

量子遥感图像数据去噪算法研究

毕思文*, 陈 浩

中国科学院遥感与数字地球研究所遥感科学国家重点实验室, 北京 100101

摘 要: 针对遥感图像数据产生和传输过程中的去噪需求, 作者提出一种基于量子衍生研究方向的遥感图像去噪算法, 并通过实验方法对该算法的精度提升幅度进行了验证。该算法的实验验证过程包括: 首先, 对已知图像进行噪声添加, 对添加噪声图像数据进行对数变换后再进行双密度双树复小波变换; 然后, 利用贝叶斯理论对变换后的系数进行去噪, 再采用最大后验概率 (Maxaposterior, MAP) 估计双树复小波的方差; 最后, 通过双树复小波反变换得到去噪后的图像数据, 将这些变换过程中得到数据结果与源图像数据进行对比分析, 得出该算法的实验结果。实验结果证明该算法的峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 比其他文献提高 2 dB 以上, 边缘保持指数 (Edge Preservation Index, EPI) 也高于普通方法的 0.1 以上。

关键词: 量子遥感; 图像数据处理; 双树双密度复小波变换; 贝叶斯估计; 峰值信噪比; 边缘保持指数

DOI: 10.3974/geodp.2018.03.03

1 前言

自毕思文于 2001 年初提出“量子遥感”概念至今, 作者团队在量子遥感领域历经量子遥感理论、量子遥感信息、量子遥感实验、量子遥感成像、量子光谱成像、量子遥感计算和量子遥感探测等阶段的研究^[1-2], 并且完成了量子遥感成像原理样机研制, 填补了该领域空白。在量子遥感计算方面, 研发了量子遥感图像处理方法与技术, 正是基于这些研究成果, 研究小组对量子遥感图像处理进行了深入的理论探索与算法实验仿真。

量子遥感图像处理研究一方面可以作为量子系统的模拟算法, 为未来基于量子物理设备的量子计算技术做好理论与方法的储备。另一方面也是量子力学、量子信息等理论在遥感图像处理领域的拓展, 为该领域的理论研究和实现提供了一种新的观念和思路。

量子图像处理, 是借鉴并利用量子力学的基本概念及理论, 充分发挥量子特性优势, 在经典计算机上解决基于量子力学原理的遥感图像处理新方法, 实现了量子力学理论与遥感图像处理技术的相互渗透与有机结合, 为遥感图像处理技术引入了一种新的研究方向^[1,3]。

目前研究小组取得的成果包括: 量子去噪算法理论研究及仿真实验、量子增强算法理论研究及仿真、量子分割算法的理论研究等, 本文重点研究量子去噪算法的理论和仿

收稿日期: 2018-09-13; 修订日期: 2018-09-24; 出版日期: 2018-09-25

基金项目: 中华人民共和国科学技术部 (2015-06-2019-08)

*通讯作者: 毕思文 R-8205-2018, 中国科学院遥感与数字地球研究所, bisw@radi.ac.cn

作者 ID: 毕思文 R-8205-2018, 陈浩 R-9875-2018

引用格式: 毕思文, 陈浩. 量子遥感图像数据去噪算法研究[J]. 全球变化数据学报, 2018, 2(3): 256-270. DOI: 10.3974/geodp.2018.03.03.

真实验结果。

1.1 量子遥感图像处理

传统遥感图像处理 (Processing of Remote Sensing Image Data) 原理是: 通过对遥感图像进行辐射校正和几何纠正、图像整饰、投影变换、镶嵌、特征提取、分类以及各种专题处理等一系列的操作, 以求达到预期目的技术称为遥感图像处理。遥感图像处理可分为两类: 一是利用光学、照相和电子学的方法对遥感模拟图像 (照片、底片) 进行处理, 简称为光学处理; 二是利用计算机对遥感数字图像进行一系列操作, 从而获得某种预期结果的技术, 称为遥感数字图像处理。传统的遥感图像处理的方法有: 图像整饰处理、空间域处理 (图像的灰度增强)、图像卷积、空间频率域处理^[3]。

量子遥感是由毕思文研究员根据传统遥感图像处理原理而提出的来自量子世界的新概念, 它反映遥感在量子层次上运动规律的理论与方法; 是以量子力学为理论基础, 以薛定谔方程和量子态为表达方式, 以多时空、动态的行星-地球系统为研究对象, 以量子遥感理论、信息、实验、成像、计算、测量、定标、量子光谱遥感和量子遥感应用等为主体的技术系统为研究内容, 研究如何用量子态表达和传递信息, 直至人们感知接收的全过程。

量子遥感能够获得更深刻、更丰富、更微观的遥感信息。量子遥感研究的目标是利用量子态研制可在实验室外使用的实用传感器, 该传感器的分辨率将超过传统传感器的分辨率^[4]。

1.2 图像的量子比特表示

(1) 量子比特和量子系统

在量子计算中, 量子状态用量子比特来表示, 一个量子比特是一个有两个基态的双态量子系统。如果一个量子比特可能处在 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 表达的两个基态中, 则这个量子比特处在线性叠加态, 也是系统的一个可能态, 并由下列式子表示:

$$|\phi\rangle = a|0\rangle + b|1\rangle \quad (1)$$

式中, a 、 b 为满足归一化 $|a|^2 + |b|^2 = 1$ 的复数, 称之为概率幅, $|a|^2$ 、 $|b|^2$ 分别为两个基态 $|0\rangle$ 态和 $|1\rangle$ 态出现的概率。

如果一个量子系统处于基态的叠加之中, 则称此量子系统是相干的。当一个相干的量子系统以某种方式与其所处环境发生相互作用, 线性叠加就会被破坏, 由此引起的相干的消失称为消相干或坍缩。如果一个量子系统由 n 个量子位构成, 则其中第 i 个量子位的状态为 $|\phi_i\rangle = a_i|0\rangle + b_i|1\rangle$ 。该量子系统的状态可用 n 个单量子比特的直积态表示:

$$\begin{aligned} |\phi\rangle &= |\phi_1\rangle \otimes |\phi_2\rangle \otimes \cdots \otimes |\phi_n\rangle \\ &= a_1 a_2 \cdots a_n |000 \cdots 0\rangle + a_1 a_2 \cdots a_{n-1} b_n |00 \cdots 01\rangle + b_1 b_2 \cdots b_n |11 \cdots 1\rangle \\ &= \sum_{i=0}^{2^n-1} \omega_i |i_b\rangle \end{aligned} \quad (2)$$

式中, “ \otimes ” 表示张量积; 态矢 $|i\rangle$ 表示 n 个量子比特系统 $|\phi\rangle$ 的第 i 个基态; i_b 表示对应十进制数 i 的 n 位二进制数; ω_i 为相应基态出现的概率幅; $|\omega_i|^2$ 为相应基态出现的概率。由

于函数描述的是一个真实的物理系统,则必然会坍缩到一个基态。因此,概率幅 ω_i 所决定的概率之和为1,它亦满足归一化条件 $\sum_{i=0}^{2^n-1} |\omega_i|^2 = 1$ 。

