



AIGC 驱动的图像超分重构赋能教学实践应用研究

摘要

随着人工智能生成内容技术的发展,教学场景下的图像应用成为新的研究热点。图像作为知识传递的核心载体,其清晰度、纹理细节、色彩鲜艳度、主题色彩等直接影响教学效果。本文旨在改造扩散模型结构以对存在不同问题的图像进行超分重构(Super-Resolution, SR),并将SR图应用于不同教学场景后进行效果评估。首先,通过改造扩散模型解决图像质量与教学场景不适配的问题;然后,分别开展主观和客观实验,将SR图应用于实际教学场景;最后,构建基于主客观实验结果的综合评估框架,以验证SR图的应用效果。研究结果表明,由改造模型所生成的SR图应用在教学活动时,对比使用传统方法生成的图像,知识传递效率平均提升约22.9%,教师讲课时间平均减少约15.6%。

关键词

AIGC; 扩散模型; 图像处理; 超分重构; 教学场景

中图分类号 G434; TP391.41; TP183
文献标志码 A

收稿日期 2025-04-29

资助项目 河南省本科高校研究性教学改革研究与实践项目(197);河南省重点研发专项(241111210300);河南省教改重点课题(2024SJGLX0141, 2021SJGLX217);河南省科技攻关项目(252102111168, 2521022111020)

作者简介

赵迪,女,讲师,博士生,主要研究方向为现代教育信息技术。umzhaodi@163.com

赵章红(通信作者),男,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能与虚拟现实及其教育应用等。zhzhao@haue.edu.cn

- 1 河南开放大学 工商与财会学院 郑州 450046
- 2 郑州大学 管理学院 郑州 450001
- 3 河南师范大学 软件学院 新乡 453007
- 4 南阳农业职业学院 教务处 南阳 473000
- 5 浙江中医药大学 金华研究院 金华 321017
- 6 河南工程学院 软件学院 郑州 450004

0 引言

图像作为信息传播的重要载体,无论是在传统的纸质媒介为主的教学活动中,还是在现代化、数字化的教学活动中,都具有不可替代的价值。图像能够把复杂抽象的概念以视觉形式直观地呈现出来,可显著降低学生的认知负荷,且视觉信息比纯文本更易被记忆和检索,也更符合人类认知^[1]。此外,图像能够跨越语言和文化障碍,灵活适应多样化教学场景,如在实验科学和工程领域,高精度图像(如显微摄影或遥感影像)是重要的知识验证与分析工作的基础。因此,图像及其质量对教学效果的优化具有重要意义^[2]。

当前教学活动中使用的图像存在一些质量缺陷,影响教学效果^[3]。例如:1)清晰度不足问题突出,如历史档案扫描件、显微摄影或老旧课件中的低分辨率图像,导致关键细节(如细胞结构、文献笔迹等)难以辨识;2)纹理细节缺失现象常见,尤其在科学实验图像中,因设备限制或压缩存储导致纹理模糊(如地质样本层理、机械零件表面特征),削弱了教学的准确性;3)色彩还原偏差问题,例如化学反应变色、艺术类教材的色差等,可能传递错误信息。这些缺陷不仅降低知识传递效率(即测试或考试题目的学生实际得分平均值与该题的总分之比),甚至会引发认知偏差。因此,有效提升教学图像的质量成为教育领域一个亟待解决的问题。

针对教学场景中图像存在的问题,以往的研究更多采用了图像缩放、拉伸等较直接的调整方法尝试解决,但这些方法会导致图像内容扭曲、变形,且强制性的操作会产生“马赛克现象”,应用效果不及预期^[4]。随着生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence, GAI)^[5]技术的突破,基于计算机视觉的人工智能生成内容(Artificial Intelligence Generated Content, AIGC)^[6]技术,特别是生成式图像(Generative Image, GI)^[7]技术在教育领域中的应用,使得图像正在从以前的教辅工具角色向核心教学资源角色转变。利用GAI中的新型扩散模型^[8]对教学所用图像进行自适应性超分辨率重构(简称超分重构, Super-Resolution, SR)^[9],为前述教学图像质量提升问题提供了一个新的解决思路。

扩散模型是一种先进的生成式模型,在图像生成的部分领域已经超越了传统的生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks, GANs)^[10],尤其在图像超分重构任务上可取得较理想的效果^[9]。图像

超分重构作为计算机视觉的核心任务之一,旨在通过不同的算法将低分辨率图像重新构建为较高分辨率图像,其技术发展深度融合了深度学习、GAI、AIGC 以及 GI 等前沿理论与技术领域。

从技术框架看,图像超分重构任务的核心挑战在于如何通过先验知识或数据驱动模型填补低分辨率图像所缺失的高频细节。在该领域,传统的各种插值算法或基于稀疏编码的算法,可在一定程度上实现图像超分重构,但图像质量和应用效果比较有限^[11]。例如:基于信号处理理论的插值方法(双线性插值、双三次插值),通过邻域像素的加权平均预测缺失像素值,虽能实现图像分辨率的形式提升,却因过度平滑效应导致高频分量衰减,典型表现为超分重构后的图像呈现明显的“蜡质化”伪影^[12];基于稀疏编码的优化方法(如字典学习),通过构建完备基函数库(Overcomplete Basis Function Library,指在数学和信号处理中引入的基函数的数量大于信号空间的维度,以更精确地表示信号)来匹配图像块的统计特性,这种方法虽能在一定程度上恢复纹理细节(如地质样本的层理结构),但其性能受限于人工设计特征的表征能力,面对复杂多变的自然场景(如动态光照下的实验装置摄影)时易产生混叠噪声^[13]。上述方法在建模过程中,均未能充分考虑图像超分重构条件与相关语义的关联性,例如在图像中的数学公式重构任务中,只对像素进行插值优化可能导致表示符号的拓扑结构(如积分符号 \int 的曲率特征)失真,进而影响教学知识点表示的准确性^[14]。因此,如何保证图像的客观表示与教学场景下语义表达的一致性,成为制约教学图像超分重构效果的瓶颈。

