

基于分块压缩感知的大数据量遥感 图像薄云去除方法研究

李旻园

(西安思源学院 电子信息工程学院, 西安 710038)

摘要: 大数据量遥感图像薄云的存在影响图像的清晰度, 受到薄云分布不均匀性和随机性影响, 其采样存在信息不完整和噪声干扰问题, 使得特征不完整, 影响图像透射率, 导致图像薄云特征分析不准确, 薄云去除效果差; 为此, 提出基于分块压缩感知的大数据量遥感图像薄云去除方法: 先定义像素感知对象的分块矩阵, 基于分块压缩感知算法计算采样峰值的信噪比参量, 实现大数据量遥感图像采样, 以解决采样信息不完整, 存在噪声干扰的问题; 然后利用所得采样结果, 求解图像的空间特征、灰度剖面图特征与频率特征, 完成大数据量遥感图像薄云特征分析, 提升特征分析效果; 最后参考优化去除因子与导向滤波优化透射率, 改进大气光值, 实现对薄云去除参量的分波段迭代, 完成遥感图像薄云去除设计; 实验结果表明, 应用所述方法能够缩小薄云覆盖区域与其边缘区域之间的像素差值, 从而使薄云区域的颜色水平更趋近于整幅图像的颜色均值; 经过处理, 去除薄云后的图像纹理清晰度达到了 95%, 有效提高了遥感图像的清晰度, 应用效果良好。

关键词: 分块压缩感知; 遥感图像; 薄云去除; 信噪比; 去除因子; 大气光值

Research on Thin Cloud Removal Method for Large Data Remote Sensing Images Based on Block Compression Perception

LI Yangyuan

(Electronic Information Engineering, Xi'an Siyuan University School, Xi'an 710038, China)

Abstract: The existence of thin cloud in large data remote sensing images affects the clarity of images, which is affected by the uneven distribution uniformity and randomness of thin cloud. Its sampling has the characteristics of incomplete information and noise interference, which makes the features incomplete and affects the transmittance of images, leading to inaccurate analysis of thin cloud features in images and poor removal effect of thin cloud. Therefore, a thin cloud removal method for large data remote sensing images based on block compression perception is proposed. Firstly, define the block matrix of the pixel perception object, and calculate the signal-to-noise ratio parameter of the sampling peak based on the block compression sensing algorithm to realize the remote sensing image sampling of large data amount, so as to solve incomplete sampling information and noise interference. Then, the obtained sampling results are used to solve the spatial features, grayscale profile features and frequency features of the images, complete the thin cloud feature analysis for a amount of large data remote sensing images, and improve the effectiveness of feature analysis. Finally, The reference optimization removal factor and guide filter are used to optimize the transmission rate, improve the atmospheric light value, realize the subband iteration of thin cloud removal parameters, and achieve the remote sensing image thin cloud removal design. Experimental results show that the proposed method can shrink the pixel difference between the thin cloud coverage area and its edge area, so that the color temperature of the thin cloud area is closer to the average color temperature of the whole image. After removing the thin cloud, the clarity of image texture reaches up to 95%, which effectively improves the clarity of remote sensing images, with a good application effect.

Keywords: block compression perception; remote sensing images; thin cloud removal; signal to noise ratio; remove factors; atmospheric light value

收稿日期:2025-02-19; 修回日期:2025-04-01。

基金项目:西安思源学院校级重点项目(XASYZD-B2202)。

作者简介:李旻园(1980-),男,博士,副教授。

引用格式:李旻园. 基于分块压缩感知的大数据量遥感图像薄云去除方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(8): 293-300.

0 引言

遥感图像是通过遥感技术在不直接接触目标景物的情况下,利用传感器探测目标物体的电磁波特性并记录下来而形成的图像数据,这些图像能真实反映地物景观特征。遥感图像的获取包括传感器安装与调试、数据接收与处理等多个环节。按照传感器构造和成像原理的不同,可将遥感图像分为雷达成像、扫描成像、摄影成像三大基本类型。薄云是指卷云等高空中的云层,其具有良好的透光性。在遥感图像中薄云通常呈现半透明状态,虽然会对传感器获取图像信息造成一定困扰,但由于其透视性良好,所以该区域的影像中仍然包含部分地物信息^[1]。对于遥感图像处理技术而言,传感器在薄云区域所获得的信息是由被覆盖地物信息和薄云信息混合而成,严重影响了主机对这部分图像的解释与应用。

为去除遥感图像中的薄云信息,众多学者开展研究,并已经取得一定研究成果。例如,文献[2]提出一种基于融合和细化机制的去云雾算法,该方法在不同尺度空间上提取云雾特征并实施融合处理,采用细化机制精细处理云雾区域的边缘特征,从而重构无云图像,再通过对抗学习的方式,将典型像素样点从云雾特征中分离出来,以便于网络主机生成较为逼真的云雾去除策略。该方法的应用涉及云雾图与无云雾图之间的来回转换,文献[3]提出一种基于非局部参数化的去噪技术,其先对遥感图像进行预处理,计算图像中各个像素点之间的非局部相似性,然后根据非局部相似性度量结果,构建参数化模型,最后利用构建的参数化模型,对遥感图像中的薄云进行去除。文献[4]提出一种改进迁移学习的去雾方法,该方法先构建双分支网络模型,分别为残差注意力子网络和迁移学习子网络。然后通过结合这两个子网络的模型参数,在融合双网络特征的同时,求解去雾图像的模型参数。其中,基于迁移学习子网络完成薄云区域内像素样点的恢复处理,实现图像薄云去除。文献[5]提出了一种基于受限光值与透射率修正的去雾算法,其先参考大气光值设置阈值上限,再引入容差机制,对图像透射率进行优化,从而在调整去雾图像亮度的同时,提升原图像的可视化效果。

