

三、项目设计论证

<p>本表参照以下提纲撰写，要求逻辑清晰，主题突出，层次分明，内容翔实，排版清晰，6000字以内。</p> <ol style="list-style-type: none">1. [选题依据] 国内外相关研究的学术史梳理及研究动态；本课题相对于已有研究的独到学术价值和应用价值等。2. [研究内容] 本课题的研究对象、总体框架、重点难点、主要目标等。3. [思路方法] 本课题研究的基本思路、具体研究方法、研究计划及其可行性等。4. [创新之处] 在学术思想、学术观点、研究方法等方面的特色和创新。5. [预期成果] 成果形式、使用去向及预期社会效益等。6. [参考文献] 开展本课题研究的主要中外参考文献。 <p>1. 选题依据</p> <p>本节聚焦“为什么必须做、现有方法为何不足、本项目价值何在”三个核心问题，形成从问题提出到目标牵引的完整论证链条。本节结论将直接支撑第2节的研究目标设定与总体框架设计。</p> <p>1.1. 研究意义</p> <p>图像恢复旨在从受损的观测图像中重建高质量的清晰图像，是计算机视觉领域的基础性研究课题。在安防监控、自动驾驶、医学成像、遥感观测等实际应用中，图像在采集与传输过程中不可避免地受到噪声、模糊、雾霾、雨线、低光照、压缩伪影等多种退化因素的影响，严重制约了后续视觉分析任务的精度与可靠性。因此，研究高效、智能的图像恢复方法，对提升视觉信息质量和推动计算机视觉技术的实用化部署具有重要意义。</p> <p>当前，基于深度学习的图像恢复算法取得了显著进展，但仍面临以下挑战：</p> <p>一、传统方法^[1-2]针对单一退化类型设计专用模型，面对真实场景中多种退化共存的复杂情况时难以有效应对；</p> <p>二、全能型（All-in-One）方法^[3-5]虽尝试用单一模型处理多种退化，但受限于训练阶段所覆盖的退化类型，在面对未知混合退化时性能显著下降；</p> <p>三、现有方法普遍采用静态推理范式，无法根据图像的实际退化情况动态选择和组合恢复策略。</p> <p>在本课题预研复现实验中，上述问题在复杂混合退化场景下会造成明显性能损失：与单一退化测试相比，代表性模型在 PSNR 上通常下降约 1.5–3.0dB，在视觉质量评分上出现稳定退化，且推理计算开销显著增加。</p> <p>针对上述问题，本项目拟研究多智能体协同的空间感知图像恢复方法，实现精细化、高效化的复杂退化图像恢复，形成“可感知、可决策、可迭代、可部署”的新型恢复范式。</p> <p>从研究意义看，本项目可归纳为以下三个层面：</p> <p>一是学术意义：推动图像恢复从“全图单策略处理”向“区域级动态决策处理”演进，丰富复杂退化图像恢复的理论内涵。</p>