随着深度学习理论和技术的突破性进展,AIGC 模型尤其是扩散模型的理论和技术进步,使得图像超分重构在生成质量、稳定性和应用等方面均取得了较显著的进展。1) 在计算机视觉任务中,AIGC 模型强调通过自主学习数据的分布规律,生成符合物理世界知识体系的视觉内容,其核心在于结合变分自编码器(Variational Autoencoders,VAE)^[15]、GANs 和扩散模型等架构,并实现成功应用;2) 在技术层面,AIGC 技术的发展为图像的生成提供了不同于以往 GANs 模型的新范式,尤其以扩散模型为典型代表,可实现从低维潜在空间到高维图像空间的映射;3) 具体到图像超分重构领域,扩散模型通过逐步去噪的马尔可夫链^[16]构建出新图像,其在超分重构任务中的优势在于能够对复杂图像的条件分布进行兼

顾性建模,避免 GANs 模型经常出现的模式崩溃问题^[17-18]。

教学场景下的图像超分重构任务,具有鲜明的领域性和应用特殊性^[19-20]:一方面,教学图像(如历史文献、实验过程记录或特殊显微摄影产生的图像)常因设备限制或年代久远存在分辨率不足问题,使用超分重构技术可显著提升这些问题图像的可读性与数据分析价值;另一方面,生成的教学图像要求具备科学性和严谨性,例如生物学中细胞图像的超分重构任务,需避免引入误导性伪影,而数学公式的恢复则需保持符号拓扑结构的准确性。基于扩散模型的教学图像超分重构能够结合教学元数据(来自一线教学活动产生的数据,如教师对课程大纲或知识点的解读或标签标注)^[21],以实现不同语义表达内容的生成,从而在提升分辨率的同时,保留教学内容的逻辑性与真实性。因此,在实际的教学应用领域,扩散模型凭借其高保真的图像生成和重构能力,已初步应用至教辅内容设计、课件制作、情境创设等多个教学环节。然而,在学术研究领域,现有研究多聚焦于通用图像超分重构的模型构造或技术细节实现^[22-24],缺乏在不同教学场景下图像适配性的针对性改造,导致生成或重构的图像与教学需求存在结构性错位。

同样,教学场景下超分重构图像的应用效果仍存在研究空白,尚缺乏系统性、综合性的评估研究。传统的图像评估指标,如峰值信噪比(PSNR)^[25]、结构相似性(SSIM)^[26]等,仅能从像素层面反映图像的客观差异,难以全面衡量教学图像的实际价值。而教学图像的特殊性,要求评估体系不仅需关注图像的客观视觉质量,更要兼顾其在教育场景中的主观价值传达,这需要融合教育理论与技术工具,构建多元化评估框架。人机协同教学理论作为教育数字化转型的核心^[27],强调教师智慧与机器智能的深度协作,通过优化课堂中间环节、重构教学组织模式,推动教师、机器、学生三方的协同进化。这与超分重构图像在教学场景中的应用需求高度契合,能够为图像超分重构模型的设计与效果评估提供关键指导。因此,将人机协同教学理论的最新研究成果融入评估体系,有助于构建更贴合教学场景实际、符合数字化时代需求的综合性评估方案,为教学超分图像的应用提供科学依据。

本文基于生成式人工智能与扩散模型的理论知识与技术体系,针对不同教学场景下的图像需求,对

扩散模型进行定制化优化. 通过优化后的模型生成具备场景自适应能力的超分重构图像(SR图). 同时, 以人机协同教学理论为指导, 设计主客观相结合的综合应用实验, 对SR图在教学场景中的应用效果展开全面评估, 旨在探索其实际教学价值与优化方向.

1 实验设计与开展

1.1 扩散模型及其改进策略

1.1.1 扩散模型理论基础

扩散模型是一类基于马尔可夫链的生成式模型, 其核心思想是先通过逐步添加高斯噪声^[28]破坏原数据分布, 再学习逆向去噪的过程以生成新的高质量样本. 因此, 当扩散模型应用于图像超分重构时, 其训练过程可分为前向扩散过程和反向扩散过程两个部分. 前者是向图片中添加噪声, 而后者则是去除图片中的噪声, 两个阶段的图像处理过程如图1所示.

