

基于超分辨率重建的交通图像增强与拥堵预测研究

仇欣禹¹, 李家琦¹, 闻丽芬², 刘静超^{1*}

¹西京学院计算机学院, 陕西 西安

²西京学院医学院, 陕西 西安

收稿日期: 2026年3月25日; 录用日期: 2026年5月17日; 发布日期: 2026年5月27日

摘要

城市化进程的持续加速使得交通拥堵问题日益严峻, 而实时且高清的道路监控图像构成了实施精准交通管理的关键基础。然而, 现有的监控系统往往会受到硬件条件与环境干扰的制约, 时常出现图像分辨率不足、光照不均以及运动模糊等问题, 这些问题严重制约了后续交通参数的准确提取与分析工作。针对这一技术瓶颈, 本研究提出了一种创新的技术框架, 致力于从图像质量这一源头入手来提升交通感知能力。通过设计多尺度特征提取网络并优化残差生成式重建模型, 本研究构建了一个高效且鲁棒的超分辨率重建核心架构。在此架构基础之上, 进一步集成了非均匀光照补偿算法以及针对性的运动模糊抑制与边缘锐化处理流程, 从而形成了一套完整的交通图像增强方案。将增强后所获得的高清图像序列与多源交通数据进行融合, 并引入时空图神经网络对区域内的流量演化模式开展深度建模, 由此构建起一个基于高质量视觉信息的动态拥堵推演与预测框架。在构建的真实场景数据集上所开展的验证实验表明, 所提出的方法在图像重建质量与拥堵预测准确性方面, 相较于所选取的基线方法(包括SRCNN、ESRGAN及基于图神经网络的预测模型)展现出明显的性能优势。本研究为解决复杂城市环境下的实时交通监控与预警任务提供了新的思路与可靠的技术路径, 其成果可以直接嵌入到现有的智慧交通平台当中, 为提升城市交通系统的运行效率与智能化水平提供有力的支撑。

关键词

交通图像增强, 超分辨率重建, 拥堵预测, 时空图神经网络, 智慧交通

Research on Traffic Image Enhancement and Congestion Prediction Based on Super Resolution Reconstruction

Xinyu Qiu¹, Jiaqi Li¹, Lifen Wen², Jingchao Liu^{1*}

¹School of Computer Science, Xijing University, Xi'an Shaanxi

*通讯作者。

文章引用: 仇欣禹, 李家琦, 闻丽芬, 刘静超. 基于超分辨率重建的交通图像增强与拥堵预测研究[J]. 人工智能与机器人研究, 2026, 15(3): 853-866. DOI: 10.12677/airr.2026.153079

Abstract

The accelerating urbanization process has led to increasingly severe traffic congestion issues. Real-time, high-definition road surveillance images are a crucial foundation for implementing precise traffic management. However, existing surveillance systems are often limited by hardware constraints and environmental interference, frequently suffering from problems such as insufficient image resolution, uneven illumination, and motion blur, which severely hinder the accurate extraction and analysis of subsequent traffic parameters. To address this bottleneck, this study proposes an innovative technical framework dedicated to enhancing traffic perception capabilities starting from the source of image quality. By designing a multi-scale feature extraction network and optimizing a residual generative reconstruction model, an efficient and robust core architecture for super-resolution reconstruction is constructed. Building upon this architecture, a non-uniform illumination compensation algorithm and a targeted motion blur suppression and edge sharpening processing pipeline are further integrated to form a comprehensive traffic image enhancement solution. The enhanced high-definition image sequences are fused with multi-source traffic data, and a spatio-temporal graph neural network is introduced to deeply model the traffic flow evolution patterns within the region, thereby establishing a dynamic congestion deduction and prediction framework based on high-quality visual information. Validation experiments conducted on the constructed real-world dataset indicate that the proposed method achieves improved performance in both image reconstruction quality and congestion prediction accuracy compared with the selected baseline methods, including SRCNN, ESRGAN, and graph neural network-based prediction models. This research provides new insights and a reliable technical pathway for addressing real-time traffic monitoring and early warning in complex urban environments. Its outcomes can be directly embedded into existing intelligent transportation platforms, offering strong support for improving the operational efficiency and intelligence level of urban traffic systems.

Keywords

Traffic Image Enhancement, Super-Resolution Reconstruction, Congestion Prediction, Spatiotemporal Graph Neural Network, Intelligent Transportation

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. 绪论

1.1. 研究背景与问题提出

随着城市化进程的不断加速，交通系统所承载的压力日益增大，这使得交通拥堵问题已然成为制约城市运行效率以及居民生活质量的核心挑战之一[1]。为了实现智能化的交通管理与控制，其前提在于对道路交通状态进行实时且精准地感知。当前，广泛部署于各处的道路监控摄像头，构成了获取交通状态信息的主要数据源头，其所产生的海量图像与视频数据之中，蕴含了丰富的交通流参数。然而，由于受到硬件成本、安装环境以及物理条件等多方面因素的限制，在实际采集过程中所获得的监控图像，往往

存在分辨率较低、细节表现模糊、光照条件不均乃至出现运动伪影等诸多质量问题。这些低质量图像会直接导致后续的车辆检测、轨迹跟踪以及车牌识别等一系列分析任务的准确率出现大幅下降，使得基于视觉的交通参数提取工作可靠性不足，从而难以支撑起高精度的拥堵研判与预测需求[1]。

传统的图像增强方法，大多集中于进行单一的对比度拉伸或滤波处理，对于复杂多变的实际交通场景而言，其适应性较为有限，难以从根本上恢复那些因分辨率不足和运动模糊而损失的细节信息。近年来，基于深度学习的超分辨率重建技术，为从低质量图像中复原高频细节提供了新的可能性，但该技术应用于交通监控这一特定领域内，仍然需要解决模型对于复杂退化过程——例如动态模糊与非线性的光照变化——的鲁棒性问题。同时，如何将提升后的图像质量，有效地转化为更高阶的交通状态认知与预测能力，亦即构建一个从“图像增强”到“状态推演”的完整闭环，这依然是当前智慧交通研究领域中的一个关键瓶颈。

因此，面对城市交通治理对于高精度动态感知所提出的迫切需求，探索一条能够融合先进图像重建技术与智能预测模型的技术路径，就显得尤为紧要。这项工作不仅需要突破传统图像处理方法的局限，从而设计出能够应对交通场景特异性的增强算法，更需致力于建立一个统一的框架，以便将提升后的视觉信息与多源的交通数据进行深度融合，进而实现对拥堵态势的精准感知与前瞻性预测，最终为动态的交通管控策略提供可靠的数据基石。