(2) 像素量子比特表示

设 $g(m, n)$ 为一幅数字图像,其中 $g(m, n) \in [0, 1]$, $(m, n) \in Z^2$, 在进行了灰度级归一化处理后表示图像在位置 $(m, n) \in Z^2$ 处像素的灰度值。显然 $g(m, n)$ 和 $1-g(m, n)$ 可以分别视为像素点 (m, n) 灰度取值为“1”和“0”的概率。如果这里以 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 分别表示灰度值“0”和“1”,则,图像 $g(m, n)$ 的量子比特表示形式为:

$$|g(m, n)\rangle = \sqrt{1-g(m, n)}|0\rangle + \sqrt{g(m, n)}|1\rangle \quad (3)$$

借用量子系统中的两个基态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 来表示灰度值为“0”和“1”,分别对应二值图像中的黑点和白点。其中: $\sqrt{g(m, n)}$ 和 $\sqrt{1-g(m, n)}$ 分别表示为该像素点的灰度值为“0”和“1”的概率幅, $|g(m, n)\rangle$ 称之为图像 $g(m, n)$ 的量子比特表示。

(3) 量子计算机中的量子图像

传统的图像处理中要用到RGB、HIS等颜色模型。颜色模型的作用是用一个标准的方式来表示颜色。在量子计算机中,由于量子态参数的连续性,不需要颜色模型。每种颜色能由其物理参数(如频率)表征,而不是用RGB的线性组合来表示。用一个量子比特存储颜色需要一种仪器A,A的作用是检测单色的电磁波,并依据其频率对量子比特进行初始化。当不同的单色波被检测到时,它们被初始化为不同的量子态,其中参量 θ 比与波的频率成正比,这样颜色的信息就被存储在量子比特中,一个量子比特对应一个像素。当存储一幅图像时,要用到一组量子栅格。量子栅格相当于量子比特构成的矩阵,用 Q 表示: $Q = \{|q\rangle_{i,j}\}$, $i \in \{1, 2, \dots, n_1\}$, $j \in \{1, 2, \dots, n_2\}$, 一个量子栅格可存储一幅图像。量子栅格集合 R 表示为由 $R = \{Q_k\}$, $k \in \{1, 2, \dots, n_3\}$, $R = |q\rangle_{i,j,k}$ 由 $n_1 \times n_2 \times n_3$ 个量子比特构成^[5-8]。

1.3 量子图像数据处理

量子图像数据处理:假定输入数据即图像被存储在电子存储器中的,与此相对应的,制备量子态是图像数据信息都隐含在量子态中。依据图像处理知识设计么正操作作用在量子态上,最后再对量子态进行测量就可以得到问题解。这样一个过程就叫做使用量子计算方法处理图像即量子图像处理。

1.4 量子遥感图像数据处理

量子遥感图像数据处理有两个方面,一方面是基于传统遥感数据、传统计算机的量子遥感图像处理,本文中称其为初级量子遥感图像处理;另一方面是基于量子遥感数据、量子计算机的量子遥感图像处理,本文中称其为高级量子遥感图像处理^[3]。

(1) 初级量子遥感图像数据处理

初级量子遥感图像数据处理借鉴并利用量子力学的基本概念与基本原理,充分发挥量子特性优势,在经典计算机上,解决基于量子力学原理的遥感图像数据处理新方法或改进方法。这种方法不依赖于量子级物理设备,实现了量子力学理论与遥感图像处理技术的相

互渗透与有机结合, 为遥感图像处理技术引入了一种新的理论工具。

(2) 高级量子遥感图像数据处理

高级量子遥感图像数据处理是按照量子力学的规律, 用量子光学与量子信息学理论来研究图像数据, 以量子态为信息载体, 反映成像在量子层次的运动规律, 可以从根本上提高图像的分辨率和像质, 它借助量子计算存储量子遥感信息、实现量子遥感计算的方法技术。

高级量子图像数据处理采用量子算法, 与经典算法相比较, 量子算法的速度指数倍提高, 为解决遥感图像数据处理面临的处理速度不够快等问题提供一种新的途径。

高级量子遥感图像处理方法: (1) 用量子力学的方法处理图像(用量子态)首先需要将频率转化为量子态的设备, 然后用量子比特晶格存储图像, 进行量子图像的提取; (2) 用纠缠量子系统处理图像(用量子比特态)在一个量子系统中存储简单图像的结构与内容。高级量子遥感图像数据处理需要软件、数据处理的器件和图像数据处理等技术方法。

2 量子去噪算法研究

2.1 研究背景

传统的图像去噪方法主要分为两类: 空间域方法和变换域方法。空间域中经典方法有自适应中值滤波^[9]、Lee 滤波^[10]、Frost 滤波^[11]等等。它们能在一定程度上消除噪声, 但是图像的边缘保持能力差、图像容易模糊^[12]。变换域方法主要包含频域变换和小波域变换方法。小波变换是频率和空间(时间)的局部变换, 它能够非常有效地从信号里面提取出有用信息。小波变换实质上是利用平移、伸缩等运算方式对信号或者函数进行多分辨率的分析。由于小波理论所固有的多分辨率分析特征和良好的时、频域局部特性, 使其在 SAR 图像去噪处理上具有突出的优越性^[13-14]。Pizurica 等利用贝叶斯理论提出一种小波域医学图像降噪方法, 但是其去噪、边缘保持能力仍然有限^[15]。Khare 等提出了一种基于复小波变换的去噪方法, 该方法利用相邻尺度复小波系数的虚部乘积检测出强边缘, 然后在小波域对非强边缘的小波系数进行收缩, 取得了一定去噪效果^[16]。Sendur 等人提出一种基于非线性双变量收缩函数的图像去噪方法(BI-DTCWT), 该方法对加性噪声滤除简单有效。结合对数变换, BI-DTCWT 方法对相干斑噪声滤除已经取得了较好的效果^[17]。由于 DTCWT 具有近似平移不变性, 多方向选择性, 基于 DTCWT 的图像去噪方法相对于传统算法来说, 能有效抑制图像失真, 所以本方法是基于双树双密度小波变换所改进的方法。

双树复小波变换是英国剑桥大学的 Kingsbury 教授在 1998 年提出的^[18]; 2004 年在双树复小波的基础上, Selesnick 提出了双密度双树复数的小波变换, 而后 Selesnick 将双密度双树复数小波变换应用到了图像降噪处理方法中^[19-20]。

双密度双树复数小波变换同时具有双数复小波变换、双密度复小波变换两种小波变换的优点, 使其在图像分割、去斑、增强等图像处理领域有更大的优势。首先, 双密度双树复数小波变换可以不随尺度发生改变, 具有很强的抗混叠特性以及平移不变性。其次, 双密度双树复数小波变换拥有更好的方向性, 相比于其他两种小波变换更接近连续小波变换^[20]。

