

基于量子衍生的图像中值滤波算法

勾 荣

(江苏开放大学 信息工程学院, 南京 210019)

摘要: 利用量子衍生思想, 借鉴量子信息理论, 将归一化的数字图像用量子叠加态的方式表示, 分析了量子 Hadamard 变换的原理, 提出了基于量子衍生的图像中值滤波算法; 针对受不同程度椒盐噪声干扰的数字图像, 分别采用 3×3 和 5×5 大小的中值滤波窗口, 对传统图像中值滤波算法和量子衍生中值滤波算法进行了去噪仿真实验; 从主观视觉角度和客观评价指标两方面, 对算法的去噪效果进行了分析和比较; 根据信噪比和边缘保持度两种评价指标, 客观衡量和比较了算法处理后的结果图像与原始图像之间的灰度值差异, 以及算法对图像边缘细节的保持能力; 算法仿真结果表明, 对相同程度椒盐噪声干扰的图像进行去噪处理时, 5×5 大小的量子衍生中值滤波算法去噪效果最佳。

关键词: 量子衍生; 量子 Hadamard 变换; 中值滤波; 信噪比; 边缘保持度

Quantum-inspired Image Median Filtering Algorithm

Gou Rong

(College of Information and Engineering, Jiangsu Open University, Nanjing 210019, China)

Abstract: A quantum-inspired image median filtering algorithm was proposed, which based on the quantum-inspired idea and quantum information theory. The quantum Hadamard transformation was analyzed. The normalized digital image was represented as quantum superposition state. For the digital images polluted by different degree of pepper and salt noise, the median filtering windows of 3×3 and 5×5 were used, the quantum-inspired median filtering algorithm and the traditional image median filtering algorithm were tested to denoise the polluted images. The algorithms were compared and studied through the subjective visual feeling and objective evaluation. According to the objective evaluation indexes of signal-to-noise ratio and edge-preserving degree, the gray value difference between the processed image and the original image and the ability of the algorithm to preserve the details of the edge of the image were measured and compared objectively. The experimental results showed that the de-noising effect of 5×5 quantum-inspired image median filtering algorithm was the best with the same degree of pepper and salt noise pollution.

Keywords: quantum-inspired; quantum Hadamard transformation; median filtering; signal-to-noise ratio; edge-preserving degree

0 引言

量子力学是反映微观粒子运动规律的物理理论。不受量子系统本身的物理限制和约束, 量子衍生算法借鉴量子系统规律, 构造解决某些具体问题的新算法或者改进现有的算法。目前, 量子衍生算法的研究内容, 主要包括有: 量子衍生图像处理、量子衍生神经网络、量子衍生遗传算法、量子衍生粒子群算法、量子衍生信号处理和量子衍生形态学等^[1]。

2002年, 美国麻省理工的 Eldar Y. C. 等, 首次提出了量子信号处理 (quantum signal processing, QSP) 的概念和理论, 并将量子力学的数学框架应用到信号处理领域, 设计了一种量子衍生信号处理算法^[2]。QSP 是量子力学在

信号处理领域的衍生, 不依赖于量子级的物理设备, 只是借鉴和利用量子力学的基本概念和数学体系等, 在经典计算机上建立新的算法或对传统的经典算法进行改进。文献 [3] 将 QSP 框架应用于图像处理领域, 借鉴量子力学基本理论, 设计出了基于 QSP 的图像处理算法。

利用量子信息的基本原理, 文献 [4] 定义了两种不同的像素量子比特表示形式, 并针对医学图像的特点, 提出了一种基于量子概率统计的图像增强算子, 实验结果表明, 该方法优于传统的图像增强算法。文献 [5] 结合量子衍生理论, 提出了一种基于局部熵的量子衍生医学超声图像去斑方法, 与已有方法相比, 该方法能在有效去除医学超声图像斑点噪声的同时, 更好地保留图像细节信息。文献 [6] 提出了一种基于量子衍生参数估计的医学超声图像去除斑点噪声的方法, 与其它方法相比, 该方法具有更好的图像细节保持能力, 且去除斑点噪声效果显著。文献 [7] 借鉴量子叠加态建立图像像素点之间的联系, 在分析一幅图像和图像的特征子图的关系基础上, 提出了一种边缘检测方法。实验仿真表明, 该方法的有效性和优越性。文献 [8] 利用量子比特表示像素点灰度, 建立了一种新的边缘