二是方法意义：促进空间感知、智能体规划和轨迹蒸馏的深度融合，形成兼顾恢复质量与计算效率的方法体系。

三是应用与战略意义：面向安防巡检、智能交通、遥感解译等场景提供高可靠视觉基础能力，服务智能感知系统的工程落地。

1.2. 国内外研究现状

根据方法论的演进，现有图像恢复方法可分为三类。

为直观对比“传统全图统一处理”与“本项目空间感知分区处理”的差异，图 0 给出了方法框架层面的示意对照。

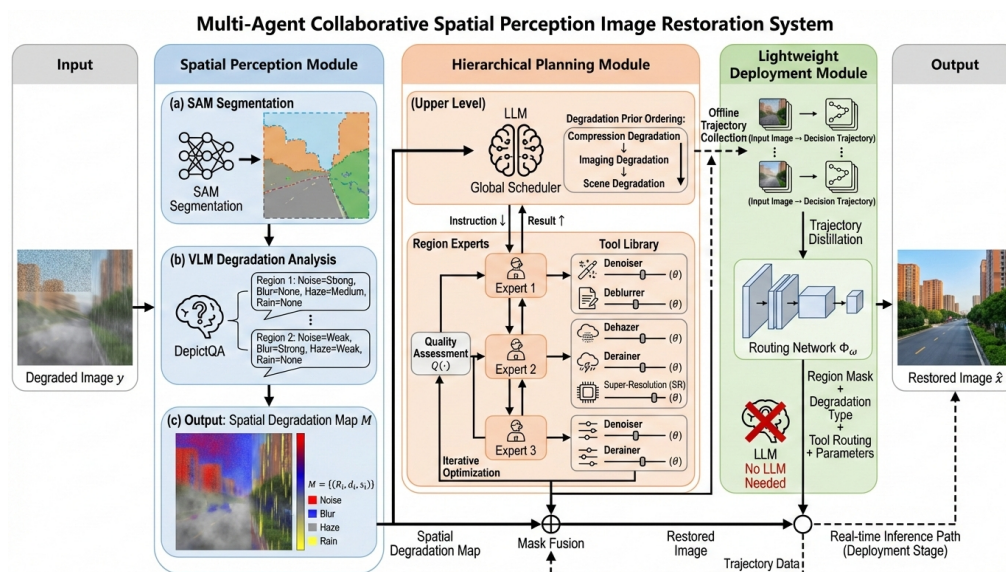


图 0 传统全图统一恢复与空间感知分区恢复的框架对照示意

(1) 基于单任务模型的图像恢复算法

这类方法针对特定退化类型设计专用网络。Liang 等人^[1]提出的 SwinIR 基于 Swin Transformer 实现了去噪、超分辨率等任务；Zamir 等人^[2]提出的 Restormer 通过高效 Transformer 架构在去噪、去模糊等任务上取得了优异性能。这类方法在各自任务上表现出色，但需为每种退化单独训练模型，且无法处理多退化共存的复杂场景。

(2) 全能型图像恢复算法

为克服单任务模型的局限性，研究者尝试构建统一模型处理多种退化。Li 等人^[3]提出的 AirNet 基于对比学习实现退化表征的统一处理；Potlapalli 等人^[4]提出的 PromptIR 通过可学习的提示向量隐式编码退化信息；Conde 等人^[5]提出的 InstructIR 首次利用自然语言指令引导图像恢复。然而，这些方法受限于训练阶段所覆盖的退化类型（通常 3–7 种），面对复杂混合退化时性能显著下降，且采用单次前向传播的静态处理模式，无法迭代优化恢复结果。

(3) 基于智能体的图像恢复算法

基于智能体的方法利用大语言模型（LLM）与视觉语言模型（VLM）智能编排专用恢复工具，代表着图像恢复领域的新范式。Zhu 等人^[6]提出的 AgenticIR 是该领域的开创性工作，设计了感知—调度—执行—反思—重调度的五阶段框架，但采用深度优先搜索，计算开

销极大。Chen 等人^[7]提出的 RestoreAgent 通过微调多模态大模型直接预测恢复流程。Jiang 等人^[8]提出的 MAIR 引入多智能体架构和三阶段退化先验，将推理效率提升 44%。Zhou 等人^[9]提出的 Q-Agent 采用质量驱动的贪心策略，实现线性复杂度的恢复规划。

尽管上述方法取得了重要进展，但均存在以下共性不足：所有方法对整张图像进行全局统一处理，忽略了退化在空间上的不均匀分布；工具调用仅限于二元选择，缺乏细粒度的参数调控；推理阶段对大模型的强依赖导致计算代价居高不下。这些问题构成了本项目的核心研究动机。

当前研究存在的主要问题可归纳为：

一、退化表征层面：现有方法对空间异质退化建模不足，难以在区域粒度上准确识别“退化类型—严重程度—位置分布”的耦合关系。

二、恢复决策层面：多数方法缺乏“工具链+参数”的联合优化机制，难以实现面向复杂场景的动态规划与迭代修复。

三、部署效率层面：对 LLM/VLM 等大模型推理依赖较强，导致时延和算力成本偏高，不利于边缘部署与实时应用。

1.3. 本项目的应用价值

本项目围绕“复杂退化图像高质量恢复”这一核心需求，面向典型视觉任务链条中的前置质量增强环节，具有明确应用价值。

一是行业场景价值：在智慧安防与交通场景中，本项目可提升夜间/恶劣天气图像可用性，增强后续检测、跟踪、识别模块的稳定性；在遥感场景中，可提升地物边界与纹理细节质量，服务变化检测与精细解译任务。

二是技术迁移价值：本项目提出的“空间退化图+层级智能体+轨迹蒸馏”框架具备较强任务迁移潜力，可推广至视频增强、医学影像恢复、工业视觉质检等相关方向。

三是组织与资源匹配价值：依托既有图像恢复研究积累、可复用模型工具链与实验平台，本项目在数据、算法与工程实现层面具备较好的实施基础，能够实现从研究原型到可验证系统的落地转化。

本节小结：通过上述选题依据与价值分析，可进一步明确本项目需在“目标可量化、框架可执行、难点可攻关”的前提下展开研究，因此第 2 节将围绕研究目标、总体框架与重点难点进行系统展开。