本文借鉴量子叠加态理论, 将理论延伸到图像处理领域。根据双树复小波较好的方向

特性,以坍塌后的状态作为邻域计算小波系数方差,利用双树复小波提供的方向信息和量子叠加态的测量坍塌原理运用到了图像去噪中做进一步去噪^[10-12]。

2.2 量子叠加态

在量子计算中,用 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 态对信息进行编码,使得经典信息量子化。事实上,小波系数可以看作是噪声与信号两种态的叠加,于是,受到量子叠加态原理启发,我们利用 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 态分别表示噪声状态和信号状态,进而对小波系数进行编码^[17]。

尺度间的信号小波系数,相对噪声系数,具有很强的相关性。在一定程度上,尺度间信号系数相关性反映了信号能量的传播性。对信号系数而言,如果系数的模较大,则其子系数也同样具有较大的模值。在本文中提出的图像去斑方法中,父-子代小波系数的乘积表达式为:

$$C_{s\theta}^{ij} = |Y_{\theta}(s+1, i, j)| + |Y_{\theta}(s, i, j)| \quad (4)$$

式中, θ 可取 $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$ 六个方向; $C_{s\theta}^{ij}$ 表示在尺度 s 方向 θ 子带图像中,位置 (i, j) 的父代系数模 $|Y_{\theta}(s+1, i, j)|$ 与当前子代系数模 $|Y_{\theta}(s, i, j)|$ 的乘积。在多尺度的小波高频子代中,小波系数实质上是噪声与图像有用信号的叠加。根据量子叠加态原理,高频子带父-子代小波系数的乘积 $C_{s\theta}^{ij}$ 可以认为是在高频子带中噪声与信号两种量子态的叠加:

$|C_{s\theta}^{ij}\rangle = a|0\rangle + b|1\rangle$, 其中: a 和 b 表示量子基态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 态的概率幅。 $|a|^2$ 和 $|b|^2$ 分别表示噪声状态 $|0\rangle$ 与信号状态 $|1\rangle$ 的测量概率,其必须满足 $|a|^2 + |b|^2 = 1$ 归一化条件。在高频子带中,信号对应图像边缘、细节。假设 $NC_{s\theta}^{ij}$ 为归一化的 $C_{s\theta}^{ij}$, $NC_{s\theta}^{ij} \in [0, 1]$ 。在某种程度上, $NC_{s\theta}^{ij}$ 反映高频信号的出现概率。 $NC_{s\theta}^{ij}$ 值越大表明对应位置的父子代小波系数均具有较大的能量和相关性,该位置出现高频信号的概率越大; $NC_{s\theta}^{ij}$ 值越小表明对应位置的父-子代小波系数具有的相关性或者能量小,该位置出现噪声的概率越大。

在本文的算法中, $|C_{s\theta}^{ij}\rangle$ 定义如下形式:

$$|C_{s\theta}^{ij}\rangle = \cos(NC_{s\theta}^{ij} \times \pi/2)|0\rangle + \sin(NC_{s\theta}^{ij} \times \pi/2)|1\rangle \quad (5)$$

其中 $\cos(NC_{s\theta}^{ij} \times \pi/2)$ 和 $\sin(NC_{s\theta}^{ij} \times \pi/2)$, 分别表示在尺度 s 方向 θ 小波子带中,位置 (i, j) 的小波系数量子衍生信号与噪声的出现概率。

2.3 双树双密度复小波变换

双树双密度复小波变换(DD-DTCWT)采用3个Hilbert滤波器对, h_0 为低通滤波器, h_1 为一阶高通滤波器, h_2 为二阶高通滤波器,二维双密度双树复小波变换有2个尺度、4个分辨函数,即 $\psi_{h,i}(t)$ 和 $\psi_{g,i}(t)$, $i=1, 2$ 。

两个小波函数是将另一个函数偏置一半得到的,即

$$\psi_{h,1}(t) \approx \psi_{h,2}(t-0.5), \quad \psi_{g,1}(t) \approx \psi_{g,2}(t-0.5) \quad (6)$$

两组小波函数之间形成近似的希尔伯特变换对,即:

$$\psi_{g,i}(t) \approx H \psi_{h,i}(t), \quad \psi_{h,i}(t) \approx -H \psi_{g,i}(t) \quad (7)$$

在同一个数据上,可以用两个独立的小波变换平行作用来实现复小波变换,

DD-DTCWT 可以通过两组 3 对滤波器同时作用在输入数据上来实现，DD-DTCWT 不仅每层对低频部分进行分解，还对 2 个高通滤波器也进行进一步分解，并将上部树 A 的迭代滤波器组表示复小波变换的实部，下部树 B 的迭代滤波器组表示复小波变换的虚部，形成双树双密度复数小波变换^[19,21]（如图 1），即

$$\psi_{j,k}(x,y) = \psi_{h(j)}(x)y + i\psi_{g(j)}(x)y, \quad j=0,1 \tag{8}$$

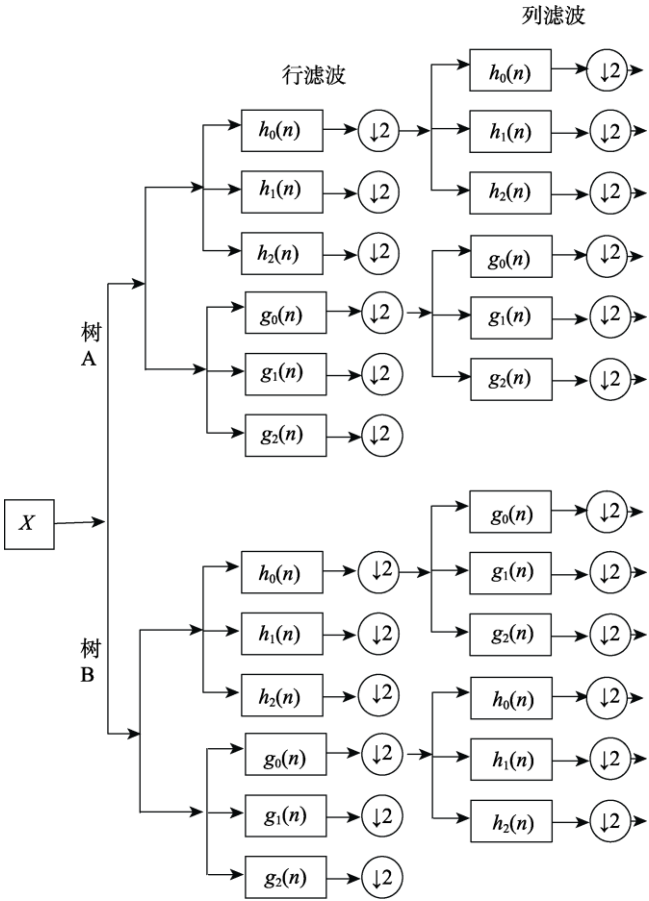


图 1 二维双密度双树复小波变换示意图

2.4 算法步骤

步骤 1：将 SAR 图像进行对数转换，把图像中的乘性斑点噪声转化为加性噪声，将对数变换后的图像进行双密度双树复小波的分解；

步骤 2：双密度双树小波变换之后，得到各层的小波系数，含有高频、低频分量和角度信息，对数据归一化处理；

步骤 3：根据贝叶斯理论，用贝叶斯最大后验概率（MAP）估计：

$$\begin{aligned} \hat{x} &= \operatorname{argmax}[P_{y|x}(y|x)P_x(x)] \\ &= \operatorname{argmax}[P_n(y-x)P_x(x)] \end{aligned} \tag{9}$$