收稿日期: 2019-04-22; 修回日期: 2019-05-18。

基金项目: 江苏开放大学(江苏城市职业学院)“十三五”科研规划课题成果(16SSW-Y-007); 江苏省属高校自然科学研究项目(15KJB510004); 江苏省自然科学基金项目(BK20151464)。

作者简介: 勾 荣(1977-), 女, 陕西西安人, 工学硕士, 副教授, 主要从事数字图像处理算法方向的研究。

检测方法。该方法具有视觉补偿功能。文献 [9-10] 基于量子信息处理理论, 将数字图像进行量子比特的表示, 提出了基于量子测量和量子态坍缩的自适应中值滤波算法。与传统中值滤波器相比, 算法能在保留图像细节的同时, 具备更强的降噪能力, 滤波效果更好。

1 量子比特和量子系统

比特 (bit) 是经典信息理论中的一个基本概念, 通常用 0 和 1 表示。类似的, 在量子信息理论^[11]中, 相应的一个概念是量子比特 (qbit)。量子比特是量子信息理论的基础。

在量子信息理论中, 一个量子比特 (qbit) 是一个双态量子系统, 分别用基态 $|0\rangle$ 和基态 $|1\rangle$ 表示。量子比特的状态, 由 Hilbert 空间的矢量描述, 用符号 $|\varphi\rangle$ 表示, 如下式所示:

$$|\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (1)$$

公式 (1) 中, α 和 β 是基态 $|0\rangle$ 和基态 $|1\rangle$ 的概率幅, 且满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 。 $|\alpha|^2$ 和 $|\beta|^2$ 分别表示对量子比特 $|\varphi\rangle$ 进行测量时, 获得基态 $|0\rangle$ 和基态 $|1\rangle$ 的概率。当 $\alpha = 0$ 或 $\beta = 0$ 时, 量子比特就坍缩为 $|0\rangle$ 或 $|1\rangle$ 。

由公式 (1) 可见, 一个量子比特 $|\varphi\rangle$ 不仅仅是基态 $|0\rangle$ 和基态 $|1\rangle$ 这两种状态, 而是可以是这两种状态的任意线性组合, 称为量子叠加态 (superposition)。一个量子比特 $|\varphi\rangle$ 表示的是, 从基态 $|0\rangle$ 到基态 $|1\rangle$ 之间所有可能的连续状态。量子测量可以改变量子比特的状态。一旦进入量子测量, 量子比特的状态将从量子叠加态坍缩到一个特定的状态。

若一个量子系统由 n 个量子位构成, 则其中第 i 个量子位的状态为

$$|\varphi_i\rangle = \alpha_i|0\rangle + \beta_i|1\rangle \quad (2)$$

该量子系统的状态 $|\varphi\rangle$ 可以表示为:

$$\begin{aligned} |\varphi\rangle = & |\varphi_1\rangle \otimes |\varphi_2\rangle \otimes \dots \otimes |\varphi_n\rangle = \\ & \alpha_1\alpha_2\dots\alpha_n|00\dots0\rangle + \alpha_1\alpha_2\dots\beta_n|00\dots1\rangle + \dots + \\ & \beta_1\beta_2\dots\beta_n|11\dots1\rangle = \sum_{i=0}^{2^n-1} \omega_i |i_b\rangle \end{aligned} \quad (3)$$

i_b 是量子系统 $|\varphi\rangle$ 的第 i 个基态, ω_i 是基态 i_b 的概率幅, 概率幅满足归一化条件:

$$\sum_{i=0}^{2^n-1} |\omega_i|^2 = 1 \quad (4)$$

类似的, 对于 n 个量子位的量子系统, 在量子测量前, 量子系统以不同概率处于 2^n 个基态中, 当进行量子测量后, 量子系统的状态就会坍缩成其中一个的基态。

