

激光雷达稀疏图像的残差通道注意力机制 复原重建方法研究*

严伟^{1,2} 杨韬^{1,2} 吴志祥^{1,2} 刘岩¹ 胡淑姬³ 王春勇^{1,2} 来建成^{1,2} 李振华^{1,2}

(1. 南京理工大学物理学院 南京 210094; 2. 江苏省半导体器件光电混合集成工程研究中心 南京 210094;

3. 北方导航控制技术股份有限公司 北京 102600)

摘要:稀疏采样与图像复原相结合不但可以压缩数据容量,而且还可以提高成像速度,对于发展高分辨率激光雷达成像技术具有重要意义。为了改善稀疏采样图像的复原效果,本文设计了一种新的残差通道注意力机制网络块,并将残差通道注意力机制引入到基于压缩感知迭代软阈值方法的深度展开网络中,抑制图像复原重建中因缺失高频信息而导致的模糊现象,形成了一种新的激光雷达稀疏采样图像的复原重建方法。该方法结合了传统压缩感知重建方法和神经网络方法的优势,与传统压缩感知重建方法相比,具有更快的重建速度;与现有神经网络方法相比,增强了结构洞察力,改进了重建图像模糊问题。以Middlebury Stereo Data 2006为测试数据集的验证计算表明,本文提出的方法与SDA、ReconNet、TVAL3、D-AMP和IRCNN等方法相比不但具有更好的图像重建质量,而且具有较高的计算效率;当稀疏采样比率为25%时,复原后图像的峰值信噪比要比其他方法高1.6 dB以上,是一种综合性能较理想的激光雷达稀疏图像复原方法。

关键词:激光雷达;图像复原;稀疏图像;注意力机制;残差通道

中图分类号: TN958.98

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.20

Research on sparse image restoration and reconstruction method of LiDAR based on residual channel attention block

Yan Wei^{1,2} Yang Tao^{1,2} Wu Zhixiang^{1,2} Liu Yan¹ Hu Shuji³

Wang Chunyong^{1,2} Lai Jiancheng^{1,2} Li Zhenhua^{1,2}

(1. School of Physics, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. Jiangsu Semiconductor Device Optoelectronic Hybrid Integration Engineering Research Center, Nanjing 210094, China;

3. North Navigation Control Technology Co., Ltd, Beijing 102600, China)

Abstract: The combination of sparse sampling and image restoration can not only compress data capacity, but also improve imaging speed, which is of great significance for the development of high-resolution LiDAR imaging technology. In order to improve the restoration effect of sparse sampled images, a new residual channel attention network block was designed in the paper, and the residual channel attention block was introduced into a deep unfolding network based on compressed sensing iterative soft threshold method to suppress the blurring phenomenon caused by the loss of high-frequency information in image restoration and reconstruction, forming a new method for the restoration and reconstruction of sparse sampled LiDAR images. This method combines the advantages of traditional compressed sensing reconstruction methods and neural network methods, and has a faster reconstruction speed compared to traditional compressed sensing reconstruction methods. Compared with existing neural network methods, it enhances structural insight and improves the problem of image blur in reconstruction. The validation calculations using Middlebury Stereo Data 2006 as the test dataset show that our method not only has better image reconstruction quality compared to SDA, ReconNet, TVAL3, D-AMP, and IRCNN methods, but also has higher computational efficiency; When the sparse sampling ratio is 25%, the peak signal-to-noise ratio (PSNR) of the restored image is more than 1.6 dB higher than other methods, making it an ideal method for restoring sparse LiDAR images with good overall performance.

Keywords: LiDAR; image restoration; sparse image; attention mechanism; residual channel

