Journal of Image and Signal Processing 图像与信号处理, 2026, 15(4), 559-569
Published Online October 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/jisp
https://doi.org/10.12677/jisp.2026.154049

Hans汉斯

算子约束的阶段递进超分辨率优化

张启航

温州大学计算机与人工智能学院，浙江 温州

收稿日期：2026年9月23日；录用日期：2026年10月14日；发布日期：2026年10月28日

摘 要

多阶段深度展开超分辨率网络通过交替求解数据一致性子问题与先验子问题，将显式退化模型与学习型先验相结合。然而，现有训练方法通常对不同展开阶段采用同质化监督，并在教师指导训练中默认教师信息在不同样本和阶段上具有相同可信度。针对上述问题，本文提出算子约束的阶段递进优化(OSPO)。首先，在先验更新后的完整阶段输出上施加与确定性退化过程一致的干净退化算子约束，以限制先验更新对可观测成分的破坏；其次，利用无参数阶段进度协调算子域与高频域监督，使训练重点随展开过程由退化一致性逐步转向细节恢复。在教师指导实例中，进一步根据教师残差消息与真实残差消息在双域中的一致程度，自适应调节教师紧凑表征监督，形成算子约束的阶段递进可靠性优化(OSPR)。在Set5(×4)及12种非双三次模糊核构成的受控测试协议下，OSPO相对USRNet基线将RGB-PSNR提高0.0364 dB；在紧凑残差先验模块实例上，完整OSPR相对相应基线提高0.0429 dB。所提方法仅调整训练目标，不引入额外推理模块，也无需在部署阶段调用教师模型。

关键词

图像超分辨率，深度展开，算子约束

Operator-Constrained Stage-Progressive Optimization for Image Super-Resolution

Qihang Zhang

College of Computer Science and Artificial Intelligence, Wenzhou University, Wenzhou Zhejiang

Received: September 23, 2026; accepted: October 14, 2026; published: October 28, 2026

Abstract

Multi-stage deep unfolding networks combine explicit degradation models with learned priors by alternately solving data-consistency and prior subproblems. However, existing training schemes

文章引用: 张启航. 算子约束的阶段递进超分辨率优化[J]. 图像与信号处理, 2026, 15(4): 559-569.
DOI: 10.12677/jisp.2026.154049

typically apply homogeneous supervision across unfolding stages and, in teacher-guided training, implicitly assume equal teacher reliability across samples and stages. To address these limitations, we propose Operator-Constrained Stage-Progressive Optimization (OSPO). First, a clean degradation-operator constraint consistent with the deterministic data-generation process is imposed on the complete stage output after the prior update, limiting changes to observable components. Second, a parameter-free stage schedule coordinates operator-domain and high-frequency supervision, progressively shifting the training emphasis from degradation consistency to detail recovery. For the teacher-guided instance, the teacher compact-representation loss is further modulated according to the dual-domain agreement between teacher and ground-truth residual messages, yielding Operator-Constrained Stage-Progressive Reliability Optimization (OSPR). Under a controlled protocol on Set5 at ×4 with 12 non-bicubic blur kernels, OSPO improves RGB-PSNR by 0.0364 dB over the USRNet baseline, while full OSPR improves it by 0.0429 dB over the corresponding compact residual-prior baseline. The proposed objectives modify only the training loss and require neither additional inference modules nor teacher calls at deployment.

Keywords

Image Super-Resolution, Deep Unfolding, Operator Constraint

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

单图像超分辨率(SISR)旨在从低分辨率观测中恢复高分辨率图像。SRCNN、EDSR 和 SwinIR 等深度模型在标准双三次退化条件下取得了显著进展[1]-[3]。然而，实际场景或受控非双三次退化通常同时包含模糊、下采样和噪声，导致训练退化与测试退化之间出现偏差。为提高模型对复杂退化的适应能力，SRMD、DPSR 以及盲核估计方法通过显式引入退化信息进行建模[4]-[7]。

对于退化参数已知的非盲超分辨率，半二次分裂可将最大后验推断分解为交替的数据子问题与先验子问题，并进一步展开为有限阶段的可训练网络。代表性方法 USRNet 借助单一模型处理多种模糊核、尺度因子和噪声水平，在模型灵活性与端到端学习之间建立了联系[8]。

模型驱动图像恢复和深度展开的核心优势在于能够显式利用观测算子。即插即用(Plug-and-Play)、RED、IRCNN 和 DPIR 等方法将深度去噪器作为图像先验嵌入迭代求解[9]-[12]，算法展开则将有限次优化迭代映射为可训练的网络阶段[13] [14]。现有研究主要围绕数据模块、先验模块及退化条件展开，对中间阶段多采用固定监督或简单的后期整体加权，尚未充分区分各阶段的优化职责：较早阶段更需要建立可靠的退化一致性，较晚阶段则应在保持一致性的基础上强化高频细节恢复。

深监督可改善中间表示与梯度传播[15]，频率域损失也常用于缓解图像重建中的高频信息缺失[16] [17]。然而，这两类方法通常未与展开网络的阶段演化过程协同设计。与此同时，扩散模型已成为图像生成和逆问题求解中的重要先验[18]-[21]。当其作为训练期教师时，生成的细节并非始终与真实残差及已知退化相一致；知识蒸馏与不确定性蒸馏研究亦表明，教师信息的有效性可能随样本而变化[22] [23]。因此，如何同时组织不同阶段的监督职责并识别教师信息的可靠程度，是本文关注的两个问题。

