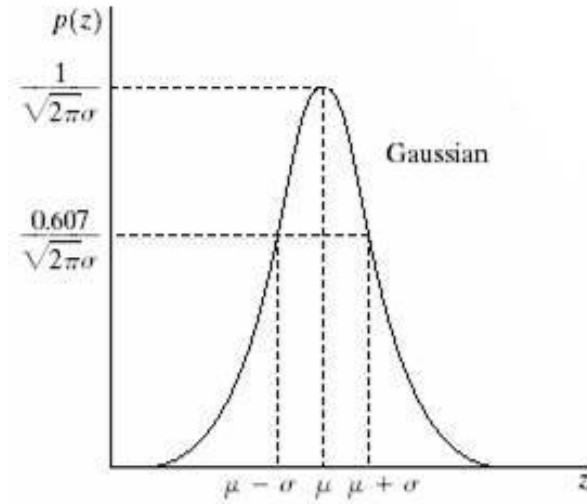


图 1: 高斯噪声的概率密度函数图像

### 2.1.2 伽马噪声

伽马噪声是概率密度函数服从伽马分布的一类噪声, 其概率分布公式见下式, 其中  $z$  表示灰度值, 概率函数函数见图2。

$$p(z) = \begin{cases} \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az}, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

其中,  $a > 0, b$  为正整数, 且 “!” 表示阶乘。其密度的均值和方差由下式给出<sup>[5]</sup>:

$$\mu = \frac{b}{a} \quad (2.3)$$

$$\sigma^2 = \frac{b}{a^2} \quad (2.4)$$

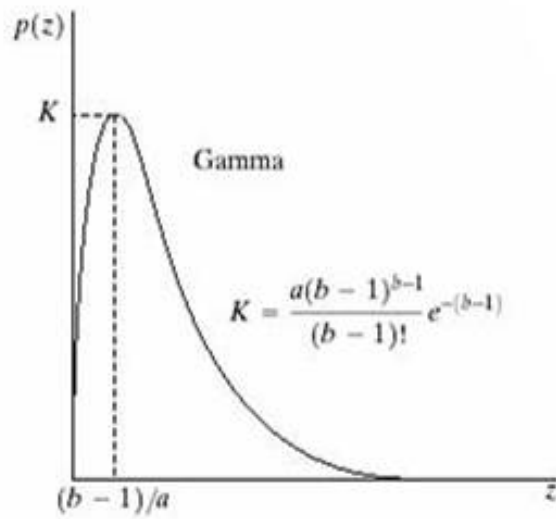


图 2: 伽马噪声的概率密度函数图像

### 2.1.3 指数分布噪声

指数分布噪声的密度函数可由下式给出：

$$p(z) = \begin{cases} ae^{-az}, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

这里， $a > 0$ 。概率密度函数的期望值和方差如下<sup>[5]</sup>：

$$\mu = \frac{1}{a} \quad (2.6)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{a^2} \quad (2.7)$$

由密度函数可以看出，指数分布的概率密度实际上是  $b = 1$  时伽马分布的特殊情况。

### 2.1.4 均匀噪声

均匀噪声是概率密度函数服从均匀分布的一类噪声，其概率分布公式如下式，其中  $z$  表示灰度值，概率函数函数见图3。

$$p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq z \leq b \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (2.8)$$

概率密度函数的期望值和方差如下：

$$\mu = \frac{a+b}{2} \quad (2.9)$$

$$\sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12} \quad (2.10)$$

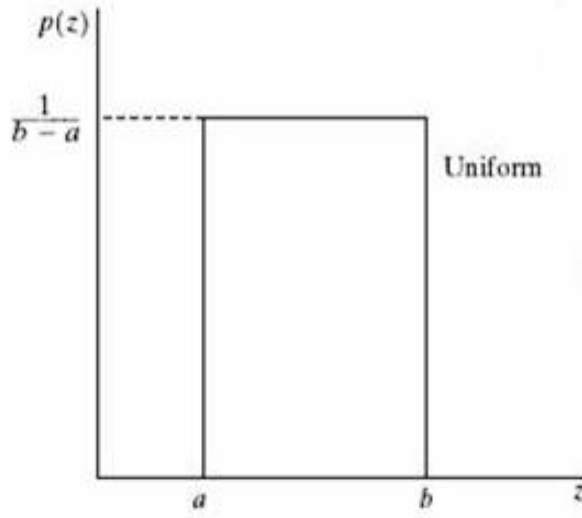


图 3: 均匀噪声的概率密度函数图像

### 2.1.5 泊松噪声

在随机过程的一个周期内，泊松分布统计模型如下式<sup>[5]</sup>：

$$p(k, \lambda) = e^{-\lambda} \lambda^k / k! \quad (2.11)$$

其中  $k$  表示单位时间内随机事件的个数， $\lambda$  即是随机事件的均值，也是其方差。所以泊松过程有其方差等于其均值的性质，即  $\sigma^2 = \mu$ 。因此，泊松分布的信噪比定义为

$$SNR = \mu / \sigma = \mu / \sqrt{\mu} = \sqrt{\mu} \quad (2.12)$$

也就是说,在有泊松噪声构成的图像中,其信噪比跟泊松噪声自身的均方根成正比。在加性噪声模型中,噪声跟信号是相互独立的。

### 2.1.6 椒盐噪声

椒盐噪声又称为双极性脉冲噪声,一般是由图像传感器,传输信道,解码处理等产生的黑白相间的亮暗点噪声,像是随机分布在图像上的胡椒粉和盐粉<sup>[18]</sup>。

记  $x$  表示原始的清晰图像,图像大小为  $M \times N$ . 自然地  $x_{i,j}$  就表示图像  $x$  中坐标为  $(i,j)$  位置像素的灰度值,此处  $(i,j) \in A \equiv \{1, \dots, M\} \times \{1, \dots, N\}$ . 令  $[s_{min}, s_{max}]$  表示图像  $x$  中像素所取的灰度值的区间,所以有  $s_{min} \leq x_{i,j} \leq s_{max}$ . 当图像  $x$  被椒盐噪声污染时,像素点的灰度值变为  $s_{min}$  或  $s_{max}$ . 所以污染后的图像  $y$  的坐标为  $(i,j)$  的像素的灰度值  $y_{i,j}$ , 其表示如下<sup>[5]</sup>。

$$y_{i,j} = \begin{cases} s_{min}, & \text{with probability } p \\ s_{max}, & \text{with probability } q \\ x_{i,j}, & \text{with probability } 1 - p - q \end{cases} \quad (2.13)$$

这里  $r = p + q$  定义为椒盐噪声的噪声水平. 本文中令  $p = q$ . 椒盐噪声的概率分布公式如下, 其中  $z$  表示灰度值, 概率函数函数见图4。

$$p(z) = \begin{cases} p_a & z = a \\ p_b & z = b \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.14)$$

在椒盐噪声的概率密度公式中, 如果  $P_a$  或  $P_b$  为零, 则脉冲噪声成为单极性脉冲噪声。如果  $P_a$  和  $P_b$  均不为零, 通常可设  $b > a \geq 0$ ,  $a, b$  都是饱和值, 也就是说它们等于所允许的最小值和最大值。即对于一个8位图像来说, 有  $a = 0$  (黑点),  $b = 255$  (白点)。