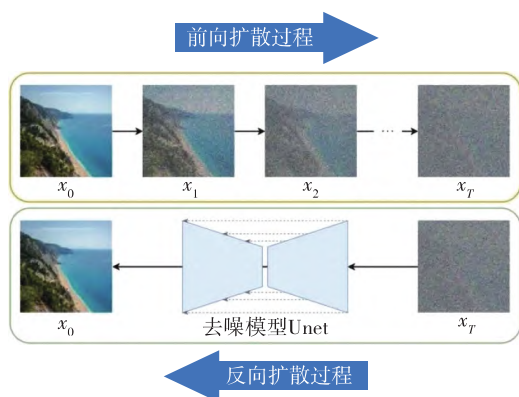


图1 扩散模型工作过程示意

Fig.1 Schematic of diffusion model's working process

具体而言, 前向扩散过程通过 T 个添加噪声的步骤(即时间步长), 将原始图像 x_0 逐渐转化为近似各向同性高斯噪声 x_T , 如式(1)所示:

$$q(x_t, x_{t-1}) = N(x_t; \sqrt{1-\beta_t}x_{t-1}, \beta_t I). \quad (1)$$

其中: $q(x_t, x_{t-1})$ 表示在前向扩散过程中, 从时间步 $t-1$ 到 t 的状态转移概率分布, 描述了低分辨率图像逐步被噪声污染的过程; β_t 为噪声调度参数; N 为高斯分布(正态分布); $\sqrt{1-\beta_t}x_{t-1}$ 表示当前状态下 x_t 的均值; I 为单位矩阵, 表示各向同性噪声; $\beta_t I$ 表示噪声的协方差矩阵. 相对而言, 反向扩散过程则是通过神经网络 ϵ_θ 预测噪声, 并将噪声逐步还原为(可能的)图像内容. 将此过程再进一步加强(而非仅对噪声还原)则可逐步实现图像的超分重构, 如

式(2)所示:

$$p_\theta(x_{t-1}, x_t) = N(x_{t-1}; \mu_\theta(x_t, t), \Sigma_\theta(x_t, t)). \quad (2)$$

其中: $p_\theta(x_{t-1}, x_t)$ 表示在反向扩散过程中, 通过参数为 θ 的神经网络预测从噪声状态 x_t 恢复到 x_{t-1} 的概率分布; $\mu_\theta(x_t, t)$ 表示由神经网络预测的均值, 用于指导去噪方向; $\Sigma_\theta(x_t, t)$ 表示神经网络预测的协方差矩阵(为降低计算复杂度, 通常将此计算过程简化为一个固定值); θ 是神经网络的待优化参数, 可通过最小化噪声预测误差训练得到. 扩散模型在图像超分重构任务中的优势在于其训练过程的稳定性和生成图像的多样性, 可有效避免 GANs 模型常发生的模式崩溃问题.

1.1.2 面向教学图像超分重构的扩散模型改进方法

针对教学场景的特殊需求, 本文对扩散模型的改造工作主要集中在以下两个方向:

1) 条件化生成机制. 通过引入教学先验信息(如教师对课程知识点的解读和标注标签、教学活动的文本描述等), 将超分重构任务建模为条件生成问题^[29]. 例如, 采用交叉注意力机制^[30]将教材文本的嵌入与图像特征相融合, 确保超分重构结果与教学内容文本及其语义表达一致. 此时, 条件化扩散模型的目标函数可扩展为

$$L = E_{x_0, c, t} [\|\epsilon - \epsilon_\theta(x_t, t, c)\|^2]. \quad (3)$$

其中: x_0 为初始高分辨率图像; c 为条件信息向量, 如知识点标签、各类 OCR 提取的文本(本文所用 OCR 为扫描全能王, 版本 6.75.0.2410250000, 引擎为 AI-SCAN)、图像纹理等特征; t 为时间步; $E_{x_0, c, t}$ 表示对 x_0 、 c 和 t 的期望; ϵ 表示在前向过程中添加到图像的真实噪声; $\epsilon_\theta(\cdot)$ 表示由神经网络预测的噪声, 括号中表示各种输入条件. 本文中对图像特征的处理, 包括纹理、色彩等的提取, 转化为基于像素值的矩阵, 以此得到满足输入要求的量化文本值.

2) 多尺度特征保留. 某些场景下, 使用的教学图像(如生物切片、工程图纸)需同时保持宏观结构与微观细节. 对此, 本文使用的改进方法包括: 隐空间分层扩散和小波域扩散. 隐空间分层扩散, 即在 VAE 编码的隐空间内分阶段去噪, 分离低频(即全局布局)与高频(即局部纹理)信息(图2)^[31]. 为了使模型对不同输入条件产生自适应性, 引入了小波域扩散技术(图3). 小波域扩散是将图像分解为小波系数, 对不同频带独立处理, 避免细节模糊^[32]. 针对教育资源的实时性需求, 采用隐式扩散模型^[33]可将计

算量压缩至隐空间. 利用小波变换模型可将输入特征分解为 LL、LH、HL、HH 四个频子带. 然后, 通过三层卷积恢复相应的频率子带, 以通过小波逆变换得到最终输出图像. 如此将图像中包含的低频和高频信息分别处理, 满足不同场景下的图像超分重构需求.