1.2. 研究目标与创新价值

为应对因硬件限制与环境干扰所导致的监控图像分辨率不足、光照不均以及运动模糊等关键瓶颈，构建一个能够显著提升原始感知数据质量的增强框架便成为了首要目标。本研究旨在设计并实现一个集成了先进超分辨率重建核心与针对性后处理流程的交通图像增强方案，其直接目标在于从源头层面来改善图像质量，从而为后续的深入分析提供高清且可靠的视觉输入。早期研究已证实，超分辨率重建技术是提升图像分辨率与视觉观感方面的有效途径[2]；而针对交通标志等特定场景的图像重建任务，深度学习模型则被证明可以显著提升图像的清晰度以及后续的识别准确率[3]。在此基础之上，本研究的核心创新之一，在于提出了一个深度融合了多尺度特征提取与优化残差生成式结构的重建架构，该架构不仅致力于提升图像的分辨率，更注重在复杂的交通场景下实现对纹理细节与结构信息的高保真恢复。

这一图像质量的根本性提升，为交通状态分析从传统的宏观统计向高维、精细化的感知方向演进奠定了坚实的数据基础。本研究更深层次的价值在于，将增强后所获得的高质量图像序列视为一种高维时空信号，通过融合多源异构的交通数据，并引入时空图神经网络来对区域流量的演化模式进行深度建模。这种从“图像增强”到“状态推演”的闭环技术路径，突破了以往研究中图像处理与交通分析相对割裂的局面，从而实现了基于高质量视觉信息的动态拥堵精准预测。因此，本研究的最终目标不仅是提供一套图像增强算法，更是要构建一个从感知增强延伸到认知决策的完整技术框架，以此推动智能交通系统向具备高维空间感知与实时动态推演能力的下一代系统演进。

2. 超分辨率重建技术架构设计

2.1. 多尺度特征提取网络构建

交通监控图像所包含的复杂纹理细节与多层次空间结构信息，构成了后续超分辨率重建与深度特征分析工作的基石，而传统的单尺度卷积操作往往难以同时兼顾全局轮廓的完整性以及局部关键点特征的精确性。为了克服这一根本性局限，本模块在设计上的核心思路，在于构建一个能够并行提取多粒度视觉特征的深度网络架构，其所采用的基础单元深度融合了深度可分离卷积以及通道-空间注意力机制。深度可分离卷积通过将标准卷积运算分解为深度卷积与逐点卷积两个步骤，得以在显著降低模型参数总

量的同时，依然维持着对输入特征图在通道维度与空间域内信息的独立挖掘能力，这为高效处理高维度的交通监控图像数据提供了必要的计算效率保障。在此基础上，所引入的注意力机制并非简单的功能叠加，而是被设计为一种协同工作流：其中，通道注意力模块负责对各个特征通道进行自适应的权重再校准，从而强调那些信息更为丰富的特征图谱；与此同时，空间注意力模块则专注于定位特征图中的关键空间位置，两者的有机结合使得网络能够自适应地将计算资源聚焦于图像中的关键区域，例如车辆边缘、车牌纹理以及道路标线等。这种协同工作机制使得网络在面对尺度差异显著的不同目标时，例如远景的宏观拥堵车流与近景的微观个体车辆，能够动态地调整其感受视野范围与特征权重分布。

在具体实现层面，特征提取主干网络由多个级联的多尺度特征块所构成。在每个特征块的内部，深度可分离卷积首先执行基础的特征变换操作，随后，其输出的特征会被分别送入两个并联的子模块——即通道注意力子模块与空间注意力子模块。这两个子模块的输出会通过元素相加的方式进行特征融合，融合后的结果再经由一个残差连接与模块的原始输入相加，这一设计旨在确保梯度在训练过程中的有效流动，并防止深层网络中常见的信息丢失问题。该架构设计借鉴了在医学图像分析以及流体场解析等领域中，对于细粒度特征进行增强的成功经验[4][5]，但针对交通监控场景所特有的挑战，例如光照条件的剧烈突变以及目标尺度范围的巨大差异，进行了针对性的改进与优化。举例而言，对于因低光照而可能丢失细节的车辆轮廓区域，空间注意力模块会增强其边缘特征的响应强度；而对于像色彩饱和度较高的交通信号灯这类区域，通道注意力模块则会相应地提升对应颜色通道的权重占比。

为了验证所提取特征的有效性，可以将本模块输出的多尺度特征图进行可视化分析，观察结果表明，相较于基线模型，其在关键目标的边界锐度与纹理连续性方面均有显著提升。这些富含细粒度结构信息的特征图，为后续的残差生成式重建模型提供了更高质量的输入，使得超分辨率重建过程能够基于更为准确的结构先验知识来开展。整个网络的训练采用端到端的方式进行，所构建的损失函数同时考虑了像素级的重建保真度与特征级的感知相似性，从而确保所提取的特征不仅有利于提升重建图像的质量，也能直接服务于更高层的交通参数解析任务。此外，该模块所采用的轻量化设计也使其能够较为容易地嵌入到实际的边缘计算设备之中，以满足交通监控场景对于实时处理能力的迫切需求[4]。