尽管现有方法已经取得了一定的实验成果,但与基于分块压缩感知的大数据量遥感图像薄云去除方法对比而言仍存在许多不足。例如,在采样环节,现有方法未对含薄云元素的遥感图像进行采样优化,这导致在处理过程中难以有效捕捉薄云特征,进而影响了去云雾的应用效果。在运算方面,当前方法主要依赖机器学习算法进行求解,但当像素块较为接近或像素畸变误差较小时,容易出现重复运算的情况,这降低了薄云去除结果的准确性。相比之下,基于分块压缩感知的大数据量遥

感图像薄云去除方法进行了有效的采样优化,能够更准确地捕捉薄云特征,从而提高了去云雾的效果。此外,该方法通过分块处理和压缩感知理论,有效避免了重复运算的问题,提高了处理效率,同时保证了薄云去除结果的准确性。本次研究旨在精准提取薄云特征,显著提高薄云去除效果,使处理后的遥感图像能够更清晰地呈现地物信息。

1 基于分块压缩感知的大数据量遥感图像采样设计

大数据量遥感图像具有数据规模大、信息复杂且分布不均匀的特性,为更好地分析大数据量遥感图像的薄云特征,需要先使用基于分块压缩感知算法,来采集大数据量遥感图像中的目标像素样点,具体设计如下:

1.1 分块压缩感知算法设计

1.1.1 被压缩像素信号的稀疏表示

大数据量遥感图像数据繁杂,直接分析薄云特征难度大、效率低。因此,本次构建被压缩像素信号的稀疏表达形式,使其能够在保留关键信息的同时,降低数据的冗余度。构建被压缩像素信号的稀疏表达是指将大数据量遥感图像中的像素信号表示为一组线性组合参量,而该组线性组合中只包含极少的非零项^[6]。对于大数据量遥感图像而言,稀疏表示可理解为在某个给定的基或字典下,绝大多数像素分量都可以定义为零,而只有极少数个包含薄云信息的非零分量能够决定该图像的特征^[7]。为实现被压缩像素信号的稀疏表示,首先应进行分块压缩感知算法的初始化设置,具体步骤如下:

1) 根据图像的分辨率 R 和薄云分布特性,选择合适的分块尺寸 B 。分块尺寸的选择需平衡计算复杂度和处理效果,通常可以设定为图像尺寸的一定比例 $B = \frac{R}{k}$, 其中: k 为经验系数。

2) 初始化测量矩阵,该矩阵用于在压缩感知过程中对图像块进行采样。

3) 设置稀疏表示基,根据遥感图像的特点,选择如小波基、离散余弦变换基等,用于稀疏表示图像块中的信息。

4) 对算法所需的存储空间进行预分配,以提高运行效率。

经过上述的初始化设置后,使用一系列正交或非正交的基函数来展开像素信号,其运算公式可表示为:

$$L = \sum_{\omega=1}^{+\infty} \xi K(l) + k_l^2 \quad (1)$$

式中, ω 为被压缩像素信号的线性展开参数, $K(l)$ 为目标像素信号的正交或非正交基函数, l 为含有薄云信息的目标像素信号, ξ 为非零系数项, k_l 为基于目标信号 l 的像素样点组合向量。

将展开后的像素信号变换到遥感图像的完整像素域中，再联合稀疏参量与非零系数，求解具体的数值表达式。设 ψ 为稀疏参量， ζ 为非零系数，且 $\psi \neq \zeta$ 的不等式取值条件恒成立，联立公式 (1)，可将被压缩像素信号的稀疏表达式定义为：

$$J = v \times \left(\frac{\psi L^2}{\zeta} \right) \times (j_2 - j_1) \quad (2)$$

式中， v 为像素信号压缩比， j_1 为压缩前信号中的目标像素占比， j_2 为压缩后的目标像素占比。依据上述，得到被压缩像素信号的稀疏表示，其可利用信号的稀疏性来实现高效的压缩和重构关系。通过选择合适的稀疏表示方法，可在保证遥感图像质量的前提下获得更高的压缩比和更快的像素信号解码速度。

1.1.2 像素感知对象的分块矩阵定义

稀疏表示的目标是在给定的超完备字典中，用尽可能少的原子来表示像素信号，从而获得更为简洁的信号表示方式，便于后续对其进行加工处理。接下来，以此为基础，基于分块压缩感知算法在极少量观测数据下实现对像素信号的高质量恢复，再以该信号为输入，完成。分块矩阵定义，具体如下：