针对上述问题，本文提出算子约束的阶段递进优化框架。其核心方法 OSPO 由干净退化算子约束和阶段递进双域监督构成，用于重新组织本文所考察 USRNet 式展开过程的中间阶段训练目标；在采用紧凑残差先验模块的教师指导实例中，进一步引入残差消息可靠性调节，形成 OSPR。本文的主要贡献如

下：

1) 在先验更新后的完整阶段输出上构建干净退化算子约束，以避免直接拟合随机噪声，并限制先验更新对可观测成分的破坏。

2) 设计无额外可学习参数的阶段递进双域监督，利用统一的阶段进度协调算子域与高频域损失，而非简单放大后期阶段的整体监督权重。

3) 提出教师残差消息可靠性调节机制，根据教师残差与真实残差在双域中的一致程度，对教师紧凑表征监督进行加权，同时保持部署模型及推理流程不变。

2. 相关工作

2.1. 退化感知超分辨率与深度展开

退化感知超分辨率通过向网络提供模糊核、噪声水平或其估计结果，提高模型对非双三次退化的适应能力。SRMD 将退化信息编码为附加特征图[4]，DPSR 采用即插即用形式处理任意模糊核[5]，IKC 和 DAN 则通过迭代方式估计或修正未知退化[6] [7]。与上述盲退化建模不同，本文聚焦退化参数已知条件下的训练目标优化，不涉及测试阶段的模糊核估计。

深度展开将迭代优化过程映射为有限个可训练阶段[13] [14]。USRNet 在每个阶段交替求解数据子问题与先验子问题[8]，为观测一致性与学习型先验之间的协同提供了明确接口。本文不重新设计展开模块或改变前向拓扑，而是针对先验更新后的阶段状态构建训练约束，并进一步区分不同阶段的监督职责。

2.2. 中间监督与高频约束

深监督通过在中间层设置辅助目标，使隐藏表示能够直接接收任务信号，从而改善优化过程与梯度传播[15]。在图像恢复任务中，梯度、拉普拉斯和傅里叶域损失常用于缓解像素损失造成的过平滑。焦点频率损失(Focal Frequency Loss)根据频率误差自适应强调难以恢复的频率成分[16]；傅里叶空间损失(Fourier Space Losses)则进一步说明，空间域与频率域监督可在训练中提供互补信息[17]。

本文不将算子损失或高频损失本身作为独立创新，而是将二者与展开阶段的功能分工相结合：较早的受监督阶段侧重退化一致性，较晚阶段逐步加强高频恢复，同时保证两类约束在所有受监督阶段持续发挥作用。

2.3. 扩散先验与可靠性监督

DDPM 奠定了扩散生成模型的基本框架[18]，DDRM、DPS 和 DDNM 进一步将预训练扩散模型用于线性或一般逆问题[19]-[21]。这类方法通常在推理阶段执行多步采样，而本文的教师指导扩展仅在训练阶段调用冻结扩散教师，部署时不保留扩散采样链。

知识蒸馏旨在将强教师模型的知识迁移至轻量学生模型[22]，不确定性蒸馏则进一步关注教师输出的分布特征与可信程度[23]。不同于分类置信度，本文以教师残差消息与真实残差消息在退化算子域和高频域中的一致程度作为可靠性判据，使教师监督与图像恢复任务中的物理约束和细节恢复目标相对应。

2.4. 阶段监督与可靠性加权方法比较

在渐进式超分辨率与图像恢复中，LapSRN 通过拉普拉斯金字塔逐级预测高频残差，并对各尺度输出施加深监督；MPRNet 通过多阶段架构、监督注意模块与跨阶段特征融合逐步细化恢复结果[24] [25]。此类方法主要借助尺度层级或网络结构组织中间预测。另一方面，GradNorm 依据不同目标的梯度幅值和训练速率动态调整损失权重[26]，属于由优化统计驱动的自适应加权。与之不同，OSPO 不改变展开骨干的前向拓扑，也不额外学习或在线估计损失权重，而是利用已知退化算子构造物理一致性监督，并通过无

参数阶段进度在算子域与高频域之间调整相对权重，使监督重点与展开阶段由观测一致性向细节恢复的功能演化相对应。

已有不确定性蒸馏关注教师分布中不确定性信息的迁移[23]。在可靠性加权方面，CA-MKD 借助真实标签为多教师预测分配样本级置信权重，TGeo-KD 则综合教师、学生与真实标签之间的关系学习样本级知识融合比例[27] [28]。这些方法主要依据分类输出的置信度、正确性或预测几何关系判断教师监督的可靠程度。OSPR 面向图像恢复任务，不依赖分类概率、额外不确定性网络或可学习融合器，而是比较教师残差消息与真实残差消息在退化算子域和高频域中的一致性，并按样本、按阶段调节教师紧凑表征监督。因此，该可靠性判据同时引入已知退化过程与细节恢复目标，具有面向非盲超分辨率的物理与信号先验含义。