2. 研究目标、总体框架及重点难点

本节围绕“目标—内容—难点”建立一一映射关系：目标定义“做成什么”，研究内容定义“怎么做”，重点难点定义“最难在哪里以及如何突破”，三者共同支撑项目可执行性。

2.1. 研究目标

面向复杂退化场景下图像恢复的精细化与高效化需求，本项目拟实现以下可评价目标：

1) 目标 1（感知）：构建空间感知退化分析机制，实现区域级退化识别与量化；在公开复杂退化基准上，相较全图级识别基线，区域级退化识别准确率显著提升。对应输出物：空

间退化图构建算法、区域级标注与评测脚本、阶段论文成果。

2) 目标 2 (决策): 构建层级多智能体协同机制, 实现区域级恢复规划与连续参数自适应优化; 在混合退化恢复任务中, 相较静态恢复管线获得更高恢复质量与更优效率平衡。对应输出物: 层级智能体恢复系统原型、工具链调度策略、发明专利/论文成果。

3) 目标 3 (部署): 构建轨迹蒸馏驱动的轻量路由模型, 实现高质量恢复策略的快速推理与边缘部署; 在保持主要质量指标可接受损失范围内显著降低部署时延与算力需求。对应输出物: 轻量路由网络模型、部署测试报告、可复现实验配置。

2.2. 总体框架

本项目总体框架如图 1 所示, 由”空间感知模块—层级规划模块—轻量部署模块”三大核心模块组成。空间感知模块负责将退化图像分割为语义区域并生成空间退化图; 层级规划模块基于全局调度器与区域专家的协同架构, 对各区域独立规划恢复策略并迭代优化; 轻量部署模块通过轨迹蒸馏将多智能体的复杂决策知识压缩为轻量路由网络。三个模块层层递进, 形成”感知—决策—执行—蒸馏”的闭环流程。

其中, 系统输入为退化图像 y ; 模块一输出空间退化图 \mathcal{M} ; 模块二输出区域修复结果及全图恢复结果 \hat{x} ; 模块三输出轻量推理模型 Φ_ω 及对应调度参数。三模块在训练阶段通过轨迹数据闭环耦合, 在部署阶段形成”轻量网络+工具库”的高效执行路径。