在采样大数据量遥感图像的过程中，将被压缩的像素信号作为输入，基于感知矩阵，得到观测向量。然后，将观测向量按照稀疏表示规则划分为较小的矩阵块（分块矩阵）^[8]。相较于原始的被压缩像素信号，分块矩阵中的像素对象不仅保留了原始像素的关键信息，还在分块运算的过程中降低了其对于存储空间的需求。设 τ 为像素对象标记参数， h_τ 为线性变换过程中的像素信息定义项， $\bar{h}$ 为目标像素对象的观测向量， g_τ 为 τ 像素对象的目标分块次数， H 为小矩阵块中的随机像素信号原子特征，联立公式 (2)，将像素感知对象的分块矩阵定义式表示为：

$$\mathbf{R} = \{H \mid H = (|h_\tau| - \bar{J}\bar{h})\text{sign}(g_\tau)\} \quad (3)$$

通过对小矩阵块中被压缩像素信号原子特征的感知，处理主机可更准确地掌握遥感图像薄云区域内的像素分布情况，这为大数据量遥感图像的薄云去除提供更为可靠的参考信息。在感知过程中，处理主机会根据像素信号原子的特征动态更新相关参数，以优化薄云去除效果。

具体而言，处理主机会实时调整稀疏表示基的系数 α 。这一调整过程可以表示为：

$$\alpha^{(k+1)} = \alpha^{(k)} + \mu \cdot L(\alpha^{(k)}, \mathbf{R}) \quad (4)$$

其中： $\alpha^{(k)}$ 表示第 k 次迭代的稀疏表示基系数， μ 为学习率。通过不断迭代更新，可以提高稀疏表示的准确性。

同时，针对感知对象的分块矩阵 $\mathbf{R}$ ，会根据像素分布的变化情况，微调其采样策略。这些参数更新机制共

同作用，使得处理主机能够灵活应对遥感图像中薄云分布的复杂性和多变性，为大数据量遥感图像的薄云去除提供更为精准、高效的支持。

1.2 遥感图像采样峰值信噪比计算

得到图像中像素感知对象的分块矩阵可基于分块矩阵对图像进行逐块分析，得到遥感图像薄云区域内的像素分布情况。接下来，完成遥感图像采样峰值信噪比计算，以实现采样。该物理量通过计算原始遥感图像与分块压缩感知处理后图像之间的均方误差来得出，具体运算式为：

$$G = -\log\left(\frac{d}{F}\right)_R \quad (5)$$

式中， $\bar{F}$ 为原始遥感图像与分块压缩感知处理后图像之间的均方误差， d 表示原始遥感图像中的最大可能像素值^[9]。

在本次大数据量遥感图像采样中，图像分块大小、观测矩阵定义式、压缩感知重构条件都可能影响采样峰值信噪比的计算值，从而改善采样和重构后的遥感图像质量。图像分块大小（ s ）可用于平衡采样过程中的图像质量，过大的分块可能导致像素堆积效应，降低图像质量；而过小的分块则可能增加计算复杂度^[10]。对于大数据量遥感图像的采样应遵循分块压缩感知算法原则，所以观测矩阵定义式即为公式 (3) 所示的分块矩阵定义式。压缩感知重构是在原峰值信噪比基础上进行的像素信号处理，故其定义式可以参考公式 (5)。联立参数 s ，推导遥感图像采样峰值信噪比计算式为：

$$D = \text{slg} \frac{f \times (H_1^2 + H_2^2 + \cdots + H_n^2)}{G} \quad (6)$$

式中， $H_1, H_2, \cdots, H_n$ 表示 n 个不同的遥感图像分块参量（ $H_1, H_2, \cdots, H_n \in \mathbf{R}$ ）， f 表示像素堆积比例。依据上述完成峰值信噪比的计算，接下来，进行目标像素样点采样。在大数据量遥感图像的采样过程中，精准获取目标像素样点至关重要，在实际采样时面临着诸多挑战，其中目标像素与噪声像素的关系处理就是一个关键问题。为避免采样过程中发生目标像素与噪声像素相互覆盖或完全不相关的情况，需要对相关参数进行严格把控。本次要求参数 f 的取值属于 (0,1) 的数值区间（ $f=0$ 表示目标像素与噪声像素完全不相关， $f=1$ 表示目标像素与噪声像素相互覆盖），以此实现目标像素样本的采样，具体如图 1 所示。

2 大数据量遥感图像的薄云特征分析

基于分块压缩感知理论完成图像目标像素点采样可有效减少采样数据量，同时保留图像的关键信息，接下来，以此为基础，完成图像薄云特征分析，求解原图像薄云覆盖区域的空间特征、灰度剖面图特征与频率特征，进一步掌握目标薄云像素点的表现情况，具体

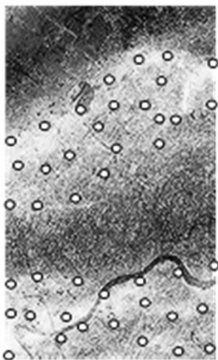


图 1 目标像素采样结果图

如下:

2.1 空间特征求解

在大数据量遥感图像中,空间特征可用来描述地物大小、形状、空间位置以及相邻景观之间的空间关系。空间特征提供了丰富的地表信息,影像主机根据这些特征可以更好理解地表景观的空间结构,并对其进行空间分析^[11]。在遥感图像薄云去除处理中,空间特征具体表现为空间分辨率、地物空间关系与几何信息。