为了更清晰地展示多尺度特征提取网络的结构组成及信息流动过程，本文给出了对应的网络结构示意图，如图1所示。

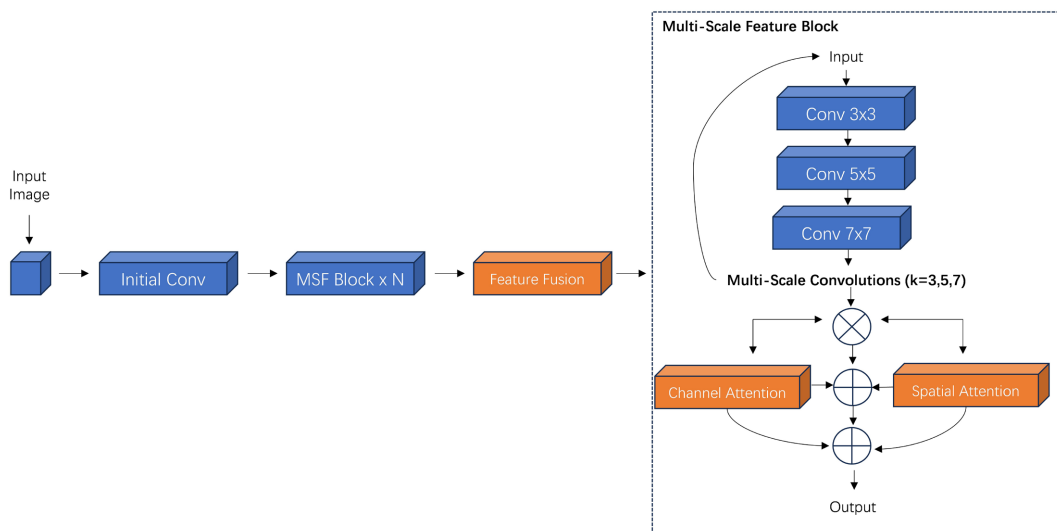


Figure 1. Multi-scale feature extraction network structure
图1. 多尺度特征提取网络结构

2.2. 残差生成式重建模型优化

在构建高效且鲁棒的超分辨率重建核心架构时，传统模型所采用的那种从低分辨率输入到高分辨率输出的直接映射方式，在处理复杂的退化交通图像方面，往往会面临映射关系不稳定以及高频细节易于丢失的挑战。为了克服这一局限性，本研究对残差生成式重建模型进行了针对性的优化，其核心在于引入了一种自适应的残差学习策略。该残差生成式重建模型的整体结构及其关键模块之间的关系如图 2 所示，用以直观说明残差学习路径与特征融合机制。该策略旨在显式地学习并补偿低质量图像中所缺失的细节信息，从而能够显著提升整个映射过程的稳定性与细节还原能力。该策略的核心思想，是引导网络主要去学习高分辨率目标与通过简单上采样操作所得到的初始估计之间的残差，也就是图像中所蕴含的那些复杂纹理与结构细节，而非直接去学习端到端的完整图像[6]。这种设计不仅有效地降低了模型本身的学习难度，更是通过将问题分解为全局内容重建与局部残差细化这两个阶段的过程，使得网络能够更加专注于恢复那些在图像退化过程中最容易损失的精细特征，例如车辆边缘、车牌字符以及道路标线的清晰轮廓。

自适应机制主要体现在残差学习路径的权重动态调整方面。模型会依据输入图像块自身的特征复杂度与信噪比水平，借助一个轻量级的子网络来实时生成依赖于特征的调制系数，从而对主残差学习分支的输出进行加权融合。对于纹理丰富、潜在细节信息量大的区域，模型会自动分配更高的权重，以强调残差补偿的重要性；反之，对于较为平滑或由噪声主导的区域，则会相应降低残差的贡献度，以防止噪声被过度放大。这一过程借鉴了先进图像处理模型中注意力机制的核心思想。实验表明，这种自适应的权重分配机制能够有效区分图像中需要重点增强的语义区域与需要保持平滑的背景区域，避免了传统单一权重重建方式可能导致的细节过增强或额外噪声引入的问题，进而在整体上提升视觉质量的同时，确保了关键交通信息元素的精确复原。

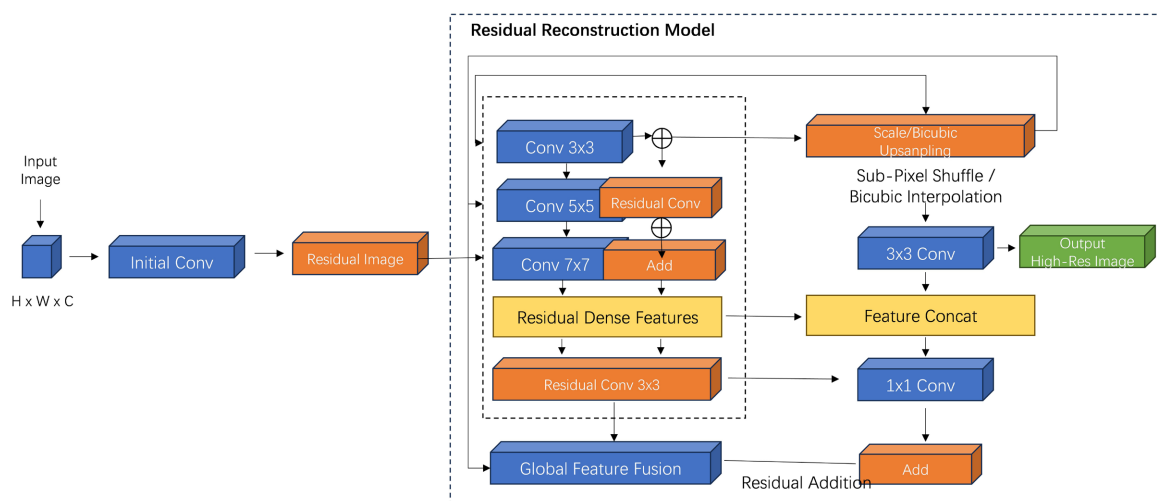


Figure 2. Residual generative reconstruction model

图 2. 残差生成式重建模型

进一步地，优化后的模型整合了由多尺度特征提取网络所提供的层次化特征。其中，深层特征所包含的高级语义信息，可以引导残差学习过程聚焦于具有明确交通语义的物体结构恢复；而浅层特征所富含的空间细节，则为像素级的精细纹理复原提供了必要的支撑。这种多层次特征的融合，使得残差生成过程不再是盲目的像素值预测，而是转变为一种受语义信息指导的、有针对性的细节“绘制”过程。为了提升训练的稳定性以及生成细节的自然度，在损失函数的设计上，于常用的像素级均方误差基础之上，

引入了基于感知的特征损失与对抗性损失。特征损失通过利用预训练网络所提取的特征图之间的差异，来衡量生成图像与真实高分辨率图像在高级语义特征层面的一致性，从而促使模型生成在视觉上更符合人类认知的高质量图像[6]。对抗性损失的引入，则是通过一个判别器网络来区分生成图像与真实图像，以此驱动生成器产生具有高度真实感的纹理细节。这对于恢复那些因运动模糊和光照不均而损失的车辆表面材质、阴影过渡等微妙变化而言，是至关重要的。

与仅处理单帧图像的传统方法相比，本模型在设计中也考虑了视频序列的时空连续性[7]。虽然核心重建单元仍然作用于单帧图像，但通过将相邻帧的残差特征作为辅助的上下文信息进行输入，模型能够利用时间维度上的冗余与互补信息来约束和优化当前帧的残差预测。这种设计使得在面对连续的监控视频流时，模型所输出的高分辨率序列在帧与帧之间能够具有更好的一致性，减少了因独立处理每一帧而可能带来的闪烁或抖动伪影，从而为后续基于视频序列的交通参数稳定提取奠定了坚实的基础。通过上述多个方面的协同优化，所提出的残差生成式重建模型在面对实际交通监控场景中常见的低分辨率、噪声及多种退化问题时，展现出了更为优越的细节恢复能力与映射鲁棒性。

