

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2026)06-1875-22

论文引用格式: Jin W S, Li J and Gao X B. 2026. Mamba-based image restoration: a comprehensive survey. Journal of Image and Graphics, 31(6): 1875-1896(金吴帅, 李洁, 高新波. 2026. 基于 Mamba 的图像恢复方法综述. 中国图象图形学报, 31(6): 1875-1896)[DOI: 10.11834/jig.260111]

基于 Mamba 的图像恢复方法综述

金吴帅, 李洁, 高新波*

西安电子科技大学工程学院, 西安 710071

摘要: 图像恢复旨在从受退化因素影响的低质量图像中恢复高质量图像, 是计算机视觉领域的核心底层任务。深度学习方法经历了从卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)到视觉 Transformer 再到状态空间模型(state space model, SSM)的范式演进。选择性状态空间模型 Mamba 凭借全局感受野与线性计算复杂度的双重优势, 已成为图像恢复领域极具潜力的新型骨干网络。本文对基于 Mamba 的图像恢复方法进行系统性的综述。1) 技术层面, 本文深入分析交叉扫描、全向选择性扫描、嵌套 S 形扫描和希尔伯特扫描等二维扫描策略在方向覆盖度、局部性保持、路径连续性与计算开销之间的性能-效率权衡关系, 探讨多方向扫描、基于注意力状态方程(attentive state equation, ASE)的非因果注意力机制、双向扫描等针对 Mamba 因果性限制的多种解决方案, 并在此基础上提出涵盖扫描策略、非因果信息注入、局部建模补偿和先验知识融合 4 个核心设计轴的统一分析框架, 揭示不同方法之间的内在联系与设计权衡。2) 方法层面, 本文按任务类型系统梳理现有工作, 涵盖通用图像恢复、超分辨率、去噪、去模糊、去雨去雾、低照度增强以及遥感高光谱处理和视频恢复等方向, 归纳出纯 Mamba 主干、CNN/Transformer-Mamba 混合、U-Net 中嵌入 Mamba、频域增强 Mamba、轻量化 Mamba 及扩散模型融合 Mamba 六大架构范式, 并分析各范式的适用场景与技术特点。3) 评估层面, 本文汇总各子任务常用基准数据集, 建立涵盖全参考指标、无参考指标及模型效率指标的多维评估体系, 并给出不同恢复任务的指标选择建议。最后, 本文针对扫描策略理论指导缺失、硬件加速生态尚不成熟、合成一真实域泛化能力不足、轻量化边缘部署困难等核心挑战展开讨论, 并展望未来研究方向, 旨在为研究者提供全面、深入的参考, 推动基于 Mamba 的图像恢复技术的进一步发展。

关键词: 图像恢复; Mamba; 状态空间模型(SSM); 选择性状态空间模型; 深度学习; 图像超分辨率; 图像去噪

Mamba-based image restoration: a comprehensive survey

Jin Wushuai, Li Jie, Gao Xinbo*

School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China

Abstract: Image restoration aims to recover high-quality images from observations that are degraded by various factors, such as sensor noise, optical blur, spatial downsampling, atmospheric scattering, and insufficient illumination. As a fundamental low-level task in computer vision, it directly underpins the performance of downstream high-level tasks, including object detection, semantic segmentation, and scene understanding. It also exhibits significant practical value in medical imaging, remote sensing interpretation, surveillance, and consumer photography. The field has witnessed a clear paradigm evolution driven by the inherent tension between global modeling capability and computational efficiency. Convolutional

收稿日期: 2026-02-28; 修回日期: 2026-03-16; 预印本日期: 2026-03-23

* 通信作者: 高新波 xbgao@mail.xidian.edu.cn

基金项目: 新一代人工智能国家科技重大专项(2025ZD0123601); 国家自然科学基金项目(U25A20531)

Supported by: New Generation Artificial Intelligence—National Science and Technology Major Project(2025ZD0123601); National Natural Science Foundation of China(U25A20531)

tional neural networks (CNNs), exemplified by enhanced deep super-resolution networks and residual channel attention networks, offer efficient local feature extraction with translational equivariance but suffer from limited receptive fields that hinder long-range dependency modeling. Vision Transformers, represented by SwinIR, Restormer, and HAT, capture the global context through self-attention but incur quadratic computational complexity that becomes prohibitive for high-resolution input. The selective state-space model called Mamba, which was introduced in late 2023, resolves this fundamental contradiction by extending classical linear time-invariant state-space models (SSMs) into linear time-variant systems through an input-dependent selection mechanism, achieving a global receptive field with linear computational complexity. Following the pioneering cross-scan module of VMamba and its systematic application to image restoration via MambaIR in early 2024, Mamba-based image restoration has rapidly emerged as an active research frontier, with substantial contributions published at top-tier venues, including the European Conference on Computer Vision, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)/Computer Vision Foundation (CVF) Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Annual Conference on Neural Information Processing Systems, ACM International Conference on Multimedia, and AAAI Conference on Artificial Intelligence, and prestigious journals, such as IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on Multimedia, and IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. This study presents a systematic and comprehensive Chinese-language survey that is dedicated to Mamba-based image restoration methods. From a technical perspective, we identify and analyze the core challenge of adapting the inherently 1D Mamba to 2D image data. We provide an in-depth examination of representative 2D scanning strategies, including cross-scan, omnidirectional selective scan, nested S-shaped scan, and Hilbert scan, and systematically compare their performance efficiency trade-offs across five dimensions: directional coverage, locality preservation, path continuity, information loss, and computational overhead. Our analysis reveals a clear evolutionary trajectory from brute force multidirectional coverage toward quality-oriented single-pass designs that achieve comparable or superior information modeling with minimal computational cost. In addition to scanning strategies, we discuss multiple solutions that address the causality limitation of Mamba, which conflicts with the nondirectional prior that is inherent in image restoration. These solutions include multidirectional scanning for implicit noncausal modeling, bidirectional scanning for forward-backward information fusion, the attentive state equation mechanism that fundamentally enables noncausal modeling by introducing global query capability into the SSM output equation, and cross-window interaction schemes. Building upon these analyses, we propose a unified analytical framework that is organized around four core design axes: scanning strategy, noncausal information injection, local modeling compensation, and prior knowledge fusion. This framework serves as an interpretive coordinate system for understanding intrinsic connections, complementary relationships, and design trade-offs among different methods. From a methodological perspective, we systematically review existing studies organized by task type and covering general image restoration, super-resolution, denoising, deblurring, deraining and dehazing, low-light enhancement, remote sensing and hyperspectral processing, and video restoration. Across these tasks, we identify six recurring architectural paradigms: pure Mamba backbone, CNN/Transformer-Mamba hybrid, U-Net with embedded Mamba, frequency-domain enhanced Mamba, lightweight Mamba, and diffusion model fused with Mamba. We analyze the applicable scenarios, technical characteristics, and representative instantiations for each paradigm, providing researchers with a structured map for architectural design decisions. From an evaluation perspective, we compile commonly used benchmark datasets for each subtask and establish a multidimensional evaluation system. This system encompasses full-reference metrics, such as peak signal-to-noise ratio, structural similarity index, and learned perceptual image patch similarity for pixel-level and perceptual quality assessment; no-reference metrics, such as the naturalness image quality evaluator and kernel inception distance, for real-world scenarios that lack ground truth; and model efficiency metrics, including parameters, floating-point operations, graphics processing unit memory, and inference time; which are particularly relevant given the linear complexity advantage of Mamba. We further provide task-specific metric selection recommendations to guide standardized and fair evaluation practices. Finally, we identify and discuss several core open challenges, including the absence of theoretical guidance for scanning strategy design, the immature hardware acceleration ecosystem that prevents the theoretical complexity advantage of Mamba from fully translating into practical speedup, insufficient generalization from synthetic to real-world degradations, difficulties in lightweight model design for

edge deployment, and the lack of interpretability and visualization tools that are comparable with Transformer attention maps. We also outline promising future research directions, including native noncausal SSM variants, video and 3D restoration that utilize the inherent sequential modeling strength of Mamba, and the construction of unified evaluation benchmarks. This work aims to provide researchers with a thorough and in-depth reference, facilitating the continued advancement of Mamba-based image restoration techniques toward academic impact and real-world deployment.

Key words: image restoration; Mamba; state space model (SSM); selective state space model; deep learning; image super-resolution; image denoising

0 引言

图像恢复(image restoration)是计算机视觉领域的核心底层任务,旨在从受退化因素影响的低质量观测中恢复高质量图像。在实际成像过程中,画面不可避免地会受到传感器噪声、光学模糊、空间下采样、大气散射和光照不足等多种退化因素的影响,导致图像质量下降,进而制约目标检测、语义分割和场景理解等高层视觉任务的性能。因此,图像恢复技术在医学影像、遥感解译、安防监控和消费摄影等领域具有重要的应用价值。根据退化类型的不同,图像恢复涵盖超分辨率、去噪、去模糊、去雨去雾、低照度增强、水下增强、高光谱处理及视频恢复等10余个任务。由于退化过程导致信息损失,图像恢复本质上是一个不适定(ill-posed)问题,如何设计有效的先验或学习策略以约束解空间一直是该领域的核心挑战。

在深度学习兴起之前,传统方法通过手工设计的图像先验约束解空间。然而,手工先验难以完整表达现实世界复杂的图像退化,且基于优化的求解策略计算效率较低,这两大固有局限促使研究者转向深度学习驱动的方案。

深度学习在图像恢复中的发展呈现出清晰的“问题驱动的范式递进”脉络,韦炎炎等人(2025)对这一演进过程进行了系统总结。以SRCNN(super-resolution convolutional neural network)(Dong等,2014)为起点,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)凭借其高效的局部特征提取能力和平移不变性迅速主导了图像恢复领域,EDSR(enhanced deep residual networks for single image super-resolution)(Lim等,2017)、RCAN(residual channel attention network)(Zhang等,2018b)、DnCNN(denoising convolutional neural network)(Zhang等,

2017)等代表性工作持续推动性能提升。然而,卷积操作固有的局部感受野使CNN难以高效建模长程依赖关系,这一瓶颈在需要参考远距离相似纹理的恢复场景中尤为突出。为突破感受野限制,SwinIR(Liang等,2021)、Restormer(Zamir等,2022)、HAT(hybrid attention Transformer)(Chen等,2026b)等工作将视觉Transformer引入图像恢复,通过自注意力机制有效捕捉全局上下文信息并取得显著性能提升,但标准自注意力的二次计算复杂度对高分辨率图像处理构成了严峻瓶颈。至此,图像恢复领域面临一个核心矛盾:全局建模能力与计算效率难以兼得。2023年底,选择性状态空间模型Mamba(Gu和Dao,2024)成为解决这一矛盾的新方案。Mamba的核心创新在于将状态空间模型(state space model, SSM)从线性时不变系统推广为线性时变系统,通过输入依赖的选择性机制使模型能够根据输入内容动态决定信息的记忆与遗忘,在保持全局感受野的同时实现了线性计算复杂度。2024年初,VMamba(Liu等,2024)提出的交叉扫描模块开创性地解决了Mamba处理二维视觉数据的序列化问题,MambaIR(Guo等,2025b)随即将这一架构系统性地应用于图像恢复并取得了显著性能提升,开启了基于Mamba的图像恢复研究热潮。值得注意的是,将原本处理一维序列的Mamba适配至二维图像这一过程本身引入了新的核心挑战:二维扫描策略的设计直接决定了空间信息在序列化过程中的保留程度,而Mamba固有的因果性约束也与图像恢复的非方向性先验存在冲突,这两个问题构成了该领域最具特色的技术议题。

自2024年以来,基于Mamba的图像恢复方法呈现快速发展态势,已有大量相关论文发表于ECCV(European Conference on Computer Vision)等国际会议及IEEE TPAMI(IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence)等国际期刊。现有的综述文献虽然覆盖了Mamba模型在视觉领域的广泛

应用,但对图像恢复这一特定方向的关键技术问题缺乏专题性的深入探讨。本文旨在弥补这一空白,通过系统地梳理扫描策略设计、架构范式选择等核心技术问题,建立统一的分析框架,最终揭示不同方法之间的内在联系与设计权衡。