2 传统中值滤波算法

实际获得的图像, 常会受到噪声信号的干扰。由于噪声产生的原因不同, 因此, 图像噪声信号的特点和噪声分布也不尽相同。常见的图像噪声信号, 主要包括有: 加性噪声、乘性噪声、量化噪声、盐和胡椒噪声等。图像去噪

算法, 通常分为空间域和频率域两种。传统的中值滤波算法, 是一种空间域图像去噪算法。

传统的中值滤波算法在进行图像去噪处理时, 首先是确定中值滤波窗口的大小和形状。中值滤波窗口, 通常是 3×3 、 5×5 或 7×7 等包含奇数个像素点的方形窗口。根据待处理图像的特点和应用场合的不同, 中值滤波窗口的形状, 还可以选择圆形、圆环形、十字形等。实际上, 中值滤波窗口的大小和形状, 对中值滤波算法的滤波去噪效果影响很大。选择的中值滤波窗口越大, 参与排序取中值的图像像素点也越多, 相应地, 算法的计算量也越大, 算法运行时间也越长。

然后, 将中值滤波窗口的中心像素点, 与含噪声待处理图像的某个像素点重合, 再对窗口覆盖区域内的所有图像像素点的灰度值, 进行从小到大的排序, 取排序结果的中间值, 作为窗口中心位置所对应的图像像素点的灰度值。再将中值滤波窗口在待处理图像上逐个漫游一遍, 依次处理其它全部的图像像素点。

一般, 受噪声干扰的图像像素点的灰度值, 与周围图像像素点的灰度值会有明显的差异。中值滤波算法, 可以替换掉被噪声信号干扰的图像像素点的灰度值, 达到图像去噪的目的。

3 量子衍生中值滤波算法

3.1 图像的量子比特表示

利用量子衍生思想设计和改进传统的图像处理算法时, 首先需要将待处理图像进行归一化处理, 再用量子比特的形式进行表示。

对于受噪声信号干扰的待处理图像而言, 图像中的某个像素点可能是图像信号, 也可能是图像信号和噪声信号的叠加。而量子比特描述了量子状态之间所有可能的连续状态, 这种连续不确定的表示方式, 可以描述受噪声信号干扰的图像中像素点的灰度值不确定的状态。

假设原始图像用 $f(m, n)$ 表示, 其中 $(m, n) \in \mathbf{Z}^2$ 。对原始图像 $f(m, n)$ 进行归一化处理, 结果图像为 $g(m, n)$, 则 $g(m, n) \in [0, 1]$, 设 $g(m, n) = x$, $x \in [0, 1]$, 归一化图像 $g(m, n)$ 的量子比特表示为:

$$|g(m, n)\rangle = \sqrt{x}|0\rangle + \sqrt{1-x}|1\rangle \quad (5)$$

式 (5) 中, 基态 $|0\rangle$ 和基态 $|1\rangle$ 分别对应归一化图像中的黑点 0 和白点 1。基态 $|0\rangle$ 和基态 $|1\rangle$ 概率幅 \sqrt{x} 和 $\sqrt{1-x}$, 满足归一化条件:

$$(\sqrt{x})^2 + (\sqrt{1-x})^2 = 1 \quad (6)$$

从概率统计的观点看, x 是图像归一化处理后, 像素点灰度值取值为黑点 $|0\rangle$ 的概率, $1-x$ 是像素点灰度值取值为白点 $|1\rangle$ 的概率。