3. 所提方法

所提 OSPO 及其教师可靠性扩展 OSPR 的总体框架如图 1 所示。

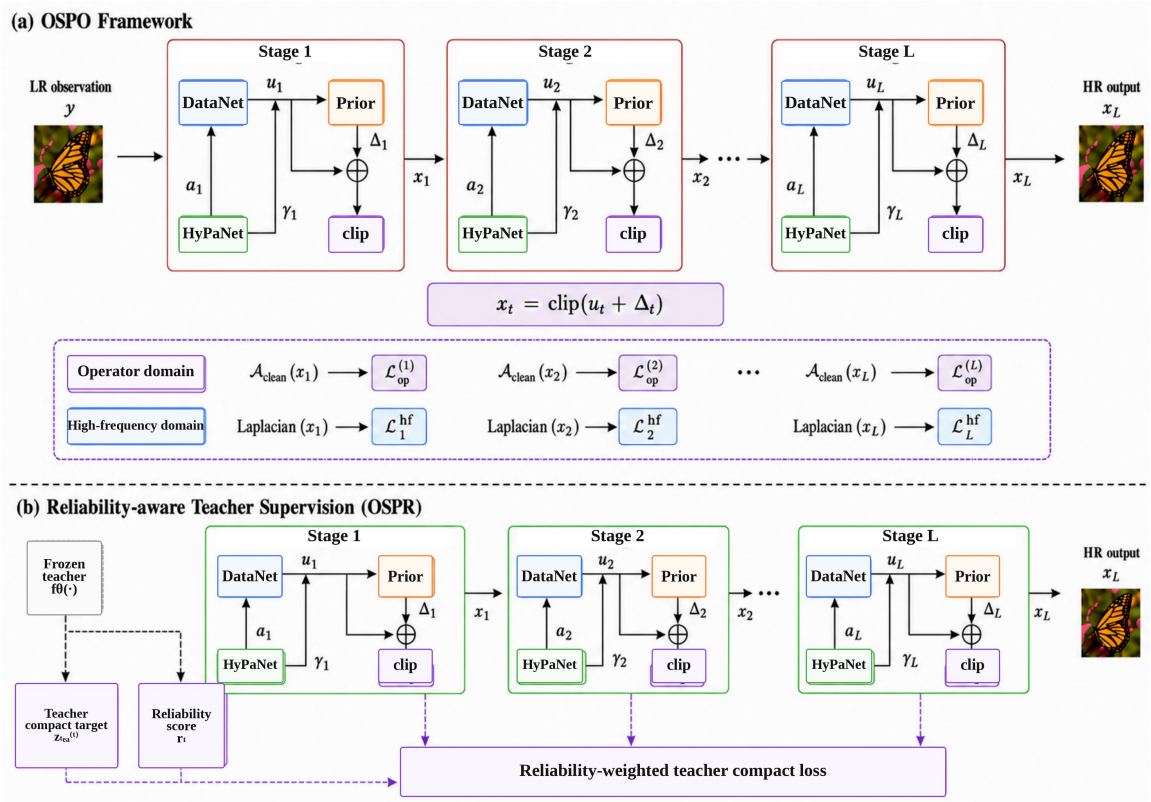


Figure 1. Overall framework of the proposed OSPO and OSPR
图 1. 所提 OSPO 与 OSPR 总体框架

3.1. 问题定义与展开骨干

设高分辨率图像为 x，低分辨率观测为 y，经典退化模型写为：

$$y = A_{k,s}(x) + n = \left(x \otimes_{wrap} k\right)\downarrow_s + n,$$

其中，k、s 和 n 分别表示模糊核、尺度因子和加性噪声。多阶段展开网络将恢复过程展开为 T 个阶段。第 t 阶段先由数据模块得到：

$$u_t = D\left(x_{t-1}, y, k, s, \alpha_t\right),$$

再由先验分支预测残差修正：

$$\Delta_t = P\left(u_t, \gamma_t, y, k, s, t\right), x_t = clip\left(u_t + \Delta_t, 0, 1\right).$$

本文不改变上述推理结构，而是在受监督阶段集合 $S = \{t_{min}, \cdots, t_{max}\}$ 上重新设计训练目标。

3.2. 干净退化算子约束

数据模块约束的是先验更新前的状态 u_t。为避免后续先验更新破坏可观测成分，本文对完整阶段输出 x_t 施加干净观测域约束。确定性退化算子定义为：

$$A_{k,s}^{clean}\left(x\right) = \left(x \otimes_{wrap} k\right)\downarrow_s .$$

对第 t 个受监督阶段，算子域损失为：

$$L_{op}^{(t)} = \rho\left(A_{k,s}^{clean}\left(x_t\right) - A_{k,s}^{clean}\left(x\right)\right),$$

其中，$\rho(e) = \sqrt{e^2 + \varepsilon^2}$，为 Charbonnier 惩罚函数。该目标使用由真实图像生成的干净观测，而不是直接拟合含噪观测 y；它与 DataNet 的前向数据更新作用位置不同，属于训练期互补约束。