### 2.1.7 随机值脉冲噪声

虽然椒盐噪声模型较为简单, 且便于分析和处理。目前针对去除椒盐噪声的算法理论有很多, 且滤波的效果也较好。但现实中的脉冲噪声往往不会只有两个极值点, 下面介绍一种较为常见的噪声模型——随机值脉冲噪声, 其模型如下。

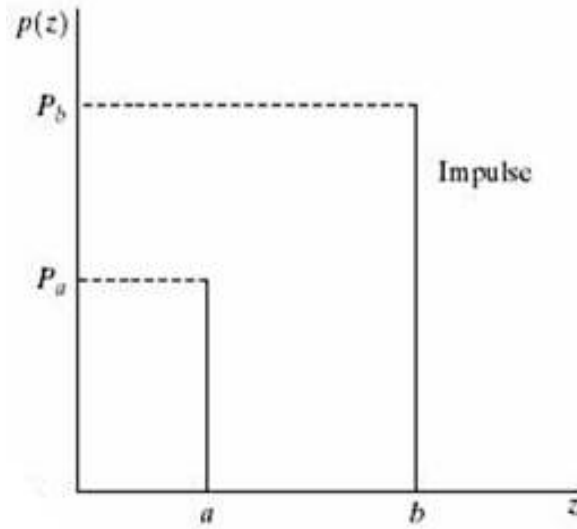


图 4: 椒盐噪声的概率密度函数图像

$$y_{i,j} = \begin{cases} r & \text{with probability } p \\ x_{i,j} & \text{with probability } 1 - p \end{cases} \quad (2.15)$$

其中,  $p$  是随机值脉冲噪声的噪声水平,  $r \in [s_{min}, s_{max}]$  是灰度级上均匀分布的整数。这类噪声模型比起椒盐噪声要更为符合实际情况, 且现在已有很多关于此类噪声模型的研究。

## 2.2 图像质量评价

图像质量的概念包含两个方面, 一个是图像的逼真度, 即被评价图像与标准图像的偏离程度。另一个是图像的可懂度, 即图像能够向人或机器提供信息的能力<sup>[30]</sup>。通过对图像质量的评价, 有助于分析图像的获取、传输和处理分析各环节技术的优劣。

目前, 对图像质量如何进行准确评价的研究也已经成为图像信息工程的基础技术之一。常用的评价方法有两种, 即主观评价法和客观评价法。由于客观评价法中, 目前尚无一种既十分恰当精确又完全符合主观效果的评价方法, 因此, 通常情况下还需要主观观察图像来进行辅助评价<sup>[10]</sup>。

### 2.2.1 客观评价方法

图像质量的客观评价方法通常分为全参考图像质量评价、半参考图像质量评价和无



参考图像质量评价，这是基于原始图像来评价图像质量的划分方法<sup>[22]</sup>。全参考图像质量评价方法中，目前主要采用误差评价法。常用的评价方法有均方误差(MSE)，平均绝对误差(MAE)，信噪比(SNR) 和峰值信噪比(PSNR)等。

用符号  $x$  表示原始清晰图象,  $y$  表示噪声图象,  $x(i, j), y(i, j)$  意义同上, 图像大小为  $M \times N$ 。

(1)均方误差

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [x(i, j) - y(i, j)]^2 \quad (2.16)$$

(2)平均绝对误差

$$MAE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j) - y(i, j)| \quad (2.17)$$

(3)信噪比

$$SNR = 10 \times \lg \left[ \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x(i, j)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [x(i, j) - y(i, j)]^2} \right] \quad (2.18)$$

(4)峰值信噪比

$$PSNR = 10 \times \lg \left[ \frac{MN[x_{max}(i, j)]^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [x(i, j) - y(i, j)]^2} \right] \quad (2.19)$$

### 2.2.2 主观评价方法

图像质量的主观评价方法主要是通过对比结果图像和原始图像，对比结果图像和噪声图像等进行主观评价。由于噪声污染会产生某种程度的信息丢失，因此在进行主观评价时，不可过度地追求结果图像与原始图像的一致性。

一般来说，主观评价方法可以从以下两个方面进行分析：

1. 观察画面的平滑效果。

2. 观察画面结果成分的保护效果。每一种噪声滤波方法在平滑噪声的同时，都会或多或少地对图像的结构成分产生破坏或导致扭曲。大部分滤波方法的结构破坏常常体现为边缘模糊，边缘扭曲及细节丢失等<sup>[32]</sup>。

评价滤波方法的好坏需要综合考虑多方面因素，如平滑效果和细节保护等。因此，一般采用主观评价法与客观评价法相结合的方式进行评价。

## 2.3 算法检测错误率

在对图像进行去噪的过程中，很多算法都还会包含有一个检测阶段：即对图像的每一个像素点进行分析与判断，判断其是否为被噪声污染过，即噪声点。这个检测阶段的检测错误率很多时候也可以作为衡量一个算法优劣性的指标。本文将采用这个指标来对椒盐噪声滤波算法进行综合评价。符号  $x, y, x(i, j), y(i, j)$  的意义同上，假设图像大小仍为  $M \times N$ 。符号  $z$  表示对噪声图像， $y$  运用某种滤波算法恢复后得到的图像， $z(i, j)$  表示图像  $z$  的像素点。所以算法检测错误率如下：

$$Error\ Rate = \frac{C}{MN} \times 100\% \quad (2.20)$$

其中符号  $C$  表示恢复后的图像  $z$  和原始清晰图像  $x$  中灰度值  $z(i, j) \neq x(i, j)$  的像素点个数。

### 3 椒盐噪声滤波方法回顾

图像滤波实际上就是如何利用图像的噪声点所在的领域内的其他的非噪声点的灰度值经过某种计算得到当前噪声点的像素灰度值的过程，并且，使得该值尽可能地接近未被噪声污染前的原始图像中该点的值，视觉上就表现为滤波后的图像与原始图像具有极高的相似性<sup>[20]</sup>。

本文所研究的问题是針對被椒盐噪声污染的图像进行降噪。目前，已有大量的文献来研究如何去除图像中的椒盐噪声[1-16]。经典的中值滤波方法是由J.W.Jukey在1971年提出的一种非线性的滤波方法。此外，还有自适应模糊开关中值滤波算法(NAFSMF)<sup>[6]</sup>，快速高效滤波算法(FEMF)<sup>[7]</sup>，自适应中值滤波算法(AMF)等。

本文将对这些滤波算法进行介绍，并在自适应中值滤波算法的基础上提出一个新的滤波方法——自适应加权均值滤波法(AWMF)。通过运用MATLAB软件对实验结果进行分析比较，发现所提出的自适应加权均值滤波算法优于很多现存的其他滤波算法。

#### 3.1 中值滤波算法(MF)

中值滤波对椒盐噪声有良好的滤除与限制作用，特别是在滤除噪声的同时，能够保留很多细节及边缘，使之不会变得模糊。而这些滤波的好处是传统的线性滤波方法所不具有的。此外，中值滤波的算法比较简单，也易于用软件实现。所以，一经提出，中值滤波方法便在数字信号处理领域得到了极大的重视，并得到了重要而广泛的应用<sup>[5]</sup>。