本文按任务类型与架构范式双维度对现有方法进行系统梳理,汇总常用数据集与评估指标,从定量性能、计算效率和消融实验等维度进行系统实验分析,并讨论当前面临的核心挑战与未来研究方向。结构框架如图1所示。



图1 本文结构框架

Fig. 1 Overall framework of the survey

1 Mamba与状态空间模型基础

1.1 状态空间模型概述

状态空间模型起源于控制理论中的线性时不变 (linear time-invariant, LTI) 系统理论,其核心思想是通过一组隐状态变量描述动态系统的演化过程。如图2所示的SSM基础架构中, A 、 B 、 C 、 D 构成可训练的参数矩阵: A 为状态转移矩阵,描述状态向量的时间演化; B 为输入矩阵,将外部输入映射到隐状态空间; C 为输出矩阵,将隐状态投影到观测空间; D 为直连矩阵,建立输入到输出的跳跃连接。上述4个矩阵均为可训练参数,使模型能够以数据驱动的方式学习系统的动力学特性。连续时间SSM的标准形式由状态方程和观测方程构成,即

$$\begin{aligned} \mathbf{h}'(t) &= \mathbf{A}\mathbf{h}(t) + \mathbf{B}\mathbf{x}(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C}\mathbf{h}(t) + \mathbf{D}\mathbf{x}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x}(t) \in \mathbf{R}$ 为输入信号, $\mathbf{h}(t) \in \mathbf{R}^N$ 为 N 维隐状态向量, $\mathbf{y}(t) \in \mathbf{R}$ 为输出信号, $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 为输入矩阵, $\mathbf{C} \in \mathbf{R}^{1 \times N}$ 为输出矩阵,

$\mathbf{D} \in \mathbf{R}$ 为直连项(实践中常省略或设为恒等映射)。

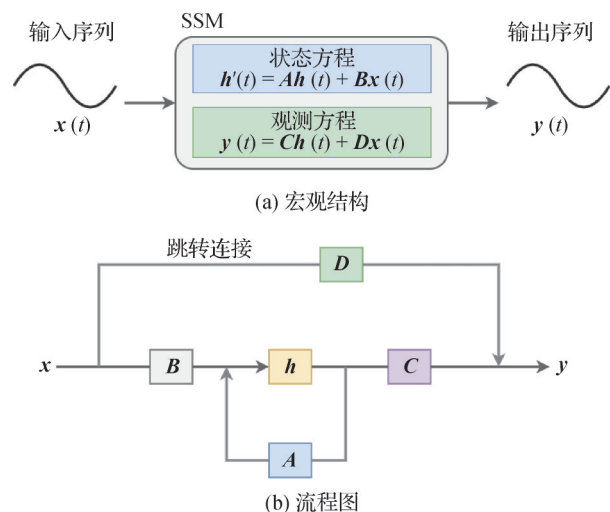


图2 状态空间模型

Fig. 2 State space model((a) macroscopic structure; (b) flowchart)

为了在数字计算机上实现连续时间SSM,需要对其进行离散化。常用的零阶保持(zero-order hold, ZOH)方法假设输入在采样间隔内保持恒定,通过引入步长参数 Δ 将连续参数转化为离散参数

$$\begin{aligned}\bar{A} &= \exp(\Delta A) \\ \bar{B} &= (\Delta A)^{-1}(\exp(\Delta A) - I) \cdot \Delta B\end{aligned}\quad (2)$$

离散化后的SSM具有递推(recurrence)形式:

$$\begin{aligned}h_t &= \bar{A}h_{t-1} + \bar{B}x_t \\ y_t &= Ch_t\end{aligned}\quad (3)$$

该递推形式在结构上类似于循环神经网络(recurrent neural network, RNN),但SSM通过结构化参数矩阵 A 的特殊初始化实现了更优的长程记忆能力。同时,离散化后的SSM还具有等价的全局卷积(global convolution)形式,即输出 y 可以表示为输入 x 与一个由参数 (\bar{A}, \bar{B}, C) 决定的卷积核 \bar{K} 的卷积,即

$$\begin{aligned}\bar{K} &= (C \cdot \bar{B}, C \cdot \bar{A} \cdot \bar{B}, \dots, C \cdot \bar{A}^{L-1} \cdot \bar{B}) \\ y &= x * \bar{K}\end{aligned}\quad (4)$$

这种递归—卷积对偶性(recurrence-convolution duality)是SSM的重要特性:递推形式适合自回归推理,卷积形式适合并行训练。

结构化状态空间序列模型S4(Gu等,2022)是深度学习中SSM的里程碑工作。S4的关键贡献在于提出了高阶多项式投影算子(high-order polynomial projection operators, HiPPO)矩阵初始化策略,通过将状态矩阵 A 初始化为特定的数学结构,使模型能够对输入历史进行最优的多项式逼近,从而实现稳定的长程依赖建模。S4还通过对角加低秩参数化和基于Cauchy核的快速算法,解决了 \bar{A} 的高效计算问题。H3(Fu等,2023)提出混合架构,将SSM与门控机制结合,引入了输入依赖的门控单元,使模型能够根据输入内容动态调节信息流。这一设计为Mamba的选择性机制奠定了重要基础。Mamba(Gu和Dao,2024)在H3门控思想的启发下,进一步引入选择性机制,使SSM参数随输入动态变化,突破了线性时不变系统的表达能力限制。Mamba-2(Dao和Gu,2024)进一步揭示了SSM与线性注意力的对偶关系,实现了更高效的硬件设计。

1.2 视觉Mamba的常见2D扫描策略

1.2.1 交叉扫描(cross-scan)

沿4个对角方向分别扫描图像并融合输出,通过多方向覆盖实现全面的空间信息建模,但计算量增加为单向扫描的4倍。

1.2.2 全向选择性扫描(omnidirectional selective scan, OSS)

扩展至6~8个方向的扫描方案,在水平、垂直

基础上增加对角线方向,更全面覆盖空间结构,但计算开销相应增加。

1.2.3 嵌套S形扫描(nested S-shaped scan, NSS)

通过嵌套S形路径组织扫描顺序,在局部窗口内保持空间邻近性,窗口间保持路径连续性,仅需单次扫描即可完成图像展开。

1.2.4 希尔伯特扫描(Hilbert scan)

基于空间填充曲线的扫描策略,最大程度保持空间局部性,特别适合视频等时空任务中的精细局部建模。

1.2.5 其他扫描策略

包括针对特定任务的八方向扫描、双交错扫描以及自适应数据驱动扫描等,扫描策略设计正从手工设计向自动化方向演进。

相关图示见图3。

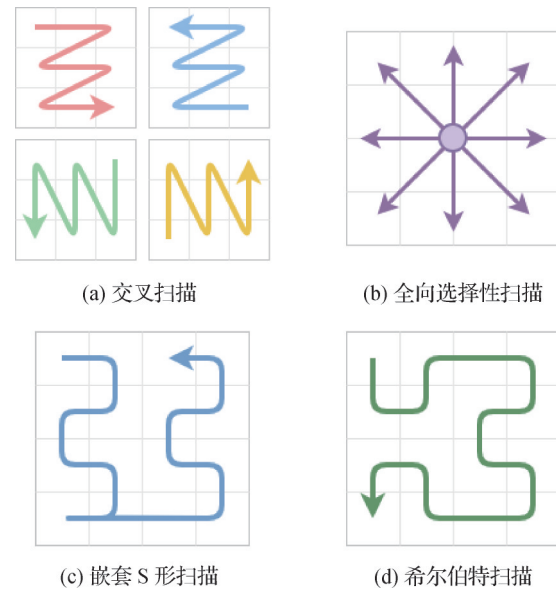


图3 2D扫描策略

Fig. 3 2D scan strategy((a)cross-scan; (b)OSS;(c)NSS;(d)Hilbert scan)

1.3 扫描策略的性能—效率权衡

基于前述分析维度,可以对主流扫描策略的关键特性进行系统性的比较与分析。光栅扫描作为最基础的扫描策略,仅沿单一方向逐行遍历图像,其方向覆盖度仅为12.5%,且在局部性保持和路径连续性方面均表现欠佳,导致信息损失度较高,但其计算效率最优,可作为衡量其他策略计算开销的基线。以MambaIR(Guo等,2025b)和VMamba(Liu等,2024)为代表的交叉扫描策略将扫描方向扩展至

4个,方向覆盖度提升至50%,局部性保持和路径连续性也相应改善至中等水平,信息损失度有所降低,但计算开销随之增加至基线的4倍。VMambaIR(Shi等,2025)所采用的全向扫描策略进一步将扫描方向增加至6~8个,方向覆盖度达到75%~100%,信息损失度降至较低水平,然而其计算开销也线性增长至基线的6~8倍。

与上述多方向扫描路径不同,另一类研究致力于通过优化单次扫描的路径结构以弥补方向覆盖度的不足。MaIR(Li等,2025a)的嵌套S形扫描策略虽然仅采用单一扫描方向,方向覆盖度与光栅扫描相同,但通过精心设计的嵌套路径结构,在局部性保持和路径连续性上均取得了良好的表现,信息损失度降至中低水平,同时保持了与基线一致的计算效率。RainMamba(Wu等,2024)所引入的希尔伯特曲线扫描策略利用分形曲线天然的空间填充特性,在所有策略中实现了最优的局部性保持,路径连续性也表现良好,信息损失度同样处于中低水平,且计算效率与基线持平。此外,MambaIRv2(Guo等,2025a)提出了一种截然不同的思路,即单向扫描结合自适应状态演化机制。该方法仅执行单向扫描,通过非因果注意力机制实现了全方向的信息交互,使得有效方向覆盖度达到100%,在保持接近基线计算效率的同时,将信息损失度降至最低。

上述比较揭示了扫描策略设计中几个值得深入探讨的规律与趋势。首先,增加扫描方向固然能够提升方向覆盖度并降低信息损失度,但其代价是计算效率的线性下降。交叉扫描和全向扫描在追求高精度的应用场景下仍具有一定价值,然而对计算资源敏感的场景则亟需更为高效的替代方案。其次,精心设计的单次扫描策略展现出了显著的优化潜力。嵌套S形扫描和希尔伯特曲线扫描通过对局部性保持和路径连续性的针对性优化,在维持最低计算开销的同时有效降低了信息损失度。MaIR(Li等,2025a)的实验结果表明,嵌套S形扫描仅凭单次遍历即可超越MambaIR(Guo等,2025b)的四方向交叉扫描,充分证明了路径优化策略的有效性。

在路径优化之外,MambaIRv2(Guo等,2025a)的自适应状态演化机制代表了另一种解决范式,即不依赖扫描路径本身来解决信息覆盖问题,而是从模型机制层面赋予单次扫描以全局感知能力,从而在

五维评价框架下取得了综合最优的表现。值得注意的是,不同的扫描策略在不同任务场景下各有所长。希尔伯特扫描凭借其卓越的局部性保持特性,尤其适用于视频等涉及时空建模的任务。全向扫描在去雨等需要多方向纹理信息的任务中表现突出。嵌套S形扫描和自适应状态演化机制则在通用图像恢复任务中实现了性能与效率之间的良好平衡。

从整体演进脉络来看,扫描策略的设计正朝着以更少的扫描次数实现更全面的信息建模这一方向持续推进。从早期依赖多方向暴力覆盖的交叉扫描和全向扫描,到基于路径优化的嵌套S形和希尔伯特曲线单次扫描,再到融合机制创新的非因果单次扫描,这一演进历程清晰地体现了从“量”到“质”的范式转变。Spatial-Mamba(Xiao等,2025a)的研究进一步印证了这一趋势:通过恰当的架构设计,简洁的扫描策略即可匹配甚至超越复杂的多方向方案,表明未来的研究重心将更多地从扫描路径的设计转向模型架构与信息交互机制的协同优化。

1.4 Mamba在图像恢复中的优势

三代图像恢复范式在感受野、计算复杂度等方面存在显著差异,其关键特性对比如表1所示。

综合前述分析,Mamba在图像恢复中的核心特点可以归纳为以下4个方面:

1)全局感受野与长程信息聚合。图像恢复任务中,准确重建缺失的高频细节往往需要参考远距离的相似纹理模式。例如,在超分辨率任务中,恢复建筑物窗户的重复性纹理需要利用远处相似窗户的信息。在去雾任务中,准确估计大气光值需要综合全图的亮度分布。CNN需要多层深度堆叠才能逐步扩大有效感受野,而Mamba通过一次序列扫描即可使每个位置感知全图信息,信息聚合效率更高。

2)线性计算复杂度。在实际应用中,高分辨率图像处理是刚性需求。对于一幅 $H \times W$ 的图像,Transformer的窗口注意力复杂度为 $O(HW \cdot W_{win}^2)$ (W_{win} 为窗口大小),标准自注意力更高达 $O((HW)^2)$ 。Mamba的 $O(HW)$ 线性复杂度使其在处理超高分辨率图像时计算和内存开销均低于Transformer。

3)灵活的架构适配性。Mamba模块可以灵活地嵌入到多种网络架构中:既可作为纯Mamba主干也可以与CNN或Transformer混合使用,还可以嵌入U-Net编解码器结构中。这种灵活性使研究者能够

表1 三代图像恢复方法核心特性对比

Table 1 Comparison of core features of three generations of image restoration methods

范式	代表工作	感受野	计算复杂度	核心优势	主要局限
CNN	EDSR, RCAN	局部	$O(K^2N)$	局部纹理建模能力强, 平移不变性	感受野受限, 长程依赖建模能力弱
Transformer	SwinIR, HAT	全局/窗口	$O(N^2)/O(NW^2)$	全局依赖建模	计算复杂度高, 高分辨率处理受限
Mamba/SSM	MambaIR, MaIR	全局	$O(N)$	全局感受野 + 线性复杂度	硬件生态尚不成熟, 扫描策略设计复杂

注: N 为像素/块数量, K 为卷积核大小, W 为窗口大小。

根据具体任务需求设计最合适的网络架构。

4)与领域先验知识的融合。多项研究表明, Mamba能与图像处理领域的先验知识结合。例如, RetinexMamba(Bai等, 2025)将Mamba与Retinex理论结合, 在低照度增强中实现了更智能的光照分量估计。这种“先验引导 + Mamba执行”的范式表明Mamba架构能够有效承载领域特定的物理约束。

1.5 设计空间总览

在深入综述具体方法之前, 本节对基于Mamba

的图像恢复方法的设计空间进行总览, 建立一个统一的分析框架。通过前述章节的分析可以看出, 将Mamba适配到图像恢复任务涉及一系列关键设计选择。本文将这些设计选择归纳为4个核心设计轴, 它们共同构成了Mamba图像恢复方法的设计空间。这4个设计轴将作为第2节方法分类的解释坐标系, 帮助读者理解不同方法之间的联系与差异。为帮助读者建立直观认识, 表2给出了若干代表性方法在4个设计轴上的具体选择。

表2 典型设计组合示例

Table 2 Typical design combination examples

方法	扫描策略	非因果策略	局部补偿	先验融合	适用场景
MambaIR(Guo等, 2025b)	四方向交叉	多方向扫描	卷积 + 通道注意力	纯数据驱动	通用恢复, 性能优先
MambaRv2(Guo等, 2025a)	单向	ASE机制	卷积 + ASE注意力	纯数据驱动	通用恢复, 效率与性能兼顾
MaIR(Li等, 2025a)	嵌套S形	优化路径	卷积 + SSA	纯数据驱动	通用恢复, 单次扫描
VmambaIR(Shi等, 2025)	六方向OSS	多方向扫描	多尺度U-Net	纯数据驱动	去雨等多尺度任务
FreqMamba(Zou等, 2024b)	多方向	多方向扫描	卷积	频域先验	去雨, 周期性退化
RetinexMamba(Bai等, 2025)	标准	标准	卷积	Retinex	低照度增强

1.5.1 设计轴1: 扫描策略

扫描策略决定了如何将二维图像转换为一维序列以供SSM处理, 是Mamba适配图像恢复的首要设计选择。扫描策略可从方向数(单向至多向, 如4、6、8方向)、路径连续性(连续不跳跃的嵌套S形扫描与光栅扫描之别)、局部性保持度(空间相邻像素在序列中的平均距离, 如希尔伯特曲线与光栅扫描的对比)以及计算复杂度(相对于单向扫描的每秒浮点运算次数(floating point operations per second, FLOPs)倍数)等多个维度进行评价。

扫描策略的选择直接影响模型的性能—效率权

衡。多方向扫描能够提供更全面的全局信息覆盖, 但计算开销成本增加。只有优化的单次扫描路径(如NSS、希尔伯特曲线)才在保持计算效率的同时尽可能减少信息损失。

1.5.2 设计轴2: 非因果信息注入

原始Mamba的因果性约束并不适合图像恢复任务, 为此现有研究提出了多种策略来注入非因果信息。这些方法包括多方向扫描技术, 它通过在多个方向上运行Mamba, 使每个像素在至少一个方向上能够利用“未来”信息, 从而间接实现非因果建模。双向扫描策略在同一路径上同时运行正向和反向

Mamba, 以此融合前后方向的信息。如 MambaIRv2 (Guo 等, 2025a) 所采用的方式, 基于注意力状态方程 (attentive state equation, ASE) 机制通过修改 SSM 的输出方程引入全局查询能力, 从根本上实现非因果建模。跨窗口交互方法则在局部窗口内运行因果 SSM, 同时通过注意力或其他机制实现窗口间的非因果交互。

非因果信息注入策略的选择影响模型的表达能力和计算效率。ASE 等机制创新能够在单次扫描框架下实现非因果建模, 代表了目前较为有效的解决方案。

1.5.3 设计轴3: 局部建模补偿

纯 SSM 在局部纹理建模上存在固有不足, 需要引入补偿机制。常见的局部补偿策略包括在 SSM 模块前后添加卷积层以增强局部特征提取能力, 引入窗口注意力或局部自注意力机制, 通过压缩激励 (squeeze-and-excitation, SE)、卷积块注意力模块 (convolutional block attention module, CBAM) 等通道注意力机制增强跨通道信息交互, 采用 U-Net 等多尺度架构在不同尺度上融合特征, 以及在频域进行局部纹理增强。

局部补偿策略的选择需要在局部建模能力和计算开销之间权衡。卷积增强是最轻量化的选择, 而多尺度融合和 Transformer 混合则提供更强的局部建模能力, 但增加了计算成本。

1.5.4 设计轴4: 先验知识与物理约束

部分方法将 Mamba 与图像处理领域的先验知识或物理模型深度融合以提升特定任务性能, 其中一些方法利用傅里叶变换或小波变换在频域进行处理。另一些则基于物理退化模型指导网络设计和通过退化感知模块动态调整处理策略。此外也存在纯数据驱动的方法, 它们完全依赖数据驱动学习而不显式引入领域先验。

先验融合策略在特定任务上能够带来性能提升和更好的可解释性, 但可能牺牲一定的通用性。纯数据驱动方法则具有更强的泛化能力, 适合通用图像恢复场景。

2 基于 Mamba 的图像恢复方法

2.1 方法分类框架概述

本节按任务类型对现有基于 Mamba 的图像恢复方法进行分类综述, 包括超分辨率、去噪、去模糊、

去雨去雾、低照度增强及其他恢复任务。后续沿任务维度依次展开详细讨论。

2.2 通用图像恢复方法

通用图像恢复方法 (general image restoration) 指设计初衷覆盖多种退化类型、在多个恢复子任务上进行验证的方法。如表 3 所示, 此类方法通常提出具有较强通用性的网络架构或核心模块, 是 Mamba 图像恢复领域中最具代表性和影响力的一批工作。

2.2.1 纯 Mamba 主干架构

纯 Mamba 主干架构是 Mamba 图像恢复中最具代表性的研究主线, 其发展历程体现了“基线建立→机制改进→路径优化→效率提升”的技术演进逻辑。该领域的技术演进可概括为: MambaIR 建立基线范式; MambaIRv2 通过 ASE 机制解决因果性限制; MaIR 通过 NSS 优化扫描路径; EAMamba 通过 MHSSM 提升计算效率。

MambaIR (Guo 等, 2025b) 提出残差状态空间块 (residual state space block, RSSB), 采用四方向交叉扫描机制, 并集成局部卷积层和通道注意力机制弥补 SSM 的局部建模不足, 是较早将 Mamba 系统性地应用于图像恢复的基线工作。MambaIRv2 (Guo 等, 2025a) 提出注意力状态方程 (ASE), 通过修改输出矩阵 C 使其具有全局查询能力, 实现单次扫描下的非因果建模, 同时提出语义引导近邻 (semantic guided neighbors, SGN) 机制促进远距相似像素间的信息交流。MaIR (Li 等, 2025a) 提出嵌套 S 形扫描 (NSS) 策略, 通过在局部窗口内以 S 形路径保持局部性、窗口间以 S 形连接保持全局连续性, 仅需单次扫描即可完成图像展开, 还提出序列洗牌注意力 (sequence shuffle attention, SSA) 机制进一步丰富特征表示。EAMamba (Lin 等, 2025) 提出多头选择性扫描模块 (multi-head selective scan module, MHSSM), 借鉴多头注意力思想将多方向扫描聚合到统一前馈过程中, 在保持全向信息覆盖的同时将 FLOPs 大幅降低, 实现性能与效率的帕累托最优。Serpent (Sepelri 等, 2025) 将结构化 SSM 与多尺度特征分解相结合, 在 FLOPs 和显存占用上大幅降低, 证明了 SSM 可以在极低计算下实现有效的图像恢复。RestorMamba (Wang 等, 2025) 提出增强协同 SSM 模型, 通过优化 SSM 模块间的信息协同机制提升恢复性能。NCMamba (肖杰 等, 2025) 提出面向图像复原的非因果选择性状态空间模型, 通过随机扫描策略

表3 通用图像恢复方法
Table 3 General image restoration methods

方法	基础框架	核心创新	监督范式	发表期刊/会议
MambaIR(Guo等,2025b)	纯Mamba主干	RSSB + 四方向交叉扫描	有监督	ECCV
VmambaIR(Shi等,2025)	U-Net+Mamba	OSS六方向全向扫描	有监督	IEEE TCSVT
CU-Mamba(Deng和Gu,2024)	U-Net+双SSM	空间SSM + 通道SSM双分支	有监督	arXiv
Serpent(Sepehri等,2025)	多尺度SSM	多尺度特征分解 + 结构化SSM	有监督	arXiv
MambaIRv2(Guo等,2025a)	纯Mamba主干	ASSM + ASE非因果建模	有监督	CVPR
MaIR(Li等,2025a)	纯Mamba主干	RMG + 嵌套S形扫描(NSS)	有监督	CVPR
EAMamba(Lin等,2025)	纯Mamba主干	MHSSM全向多头聚合	有监督	ICCV
MatIR(Wen等,2025)	Mamba-Transformer混合	交叉循环排列	有监督	arXiv
Diff-Mamba(Liu等,2025b)	扩散模型+Mamba	DSSM + DFNN两阶段恢复	扩散 + 有监督	Scientific Reports
RestorMamba(Wang等,2025)	增强协同SSM	SSM模块间信息协同	有监督	ICASSP
RamIR(Ding等,2025)	Mamba+Prompt	ReAct退化感知提示	有监督	Applied Intelligence
DPMambaIR(Liu等,2026)	Mamba+动态提示	退化自适应SSM调控	有监督	arXiv
NCMamba(肖杰等,2025)	纯Mamba主干	随机扫描 + 非因果建模 + 多尺度互补	有监督	中国图象图形学报

注:TCSVT(IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology)、CVPR(IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition)、ICCV(IEEE/CVF International Conference on Computer Vision)和ICASSP(IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing)

和随机重排函数突破传统因果性约束,融合多尺度先验构建具有局部与全局信息互补性的非因果Mamba模型,在去噪、去模糊和去阴影等多个任务上验证了非因果建模策略的有效性。