传统的图像中值滤波算法, 是基于中值滤波窗口的图像去噪算法。设原始图像为 $f(m, n)$, 窗口的中心像素点是 $f_{m,n}$, 则 3×3 大小的方形中值滤波窗口, 如式 (7) 所示:

$$\begin{bmatrix} f_{m-1,n-1} f_{m-1,n} f_{m-1,n+1} \\ f_{m,n-1} f_{m,n} f_{m,n+1} \\ f_{m+1,n-1} f_{m+1,n} f_{m+1,n+1} \end{bmatrix} \quad (7)$$

量子衍生图像中值滤波算法，也是基于中值滤波窗口的去噪算法。具体来说，先对中值滤波窗口的图像像素点进行归一化处理，再对中值滤波窗口的图像像素点进行量子比特的表示。对式 (7) 所示的原始图像 $f(m,n)$ 的 3×3 大小的中值滤波窗口图像，进行归一化处理。归一化处理公式，如式 (8) 所示：

$$g(m,n) = \frac{f(m,n) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (8)$$

其中： f_{\max} 和 f_{\min} 是中值滤波窗口中，图像像素点的灰度最大值和灰度最小值。可见，中值滤波窗口中灰度值较小的像素点和灰度值较大的像素点，归一化处理后的灰度值分别接近 0 和 1。

经过式 (8) 的归一化处理，中值滤波窗口的图像像素点，可以表示为量子比特的形式，如式 (9) 所示：

$$\begin{bmatrix} |g_{m-1,n-1}\rangle & |g_{m-1,n}\rangle & |g_{m-1,n+1}\rangle \\ |g_{m,n-1}\rangle & |g_{m,n}\rangle & |g_{m,n+1}\rangle \\ |g_{m+1,n-1}\rangle & |g_{m+1,n}\rangle & |g_{m+1,n+1}\rangle \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中，

$$|g_{m,n}\rangle = \sqrt{x_i} |0\rangle + \sqrt{1-x_i} |1\rangle \quad (10)$$

从量子信息的角度看，量子比特表示的中值滤波窗口，是一系列二值图像窗的量子叠加，当采用某种测量方式进行量子测量时，就会坍塌为一个二值图像窗。

3.2 量子 Hadamard 变换

根据量子信息理论，对量子比特 $|\varphi\rangle$ 进行量子 Hadamard 变换^[12]，如式 (11) 所示：

$$H \cdot |\varphi\rangle = H |(\alpha |0\rangle + \beta |1\rangle)\rangle = \frac{(\alpha + \beta)}{\sqrt{2}} |0\rangle + \frac{(\alpha - \beta)}{\sqrt{2}} |1\rangle \quad (11)$$

根据式 (11)，对黑点 $|0\rangle$ 和白点 $|1\rangle$ 的量子 Hadamard 变换，如式 (12) 所示：

$$\begin{aligned} H \cdot |0\rangle &= \frac{1}{\sqrt{2}} |0\rangle + \frac{1}{\sqrt{2}} |1\rangle \\ H \cdot |1\rangle &= \frac{1}{\sqrt{2}} |0\rangle - \frac{1}{\sqrt{2}} |1\rangle \end{aligned} \quad (12)$$

对式 (11) 的变换结果进行测量，获得基态 $|0\rangle$ 的概率为 $\frac{1}{2}(1 + 2\alpha\beta)$ ，大于 0.5。

由式 (12) 可见，对 $H \cdot |0\rangle$ 和 $H \cdot |1\rangle$ 的量子 Hadamard 变换结果进行测量，获得 $|0\rangle$ 的概率均为 0.5。

可见，与非黑、白点相比，灰度值较小的黑点和灰度值较大的白点，经过量子 Hadamard 变换后，获得基态 $|0\rangle$ 的概率较小。

根据式 (11) 和式 (12) 的量子 Hadamard 变换公式，对式 (9) 中用量子比特形式表示的图像中值滤波窗口中的每个像素点，进行量子 Hadamard 变换，如式 (13) 所示：

$$\begin{bmatrix} H \cdot |g_{m-1,n-1}\rangle & H \cdot |g_{m-1,n}\rangle & H \cdot |g_{m-1,n+1}\rangle \\ H \cdot |g_{m,n-1}\rangle & H \cdot |g_{m,n}\rangle & H \cdot |g_{m,n+1}\rangle \\ H \cdot |g_{m+1,n-1}\rangle & H \cdot |g_{m+1,n}\rangle & H \cdot |g_{m+1,n+1}\rangle \end{bmatrix} \quad (13)$$