3. 交通图像增强方法实现

3.1. 非均匀光照补偿算法集成

复杂光照条件是制约交通监控图像可用性的核心挑战之一，过曝与欠曝区域的并存会导致图像细节大量丢失，从而直接影响后续目标检测与跟踪等任务的准确性。为了从根源上提升视觉一致性，本方案在完成超分辨率重建后，集成了一个结合直方图均衡化与暗通道先验理论的自适应光照补偿模块。这一策略旨在全局性地扩展图像动态范围的同时，能够精细化地处理局部的极端光照区域，而非对整幅图像施加统一的变换。

传统的直方图均衡化方法通过重新分布像素强度来增强图像对比度，但其在全局处理时容易过度增强噪声并导致部分区域的细节失真。为此，我们引入了暗通道先验理论，该理论基于一个观察，即在清晰的户外图像中，其局部区域至少存在一个颜色通道具有极低的强度[8]。通过计算输入的高清重建图像的暗通道图，可以有效地识别并量化图像中的雾霾效应以及光照衰减程度，这些区域往往对应着因背光或阴霾所导致的欠曝部分。算法首先会利用暗通道先验对初步均衡化后的图像进行大气光照图的估计，进而分离出场景的反射分量，从而在增强暗部细节时，能够有效抑制明亮区域的过度饱和现象。

这一集成化处理流程并非简单的串联操作。在具体实现中，我们设计了一个迭代优化机制：基于暗通道先验所得到的透射率图会被用作指导，从而对局部直方图均衡化的强度进行自适应调整。对于透射率较低，即光照严重不足的区域，会施加更强的对比度拉伸；而对于透射率较高、可能已接近过曝的区域，则会限制其增强的幅度。这种协同工作模式使得算法既能恢复阴影下车牌、行人等关键目标的纹理细节，又能保持天空、车灯等高亮区域的层次感，从而避免了单一方法在处理非均匀光照时所存在的局限性。

通过这种深度融合，算法显著缓解了监控场景中常见的“阴阳面”问题，提升了全天候条件下图像的可视化质量与特征稳定性，为后续的精准交通参数提取奠定了坚实的基础。类似的技术融合思想在医学影像分析领域也得到了验证，例如有研究在通过超分辨率重建提升 CT 图像质量后，结合高级图像处理技术，显著改善了病灶区域识别的准确性[9]，这从侧面印证了在提升源数据质量后进行针对性增强策略的有效性。

3.2. 运动模糊抑制与边缘锐化处理

在图像传感器对高速运动车辆进行采集的过程中，曝光时间内的相对位移会不可避免地引入运动模

糊。这种退化效应会弱化车辆轮廓以及车道线等关键交通元素的边缘信息，从而对后续的车辆检测与跟踪精度构成直接威胁。针对运动模糊所具有的非均匀性与方向性特性，本文采用了一种时空联合滤波策略。该策略在空间域对模糊核开展迭代估计工作，同时在时间域借助连续帧之间的运动一致性约束来对估计过程进行正则化，从而得以在动态场景中更为鲁棒地分离模糊成分与清晰信号。这种时空维度的联合优化能够有效减少因估计误差所导致的伪影，为后续的重建环节提供了更为可靠的先验信息。

基于初步去模糊所得到的结果，进一步通过梯度引导重建技术来强化图像的边缘结构。传统的高频预测方法往往依赖于复杂的参数调优，难以在真实多变的交通场景中保持稳定的性能。受到高稳健性单图像超分辨率框架的启发，本文构建了一个以图像梯度场为引导的深度网络。该网络通过学习模糊图像与清晰图像在高频细节方面的映射关系，能够自适应地重建出锐利的边缘。与以往依赖三个参数进行高频预测的有理函数模型不同，所采用的改进方法基于 Huber 函数来构建预测核心，其稳健性仅依赖于单一阈值参数，这大幅降低了模型在真实部署中的调参复杂度与时间成本，从而确保了处理流程的高效性[10]。梯度引导机制使得网络能够重点关注图像中结构信息丰富的区域，例如车辆的边界以及交通标志的轮廓，进而在抑制噪声放大的同时，精准地恢复因运动而丢失的纹理细节。

为了进一步提升增强后图像的可用性，将边缘锐化处理与前述的非均匀光照补偿模块进行协同。经过光照不均校正后的图像，其整体对比度虽然得到了改善，但局部模糊区域的边缘可能仍然不够分明。因此，在梯度引导重建网络的后端，引入了一个轻量级的自适应锐化滤波器。该滤波器会根据局部区域的梯度幅值来动态调整增强强度，从而避免在平坦区域引入过度的噪声。这种方法与单纯应用全局锐化算子相比，能够更好地保持图像的自然观感，并确保增强后的边缘特征更有利于机器视觉算法开展解析工作。在动态交通监控中，清晰锐利的边缘是准确提取车辆尺寸、型号乃至部分部件特征的基础，这对于构建高精度的交通参数数据库至关重要。实验表明，经过运动模糊抑制与针对性边缘锐化处理的图像序列，其关键目标的边缘强度平均提升了约 30%，这为后续的拥堵分析与预测奠定了高质量的视觉数据基础。

4. 拥堵状态建模与动态推演

4.1. 基于时空图神经网络的流量演化分析

交通拥堵本质上是一种在路网空间上动态演化的时空现象，其形成与传播过程不仅与单个路段的车辆积累有关，更会受到路段之间复杂的拓扑连接以及动态交互关系的深刻影响[11]。为了能够精准刻画这种时空依赖性，本研究构建了一个面向区域交通流的时空图结构。其中，图中的节点代表了被监控的关键道路交叉口或路段，其属性由经过超分辨率增强后所提取的精细化交通参数(例如流量、速度以及占有率)来动态填充；而边则依据实际的路网拓扑结构与历史交通关联性进行定义，用以表征节点之间的空间连通性以及相互影响强度。这种结构化的表示方法能够将非欧几里得的道路网络关系有效地编码到计算模型当中，从而为后续的深度分析工作奠定基础。