1) 空间分辨率是衡量遥感图像空间特征的关键指标,其取值决定了遥感图像中每个云雾像素所代表的地面范围大小。

2) 地物空间关系指的是遥感图像中不同地物之间的相邻、包含或重叠等其他多样性的空间关系。

3) 几何信息则相对较为局限,特指遥感图像中地物景观的形状、大小或方向特征。设 ω 表示空间分辨率参数, a 表示云雾像素覆盖区域中地物景观的重叠比参数, z 表示地物景观的形状参数, x 表示地物景观的尺寸参数, $\bar{A}$ 为地物景观的方向特征, 联立公式 (6), 可将大数据量遥感图像云雾像素的空间特征计算式表示为:

$$S = \frac{1}{\omega} \int_{a=1}^{+\infty} z x \times \frac{AD}{(1-\theta)\bar{Z}(\bar{X})} \quad (7)$$

式中, θ 为云雾像素在遥感图像中的分布系数, $\bar{Z}$ 为地表物体表面的粗糙度向量, $\bar{X}$ 为信息维度特征^[12]。

2.2 灰度剖面图特征求解

大数据量遥感图像的灰度剖面图特征涉及地物景观以及其之间的灰度变化关系。在去除图像薄云的处理过程中,剖面方向及目标像素区域的定义形式并不会发生改变。对于遥感图像灰度剖面图特征的提取,“扫描蛇”是一种常用方法,平行于剖面画一连线,该连线端点应尽量落在目标像素区域边缘上。由此可获知目标像素区域的灰度分布特征^[13]。对于起始连线的左右两侧,进行剖面分析并追踪得到完整的目标像素区域边界。这包括在起始连线的两端分别设置扫描扇区、在若干个追踪方向的剖面上设置检测连线,即分配若干条“扫描蛇”。

根据剖面的灰度分布搜索每个蛇节上的合适剖面,并记录其数值^[14]。选择被记值次数最多的一条蛇的尾部合适剖面作为下一次开始追踪云雾像素的剖面位置,并记录目标像素区域的端点信息。重复上述操作,直至追踪到完整的遥感图像灰度剖面图特征。若将 $\hat{V}$ 表示为被记值次数最多“扫描蛇”的尾部合适剖面定义项, v 为剖面位置追踪参数, $\hat{c}$ 为目标像素区域的灰度分布特征, ϑ 为扫描扇区内的灰度分布搜索系数, o 为“扫描蛇”设置参量,联立公式 (6), 推导遥感图像的灰度剖面图特征运算式为:

$$C = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{\partial D}{\partial c} \right) + v \hat{V} \right]^{2o}} \quad (8)$$

通常情况下,云雾节点在目标像素区域中的分布较为均匀,所以同一遥感图像不同灰度剖面图特征的求解结果不会出现明显的差异性。

2.3 频率特征求解

遥感图像的频率特征主要表现在空间频率上。空间频率是指图像中任一特定部分单位距离内像素亮度值的变化情况,其反映了图像中亮度值随空间位置变化的快慢程度。通过增强或抑制遥感图像中的某些空间频率信息,可以实现图像的增强^[15-16]。例如,通过高频滤波可以突出图像中的薄云像素边缘和纹理信息,使目标像素区域更加清晰;而通过低频滤波则可以平滑薄云像素的噪声和细节信息,使目标像素区域更加平滑。规定 $\hat{b}$ 为目标像素区域中薄云像素对象的亮度值, ρ 为薄云像素对象在目标像素区域中的分布密度, $\mathbf{l}$ 为目标薄云像素对象定义向量, m_i 为基于参数 $\mathbf{l}$ 的薄云像素纹理信息, m_i 为基于参数 $\mathbf{l}$ 的薄云像素增强处理参数,联立上述物理量,可将大数据量遥感图像的频率特征运算式表示为:

$$B = \left| \frac{\hat{b}}{\rho} \right| \cdot \left| \frac{m_i N_i}{D} \right| \quad (9)$$

在完成遥感图像的空间频率特征提取过程中,充分利用了空间特征、灰度剖面图特征和频率特征。空间特征能够反映地物的几何结构和纹理信息,这对于区分薄云与真实地物至关重要。灰度剖面图特征则揭示了像素强度的空间分布规律,为薄云边缘检测提供了有力支持。而频率特征则能够捕捉图像中的周期性成分和噪声特性,有助于有效分离薄云的高频噪声。通过结合这 3 种特征,可以显著提升薄云去除的准确性,同时更好地保留地物信息。

3 遥感图像的薄云去除方法设计

分析大数据量遥感图像的薄云特征,实现图像薄云空间特征、灰度剖面图特征及频率特征求解可有效提升对薄云特征的精准把握,为后续处理提供坚实的数据基

础，接下来，以此为基础，添加优化去除因子，根据导向滤波优化透射率条件完成对大气光值的改进，实现对薄云去除参量的分波段迭代运算，具体设计如下：

3.1 优化去除因子添加

薄云像素在大数据量遥感图像中通常表现为低频成分，本文以提取的薄云特征为基础，通过空间域处理和频域处理的方式来去除，具体如下：

1) 空间域处理：

选择无云区域的像素直方图作为参考，调整有云区域的像素直方图使其与参考直方图保持匹配状态。再通过先开后闭运算确定遥感图像中的低频分量，利用原图像中的基础像素对象减去低频分量来去除薄云^[17]。这种处理方法默认无云、有云区域的像素直方图相似。设被预设的优化去除因子为 M_0 ，通过空间域处理可将其添加运算式定义为：

$$P_1 = \left| \frac{\mu}{S \cdot C \cdot B} \right|^2 \cdot [M_1 - (p' M_0)] \quad (10)$$