3.3. 阶段递进双域监督

对 $t \in S$，定义归一化阶段位置和三次平滑进度：

$$q_t = \frac{t - t_{min}}{t_{max} - t_{min}}, p_t = 3q_t^2 - 2q_t^3.$$

当仅监督一个阶段时约定。高频域损失采用拉普拉斯响应：

$$L_{hf}^{(t)} = \rho\left(L\left(x_t\right) - L\left(x\right)\right).$$

阶段递进双域损失定义为：

$$L_{dual}^{(t)} = \lambda_{op}\left(2 - p_t\right)L_{op}^{(t)} + \lambda_{hf}\left(1 + p_t\right)L_{hf}^{(t)},$$

$$L_{OSPO} = \frac{1}{|S|}\sum_{t \in S} L_{dual}^{(t)}.$$

两个阶段系数之和恒为 3，因此阶段进度仅改变算子域监督与高频域监督的相对构成，而不会整体放大后期阶段的损失权重。同时，两类约束的系数均不小于 1，可避免任一约束在端点阶段完全消失。为使阶段进度只承担双域职责分配，本文关闭骨干原有的后期阶段外层线性加权。

3.4. 教师残差消息可靠性扩展

对于第一训练阶段(S1)的教师监督阶段集合，以相同数据状态为参考，定义第 b 个样本的教师残差消息和真实残差消息：

$$m_{tea,b}^{(t)} = x_{tea,b}^{(t)} - u_b^{(t)}, m_{,b}^{(t)} = x_{,b} - u_b^{(t)}.$$

记 $M(\cdot)$ 为张量平均绝对值，双域归一化差异为：

$$d_{op,b}^{(t)} = \frac{M\left[A_{k_b,s_b}^{clean}\left(m_{tea,b}^{(t)} - m_{,b}^{(t)}\right)\right]}{M\left[A_{k_b,s_b}^{clean}\left(m_{tea,b}^{(t)}\right)\right] + M\left[A_{k_b,s_b}^{clean}\left(m_{,b}^{(t)}\right)\right] + \epsilon},$$

$$d_{hf,b}^{(t)}=\frac{M\left[L\left(m_{tea,b}^{(t)}-m_{,b}^{(t)}\right)\right]}{M\left[L\left(m_{tea,b}^{(t)}\right)\right]+M\left[L\left(m_{,b}^{(t)}\right)\right]+\epsilon}.$$

在 S_T 内计算阶段进度 $p_{T,t}$，并融合为：

$$d_{b,t}=\left(1-p_{T,t}\right)d_{op,b}^{(t)}+p_{T,t}d_{hf,b}^{(t)},r_{b,t}=sg\left(\frac{1}{1+clip\left(d_{b,t},0,1\right)}\right).$$

将融合差异裁剪到[0, 1]后，可靠性得分位于[0.5, 1]。该权重按样本、按阶段计算，并仅用于调节教师紧凑表征误差：

$$L_{ct,rel}^{(t)}=\frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}r_{b,t}Mean\left[\left(\hat{z}_b^{(t)}-z_{tea,b}^{(t)}\right)^2\right].$$

可靠性得分在计算后执行停止梯度，仅作为外部权重参与优化，因而学生网络无法通过改变中间状态反向操控该权重。该机制仅作用于第一训练阶段的教师紧凑表征损失，不影响真实紧凑表征损失、真实残差损失、图像损失或高频损失，也不参与第二训练阶段和推理过程。

3.5. 总体训练目标

对不含教师的展开骨干，记 L_{final} 和 $L_{final,hf}$ 为最终输出的图像域与高频域损失，$L_{aux}^{(t)}$ 为骨干原有且不与双域损失重复的阶段辅助监督，则：

$$L_{train}^{OSPO}=\lambda_{final}L_{final}+\lambda_{final,hf}L_{final,hf}+\frac{1}{|S|}\sum_{t\in S}\left[L_{aux}^{(t)}+L_{dual}^{(t)}\right].$$

在教师指导实例中，第一训练阶段(S1)冻结 DataNet、HyPaNet 和教师，仅训练学生先验模块。将原有真实目标监督统一记为，则：

$$L_{S1}^{OSPR}=L_{,S1}+\lambda_{ct}\frac{1}{|S_T|}\sum_{t\in S_T}L_{ct,rel}^{(t)}.$$

第二训练阶段(S2)移除教师调用，并对完整展开流程进行端到端联合优化。其中，HyPaNet 和先验模块包含可学习参数；DataNet 作为无参数、可微的闭式数据更新模块参与前向计算，其更新强度由 HyPaNet 预测的阶段参数控制。S2 保留原有的紧凑表征、真实残差及阶段图像监督，并在此基础上加入 OSPO 阶段双域损失。推理时仅执行原展开网络，无需计算辅助损失，也不依赖教师、真实图像或可靠性模块。

4. 实验结果与分析

为评估所提方法，实验分别从整体重建性能、两类先验模块上的适用性、OSPO 各组成部分的贡献，以及教师可靠性监督与 OSPO 的互补性四个方面展开。表 1~3 中的结果均在同一受控测试协议下获得。

4.1. 实验设置

4.1.1. 数据集与退化设置

本文采用受控非双三次退化协议。训练数据由 DIV2K 和 Flickr2K 组成，测试集为 Set5，尺度因子设为×4，测试噪声水平设为 0。测试阶段采用 USRNet 提供的 12 个代表性非双三次模糊核，共构成 60 个图像——模糊核组合。低分辨率图像按照 3.1 节的退化模型生成：先执行循环边界卷积，再以左上角为采样起点(center = False)进行步进下采样，最后加入噪声。所有方法使用完全相同的测试输入；非盲模型均获