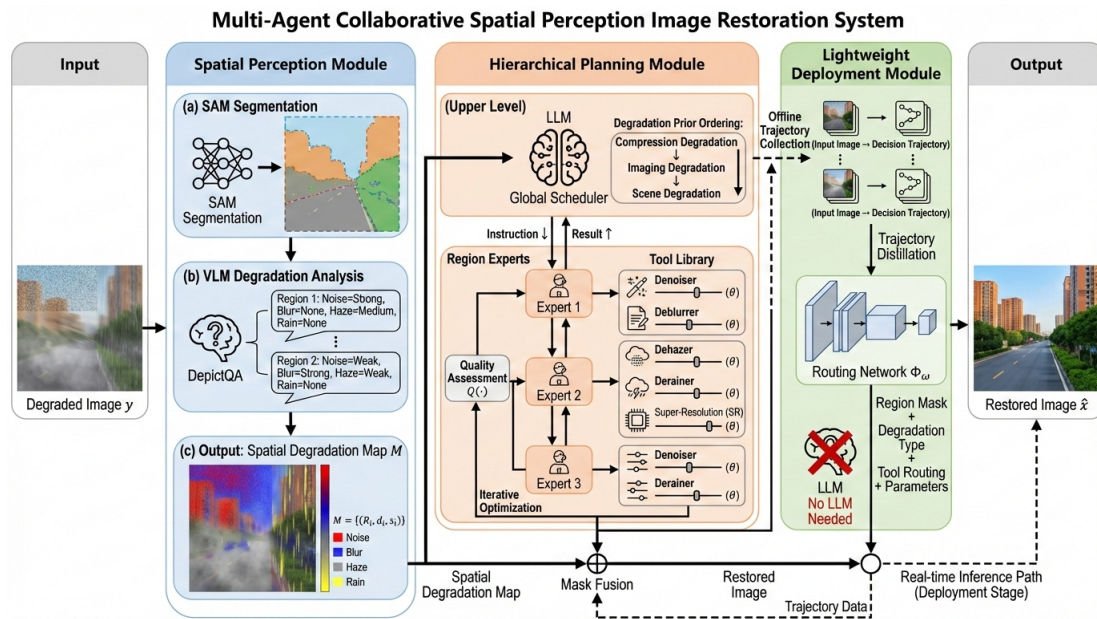


图 1 本项目总体研究框架

2.3. 研究内容

面向上述目标, 本项目拟开展以下三个方面的研究。

1) 空间感知退化分析

研究问题: 现有方法主要基于全图级退化判断, 难以刻画复杂场景的空间异质退化。关

键方法：引入零样本分割模型 SAM^[10]进行语义区域划分，并结合 DepictQA^[11]进行区域级退化类型与严重程度估计，构建空间退化图。预期效果：为后续规划提供可解释、可量化的结构化输入。与研究内容 2 的依赖关系：本模块输出 \mathcal{M} 作为层级智能体的决策先验。创新嵌入点：以区域粒度统一表征“退化类型-程度-位置”。

2) 层级多智能体协同规划

研究问题：单一静态恢复流程难以兼顾复杂退化下的质量与效率。关键方法：构建“全局调度器 + 区域专家”的两层智能体架构，全局层依据退化先验^[8]分配处理优先级，区域层执行工具链选择与连续参数优化，并通过质量反馈迭代更新。预期效果：实现区域差异化修复与全图一致性兼顾。与研究内容 1/3 的依赖关系：依赖 \mathcal{M} 完成规划，并为轨迹蒸馏提供高质量决策样本。创新嵌入点：实现工具调用与参数调节的一体化决策。

3) 基于轨迹蒸馏的轻量路由网络

研究问题：多智能体高质量推理成本高、部署门槛高。关键方法：离线收集“输入图像 → 最优路径与参数”轨迹数据，训练轻量路由网络直接预测分割、退化类型与工具调度方案。预期效果：在保持恢复质量可接受范围内大幅降低部署时延与算力开销。与研究内容 2 的依赖关系：蒸馏对象来自多智能体轨迹；反向促进规划策略标准化。创新嵌入点：将复杂多步推理知识压缩为可部署决策网络。

2.4. 重点难点

本项目的重点难点包括：

1) **难点 1 (对应目标 1)**：如何在零样本条件下准确分割退化区域并量化退化程度。拟解决路径：通过“语义分割 + 区域级退化推理 + 一致性约束”联合优化空间退化图质量。

2) **难点 2 (对应目标 2)**：如何在空间维度上协调多智能体决策，避免区域边界不一致与策略冲突。拟解决路径：通过全局调度优先级约束与区域专家反馈闭环实现跨区域协同。