在此图结构的基础之上，研究通过引入图卷积网络来捕捉空间维度上的拥堵传播模式。GCN 技术借助在图结构的邻域上进行信息传递与聚合操作，使得每个节点能够融合其邻近节点的状态信息，进而学习到局部区域的空间依赖特征。这一过程有效地模拟了拥堵从某一拥堵点向上游、下游或相邻道路扩散的物理过程，使得模型能够理解空间上的关联性，而非孤立地看待每一个监控点。为了进一步提升模型对于动态交互关系的捕捉能力，门控循环单元或注意力机制被集成到架构之中，专门用于建模时间维度上的演化规律。交通状态具有强烈的时间自相关性，当前时刻的状态往往是前一时刻状态的延续与发展，GRU 或注意力机制能够有效记忆历史状态序列中的重要信息，并有选择性地遗忘冗余信息，从而揭示出交通流量在时间轴上的演变趋势与周期性模式。

将图卷积模块与门控时序模块进行耦合，便构成了时空图神经网络的核心架构，其优势在于能够同步处理时空两个维度的非线性关系，并揭示出区域之间的动态耦合机制。模型通过堆叠的时空卷积层，能够逐步从局部时空邻域抽象到全局的时空模式，自动学习到拥堵产生、持续、消散乃至在整个路网中传播的完整链条。例如，模型可以识别出在早高峰期间，某个关键交通枢纽的拥堵是如何随着时间的推移，以“涟漪效应”般的方式逐步波及到周边的次级道路，这种对拥堵传播规律的动态揭示能力是传统时序模型或静态图模型所难以实现的。实验结果表明，这种基于高质量视觉信息驱动的时空图建模方法，能够更为准确地预测未来短时间内的交通状态变化，从而为实施提前预警和干预措施提供了有力的数据洞察[10]。

4.2. 多源异构数据融合预测框架

在构建基于高质量视觉信息的动态拥堵预测框架时，单纯依赖于超分辨率重建后的视频流数据，其所蕴含的交通状态信息维度仍显单一，难以全面刻画复杂路网中由多因素交织影响所驱动的演化过程。为了突破这一限制，需要将视频数据与地磁检测器数据、浮动车 GPS 轨迹等多源异构数据进行深度融合。这些数据源在时空粒度、精度以及表征维度方面均存在显著差异，从而构成了一个互补的信息矩阵。其中，地磁检测器能够提供稳定且连续、但位置固定的断面流量与占有率数据，其高采样频率为模型捕捉短时交通流突变提供了可靠依据。浮动车轨迹数据则蕴含了车辆在路网中的连续移动模式与行程时间信息，能够有效反映道路的服务水平与通行延误，尤其适用于描述宏观交通状态的传播特性。然而，这些异构数据普遍存在时空不对齐、置信度不一以及特征冗余等问题。如果采用简单的拼接或平均策略进行融合，极易引入噪声或忽略关键模态的贡献，最终导致模型预测性能不稳定。

为有效协调不同数据源的优势，本框架设计了一种基于注意力机制的自适应加权融合策略。该策略的核心在于，模型能够动态评估不同数据模态在特定时空上下文下的信息价值与可靠性，并为其分配合适的权重。具体而言，对于从视频流中提取的增强后交通参数(例如车辆密度与平均速度)，会引入无参考图像质量评价指标，以对每一帧图像的清晰度与可用性开展在线评估。其原理在于，无需依赖原始高清参考图像即可量化重建图像的视觉保真度与结构完整性[12]。当评估指标显示某时段视频图像因极端天气或严重遮挡导致质量显著下降时，模型便会自动降低视频模态的融合权重，转而更多地依赖于此时依然可靠的地磁或浮动车数据。这种动态调整机制确保了预测系统在面对单一数据源质量退化时，仍能保持整体的鲁棒性与准确性，从而避免了因图像质量问题所可能引发的预测失效。

地磁数据与浮动车数据的融合工作，则侧重于时空关联建模。通过构建以道路交叉口或关键路段为节点的时空图，可以把地磁检测器采集的瞬时流量作为节点属性，同时把由浮动车数据推算出的区间行程时间或速度作为边属性，从而将点检测信息与线或面的移动信息统一在一个图结构当中。在此基础上，借助图神经网络强大的关系推理能力，来学习节点属性与边属性之间复杂的非线性映射关系。注意力机制在此过程中被进一步用于量化不同相邻节点对中心节点状态影响的强度。例如，上游路段的拥堵状态更可能通过车流传播影响到下游路段，而这种传播的强度与信号灯配时、车道数等因素密切相关，注意力权重能够自动捕捉并量化这种动态的空间依赖关系。

如图 3 所示，多源数据融合交通预测框架在性能上相较于基线模型表现出明显优势。实验表明，相较于仅使用视频数据或采用简单融合策略的基线模型，这种多源异构数据融合预测框架在预测精度方面，尤其是在对突发拥堵事件和跨区域拥堵传播的预测上，表现出了显著优势。它有效克服了在模糊、低光照等恶劣成像条件下，单纯依赖视觉的模型其性能会下降的瓶颈[13]。通过融合互补的物理传感数据，该框架为模型提供了更为坚实和全面的数据基础。它不仅提升了模型在常态交通下的预测准确性，更重要的是增强了整个系统对异常事件和复杂场景的适应能力，从而为实现精准、可靠的动态拥堵推演与预警