得真实模糊核、尺度因子和噪声水平。

4.1.2. 网络与训练设置

实验采用两个 8 阶段 USRNet 式展开实例。第一类为标准 USRNet，先验模块使用原始 ResUNet，用于验证 OSPO 在标准骨干上的作用；第二类使用紧凑残差先验模块，并在第一训练阶段(S1)引入冻结扩散教师，用于验证可靠性扩展及完整 OSPR。S1 中，DataNet 与 HyPaNet 均被冻结并置于评估模式，仅优化学生先验模块；扩散教师同样保持冻结，可靠性权重只作用于教师紧凑表征损失。第二训练阶段(S2)不再调用教师，而是对完整展开流程进行端到端联合优化，其中 HyPaNet 和先验模块包含可学习参数，DataNet 则作为无参数、可微的闭式更新模块参与计算。对于同一骨干的各组实验，训练数据、初始化原则、优化器、学习率调度及训练预算均保持一致，仅改变待验证的监督目标。标准 USRNet 实验以及紧凑先验模块的 S1、S2 均采用 AdamW 优化器，初始学习率为 1×10^{-4}，并使用余弦退火策略；OSPO 主设置监督最后 2 个展开阶段，同时关闭原有的后期阶段外层整体加权。

4.1.3. 评价指标

本文报告 RGB-PSNR、RGB-SSIM、Y-PSNR 和 Y-SSIM。计算指标前，所有输出均量化至 8 位，边界裁剪宽度设为 0，且不采用测试时增强或自集成。各模型使用相同的颜色空间转换、量化、裁剪和指标汇总程序。由于 OSPO 与 OSPR 只改变训练监督，不改变对应骨干的推理结构，因此表中不重复报告同一骨干内相同的推理时间。

4.2. 整体性能比较

表 1 给出了两类先验模块实例的主要定量结果。在标准 USRNet 上，比较基线与加入 OSPO 后的性能；在紧凑残差先验模块上，比较相应基线、紧凑先验 +OSPO 及完整 OSPR。对于同一骨干，新增机制均仅作用于训练目标，推理结构保持不变。

Table 1. Main quantitative comparison on Set5(×4) over 12 non-bicubic blur kernels
表 1. Set5(×4)上 12 种非双三次模糊核的主要定量比较

方法	RGB-PSNR/dB↑	RGB-SSIM↑	Y-PSNR/dB↑	Y-SSIM↑
USRNet 基线	30.1805	0.8634	32.1001	0.8953
USRNet + OSPO	30.2169	0.8652	32.1384	0.8967
紧凑先验基线	30.3017	0.8665	32.2124	0.8976
紧凑先验 + OSPO	30.3343	0.8678	32.2458	0.8986
完整 OSPR	30.3446	0.8683	32.2566	0.8991

说明：USRNet 基线与 USRNet + OSPO 采用相同的训练协议；紧凑先验各组使用相同的紧凑残差先验模块。OSPO 相对 USRNet 基线的 RGB-PSNR 提高 0.0364 dB，完整 OSPR 相对紧凑先验基线提高 0.0429 dB。各方法在同一骨干内具有相同的推理结构。

在标准 USRNet 上，基线的 RGB-PSNR、RGB-SSIM、Y-PSNR 和 Y-SSIM 分别为 30.1805 dB、0.8634、32.1001 dB 和 0.8953。加入 OSPO 后，四项指标分别提升至 30.2169 dB、0.8652、32.1384 dB 和 0.8967，对应增益为 0.0364 dB、0.0018、0.0383 dB 和 0.0014。四项指标呈现一致提升，说明在当前受控协议下，阶段递进双域监督能够改善标准 USRNet 的重建结果。

在紧凑残差先验模块实例上，紧凑先验 + OSPO 的四项指标均高于相应基线，其中 RGB-PSNR 由 30.3017 dB 提升至 30.3343 dB。进一步引入教师可靠性监督后，完整 OSPR 达到 30.3446 dB、0.8683、

32.2566 dB 和 0.8991；相较紧凑先验 + OSPO，分别增加 0.0103 dB、0.0005、0.0108 dB 和 0.0005。两类先验模块实例均呈现一致的增益方向，表明 OSPO 可与本文考察的标准 ResUNet 先验和紧凑残差先验配合使用。需要指出的是，该结论仅由两种先验模块实例支持，尚不能外推至所有展开网络或超分辨率骨干。上述改进均未引入额外推理模块、参数分支或部署阶段教师调用。

为直观展示不同训练目标对局部结构恢复的影响，图 2 给出了 Set5(×4)中一个代表性非双三次退化样本及同一区域的局部对比结果。

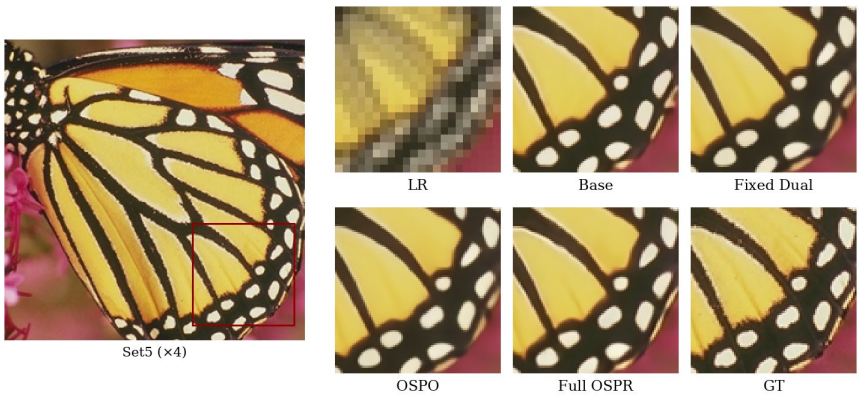


Figure 2. Visual comparison on Set5 under a representative ×4 non-bicubic degradation
图 2. Set5(×4)代表性非双三次退化下的视觉比较