中值滤波法是一种非线性平滑技术，它将被噪声污染的图像的每一个当前像素点的灰度值，设置为该点所在的某个邻域窗口内的所有像素点灰度值的中值。并且，中值滤波算法对图像的所有像素点都进行处理，而且每一个像素点所选取的窗口大小是相同的<sup>[38]</sup>。公式表示如下：

$$z(i, j) = \text{median}\{y(i - s, j - t), (s, t \in W)\} \quad (3.1)$$

$z$  表示经滤波算法恢复后的图像， $y$  表示含有噪声的图像， $W$  表示二维模板，通常为以当前像素位置  $(i, j)$  为中心的  $3 \times 3$ ，或  $5 \times 5$  的窗口或区域，也可以是不同的形状，如线状，圆形，十字形，圆环形等。

虽然，中值滤波方法对椒盐噪声有较好的滤除作用，但同时也存在着很大的盲目性与固定性。即对于所有的像素点都采用同样的方法，并没有有针对性地对像素点进行筛选，

并且每个像素点都是采取同样大小的窗口进行赋值的。其在滤除噪声点的同时，也改变了一些信号点的像素值。

### 3.2 自适应模糊开关中值滤波算法(NAFSMF)

对于椒盐噪声而言，通常情况下，不是所有的像素点都需要进行处理并赋值的。自适应模糊开关中值滤波算法<sup>[6]</sup>对椒盐噪声的处理包含了两个阶段，即检测阶段和赋值阶段。

在算法的检测阶段中，该算法根据被污染图像的像素值的直方图对图像的像素点进行检测，检测其是否为噪声点。如果当前像素点的灰度值恰好等于灰度值的最小或最大值时，则标记当前像素点为噪声点。

在算法的赋值阶段中，如果当前像素点被判断为非噪声点，则不做任何处理；否则，将当前像素值和所在邻域的中值进行加权平均，再进行赋值。并且，这里，邻域窗口的大小不是固定的，是可以改变的，故称之为“自适应”。这也就弥补了中值滤波算法限定窗口大小的不足。

符号  $y_{ij}$  表示噪声图像的当前像素点  $(i, j)$  的灰度值， $z_{ij}$  表示恢复后的图像的当前像素点  $(i, j)$  的灰度值。 $L_{salt} = 255$  和  $L_{pepper} = 0$  用于判断当前像素点是否为噪声点，用矩阵  $N$  来标记。

自适应模糊开关中值滤波算法的流程见“Algorithm 1”。

### 3.3 快速高效滤波算法(FEMF)

快速高效滤波算法<sup>[7]</sup>也可以用来对椒盐噪声进行滤除，同样它也包含有两个阶段：检测阶段和赋值阶段。检测阶段的思路与自适应模糊开关中值滤波算法(NAFSMF)的相同。

在该算法的赋值阶段过程中，该算法是采用当前像素点所在邻域的中值来对噪声点进行赋值的。但是，选取窗口的形式也与预估的椒盐噪声水平的高低有关。当椒盐噪声水平预估高于50%时，窗口采取为方形领域，否则，窗口采取十字形的形式。并且，同样窗口的大小也不是固定的，是可以调整的，自适应的。

同样，符号  $y_{ij}$  表示噪声图像的当前像素点  $(i, j)$  的灰度值， $z_{ij}$  表示恢复后的图像的当前像素点  $(i, j)$  的灰度值。 $L_{salt} = 255$  和  $L_{pepper} = 0$  用于判断当前像素点是否为噪声点，用矩阵  $N$  来标记。

快速高效滤波算法的流程见“Algorithm 2”。

**Algorithm 1** 自适应模糊开关中值滤波算法(NAFSMF)

对噪声图像  $y$  和恢复后的图像  $z$  中的当前像素点  $(i, j) \in A$  来说,

1. 初始化设定两个阈值  $T_1 = 10, T_2 = 30$ , 窗口大小  $w = 3$ ,  $L_{salt} = 255$ ,  $L_{pepper} = 0$ 。

2. 检测噪声点阶段:

如果  $y_{i,j} = L_{salt}$ , 或  $y_{i,j} = L_{pepper}$ , 则判断  $N(i, j) = 1$ ,  
否则标记  $N_{i,j} = 0$ .

3. 对  $N(i, j) = 1$  的像素点赋值:

计算  $M(i, j) = \text{median}\{y(i-1, j-1), y(i, j-1), y(i+1, j-1), y(i-1, j)\}$ ,  
 $d(i+s, j+t) = |y(i+s, j+t) - y(i, j)|$  和  $D(i, j) = \max\{d(i+s, j+t)\}$ .  
这里  $(i+s, j+t) \in W$ ,  $W$  为当前窗口。

4. 计算

$$F(i, j) = \begin{cases} 0, & D(i, j) < T_1 \\ \frac{D(i, j) - T_1}{T_2 - T_1}, & T_2 \leq D(i, j) < T_2 \\ 1, & D(i, j) \geq T_2 \end{cases} \quad (3.2)$$

然后赋值:

$$z(i, j) = [1 - F(i, j)] \cdot y(i, j) + F(i, j) \cdot M(i, j).$$

**3.4 自适应中值滤波算法(AMF)**

符号  $y, z, y_{i,j}, z_{i,j}$  用法同时, 现记符号  $S_{i,j}(w)$  大小为  $(2w+1) \times (2w+1)$ , 表示以  $(i, j)$  为中心的窗口,  $w$  表示窗口半径, 即

$$S_{i,j}(w) = \{(k, l) : |k-i| \leq w, |l-j| \leq w, (k, l) \in A\} \quad (3.3)$$

符号  $S_{i,j}^{min}(w)$ ,  $S_{i,j}^{med}(w)$  和  $S_{i,j}^{max}(w)$  分别表示当前窗口  $S_{i,j}(w)$  的最小值, 中值和最大值。

自适应中值滤波法通过增大窗口的大小来检测当前像素点是否为噪声点。如果当前像素是噪声点, 则需要用自适应窗口的中值来代替; 否则不需要改变。符号  $z$  表示恢复后的图像。

自适应中值滤波算法见 “Algorithm 3”。

**3.5 自适应中值滤波算法的不足**

一般来说, 在噪声水平较高的情况下, 自适应中值滤波法的去噪效果依然还是不错的。然而该算法仍然有两个缺陷。第一个缺陷是, 自适应中值滤波法会导致较高的检测错误率; 如果当前像素点没有被噪声污染, 但是它的灰度值等于局部窗口的最小值或最大

**Algorithm 2 快速高效滤波算法(FEMF)**

对噪声图像 $y$  和恢复后的图像 $z$  中的当前像素点 $(i_1, j_1)$  来说,

1. 初始化设定窗口大小 $w = 3$ , 噪声水平预估为 $E$ ,  $L_{salt} = 255$ ,  $L_{pepper} = 0$ .
2. 检测噪声点阶段:
  - i 如果 $y_{i,j} = L_{salt}$ , 或 $y_{i,j} = L_{pepper}$ , 则判断 $N(i, j) = 1$ , 否则标记 $N_{i,j} = 0$ .
  - ii 如果 $E \leq 50$ , 令:  
 $S = \{(i_1, j_2) : j_2 = i_2 \pm (w - 1)/2\} \sqcup \{(j_1, i_2) : j_1 = i_1 \pm (w - 1)/2\}$ ,  
 否则, 令  
 $S = \{(j_1, j_2) | i_1 - (w - 1)/2 \leq j_1 \leq i_1 + (w - 1)/2, j_2 = i_2 \pm (w - 1)/2\} \sqcup$   
 $\{(j_1, j_2) | i_2 - (w - 1)/2 \leq j_2 \leq i_2 + (w - 1)/2, j_1 = i_1 + (w - 1)/2\}$ .
3. 如果  $S$  中不包含非噪声点, 即  $N(i, j) = 0, \forall (i, j) \in S$ , 则  $w = w + 2$ , 转到2. 否则,  $H$  表示  $S$  中所有非噪声点的集合, 令  $z(i_1, j_1) = \text{median}\{H\}$ .