式 (13) 窗口中每个元素的量子 Hadamard 变换结果，以 $H \cdot |g_{m,n}\rangle$ 为例，如式 (14) 所示：

$$H \cdot |g_{m,n}\rangle = H \cdot (\sqrt{x_i} |0\rangle + \sqrt{1-x_i} |1\rangle) = \frac{(\sqrt{x_i} + \sqrt{1-x_i})}{\sqrt{2}} |0\rangle + \frac{(\sqrt{x_i} - \sqrt{1-x_i})}{\sqrt{2}} |1\rangle \quad (14)$$

对式 (13) 中，每个像素点的 Hadamard 变换结果进行测量，用基态 $|0\rangle$ 的概率生成构成新的中值滤波窗口。由于图像局部区域特征不同，新中值滤波窗口的大小和形状不尽相同。

4 算法仿真与结果分析

4.1 不同强度的椒盐噪声

以 MATLAB 图像处理工具箱的图像 `pout.tif` 为测试图像，图像大小为 291×240 ，椒盐噪声的强度分别为 0.1、0.2、0.3 和 0.4。选择 3×3 和 5×5 大小的方形中值滤波窗口，比较传统中值滤波算法和量子衍生中值滤波算法的去噪效果。如图 1 所示，是添加了不同强度的椒盐噪声后的图像 `pout`。

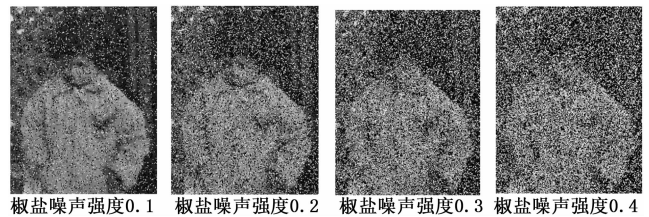


图 1 不同强度椒盐噪声干扰图像

首先，选择 3×3 大小的方形中值滤波窗口，用传统中值滤波算法对图 1 受不同强度椒盐噪声干扰图像进行处理，结果图像如图 2 所示。

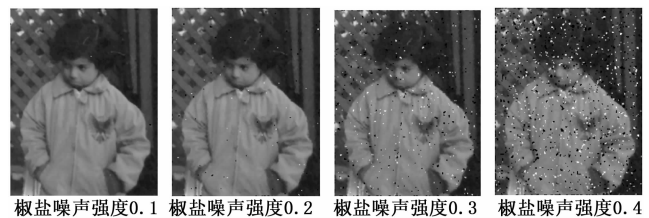


图 2 传统 3×3 中值滤波算法结果

如图 2 所示，当椒盐噪声强度为 0.3 和 0.4 时，用 3×3 大小的传统中值滤波算法去噪处理后，结果图像上仍存在一些黑点和白点。

其次，采用 3×3 大小中值滤波窗口的量子衍生中值滤波算法，处理图 1 的椒盐噪声干扰图像，结果图像如图 3 所示。

比较图 2 和图 3 的结果图像可见，当椒盐噪声强度为

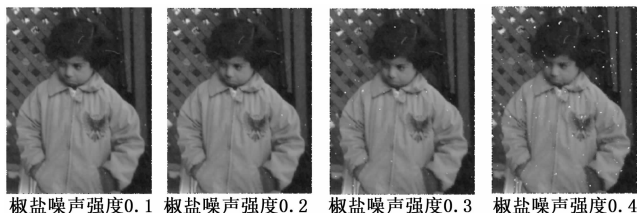


图 3 3×3 量子衍生中值滤波算法结果

0.3 和 0.4 时, 虽然同样是 3×3 大小的中值滤波窗口, 但从主观视觉角度观察, 与图 2 的传统中值滤波算法图像去噪处理效果相比, 图 3 的量子衍生中值滤波算法的去噪效果明显更好。