如图 2 所示，低分辨率输入在翅脉边缘和白色斑点区域存在明显模糊。基线(Base)能够恢复主体轮廓，但局部边界仍较平滑；固定双域监督(Fixed Dual)改善了部分轮廓的连续性。与前两者相比，OSPO 在黑色纹理边缘和斑点形状上保留了更完整的局部结构。完整 OSPR 与 OSPO 的整体视觉结果接近，并在部分边界过渡处表现出细微差异。该观察与表 1 和表 3 中的定量趋势基本一致。

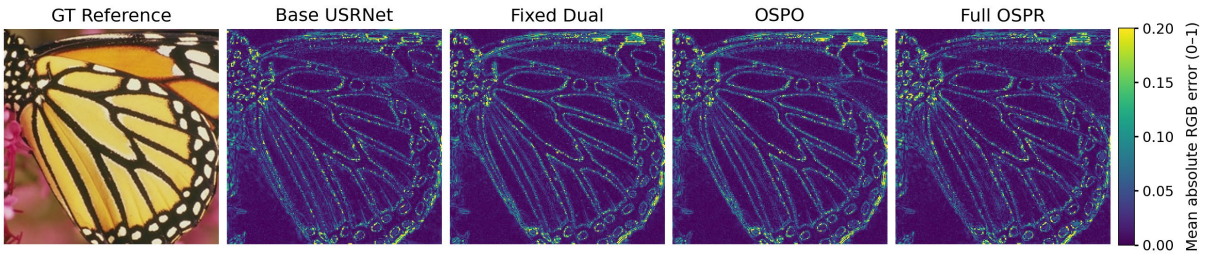


Figure 3. Absolute residual maps of different reconstruction methods relative to the ground truth
图 3. 不同重建方法相对于真实图像的绝对残差图

为进一步比较不同方法的重建误差分布，图 3 给出了各方法输出相对于真实图像的绝对残差图。残差由 RGB 三通道绝对误差的平均值计算，所有方法采用统一的 0~0.20 色标范围，超过该范围的数值按上限显示。可以看出，各方法的误差主要集中在翅脉边缘、白色斑点边界等高频结构区域。完整 OSPR 在部分高对比边界处呈现出相对较弱的残差响应，表明教师可靠性调节有助于减小局部结构重建误差。

4.3. 消融实验

为分析各组成部分的作用，本文依次考察干净退化算子约束、固定双域监督和阶段递进调度。相关成对比较均采用标准 USRNet 骨干。

Table 2. Ablation study of OSPO components
表 2. OSPO 组成模块消融实验

实验设置	算子域约束	阶段高频约束	递进调度	RGB-PSNR/dB↑	RGB-SSIM↑
基线(Base)	—	—	—	30.1805	0.8634
仅算子约束	√	—	—	30.1942	0.8639
固定双域监督	√	√	—	30.2051	0.8647
OSPO	√	√	√	30.2169	0.8652

注：各组使用相同的初始化原则、训练预算和测试程序；OSPO 主设置监督最后 2 个展开阶段，并关闭原有的后期阶段外层整体加权。

由表 2 可见，仅加入算子约束后，RGB-PSNR 由 30.1805 dB 提升至 30.1942 dB，RGB-SSIM 由 0.8634 提升至 0.8639。这一结果支持在完整阶段输出上施加干净退化算子约束，以减弱先验更新对可观测成分的破坏。在此基础上加入高频域监督后，固定双域监督进一步达到 30.2051 dB 和 0.8647，说明高频域与算子域约束在当前设置下具有互补性：前者侧重局部结构与细节响应，后者侧重保持确定性退化一致性。

引入阶段递进职责分配后，OSPO 的 RGB-PSNR 和 RGB-SSIM 进一步提升至 30.2169 dB 和 0.8652，相较固定双域监督分别增加 0.0118 dB 和 0.0005。结果表明，性能增益并非完全来自两类常用损失的简单叠加，阶段进度对双域监督相对权重的组织也产生了额外作用。各组结果呈现“基线 < 仅算子约束 < 固定双域监督 < OSPO”的递进关系。

在紧凑残差先验模块实例上，进一步比较紧凑先验基线、仅加入教师可靠性、仅加入 OSPO 和完整 OSPR。各组使用相同的冻结教师、紧凑表征目标及测试协议，S1 与 S2 的训练差异见 4.1.2 节。

Table 3. Ablation study of OSPO and reliability-aware teacher supervision
表 3. OSPO 与教师可靠性监督消融实验

实验设置	OSPO	教师可靠性	RGB-PSNR/SSIM↑	Y-PSNR/SSIM↑
紧凑先验基线	—	—	30.3017/0.8665	32.2124/0.8976
紧凑先验 + 可靠性	—	√	30.3185/0.8669	32.2291/0.8982
紧凑先验 + OSPO	√	—	30.3343/0.8678	32.2458/0.8986
完整 OSPR	√	√	30.3446/0.8683	32.2566/0.8991