1.1.3 教学场景图像需求的适应性改造

针对教学领域图像的特异性, 本文构建了系统性的数据处理与模型训练流程. 首先, 通过多渠道采集教材插图、黑板板书、实验仪器图谱等真实原始教学图像, 运用翻转、裁剪、色彩增强等多种数据增强技术对数据集进行扩充, 构建教学图像特征库, 为模型训练提供丰富的数据基础. 其次, 基于不同教学场景的差异化需求, 对扩散模型 Stable Diffusion 进行针对性改造, 并使用新创建的增强数据集开展自适应性训练. 在模型训练完成后, 将原始图像数据集(非增强数据集)输入超分重构模型, 生成对应的 SR 图结果数据集. 最后, 为全面评估超分重构图像的教学应用效果, 采用主客观结合的多元化评估体系进行评估. 在客观层面, 沿用 PSNR、SSIM 等传统图像质量评价指标; 在主观层面, 基于教育场景的特殊需求, 创新性引入教学相关性评价与认知有效性测试. 其中: 教学相关性评价通过分析图像对教师教学准

备、课堂展示等环节的影响, 量化评估图像的教学实用性; 认知有效性测试则通过对比不同学生组别对图像中知识点的识别准确率, 科学衡量图像在知识传输过程中的效率, 从而为教学场景下超分重构图像的优化提供全面、可靠的依据. 为此, 除使用传统 PSNR、SSIM 等客观评估指标外, 还要根据教育的属性需求引入教学相关性评分(如教师工作量)和认知有效性测试(如学生组别的图像知识点识别准确率对比, 以得出图像的知识点传输效率)^[34-35].

优质教学资源的构建必须实现学科属性、认知目标与学习者特征三者的动态平衡^[36], AIGC 技术在不同教学图像场景中的适配性改进也应以此为据. 在自然科学领域(生物学、材料学等)对图像的技术参数要求严格. 在识记或理解层级的教学目标下, 图像生成应优先保障关键特征的视觉显著性. 对于分析创造等高阶性目标, 则需保持图像生成过程的参数可调性, 支持师生交互式探索(如调节超分重构强度以观察不同尺度特征)^[37-38]. 这些不同的教学场景为后续算法设计和模型改造提供了明确的优化方向, 即在超分重构过程中, 可通过动态权重调节机制实现不同教学场景下的超分重构参数自适应, 以达到技术指标与教学活动效用的最优化平衡.

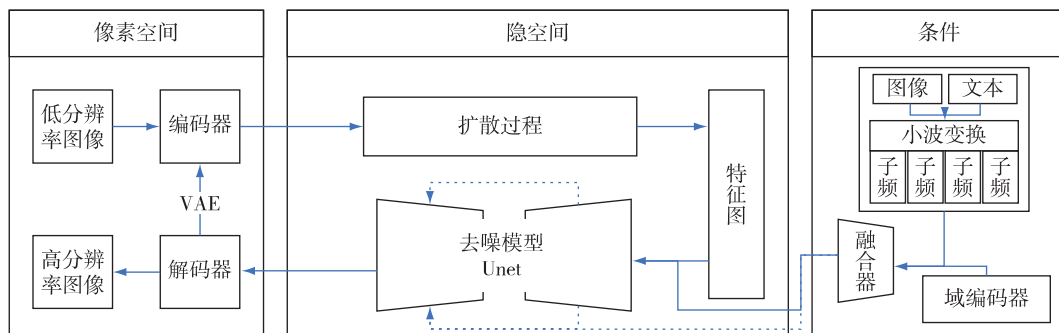


图 2 隐空间扩散原理和流程

Fig. 2 Principle and workflow of diffusion in latent space

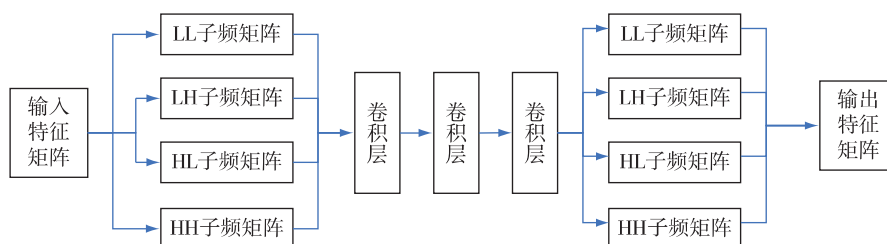


图 3 小波变换模块体系结构示意图

Fig. 3 Schematic of wavelet transform module architecture

1.2 图像数字化教学资源评估体系构建

当前的图像数字化教学资源评估体系,技术方面的实现与实际教学的场景普遍不能适配^[39-40],如普遍采用 PSNR 和 SSIM 等底层视觉指标作为图像质量评价标准,这些客观指标虽能有效量化图像的物理保真度,却难以反映其在实际教学活动中的效用.其典型表现为:1) 过度追求图像客观数值优化可能导致图像中关键教学特征的丢失,如生物细胞显微图像中超分处理引发的细胞结构模糊化;2) 算法生成的语义错误,如历史资料图像中出现的有时代错位性的伪影.这些缺陷会直接影响不同教学场景下内容和语义表达的准确性.

针对上述问题,本文提出构建学科、技术和评估于一体的融合性评估框架,重点整合多维度评价指标.首先,通过课堂行为数据统计与分析,建立图像关键区域视觉显著性与学生知识点掌握的映射关系;其次,采用基于 BERT(Bidirectional Encoder Representation from Transformer) 的跨模态匹配算法,量化生成内容与课程标准的知识点覆盖度;最后,设计并开展基于主客观的应用效果对照实验,以教师备课时间变化和知识点掌握率作为核心评估参数.这种主客观相结合的评价体系,不仅能够验证改造后扩散模型的教学场景适用性,更能为当前教育数字化转型中的资源建设提供科学的优化方向.