3) **难点 3 (对应目标 3)**：如何将复杂多步推理知识有效压缩到轻量网络中并保持性能稳定。拟解决路径：采用多任务联合蒸馏、轨迹筛选与部署约束联合训练。

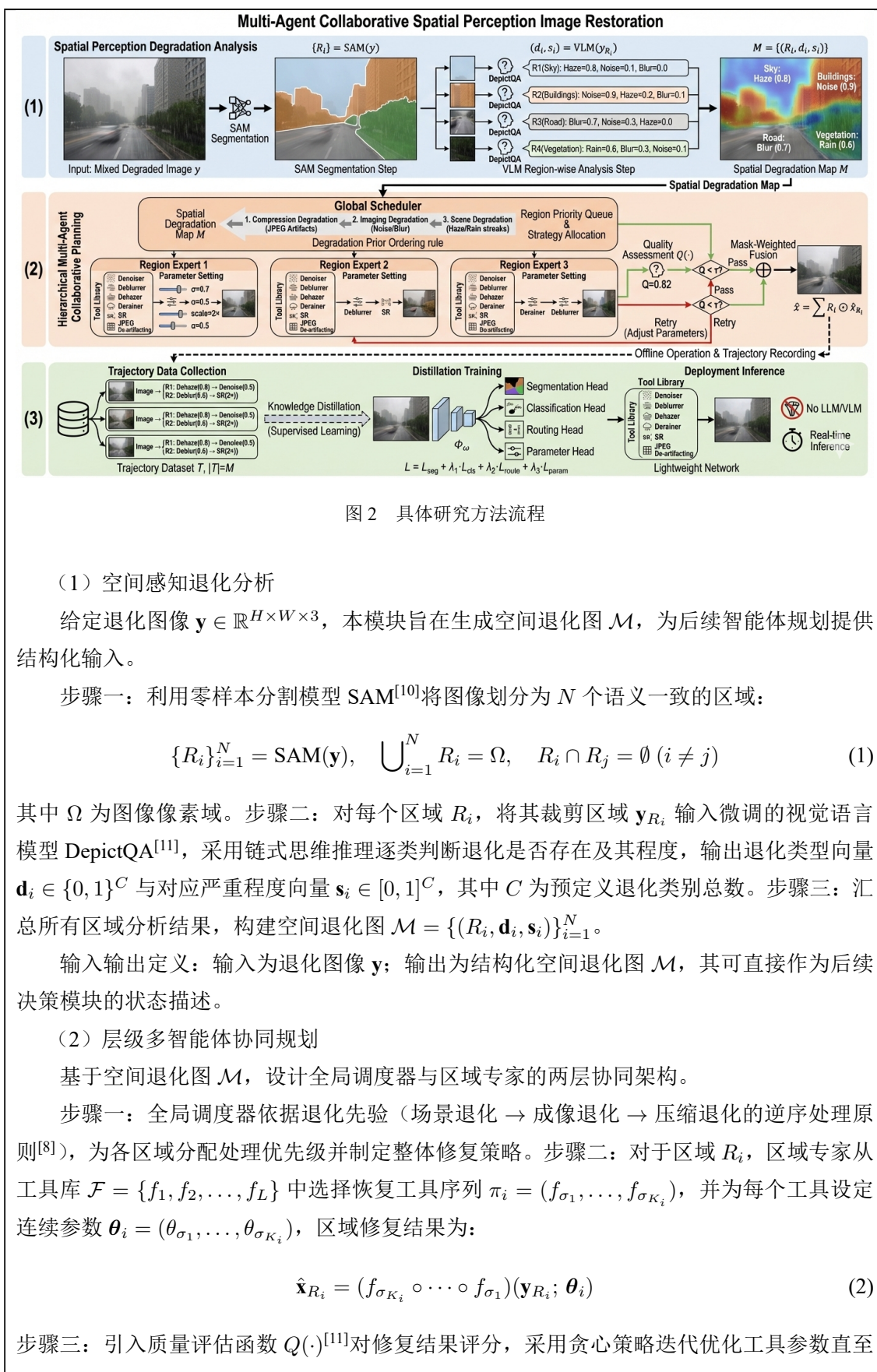
以上难点分别对应“感知—决策—部署”三类核心目标，并在第 3 节中给出具体技术实现路径。

3. 思路方法

本节围绕“如何做成”展开，按照技术流程、实施计划与可行性支撑三层推进，重点回答模型如何训练、如何推理、如何规避风险。

3.1. 具体研究方法

本项目的整体研究思路为“感知 → 规划 → 执行 → 蒸馏”。首先构建空间感知模块实现区域级退化分析，然后设计层级智能体进行协同规划与执行，最后通过轨迹蒸馏实现轻量化部署。三个研究内容层层递进、相互依托。具体方法流程如图 2 所示。



满足质量阈值 τ :

$$(\pi_i^*, \theta_i^*) = \arg \max_{\pi_i, \theta_i} Q(\hat{\mathbf{x}}_{R_i}), \quad \text{s.t.} \quad Q(\hat{\mathbf{x}}_{R_i}) \geq \tau \quad (3)$$

步骤四: 全局调度器通过区域掩码加权融合各区域结果, 合成最终恢复图像 $\hat{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^N R_i \odot \hat{\mathbf{x}}_{R_i}$, 并对全图进行整体质量评估与一致性检查。

输入输出定义: 输入为空间退化图 \mathcal{M} 与工具库 \mathcal{F} ; 输出为区域最优决策 $\{(\pi_i^*, \theta_i^*)\}$ 与恢复图像 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

(3) 基于轨迹蒸馏的轻量路由网络

利用上述多智能体系统在大规模合成退化数据集上离线运行, 收集决策轨迹数据集 $\mathcal{T} = \{(\mathbf{y}^{(j)}, \mathcal{M}^{(j)}, \{\pi_i^{*,(j)}, \theta_i^{*,(j)}\}_i)\}_{j=1}^M$ 。基于该数据集训练轻量级路由网络 Φ_ω , 使其直接根据退化图像预测区域划分、退化类型及工具调度方案。训练目标为多任务联合损失:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{seg}} + \lambda_1 \mathcal{L}_{\text{cls}} + \lambda_2 \mathcal{L}_{\text{route}} + \lambda_3 \mathcal{L}_{\text{param}} \quad (4)$$

其中 \mathcal{L}_{seg} 、 \mathcal{L}_{cls} 、 $\mathcal{L}_{\text{route}}$ 、 $\mathcal{L}_{\text{param}}$ 分别为区域分割、退化分类、工具路由选择与连续参数回归损失, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为平衡系数。部署时仅需轻量路由网络 Φ_ω 与恢复工具库, 无需依赖 LLM/VLM, 可实现端侧实时推理。