2.2.2 Mamba与Transformer/CNN混合架构

MatIR(Wen等,2025)提出Mamba-Transformer混合架构,交叉循环排列Mamba层(全局建模)与Transformer层(局部精细建模),兼顾全局感知与通道交互。Diff-Mamba(Liu等,2025b)将Mamba引入扩散模型框架,设计扩散SSM模块(diffusion state space module, DSSM)和扩散前馈网络(diffusion feed-forward network, DFNN),通过两阶段(Mamba初步恢复 + 扩散精修细节)实现SSM与扩散过程的深度融合。

2.2.3 U-Net/多尺度结构

VmambaIR(Shi等,2025)提出六方向全向选择性扫描(OSS)模块,嵌入U-Net多尺度架构中,使每个像素从多方向获取全局上下文信息,仅使用约26%的基线计算资源即达到竞争性性能。CU-Mamba(Deng和Gu,2024)将双SSM框架嵌入U-Net结构,设计空间SSM分支和通道SSM分支分别建模

空间长程依赖和通道间关联,将SSM的序列建模能力同时应用于空间和通道两个维度。

2.2.4 多合一恢复

RamIR(Ding等,2025)提出ReAct prompt机制,通过退化感知模块识别退化类型并动态生成引导信号注入Mamba骨干网络,使单一模型能够同时处理去雨、去雾和去模糊等多种退化。DPMambaIR(Liu等,2026)提出动态提示(dynamic prompt)策略,通过退化特征提取器捕捉退化特性并注入Mamba模块,使SSM根据退化类型和程度自适应调整状态转移行为。

2.3 图像超分辨率

图像超分辨率(super-resolution, SR)旨在从低分辨率图像重建高分辨率图像,其退化模型通常包含下采样、模糊核卷积和加性噪声。SR任务的核心难点在于:下采样过程丢失了大量高频细节信息,重建高质量图像需要从有限的低频信息中推断出缺失的纹理和边缘。这一过程高度依赖于全局上下文信息的利用,例如,恢复建筑物窗户的重复性纹理需要参考远距离的相似窗户模式,恢复自然场景中的草地纹理需要利用图像中其他区域的相

似纹理先验。CNN 受限于有限的感受野,往往难以利用这种远距离自相似性。Transformer 虽然能建模全局依赖,但在处理高分辨率图像时面临二次复杂度的计算瓶颈。Mamba 凭借全局感受野与线性复杂度的双重优势,在多项 SR 基准评测中取得了较好的性能,成为 SR 任务中一种值得关注的新型骨干网络选择。

SR 也是 Mamba 图像恢复领域研究中密集的子任务之一,出现了许多开创性的工作。表 4 给出了若干图像超分辨率专项方法。MMA (meet more areas) (Cheng 等, 2024) 提出基于 Vision Mamba 的 MetaFormer 风格 SR 模型,集成预训练策略和互补注意力机制,激活更大范围的图像区域参与超分辨率重建。S³Mamba (Xia 等, 2024) 针对任意尺度 SR 任务,提出可扩展状态空间模型 (scalable state space model, SSSM) 构建连续表示空间,通过结合尺度感知自注意力机制支持任意放大倍数。Hi-Mamba (Qiao 等, 2025) 提出层级化 Mamba 结构,设计局部 SSM 和区域 SSM 两层模块,通过方向交替策略在无需多方向同时扫描的前提下实现多方向信息覆盖,计算量显著减少。DVMSR (Lei 等, 2024) 采用知识蒸馏策略将大型 Vision Mamba 教师网络的恢复知识迁移至轻量学生网络,同时采用单向 SSM 减少扫描

开销,推理速度相比 SwinIR 显著提升。FMambaIR (Zhu 等, 2025b) 提出一阶状态空间模型 FSSM,基于一阶保持条件重新推导 SSM 的离散化形式,以代替传统的零阶保持离散化,从而更好地建模相邻 token 间的相关性并提升建模精度,是当前性能最优的轻量 SSM-based SR 方法之一。MambaLiteSR (Aalishah 等, 2025) 将低秩近似与知识蒸馏结合的思路压缩 Mamba SR,减少约 15% 参数量,并在 NVIDIA Jetson Orin Nano 边缘设备上完成部署验证。MambaCSR (Ren 等, 2024) 针对压缩图像 SR 任务提出双交错扫描 (dual-interleaved scan, DIS) 策略,包含层级交错和纵横交错两个层次,并引入跨尺度对齐扫描建模多尺度上下文信息,适配压缩 SR 的双重退化需求。IRSRMamba (Huang 等, 2025) 将 Mamba 与小波变换特征调制相结合用于红外图像 SR,在不同频段子带上分别进行长程依赖建模,利用红外图像频域特性的先验知识。FreMamba (Xiao 等, 2025b) 面向遥感图像 SR,设计并行的 VSSM (visual state space model) 与频率辅助模块,利用 Mamba 的线性复杂度和全局感受野处理大幅面遥感图像。QMambaBSR (Di 等, 2025) 提出查询 SSM 机制用于多帧 SR,以线性复杂度在多帧间高效搜索和融合互补信息,避免了传统帧间注意力对齐的二次复杂度开销。

表 4 图像超分辨率专项方法

Table 4 Specialized methods for image super-resolution

方法	基础框架	核心创新	监督范式	发表期刊/会议
DVMSR (Lei 等, 2024)	轻量 Mamba + 蒸馏	知识蒸馏 + 单向扫描	有监督 + 蒸馏	CVPRW
MMA (Cheng 等, 2024)	MetaFormer + Vision Mamba	预训练 + 互补注意力	有监督	arXiv
S ³ Mamba (Xia 等, 2024)	可扩展 SSM	连续表示 + 尺度感知注意力	有监督	arXiv
Hi-Mamba (Qiao 等, 2025)	层级化 SSM	Local/Region SSM + 方向交替	有监督	IEEE TIP
MambaCSR (Ren 等, 2024)	Mamba + DIS	双交错扫描 + 跨尺度对齐	有监督	arXiv
IRSRMamba (Huang 等, 2025)	Mamba + 小波调制	小波变换特征调制	有监督	IEEE TGRS
FreMamba (Xiao 等, 2025b)	VSSM + 频率辅助	FSM + HGM 频率辅助模块	有监督	IEEE TMM
QMambaBSR (Di 等, 2025)	查询 SSM	线性复杂度多帧信息融合	有监督	CVPR
FMambaIR (Zhu 等, 2025b)	一阶 SSM	一阶保持离散化	有监督	ICASSP
MambaLiteSR (Aalishah 等, 2025)	低秩 Mamba + 蒸馏	低秩近似 + 边缘部署验证	有监督 + 蒸馏	ISQED

注: CVPRW (the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops), the IEEE Transactions on Image Processing (TIP), the IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (TGRS), the IEEE Transactions on Multimedia (TMM) 和 the International Symposium on Quality Electronic Design (ISQED)

2.4 图像去噪

由于去噪是图像恢复基础的子任务之一,几乎所有通用Mamba恢复方法都将去噪作为标准评测任务,但专门针对去噪设计的Mamba方法仍然较少。以下按合成去噪和真实去噪两个方面系统梳理已有方法的去噪性能,并与非Mamba基线进行对比。表5给出了若干图像去噪专项方法。MambaIR (Guo等, 2025b)、MambaIRv2 (Guo等, 2025a)和MaIR (Li等, 2025a)等通用方法均在标准基准上进行了系统评测,主流Mamba方法已全面超越传统方法并与Transformer持平或小幅领先。但在低噪声水平下各方法性能差距极为有限,Mamba的全局建模优势在退化程度较轻时并不显著。DPMambaIR (Liu等, 2026)通过动态提示机制将噪声等级信息显式注入SSM状态转移过程,在低噪声区域放缓遗忘以保留细节,在高噪声区域加速遗忘以加强去噪,实现空间自适应的“因噪制宜”去噪。DAMamba (Li等, 2025b)引入可变形注意力引导SSM的扫描路径,自适应关注噪声显著区域。VAMamba (Hu等, 2025)提出内容自适应扫描策略,根据图像内容动态调整扫描顺序。两者均验证了自适应扫描策略在去噪任务中的潜力。SSUMamba (Fu等, 2024)针对高光谱图像设计空间—光谱连续扫描 (spatial-spectral continuous scan, SSCS) 机制,精心安排扫描路径使空间相邻像素和光谱相邻波段在序列中保持相邻,采用

U-Net架构同时建模空间和光谱两个维度的长程依赖。HSIDMamba (Liu等, 2025c)在光谱维度上同时运行正向和反向SSM进行高光谱去噪,消除了单向SSM在光谱维度上的信息不对称性,验证了双向光谱建模的有效性。

2.5 图像去模糊

运动去模糊是Mamba去模糊研究中覆盖最广的子方向。MaIR (Li等, 2025a)在GoPro数据集上取得了突破性结果,是目前Mamba方法在GoPro上的最佳记录。这一显著优势表明,运动模糊的空间非均匀性需要全局建模能力来理解模糊核的整体影响范围,而Mamba的全局感受野恰好满足这一需求。与CNN受限于局部卷积核不同,Mamba能够在线性复杂度下捕获长距离像素间的依赖关系,这对于理解大范围运动模糊的全局退化模式至关重要。此外,Mamba的序列特性与视频帧间运动的时序特性存在天然对应。运动模糊本质上是时间维度信息在空间维度的投影,SSM的递推结构天然适合建模这种时序—空间耦合关系。从信号处理的角度看,运动模糊可视为沿运动轨迹的时域积分操作,而SSM的状态递推机制能够有效地反向解耦这一积分过程。表6给出了若干图像去模糊专项方法。

EVSSM (efficient visual state space model) (Kong等, 2025)引入参数可学习的几何变换使SSM的扫描路径自适应对准模糊核方向,并设计增强深度前馈

表5 图像去噪专项方法

Table 5 Specialized methods for image denoising

方法	基础框架	核心创新	监督范式	发表期刊/会议
SSUMamba (Fu等, 2024)	U-Net + 空间—光谱SSM	空间—光谱连续扫描(SSCS)	有监督	arXiv
HSIDMamba (Liu等, 2025c)	双向光谱SSM	双向扫描消除光谱不对称	有监督	arXiv
DAMamba (Li等, 2025b)	可变形注意力 + SSM	自适应扫描路径	有监督	arXiv
VAMamba (Hu等, 2025)	视觉注意力 Mamba	内容自适应扫描顺序	有监督	arXiv

表6 图像去模糊专项方法

Table 6 Specialized methods for image deblurring

方法	基础框架	核心创新	监督范式	发表期刊/会议
XYScanNet (Liu等, 2025a)	SSM + 切片扫描	片内/片间交替扫描	有监督	arXiv
EVSSM (Kong等, 2025)	SSM + 几何变换	自适应变换扫描 + EDFFN	有监督	CVPR
MBMamba (Gao等, 2025)	记忆缓冲 + SSM	显式结构化记忆存储	有监督	arXiv
DDWMamba (Wu等, 2025)	双域窗口 Mamba	空间—频域双域渐进恢复	有监督	Neural Networks

网络 (enhanced depth feed-forward network, EDFFN) 提升特征表达能力。其核心思想在于,传统固定扫描路径无法有效对齐沿不同方向分布的运动模糊信息,而通过几何变换动态调整扫描方向,能够使递推过程更高效地沿模糊核方向传播信息,在 GoPro 和 HIDE 上超越 Restormer (Zamir 等, 2022) 等基线。CU-Mamba (Deng 和 Gu, 2024) 通过并行的空间 SSM 和通道 SSM 分支构建双 SSM 框架,空间 SSM 捕获像素级结构信息,通道 SSM 关注特征交互与冗余消除,在 GoPro、HIDE、RealBlur-R 和 RealBlur-J 四个基准上验证了有效性。MBMamba (Gao 等, 2025) 将记忆缓冲机制引入 Mamba,通过外部记忆缓冲区存储关键历史状态信息,解决去模糊中的局部像素遗忘和通道冗余问题,有效改善边缘区域清晰度。XYScanNet (Liu 等, 2025a) 提出切片—扫描策略,通过片内/片间交替扫描减少空间错位问题,优先关注感知质量指标而非仅追求峰值信噪比和结构相似性指标。DDWMamba (Wu 等, 2025) 提出空间-频域双域窗口 Mamba 的多阶段去模糊框架,利用双域信息互补性和渐进恢复策略提升去模糊质量。双域特征融合 Mamba 去模糊方法 (高银 等, 2025) 针对单一域分析的局限性,通过状态空间模型同步提取空间结构特征与小波变换生成的多尺度频域特征,设计双分支状态空间模块分别独立建模空域与频域信息,并通过融合策略整合两个域的互补信息。