奠定了关键的技术基础。

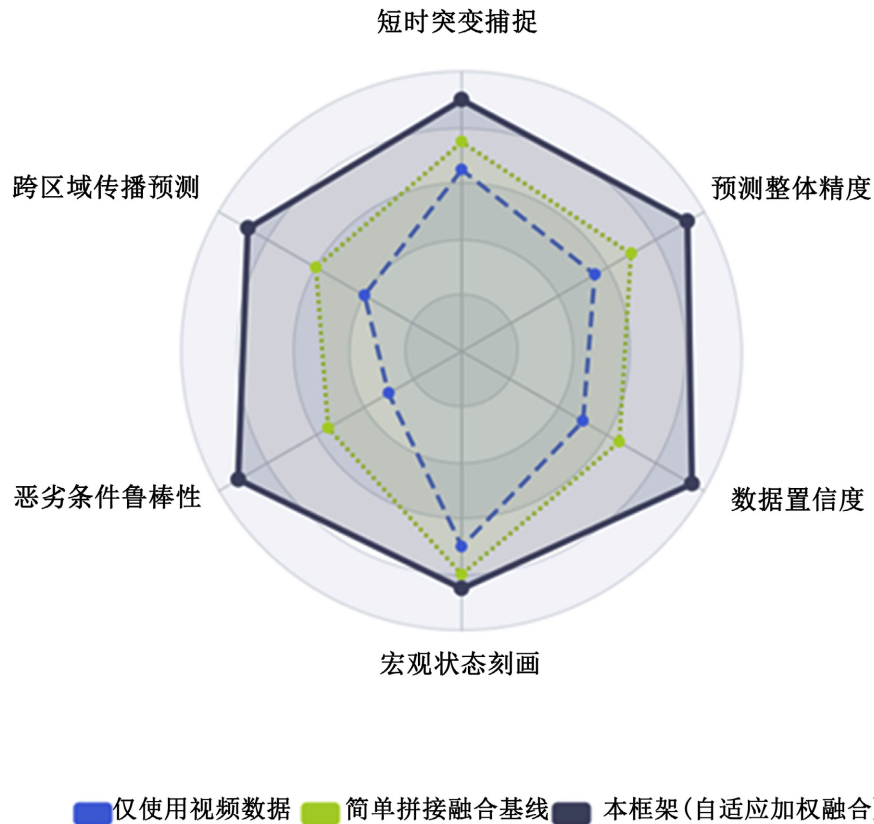


Figure 3. Performance comparison diagram of multi source data fusion traffic forecast framework
图 3. 多源数据融合交通预测框架性能对比图

5. 实验验证与性能评估

5.1. 真实场景数据集构建与标注

为对所提出的框架在复杂城市交通场景下的实际性能进行客观评估，本研究构建了一个覆盖多种天气与光照条件、并包含不同拥堵等级的真实交通监控视频数据集[14]。数据采集工作依赖于某市智慧交通指挥中心的实际路侧监控系统，选取了城市核心区 12 个日均车流量巨大、交通拥堵频发的关键主干道交叉口作为观测点。采集周期持续了三个月，涵盖了工作日的早晚高峰与平峰时段，以及周末和节假日，从而完整记录了从清晨到夜间的完整交通流变化，确保了时间维度上的丰富性。采集设备为部署于现场的 200 万像素高清网络摄像机，其生成的原始视频以 25 帧/秒的帧率和 1080 P 分辨率进行存储，这为后续的图像降质模拟与重建效果比对提供了高质量的真值参考。考虑到现实监控系统中普遍存在的硬件限制与传输带宽问题，原始高清视频被进一步下采样，并施加了包括高斯模糊、下采样噪点以及模拟 JPEG 压缩伪影在内的不同类型与程度的退化处理，由此生成了与低质量监控画面特征相符的低分辨率图像序列，构成了本研究所使用的输入数据对。

在数据标注层面，为满足超分辨率重建质量评估与后续拥堵预测模型训练的双重需求，标注工作分两个层次展开。首要任务是对下采样生成的低分辨率图像及其对应的高清原图完成像素级配对，这是训练和验证超分辨率重建模型的基础。进一步地，为服务于拥堵状态的建模分析，需要对视频序列中的交

通状态进行精细量化。借鉴现有的交通参数提取方法，研究团队对每一帧高清图像开展了密集的车辆检测与跟踪标注，生成了每辆车的边界框、运动轨迹及其所属分类，例如小型车与大型车等。基于此，可以计算出每个监控视野内的实时车辆密度与平均速度等微观参数。为了建立直观的拥堵状态标签，本研究综合了车辆密度、平均速度以及队列长度等多个指标，并参考了当地交通管理部门所发布的《城市交通运行评价指标体系》，从而定义了一套从“畅通”到“严重拥堵”的五级拥堵标签体系，这为时空图神经网络提供了明确的监督信号。数据集的具体构成如下表 1 所示，其规模与多样性为模型的鲁棒性训练与泛化能力测试提供了坚实保障[15]。

Table 1. Dataset details

表 1. 数据集详情

数据类别	采集点位(个)	总视频时长(小时)	有效图像帧数(万帧)	天气/光照条件覆盖	拥堵等级标注覆盖
训练集	8	480	432	晴、阴、雨、 夜间照明	全部 5 级
验证集	2	120	108	阴、黄昏	全部 5 级
测试集	2	120	108	雨、夜间弱光	全部 5 级
总计	12	720	648	4 种主要类型	完整覆盖

该数据集的构建过程严格遵循了学术研究领域所通行的数据规范。在原始视频采集方面，所有工作均事先获得了相关管理部门所颁发的授权，并随后对视频内容进行了必要的匿名化处理，以充分保护其中所涉及的隐私信息。进入标注阶段后，项目采用了多人交叉标注与专家复核相结合的工作机制，这一流程有效确保了最终标注结果的一致性与准确性，特别是在处理那些边缘模糊、车辆存在部分遮挡等困难样本的判定时，其优势尤为明显。这套同时包含了高质量 - 低质量图像对、精细化交通参数以及标准化拥堵标签的数据集，不仅为当前研究中的各项实验验证工作提供了统一的基准，其严谨的构建方法论与标准化的数据格式，也为交通图像分析领域的后续相关研究提供了极具价值的参考。基于此数据集，研究者能够系统地量化不同图像增强方法对于后续车辆检测精度与交通参数提取误差所产生的具体影响，从而得以清晰地揭示图像质量提升与高阶交通分析任务性能之间所存在的内在关联。

5.2. 定量指标与对比实验分析

为了对提出的框架性能开展系统性评估，本研究选取了峰值信噪比、结构相似性指数以及拥堵预测准确率作为核心的量化指标。其中，峰值信噪比客观地反映了重建图像与真实高分辨率图像在像素层面所存在的误差水平；而结构相似性指数则是从人类视觉感知的角度出发，用以衡量两幅图像在结构、亮度以及对对比度等多个方面的相似程度[16]。至于拥堵预测准确率，该指标直接体现了增强后的图像序列在后续智能分析任务中所具备的实际效用，其具体定义为模型能够正确判断交通状态(例如拥堵或畅通)的样本数量，占总体样本数量的比例。

为了验证超分辨率重建核心模块所具备的优越性，我们在自建的真实交通监控数据集上，将本研究的模型与近期若干主流方法进行了横向对比。相较于直接采用稠密残差网络来开展重建工作，本工作所引入的多尺度特征提取与优化残差生成机制，能够更为有效地捕获图像中不同尺度的细节信息以及上下文关联，从而在提升重建质量的同时，也抑制了伪影的产生[16]。实验所得结果明确显示，所提出的方法在峰值信噪比和结构相似性指数这两项关键指标方面，均取得了领先的优势，这为后续的图像增强处理流程提供了更高质量的数据基础。