0 引言

高分辨率快速成像一直是新型激光雷达技术发展的重要方向。扫描速度一定的前提下,高帧频与高分辨率是一对不可调和的矛盾,因此扫描速度的硬件限制直接制约了激光雷达高分辨率快速成像技术的发展。压缩感知理论^[1-2]的出现为缓解这个问题提供了新的思路——通过稀疏采样实现快速成像^[3-4],在此基础上再通过图像复原重建获得高分辨率图像,从后数据处理的角度巧妙化解了高帧频与高分辨的相互制约问题。2006 年, Candes 和 Donoho 提出了压缩感知的概念^[5],为突破奈奎斯特采样定理的限制^[6],在降低采样频率的同时获得高分辨率信号提供了新思路;2012 年, Sun 等^[7]提出了一种改进的正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法,其利用稀疏自适应匹配追踪(sparsity adaptive matching pursuit, SAMP)算法的稀疏自适应的优点,引入回溯方法降低复杂度,称为压缩采样稀疏自适应匹配追踪(compressive sparsity adaptive matching pursuit, CSAMP)算法;2013 年, Bi 等^[8]为了解决重建算法需已知信号稀疏度的问题,提出了一种改进的稀疏度自适应匹配追踪算法,即变步长分段自适应匹配追踪(variable step size stagewise adaptive matching pursuit, VSSAMP)算法,该算法可以在不同阶段使用不同的步长自适应地进行最优匹配;2019 年, An 等^[9]将压缩感知技术用于激光雷达目标回波信号的测量中,通过该方法实现了目标场景强度图和深度图的重建,降低了激光雷达三维成像的脉宽限制;2020 年, 陈美玲等^[10]针对压缩图像重建过程中的重构效果不理想和耗时较长的问题,提出了一种基于正交基压缩感知的激光雷达图像重构方法,该方法能够根据图像纹理复杂度选取最佳采样频率进行观测采样,有效提升了图像的重构效果;2023 年, Zhang 等^[11]将平滑 10 范数近似(smoothed 10, SLO)系列算法的思想和引入维纳滤波器的分块压缩感知(block compressed sensing with smooth projected landweber, BCS-SPL)算法相结合,提出了一种全新的引入共轭梯度平滑 10 范数的分块压缩感知(block compressed sensing with conjugate gradient smoothed 10, BCS-CGSLO),该算法能够有效消除重建算法的块效应,提升重建精度;2024 年, 何志同等^[12]在传统激光超声合成孔径聚焦技术的基础上引入了压缩感知理论,提出了一种新的激光超声无损检测方法,有效提升了检测效率。上述传统方法均以结构化的稀疏性作为先验,以迭代的方式求解稀疏正则化优化问题,具有很强的收敛性,但是计算复杂度很高。为此,近年来基于神经网络学习的方法被提出用于图像压缩感知的求解,例如,2015 年, Mousavi 等^[13]提出使用堆叠去噪自编码器(stacked

denoising autoencoder, SDA)来捕获特定信号不同元素间的关联性,通过全连接网络完成原始数据重建的算法,大大缩短了算法运行时间;2017 年, Yao 等^[14]提出了深度残差重建网络(deep residual reconstruction network, DR²-Net)算法,利用全连接层实现了线性映射网络,在图像的重建速度和质量上都得到了一定的提高;2019 年, Shi 等^[15]提出了一种基于卷积神经网络的图像重建算法(compressed sensing framework using convolutional neural network, CSNet),该方法从网络训练学习中获得采样矩阵,在采样中能尽可能多地保留原始场景的信息,从而提升重建效果;2023 年, 付相等^[16]提出了一种基于多尺度注意力级联卷积神经网络的去噪算法,该算法能够实现图像的特征提取,有助于恢复图像中的细节信息;2024 年, 孙虎等^[17]提出了一种补全观测稀疏信息的多引导结构感知网络模型,该模型通过融合彩色图像,能够准确地获得场景的稠密深度信息,有利于提升感知任务的效果。上述基于神经网络的重建方法虽然具有重建速度快的优势,但缺少传统重建方法的结构洞察力,大部分算法均存在因高频信息缺失而导致重建图像模糊的问题。

针对上述现有研究中存在的问题,本文将残差通道注意力机制引入到基于压缩感知迭代软阈值方法的深度展开网络中,抑制图像复原重建中因缺失高频信息而导致的模糊问题,发展了一种新的激光雷达稀疏采样图像的复原重建方法。

1 模型与算法

通过将残差通道注意力机制引入到压缩感知迭代软阈值方法的深度展开网络中,巧妙实现了传统压缩感知重建方法与神经网络重建方法的融合,能够在重建过程中发挥各自的优势。具体做法是将传统的压缩感知迭代软阈值方法的迭代过程转化为由 9 个迭代模块组成的深度神经网络,使得重建速度大幅提升;在此基础上,引入残差通道注意力机制网络块,抑制稀疏图像重建过程中因缺失高频信息而导致的模糊问题,提升重建效果。如图 1 所示,激光雷达以 $(0, 1)$ 分布的高斯随机矩阵 Φ 为观测矩阵对目标实际场景进行稀疏采样成像,将稀疏图像进行一维化表示,得到测量值 y ; 然后进行复原计算,得到一维化表示的复原图像;最后,将一维化表示的复原图像恢复成二维图像。

首先初始化 $x^{(0)}$, 接着经过由 9 个迭代模块组成的深度神经网络, $x^{(k)}$ ($1 \leq k \leq 9$) 为第 k 个迭代模块的输出结果。每一个迭代模块的结构是相同的,其本质是以神经网络的形式完成软阈值迭代计算。以迭代模块 k ($1 \leq k \leq 9$) 为例,其结构如图 2 所示。