2.6 图像去雨与图像去雾

图像去雨旨在去除图像中由雨水引起的雨痕

(rain streak) 和雨雾 (rain accumulation) 等退化。雨痕具有方向性、周期性和细长形状等独特特性,且雨痕的密度和分布在不同区域往往存在较大差异,这启发了多种创新性的 Mamba 应用方式。研究表明,雨痕的高频周期性结构在频谱中对应着特定的频率分量。这一先验知识催生了一系列频域增强的 Mamba 去雨方法。表 7 给出了若干图像去雨与图像去雾专项方法。FreqMamba (Zou 等, 2024b) 提出三重复合交互结构:空间 Mamba 分支、频段 Mamba 分支和傅里叶全局建模模块,通过复合交互机制实现空间域与频率域的深度协同去雨。FourierMamba (Li 等, 2024) 将傅里叶学习直接集成到 SSM 中,通过 Zigzag 扫描机制在频率系数序列上运行 Mamba,实现从频域分离到空间域恢复的端到端去雨流程。FreSSM (Yamashita 和 Ikehara, 2025) 将频率域特征通过门控机制直接注入 SSM 的隐状态更新过程,实现空间—频率信息在 SSM 内部的深度融合,代表了频域先验与 SSM 结合从“外部并行”到“内部融合”的递进。TransMamba (Sun 等, 2024) 采用 Transformer-Mamba 双分支并行架构用于单图像去雨,Transformer 分支捕捉雨痕精细纹理,Mamba 分支提供高效全局背景建模,通过交叉融合模块实现互补。RainMamba (Wu 等, 2024) 提出希尔伯特扫描机制在时空维度进行局部化扫描,并结合差分引导动态对比局部学习关注雨痕变化区域,取得了最先进的视频去雨性能。

图像去雾旨在恢复受雾霾、薄雾等大气散射影

表 7 图像去雨与图像去雾专项方法

Table 7 Specialized methods for image deraining and image dehazing

方法	基础框架	核心创新	监督范式	发表期刊/会议
UVM-Net (Zheng 和 Wu, 2024)	U-Net + Vision Mamba	多尺度 Mamba 编解码器	有监督	arXiv
FreqMamba (Zou 等, 2024b)	三重复合 SSM	空间 + 频段 + 傅里叶三重交互	有监督	ACM MM
FourierMamba (Li 等, 2024)	傅里叶学习 + SSM	Zigzag 频域扫描	有监督	arXiv
FreSSM (Yamashita 和 Ikehara, 2025)	频率增强 SSM	频域特征隐状态注入	有监督	ACCV
TransMamba (Sun 等, 2024)	Transformer-Mamba 双分支	交叉融合互补去雨	有监督	arXiv
RainMamba (Wu 等, 2024)	时空 SSM	希尔伯特曲线扫描 + 对比学习	有监督	ACM MM
RSDehamba (Zhou 等, 2024)	轻量 Vision Mamba	遥感卫星去雾定制	有监督	arXiv
LMHaze (Zhang 等, 2024)	MoE 框架 + Mamba 专家	雾气强度自适应专家激活	有监督	arXiv
WDMamba (Sun 等, 2026)	小波分解 + Mamba	低频/高频分离处理	有监督	IEEE TCSVT

注: ACM MM (ACM International Conference on Multimedia)

响而降质的图像。大气散射模型为去雾任务提供了物理先验。Mamba在去雾中的应用更多地体现在与成熟网络架构和物理模型的融合上。UVM-Net (Zheng 和 Wu, 2024)是最早将 Vision Mamba 用于图像恢复的工作之一,将 Vision Mamba 模块嵌入 U-Net 编解码器中,结合多尺度特征融合与全局感受野实现单图去雾。RSDehamba (Zhou 等, 2024)面向遥感卫星图像去雾设计轻量级 Vision Mamba 网络,以低计算开销实现大幅面遥感图像的全局去雾。CSC-Mamba (王京 等, 2025)设计了基于 cross-shaped convolutional Mamba model 的遥感图像去雾技术,利用 SSM 的线性复杂度实现全局上下文编码,同时利用 CNN 和基于自注意力机制的 CSwin 模块聚合不同方向域上的特征以感知雾分布的空间变化特征,在 SateHaze1K 数据集上验证了该方法兼具轻量化和高去雾效果的特点。WDMamba (Sun 等, 2026)利用小波变换将图像分解为低频(雾气+结构)和高频(边缘+纹理)分量后分别用 Mamba 处理,实现符合去雾物理直觉的分解式建模。LMHaze (Zhang 等, 2024)采用混合专家 (mixture of experts, MoE) 框

架,以 Mamba 为核心专家组件,根据雾气强度动态激活不同专家,增强对不同退化程度的自适应能力。

2.7 低照度图像增强

低照度图像增强 (low-light image enhancement, LLIE) 旨在恢复暗光环境下拍摄图像的亮度、对比度和色彩信息。LLIE 任务面临特定的技术挑战:暗区中的信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 极低,增强亮度必然同步放大噪声 (即“增强—噪声”耦合矛盾);色彩信息在低照度下严重退化,色偏校正需要参考全图的色彩分布;光照分布通常是全局性的物理量 (如场景的整体光照条件),准确估计光照分量需要综合全图信息。Mamba 的全局感受野使其能够感知整幅图像的光照分布和噪声水平,为全局性的光照估计和空间自适应的噪声处理提供了建模基础。同时, Mamba 的选择性机制使其能够在高 SNR 区域 (信号清晰) 增强记忆以保留细节、在低 SNR 区域 (噪声严重) 加速遗忘以抑制噪声,与 LLIE 的“增强—去噪”双重需求一致。表 8 给出了若干低照度图像增强专项方法。

表 8 低照度图像增强专项方法

Table 8 Specialized methods for low-light image enhancement

方法	基础框架	核心创新	监督范式	发表期刊/会议
RetinexMamba (Bai 等, 2025)	Mamba + Retinex	显式 Retinex 分解 + 全局光照感知	有监督	ICONIP
RESVMUNetX (Wang 等, 2024a)	VMamba 嵌入 U-Net	多尺度全局感受野	有监督	arXiv
Retinex-RAWMamba (Chen 等, 2026a)	Mamba + RAW 域 Retinex	八方向扫描 + Bayer 适配	有监督	IEEE TCSVT
MambaLLIE (Weng 等, 2024)	全局—局部 SSM	隐式 Retinex 感知	有监督	NeurIPS
Wave-Mamba (Zou 等, 2024a)	小波域 Mamba	UHD 低照度低频集中处理	有监督	ACM MM
ExpoMamba (Adhikarla 等, 2026)	频率 SSM 块	频率域直接增强	有监督	WACV
BSMamba (Zhang 等, 2025)	亮度 Mamba + 语义 Mamba	亮度与语义解耦建模	有监督	arXiv
SNR-Aware Mamba (Chen 和 Hao, 2026)	SNR 门控 + SSM	SNR 掩码门控状态更新	有监督	PRCV
GLMA (Li 等, 2025c)	全局—局部 Mamba	显式光照图+局部纹理恢复	有监督	Appl. Sci.

注: ICONIP (the International Conference on Neural Information Processing), NeurIPS (the Conference on Neural Information Processing Systems), WACV (IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision), PRCV (Chinese Conference on Pattern Recognition and Computer Vision)

RetinexMamba 将 Mamba 与显式 Retinex 分解结合,利用 Mamba 的全局感受野感知整幅图像光照分布以生成更准确的光照估计,减少局部不一致现象。MambaLLIE (Weng 等, 2024) 提出隐式 Retinex 感知

机制,采用“全局—然后—局部”两阶段 SSM 设计:全局 SSM 感知光照分布和噪声水平,局部 SSM 进行精细亮度恢复和噪声去除。Retinex-RAWMamba (Chen 等, 2026a) 将 Mamba 应用于 RAW 图像域低照度增

强,同时解决去马赛克和去噪问题,针对 Bayer 阵列特殊结构设计八方向扫描机制。Wave-Mamba(Zou 等,2024a)采用小波变换分解图像,将 Mamba 主要用于处理低频分量(整体亮度和结构),以更少的计算开销实现超高清(ultra-high-definition, UHD)低照度增强。ExpoMamba(Adhikarla 等,2026)在频率域中构建 SSM 模块,将频率系数序列作为输入直接操作图像的频率成分进行增强,利用频域全局特性弥补空间域 SSM 在局部建模上的不足。RESVMUNetX(Wang 等,2024a)将 VMamba 模块嵌入 U-Net 编解码器各层级替代传统卷积块,使每个尺度层级都具备全局感受野以应对 LLIE 中不同尺度的退化模式。BSMamba(Zhang 等,2025)提出亮度 Mamba 和语义 Mamba 双组件设计,前者通过亮度引导选择性注意力调整亮度分布,后者通过语义保持机制确保增强过程中语义信息的完整性。SNR-Aware Mamba(Chen 和 Hao,2026)先估计各区域信噪比,再用 SNR 掩码门控 SSM 的状态更新:低 SNR 区域减弱 Mamba 以避免放大噪声,高 SNR 区域发挥全局建模进行细节恢复。GLMA(global-to-local Mamba architecture)(Li 等,2025c)采用全局—局部两阶段 Mamba 架构,全局阶段显式估计光照图,局部阶段恢复纹理细节,与 MambaLLIE(Weng 等,2024)的隐式 Retinex 感知形成互补的显式方案。

2.8 其他领域

除上述主要任务外,Mamba 还在遥感与高光谱处理以及视频恢复等多个方向展现出应用潜力。

2.8.1 遥感与高光谱图像处理

遥感图像和高光谱图像处理是 Mamba 方法的一类重要应用方向。遥感图像具有幅面广(通常数千 \times 数千像素)、分辨率高以及地物类型多样等特点。高光谱图像则具有三维结构(空间 \times 空间 \times 光谱),对多维长程依赖建模提出了特殊要求。Fre-Mamba(Xiao 等,2025b)提出频率辅助 Mamba 框架用于遥感 SR,设计出了频率选择模块(frequency selection module, FSM)、视觉状态空间模块(visual state space module, VSSM)和混合门控模块(hybrid gating module, HGM)三级融合架构,显著超越 HAT-L 的同时仅消耗其约 1/4 显存。ConvMambaSR(Zhu 等,2024)以 Mamba 为全局主干、多尺度卷积为局部增强分支,两者自适应融合用于遥感 SR,在保持低计算复杂度的同时取得与 Transformer 方法可比的性

能。DHM(dual-domain hierarchical state space models)(Meng 等,2026)设计空间 Mamba 和光谱 Mamba 两条并行路径分别建模空间和光谱维度的长程依赖,通过交叉注意力融合用于光谱压缩成像重建,避免了三维数据暴力展平的信息损失。

2.8.2 视频恢复

在视频恢复与视频序列建模领域,Mamba 凭借线性复杂度的核心优势,在大尺寸画面处理中实现了精度与效率的双向平衡。面向连续视频恢复任务,视频数据固有的空间—时序三维耦合结构,要求算法同时具备帧内细节建模能力与跨帧长程时序依赖捕捉能力,这一核心需求与 Mamba 的序列长程建模特性高度契合,为视频恢复领域的技术升级提供了全新路径。MamEVSr(Xiao 和 Wang,2025)利用 SSM 高效处理事件相机的长序列事件流数据,将事件信息与低分辨率帧融合实现事件驱动的视频超分辨率。VSRM(Tran 等,2025)以 Mamba 为视频 SR 主干,验证了 SSM 在视频恢复领域的有效性。