训练与推理区别: 训练阶段使用离线轨迹监督并联合优化多任务损失; 推理阶段仅执行前向路由预测与工具调用, 避免大模型在线推理开销。

风险与回退策略: 针对分割误差传播问题, 设置区域置信度门控与候选掩码回退; 针对规划误差累积问题, 引入全局一致性约束与早停机制; 针对蒸馏偏差问题, 采用高质量轨迹重加权与困难样本再训练。

3.2. 研究计划

研究计划按“阶段目标—里程碑—可交付件—验收标准”组织如下:

第一阶段 (第 1–4 月): 完成空间感知模块研发。里程碑: 完成分割与区域退化识别联调, 形成空间退化图生成流程。可交付件: 模块代码、评测脚本、阶段实验报告。验收标准: 完成区域级退化识别基线对比, 关键指标优于全图识别基线。

第二阶段 (第 5–8 月): 完成层级多智能体协同规划系统。里程碑: 打通全局调度、区域专家、质量反馈闭环。可交付件: 智能体系统原型、消融实验结果、阶段论文初稿。验收标准: 在混合退化任务上相较静态管线取得质量或效率改进。

第三阶段 (第 9–12 月): 完成轨迹蒸馏与轻量部署。里程碑: 构建轨迹数据集并训练轻量路由网络, 完成端侧测试。可交付件: 蒸馏模型、部署报告、论文与专利材料。验收标准: 在主要质量指标可接受损失范围内, 显著降低推理时延与算力开销。

时间映射关系: 研究内容 1 对应第一阶段, 研究内容 2 对应第二阶段, 研究内容 3 对应第三阶段; 各阶段输出将逐步汇聚为最终系统。

3.3. 可行性分析

(1) 理论可行性

多智能体协同与大模型规划机制已在复杂任务求解中证明有效^[6-9]; 空间感知分析所依

赖的 SAM^[10]与 DepictQA^[11]具备成熟的预训练基础；轨迹蒸馏作为知识压缩手段已在多任务学习中展现稳定性。上述理论基础与本项目“感知—规划—蒸馏”技术路线一致。

(2) 技术可行性

在团队基础方面，已形成图像恢复与连续比例因子建模研究积累^[12-14]；在平台条件方面，具备预训练模型接入、训练评测与可视化分析环境；在数据条件方面，具备构建合成退化与真实测试样本的能力。针对潜在瓶颈（算力开销、数据噪声、模型稳定性），已预设轻量路由替代、数据清洗与困难样本重训等缓释策略。

综上，本项目在理论与工程两个层面均具备实施条件，可支撑既定目标按计划推进。

4. 创新之处

本项目创新点按“理论创新—方法创新—技术创新”组织如下：

一是**理论创新**：提出“空间退化状态驱动的恢复决策”框架，将图像恢复问题从全图单步映射扩展为区域状态感知下的多步决策问题。相对已有方法的增量边界在于：由“统一恢复函数”转向“状态条件策略函数”。

二是**方法创新**：提出全局调度器与区域专家协同的层级多智能体机制，实现工具链选择与连续参数优化一体化。相对已有方法的增量边界在于：从离散工具选择扩展到“离散路由 + 连续调参”的联合优化。

三是**技术创新**：提出基于轨迹蒸馏的轻量路由部署方案，将高质量多步推理能力压缩为可实时执行的轻量模型。相对已有方法的增量边界在于：从“依赖大模型在线推理”转向“离线蒸馏后边缘高效推理”。

可验证创新产出包括：可复现实验协议、系统原型与关键模块实现、阶段论文与专利成果。

5. 预期成果

本项目将构建多智能体协同的空间感知图像恢复系统，在理论与方法上形成“空间退化图表示—层级协同规划—轨迹蒸馏部署”的完整技术链。

预期成果与目标对应关系如下：

(1) 对应目标 1（感知）：形成空间退化分析算法、评测脚本与实验数据资产，完成阶段论文投稿。

(2) 对应目标 2（决策）：形成层级多智能体恢复原型系统与调度策略库，申请发明专利。

(3) 对应目标 3（部署）：形成轻量路由部署模型与端侧测试报告，完成系统化验证。

总体成果计划为：在重要期刊或会议发表论文 2-4 篇（争取 TIP、TPAMI、CVPR、ICCV 等），申请发明专利 1 项，培养硕士研究生 1-2 名。

时间节点上，中期完成感知与协同模块验证，结题前完成蒸馏部署与综合评测。

6. 参考文献

[1] LIANG J, et al. SwinIR: Image restoration using swin transformer[C]//Proceedings of the

IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. 2021: 1833-1844.