为比较不同大小的中值滤波窗口时, 量子衍生图像中值滤波算法的去噪效果, 采用 5×5 大小的中值滤波窗口, 处理图 1 受不同强度椒盐噪声干扰的图像, 结果图像如图 4 所示。



图 4 5×5 量子衍生中值滤波算法结果

从图 3 和图 4 的结果图像可见, 椒盐噪声强度为 0.3 和 0.4 时, 5×5 大小的量子衍生中值滤波算法明显比 3×3 大小的量子衍生中值滤波算法的去噪效果好。

4.2 椒盐噪声强度增加

增加椒盐噪声强度, 比较 3×3 大小和 5×5 大小的中值滤波窗口时, 传统中值滤波算法和量子衍生的中值滤波算法的去噪效果。

为图像 pout 分别添加噪声强度为 0.6 和 0.7 的椒盐噪声, 如图 5 所示。可见, 与图 1 中的椒盐噪声强度相比, 图 5 中的椒盐噪声已经几乎完全覆盖原始图像 pout, 无法辨认清楚。

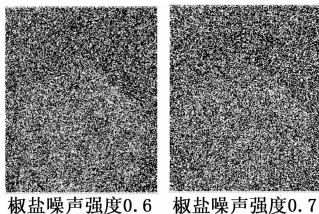


图 5 椒盐噪声强度增加时干扰图像

选择 3×3 和 5×5 大小的中值滤波窗口, 分别采用传统中值滤波算法和量子衍生中值滤波算法, 对图 5 所示的椒盐噪声强度为 0.6 和 0.7 的图像进行去噪处理, 算法处理结果如图 6 和图 7 所示。

从图 6 可见, 对于椒盐噪声强度为 0.6 的受干扰噪声图像而言, 无论是传统中值滤波算法, 还是量子衍生中值滤

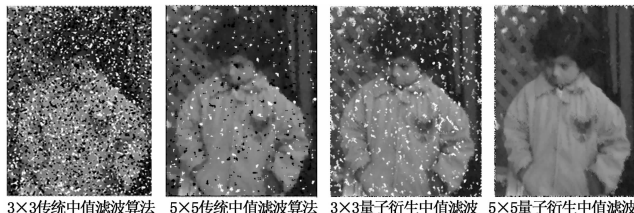


图 6 椒盐噪声强度 0.6 时算法去噪结果

波算法, 相比 3×3 大小的中值滤波窗口, 5×5 大小的中值滤波窗口时, 算法的去噪效果都更好一些。当中值滤波窗口大小一样时, 量子衍生中值滤波算法的去噪效果, 显然是优于传统中值滤波算法的。

如图 7 所示, 当椒盐噪声强度为 0.7 时, 中值滤波窗口为 3×3 时, 传统中值滤波算法和量子衍生中值滤波算法, 去噪效果均较差。中值滤波窗口为 5×5 时, 两种算法的去噪效果有明显改善。此时, 相比传统中值滤波算法, 量子衍生中值滤波算法的去噪效果最好。

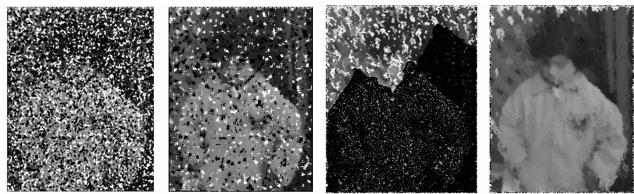


图 7 椒盐噪声强度 0.7 时算法去噪结果

4.3 客观评价指标

针对受不同强度椒盐噪声干扰的图像, 对于传统中值滤波算法和量子衍生中值滤波算法的算法去噪效果比较, 除了主观视觉评价外, 还可以采用信噪比 SNR、边缘保持度 β 等客观评价指标来评价衡量算法去噪效果。