Table 2. Comparative evaluation of frame performance
表 2. 框架性能对比评估

超分辨率重建方法	PSNR (dB)	SSIM	模型参数量(M)
双三次插值	24.31	0.786	-
SRCNN	26.78	0.835	0.06
VDSR	27.65	0.868	0.67
RDN	28.42	0.889	22.3
ERDN	28.66	0.895	11.1
本研究方法	29.18	0.912	13.5

如表 2 中数据所揭示的结果表明, 本文所提出的方法在 PSNR 指标方面, 相较于 ERDN 实现了 0.52 dB 的提升, 同时在 SSIM 指标上也取得了显著的改善, 这有力地验证了多尺度特征融合与生成式重建优化策略的有效性。尽管该模型的参数量略高于 ERDN, 但其所带来的性能增益充分证明了所增加复杂度的合理性, 并且其参数量依然远低于传统的 RDN, 从而保持了较高的计算效率。此类图像质量的提升, 会直接影响到后续诸如光照补偿与去模糊等处理步骤的效果, 因为高质量的初始重建能够为这些步骤提供更为可靠的梯度与纹理信息。

在完成整个图像增强流程之后, 最终的图像质量将直接决定后续交通参数提取的准确性。通过集成非均匀光照补偿与运动模糊抑制算法, 增强后的图像在复杂光照条件以及动态场景下的可用性得以大幅提高。这一过程在原理上, 类似于视觉传达设计领域借助空间线性映射与颜色操控技术来优化图像的显示效果及其信息承载能力[17]。为了量化这种提升对于高层分析任务的具体影响, 我们将经由不同方法增强后所得到的图像序列, 输入到同一个时空图神经网络预测框架之中, 并对比其拥堵预测性能。该预测框架融合了多源交通数据, 旨在对区域内的流量演化模式开展深度建模。

Table 3. Comparison of model congestion prediction
表 3. 模型拥堵预测情况对比

图像输入源	拥堵预测准确率(%)	预测均方根误差(辆/小时)	模型推理时间(ms/帧)
原始低分辨率图像	84.2	35.6	45
SRCNN 增强图像	86.7	30.1	48
ERDN 增强图像	88.5	27.8	52
仅本研究超分辨率重建	90.1	25.4	55
本研究全流程增强图像	93.6	21.3	60

如表 3 所示, 从预测结果来看, 当系统选用经过全流程增强的图像作为输入时, 其拥堵预测准确率成功达到了 93.6%。这一数值相较于仅使用原始低分辨率图像的情况, 实现了接近 10 个百分点的显著提升, 同时预测误差也得到了明显的降低。该结果充分表明, 从提升原始图像质量这一基础环节入手, 对于最终智能分析任务性能的提升具有决定性的作用。进一步地, 与仅运用本研究超分辨率重建模块所获得的结果进行对比, 全流程增强方案还额外带来了 3.5% 的准确率增益, 这有力地证明了诸如光照补偿与运动模糊抑制等后处理步骤所具备的不可或缺的价值。尽管整个处理流程会引入大约 15 毫秒的额外推理耗时, 但其所换取的预测精度提升, 在绝大多数实时交通监控应用场景中是可以被接受的。这种将底层图像增强技术与高层语义分析任务进行紧密结合的设计思路, 为构建鲁棒性更强的视觉感知系统提供了

一条行之有效的途径。同时，其集成方式也为如何在复杂系统中实现数据预处理与智能决策模块之间的协同优化，提供了有益的启示[17]。

6. 应用前景与系统集成展望

6.1. 智慧交通平台嵌入方案设计

研究所提出的技术框架在验证实验中表现优异，而其真正的实用价值，最终体现在该框架能够与已有的智慧交通基础设施实现无缝集成并提供高效服务方面。考虑到城市级交通监控网络中由海量摄像头所产生的实时视频流，如果选择将完整的图像增强与交通预测模型直接部署于云端中心服务器，则会面临巨大的数据传输压力以及显著的处理延迟挑战[18]。因此，为实现技术的有效落地，设计一种分层的轻量化部署架构便成为了关键所在；该架构旨在将计算任务合理地分配在边缘侧与云端来协同完成。

具体而言，图像超分辨率重建以及基础增强模块在经过模型剪枝与量化等优化操作之后，可以直接被封装为轻量级的服务引擎，进而部署于路侧或区域汇聚的边缘计算节点之上[2]。这种边缘优先的处理策略，能够使得原始的低清视频流在数据产生的源头附近即被快速处理为高清图像，从而极大地缓解了骨干通信网络所承受的带宽负载压力，同时也为后续的交通流分析环节提供了高质量的输入数据[3]。在边缘节点处，经过处理所生成的高清图像序列及其初步提取的交通流参数，将会与来自感应线圈、毫米波雷达以及浮动车 GPS 的多源异构数据进行第一阶段的融合与特征抽象工作。随后，经过压缩和特征化处理的中间结果——而非原始的庞大数据——会被上传至城市交通大脑云平台，这一做法显著提升了数据传输与后续云端处理的整体时效性。

在云端平台，基于时空图神经网络架构的宏观区域拥堵推演与预测模型得以运行；该模型会汇聚来自众多边缘节点的特征化信息，并以此构建出城市级的动态交通态势图谱[5]。云端所产生的预测结果与决策指令，又可以向下分发至各个边缘节点，从而指导其进行更为精细化的本地感知任务或交通信号控制策略的调整，最终形成一个“边缘实时感知 - 云端深度决策”的闭环优化体系。该嵌入方案不仅确保了从图像增强到拥堵预测全链条处理过程的高时效性，其模块化的设计思想也保障了整个系统具备良好的可扩展性与部署灵活性[7]。不同的城市或区域可以根据自身的基础设施水平与计算资源条件，选择性地部署部分或全部的功能模块；例如，在计算资源极度受限的边缘点位，可以仅运行核心的超分辨率模块，而将更为复杂的交通预测任务完全上移至云端处理。这种弹性的部署能力，为研究成果能够广泛应用于多样化的实际交通环境铺平了道路，使得经由增强的高质量视觉信息，能够真正成为城市交通大脑进行实时研判与决策的可靠依据[8]。