对小波系数 x 进行推导得到:

$$\hat{x}(i, j) = \frac{\sigma^2(i, j)}{\sigma^2(i, j) + \sigma_n^2} y(i, j) \quad (10)$$

从上式看出计算出信号估计标准差 $\sigma(i, j)$ 和噪声估计标准差 $\sigma_n(i, j)$, 就可以得到小波系数 x 的值;

步骤4: 引入量子衍生公式:

$$|C_{s\theta}^{ij}\rangle = \cos N C_{s\theta}^{ij} \times \pi / 2 |0\rangle + \sin N C_{s\theta}^{ij} \times \pi / 2 |1\rangle \quad (11)$$

噪声方差估计式为:

$$\hat{\sigma}_n^2(i, j) = [\text{median}(|y_r^{45}|) / 0.6745]^2 \times \exp(\cos^2(S_{s\theta}^{ij} \times \pi / 2)) \quad (12)$$

式中, y_r^{45} 表示为 45° 方向上小波高频子带系数的实部集合。

而信号方差估计式是:

$$\hat{\sigma}^2(i, j) = \max\left(\frac{1}{M} \sum_{(m,n) \in W^{ij}} |y_\theta(s, m, n)|^2 - \hat{\sigma}_n^2(i, j), 0\right) \times \exp(\sin^2(S_{s\theta}^{ij} \times \pi / 2)) \quad (13)$$

步骤5: 带入式(8)中得到量子衍生去噪因子, 计算得到小波系数 x , 进行 DD-DTCWT 逆变换;

步骤6: 对各行各列系数进行指数变换, 即可得到去噪之后的效果图。

2.5 评价函数

均方误差 (MSE) 函数:

$$MSE = \frac{\sum (p_s(i, j) - p_o(i, j))^2}{m \times n} \quad (14)$$

峰值信噪比 (PSNR) 函数:

$$PSNR = 10 \times \log\left(\frac{255^2}{MSE}\right) \quad (15)$$

边缘保持指数 (EPI) 函数:

$$EPI = \frac{\sum (|p_s(i, j) - p_o(i, j)| + |p_s(i, j) - p_o(i, j)|)}{\sum (|p_o(i, j) - p_o(i, j)| + |p_o(i, j) - p_o(i, j)|)} \quad (16)$$

式(14)中, $m \times n$ 是处理的图像的像素值, $p_s(i, j)$ 是结果图像的第 i 行第 j 列个像元的灰度值, 同理, $p_o(i, j)$ 是原来的噪声图像该处像元的灰度值。而 $p_s(i, j)$ 和 $p_o(i, j)$ 都在边缘区域内。边缘保持指数的最小值是 0, 最大值是 1^[22-23]。

3 量子图像数据去噪算法流程

去噪算法流程如图 2 所示。该流程的主要步骤包括原始图像数据的输入、图像数据的对数变换、双密度双树复小波分解、计算去噪因子、逐层处理小波系数、小波逆变换、指数变换、输出结果 (图 2)。

4 量子图像数据去噪算法仿真实验及其结果

作者做了两组量子图像数据去噪算法实验，实验的内容相同，即分别为：添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声实验，添加均值为 0、方差为 0.1 的均匀分布的随机噪声实验和添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声实验。两组实验结果如下。

4.1 第一组实验结果

第一组实验包括三种实验参数，它们分别是：添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声实验，添加均值为 0、方差为 0.1 的均匀分布的随机噪声实验和添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声实验。

4.1.1 添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声实验结果

图 3 展示出在原始图像基础上，添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声量子算法与原始图像、添加噪声图像、Frost 算法图像、中值滤波图像和 Wiener 图像实验结果的对比。表 1 列出了这几种算法降噪效果评价参数对比。其中，峰值信噪比（PSNR）和边缘保持指数（EPI）两个参数，量子算法都高于其他各种算法（表 1）。该结果表明，在添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声减噪效果中，量子算法效果最好：峰值信噪比（PSNR）高于其他三种算法 9.41% 以上，边缘保持指数（EPI）高于其他三种算法 60.38% 以上（表 2，图 3）。其中，高于百分比=（量子方法结果-其他方法结果）/其他方法结果（下同）。

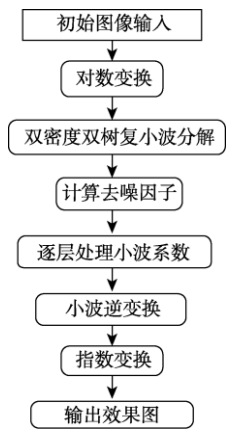


图 2 量子图像数据去噪算法流程图

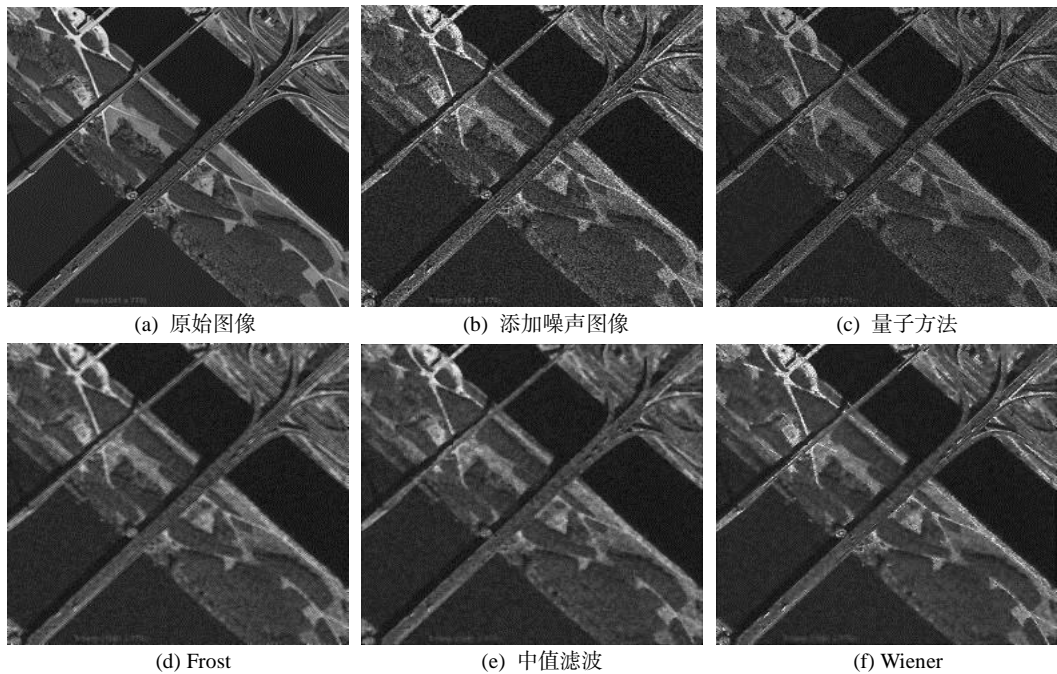


图 3 添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声实验结果对比图

表 1 添加均值为 0、方差为 0.04 均匀分布的随机噪声不同处理方法降噪效果评价参数比较表

| 处理方法 | 峰值信噪比 (PSNR) 高于百分比 (%) | 边缘保持指数 (EPI) 高于百分比 (%) | | |
|--------|------------------------|------------------------|------|--------|
| 量子方法 | 25.344,7 | — | 0.85 | — |
| Frost | 21.326,7 | 18.84 | 0.53 | 60.38 |
| 中值滤波 | 22.538,7 | 12.45 | 0.36 | 136.11 |
| Wiener | 23.165,9 | 9.41 | 0.52 | 63.46 |