说明：单独加入教师可靠性后，RGB-PSNR 由 30.3017 dB 提升至 30.3185 dB；在紧凑先验 + OSPO 基础上，完整 OSPR 进一步达到 30.3446 dB，四项指标均保持同向变化。

表 3 显示，单独加入教师可靠性后，RGB-PSNR、RGB-SSIM、Y-PSNR 和 Y-SSIM 分别提高 0.0168 dB、0.0004、0.0167 dB 和 0.0006，表明按样本、按阶段调节教师紧凑表征目标在当前协议下可带来有限但一致的改善。单独加入 OSPO 时，四项增益分别为 0.0326 dB、0.0013、0.0334 dB 和 0.0010，整体高于教师可靠性带来的增益，说明 OSPO 是该实例中的主要性能改进来源。

在紧凑先验 + OSPO 基础上加入教师可靠性后，完整 OSPR 的四项指标继续提高，表明两种机制在当前实验中具有互补作用。OSPO 用于组织不同展开阶段的训练职责，教师可靠性则用于评估训练期教师残差消息的可信程度，二者分别作用于多阶段监督结构和教师目标质量。需要强调的是，可靠性权重仅调节 S1 中的教师紧凑表征损失，不影响真实监督、S2 训练目标或推理过程。

5. 结论与展望

本文针对多阶段深度展开超分辨率中阶段监督同质化的问题，提出由干净退化算子约束与阶段递进

双域监督组成的 OSPO，并在采用紧凑残差先验模块的教师指导实例中引入残差消息可靠性调节，形成 OSPR。在 Set5(×4)及 12 种非双三次模糊核构成的受控测试协议下，OSPO 相对 USRNet 基线将 RGB-PSNR 提高 0.0364 dB，完整 OSPR 相对紧凑先验基线提高 0.0429 dB。消融结果呈现“基线 < 仅算子约束 < 固定双域监督 <OSPO”的递进关系，教师可靠性在 OSPO 基础上进一步带来同向增益。所提方法仅调整训练目标，不增加推理阶段的网络结构或教师调用。当前验证范围仍限于标准 USRNet 及采用紧凑残差先验模块的 USRNet 式实例，因此尚不能据此推断其对其他深度展开网络或超分辨率骨干具有普适性。后续可进一步考察该方法在未知退化、真实观测、更大规模测试集及其他线性逆问题中的适用性。

参考文献

[1] Dong, C., Loy, C.C., He, K. and Tang, X. (2016) Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **38**, 295-307. https://doi.org/10.1109/tpami.2015.2439281

[2] Lim, B., Son, S., Kim, H., Nah, S. and Lee, K.M. (2017) Enhanced Deep Residual Networks for Single Image Super-Resolution. 2017 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops* (*CVPRW*), Honolulu, 21-26 July 2017, 1132-1140. https://doi.org/10.1109/cvprw.2017.151

[3] Liang, J., Cao, J., Sun, G., Zhang, K., Van Gool, L. and Timofte, R. (2021) SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer. 2021 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops* (*ICCVW*), Montreal, 11-17 October 2021, 1833-1844. https://doi.org/10.1109/iccvw54120.2021.00210

[4] Zhang, K., Zuo, W. and Zhang, L. (2018) Learning a Single Convolutional Super-Resolution Network for Multiple Degradations. 2018 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, 18-23 June 2018, 3262-3271. https://doi.org/10.1109/cvpr.2018.00344

[5] Zhang, K., Zuo, W. and Zhang, L. (2019) Deep Plug-and-Play Super-Resolution for Arbitrary Blur Kernels. 2019 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (*CVPR*), Long Beach, 15-20 June 2019, 1671-1681. https://doi.org/10.1109/cvpr.2019.00177

[6] Gu, J., Lu, H., Zuo, W. and Dong, C. (2019) Blind Super-Resolution with Iterative Kernel Correction. 2019 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (*CVPR*), Long Beach, 15-20 June 2019, 1604-1613. https://doi.org/10.1109/cvpr.2019.00170

[7] Luo, Z., Huang, Y., Li, S., Wang, L. and Tan, T. (2020) Unfolding the Alternating Optimization for Blind Super Resolution. *Advances in Neural Information Processing Systems* 33: *Annual Conference on Neural Information Processing Systems* 2020, *NeurIPS* 2020, 6-12 December 2020, 5632-5643.