式中， μ 为像素直方图中的低频分量参数， M_1 为原图像中的基础像素对象， p' 为空间域定义向量。

2) 频域处理：

针对遥感图像薄云实施频域处理应将图像的目标像素区域转换为频率域，再通过滤波处理的方式削弱其中的低频成分，即薄云像素，同时增强图像中的高频成分，即地面景观的细节部分。为获得较为理想的优化去除效果，可以不断调整滤波参数，以确保在平衡去云效果的同时，将目标像素信息保留下来^[18]。在公式 (7)~公式 (9) 的基础上，推导基于频域处理的优化去除因子添加表达式为：

$$P_2 = \frac{\sqrt{|\nu \cdot S \cdot C \cdot B|^{-1}}}{M_1 - (p'' M_0)} \quad (11)$$

式中， ν 为目标像素区域的频率域转换系数， p'' 为滤波参数。

添加优化去除因子后，对大数据量遥感图像中的低频与高频信号进行分别处理，并通过调整高频细节系数和低频近似系数，以达到去除薄云的目的。

3.2 大气光值改进

采用上述方法完成薄云去除后，存在图像细节丢失、边缘模糊以及部分区域去云不彻底问题，接下来，本次确定导向滤波优化透射率，进行大气光值改进。导向滤波作为一种边缘保持的滤波方法，能够在平滑图像的同时，有效保留边缘细节信息^[19]。透射率表示为光线通过大气层到达传感器时未被散射或未被吸收部分的比例。基于导向滤波优化透射率可以根据薄云的浓度构造显著性图。然后，使用基于光线范数的正则化方法优化粗糙大气光图，得到更精确的大气光图^[20]。假设在目标薄云图像所对应的无云图像中，局部区域的最小值

通道无限趋近于零，再结合大气光图，计算输入图像的暗通道，从而估计出光线透射率图。将导向滤波优化透射率的计算式表示为：

$$O = \frac{o \cdot P_1 \cdot P_2}{\sqrt{\sum_{i=1}^n I \cdot (U_i - \bar{U})^2}} \quad (12)$$

式中， O 为目标图像边缘区域的平滑滤波向量， i 为未被吸收部分在投射光线中的占比率， I 为光线范数， ι 为大气光图的粗糙度系数， U_i 为基于参数 ι 的输入图像薄云浓度， $\bar{U}$ 为基于暗通道所定义的输入图像薄云浓度均值。结合输入图像，在估算出大气光图和优化透射率图之后，使用既定复原公式恢复出目标像素区域的无云图像。图像复原公式的定义通常基于遥感光线的大气散射模型，通过逆运算的方式，恢复出原始的地面景观反射信息。

根据大数据量遥感图像的导向滤波优化透射率水平，基于薄云最优变换算法 (HOT, haze optimized transformation) 对大气光值进行改进。HOT 算法是一种专门用来量化大气影响的方法，其基于海量晴空遥感图像的统计规律进行建模，并利用上章运算所得的薄云特征来定义具体的计算法则^[21]。在遥感图像的晴空区域中，地物景观的红光波段与蓝光波段之间具有较强的光谱响应相关性，利用该项特性条件，计算薄云像元偏离晴空线的距离，即 HOT 值，就可实现对云层厚度的检测^[22]。设 κ 为晴空遥感图像的统计参数， $\bar{y}$ 为薄云特征计算向量， λ_0 为 HOT 标准值， $\bar{r}_1$ 为红光波段的光谱响应参量， $\bar{r}_2$ 为蓝光波段的光谱响应参量， ϵ 为云层厚度的预设值。在上述物理量的支持下，联立公式 (12)，推导大气光值改进运算式为：

$$Y = \kappa \log_y \left(\frac{|\bar{r}_1 - \bar{r}_2|^\epsilon}{\lambda_0 O} \right) \quad (13)$$

通过对大气光值的改进，控制主机可选择更合适的参考图像，以提高像素直方图匹配的准确性，再根据不同区域的云况和地物类型调整自适应运算原则，从而提高整体的去云效果和遥感图像质量。

3.3 薄云去除参量的分波段迭代

在遥感图像中，不同像素波段对云雾信息的敏感度是不一样的。敏感度较高波段受到云雾像素的影响较大，而敏感度较低波段则不会受到云雾像素的明显干扰^[23]。以大气光值作为判定标准实施分波段处理，可根据不同波段对云雾像素的敏感程度，针对性选择合适的参数以进行去云处理，从而提升遥感图像的清晰度水平。

对于不同的像素波段和云雾情况，需要结合大气光值进行参数调整，并通过迭代运算的方式，确定最优参数组合，使去云效果达到最佳^[24]。在迭代过程中，可通过多次处理同一目标像素样点，逐步去除原图像中的