首先,经由式(1)得到迭代结果 r 。

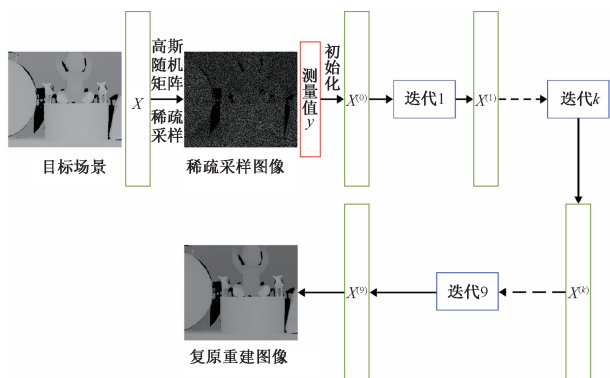


图 1 基于残差通道注意力机制的激光雷达稀疏图像复原重建方法原理框图

Fig. 1 The schematic diagram of a laser radar sparse image restoration and reconstruction method based on residual channel attention block

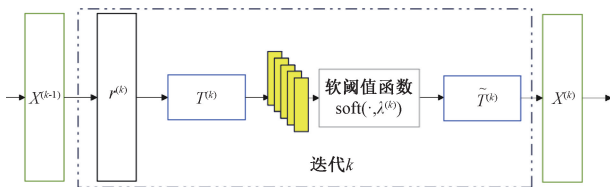


图 2 神经网络形式的软阈值迭代模块 k 的内部结构图

Fig. 2 Internal structure diagram of soft threshold iteration module k in the form of neural network

$$r^{(k)} = x^{(k-1)} - \rho \Phi(\Phi x^{(k-1)} - y) \quad (1)$$

式中: x 为原始信号, y 为观测结果, r 为迭代结果, k 为迭代索引, ρ 为迭代步长, Φ 为观测矩阵。将得到的 $r^{(k)}$ 进入 $T^{(k)}$ 模块, $T^{(k)}$ 模块的结构如图 3 所示。

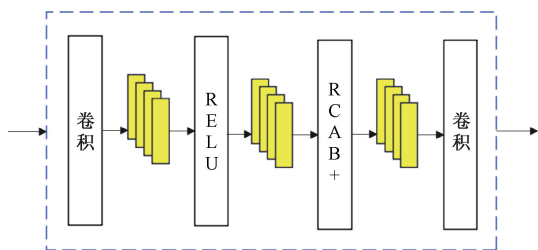


图 3 $T^{(k)}$ 模块内部结构图

Fig. 3 Internal structure diagram of $T^{(k)}$ module

$T^{(k)}$ 模块的作用有两个:一是使用两个卷积层和一个激活函数线性整流函数 (rectified linear unit, ReLU) 作为非线性变换函数来表示迭代过程中的稀疏基矩阵 Ψ^{-1} , 迭代过程的表达式如式 (2) 所示, 使得 Ψ^{-1} 可以通过训练得到最佳表示;二是利用基于残差通道注意力机制的网络块 (residual channel attention block, RCAB+) 赋予通道不同的权重, 使神经网络更加关注具有更多高频信息

的通道, 缓解因重建图像缺失高频信息而导致的模糊问题, RCAB+ 的结构图如图 4 所示。

$$x^{(k)} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|x - r_2^{(k)}\|_2^2 + \lambda \|\Psi^{-1}x\|_1 \quad (2)$$

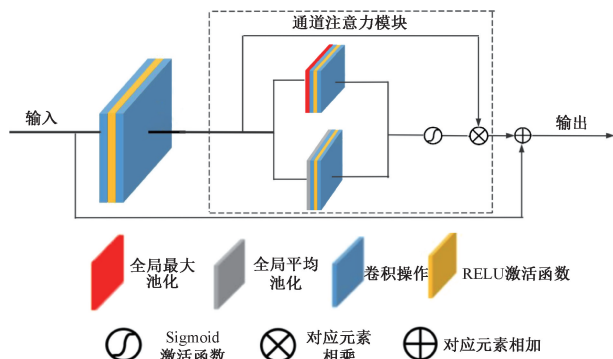


图 4 基于残差通道注意力机制的网络块 (RCAB+) 结构图

Fig. 4 The network structure diagram based on RCAB+

经过 $T^{(k)}$ 模块后, 再使用软阈值函数求解式 (2), 得到 $T^{(k)}(x^{(k)}) = \operatorname{soft}(T^{(k)}(r^{(k)}), \lambda^{(k)})$, 为了得到 $x^{(k)}$, 需要再经过一个 $T^{(k)}$ 的逆变换 $\tilde{T}^{(k)}$, 因此, 经过迭代模块 $k (1 \leq k \leq 9)$ 后的 $x^{(k)}$ 结果为: $x^{(k)} = \tilde{T}^{(k)}(\operatorname{soft}(T^{(k)}(r^{(k)}), \lambda^{(k)}))$ 。最终, 经过迭代模块 9 后, 得到的 $x^{(9)}$ 即为复原图像的一维化表示, 将其恢复为二维图像, 即可得到重建方法重建的复原图像。上述计算过程中, $T^{(k)}$ 、 $\tilde{T}^{(k)}$ 和 $r^{(k)}$ 中的 $\rho^{(k)}$ 、 $\lambda^{(k)}$ 都是可学习的, 在每一轮网络训练过程中变化, 最终通过一定轮次的训练得到最佳表示。