1.3 实验方案设计

首先,根据前述理论分析结合条件生成机制和多特征保留机制,进行扩散模型的自适应性改造.然后,使用改造后的扩散模型,对具备不同主题特征和

不同教学场景特点的图像进行超分重构,并开展教学应用实验,将 SR 图应用于实际教学活动中.其中,在扩散模型改造实验中,要注意对改造的扩散模型进行多类超参数的合理设置.最后,采用混合式研究方法,构建基于主观教学实验和客观质量检测的双轨评估模型.总体实验方案及技术路线设计如图 4 所示.

本文所开展主观教学实验的方案中,选取了河南师范大学和河南工程学院的 10 个班级,分属于电子、生物、化学、数学、文学、美术等不同学科背景.实验贯穿于 2024 年第一学期和第二学期,其间收集教学数据、学生课堂表现(回答问题积极性)、课后测试、期末考试等数据(表 1).为进行教学活动效果的综合性评估,在教学过程中还需要特别注意相关的数据采集,如原始教学图像(即传统教学场景下所用的图像)的收集和数字化处理,形成数据集.这些数据包含不同科目的不同教师对不同课堂上的教学情况的统计,对课后测试和期末考试试卷各题知识点的设计、总分及学生实际得分情况的统计.然后,对训练集进行数据增强后划分为训练集、验证集和测试集.在模型训练过程中,根据自适应性目标达成率的波动,实时调整模型结构,如交叉注意力机制在模型结构中的位置.还要对输入条件进行不断调整,寻找能够使得改造后的 Stable Diffusion 模型对不同学科、不同统计数据更具敏感性.除此之外,还要注意减少不同输入数据(图像、文本、提示词等)之间的内在关联性,确保改造后的模型在真实教学环境中具备良好的鲁棒性.输入数据的初步筛选工作由人工完成,参与人员包括前述不同学校、不同学科的教

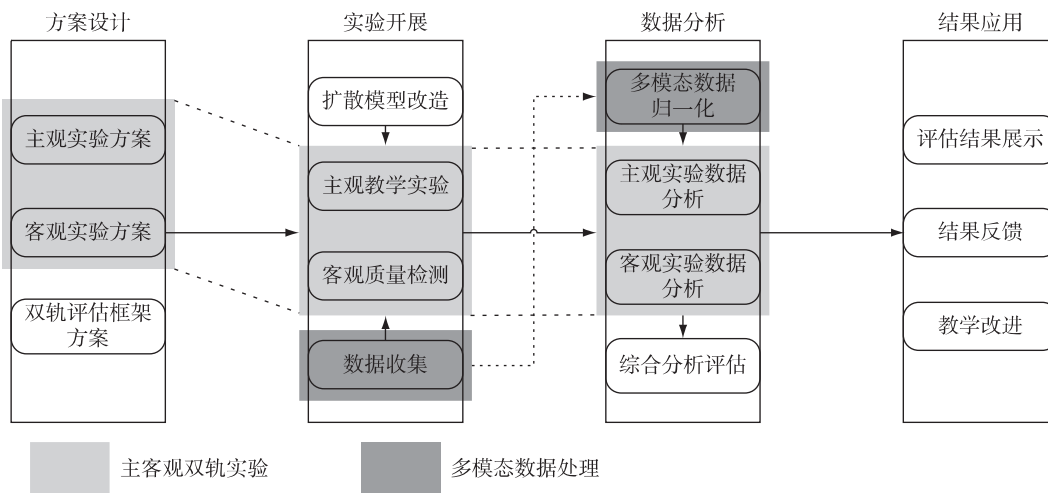


图 4 研究总体规划及技术路线

Fig. 4 Overall research planning and technical roadmap

表 1 基于学科与知识点的教学单元实验矩阵设计

Table 1 Experimental matrix design for teaching units based on subjects and knowledge points

学科	实验内容	技术约束条件	评估重点
文学	古诗词意象可视化	文化符号准确率 $\geq 85\%$	意境传达有效性 (回答问题积极性)
数学	立体几何动态演示	空间误差 $\leq 0.5\text{ mm}$	逻辑连贯性 (课后测试、期末考试)
外语	跨文化交流场景构建	语境一致性指数 ≥ 0.78	情境认知匹配度 (回答问题积极性)
物理	电磁场力线动态模拟	矢量方向误差角 $\leq 3^\circ$	抽象概念具象化效能 (课后测试、期末考试)
化学	分子晶体空间结构展示	键长误差 $\leq 0.01\text{ nm}$	三维空间想象力 (NASA-TLX 量表)
生物	细胞分裂过程动态图解	时序准确性误差 $\leq 1\text{ 帧/s}$	微观现象理解度 (课后测试、期末考试)
历史	重大事件场景还原	文化符号数据库匹配率 $\geq 90\%$	历史语境沉浸感 (回答问题积极性)
地理	板块运动动态模型	运动速率偏差 $\leq 5\text{ cm/年}$ (比例尺校准)	时空关联分析能力 (课后测试、期末考试)
道德与法治	社会公德情景模拟	伦理合规性审查通过率 100%	价值判断内化度 (回答问题积极性)

师. 模型调优实验参与人员将不同的输入数据汇总后进行进一步的筛选, 剔除存在雷同、重复、错误等不同问题的输入数据. 对客观质量检测实验结果的评估则主要依据计算机视觉技术, 获取 SR 图的清晰度(Laplacian 梯度)^[41]、PSNR、色彩对比度(ΔE)^[42]等多项客观性指标, 以进行图像质量的评估.