客观评价指标信噪比 SNR, 反映的是算法处理后的结果图像和原始图像之间的像素灰度值的差异。信噪比 SNR 的计算公式, 如下所示:

$$SNR(dB) = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_1(x,y))^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_1(x,y) - f_2(x,y))^2} \right] \quad (15)$$

假设 $f_1(x,y)$ 表示原始图像, $f_2(x,y)$ 表示算法处理后的结果图像。根据式 (15) 的计算公式可以看出, 如果 SNR 的值越大, 则表示原始图像和算法去噪处理后的结果图像的差异越小, 说明算法的去噪效果好。

比较图 6 和图 7 中, 椒盐噪声强度为 0.6 和 0.7 时, 采用不同大小中值滤波窗口时, 传统中值滤波算法和量子衍生中值滤波算法处理后, 图像信噪比 SNR 的计算结果, 如表 1 所示。

由表 1 可以看出, 表 1 中的信噪比 SNR 数值, 与从主观视觉角度观察图 6 和图 7 的算法处理结果是一致的。从主观视觉角度看, 图 6 和图 7 中, 都是中值滤波窗口为 5×5

表 1 不同算法的信噪比 SNR 值

| 噪声强度 | 0.6 | 0.7 |
|--------------|---------|---------|
| 3×3 传统中值滤波 | 5.711 7 | 3.376 6 |
| 5×5 传统中值滤波 | 12.023 | 7.658 3 |
| 3×3 量子衍生中值滤波 | 11.019 | 2.033 4 |
| 5×5 量子衍生中值滤波 | 15.282 | 12.914 |

表 2 不同算法结果图像的边缘保持度

| 噪声强度 | 0.6 | 0.7 |
|--------------|----------|----------|
| 3×3 传统中值滤波 | 0.658 98 | 0.581 58 |
| 5×5 传统中值滤波 | 0.887 98 | 0.765 81 |
| 3×3 量子衍生中值滤波 | 0.915 76 | 0.329 06 |
| 5×5 量子衍生中值滤波 | 0.923 8 | 0.893 84 |

时,量子衍生中值滤波算法效果最佳。相应地,该算法在表 1 中对应的 SNR 计算值也是最大,分别为 15.282 和 12.914,也说明算法去噪效果最佳。

如图 7 所示,当椒盐噪声强度为 0.7,中值滤波窗口为 3×3 时,传统中值滤波算法和量子衍生中值滤波算法的效果都较差。相应地,根据表 1 中的信噪比 SNR 数据,算法对应的信噪比 SNR 值分别为 3.376 6 和 2.033 4。可以看出,信噪比 SNR 值也较小,这说明结果图像与原始图像之间的像素灰度值差异较大,算法的去噪处理效果不佳。

如图 7 所示,当中值滤波窗口为 5×5 时,传统中值滤波算法和量子衍生中值滤波算法的效果有所改善。根据表 1 中的信噪比 SNR 数据,两种算法处理后,SNR 的计算值分别为 7.658 3 和 12.914,SNR 值有明显增加,表明结果图像与原始图像之间差异较小,算法去噪处理效果好。其中,5×5 大小的量子衍生中值滤波算法去噪效果最好,信噪比 SNR 的值也最大。

对于椒盐噪声为强度为 0.6 的噪声干扰图像而言,3×3 大小中值滤波窗口的量子衍生中值滤波算法的效果,不如 5×5 大小的量子衍生中值滤波算法,这点从图 6 的结果图像和表 1 的结果图像 SNR 值都可以看出。