4.1.2 添加均值为 0、方差为 0.1 的均匀分布的随机噪声实验

图 4 展示出在原始图像基础上，添加均值为 0、方差为 0.1 的均匀分布的随机噪声量子算法与原始图像、添加噪声图像、Frost 算法图像、中值滤波图像和 Wiener 图像实验结果的对比。表 2 列出了这几种算法降噪效果评价参数对比。其中，峰值信噪比 (PSNR) 和边缘保持指数 (EPI) 两个参数，量子算法都高于其他各种算法 (表 2)。该结果表明，在添加均值为 0、方差为 0.1 的均匀分布的随机噪声减噪效果中，量子算法效果最好：峰值信噪比 (PSNR) 高于其他三种算法 10.89% 以上，边缘保持指数 (EPI) 高于其他三种算法 50% 以上 (表 2、图 4)。

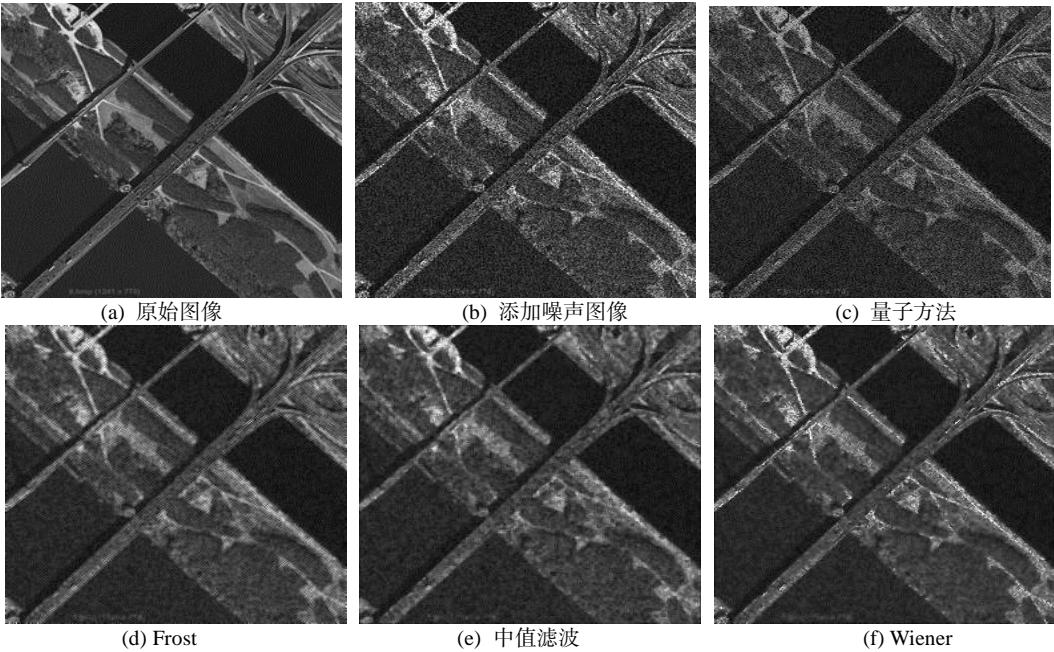


图 4 添加均值为 0、方差为 0.1 的均匀分布的随机噪声实验结果对比图

表 2 添加均值为 0、方差为 0.1 均匀分布的随机噪声不同处理方法降噪效果评价参数比较表

| 处理方法 | 峰值信噪比 (PSNR) 高于百分比 (%) | 边缘保持指数 (EPI) 高于百分比 (%) | | |
|--------|------------------------|------------------------|------|--------|
| 量子方法 | 25.35 | — | 0.84 | — |
| Frost | 18.48 | 37.18 | 0.56 | 50.00 |
| 中值滤波 | 19.76 | 28.29 | 0.32 | 162.50 |
| Wiener | 22.86 | 10.89 | 0.45 | 86.67 |

4.1.3 添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声实验

图 5 展示出在原始图像基础上，添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声量子算法与原始图像、添加噪声图像、Frost 算法图像、中值滤波图像和 Wiener 图像实验结

果的对比。表 3 列出了这几种算法降噪效果评价参数对比。其中，峰值信噪比（PSNR）和边缘保持指数（EPI）两个参数，量子算法都高于其他各种算法（表 3）。该结果表明，在添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声减噪效果中，量子算法效果最好：峰值信噪比（PSNR）高于其他三种算法 14.54% 以上，边缘保持指数（EPI）高于其他三种算法 38.60% 以上（表 3、图 5）。