2 结果与分析

2.1 不同教学图像超分重构前后效果对比

研究中分别选用手工绘制的生物细胞内部结构示意图、历史教材中展示古代人物肖像的插图、学生作业拍照展示和地学现象解释 3D 制图. 这四类图像分别产生于不同的场景, 并需要进一步在不同的教学场景下进行大屏幕投影显示. 图 5 所示为不同教学场景下所使用的教学图像超分重构前后效果对比. 其中, 超分重构前, 各图存在的问题分别为: 构造细节有限, 不能在放大后仍然清晰展示结构、文字、标注等细节(图 5a); 古画线条因长时间放置, 存在斑驳脱落, 导致数字化后的人物轮廓和衣物、饰物线条不连贯(图 5b); 学生在对作业拍照时设备晃动, 因镜头不聚焦导致图像模糊(图 5c); 使用 3D 绘图形式展示特殊地学现象的原理, 某些地物绘制较简单, 且没有立体感, 没能发挥 3D 图的优势(图 5d).

其中, 各图在教学活动中的需求分别为: 图 5a 需展示精细构造细节; 图 5b 需还原古画中绘制的人

物轮廓及其服饰中的各种线条; 图 5c 需消除因拍照时镜头不聚焦而产生的模糊; 图 5d 需更加形象地展示出不同地物, 并具备一定的立体展示效果. 观察图 5 各子图中超分重构后的图像, 可知改造后的超分重构模型有效地实现了对低分辨率图像的超分重构、对存在脱落和不连贯线条的图像还原、对模糊图像的重新聚焦重构以及对 3D 立体图像的立体效果重构. 表 2 是图 5 各分图的大小及分辨率值对比.

表 2 超分重构图像前后的分辨率与占用空间对比

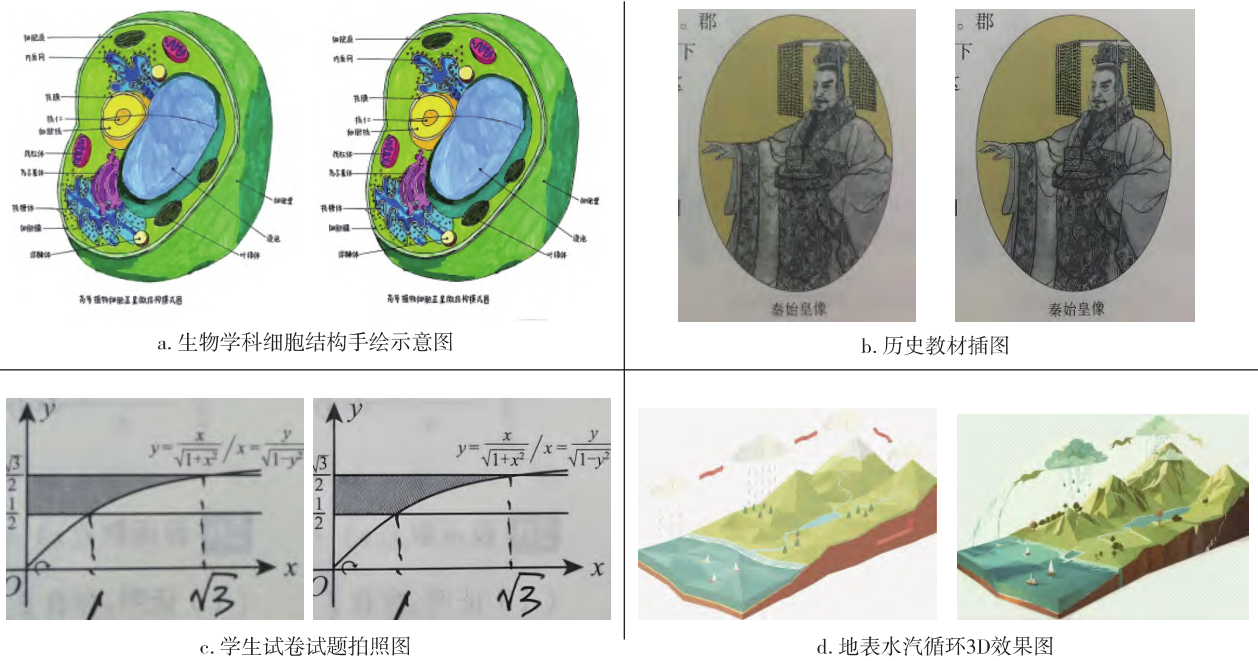
Table 2 Comparison of resolution and occupied space before and after SR image reconstruction

分图	分辨率/PPI		占用空间/KB	
	原图	SR 图	原图	SR 图
5a	574×574	2 000×2 328	120	756
5b	350×459	1 024×1 342	156	132
5c	864×648	3 456×2 592	80	412
5d	1 024×731	1 024×728	44	52

2.2 主观教学效能评估

经过主观教学活动实验的数据统计分析(表 3), 得知在知识传递效率方面使用 SR 图时的平均测试成绩(85.2%), 同使用原图的情况(69.3%)对比平均提升约 22.9%, 尤其在抽象概念较强的可视化领域, 如数学课程中涉及立体几何时, 或者生物课程中涉及微观结构的描述时, 效果会更加明显.