[2] ZAMIR S W, et al. Restormer: Efficient transformer for high-resolution image restoration[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022: 5728-5739.

[3] LI B, et al. All-in-one image restoration for unknown corruption[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022: 17452-17462.

[4] POTLAPALLI V, et al. PromptIR: Prompting for all-in-one image restoration[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2023.

[5] CONDE M V, GEIGLE G, TIMOFTE R. High-quality image restoration following human instructions[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. 2024: 453-470.

[6] ZHU K, et al. AgenticIR: An intelligent agentic system for complex image restoration problems[C]//Proceedings of the International Conference on Learning Representations. 2025.

[7] CHEN H, et al. RestoreAgent: Autonomous image restoration agent via multimodal large language models[J]. arXiv preprint arXiv:2407.18035, 2024.

[8] JIANG X, et al. Multi-agent image restoration[J]. arXiv preprint arXiv:2503.09403, 2025.

[9] ZHOU Y, et al. Q-Agent: Quality-driven chain-of-thought image restoration agent through robust multimodal large language model[J]. arXiv preprint arXiv:2504.07148, 2025.

[10] KIRILLOV A, et al. Segment anything[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2023: 4015-4026.

[11] YOU Z, et al. DepictQA-Wild: Enhancing descriptive image quality assessment with a large-scale multi-modal dataset[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2025.

[12] WU H, NI N, ZHANG L. Learning dynamic scale awareness and global implicit functions for continuous-scale super-resolution of remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-15.

[13] 吴瀚霖, 李宛谕, 张立保. 跨尺度耦合的连续比例因子图像超分辨率[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(5): 1604-1615.

[14] WU H, ZHANG L, MA J. Remote sensing image super-resolution via saliency-guided feedback GANs[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 60: 1-16.

四、前期研究基础

本表参照以下提纲撰写，1000 字以内。

1. 课题组近五年来已有的相关研究成果（负责人和参加者分开填写）。

2. 课题负责人近五年来曾完成哪些重要研究课题，科研成果的社会评价（引用、转载、获奖及被采纳情况）。

3. 为本课题研究已作的前期准备工作（已收集的数据，进行的调查研究等）。

4. 本课题与已立项项目、学位论文（博士后出站报告）的联系与区别。

1. 课题负责人近五年来已有的相关研究成果

课题负责人近五年持续围绕计算机视觉与遥感智能处理开展研究，研究方向主要包括：图像恢复、连续比例因子超分辨率、视觉语言多模态学习、基于扩散模型的生成式方法、遥感变化分析等。

根据个人主页公开成果，近年已形成较为系统的研究积累。在论文方面，相关成果发表于 IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing、IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters、Remote Sensing、ICASSP、IGARSS 等期刊与会议，研究主题覆盖：盲超分辨率重建、连续比例因子超分辨率、跨模态检索、变化描述与变化问答等。

代表性成果可归纳为三类，具体如下。

一、连续比例因子超分辨率建模问题：固定比例模型训练/存储成本高，且对非整数倍率泛化不足。方法：构建连续尺度感知建模框架，引入跨尺度特征耦合与动态上采样机制。贡献：实现单模型覆盖连续倍率重建并兼顾质量与效率。结果：形成高水平论文成果并沉淀可复用模型组件。与本项目关联：为“区域工具参数连续优化”提供直接方法学基础。

二、复杂退化过程下的生成式恢复问题：真实场景退化分布复杂，传统单一退化假设鲁棒性不足。方法：结合生成式建模与退化过程表征，提升模型对复杂退化的适应能力。贡献：增强复杂场景中的恢复稳定性与视觉一致性。结果：形成复杂退化恢复方向的连续研究成果。与本项目关联：为“空间退化图驱动的策略规划”提供可迁移技术储备。

三、遥感多模态理解与指令驱动分析问题：仅依赖视觉特征难以支撑高层语义决策。方法：开展跨模态检索、变化描述与变化问答研究，探索指令驱动视觉分析流程。贡献：形成视觉—语言联合推理能力与任务编排经验。结果：建立多模态任务原型与评测流程。与本项目关联：为“多智能体协同推理与反馈”提供实现基础。

科研成果社会评价方面，相关工作已在领域主流期刊/会议发表并被持续关注，研究路线具有明确延续性。上述积累与本课题拟解决的“复杂退化场景下的智能恢复决策”问题具有直接衔接关系。