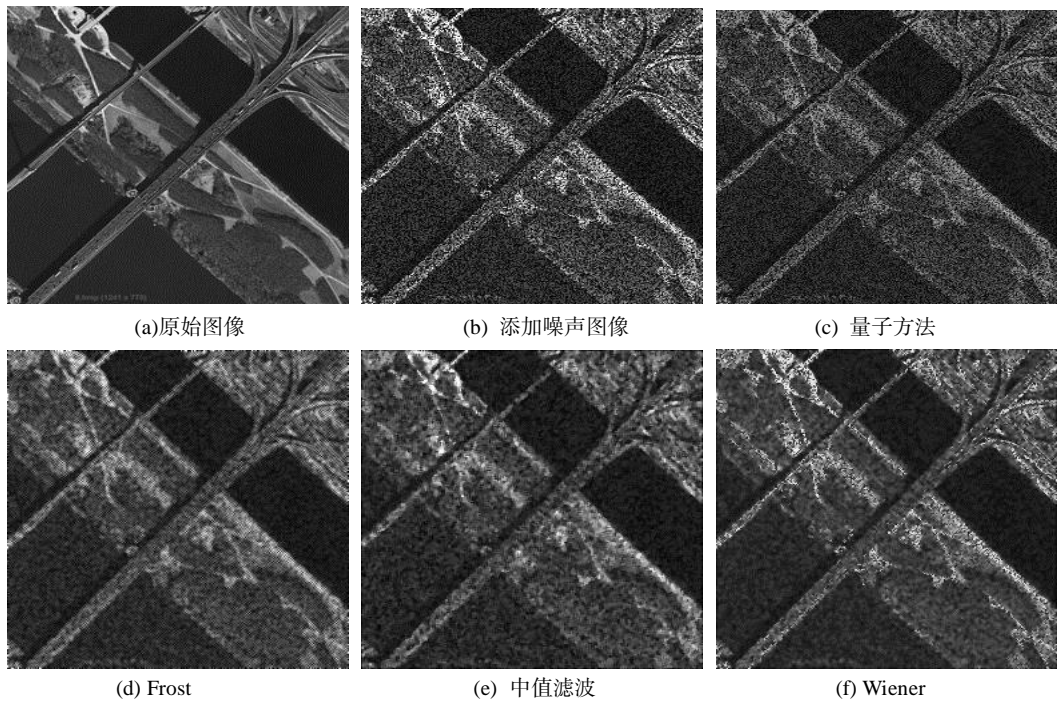


图 5 添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声实验结果对比图

表 3 添加均值为 0、方差为 0.3 均匀分布的随机噪声不同处理方法降噪效果评价参数比较表

| 处理方法 | 峰值信噪比（PSNR）高于百分比（%） | | 边缘保持指数（EPI）高于百分比（%） | |
|--------|---------------------|-------|---------------------|--------|
| 量子方法 | 22.30 | — | 0.79 | — |
| Frost | 14.87 | 49.97 | 0.57 | 38.60 |
| 中值滤波 | 15.98 | 39.55 | 0.33 | 139.39 |
| Wiener | 19.47 | 14.54 | 0.41 | 92.68 |

4.2 第二组实验及其结果

4.2.1 添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声实验

图 6 展示出在原始图像基础上，添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声量子算法与原始图像、添加噪声图像、Frost 算法图像、中值滤波图像和 Wiener 图像实验结果的对比。表 4 列出了这几种算法降噪效果评价参数对比。其中，峰值信噪比（PSNR）和边缘保持指数（EPI）两个参数，量子算法都高于其他各种算法（表 4）。该结果表明，在添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声减噪效果中，量子算法效果最好：峰值信噪比（PSNR）高于其他三种算法 13.83% 以上，边缘保持指数（EPI）高于其他三种算法 75.00% 以上（表 4、图 6）。

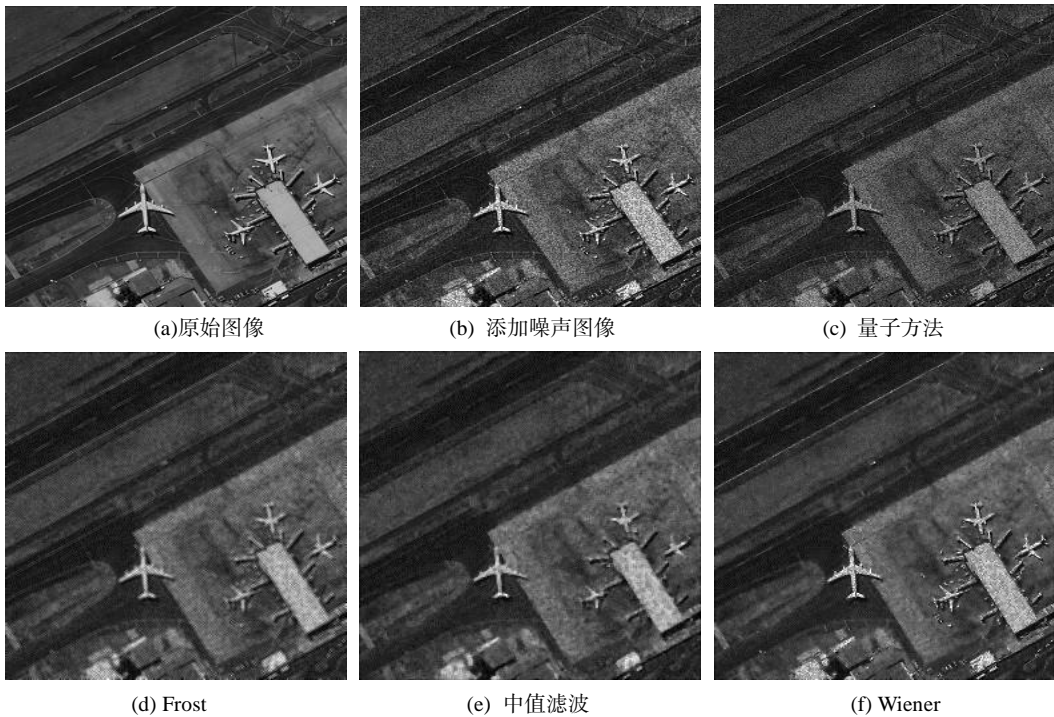


图 6 添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声实验结果对比图

表 4 添加均值为 0、方差为 0.04 均匀分布的随机噪声不同处理方法降噪效果评价参数比较表

| 处理方法 | 峰值信噪比 (PSNR) | 高于百分比 (%) | 边缘保持指数 (EPI) | 高于百分比 (%) |
|--------|--------------|-----------|--------------|-----------|
| 量子方法 | 25.43 | — | 0.91 | — |
| Frost | 20.84 | 22.02 | 0.52 | 75.00 |
| 中值滤波 | 21.98 | 15.70 | 0.31 | 193.55 |
| Wiener | 22.34 | 13.83 | 0.44 | 106.82 |

4.2.2 添加均值为 0、方差为 0.1 的均匀分布的随机噪声实验

图 7 展示出在原始图像基础上,添加均值为 0、方差为 0.1 的均匀分布的随机噪声量子算法与原始图像、添加噪声图像、Frost 算法图像、中值滤波图像和 Wiener 图像实验结果的对比。表 5 列出了这几种算法降噪效果评价参数对比。其中,峰值信噪比 (PSNR) 和边缘保持指数 (EPI) 两个参数,量子算法都高于其他各种算法 (表 5)。该结果表明,在添加均值为 0、方差为 0.04 的均匀分布的随机噪声减噪效果中,量子算法效果最好:峰值信噪比 (PSNR) 高于其他三种算法 11.01% 以上,边缘保持指数 (EPI) 高于其他三种算法 58.18% 以上 (表 5、图 7)。

4.2.3 添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声实验

图 8 展示出在原始图像基础上,添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声量子算法与原始图像、添加噪声图像、Frost 算法图像、中值滤波图像和 Wiener 图像实验结果的对比。表 6 列出了这几种算法降噪效果评价参数对比。其中,峰值信噪比 (PSNR) 和边缘保持指数 (EPI) 两个参数,量子算法都高于其他各种算法 (表 6)。该结果表明,在

添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声减噪效果中，量子算法效果最好：峰值信噪比(PSNR)高于其他三种算法 18.83%以上,边缘保持指数(EPI)高于其他三种算法 42.86%以上（表 6、图 8）。