在教师工作负担方面, 分别观察和计算原图和



a. 生物学细胞结构示意图

b. 历史教材插图

c. 学生试卷试题拍照图

d. 地表水汽循环3D效果图

图 5 不同教学场景下图像的超分重构效果对比(各子图中,左图是原图,右图是超分重构图)

Fig. 5 Comparison of SR image reconstruction effects across different teaching scenarios(In each subfigure , the left image is the original and the right is the reconstructed)

表 3 主观教学活动实验结果

Table 3 Results of subjective teaching activity experiments

学科领域	知识传递效率/%		教师工作负担/min				教辅材料制作负担/min			
	原图	SR 图	讲课时间		备课时间		制作 PPT 时间		图像加工时间	
			原图	SR 图	原图	SR 图	原图	SR 图	原图	SR 图
文学	80.1	95.1	41.2	32.1	78.2	60.1	112.7	60.2	67.6	35.5
数学	50.9	96.3	46.2	40.5	88.1	69.3	132.0	80.0	97.5	65.3
外语	80.5	85.5	40.6	35.7	60.5	51.6	102.1	90.4	57.7	38.6
物理	90.3	99.7	46.3	36.8	79.4	65.2	130.4	85.1	99.1	55.6
化学	70.9	85.7	46.1	36.7	90.7	66.0	132.5	90.3	96.0	65.1
生物	90.2	99.9	46.6	35.3	90.6	70.2	135.8	97.2	97.7	55.7
历史	89.3	96.0	40.5	35.8	68.8	60.6	102.6	80.8	57.6	30.2
地理	60.5	97.5	42.0	37.6	78.7	70.1	132.1	85.0	87.1	45.5
道德与法治	80.7	96.3	40.8	38.8	58.9	50.0	102.3	70.9	77.9	36.5
合计	69.3	85.2*	390.3	329.3	693.9	563.1	1 082.5	739.9	738.2	428.0

注: * 为便于对比,将各学科分量相加后进行百分比换算得到最终值.

SR 图的讲课和备课时间,可知在使用 SR 图的情况下,教师的总讲课时间由 390.3 min 降低到 329.3 min,降低了约 15.6%,表明 SR 图有助于减少教师在课堂上的文字或语言表述;教师的总备课时间为 563.1 min,较使用原图的备课时间(693.9 min)平均减少了约 18.8%.教辅材料制作负担方面,制作 PPT 和加工图像的时间,分别减少 342.6 min 和 310.2 min.但另一方面,考虑到即使不使用超分重构技术,教师在备课时,用于制作教学 PPT 中的选择图像和

加工图像的时间会更多,且时间会更琐碎,调查和统计的难度更大,所以本文把备课时间和教辅材料制作负担的统计数据只作为参考或验证,而非决定性参量.以此考虑,本文选择把统计方法更简单、结果更可靠的知识传递效率和讲课时间作为决定性参量.但从此三项值的变化,特别是与知识传递效率和讲课时间的一致性变化趋势中仍能看出使用 SR 图可使得工作的时间呈现较明显的减少趋势.

2.3 超分重构图像质量评估客观质量差异

将图像转换到 CIE XYZ 色彩空间,并计算每个像素的 xy 色度坐标以及检测坐标是否落在目标色域(sRGB/Adobe RGB)三角形内,最终的输出结果包括 sRGB 覆盖率百分比(常见显示器标准)和 Adobe RGB 覆盖率百分比(专业摄影标准).在此基础上实现了结果的定量化描述(表 4)并进一步生成了色度图,以可视化显示图像颜色分布与标准色域的对比效果(图 6).观察色度图可知,原图均为较小的尺寸且图中均有不太明显的细微特征,而通过超分重构,原图都得到了一定程度上的尺寸放大和特征增强,有助于教师清晰、准确地讲述图中所包含的知识点,学生更容易接受和理解相关教学内容.

3 讨论

研究结果验证了基于改造扩散模型的超分重构技术能够有效提升图像质量(PSNR 平均提升 ≥ 10

dB ΔE 对比度显著改善)构建的融合学科、技术和评估为一体的体系,可有效验证改造扩散模型及超分重构图像在教学场景中的适用性.同时,实验结果表明,不同学科的需求差异凸显出技术适配的重要性.例如,自然科学图像对分辨率的敏感性(如 300 dpi 的细胞结构图)与人文艺术图像对色彩还原的要求($\Delta E > 8$)存在本质区别.

研究结果揭示了改造后的扩散模型在不同教学场景下超分重构后图像的特征,显示出改造的扩散模型的优越性,但仍存在一定的局限性.1) 客观指标(如色域覆盖率)与教学效果的相关性需进一步验证.如表 2 所示,部分图像在 sRGB 覆盖率已达 100%的情况下,学生测试成绩提升幅度仍存在差异,表明传统计算机视觉指标与教育价值之间存在非线性关系,而这种关系有待进一步探索研究.2) 样本覆盖度不足,虽然创建了新的多模态数据集,但未充分纳入特殊情况下的教学活动需求(如弱视、近视

表 4 不同教学场景下典型图像超分重构前后指标参数变化

Table 4 Changes in performance index for typical image SR across different teaching scenarios

场景	PSNR/dB		色彩对比度(ΔE)		色域覆盖率/%			
	原图	SR 图	原图	SR 图	原图		SR 图	
					sRGB	Adobe RGB	sRGB	Adobe RGB
1	40.69	50.22	29.63	31.05	99.4	100.0	98.5	99.7
2	39.85	52.34	21.54	22.69	100.0	100.0	99.6	100.0
3	53.43	55.25	11.61	13.05	100.0	100.0	100.0	100.0
4	55.72	55.33	16.17	20.15	100.0	100.0	100.0	100.0

注:色彩对比度参考标准: $\Delta E > 8$,可感知差异; $\Delta E > 15$,明显差异; $\Delta E > 30$,强烈差异.色域覆盖率参考标准:sRGB $> 90\%$,合格,Adobe RGB $> 70\%$,优秀.