**Algorithm 3 自适应中值滤波算法(AMF)**

对噪声图像 $y$  和恢复后的图像 $z$  中的当前像素点 $(i, j) \in A$  来说,

1. 初始化 $w = 1, h = 1, w_{max} = 39$ .
2. 计算 $S_{i,j}^{min}(w), S_{i,j}^{med}(w)$ , and  $S_{i,j}^{max}(w)$ .
3. 若满足 $S_{i,j}^{min}(w) < S_{i,j}^{med}(w) < S_{i,j}^{max}(w)$ , 则转到第5 步; 否则,  $w = w + h$ .
4. 若满足 $w \leq w_{max}$ , 则转到第2 步; 否则 $z_{i,j} = S_{i,j}^{med}(w_{max})$ , 结束.
5. 若满足 $S_{i,j}^{min}(w) < y_{i,j} < S_{i,j}^{max}(w)$ , 则判断像素点 $(i, j)$  未被污染, 令 $z_{i,j} = y_{i,j}$  否则令 $z_{i,j} = S_{i,j}^{med}(w)$ , 结束.

值, 由算法1 中的第5 步可知, 当前像素点仍然会被误测为噪声点, 从而导致检测错误。图5 给出了一个大小为  $7 \times 7$  的窗口实例, 当前点为中心元素, 其灰度值为66。在以当前点为中心的大小为  $3 \times 3$  窗口中,  $S_{i,j}^{min}(1) = 66$ ,  $S_{i,j}^{med}(1) = 78$ ,  $S_{i,j}^{max}(1) = 255$ , 算法第 3 步条件成立, 但第 5 步条件不成立, 所以当前点会被误判为噪声点, 被  $3 \times 3$  窗口的中值78 所代替, 进而产生检测错误。另一个缺陷是, 当噪声水平很高时, 恢复后的图像会丢失很多的细节或边缘信息。为了克服自适应重质量滤波算法的缺陷, 提高恢复后图像的质量, 本文提出一个新的滤波算法——自适应加权均值滤波法。

0	68	255	0	0	70	255
0	255	255	255	255	255	0
0	255	68	67	67	255	0
255	0	255	<b>66</b>	78	255	70
255	0	255	255	255	255	255
0	255	0	255	0	0	0
0	78	0	0	255	255	255

图 5: 窗口实例(AMF对中心点产生误判)

## 4 自适应加权均值滤波方法

### 4.1 自适应加权均值滤波方法(AWMF)

为了提高自适应中值滤波法的去噪效果，并根据AMF算法的工作机制，本文提出自适应加权均值滤波算法。该算法的主要目的是减少检测错误并用一个比窗口中值较接近真实值的量来代替噪声点。

首先，引入一个新的符号  $S_{i,j}^{mean}(w)$  – 选定窗口  $S_{i,j}(w)$  的加权均值– 定义如下：

$$S_{i,j}^{mean}(w) = \begin{cases} \frac{\sum_{(k,l) \in S_{i,j}(w)} w_{k,l} * y_{k,l}}{\sum_{(k,l) \in S_{i,j}(w)} w_{k,l}} & \sum_{(k,l) \in S_{i,j}(w)} w_{k,l} \neq 0 \\ -1 & otherwise \end{cases} \quad (4.1)$$

$$w_{k,l} = \begin{cases} 1, & S_{i,j}^{min}(w) < y_{k,l} < S_{i,j}^{max}(w) \\ 0. & otherwise \end{cases} \quad (4.2)$$

仍用符号  $z$  表示恢复后的图像. 所提出自适应加权均值滤波算法如下。

接下来给出所提出算法的详细解释。对于当前像素点来说，首先要确定自适应窗口的大小。即不断地扩大窗口的尺寸，直到出现两个相连续的窗口的最大值和最小值分别相等为止，把尺寸较小的窗口定义为当前点的自适应窗口。然后，如果当前点的灰度值等于自适应窗口的最大值或最小值，则当前点被判断为噪声点；否则当前点未被污染。结果表明，即便噪声水平很高时，仍然可以大大地降低检测错误率。图2 中，中心点为66，由于两个连续的  $5 \times 5$  和  $7 \times 7$  的窗口的最大值(=255) 和最小值(=0) 分别对应相等，所以自适应窗口大小为  $5 \times 5$ 。因为当前点灰度值 66 不等于 255 或 0，所以当前点被判为未被噪声

**Algorithm 4 自适应加权均值滤波法(AWMF)**

对噪声图像 $y$ 和恢复后的图像 $z$ 中的当前像素点 $(i, j) \in A$ 来说,

1. 初始化  $w = 1, h = 1, w_{max} = 19$ .
2. 计算  $S_{i,j}^{min}(w), S_{i,j}^{max}(w), S_{i,j}^{mean}(w), S_{i,j}^{min}(w+h)$  和  $S_{i,j}^{max}(w+h)$ .
3. 如果 ' $S_{i,j}^{min}(w) = S_{i,j}^{min}(w+h), S_{i,j}^{max}(w) = S_{i,j}^{max}(w+h)$  和  $S_{i,j}^{mean}(w) \neq -1$ ,

转到第5步;否则令  $w = w + h$ .

4. 如果  $w \leq w_{max}$ , 转到第2步; 否则令  $z_{i,j} = S_{i,j}^{mean}(w)$ , 结束.
5. 如果  $S_{i,j}^{min}(w) < y_{i,j} < S_{i,j}^{max}(w)$ , 则判断  $(i, j)$  未被污染,  $z_{i,j} = y_{i,j}$

否则判断  $(i, j)$  被噪声污染, 令  $z_{i,j} = S_{i,j}^{mean}(w)$ , 结束.

污染。因此, 对这个例子来说, 自适应加权均值滤波算法的检测结果是正确的, 而自适应中值滤波算法的检测结果是错的<sup>[25]</sup>。

在自适应加权均值滤波算法中, 检测后的噪声点将被当前所选定窗口的加权均值所代替, 未被污染的像素点保持不变。AWMF 中选择加权均值来代替噪声点, 而不像AMF 中选择中值, 恢复后的图像的效果更为理想, 尤其是当噪声水平很高的时候。主要有以下原因。第一, AWMF 算法中加权均值排除了潜在是噪声点的影响, 而AMF 中所选取的中值则仍包含潜在噪声点的影响。第二, 在相同的条件下, 我们做了关于加权中值和加权均值的AWMF 算法对比实验, 结果表明, 平均来说, 噪声点被均值代替后的图像的峰值信噪比(PSNR) 要高于被中值代替后的图像。

本文还做了AMF算法和AWMF算法关于自适应窗口大小的对比实验, 见图6, 椒盐噪声水平为 90%, 图片为'Lena'<sup>[48]</sup>。由图 6 中可知, 在AWMF 算法中, 自适应窗口的半径满足  $w \leq 2$  条件的像素点超过了 90%, 而AMF 算法中, 相同条件下的像素点少于 50%。除此之外, AWMF 算法中, 对图像的所有像素点来说, 它们的自适应窗口的最大半径是 5, 而AMF 算法中, 自适应窗口的最大半径则是 20. 这也就解释了当噪声水平很高的时候, 所提出的算法AWMF 要比AMF 算法快的原因。