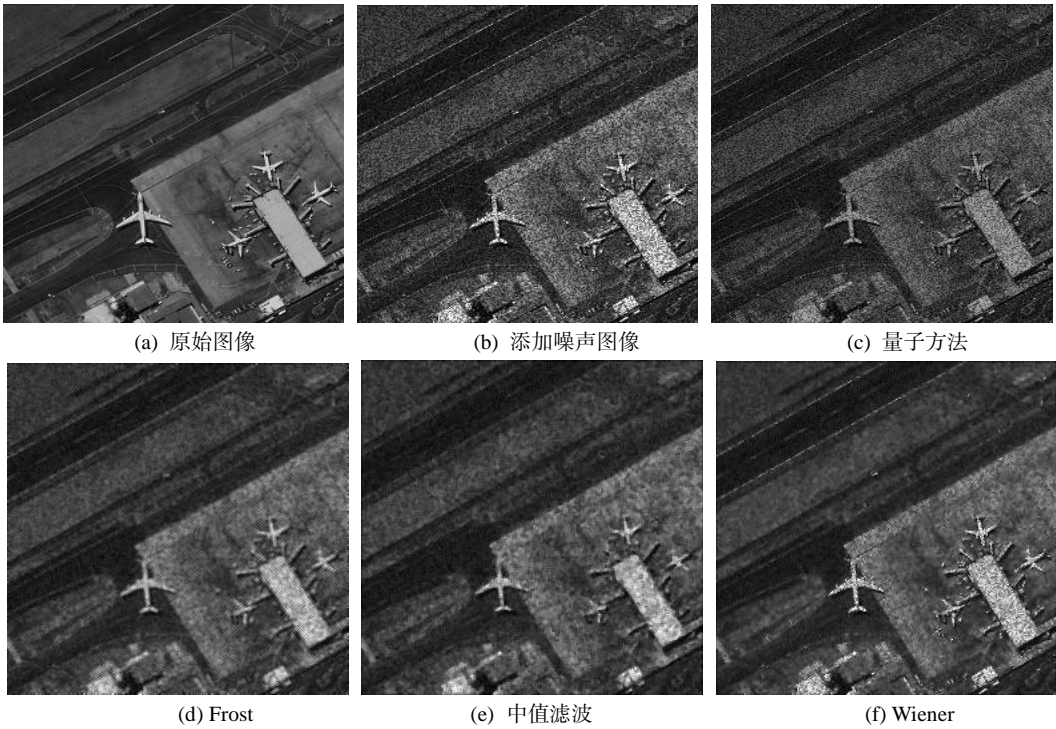
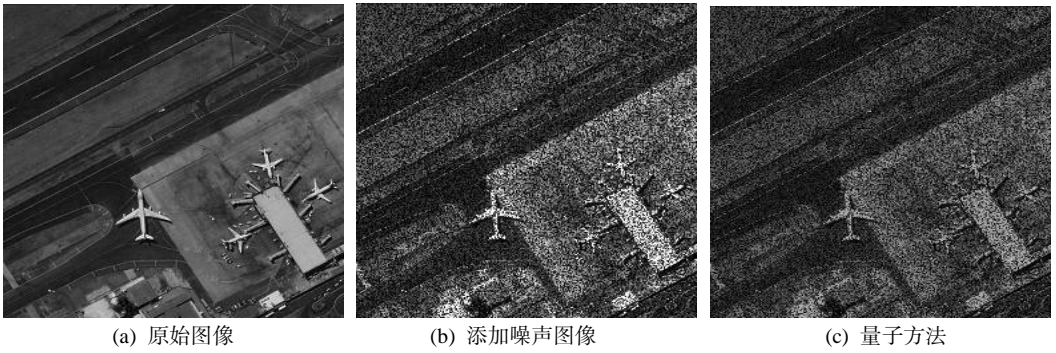


图 7 添加均值为 0、方差为 0.1 的均匀分布的随机噪声实验结果对比图

表 5 添加均值为 0、方差为 0.1 均匀分布的随机噪声不同处理方法降噪效果评价参数比较表

| 处理方法 | 峰值信噪比（PSNR） | 高于百分比（%） | 边缘保持指数（EPI） | 高于百分比（%） |
|--------|-------------|----------|-------------|----------|
| 量子方法 | 24.40 | — | 0.87 | — |
| Frost | 18.14 | 34.51 | 0.55 | 58.18 |
| 中值滤波 | 19.38 | 25.90 | 0.47 | 85.11 |
| Wiener | 21.98 | 11.01 | 0.40 | 117.50 |



续图

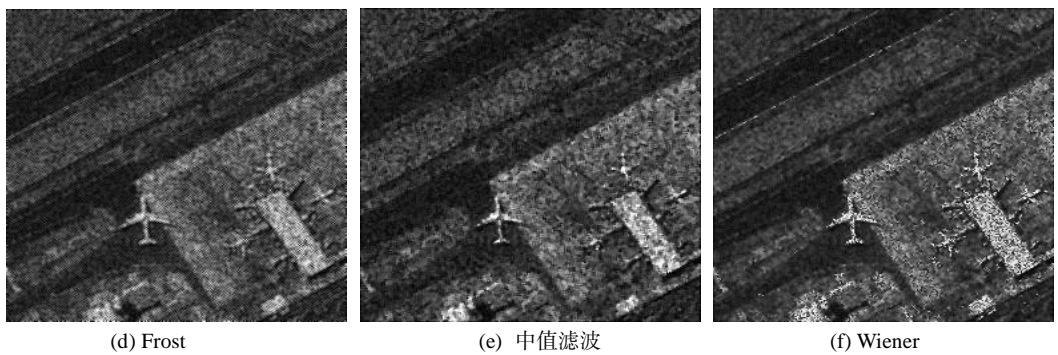


图 8 添加均值为 0、方差为 0.3 的均匀分布的随机噪声实验结果对比图

表 6 添加均值为 0，方差为 0.3 均匀分布的随机噪声不同处理方法降噪效果评价参数比较表

| 处理方法 | 峰值信噪比（PSNR） | 高于百分比（%） | 边缘保持指数（EPI） | 高于百分比（%） |
|--------|-------------|----------|-------------|----------|
| 量子方法 | 22.34 | — | 0.80 | — |
| Frost | 14.60 | 53.01 | 0.56 | 42.86 |
| 中值滤波 | 15.71 | 42.20 | 0.32 | 150.00 |
| Wiener | 18.80 | 18.83 | 0.38 | 110.53 |

4.3 两组实验平均统计结果

通过两组实验结果综合统计，量子图像数据去噪算法在峰值信噪比（PSNR）和边缘保持指数（EPI）两个指标上全部高于 Frost 算法、中值滤波算法和 Wiener 算法。其中，添加均值为 0、方差为 0.04 均匀分布随机噪声去噪算法的峰值信噪比高于其他算法 10%–20%，边缘保持指数高于其他算法 60%–160%（表 7）；添加均值为 0、方差为 0.1 均匀分布随机噪声去噪算法的峰值信噪比高于其他算法 10%–35%，边缘保持指数高于其他算法 50%–120%（表 8）；添加均值为 0、方差为 0.3 均匀分布随机噪声去噪算法的峰值信噪比高于其他算法 15%–50%，边缘保持指数高于其他算法 40%–140%（表 9）。

5 讨论与总结

从两组实验结果，我们可以看出，量子去噪算法的处理效果明显好于其他 3 种方法。本文中的算法所得到结果的峰值信噪比（PSNR）高于普通方法 2dB 以上，而边缘保持指数（EPI）也高于普通方法 0.1 以上，本处理方法在恢复图像轮廓信息方面有更好的效果，能有效地区分图像信号与噪声，增强了局部滤波的自适应性，并在更大程度上保留图像边缘细节。因此，量子去噪算法的性能较其他传统方法有显著的提高。