2 模型的训练

以 Middlebury Stereo Data 2001、2003 和 2005 为训练数据集, 按照压缩感知网络训练的常用做法, 首先从训练数据集中的每个图像的亮度分量中提取 978 个 33×33 的子图像, 生成训练数据对 $\{(y_i, x_i)\} (i = 1, 2, \dots, 978)$, 使用 Adam 优化器优化训练, 网络学习率为 0.000 1, 网络训练轮次为 230 轮, 批尺寸为 64, 稀疏采样率分别为 1%、4%、10%、25%、40% 和 50%, 每个采样率的网络训练约需 12 h, 使用 Pytorch 完成不同采样率的网络训练。

针对训练设计的损失函数为:

$$L = \frac{1}{N_b N} \sum_{i=1}^{N_b} \|x_i^{(9)} - x_i\|_2^2 \quad (3)$$

式中: N_b 为训练数据集中的图像个数, 值为 978; N 为训练数据集中每幅图像的尺寸, 即 1089 ; $x_i^{(9)}$ 为训练数据集中第 i 幅图像重建后的输出结果, 即复原图像的一维

化表示, x_i 为第 i 幅图像样本的一维化表示。

使用损失函数来评价网络的训练效果, 损失函数越小, 则说明复原图像和原始图像越接近, $T^{(k)}$ 、 $\tilde{T}^{(k)}$ 、 $\rho^{(k)}$ 和 $\lambda^{(k)}$ 的学习效果越好, 经过 230 轮的网络训练后, 将 $T^{(k)}$ 、 $\tilde{T}^{(k)}$ 、 $\rho^{(k)}$ 和 $\lambda^{(k)}$ 的学习结果应用于测试。方法执行的硬件条件为: CPU 产品型号为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i9-12900KF, 频率为 4.60 GHz; GPU 产品型号为 NVIDIA GeForce RTX 3080 Ti; 软件版本信息为: 3.8.5 版本 Python、1.7.1 版本 Pytorch。

3 算法的效果验证与分析讨论

基于 RCAB+模块的重建算法的复原对象是激光雷达稀疏采样的深度图像, 为此使用领域中广泛用于算法评估的 Middlebury Stereo Data 2006 数据集^[18]作为测试集。图 5 给出了 Middlebury Stereo Data 2006 测试集中

的原图像。图 6 给出了 Aloe 图像在不同采样率下的稀疏图像和重建效果对比。

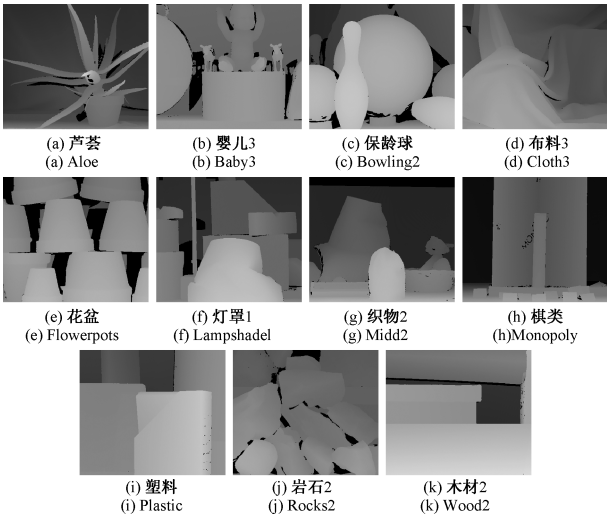


图 5 Middlebury Stereo Data 2006 测试集原始图像
Fig. 5 The images of the Middlebury Stereo Data 2006 test set