在"Algorithm 4" 的第 3 步中, 标注  $S_{i,j}^{mean}(w) = -1$  意味着在  $S_{i,j}(w)$  窗口中所有的像素点均被检测为噪声点, 也就是说此时的  $w$  并不是一个合适的窗口半径。所以可通过调大窗口半径的上限  $w_{max}$  来找到一个有意义的加权均值  $S_{i,j}(w)$ 。



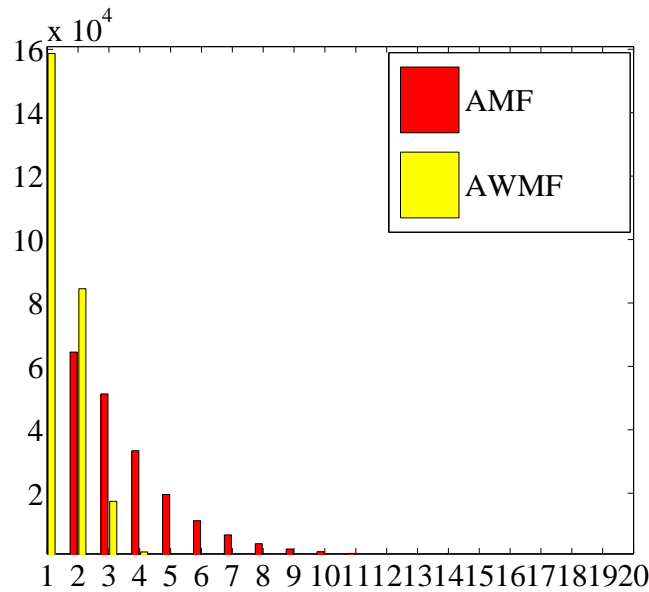


图 6: 自适应窗口半径直方图(90%噪声的'Lena' 图像).

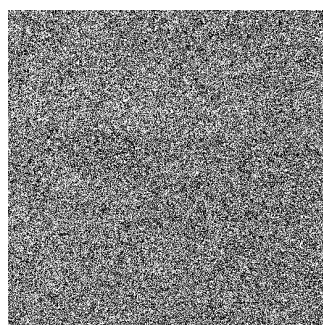
## 4.2 实验结果分析

实验采用六个不同的滤波算法来对被椒盐噪声污染的图像进行恢复, 测试用的图像是经典的'Lena', 'Camera', 'Gold Hill', 'Bridge'([48]) 图像, 大小是 $512 \times 512$ . 与AWMF 算法相比较的算法是中值滤波法<sup>[5]</sup>(MF), 自适应中值滤波法<sup>[8]</sup>(AMF), noise adaptive fuzzy switching median filter<sup>[6]</sup>(NAFSMF), 高效算法 (fast and efficient median filter<sup>[7]</sup>(FEMF)) 及文献[13] 中的算法。参数设置如下。在中值滤波法(MF)中, 阈值  $T = 2$ , 窗口大小为  $w = 6$ . 在自适应中值滤波法(AMF) 中, 初始值  $w = 1$ ,  $h = 1$ ,  $w_{max} = 39$ . 在NAFSMF 算法中, 窗口半径的上限  $w_{max} = 3$ , 参数  $T_1 = 10$ ,  $T_2 = 30$ . 在FEMF 算法中, 窗口半径的上限  $w_{max} = 40$ . 在AWMF 算法中, 初始化  $w = 1$ ,  $h = 1$ ,  $w_{max} = 19$ . 除了AWMF 算法外, 其他相比较的五个算法的参数, 有些是直接采用原文作者给出的参数值, 有些是参数优化后的值。论文中所有的实验结果都是在Windows 7 操作系统, Intel Core i5-3470 CPU@3.20GHz 的处理器, 4GB的内存, 用MATLAB R2012a 完成的。

论文分别从恢复后图像的峰值信噪比(PSNR)、检测错误率(Error Rate)、耗费时间上三个方面来评价ACWM 算法。图7 和图8 分别给出了对含有90% 椒盐噪声的'Lena' 和'Bridge'图像运用滤波算法恢复后的结果。图7.(b) 中MF 算法去噪后的图像中还存在很多未被检测到和未恢复的噪声点。从被AMF 算法恢复的图7.(c) 可知, 图像的边缘部分变得模糊, 细节也处理地很模糊。图7.(d) NAFSMF 算法去噪后, 图像中依然存在一些零星



图 7: 含90%噪声的图像'Lena'去噪结果



(a) 90% SPN.(5.61dB)



(b) MF.(11.27dB)



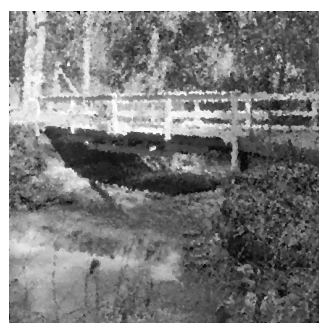
(c) AMF.(18.05dB)



(d) NAFSMF.(19.86dB)



(e) FEMF(18.91dB)



(f) [13] (20.42dB)



(g) AWMF(20.90dB)

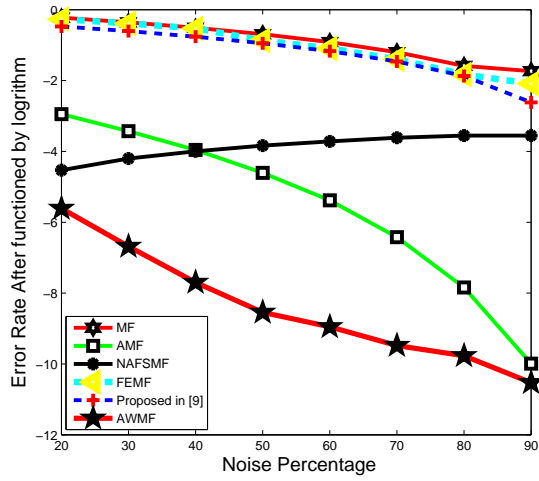


(h) Clean 'Lena'