2. 课题负责人近五年的项目经历

近五年主持/参与项目清单如下（来源于个人主页公开信息）：

(1) 2025.01–2027.12，国家自然科学基金青年科学基金项目：开放场景下认知启发的遥

感影像超分辨率重建方法研究，主持。

(2) 2024.06–2027.06，北京外国语大学学术青年创新团队项目：生成式大语言模型的核心价值观对齐研究，参与。

(3) 2024.06–2027.06，北京外国语大学项目：基于状态空间扩散模型的遥感影像变化描述方法研究，参与。

(4) 2023.01–2025.12，国家自然科学基金面上项目：演进学习框架下协同感知显著性引导的弱标注遥感影像语义分割方法研究，参与。

(5) 2022.09–2025.09，北京外国语大学项目：自适应学习框架下显著性引导的遥感影像超分辨率重建方法研究，主持。

上述项目对本课题形成的能力支撑包括：1) **数据与实验支撑**：沉淀了多类遥感图像处理任务的数据处理与评测流程；2) **方法与实现支撑**：积累了超分辨率、生成式建模与多模态分析的实现经验；3) **协同与组织支撑**：形成了跨任务协同研究与阶段成果产出的组织基础。

3. 前期准备工作

本节从“已完成事项 + 产出物 + 可验证状态”三个维度说明前期准备，并与本课题研究内容 1/2/3 建立对应关系。

3.1. 理论与技术储备

(1) 已形成图像恢复与超分辨率方法学储备（对应研究内容 1/2）。产出物：模型设计与评测方案。可验证状态：已有多篇相关成果与可复现流程。

(2) 已形成多模态遥感理解储备（对应研究内容 2）。产出物：跨模态任务原型与分析脚本。可验证状态：已完成多类任务实验闭环。

(3) 已形成生成式建模储备（对应研究内容 1/3）。产出物：生成式建模实验管线。可验证状态：已具备复杂退化建模与对比验证基础。

3.2. 数据与实验环境构建

(1) 已建立遥感图像恢复与多模态任务实验环境。产出物：统一训练/验证/消融流程。可验证状态：可稳定复现主流方法。

(2) 已完成多类任务基线复现与评测流程搭建。产出物：基线模型与对比评测脚本。可验证状态：可生成标准化评测结果，为后续方案提供可靠对照。

(3) 已具备公开预训练模型与开源代码接入能力。产出物：可复用模块接入模板。可验证状态：可快速开展新模块原型验证。

(4) 阶段完成度：目前已完成基础环境与基线体系建设，正在推进面向多智能体决策的专项实验管线建设。

3.3. 关键技术预研

(1) 预研问题：连续比例因子恢复中的效率与质量平衡。技术路径：轻量化模型与动态参数策略。初步结果：已验证该路径可行。后续计划：纳入区域级参数调优机制。

(2) 预研问题：复杂场景下指令驱动决策稳定性。技术路径：视觉语言联合分析与反馈闭环。初步结果：已验证指令驱动分析有效。后续计划：扩展至多智能体交互流程。

(3) 预研问题：复杂退化建模与部署效率矛盾。技术路径：生成式建模+轨迹蒸馏。初步结果：已验证潜空间建模鲁棒性。后续计划：推进轻量模型蒸馏与边缘部署测试。

(4) 风险识别与改进策略：针对预研中可能出现的训练不稳定、跨场景泛化不足等问题，已制定困难样本增强、分阶段训练与多指标联合评估策略。

4. 本课题与已立项项目的联系与区别

已立项项目主要包括：国家自然科学基金青年项目“开放场景下认知启发的遥感影像超分辨率重建方法研究”、新教师科研启动项目“自适应学习框架下显著性引导的遥感影像超分辨率重建方法研究”。

(1) 联系：本课题与既有项目均聚焦遥感图像增强与理解，均强调利用前沿人工智能方法提升模型在复杂场景下的性能与泛化能力。

(2) 区别：针对国家自然科学基金青年项目：核心：强调“认知启发”与开放场景推理机制。区别：本课题不以认知机制建模为主线，而以“空间退化状态驱动的层级多智能体决策”作为核心增量。针对新教师科研启动项目：核心：强调“显著性引导”的局部增强策略。区别：本课题从局部增强扩展为“区域感知—工具路由—参数优化—蒸馏部署”的全流程系统方案。

(3) 延续性：本课题充分继承既有项目在超分辨率、生成式建模与多模态理解方面的积累，在此基础上推进跨模块协同与轻量化部署，具有明确连续性。

(4) 重复性规避说明：本课题与既有项目在研究对象、技术路线、评价指标和预期输出上均有清晰区分：从单模型性能提升转向系统级决策能力提升，重点考察复杂退化场景下的综合质量—效率指标。