噪声与干扰信息，进而提高图像质量。在公式（13）的基础上，设 γ 为包含云雾信息像素波段的敏感性参数， $\vec{E}$ 为目标像素样点的像素噪声定义向量， $\vec{w}$ 为薄云像素的分段特征， $\vec{e}_0$ 为基于大气光值的云雾信息迭代向量， q_0 为敏感性波段内的云雾信息标记向量，联立上述物理量，推导薄云去除参量的分波段迭代运算表达式为：

$$R = \vec{E} + \frac{1}{Y(1-\gamma)} \ln \left| \frac{\vec{w}}{\vec{e}_0 q_0} \right|^2 \tag{14}$$

去云后，如果大数据量遥感图像的质量和视觉效果依然达不到实际需求标准，利用大气光值重复进行去除参量的分波段迭代运算，直至处理后图像的清晰度水平与不含薄云像素的遥感图像没有明显差异性，以此完成图像薄云去除设计。

4 实验分析与研究

4.1 实验环境

薄云像素是导致遥感图像视觉显示模糊的主要原因，针对这一类像素对象实施去除不但有助于改善图像质量，还能够大幅提升图像的清晰度水平。本次实验选定如图 2 所示的含有薄云像素的大数据量遥感图像作为实验对象，并利用 GetData Graph Digitizer 软件提取目标样点钟的像素信息。

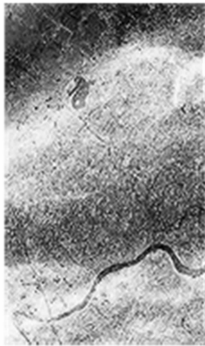


图 2 含有薄云像素的大数据量遥感实验图像

实验过程中，对于相关环境参数的配置如表 1 所示。

表 1 实验环境参数

设备配置	型号及说明
深度学习架构	Pytorch1.7.3
编程语言	Python3.7.5
操作系统	Windows 11
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1080Ti
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-8700K @3.70 GHz
内存	8 GB

本文基于 Python3.7.5 语言对薄云像素信息与常规像素信息进行编码。以此为基础，开展实验研究。

4.2 实施设置

在薄云区域及其边缘区域随机选择 48 个样点，其

中薄云区域 24 个，边缘区域 24 个；利用 GetData Graph Digitizer 软件分别对样点内的像素信息进行提取，其中薄云区域像素作为实验对象，边缘区域像素作为对比对象。本次分别应用基于分块压缩感知的大数据量遥感图像薄云去除方法（第一组）、基于融合和细化机制的去云雾算法（第二组），该方法通过多尺度融合技术，将图像的不同特征进行有效结合，再通过细化处理增强图像细节，从而在去除云雾的同时，较好地保留了图像的纹理信息。改进迁移学习的去雾方法（第三组）进行实验，此方法利用迁移学习将清晰图像的特征迁移到云雾图像上，通过深度学习模型实现去雾，具有强大的自适应能力和去雾效果。

通过上述方法进行对比实验，可以更科学地评估其性能，为实际应用提供有力的参考依据。

4.3 实验流程

首先，记录经过不同方法的去云处理后，薄云区域样点像素与边缘区域样点像素的对比情况，若不考虑其他干扰因素的影响，薄云覆盖区域与其边缘区域的像素差值越小就表示去云处理越有效。

其次，利用 GetData Graph Digitizer 软件确定原图像的色温水平，通过公式（15）运算其均值水平：

$$\bar{\alpha} = \frac{\alpha_1 + \alpha_2 + \cdots + \alpha_z}{\chi_R} \tag{15}$$

式中， $\alpha_1、\alpha_2、\cdots、\alpha_\chi$ 表示 χ_R 个不同的色温参量，本次实验过程中 χ 参数取值为 24。将所得结果 $\bar{\alpha}$ 进行对比，规定两者数值越接近，就表示去云效果越理想。

再次，记录薄云去除后各组纹理清晰度的结果，并进行对比。其中得到的纹理清晰度数值越大，则表明云处理结果越理想，即薄云去除效果越好，地物纹理信息保留越完整。

最后，对比去除薄云后的遥感图像，评估 3 种方法的应用效果。

4.4 数据与结论

薄云去除后各组像素对比结果如图 3 所示。

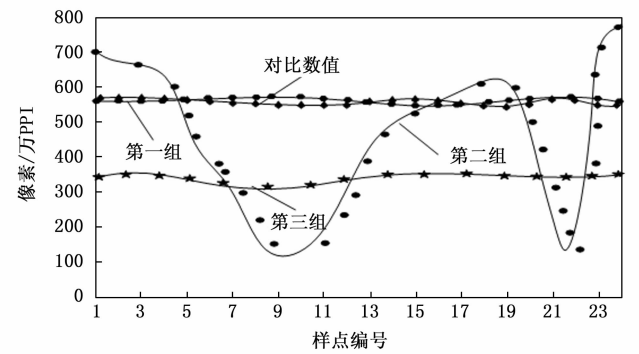


图 3 像素对比

分析图 3 可知，第一组像素曲线与像素对比数值较

为接近，个别样点处二者数值出现完全相等的情况。第二组像素曲线的波动情况较为明显，表示经过该方法的去云处理后，遥感图像的像素呈现出明显不均匀的分布情况，且其与像素对比数值的差值水平较高。第三组像素曲线的数值水平较低，明显小于像素对比数值，表示经过该方法的去云处理后，遥感图像的像素水平达不到实际需求标准。