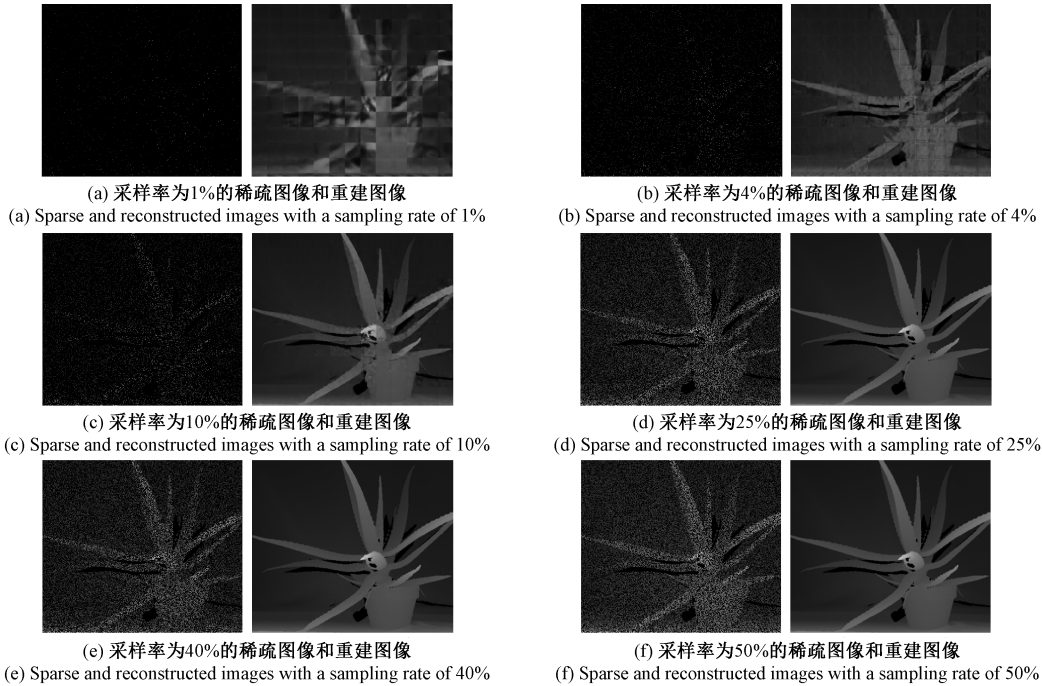


图 6 Aloe 在不同采样率下的稀疏图像和重建图像
Fig. 6 Sparse and reconstructed images of Aloe at different sampling rates

从图 6 中的结果可以看出, 随着采样率的增加, Aloe 图像的重建效果稳步提升。当采样率为 1% 时, 重建图像只能展现场景的大体轮廓, 像素感强, 无法辨认图像具体细节; 采样率为 4% 时, 部分图像已经能够很好地展示图像内容, 但细节部分依然表现不佳; 采样率为 10% 时, 重建图像的细节部分也有较好的复现; 采样率为 25% 时, 重建图像细腻程度进一步提升, 除少数像素点表现不佳外,

已相当接近原图像; 当采样率为 40% 和 50% 时, 重建图像在视觉效果上已经与原图像基本一致了。此项研究对图 5 中的其他 10 个数据集中的图像均做了稀疏采样与重建, 其中部分图像的在 25% 采样率下的重建图像如图 7 所示, 所有图像在 4%~50% 采样率下重建结果的定量评估如表 1 所示。

由图 7 和表 1 中的结果可知, 随着原始图像稀疏采

表 1 Middlebury Stereo Data 2006 数据集下图像
复原质量的定量评估结果

Table 1 Quantitative evaluation results of image restoration quality on the Middlebury Stereo Data 2006 dataset			
Test image	Sampling rate/%	PSNR/dB	SSIM
Aloe	4	25. 19	0. 759 2
	25	39. 65	0. 979 8
	50	47. 12	0. 991 8
Baby3	4	26. 03	0. 820 8
	25	39. 19	0. 976 9
	50	46. 90	0. 991 0
Bowling2	4	26. 27	0. 847 0
	25	40. 76	0. 983 4
	50	47. 67	0. 992 5
Cloth3	4	32. 20	0. 913 7
	25	45. 22	0. 986 6
	50	50. 47	0. 993 1
Flowerpots	4	26. 97	0. 821 3
	25	43. 45	0. 984 3
	50	50. 10	0. 992 7
Lampshade1	4	29. 40	0. 871 3
	25	44. 39	0. 986 4
	50	51. 21	0. 994 6
Midd2	4	29. 36	0. 830 4
	25	42. 30	0. 982 9
	50	48. 35	0. 991 1
Monopoly	4	29. 22	0. 846 2
	25	43. 81	0. 985 3
	50	49. 65	0. 992 5
Plastic	4	31. 98	0. 915 5
	25	45. 78	0. 987 3
	50	51. 51	0. 994 6
Rocks2	4	27. 04	0. 842 6
	25	42. 22	0. 984 2
	50	47. 43	0. 990 5
Wood2	4	30. 66	0. 904 2
	25	42. 47	0. 985 5
	50	50. 56	0. 994 6
Average result	4	28. 58	0. 852 0
	25	42. 66	0. 983 9
	50	49. 18	0. 992 6

样率的提升,重建图像的峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR) 和结构相似度(structural similarity, SSIM) 均呈上升趋势,当采样率在 25% 以上时,重建图像在视觉效果上已经与原始图像没有明显差异,PSNR 约为 40 dB 左右,且 SSIM 均在 0. 97 以上。此外,本文提出的算法具有良好的适用性,对于数据集中的所有场景均有较高的复原质量。接下来将该算法的复原效果与其他主流算法进行对比,目前最具代表性的算法分别有 SDA、重建网络算法^[19](reconstruction network, ReconNet)、全变分增广拉格朗日算法^[20](total variation augmented lagrangian,