除上述主要方向外,Mamba 还在图像修复、阴影去除、图像和谐化以及光场图像超分辨率等多个细分领域展现出应用潜力,体现了 SSM 架构的广泛适配性。SEM-Net(Chen 等,2025)是首个将 SSM 应用于图像修复的方法,提出蛇形 Mamba 块(serpentine Mamba block, SMB)以 S 形路径遍历像素保持空间连续性,结合双向扫描和位置增强层,采用 U-Net 编解码器架构。Orpaint(Meng 等,2025)利用 SSM 的全局建模能力为甲骨文拓片设计零样本修复框架,无需大规模配对数据即可捕获字形结构先验完成残缺区域修复。ShadowMamba(Zhu 等,2025a)利用 SSM 的全局感受野感知光照分布和阴影—非阴影区域对比关系,通过选择性机制在阴影边界区域自适应增强恢复力度,实现阴影去除。GLIHamba(孙金胜等,2025)将 Mamba 应用于图像和谐化,设计全局 SSM 分支捕获前景—背景色调关系、局部交互模块处理边界精细色彩过渡,实现合成图像的视觉一致性调整。DnMamba(郭洋等,2025)将 Vision Mamba 的全局感受野特性应用于地震数据噪声去除,构建基于 DnMamba 模型的地震数据去噪技术,设计浅深两套信噪提取方案,利用双向状态空间模型进行数据依赖的全局视觉上下文建模,有效提高了地震信号的保真度。这一工作将 Mamba 恢复方法的应用

领域从自然图像拓展到了地球物理数据处理。LFMamba (Wang 等, 2024b) 首次将 SSM 引入光场 SR, 在四维光场数据的二维切片上交替运行 SSM 以联合建模空间一角度信息。L²FMamba (Wei 等, 2025) 在此基础上提出轻量化 LF-VSSM 模块, 采用渐进式多切片特征提取策略, 大幅减少参数量和计算量。

3 数据集与评估指标

3.1 基准数据集汇总

基于 Mamba 的图像恢复方法在多个标准基准数据集上进行训练和评测。表 9 按任务类型汇总了各子任务中最常用的数据集及其关键属性。

表 9 基于 Mamba 的图像恢复方法常用数据集汇总

Table 9 Summary of commonly used datasets for Mamba-based image restoration methods

任务	数据集	类型	规模	特点
超分辨	DIV2K	高质量自然图像	1 000 幅	SR 领域标准训练集, 内容多样
超分辨	Flickr2K	高质量自然图像	2 650 幅	常与 DIV2K 联合训练
超分辨	Set5 / Set14	经典测试集	5/14 幅	最广泛使用的 SR 基准测试集
超分辨	B100 (BSD100)	自然图像	100 幅	Berkeley 分割数据集子集
超分辨	Urban100	城市建筑图像	100 幅	含丰富规则纹理与重复结构
超分辨	Manga109	日本漫画	109 幅	含密集文字和线条图案
去噪	SIDD	真实智能手机噪声	30 000+对	5 款手机、10 个场景采集
去噪	DND	真实相机噪声	50 幅	4 台相机拍摄, 仅在线评测
去噪	CBSD68	合成高斯噪声	68 幅	标准彩色合成去噪基准
去噪	Kodak24	合成高斯噪声	24 幅	Kodak 经典无损图像集
去噪	McMaster	合成高斯噪声	18 幅	彩色图像去噪测试集
去模糊	GoPro	运动模糊	3 214 对	240 帧/s 高帧率视频合成模糊
去模糊	HIDE	运动模糊	2 025 对	包含人体非刚体运动场景
去模糊	RealBlur-R/J	真实模糊	各 980 对	真实相机抖动/物体运动
去雨	Rain100H/L	合成雨纹	1 800/200 对	大雨/小雨单图去雨标准集
去雨	Rain13K	多样合成雨纹	13 000+对	多种雨纹密度与方向
去雾	RESIDE (SOTS)	合成 + 真实雾	72 135 幅	室内/室外场景, 去雾标准基准
LLIE	LOL / LOL-v2	真实低照度	500/1 000+对	长短曝光配对采集
压缩	LIVE1	JPEG 压缩伪影	29 幅	JPEG 去伪影标准测试集
压缩	Classic5	JPEG 压缩伪影	5 幅	经典 JPEG 去伪影测试集

3.2 评估指标

图像恢复方法的评估体系包括图像质量指标和模型效率指标两个维度。图像质量指标根据是否需要参考图像(真值(ground truth))分为全参考指标和无参考指标。

3.2.1 全参考图像质量指标

全参考指标需要同时提供恢复图像和参考图像, 用于度量两者之间的差异。

1) 峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR) 是使用最广泛的图像质量指标。PSNR 以分贝 (dB)

为单位, 数值越高表示恢复质量越好。PSNR 直接反映像素级别的重建精度, 是几乎所有图像恢复论文的首要报告指标。在 SR 领域, 通常在 YCbCr 色彩空间的 Y 通道(亮度通道)上计算 PSNR, 且对边界像素进行裁剪($\times 2$ 裁剪 2 像素, $\times 4$ 裁剪 4 像素)。PSNR 的主要局限在于其基于像素级 MSE 的度量方式与人眼的视觉感知并不完全一致——两幅视觉质量差异明显的图像可能具有相近的 PSNR 值。

2) 结构相似性指标(structural similarity index measure, SSIM) (Wang 等, 2004) 从亮度(lumi-

nance)、对比度(contrast)和结构(structure) 3个维度度量图像相似度。

SSIM取值范围为[0, 1],越接近1表示恢复质量越好。相比PSNR,SSIM更符合人眼的视觉感知机制——人眼对结构信息变化(如边缘和纹理)的敏感度远高于对绝对亮度值变化的敏感度。实际计算中,SSIM通常在局部滑窗上逐像素计算后取全图均值。在Mamba恢复文献中,PSNR和SSIM几乎总是成对报告。

3)学习型感知图像块相似度(learned perceptual image patch similarity, LPIPS)(Zhang等,2018a)利用预训练深度神经网络提取多尺度深层特征表示,在特征空间中度量恢复图像与参考图像之间的感知距离。LPIPS取值范围为[0, 1],越小表示感知质量越好。相比PSNR和SSIM,LPIPS与人类主观感知的一致性更高,尤其在评估纹理真实感和视觉自然度方面,其在人类两择一感知判断任务上的一致率可达71%。

4)相关系数(correlation coefficient, CC)用于衡量恢复图像与参考图像之间的线性相关程度。CC取值范围为[-1, 1],越接近1表示恢复质量越好。CC在遥感图像融合(pansharpening)任务中广泛使用,用于评估融合结果与全色或多光谱参考图像之间的空间和光谱一致性。

5)光谱角映射(spectral angle mapper, SAM)用于度量恢复图像与参考图像在光谱维度上的保真度,通过计算两个光谱向量之间的夹角评估光谱失真程度。对于多光谱/高光谱图像中每个像素位置,SAM定义为

$$f_{\text{SAM}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \arccos \left(\frac{\langle \hat{\mathbf{x}}_i, \mathbf{x}_i \rangle}{|\hat{\mathbf{x}}_i| \cdot |\mathbf{x}_i|} \right) \quad (5)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}_i, \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^B$ 分别为恢复图像和参考图像在第*i*个像素位置的*B*维光谱向量, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为内积运算, $|\cdot|$ 为 l_2 范数,为像素总数。SAM以度($^\circ$)为单位,数值越小表示光谱保真度越高。SAM是高光谱图像恢复(如高光谱去噪、光谱压缩成像、高光谱超分辨率)和遥感图像融合任务中不可或缺的评价指标。

6)全局相对无量纲综合误差(erreur relative globale adimensionnelle de synthèse, ERGAS)是遥感图像融合领域的综合质量评价指标,通过归一化各波段的均方根误差衡量恢复图像的整体质量。

ERGAS定义为

$$f_{\text{ERGAS}} = 100 \cdot \frac{d_h}{d_l} \cdot \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \left(\frac{\text{RMSE}_b}{\mu_b} \right)^2} \quad (6)$$

式中, d_h/d_l 为高分辨率与低分辨率图像之间的空间分辨率比值,*B*为波段数, RMSE_b 为第*b*个波段的均方根误差, μ_b 为参考图像第*b*个波段的均值。ERGAS数值越小表示质量越好。该指标在遥感超分辨率和全色锐化任务中被广泛采用,其优势在于通过均值归一化消除了不同波段辐射量级差异的影响,能够综合反映空间和光谱两个维度的恢复质量。

3.2.2 无参考图像质量指标

无参考指标不需要参考图像,适用于真实场景中无法获取真值的情况。

1)自然图像质量评估器(natural image quality evaluator, NIQE)(Mittal等,2013)是一种完全无需训练数据标注的盲质量评估指标。其核心思想是:自然图像的局部归一化亮度系数(mean subtracted contrast normalized, MSCN)在统计上服从高斯分布,图像退化会导致该分布偏离自然统计规律。

2)核初始距离(kernel inception distance, KID)。KID(Bińkowski等,2018)在弗雷歇初始距离(Fréchet inception distance, FID)(Heusel等,2017)基础上引入了最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)框架来度量生成图像分布与参考图像分布之间的距离,克服了FID对样本量有偏估计的缺陷。

3)无参考质量指标(quality with no reference, QNR)(Alparone等,2008)专为遥感全色锐化任务设计,通过分别评估光谱失真度和空间失真度,综合衡量融合图像的质量。

3.2.3 模型效率指标

评估基于Mamba的图像恢复方法时,效率指标与质量指标同等重要,因为Mamba的线性复杂度是其核心优势之一。

1)参数量是模型中可训练参数的总数量,以M(百万)或K(千)为单位,反映模型的存储需求和规模。在Mamba恢复文献中,轻量级模型的参数量通常在数百K级别,而标准模型在15~20M级别。

2)浮点运算次数(floating-point operations, FLOPs)是模型单次前向传播所需的浮点运算次数,以G(十亿)为单位,是衡量计算复杂度的标准指标。需要注

意的是, FLOPs的计算依赖于输入尺寸, Mamba恢复文献中通常使用 256×256 像素作为标准输入尺寸进行报告。与FLOPs密切相关的是乘加运算量(multiply-accumulate operations, MACs), 1 MAC约等于2 FLOPs, 部分论文使用MACs作为计算量度量。

3) GPU显存占用直接决定了模型在不同硬件平台上的可用性——高分辨率图像处理时, 显存往往是比计算速度更严重的瓶颈。Mamba的线性显存复杂度使其在该指标上相对Transformer具有明确优势。

4) 推理时间是处理单幅图像的耗时, 以毫秒(ms)或秒(s)为单位。该指标与硬件平台密切相关, 不同论文的测试条件(GPU型号、CUDA版本、批量大小等)可能不同, 因此在横向比较时需注意统一实验条件。目前大多数Mamba恢复方法在NVIDIA A100或RTX 3090/4090上进行推理时间测试。

3.2.4 指标选择建议

不同恢复任务对指标的侧重有所不同。表10汇总了各任务的推荐指标组合及其选择依据。

表10 不同恢复任务的指标选择建议

Table 10 Recommended metric selection for different restoration tasks

恢复任务	主要指标	辅助指标
图像超分辨率	PSNR \uparrow , SSIM \uparrow	LPIPS \downarrow
感知超分辨率	LPIPS \downarrow , KID \downarrow	PSNR \uparrow , NIQE \downarrow
图像去噪	PSNR \uparrow , SSIM \uparrow	—
图像去模糊	PSNR \uparrow , SSIM \uparrow	LPIPS \downarrow , KID \downarrow
图像去雨/去雾	PSNR \uparrow , SSIM \uparrow	NIQE \downarrow
低照度图像增强	PSNR \uparrow , SSIM \uparrow	LPIPS \downarrow , NIQE \downarrow
水下图像增强	PSNR \uparrow , SSIM \uparrow	NIQE \downarrow , UIQM \uparrow
高光谱去噪/恢复	PSNR \uparrow , SSIM \uparrow	SAM \downarrow , ERGAS \downarrow
遥感图像融合	CC \uparrow , SAM \downarrow , ERGAS \downarrow	QNR \uparrow
遥感超分辨率	PSNR \uparrow , SSIM \uparrow	SAM \downarrow , ERGAS \downarrow , CC \uparrow

注: \uparrow 表示正向指标(数值越高越好), \downarrow 表示逆向指标(数值越低越好), UIQM为水下图像质量度量, “—”表示无相关指标。