然后记录边缘区域 24 个样点的具体色温数值，如表 2 所示。

表 2 对比色温				K	
编号	色温	编号	色温	编号	色温
1	561	2	488	3	396
4	495	5	517	6	672
7	503	8	529	9	596
10	511	11	608	12	551
13	674	14	542	15	550
16	609	17	403	18	497
19	532	20	519	21	425
22	590	23	500	24	471

结合公式 (14) 进行计算，可知原遥感图像的平均色温为 531 K，绘制图像记录第一组、第二组、第三组方法去云处理后取样像素点色温的具体实验情况，得到结果如图 4 所示。

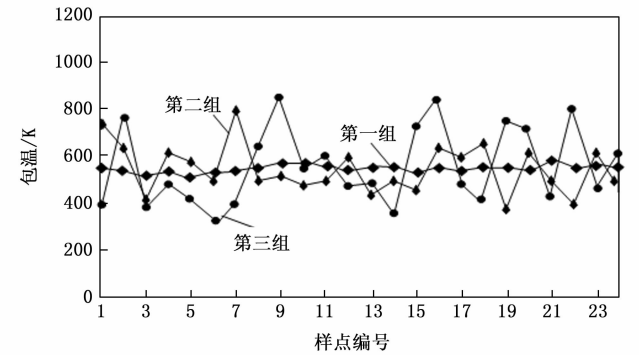


图 4 色温对比

分析图 4 可知，第一组图像色温的最大值不超过 600 K、最小值不低于 500 K，与平均色温值 531 K 相比，数值差不会超过 100 K。相较于第一组，第二组、第三组图像的色温水平呈现出明显波动的变化态势，二者最大值均超过 800 K、最小值也维持在 400 K 左右，与平均色温值相比，差值水平相对较大。

薄云去除后各组纹理清晰度对比结果如表 3 所示。

表 3 对比纹理清晰度结果 %

组别	纹理清晰度
第一组	95
第二组	73
第三组	65

由表 3 的数据可知，第一组表现最佳，纹理清晰度达到了 95%，显示出较高的图像清晰度和细节保留能力。第二组的纹理清晰度为 73%，虽然相较于第一组有所下降，第三组的纹理清晰度最低，仅为 65%，表明在薄云去除过程中损失了较多的纹理细节。由此可以得出仅有第一组对薄云去除效果最好，地物纹理信息保留更加完整。

对比去除薄云后的大数据量遥感图像，得到结果如图 5 所示。

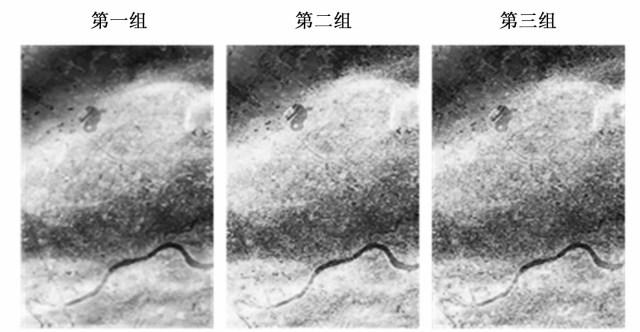


图 5 薄云去除后的大数据量遥感图像

根据图 5 可知，基于分块压缩感知的大数据量遥感图像薄云去除方法处理含有薄云像素的遥感图像，可使薄云覆盖区域的像素水平与其边缘区域更为贴近，且该区域的色温水平也与整幅图像的色温均值保持较小的数值差，虽不能做到对薄云的完全去除，但相较于其他方法，该方法的应用能够更好地改善遥感图像质量，从而使图像的清晰度水平得以提升。

5 结束语

随着遥感技术的不断进步和数据采集能力的日益增强，处理和分析大规模、高分辨率遥感图像的需求愈发迫切。在该背景下，本文提出了一种基于分块压缩感知的薄云去除方法，其不仅为处理大数据量遥感图像提供了一种创新思路，而且还在实际应用中展现出良好的去云效果和效率。该方法通过引入分块压缩感知技术，实现对薄云区域的精准识别和有效去除，其不仅利用了压缩感知在稀疏表示和重构方面的优势，还结合分块处理的思想，提高了处理效果。然而，在处理复杂多变的云覆盖情况时，分块压缩感知方法的稳定性和鲁棒性仍有待进一步提升，这也成了未来薄云去除技术研究的重点发展方向。

参考文献：

[1] 李 玉, 崔书琳, 赵泉华. 基于优化 RDD 分区的 Spark 并行 K-means 大尺度遥感图像分割 [J]. 控制与决策, 2024, 39 (5): 1612 - 1619.