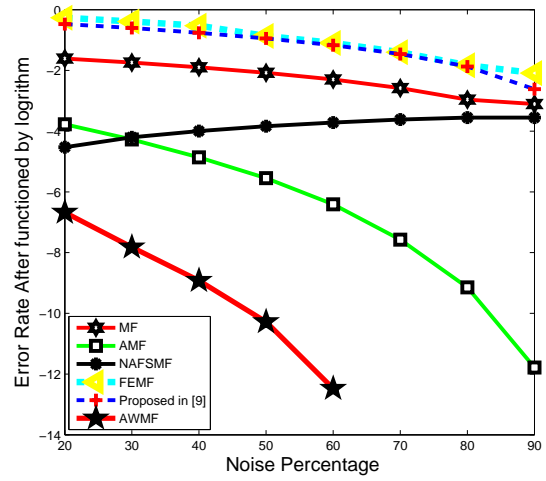
图 8: 含90%噪声的图像'Bridge'去噪结果

表 1: 算法的峰值信噪比PSNR结果

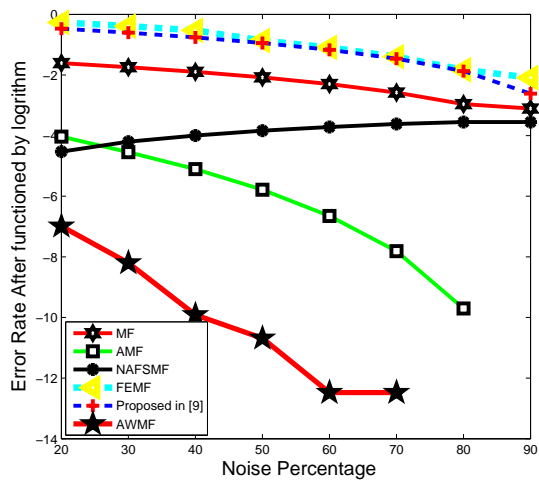
Image	Filters	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	Average
Lena	MF	24.91	24.80	24.65	24.37	23.97	23.10	20.01	11.26	22.13
	AMF	34.62	32.48	30.68	28.89	27.25	25.50	23.49	20.74	27.96
	NAFSMF	34.51	32.50	31.05	29.87	28.75	27.58	26.08	22.72	29.13
	FEMF	31.58	30.72	29.87	28.88	29.72	28.61	27.16	21.54	28.51
	[13]	32.97	32.42	31.80	30.98	29.98	28.76	27.21	24.50	29.83
	AWMF	<b>36.30</b>	<b>35.06</b>	<b>33.86</b>	<b>32.62</b>	<b>31.17</b>	<b>29.50</b>	<b>27.67</b>	<b>25.04</b>	<b>31.40</b>
Camera	MF	20.46	20.36	20.21	20.02	19.73	19.18	17.56	11.32	18.61
	AMF	28.80	27.07	25.21	23.94	22.60	21.30	19.62	17.53	23.26
	NAFSMF	29.13	27.33	25.88	24.81	23.88	22.88	21.73	19.76	24.42
	FEMF	25.89	25.15	24.34	23.61	24.02	23.25	22.26	18.46	23.37
	[13]	26.07	25.86	25.40	24.83	24.22	23.30	22.23	20.17	24.01
	AWMF	<b>30.54</b>	<b>29.07</b>	<b>27.83</b>	<b>26.70</b>	<b>25.56</b>	<b>24.23</b>	<b>22.73</b>	<b>20.73</b>	<b>25.92</b>
Gold Hill	MF	22.18	22.15	22.05	21.93	21.73	21.36	19.48	11.71	20.32
	AMF	29.83	28.36	27.02	25.67	24.39	23.16	21.64	19.72	24.97
	NAFSMF	31.35	29.49	28.15	27.01	26.08	25.12	23.97	21.74	26.61
	FEMF	27.15	26.60	25.98	26.19	25.64	25.00	24.06	20.98	25.20
	[13]	27.74	27.58	27.09	26.54	25.90	25.03	24.01	21.86	25.72
	AWMF	<b>32.47</b>	<b>30.94</b>	<b>29.60</b>	<b>28.34</b>	<b>27.17</b>	<b>25.97</b>	<b>24.57</b>	<b>22.85</b>	<b>27.74</b>
Bridge	MF	20.56	20.44	20.27	20.07	19.80	19.35	17.66	11.27	18.68
	AMF	28.45	27.00	25.60	24.24	22.93	21.56	20.00	18.05	23.48
	NAFSMF	29.14	27.43	26.14	25.00	24.04	23.10	21.95	19.86	24.58
	FEMF	25.55	24.99	24.38	24.67	24.05	23.31	22.28	18.91	23.52
	[13]	26.20	25.91	25.48	24.92	24.25	23.39	22.24	20.42	24.10
	AWMF	<b>30.47</b>	<b>29.15</b>	<b>27.93</b>	<b>26.69</b>	<b>25.49</b>	<b>24.20</b>	<b>22.74</b>	<b>20.90</b>	<b>25.95</b>



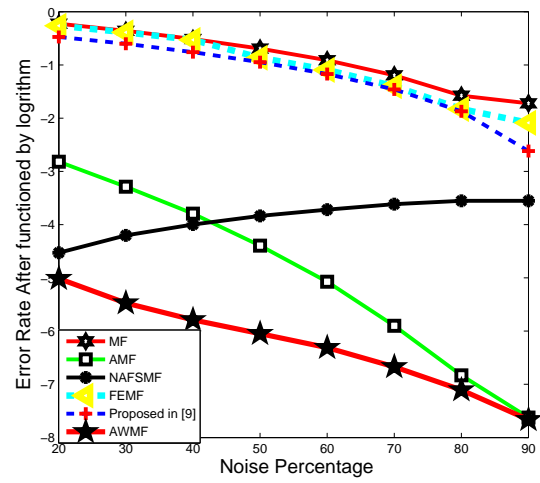
(a) 'Lena'.



(b) 'Camera'.



(c) 'Gold Hill'.



(d) 'Bridge'.

图 9: 对数运算后的检测错误率曲线

表 2: 算法的去噪时间. 单位(秒)

Image	Filters	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	Average
Lena	MF	3.5880	3.5724	3.4788	3.4632	3.4008	3.3696	3.2760	3.1512	3.4125
	AMF	6.0684	5.8344	5.9748	6.3492	7.1292	8.2837	10.7485	17.7217	8.5138
	NAFSMF	2.6520	3.8220	5.0700	6.2556	7.3944	8.6893	9.8125	10.7797	6.8094
	FEMF	4.6020	4.4928	4.5240	4.5864	4.7268	4.7424	4.7268	6.2712	4.8341
	[13]	11.4973	12.0433	12.2461	12.0745	11.4037	11.3257	11.2321	11.1229	11.6182
	AWMF	7.5036	6.6612	6.4428	6.4428	6.4584	6.6300	6.8016	7.5192	6.8075
Camera	MF	0.9516	0.9048	0.8892	0.8736	0.8736	0.8424	0.8268	0.7956	0.8697
	AMF	1.8720	1.4976	1.4976	1.6224	1.7472	2.0592	2.6832	4.5396	2.1899
	NAFSMF	0.7332	0.98281	1.3104	1.5912	1.9032	2.184	2.4492	2.7768	1.7414
	FEMF	1.1544	1.1076	1.092	1.1076	1.1700	1.1700	1.2168	1.6068	1.2032
	[13]	2.886	2.9484	3.0576	2.9796	2.9952	2.9484	2.9328	2.9172	2.9582
	AWMF	1.9812	1.7160	1.6536	1.5912	1.5912	1.6380	1.6380	1.8876	1.7121
Gold Hill	MF	0.9204	0.9048	0.8892	0.8892	0.8892	0.8268	0.8112	0.7956	0.8658
	AMF	1.4352	1.4508	1.5600	1.5756	1.7628	2.0748	2.6832	4.3680	2.1138
	NAFSMF	0.6552	0.9672	1.2636	1.5600	1.8252	2.1372	2.4024	2.6832	1.6868
	FEMF	1.1232	1.1544	1.1076	1.1700	1.1700	1.1544	1.1544	1.5756	1.2012
	[13]	2.9328	2.9484	3.0420	3.0108	2.9796	2.9796	2.9796	2.9640	2.9796
	AWMF	1.8408	1.7004	1.7160	1.6068	1.6380	1.5756	1.6224	1.8408	1.6926
Bridge	MF	3.7284	3.6036	3.6036	3.4632	3.4320	3.3540	3.2604	3.2916	3.4671
	AMF	5.9436	6.0528	6.2244	6.5832	7.2696	8.5333	10.9513	17.9869	8.6932
	NAFSMF	2.6832	3.8220	5.0700	6.2088	7.3788	8.5333	9.6721	10.9981	6.7958
	FEMF	4.4772	4.4304	4.3992	4.5864	4.5708	4.6332	4.6800	6.3960	4.7717
	[13]	11.1073	11.3881	11.4037	11.6065	11.5441	11.3569	11.3257	11.2945	11.3783
	AWMF	7.4568	6.7860	6.5052	6.3336	6.2868	6.3024	6.5676	7.3788	6.7022