[8] Zhang, K., Van Gool, L. and Timofte, R. (2020) Deep Unfolding Network for Image Super-Resolution. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (*CVPR*), Seattle, 13-19 June 2020, 3217-3226. https://doi.org/10.1109/cvpr42600.2020.00328

[9] Venkatakrishnan, S.V., Bouman, C.A. and Wohlberg, B. (2013) Plug-and-Play Priors for Model Based Reconstruction. 2013 *IEEE Global Conference on Signal and Information Processing*, Austin, 3-5 December 2013, 945-948. https://doi.org/10.1109/globalsip.2013.6737048

[10] Romano, Y., Elad, M. and Milanfar, P. (2017) The Little Engine That Could: Regularization by Denoising (Red). *SIAM Journal on Imaging Sciences*, **10**, 1804-1844. https://doi.org/10.1137/16m1102884

[11] Zhang, K., Zuo, W., Gu, S. and Zhang, L. (2017). Learning Deep CNN Denoiser Prior for Image Restoration. 2017 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (*CVPR*), Honolulu, 21-26 July 2017, 3929-3938. https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.300

[12] Zhang, K., Li, Y., Zuo, W., Zhang, L., Van Gool, L. and Timofte, R. (2022) Plug-and-Play Image Restoration with Deep Denoiser Prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **44**, 6360-6376. https://doi.org/10.1109/tpami.2021.3088914

[13] Gregor, K. and LeCun, Y. (2010) Learning Fast Approximations of Sparse Coding. *Proceedings of the* 27*th International Conference on Machine Learning*, Haifa, 21-24 June 2010, 399-406.

[14] Monga, V., Li, Y. and Eldar, Y.C. (2021) Algorithm Unrolling: Interpretable, Efficient Deep Learning for Signal and Image Processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, **38**, 18-44. https://doi.org/10.1109/msp.2020.3016905

[15] Lee, C.Y., Xie, S., Gallagher, P., Zhang, Z. and Tu, Z. (2015) Deeply-Supervised Nets. *Proceedings of the* 18*th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, *PMLR*, Vol. 38, 562-570.

[16] Jiang, L., Dai, B., Wu, W. and Loy, C.C. (2021) Focal Frequency Loss for Image Reconstruction and Synthesis. 2021 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision* (*ICCV*), Montreal, 10-17 October 2021, 13919-13929.

https://doi.org/10.1109/iccv48922.2021.01366

[17] Fuoli, D., Van Gool, L. and Timofte, R. (2021) Fourier Space Losses for Efficient Perceptual Image Super-Resolution. 2021 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision* (*ICCV*), Montreal, 10-17 October 2021, 2340-2349. https://doi.org/10.1109/iccv48922.2021.00236

[18] Ho, J., Jain, A. and Abbeel, P. (2020) Denoising Diffusion Probabilistic Models. *Advances in Neural Information Processing Systems* 33: *Annual Conference on Neural Information Processing Systems* 2020, *NeurIPS* 2020, 6-12 December 2020, 6840-6851.

[19] Kawar, B., Elad, M., Ermon, S. and Song, J. (2022) Denoising Diffusion Restoration Models. *Advances in Neural Information Processing Systems* 35, New Orleans, 28 November-9 December 2022, 23593-23606. https://doi.org/10.52202/068431-1714

[20] Chung, H., Kim, J., McCann, M.T., Klasky, M.L. and Ye, J.C. (2023) Diffusion Posterior Sampling for General Noisy Inverse Problems. *International Conference on Learning Representations*, Kigali, 1-5 May 2023, 30. https://openreview.net/forum?id=OnD9zGAGT0k

[21] Wang, Y., Yu, J. and Zhang, J. (2023) Zero-Shot Image Restoration Using Denoising Diffusion Null-Space Model. *International Conference on Learning Representations*, Kigali, 1-5 May 2023, 31. https://openreview.net/forum?id=mRieQgMtNTQ

[22] Hinton, G., Vinyals, O. and Dean, J. (2015) Distilling the Knowledge in a Neural Network. https://arxiv.org/abs/1503.02531

[23] Shen, Y., Zhang, Z., Sabuncu, M.R. and Sun, L. (2021) Real-Time Uncertainty Estimation in Computer Vision via Uncertainty-Aware Distribution Distillation. 2021 *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision* (*WACV*), Waikoloa, 3-8 January 2021, 707-716. https://doi.org/10.1109/wacv48630.2021.00075

[24] Lai, W.S., Huang, J.B., Ahuja, N. and Yang, M.H. (2017) Deep Laplacian Pyramid Networks for Fast and Accurate Super-Resolution. 2017 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (*CVPR*), Honolulu, 21-26 July 2017, 5835-5843. https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.618

[25] Zamir, S.W., Arora, A., Khan, S., Hayat, M., Khan, F.S., Yang, M., *et al*. (2021) Multi-Stage Progressive Image Restoration. 2021 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (*CVPR*), Nashville, 20-25 June 2021, 14816-14826. https://doi.org/10.1109/cvpr46437.2021.01458

[26] Chen, Z., Badrinarayanan, V., Lee, C.Y. and Rabinovich, A. (2018) GradNorm: Gradient Normalization for Adaptive Loss Balancing in Deep Multitask Networks. *Proceedings of the* 35*th International Conference on Machine Learning*, *PMLR*, Vol. 80, 794-803.

[27] Zhang, H., Chen, D. and Wang, C. (2022) Confidence-Aware Multi-Teacher Knowledge Distillation. 2022 *IEEE International Conference on Acoustics*, *Speech and Signal Processing* (*ICASSP*), Singapore, 23-27 May 2022, 4498-4502. https://doi.org/10.1109/icassp43922.2022.9747534

[28] Hu, C., Wu, H., Li, X., Ma, C., Chen, X., Yan, J., Wang, B. and Liu, X. (2024) Less or More from Teacher: Exploiting Trilateral Geometry for Knowledge Distillation. *International Conference on Learning Representations*, Vienna, 7 May 2024, 16. https://openreview.net/forum?id=OZitfSXpdT