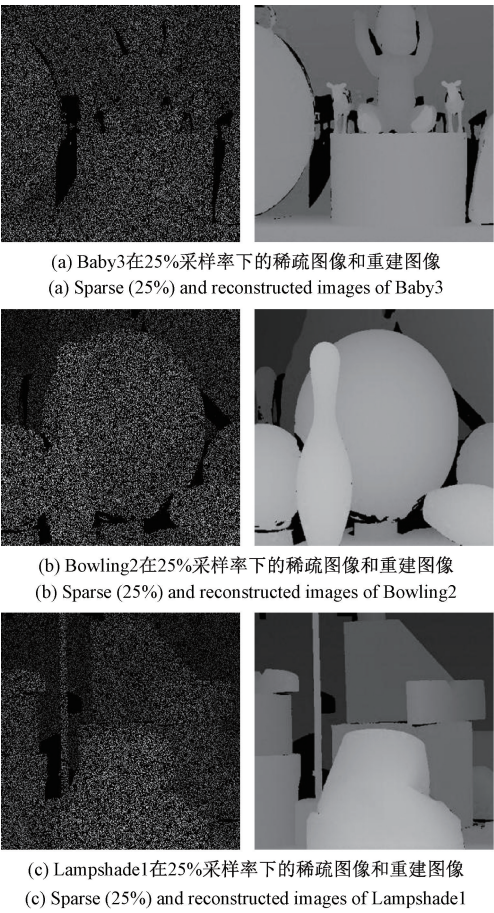


图 7 其他部分图像在 25% 采样率下的稀疏图像和重建图像
Fig. 7 Some other sparse and reconstructed images
at a sampling rate of 25%

TVAL3)、去噪近似消息传递算法^[21](denoising based approximate message passing, D-AMP) 和图像复原卷积神经网络算法^[22](image restoration convolutional neural network, IRCNN)。为了体现本文所述方法在重建效果上的优越性,表 2 将利用此方法复原后图像的 PSNR 与目前具有代表性的其他 5 种压缩感知重建方法进行了定量比较,图 8 给出不同算法所复原图像的峰值信噪比随稀疏采样比率的变化规律。

表 2 不同方法重建效果(PSNR/dB) 对比表

Table 2 Comparison of reconstruction effects (PSNR/dB) using different methods						
Methods	Sampling rate					
	1%	4%	10%	25%	40%	50%
SDA ^[13]	22. 66	26. 85	30. 46	33. 50	36. 83	41. 05
ReconNet ^[19]	22. 63	27. 53	32. 18	36. 21	42. 89	43. 60
TVAL3 ^[20]	21. 93	25. 02	30. 81	37. 47	43. 04	45. 55
D-AMP ^[21]	10. 75	23. 43	30. 27	38. 18	44. 78	46. 28
IRCNN ^[22]	13. 24	24. 55	32. 01	41. 02	45. 15	48. 09
Our method	22. 87	28. 58	33. 76	42. 66	47. 16	49. 18

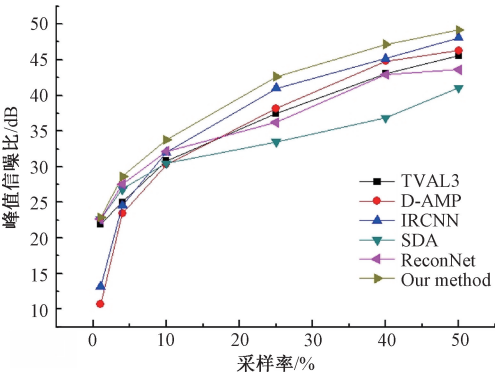


图 8 不同方法的 PSNR 折线对比图

Fig. 8 Comparison of PSNR lines using different methods

由图 8 和表 2 中的结果可知,随着图像稀疏采样率的增加,不同算法的 PSNR 曲线均为单调递增曲线。其中,D-AMP 和 IRCNN 算法在采样率较低时的重建效果明显低于其他算法,而本文提出算法在不同采样率下的 PSNR 值均高于其他算法,在 25%采样率时 PSNR 提升了 1.64 ~9.16 dB。

接下来对残差通道注意力机制网络块的有效性进行消融实验验证,文中以相同的参数对同一稀疏图像进行了重建。以 25%采样率的 Cloth3 图像为例,是否引入注意力机制的重建效果对比如图 9 所示,具体重建效果参数对比如表 3 所示。