4 结 语

图像恢复旨在从受退化因素影响的低质量图像中恢复高质量图像, 是计算机视觉领域的核心底层任务。2023年底提出的选择性状态空间模型Mamba, 凭借其输入依赖的选择性机制, 在保持全局感受野的同时实现了线性计算复杂度, 为图像恢复提供了兼顾全局建模能力与计算效率的新方案。本文对基于Mamba的图像恢复方法进行了系统综述, 涵盖超分辨率、去噪、去模糊、去雨去雾、低照度增强、图像压缩、高光谱处理及视频恢复等多个子任务的大量代表性工作。从技术演进来看, Mamba图像恢复经历了从通用基线到任务专用设计、从纯Mamba架构到混合架构、从多方向扫描到高效单向扫描的发展历程。实验分析表明, Mamba方法在多个恢复任务上达到或超越了同参数量级Transformer

基线的水平, 其优势在包含丰富纹理结构的大尺寸图像上更为明显。

尽管基于Mamba的图像恢复方法取得了显著进展, 但仍面临一些挑战, 值得进一步探索:

1) 扫描策略设计与因果性限制。如何将二维图像有效转化为一维序列是Mamba图像恢复的核心技术问题。目前扫描路径的设计主要依赖人工经验和消融实验验证, 缺乏理论层面的指导原则。不同任务似乎偏好不同的扫描策略, 但尚无系统的理论解释哪种扫描策略最适合哪类任务。此外, SSM递归结构的因果性约束不适合图像恢复任务, 尽管MambaIRv2(Guo等, 2025a)的ASE机制和MaIR(Li等, 2025a)的NSS策略已提供了有效的工程解决方案, 但设计原生非因果的SSM变体仍是一个值得探索的方向。

2) 硬件加速生态不成熟。Mamba的线性复杂度优势尚未完全转化为实际的推理速度优势。由于

CUDA 优化库的成熟度不如 CNN 和 Transformer, Mamba 的实际加速比仅为理论值的 60%~80%。在低分辨率场景下,经过深度优化的 Transformer 实际推理速度可能与 Mamba 持平甚至更快。随着 Mamba 社区的不断壮大和 CUDA kernel 的持续优化,这一差距有望逐步缩小。

3)可解释性与可视化工具。Transformer 的自注意力权重可以直观地可视化为注意力图,帮助研究者理解模型的关注区域和决策逻辑。相比之下,SSM 的选择性机制缺乏类似的直观可视化工具,对于 SSM 如何在隐状态空间中编码和传递图像信息、选择性机制如何区分退化成分与清洁信号等微观机制的理解仍然有限。开发 SSM 专用的可视化和解释工具是提升该领域可信度和可调试性的重要需求。

4)合成—真实域差距。目前大多数 Mamba 恢复方法在合成数据上训练,在合成测试集上评测,但在真实场景中的泛化能力仍有待验证。合成退化与真实退化之间存在域差距,导致模型在真实照片上可能出现颜色偏移、边界伪影等质量劣化。如何通过真实数据增强、域适应、自监督学习或盲恢复策略提升 Mamba 方法在真实场景中的鲁棒性,是走向实际应用的关键问题。

5)轻量化与边缘部署。将 Mamba 恢复模型部署到智能手机等移动设备上仍面临挑战。尽管 DVMSR、FMambaIR 和 MambaLiteSR 等轻量化方法已取得一定进展,但量化和剪枝等压缩技术在 SSM 上的应用效果仍需进一步验证。模型—硬件协同设计是可能的改进方向,MambaLiteSR 在 Jetson 边缘设备上的探索是重要的第一步。

6)视频与三维恢复。视频数据本质上是时间序列,而 SSM 正是为序列建模而设计,这使得视频恢复成为 Mamba 最具结构性优势的应用方向之一。RainMamba 和 MamEVSR 已初步展示了 Mamba 在视频去雨和事件相机视频 SR 中的有效性,视频去噪、视频去模糊、视频稳像和视频帧插值等任务均可受益于 Mamba 的高效时序建模能力。此外,高光图像和光场图像等多维数据的恢复也是值得探索的方向。

7)评估指标与数据集建设。当前缺乏统一的评测框架,不同论文的评测设置存在差异,导致跨论文的数值对比存在可比性问题。同时,现有数据集的规模和多样性可能无法反映真实世界的退化多样

性。建设统一的 Mamba 恢复评测框架和更大规模、更多样化的真实退化数据集,对推动该领域的规范化发展至关重要。

随着上述技术瓶颈的逐步突破,Mamba 有望与 CNN 和 Transformer 共同构成图像恢复领域的三大基础范式,在学术研究和工程应用中发挥日益重要的作用。

参考文献 (References)

- Aalishah R, Navardi M and Mohsenin T. 2025. MambaLiteSR: image super-resolution with low-rank Mamba using knowledge distillation// Proceedings of the 26th International Symposium on Quality Electronic Design. San Francisco, USA: IEEE: 1-8 [DOI: 10.1109/ISQED65160.2025.11014425]
- Adhikarla E, Zhang K, Chen G, Nicholson J and Davison B D. 2026. From darkness to detail: frequency-aware SSMs for low-light vision//Proceedings of 2026 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. Tucson, USA: IEEE: 6956-6967
- Alparone L, Aiuzzi B, Baronti S, Garzelli A, Nencini F and Selva M. 2008. Multispectral and panchromatic data fusion assessment without reference. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 74(2): 193-200 [DOI: 10.14358/PERS.74.2.193]
- Bai J S, Yin Y H, He Q Y, Li Y X and Zhang X F. 2025. Retinex-Mamba: Retinex-based Mamba for low-light image enhancement// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing. Auckland, New Zealand: Springer: 427-442 [DOI: 10.1007/978-981-96-6596-9_30]
- Bińkowski M, Sutherland D J, Arbel M and Gretton A. 2018. Demystifying MMD GANs [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/1801.01401.pdf>
- Chen C and Hao S J. 2026. SMT: SNR-aware Mamba-transformer for low-light image enhancement//Proceedings of the 8th Chinese Conference on Pattern Recognition and Computer Vision. Shanghai, China: Springer: 238-251 [DOI: 10.1007/978-981-95-5682-3_17]
- Chen S, Zhang H Z, Atapour-Abarghouei A and Shum H P H. 2025. SEM-Net: efficient pixel modelling for image inpainting with spatially enhanced SSM//Proceedings of 2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. Tucson, USA: IEEE: 461-471 [DOI: 10.1109/WACV61041.2025.00055]
- Chen X M, Han L F, Huang P L, Feng X X, Zhang D W and Han J W. 2026a. Retinex-RAWmamba: bridging demosaicing and denoising for low-light RAW image enhancement. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 36(1): 406-420 [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3589476]
- Chen X Y, Wang X T, Zhang W L, Kong X T, Qiao Y, Zhou J T, et al.

- 2026b. HAT: hybrid attention transformer for image restoration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 48(3): 2676-2694 [DOI: 10.1109/TPAMI.2025.3628275]
- Cheng C, Wang H and Sun H B. 2024. Activating wider areas in image super-resolution [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2403.08330.pdf>
- Dao T and Gu A. 2024. Transformers are SSMS: generalized models and efficient algorithms through structured state space duality//Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning. Vienna, Austria: JMLR.org: 10041-10071
- Deng R and Gu T P. 2024. CU-Mamba: selective state space models with channel learning for image restoration [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2404.11778.pdf>
- Di X, Peng L, Xia P Z, Li W B, Pei R J, Cao Y, et al. 2025. QMambaBSR: burst image super-resolution with query state space model//Proceedings of 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE: 23080-23090 [DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.02149]
- Ding J G, Shan Y H, Pei L L, Du Y Q, Zhao Y L and Li W. 2025. Cross-modality fusion Mamba for all-in-one extreme weather-degraded image restoration//Proceedings of 2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Hyderabad, India: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP49660.2025.10888078]
- Dong C, Loy C C, He K M and Tang X O. 2014. Learning a deep convolutional network for image super-resolution//Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision. Zurich, Switzerland: Springer: 184-199 [DOI: 10.1007/978-3-319-10593-2_13]
- Fu D Y, Dao T, Saab K K, Thomas A W, Rudra A and Ré C. 2023. Hungry hungry hippos: towards language modeling with state space models [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2212.14052.pdf>
- Fu G Y M, Xiong F C, Lu J F and Zhou J. 2024. SSUMamba: spatial-spectral selective state space model for hyperspectral image denoising [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2405.01726.pdf>
- Guo H, Lei X N, Xu X C, Dang D P and Ma L Z. 2025. MBMamba: when memory buffer meets Mamba for structure-aware image deblurring [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2508.12346.pdf>
- Gao Y, Chen C X, Li H Y, Guo F F and Li J. 2025. Mamba deblurring method via dual-domain feature fusion. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 39(12): 197-205 (高银, 陈晨昕, 李红云, 郭霏霏, 李俊. 2025. 双域特征融合的Mamba去模糊方法. *电子测量与仪器学报*, 39(12): 197-205) [DOI: 10.13382/j.jemi.B2508551]
- Gu A and Dao T. 2024. Mamba: linear-time sequence modeling with selective state spaces [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2312.00752.pdf>
- Gu A, Goel K and Ré C. 2022. Efficiently modeling long sequences with structured state spaces [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2111.00396.pdf>
- Guo H, Guo Y, Zha Y, Zhang Y L, Li W B, Dai T, et al. 2025a. MambaRv2: attentive state space restoration//Proceedings of 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE: 28124-28133 [DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.02619]
- Guo H, Li J M, Dai T, Ouyang Z H, Ren X D and Xia S T. 2025b. MambaIR: a simple baseline for image restoration with state-space model//Proceedings of the 18th European Conference on Computer Vision. Milan, Italy: Springer: 222-241 [DOI: 10.1007/978-3-031-72649-1_13]
- Guo Y, He J J, Yi S X and Wang J. 2025. Research and application of seismic data noise removal method based on DnMamba. *Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration*, 48: 1-11 (郭洋, 何建军, 易善信, 王京. 2025. 基于DnMamba的地震数据噪声去除方法研究与应用. *物探化探计算技术*) [DOI: 10.12474/wthjts.20250623-0001]
- Heusel M, Ramsauer H, Unterthiner T, Nessler B and Hochreiter S. 2017. GANs trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, USA: Curran Associates Inc.: 6629-6640
- Hu H, Zheng Z R, Li L and Lyu C. 2025. VAMamba: an efficient visual adaptive Mamba for image restoration [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2509.23601.pdf>
- Huang Y S, Miyazaki T, Liu X F and Omachi S. 2025. IRSRMamba: infrared image super-resolution via Mamba-based wavelet transform feature modulation model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 63: #5005416 [DOI: 10.1109/TGRS.2025.3584385]
- Kong L S, Dong J X, Tang J H, Yang M H and Pan J S. 2025. Efficient visual state space model for image deblurring//Proceedings of 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE: 12710-12719 [DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.01186]
- Lei X Y, Zhang W L and Cao W F. 2024. DVMSR: distilled vision Mamba for efficient super-resolution//Proceedings of 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Seattle, USA: IEEE: 6536-6546 [DOI: 10.1109/CVPRW63382.2024.00653]
- Li B Y, Zhao H Y, Wang W X, Hu P, Gou Y B and Peng X. 2025a. MaIR: a locality- and continuity-preserving Mamba for image restoration//Proceedings of 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE: 7491-7501 [DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.00702]
- Li D, Liu Y D, Fu X Y, Xu S Y and Zha Z J. 2024. FourierMamba: Fourier learning integration with state space models for image deraining [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2405.19450.pdf>