的噪声点。图7.(e), 图7.(g), 和图7.(h) 的图像去噪效果要较好些, 但图7.(e) 中很多细节部分仍然很模糊, 所以PSNR 只有21.50。7.(g), 和图7.(h) 看起来没有差别, 但经AWMF 算法去噪后的图7.(h) 的PSNR 比<sup>[13]</sup> 中算法去噪后的图7.(g) 高出0.54dB。因此, 所提出的算法AWMF 在边缘保护和滤波方面是有效的。

表1 显示了对于不同的图像在不同的噪声水平下, 应用算法去噪后的图像的PSNR 值。表中可以看出, 算法MF 的PSNR 值是最低的。对于图像'Lena' 来说, 只有当噪声水平低于50% 时, 算法AMF 去噪后图像的PSNR 值才比算法FEMF 高些; 类似的情况还有算法NAFSMF 和<sup>[13]</sup> 中算法。算法AWMF 的PSNR 的平均值为31.4018dB, <sup>[13]</sup> 中算法的PSNR 为29.8285dB。由表1 可知, 我们所提出的算法AWMF 的去噪效果要好于其他的滤波法, 并且尤其当椒盐噪声水平很高时, 效果越显著。

图9 表示算法在不同噪声水平下的检测错误率曲线(此处错误率是被常用对数作用后的值)。这里的检测错误是指一个原来的噪声点被检测为未被噪声污染, 或者是相反的情况。从图9.(a)-(d) 可知, 算法FEMF 和<sup>[13]</sup> 的错误率都很高, 且两者基本持平。这两种算法都是根据自然图像的先验信息, 依靠自觉把灰度值的最大值或最小值判断为噪声点。只有算法NAFSMF 的错误率曲线呈现逐渐上升趋势。算法AWMF 的错误率是所有算法中最小的。而图9(b)-(c) 中在噪声水平达到某个值后, 曲线消失的原因是, 算法的错误率值为0, 被自然对数作用后变为负无穷。也就是说, 如果参数值合适的情况下, 算法AWMF 和AMF 可以检测出所有的噪声点。因此, 在检测精度方面, 算法AWMF 优于其他的算法。

表2 表明算法在不同的图像及不同的噪声水平下的计算时间。显然, 算法MF 的平均计算时间是最短的, 而<sup>[13]</sup> 中算法是最长的。本文所提出的算法AWMF 位列中间, 但优于算法AMF。算法AMF 和NAFSMF 的计算时间随着噪声水平的递增而递增。而其他的算法包括AWMF 的计算时间在不同的噪声水平下, 基本保持稳定。

## 5 总结与展望

### 5.1 本文工作总结

椒盐噪声对图像的破坏主要表现为,图像噪声点处的亮度与邻域里其他像素点的亮度值具有明显的差异和区别<sup>[22]</sup>。这种区别在图像上表现为黑白亮暗点,造成了图像质量严重下降。即使是少量的椒盐噪声也会极大地降低图像的整体效果,进而影响图像复原、分割、特征提取、图像识别等等后续工作的进行。因此,对椒盐噪声的滤除是图像处理中一项非常重要的工作。

本文主要研究当图像被椒盐噪声污染后,尤其是噪声水平很高的时候,图像的滤除噪声的方法。在阅读了多本经典的数字图像处理的相关教材,研读了大量的文献后,本文基于经典的自适应中值滤波算法(AMF)的基础上,提出了一种新的滤波算法——自适应加权均值滤波算法(AWMF),并利用经典的图像进行实验比较,结果表明,所提出的算法的滤波效果好于很多其他的算法,尤其是自适应中值滤波算法。并且,尤其是噪声水平越高,所提算法的优越性也就越显著。下面将对全文做出总结,并结合实际应用情况,对今后的研究方向和内容提出一些看法。

1.本文首先介绍了图像去噪的研究背景及意义,图像噪声的分类,各种不同类型的噪声模型。然后又介绍了图像质量的评价方法,以及说明检测错误率的概念。

2.本文主要研究被椒盐噪声污染的图像的滤波算法,总结回顾了传统的经典的滤波算法,如中值滤波算法,自适应模糊开关中值滤波算法,快速高效滤波算法和自适应中值滤波算法等,并指出了算法的缺陷与不足。

3.在经典的自适应中值滤波算法的基础上,本文提出了新的滤波算法——自适应加权均值滤波算法,弥补了自适应中值滤波算法的不足。通过多幅图的对比实验发现,运用所提出的算法去噪后,不仅图像质量好,峰值信噪比高,而且还具有检测错误率低,耗费时间少的特点。因此,所提出的算法优于现存诸多其他算法。

### 5.2 工作展望

进入21世纪以来,随着计算机技术的迅速发展和科技水平的日益提高,数字图像处理的应用变得越来越重要,要求也越来越高。通过对本文的研究,我对图像处理尤其是图像滤波的基本步骤与主要算法有了一定的了解,也为后续的研究奠定了扎实的理论基础。



本文由于时间所限，研究的工作内容在深度和广度上均有限。由于条件所限，工作中只是采用MATLAB 软件进行了实验，一方面对于噪声环境，仅仅是给出了单一的椒盐噪声进行考虑，没有考虑现实中的多种类型的混合噪声。另一方面，所提出的自适应加权均值滤波算法，具体到实际应用中的实际处理能力还需要进行深入的优化。所以改进自适应加权均值滤波算法，以及推广至其他类型的噪声如随机值脉冲噪声等都是进一步需要研究的工作。

## 参考文献

- [1] R.C.Gonzalez and R.E.Wodds, 阮秋琦(译), 数字图像处理 (第二版) [M] 北京: 电子工业出版社, 2007.8.
- [2] 边肇琪, 张学工模式识别[M]. 清华大学出版社, 2000.1.
- [3] G.Aubert, and P.Kornprobst *Mathematical problems in image processing: partial differential equations and the calculus of variations 2nd ed.* [M] 世界图书出版公司, 2009.10.
- [4] M.Sonka, V.Hlavac and R.Boyle 艾海舟(译), 苏延超(译), 等(译) 图像处理、分析与机器视觉[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011.1.
- [5] Bovik A C. *Handbook of image and video processing.* Academic Press, 2000.
- [6] Toh K K V, Isa N A M. *Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction.* Signal Processing Letters, IEEE, 2010, 17(3): 281-284.
- [7] Hsieh M H, Cheng F C, Shie M C, Ruan S J. *Fast and efficient median filter for removing 1-99% levels of salt-and-pepper noise in images.* Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012.
- [8] Hwang H, Haddad R A. *Adaptive median filters: new algorithms and results.* Image Processing, IEEE Transactions on, 1995, 4(4): 499-502.
- [9] Wang Z, Zhang D. *Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images.* Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, IEEE Transactions on, 1999, 46(1): 78-80.
- [10] Chen T, Wu H R. *Space variant median filters for the restoration of impulse noise corrupted images.* Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, IEEE Transactions on, 2001, 48(8): 784-789.
- [11] Zhang S, Karim M A. *A new impulse detector for switching median filters.* Signal Processing Letters, IEEE, 2002, 9(11): 360-363.
- [12] Eng H L, Ma K K. *Noise adaptive soft-switching median filter.* Image Processing, IEEE Transactions on, 2001, 10(2): 242-251.