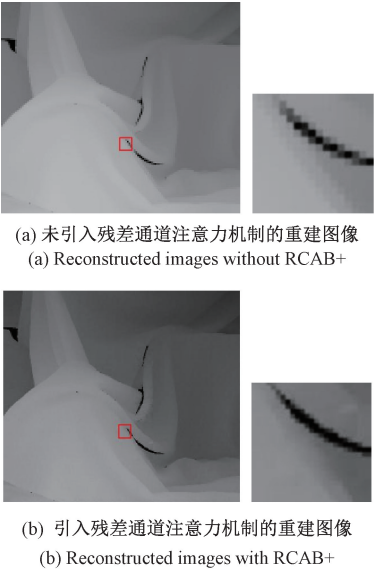


图 9 Cloth3 引入残差通道注意力机制前后的重建效果对比
Fig. 9 Comparison of reconstruction effects with or without RCAB+ (taking Cloth3 as an example)

由图 9 和表 3 中的结果可知,在引入残差注意力通道之后,重建模型能够恢复更多的高频信息,重建图像的清晰度更高,在不同采样率下的 PSNR 值都有明显提升,

尤其是在采样率相对较低的情形提升更为明显。为了进一步说明本文所述方法在重建效率上的优越性,表 4 给出了该方法与目前具有代表性的 5 种压缩感知重建方法在耗费计算时间上的定量比较。

表 3 残差通道注意力机制网络块的消融实验结果 (PSNR/dB)

Methods	Sampling rate					
	1%	4%	10%	25%	40%	50%
Without RCAB+	11.22	25.28	31.31	39.09	45.02	46.46
With RCAB+	22.87	28.58	33.76	42.66	47.16	49.18

表 4 不同方法计算耗时 (Run time/s) 对比表

Table 4 Comparison of run time (s) using different methods			
Methods	CPU run time/s	GPU run time/s	Total/s
SDA ^[13]	—	0.01	0.01
ReconNet ^[19]	—	0.03	0.03
TVAL3 ^[20]	4.14	—	4.14
D-AMP ^[21]	55.31	—	55.31
IRCNN ^[22]	—	70.32	70.32
Our method	2.46	0.09	2.55

由表 4 中的结果可知,本文提出算法的计算耗时约为 2.6 s,稍慢于 SDA 与 ReconNet 算法,略快于 TVAL3 算法,远优于 D-AMP 和 IRCNN 算法。由此可知,基于 RCAB+ 的激光雷达稀疏图像复原重建算法不但在不同稀疏采样率均有相对较好的信噪比,同时又具有相对较高的计算效率,可以满足较高的实时性需求。

4 结 论

本文针对现有神经网络稀疏采样图像复原方法存在高频缺失引起的模糊问题,设计了一种更关注高频信息的基于残差通道注意力机制的网络块 (RCAB+),并将其应用到压缩感知迭代软阈值方法的深度展开网络中,抑制图像复原重建中因缺失高频信息而导致的模糊现象,形成了一种新的激光雷达稀疏采样图像的复原重建方法。该方法结合了传统重建方法和神经网络重建方法的优势,令每一层网络对应于传统重建方法的一次迭代运算,具有物理原理清晰、重建速度快,图像复原效果好等突出优势,是一种综合性能较好的图像复原重建方法。

参考文献

[1] 侯保军,田金鹏,杨洁,等. 基于多通道采样和注意力重构的图像压缩感知[J]. 电子测量技术, 2022, 45(16): 102-108.