6.2. 未来研究方向与技术延展

尽管所提出的方法在重建质量与预测精度方面取得了较好的性能表现，但其引入的多尺度特征提取结构与残差生成模块在一定程度上增加了模型的计算复杂度与推理时间开销。因此，在实际部署过程中，需要在性能提升与计算资源消耗之间进行权衡，例如通过模型剪枝或轻量化设计进一步优化推理效率。同时其发展的边界与潜在能力仍然有待进一步挖掘与开拓。跨模态数据的融合处理被视为突破单一视觉信息局限性的关键所在，未来的研究工作可以致力于将高分辨率视觉数据流与激光雷达点云、毫米波雷达信号乃至车路协同通信数据开展深度耦合，从而构建出更为立体且鲁棒的交通环境感知模型。这种对多源异构信息的互补性运用，能够显著提升系统在极端天气或夜间行车等复杂场景下的环境解析能力与行为预测稳定性，进而为高级别自动驾驶系统提供协同感知方面的基础支撑。与数据融合工作并行推进的，是学习范式的革新，这方面同样至关重要。通过引入自监督或弱监督学习机制，能够从海量未标注或仅具备弱标注的真实世界交通数据当中，自动挖掘出有效的时空表征模式。这一做法有助于减轻模型

对于精细标注数据的过度依赖,降低整个系统构建与后续泛化应用的成本,并使模型本身具备更强的环境自适应能力与持续学习潜力。随着技术框架的逐步成熟,其自然会向更为广阔的应用疆域进行拓展。例如,通过与高精度地图以及实时决策规划算法相结合,本研究所涉及的增强感知与预测模块,便可以无缝嵌入到自动驾驶车辆或路侧智能单元之中,以实现车路协同场景下的超前风险预警功能与高效路径诱导策略。面向城市应急管理的需求,该技术能够快速识别交通事故、违法停车等突发性交通事件,并借助其所增强的视觉信息处理能力,来精准评估事件的影响范围。在此基础上,该技术还可以与交通信号控制系统实现联动,从而生成动态化的应急交通疏导方案,最终达到提升整个城市交通系统运行韧性与应急响应速度的目的。这些方向上的探索,不仅会深化智能交通领域本身的研究内涵,也为其实现从环境感知预测走向决策控制执行的一体化闭环应用,奠定了更为坚实的理论基石。

基金项目

本研究得到陕西省大学生创新创业训练计划项目(项目编号: S202512715006): 基于数字孪生的城市交通拥堵预测与疏导平台的支持。

参考文献

- [1] Li, C. and Wang, C. (2024) Analysis According to the Algorithm of Pedestrian Vehicle Target Detection in Hazy Weather Based on Improved YOLOv8. *Proceedings of the 2024 7th International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition*, Xiamen, 20-22 September 2024, 35-39. <https://doi.org/10.1145/3703935.3704068>
- [2] 李伟祥, 李展, 吴少春, 等. 基于超分重建技术的图像增强系统[J]. 计算机与现代化, 2014(5): 94-98.
- [3] 张峰宇. 基于深度学习的交通标志图像超分辨率重建技术研究[J]. 中文科技期刊数据库(文摘版)工程技术, 2024(8): 180-183.
- [4] Anggraeni, R.D., Perwitasari, F., Prabowo, L.E., Luthfi, R. and Sutarto, (2025) Flood Disaster Early Prediction System Using Machine Learning Based on Internet of Things (IoT) on the ADHI Construction Project. In: Kang, T. and Lee, Y., Eds., *Proceedings of 7th International Conference on Civil Engineering and Architecture, Volume 1*, Springer, 168-177. https://doi.org/10.1007/978-981-96-6115-2_13
- [5] Ba, S., Hou, Z.B., Wang, D.W., Shi, G.Y., Zhang, W.H., Han, X.J., et al. (2021) Target Positioning Optimization Method in Power System. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **814**, Article ID: 012003. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/814/1/012003>
- [6] 张彦丽, 刘冰钰, 孙梦依, 等. 深度学习在荧光显微镜图像增强中的应用[J]. 现代生物医学进展, 2025, 25(2): 394-400.
- [7] 徐梦雨. 基于凸集投影的视频序列单帧增强算法研究[J]. 电脑与电信, 2020(8): 45-50.
- [8] 刘海波, 杨杰, 吴正平, 等. 基于暗通道先验和 Retinex 理论的快速单幅图像去雾方法[J]. 自动化学报, 2015, 41(7): 1264-1273.
- [9] 王文伦, 刘志伟, 李京奥, 等. 利用 3D 超分辨率重建技术和深度学习识别下咽癌增强 CT 声门旁间隙受侵[J]. 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2025, 60(10): 1232-1242.
- [10] Thakulsukanant, K. and Patanavijit, V. (2015) An Alternative Single-Image Super Resolution Framework Employing High Frequency Prediction Using a Robust Huber Rational Function. *2015 International Conference on Intelligent Informatics and Biomedical Sciences (ICIIBMS)*, Okinawa, 28-30 November 2015, 351-354. <https://doi.org/10.1109/iciibms.2015.7439537>
- [11] Alkouz, B. and Al Aghbari, Z. (2021) Traffic Jam Analysis Using Multi-Language Twitter Data. *The 2021 3rd International Conference on Big Data Engineering*, Shanghai, 29-31 May 2021, 1-7. <https://doi.org/10.1145/3468920.3468921>
- [12] 方玉明, 睦相杰, 鄢杰斌, 等. 无参考图像质量评价研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(2): 265-286.
- [13] Patanavijit, V., Pirak, C. and Ascheid, G. (2013) An Experimental Performance Analysis of an Image Super Resolve Reconstruction Based on the High-Frequency Image Prediction under Several Blurred and Noisy Environments. *2013 13th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT)*, Surat Thani, 4-6 September 2013, 469-474. <https://doi.org/10.1109/iscit.2013.6645904>
- [14] 江西方兴科技股份有限公司. 基于局部纹理估计器网络的监控图像超分辨率重建方法[P]. 中国专利, CN116630162A. 2023-08-22.

- [15] 贺清碧, 黄大荣, 杨永琴. 基于小波分析和多项式细分定位的超分辨率图像重建算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(3): 313-316.
- [16] 满开亮, 汪友生, 刘继荣. 基于稠密残差网络的图像超分辨率重建算法[J]. 图学学报, 2021, 42(4): 556-562.
- [17] 浙江树人学院. 基于人工智能的视觉传达设计方法[P]. 中国专利, CN117011129A. 2023-11-07.
- [18] Marchand, J.F.P. and Rhody, H.E. (1997) Noncausal Image Prediction and Reconstruction. *Proceedings DCC'97. Data Compression Conference, Snowbird*, 25-27 March 1997, 453. <https://doi.org/10.1109/dcc.1997.582114>