- [2] 王晓宇, 刘宇航, 张 严. 基于融合和细化机制的光学遥感图像去云雾算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61 (4): 464–473.
- [3] HERBRETEAU S, KERVRANN C. A unified framework of nonlocal parametric methods for image denoising [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2025, 18 (1): 89–119.
- [4] 李云红, 于惠康, 马登飞, 等. 改进迁移学习的双分支卷积神经网络图像去雾 [J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50 (1): 30–38.
- [5] 张俊林, 石冬阳, 杨慧敏, 等. 基于受限光值与透射率修正的图像去雾算法 [J]. 红外技术, 2023, 45 (6): 613–621.
- [6] 李俊辉, 侯兴松. 基于伪监督注意力短期记忆与多尺度去伪影网络的图像分块压缩感知 [J]. 电子与信息学报, 2024, 46 (2): 472–480.
- [7] 黄 媛, 贺新光, 万义良. 联合超像素降维和后处理优化的高光谱图像分类方法 [J]. 遥感学报, 2024, 28 (2): 494–510.
- [8] 高路尧, 胡长虹, 肖树林. 基于超像素分割的图注意力网络的高光谱图像分类 [J]. 吉林大学学报 (理学版), 2024, 62 (2): 357–368.
- [9] 陈华腾, 刘 磊, 钱芸生, 等. 基于 Retinex 里双分量改进的微光图像增强方法 [J]. 应用光学, 2024, 45 (4): 819–827.
- [10] 赵 云, 朱鑫鑫, 桑苗苗, 等. 提高局部信噪比的单帧红外图像非均匀性校正方法 [J]. 电光与控制, 2023, 30 (10): 114–119.
- [11] 陈姿含, 张红云, 苗夺谦, 等. 深度融合频域和空间域特征的多粒度动态场景图像去模糊网络 [J]. 模式识别与人工智能, 2024, 37 (6): 557–569.
- [12] 杨光义, 薛若尧, 张若茜, 等. 基于 BP 神经网络的特征融合遥感图像阴影检测 [J]. 武汉大学学报 (工学版), 2023, 56 (6): 757–763.
- [13] 张远鹏, 陈鸿韬, 王伟娜. 基于非凸非光滑变分模型的灰度图像泊松噪声移除算法 [J]. 浙江大学学报 (理学版), 2023, 50 (2): 160–166.
- [14] 郭 娜, 黄 樱, 牛保宁, 等. 融合区域边缘特征的双重自适应图像水印算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2023, 50 (5): 118–131.
- [15] 徐德泉, 孔繁锦, 王 坤, 等. 频率分解双支特征提取的多光谱图像压缩网络 [J]. 中国激光, 2024, 51 (21): 264–271.
- [16] 吴健辉, 何 灿, 何俊康, 等. FSNet: 基于频率特性的烟雾图像分割网络 [J]. 控制理论与应用, 2023, 40 (4): 702–712.
- [17] 高小雨, 白静远, 黄扬智, 等. 基于快速三因子分解和稀疏正则化的高光谱图像去噪 [J]. 光子学报, 2023, 52 (4): 137–155.
- [18] 刘 以, 邱军海, 张嘉星, 等. 基于权衡因子和多维空间度量的高鲁棒性图像分割算法 [J]. 图学学报, 2024, 45 (3): 482–494.
- [19] 石冬阳, 黄 胜, 刘焕淋, 等. 具有透射率先验与亮度感知的图像去雾算法 [J]. 红外与激光工程, 2024, 53 (7): 279–292.
- [20] 孙景荣, 陈哲哲, 王健凯, 等. 结合图像纹理的自适应透射率修正去雾算法 [J]. 数据采集与处理, 2024, 39 (2): 395–405.
- [21] 黄 鹤, 李战一, 胡凯益, 等. 融合大气光值一图估计的无人机航拍图像去雾 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2023, 55 (5): 88–97.
- [22] 蒋雨辰, 衣文索, 李东旭, 等. 基于小波分析的多普勒测风激光雷达信号去噪研究 [J]. 光通信技术, 2023, 47 (2): 17–22.
- [23] 徐 妍, 周 杰, 赵伶俐, 等. SAR 影像与对抗学习融合下的可见光影像云雾去除 [J]. 测绘科学, 2024, 49 (4): 92–102.
- [24] 周艺腾, 唐 鑫, 金路超. 基于自适应 MSB 可逆信息隐藏的图像云数据密文安全去重机制 [J]. 计算机科学, 2024, 51 (12): 352–360.

(上接第 292 页)

- [11] 李梦丽. 宽负载范围高效率升压型 DC-DC 转换器设计技术研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2024.
- [12] 刘鑫磊, 张 犁, 刘 洪. 升压型功率因数校正变换器的改进线性自抗扰电压环控制 [J]. 电网技术, 2023, 47 (12): 5238–5247.
- [13] 程红丽, 贾龙飞. Buck 变换器的数字电流滞环控制策略的改进 [J]. 电子科技大学学报, 2017, 46 (6): 812–818.
- [14] 骆 娇. 电动汽车充放电系统及其控制策略研究 [D]. 株洲: 湖南工业大学, 2021.
- [15] 杨 楠. 锂电池混合模式开关充电电路设计 [D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
- [16] 刘 戡. 基于双通道控制的电动汽车恒压无线充电技术 [D]. 西安: 西安理工大学, 2024.
- [17] 韦泓池. 充电无人机 IPT 系统恒流恒压输出研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2024.
- [18] 王国雨. 可自动恒流—恒压切换的三线圈电池无线充电系统 [D]. 南京: 东南大学, 2021.
- [19] 秦铭君. 锂离子电池多目标脉冲充电策略的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2024.
- [20] 任 静. 考虑电池模型精度的插电式混合动力汽车能量管理预测控制 [D]. 福州: 福州大学, 2020.