- Li T Z, Li C S, Lyu J Y, Pei H J, Zhang B C, Jin T S, et al. 2025b. DAMamba: vision state space model with dynamic adaptive scan [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2502.12627.pdf>
- Li W T, Wu X H, Guan Y, Lin S, Ding N D, Wang Q, et al. 2025c. GLMA: global-to-local Mamba architecture for low-light image enhancement. *Applied Sciences*, 15(20): #10931 [DOI: 10.3390/app152010931]
- Liang J Y, Cao J Z, Sun G L, Zhang K, Van Gool L and Timofte R. 2021. SwinIR: image restoration using swin transformer//Proceedings of 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. Montreal, Canada: IEEE: 1833-1844 [DOI: 10.1109/ICCVW54120.2021.00210]
- Lim B, Son S, Kim H, Nah S and Lee K M. 2017. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution//Proceedings of 2017 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Honolulu, USA: IEEE: 1132-1140 [DOI: 10.1109/CVPRW.2017.151]
- Lin Y C, Xu Y S, Chen H W, Kuo H K and Lee C Y. 2025. EAMamba: efficient all-around vision state space model for image restoration//Proceedings of 2025 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Honolulu, USA: IEEE: 11708-11719
- Liu H Z, Liu C K, Xu J C, Jiang P and Lu M. 2025a. XYScanNet: a state space model for single image deblurring [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2412.10338.pdf>
- Liu L, Ma L, Wang S, Wang J and Melo S N. 2025b. Two-stage mamba-based diffusion model for image restoration. *Scientific Reports*, 15(1): #22265 [DOI: 10.1038/s41598-025-07032-3]
- Liu Y, Tian Y J, Zhao Y Z, Yu H T, Xie L X, Wang Y W, et al. 2024. VMamba: visual state space model//Proceedings of the 38th International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada: Curran Associates Inc.: 103031-103063
- Liu Y, Xiao J H, Song X, Guo Y, Jiang P L, Yang H W, et al. 2025c. HSIDMamba: exploring bidirectional state-space models for hyperspectral denoising [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2404.09697.pdf>
- Liu Z W, Zhou S, Dai Y C, Wang Y, An Y S and Zhao X M. 2026. DPMambaIR: all-in-one image restoration via degradation-aware prompt state space model [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2504.17732.pdf>
- Meng Y C, Yang Z W, Fu K X, Song Z J and Shi Y H. 2026. DH-Mamba: exploring dual-domain hierarchical state space models for MRI reconstruction. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 36(3): 3290-3305 [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3614828]
- Meng Z J, Zeng Y Z, Chang X, Xu T S, Chao F, Cao X X, et al. 2025. Orpaint: a zero-shot inpainting model for oracle bone inscription rubbings with visual Mamba block. *Science China Information Sciences*, 68(8): #189102 [DOI: 10.1007/s11432-024-4493-4]
- Mittal A, Soundararajan R and Bovik A C. 2013. Making a “Completely Blind” image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 20(3): 209-212 [DOI: 10.1109/LSP.2012.2227726]
- Qiao J B, Liao J C, Li W, Zhang Y L, Guo Y, Xie J, et al. 2025. Hi-Mamba: hierarchical Mamba for efficient image super-resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 34: 8461-8473 [DOI: 10.1109/TIP.2025.3643146]
- Ren Y L, Li X, Guo M X, Li B C, Zhao S J and Chen Z B. 2024. MambaCSR: dual-interleaved scanning for compressed image super-resolution with SSMs [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2408.11758.pdf>
- Sepehri M S, Fabian Z and Soltanolkotabi M. 2025. Serpent: scalable and efficient image restoration via multi-scale structured state space models [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2403.17902.pdf>
- Shi Y, Xia B, Jin X Y, Wang X, Zhao T Y, Xia X, et al. 2025. VmambaIR: visual state space model for image restoration. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 35(6): 5560-5574 [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3530090]
- Sun J, Liu H, Wang Y Z, Zhang X P and Wei M Q. 2026. WDMamba: when wavelet degradation prior meets vision Mamba for image dehazing. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 36(3): 2894-2907 [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3614173]
- Sun J S, Pan J, Guo Y and Yao C. 2025. GLIHamba: global-local context image harmonization based on Mamba. *Chinese Journal of Engineering*, 47(7): 1515-1524 (孙金胜, 潘姣, 郭宇, 姚超. 2025. GLIHamba: 基于Mamba的整体—局部上下文图像和谐化. *工程科学学报*, 47(7): 1515-1524) [DOI: 10.13374/j.issn2095-9389.2024.09.12.006]
- Sun S Q, Ren W Q, Zhou J X, Gan J H, Wang R and Cao X C. 2024. A hybrid transformer-Mamba network for single image deraining [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2409.00410.pdf>
- Tran D P, Hung D D and Kim D. 2025. VSRM: a robust Mamba-based framework for video super-resolution//Proceedings of 2025 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Honolulu, USA: IEEE/CVF: 14711-14721
- Wang J, He J J, Yi S X, Zhang F C, Xiao H, Guo Y, et al. 2025. Dehazing method for remote sensing images based on the CSC-Mamba model. *Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration*, 47(6): 867-875 (王京, 何建军, 易善信, 张俸铨, 肖辉, 郭洋, 等. 2025. 基于CSC-Mamba模型的遥感图像去雾方法. *物探化探计算技术*, 47(6): 867-875) [DOI: 10.12474/wthtjs.20241112-0002]
- Wang S, Tao Q C and Tang Z M. 2024a. RESVMUNetX: a low-light enhancement network based on VMamba [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2407.09553v1>
- Wang X, Lu Y, Wang S Z, Wang Z Q, Xia P Q and Zhou T F. 2024b. LFMamba: light field image super-resolution with state space model [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2406.12463.pdf>

- Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R and Simoncelli E P. 2004. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13 (4): 600-612 [DOI: 10.1109/TIP.2003.819861]
- Wang Z Y, Li C, Xu H Y, Zhu X Z, Huang X and Li H B. 2025. RestorMamba: an enhanced synergistic state space model for image restoration//*Proceedings of 2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Hyderabad, India: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP49660.2025.10889889]
- Wei Y Y, Mao T Y, Li B A, Wang F, Li F, Zhang Z, et al. 2025. Visual and large multimodal models promote image restoration and enhancement: research progress. *Journal of Image and Graphics*, 30(5): 1197-1219 (韦炎炎, 毛天一, 李柏昂, 王飞, 李锋, 张召, 等. 2025. 视觉模型及多模态大模型推进图像复原增强: 研究进展. *中国图象图形学报*), 30(5): 1197-1219 [DOI: 10.11834/jig.240436]
- Wei Z Q, Jin K, Hou Z Y, Song K and Zhou X Z. 2025. L²FMamba: lightweight light field image super-resolution with state space model. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 11: 816-826 [DOI: 10.1109/TCL.2025.3577338]
- Wen J, Hou W Y, Van Gool L and Timofte R. 2025. MatIR: a hybrid Mamba-transformer image restoration model [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2501.18401.pdf>
- Weng J W, Yan Z Q, Tai Y, Qian J J, Yang J and Li J. 2024. MambaLIE: implicit retinex-aware low light enhancement with global-then-local state space//*Proceedings of the 38th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Vancouver, Canada: Curran Associates Inc.: 27440-27462
- Wu H T, Yang Y J, Xu H H, Wang W M, Zhou J N and Zhu L. 2024. RainMamba: enhanced locality learning with state space models for video deraining//*Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Multimedia*. Melbourne, Australia: ACM: 7881-7890 [DOI: 10.1145/3664647.3680916]
- Wu W B, Liu L, Wang J T, Li B, Ye Z Y, Zuo W M, et al. 2025. Multi-stage network for single image deblurring based on dual-domain window Mamba. *Neural Networks*, 188: #107460 [DOI: 10.1016/j.neunet.2025.107460]
- Xia P Z, Peng L, Di X, Pei R J, Wang Y, Cao Y, et al. 2024. S³Mamba: arbitrary-scale super-resolution via scaleable state space model [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2411.11906.pdf>
- Xiao C D, Li M H, Zhang Z Q, Meng D Y and Zhang L. 2025a. SpatialMamba: effective visual state space models via structure-aware state fusion [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2410.15091.pdf>
- Xiao J, Fan Z H, Li D, Fu X Y and Zha Z J. 2025. Non-causal selective state space model for image restoration. *Journal of Image and Graphics*, 30(10): 3173-3186 (肖杰, 范子豪, 李东, 傅雪阳, 查正军. 2025. 面向图像复原的非因果选择性状态空间模型. *中国图象图形学报*, 30(10): 3173-3186) [DOI: 10.11834/jig.240517]
- Xiao Y, Yuan Q Q, Jiang K, Chen Y Z, Zhang Q and Lin C W. 2025b. Frequency-assisted Mamba for remote sensing image super-resolution. *IEEE Transactions on Multimedia*, 27: 1783-1796 [DOI: 10.1109/TMM.2024.3436892]
- Xiao Z and Wang X. 2025. Event-based video super-resolution via state space models//*Proceedings of 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Nashville, USA: IEEE: 12564-12574 [DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.01172]
- Yamashita S and Ikehara M. 2025. Image deraining with frequency-enhanced state space model//*Proceedings of the 17th Asian Conference on Computer Vision*. Hanoi, Vietnam: Springer: 318-334 [DOI: 10.1007/978-981-96-0911-6_19]
- Zamir S W, Arora A, Khan S, Hayat M, Khan F S and Yang M H. 2022. Restormer: efficient transformer for high-resolution image restoration//*Proceedings of 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New Orleans, USA: IEEE: 5718-5729 [DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.00564]
- Zhang K, Zuo W M, Chen Y J, Meng D Y and Zhang L. 2017. Beyond a Gaussian denoiser: residual learning of deep CNN for image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26 (7): 3142-3155 [DOI: 10.1109/TIP.2017.2662206]
- Zhang R, Isola P, Efros A A, Shechtman E and Wang O. 2018a. The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric//*Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City, USA: IEEE: 586-595 [DOI: 10.1109/CVPR.2018.00068]
- Zhang R K, Yang H, Yang Y, Fu Y and Pan L Y. 2024. LMhaze: intensity-aware image dehazing with a large-scale multi-intensity real haze dataset [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2410.16095.pdf>
- Zhang T S, Liu P P, Cai M G, Zhang Z J, Lu Y B and Zhou Q Z. 2025. BSMamba: brightness and semantic modeling for long-range interaction in low-light image enhancement [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2506.18346.pdf>
- Zhang Y L, Li K P, Li K, Wang L C, Zhong B N and Fu Y. 2018b. Image super-resolution using very deep residual channel attention networks//*Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision*. Munich, Germany: Springer: 294-310 [DOI: 10.1007/978-3-030-01234-2_18]
- Zheng Z R and Wu C. 2024. U-shaped vision Mamba for single image dehazing [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2402.04139.pdf>
- Zhou H L, Wu X H, Chen H M, Chen X and He X. 2024. RSDehamba: lightweight vision Mamba for remote sensing satellite image dehazing [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2405.10030.pdf>
- Zhu Q W, Zhang G J, Zou X C, Wang X Y, Huang J Q and Li X L. 2024. ConvMambaSR: leveraging state-space models and CNNs in

- a dual-branch architecture for remote sensing imagery super-resolution. *Remote Sensing*, 16 (17) : #3254 [DOI: 10.3390/rs16173254]
- Zhu X J, Chow C O and Chuah J H. 2025a. ShadowMamba: state-space model with boundary-region selective scan for shadow removal [EB/OL]. [2026-02-25]. <https://arxiv.org/pdf/2411.03260.pdf>
- Zhu Y J, Zhang X Y, Lu Y K, Yang G, Fang F M and Zhang G X. 2025b. First-order state space model for lightweight image super-resolution//Proceedings of 2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Hyderabad, India: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP49660.2025.10887656]
- Zou W B, Gao H X, Yang W P and Liu T T. 2024a. Wave-Mamba: wavelet state space model for ultra-high-definition low-light image enhancement//Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Multimedia. Melbourne, Australia: ACM: 1534-1543 [DOI: 10.1145/3664647.3681580]
- Zou Z, Yu H, Huang J and Zhao F. 2024b. FreqMamba: viewing Mamba from a frequency perspective for image deraining//Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Multimedia. Melbourne, Australia: ACM: 1905-1914 [DOI: 10.1145/3664647.3680862]

作者简介

金吴帅,男,博士研究生,主要研究方向为计算机视觉、模式识别和图像超分辨。E-mail: wsjin98@stu.xidian.edu.cn

高新波,通信作者,男,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、模式识别、信息融合和图像增强。

E-mail: xbgao@mail.xidian.edu.cn

李洁,女,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别和医学影像。

E-mail: leejie@mail.xidian.edu.cn