- [13] Jourabloo A, Feghahati A H, Jamzad M. *New algorithms for recovering highly corrupted images with impulse noise*. Scientia Iranica, 2012.
- [14] J.A.Tropp, *Just relax:Convex programming methods for subset selection and sparse approximation*. IEEE Trans. Inf. Theory,vol.51,no.3,pp.1030-1051,Mar.2005.
- [15] D.L.Donoho,M.Elad and V.Temlyakov *Stable recovery of sparse overcomplete representations in the presence of noise*. IEEE Trans.Inf.Theory,vol52,no.1, pp.6-18,Jan.2006.
- [16] O.G.Guleryuz *Weighted overcomplete denoising*. presented at the Asilomar Conf.Signals and Systems,Pacific Grove,CA,Nov.2003.
- [17] B.R.Frieden *Restoring with maximum likelihood and maximum entropy*. J.Opt. Soc. Am.62(1972)511.
- [18] Chan R H, Ho C W, Nikolova M. *Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization*. Image Processing, IEEE Transactions on, 2005, 14(10): 1479-1485.
- [19] T.S. Huang,G.J. Yang,and G.Y Tang. *Fast two-dimensional median filtering algorithm*. IEEE Transactions on Acoustics,Speech, and Signal Processing,1(1979),pp.13-18.
- [20] Luo W. *Efficient removal of impulse noise from digital images*. Consumer Electronics, IEEE Transactions on, 2006, 52(2): 523-527.
- [21] S.Roth and M.J.Black, *Fields of experts: A frame for learning image priors*. in Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Jun.2005, vol.2,pp.860-867.
- [22] S.S.Chen, D.L.Donoho, and M.A.Saunders, *Atomic decomposition by basis pursuit*. SIAM Rev., vol.43,no.1,pp.129-59,2001.
- [23] D.L.Donoho,M.Elad, and V.Temlyakov, *Stable recovery of sparse overcomplete representations in the presence of noise*. IEEE Trans. Inf. Theory,vol.52,no.1,pp.6-18,Jan.2006.
- [24] J.A.Tropp, *Just relax: Convex programming methods for subset selection and sparse approximation*. IEEE Trans. Inf. Theory,vol.51,no.3,pp.1030-1051,Mar.2005.
- [25] P.Zhang,F.Li *A new adaptive weighted mean filter for removing salt-and-pepper noise*. IEEE Signal processing letters.,vol.21,no.10,pp.1280-1283,Oct.2014.

- [26] R.Eslami and H.Radha, *Translation-invariant contourlet transform and its application to image denoising*. IEEE Trans. Image Process., vol.15, no.11, pp.3362-3374, Nov.2006.
- [27] J.Portilla, V.Strela, M.J.Wainwright, and E.P.Simoncelli, *Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain*. IEEE Trans. Image Process., vol.12, no.11, pp.1338-1351, Nov. 2003.
- [28] O.G.Guleryuz, *Weighted overcomplete denoising*. presented at the Asilomar Conf. Signals and Systems, Pacific Grove,CA,Nov.2003.
- [29] O.G.Guleryuz, *Nonlinear approximation based image recovery using adaptive sparse reconstructions and iterated denoising: Part II—Adaptive algorithms*. IEEE Trans. Image Process., vol 15,no.3,pp.554-571,Mar.2005.
- [30] B.Matalaon, M.Elad, and M.zibulevsky, *Improved denoising of images using modeling of the redundant contourlet transform*. presented at the SPIE Conf. Wavelets, Jul. 2005.
- [31] M.Elad and M.Aharon, *Image Denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries*. presented at the SPIE Conf. Wavelets, Jul. 2005.
- [32] Jiang X. *Iterative truncated arithmetic mean filter and its properties*. Image Processing, IEEE Transactions on, 2012, 21(4): 1537-1547.
- [33] Miao Z, Jiang X. *Further properties and a fast realization of the iterative truncated arithmetic mean filter*. Circuits and Systems II: Express Briefs, IEEE Transactions on, 2012, 59(11): 810-814.
- [34] Miao Z, Jiang X. *Weighted iterative truncated mean filter*. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2013, 61(16): 4149-4160.
- [35] Miao Z, Jiang X. *Additive and exclusive noise suppression by iterative trimmed and truncated mean algorithm*. Signal Processing, 2013.
- [36] D.L.Phillips *A technique for the numerical solution of certain integral equations of the first kind*. J.ACM 9(1962)84.

- [37] L.Rudin, *Images, numerical analysis of singularities and shock filters*. Caltech, C.S. Dept. Report pp.5250-5287(1987)
- [38] K.K.V.Toh,H.Ibrahim,and M.N.Mahyuddin, *Salt-and-pepper noise detection and reduction using fuzzy switching median filter*. IEEE Trans. Consumer Electron.,vol.54,no.4,pp.1956-1961,Nov.2008.
- [39] W.Luo,*An efficient detail-preserving approach for removing impulse noise in images*. IEEE Signal Process. Lett.,vol,13,no.7,pp.413-416,Jul.2006.
- [40] T.Chen and H.R.Wu, *Adaptive impulse detection using center-weighted median filters*. IEEE Signal Process.Lett.,vol.8,no.1,pp.1-3,Jan.2001.
- [41] X.Zhang and Y.Xiong *Impulse noise removal using directional difference based noise detector and adaptive weighted mean filter*. IEEE Signal process.Lett.,vol.16,no.4,pp.295-298,Apr.2009.
- [42] W.Luo, *Efficient removal of impulse noise from digital images*. IEEE Trans.Consumer Electron.,vol.52,no.2,pp.523-527,May 2006.
- [43] R.C.Gonzalez and R.E.Woods, *Digital Image Processing*,. 2nd ed. Upper Saddle River, NJ:Prentice-Hall,2002.
- [44] J.Astola and P.Kuosmanen *Fundamentals of Nonlinear Digital Filtering*. New York:CRC,1997.
- [45] I.Pitas and A.N.Venetsanooulos *Nonlinear Digital Filters:Principles and Applications*. Boston,MA:Kluwer,1990.
- [46] H.L.Eng and K.K.Ma, *Noise adapitve soft-switching median filter*. IEEE Trans.Image Processing,vol.10,pp.242-251,Feb,2001.
- [47] Z.Wang and D.Zhang *Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images*. IEEE Trans.Circuits Syst.II,vol.46,pp.78-80,Jan.1999.
- [48] Online. [http://www.math.cuhk.edu.hk/~chan/paper/impulse/results\\_70.html](http://www.math.cuhk.edu.hk/~chan/paper/impulse/results_70.html).