客观评价指标边缘保持度 β ,表示的是算法去噪处理后的结果图像与原始图像之间的边缘差异,用来衡量算法对图像边缘信息的保持能力。边缘保持度 β 的计算公式如下:

$$\beta = \frac{\Gamma(\Delta f_1 - f_1, \Delta f_2 - f_2)}{\sqrt{\Gamma(\Delta f_1 - f_1, \Delta f_1 - f_1) \times \Gamma(\Delta f_2 - f_2, \Delta f_2 - f_2)}}$$

$$\Gamma(f_1, f_2) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N f_1(m, n) f_2(m, n) \quad (16)$$

f_1 是原始图像, Δf_1 是原始图像 f_1 经过拉普拉斯高通滤波算子滤波处理后的图像。 f_2 是某算法对原始图像 f_1 处理后的结果图像, Δf_2 是结果图像 f_2 经过拉普拉斯高通滤波算子滤波处理后的图像。

边缘保持度 β 的取值范围在 0~1 之间, β 的取值越大,表明结果图像边缘信息保持的越好。当 $\beta = 1$ 时,说明结果图像 f_2 和原始图像 f_1 完全一样。

利用公式 (16) 的边缘保持度 β 的公式,计算图 6 和图 7 中结果图像的边缘保持度 β ,结果如表 2 所示。计算时采用的拉普拉斯高通滤波算子系数为 (-1, 0, -1; -1, 4, -1; 0, -1, 0)。

从表 2 的不同算法结果图像的边缘保持度 β 数据可以看出,椒盐噪声强度为 0.6 时,5×5 的量子衍生中值滤波算法处理后,结果图像的边缘保持度最佳,3×3 中值滤波算

法最差。对应表 1 的 SNR 数据,3×3 中值滤波算法处理后,结果图像的信噪比值 SNR 也是最小。

椒盐噪声强度为 0.7 时,3×3 量子衍生中值滤波算法处理后的结果图像的边缘保持度最差,5×5 量子衍生中值滤波算法处理后的结果图像的边缘保持度最佳,这与图 7 的主观视觉角度的观察结论一致。

5 结束语

本文提出了一种基于量子衍生的图像中值滤波算法,针对不同程度的椒盐噪声,先后采用不同大小的中值滤波窗口,与传统中值滤波算法相比较,对受椒盐噪声信号干扰的图像进行算法去噪仿真,并对算法处理后的结果图像,进行了主客观评价。算法仿真结果表明,较之传统中值滤波算法,当分别选择 3×3 和 5×5 大小的中值滤波窗口时,5×5 大小的量子衍生中值滤波算法是一种更为有效的去噪算法。

参考文献:

- [1] 张毅,卢凯,高颖慧.量子算法与量子衍生算法[J].计算机学报,2013,36(9):1835-1842.
- [2] Eldar Y C, Oppenheim A V. Quantum signal processing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(6): 12-32.
- [3] Tseng C C, Huang T M. Quantum digital image processing algorithms [C]. Proceedings of the 16th IPPR Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing. 2003, 827-834.
- [4] 付晓薇,丁明跃,周成平,等.基于量子概率统计的医学图像增强研究[J].电子学报,2010,38(7):1590-1596.
- [5] 付晓薇,代芸,陈黎,等.基于局部熵的量子衍生医学超声图像去斑[J].电子与信息学报,2015,37(3):560-566.
- [6] 付晓薇,丁明跃,蔡超,等.基于量子衍生参数估计的超声图像去斑算法[J].电子学报,2011,39(4):812-818.
- [7] 谢可夫,许悟生.量子衍生图像分解和边缘检测[J].计算机应用,2013,33(4):1089-1091.
- [8] 谢可夫,周心一,许光平.量子衍生图像边缘检测方法[J].计算机工程与应用,2008,44(30):189-192.
- [9] 谢可夫,罗安.量子衍生自适应中值滤波[J].计算机工程与应用,2006,36:11-13.
- [10] 谢可夫,许悟生.基于量子理论的图像中值滤波[J].计算机工程,2013,39(1):244-247.
- [11] 赵生妹,郑宝玉.量子信息处理技术[M].北京:北京邮电大学出版社,2010.
- [12] Nielsen M A, Chuang I L. 量子计算和量子信息(1)[M].赵千川,译.北京:清华大学出版社,2004.