- HOU B J, TIAN J P, YANG J, et al. Image compressive sensing based on multi-channel sampling and attention reconstruction [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(16): 102-108.
- [2] 周牧, 胡钟尹, 王勇, 等. 基于压缩感知的快速纠缠光量子成像方法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(9): 135-143.
- ZHOU M, HU ZH Y, WANG Y, et al. Fast entangled optical quantum imaging method based on compresses sensing [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(9): 135-143.
- [3] 吕申龙, 时东锋, 胡顺星. 基于稀疏采样技术的激光雷达三维成像方法研究[J]. *量子电子学报*, 2018, 35(1): 95-101.
- LYU SH L, SHI D F, HU SH X. Three-dimensional imaging method of lidar based on sparse sampling technique [J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2018, 35(1): 95-101.
- [4] ZOVATHI O, PALFFY B, JANKO Z, et al. ST-DepthNet: A spatio-temporal deep network for depth completion using a single non-repetitive circular scanning Lidar [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(6): 3270-3277.
- [5] MOVAFEGHI A, MIRZAPOUR M, YAHAGHI E. Defect detection enhancement using Gaussian sparse models [J]. *Applied Radiation and Isotopes*, 2024, 204: 111142.
- [6] 高明明, 边廷玥, 南敬昌, 等. 压缩感知在分段式双反馈预失真器的模型简化研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(2): 211-218.
- GAO M M, BIAN T Y, NAN J CH, et al. Research on model simplification of compresses sensing in segmented dual feedback predistorer [J]. *Chinese Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(2): 211-218.
- [7] SUN G L, ZHOU Y H, WANG ZH H, et al. Sparsity adaptive compressive sampling matching pursuit algorithm based on compressive sensing[J]. *Journal of Computational Information Systems*, 2012, 7(4): 2883-2890.
- [8] BI X, CHEN X D, ZHANG Y, et al. Variable step size stagewise adaptive matching pursuit algorithm for image compressed sensing [C]. 2013 IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing, 2013: 1-4.
- [9] AN Y L, ZHANG Y M, GUO H C, et al. Compressive sensing-based three-dimensional laser imaging with dual illumination[J]. *IEEE Access*, 2019, 7(1): 25708-25717.
- [10] 陈美玲, 张云, 朱铝芬, 等. 基于正交基压缩感知的激光雷达遥感图像重构研究[J]. *激光杂志*, 2020, 41(5): 105-108.
- CHEN M L, ZHANG Y, ZHU L F, et al. Research on lidar remote sensing image reconstruction based on orthogonal basis compression[J]. *Laser Journal*, 2020, 41(5): 105-108.
- [11] ZHANG Y T, CHEN X M, ZENG C, et al. Compressed imaging reconstruction based on block compressed sensing with conjugate gradient smoothed l_0 norm [J]. *Sensors*, 2023, 23(10): 4870.
- [12] 何志同, 应恺宁, 戴鹭楠, 等. 基于压缩感知的快速激光超声合成孔径聚焦技术[J]. *中国激光*, 2024, DOI: 10.3788/CJL230711, 51(2): 0201004.
- HE ZH T, YING K N, DAI L N, et al. Fast laser ultrasonic synthetic aperture focusing technology based on compressed sensing [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2024, 51(2): 0201004.
- [13] MOUSAVI A, PATEL A B, BARANIUK R G. A deep learning approach to structured signal recovery[C]. 53rd Annual Allerton Conference on Communication, Control, and computing (Allerton), 2015: 1336-1343.
- [14] YAO H T, DAI F, ZHANG S L, et al. DR²-Net: Deep residual reconstruction network for image compressive sensing [J]. *Neurocomputing*, 2019, 359(1): 483-493.
- [15] SHI W Z, JIANG F, LIU S H, et al. Image compressed sensing using convolutional neural network [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 29(1): 375-388.
- [16] 付相为, 单慧琳, 吕宗奎, 等. 基于深度学习的合成孔径雷达图像去噪算法[J]. *光学学报*, 2023, 43(6): 196-206.
- FU X W, SHAN H L, LYU Z K, et al. Synthetic aperture radar image denoising algorithm based on deep learning [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(6): 196-206.
- [17] 孙虎, 金宇强, 张文安, 等. 基于多引导结构感知网络的深度补全[J]. *控制与决策*, 2024, 39(2): 401-410.
- SUN H, JIN Y Q, ZHANG W AN, et al. Depth completion method based on multi-guided structure-aware networks [J]. *Control and Decision*, 2024, 39(2): 401-410.
- [18] LOHIT S, KULKARNI K, KERVICHE R, et al. Convolutional neural networks for noniterative reconstruction of compressively sensed images[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2018, 4(3): 326-340.
- [19] KULKARNI K, LOHIT S, TURAGA P, et al. ReconNet: Non-iterative reconstruction of images from compressively sensed measurements [C]. 2016 IEEE Conference on

Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 449-458.

[20] LI C B, YIN W T, JIANG H, et al. An efficient augmented lagrangian method with applications to total variation minimization [J]. Computational Optimization and Applications, 2013, 56(3): 507-530.

[21] METZLER C A, MALEKI A, BARANIUK R G. From denoising to compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2016, 62(9): 5117-5144.

[22] ZHANG K, ZUO W M, GU S H, et al. Learning deep CNN denoiser prior for image restoration[C]. 30th IEEE CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017:3929-3938.

作者简介



严伟, 2000 年于南京理工大学获得学士学位, 2004 年于南京理工大学获得硕士学位, 现为南京理工大学物理学院讲师, 主要研究方向为激光探测与定位仪器。

E-mail: yanwei@njust. edu. cn

Yan Wei received his B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2000, M. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2004, respectively. Now he is a lecturer in Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include

laser detection and positioning instruments.



杨韬, 2015 年于南京理工大学获得学士学位, 2024 年于南京理工大学获得博士学位, 现为南京理工大学物理学院博士后, 主要研究方向为激光测量与信息感知。

E-mail: yangtao_NUST@njust. edu. cn

Yang Tao received his B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2015, Ph. D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2024, respectively. Now he is a post Ph. D. candidate in Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include laser measurement and information perception.



来建成(通信作者), 2000 年于南京理工大学获得学士学位, 2006 年于南京理工大学获得博士学位, 现为南京理工大学物理学院教授, 主要研究方向为激光探测技术。

E-mail: laijiancheng@njust. edu. cn

Lai Jiancheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2000, Ph. D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2006, respectively. Now he is a professor in Nanjing University of Science and Technology. His main research interest includes laser detection technology.