Frost 滤波由于在本质上是空间域低通滤波器，因此在图像去噪的同时，易引起图像边缘细节衰减，图像易模糊。中值滤波由于对所有数据采用统一的处理方法，对噪声的去除没有自适应性，没有区分高斯噪声（Gauss Noise）和椒盐噪声（Pepper and Salt Noise）。Wiener 滤波不能用于噪声为非平稳的随机过程的情况，图像边缘细节保持效果较好，但是这种方法自适应能力不强，因此其抑斑能力有限。由于本算法考虑了尺度间小波系数相关性，提出了量子衍生的参数估计，并充分结合了双密度双树复数小波变换在提高处理对象

的分解精度、合成精度的同时，能在更大程度上保留处理对象细节信息的特性。因此，本算法能有效地区分图像高频信号与噪声，增强了局部滤波的自适应性，并在更大程度上保留图像边缘细节。

在本文提出的算法中，实现了将双密度双树复小波、贝叶斯理论以及量子衍生思想三者相结合，取得了很好的实验结果。双密度双树复数小波变换所具有的平移不变性、抗混叠特性、更加近似连续小波变换、更多方向性等特点，使其与量子衍生方法相结合之后，起到了互相促进的作用，更好地解决了去噪平滑与保持细节之间的矛盾，提高了图像处理后的质量。实验结果表明本文的量子图像去噪算法不仅简单有效，图像细节保持能力强，而且具有更好的视觉效果和数据精度。

表 7 添加均值为 0、方差为 0.04 均匀分布随机噪声量子图像数据处理方法
高于其他方法二次实验平均百分比 (%)

| 处理方法 | 峰值信噪比 (PSNR) | 边缘保持指数 (EPI) |
|--------|--------------|--------------|
| Frost | 20.43 | 67.69 |
| 中值滤波 | 14.08 | 164.83 |
| Wiener | 11.62 | 85.14 |

表 8 添加均值为 0、方差为 0.1 均匀分布随机噪声量子图像数据处理方法
高于其他方法二次实验平均百分比 (%)

| 处理方法 | 峰值信噪比 (PSNR) | 边缘保持指数 (EPI) |
|--------|--------------|--------------|
| Frost | 35.85 | 54.09 |
| 中值滤波 | 27.10 | 123.81 |
| Wiener | 10.95 | 102.09 |

表 9 添加均值为 0、方差为 0.3 均匀分布随机噪声量子图像数据处理方法
高于其他方法二次实验平均百分比 (%)

| 处理方法 | 峰值信噪比 (PSNR) | 边缘保持指数 (EPI) |
|--------|--------------|--------------|
| Frost | 51.49 | 40.73 |
| 中值滤波 | 40.88 | 144.70 |
| Wiener | 16.69 | 101.605 |

量子图像处理的应用范围十分广泛，医疗，军事，工业生产等。量子算法具有强大的计算能力和广阔的应用前景，有经典算法没有的特性和优势，能够解决很多经典算法不能解决的问题，并形成重大的科技、经济、社会和安全效益，如对地观测、深空探测、全球变化、国家安全，航天航空和医学成像等领域的图像处理，在国际学术界及政府科研机构中引起巨大的反响。

近两年，对量子计算机和量子通信方向的研究比较火热，对于量子图像处理方向的研究相对比较欠缺，毕思文团队在该领域开展的探索性研究及取得的初步成果为量子遥感领域的发展奠定了基础。由于量子计算机尚未研发实现，而目前的光量子计算原型机只能用来做玻色取样等一些特定的任务，而无法像经典计算机那样实现通用计算，使用范围非常狭窄，使得处于初级阶段的量子图像处理显得尤为重要。可以预料，当量子计算机问世之后，同样可以将量子图像处理理论与方法运用到高级阶段的量子图像处理，并必将获得更深入和广泛的发展。

参考文献

- [1] 毕思文. 量子遥感的概念、框架与内涵研究探索[J]. 红外与毫米波学报, 2003, 22(增刊): 1-9.
- [2] 毕思文, 韩继霞. 量子遥感的中远红外实验研究[C]. 北京: 第十五届全国遥感会议论文集, 2005: 8-15.
- [3] 汤国安, 张友顺, 刘咏梅等. 遥感数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [4] 毕思文, 韩继霞. 量子遥感信息机理研究[J]. 科技导报, 2006, 9(11): 38-42.
- [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] 谢可夫. 量子衍生图像处理方法的研究[D]. 长沙: 中南大学, 2007: 1-119.
- [7] 谢可夫, 罗安, 周心一. 量子衍生形态学边缘检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(11): 87-90.
- [8] 张莹. 基于量子衍生的遥感图像处理研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2015: 1-67.
- [9] 江勇, 张晓玲, 师君. 极化SAR改进Lee滤波相干斑抑制研究[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(1): 5-8.
- [10] 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.
- [11] 张朝晖, 潘春洪, 马颂德. 一种基于修正 Frost 核的 SAR 图像斑点噪声抑制方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(4): 431-435.
- [12] 刘丽君, 胡仕友, 曹星慧. 基于 Q-Shift 双树复小波的 SAR 图像相干斑噪声抑制[J]. 战术导弹技术, 2014(4): 82-86.
- [13] 陈鲁宁, 唐政, 高正等. 一种基于小波阈值的 SAR 图像降噪方法[J]. 海洋测绘, 2009, 29(5): 48-50.
- [14] 刘春雪. 基于小波变换的手机相机图像去噪算法研究[D]. 南京: 东南大学, 2016.
- [15] Pizurica, A., Philips, W., Lemahieu, I., et al. A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2003, 22(3): 323-331.
- [16] Khare, A., Khare, M., Jeong, Y., et al. Despeckling of medical ultrasound images using daubechies complex wavelet transform [J]. *Signal Process*, 2010, 90(2): 428-439.
- [17] Sendur, L., Selesnick, I. W. Bivariate shrinkage functions for wavelet based denoising exploiting interscale dependency [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 2002, 50(11): 2744-2756.
- [18] Kingsbury, N. G. The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters [C]. *Proc IEEE Dsp Workshop*, 1998: 319-322.
- [19] Selesnick, I. W., Baraniuk, R. G., Kingsbury, N. G. The dual-tree complex wavelet transform [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(6): 123-151.
- [20] 郭巍, 张平. 基于双密度双树复数小波变换的合成孔径雷达图像降噪研究[J]. 电子学报, 2009, 37(12): 2747-2752.
- [21] 杜岳峰, 汪金菊. 双密度双树复小波域统计模型的地震信号降噪[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2018, 41(7): 995-1001.
- [22] 陈荣元, 张飞艳, 石良武. 基于 Contourlet 视觉模型和奇异值分解的图像质量评价[J]. 光电子·激光, 2010, 21(10): 1560-1560.
- [23] 张微, 孙蓉桦, 章孝灿. 基于改进的小波软阈值法的 SAR 图像去噪[J]. 遥感信息, 2004(4): 4-6.