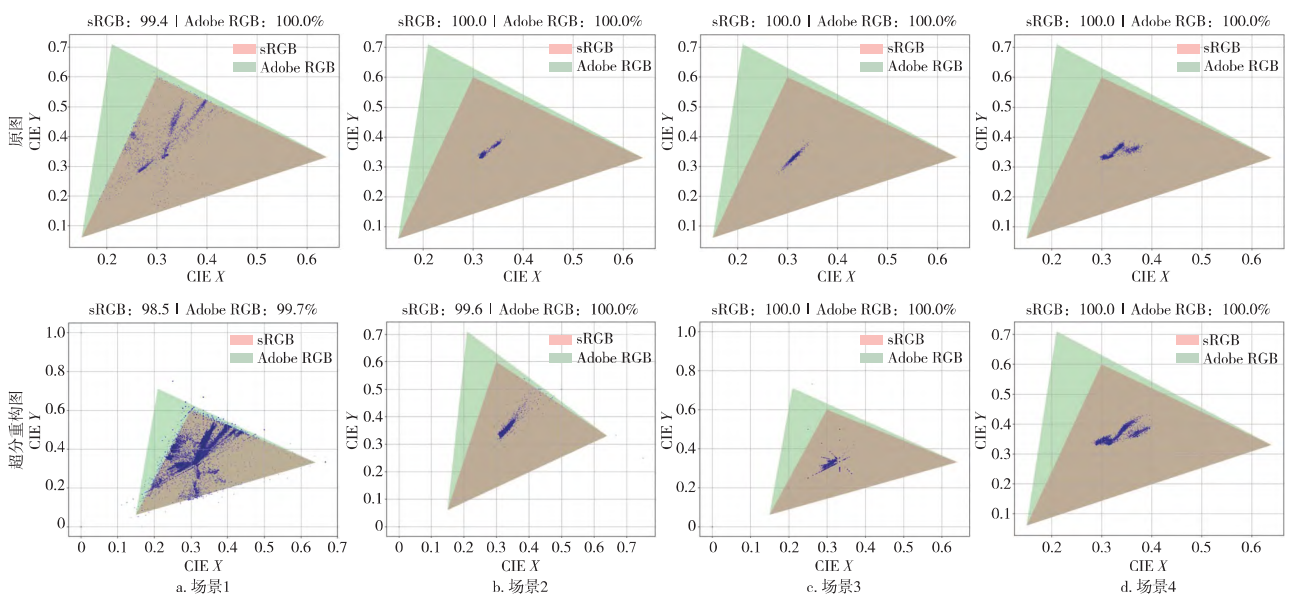


图 6 不同教学场景下典型图像的色度

Fig. 6 Chrominance maps of typical images in different teaching scenarios

等学生对于图像超分重构效果感受的细分调查)和跨文化场景(如多语言教材适配)。

超分重构图像在实际教学中面临两大矛盾:保真度与教育性的平衡(如古画修复中“填补缺失线条”可能引入历史准确性争议),以及计算效率与生成质量的权衡(3D地物图的实时渲染需200 ms延迟以内,但需要更多的算力支撑)。实验中发现,当图像分辨率超过2 000×2 000像素时,移动端显示延迟增加至1.2 s,影响课堂流畅性。这要求算法设计需遵循“按需优化”原则,例如,通过动态权重机制在课前生成阶段侧重质量,课中交互阶段侧重实时性。在算法方面,进行模型改造工作时,要更多考虑不同应用场景下模型的轻量化部署的实现。未来研究需进一步开发学科专用提示词库(如物理学科需包含“高精度矢量图”参数,历史学科需强化“纹理修复”指令),并通过教育大模型微调数据集(如学科知识图谱嵌入)强化模型对图像包含的语义的理解能力。在技术实现方面,未来研究可进一步结合眼动追踪、认知负荷监测等新型传感器应用和更科学、更综合的评估手段,构建更细粒度的教学效用预测和评估模型。

4 结论

本文通过改造扩散模型实现了不同教学场景下的图像超分重构,并基于主客观混合实验验证了其教育应用价值。主要结论如下:1)在技术有效性方面,改进后的扩散模型在PSNR(平均提升大于10 dB)、色彩对比度(ΔE)等客观指标上得到了显著的优化,能够适配不同学科需求;2)在教学实用性方面,经过超分重构后的图像应用到教学活动中,可使知识点掌握率提升22.9%,教师讲课时间降低15.6%;3)在评估体系的构建方面,提出的融合学科和技术于一体的双轨评估框架,揭示了传统指标(如色域覆盖率)与教学效果的非线性关系,为后续开展评估工作的进一步深入研究奠定了方法基础。未来工作建议:1)建立跨学科超分重构资源库;2)开发轻量化部署的实时生成算法,并适配多种终端,使得教师可更好地利用碎片化时间收集和加工教辅材料;3)探索更多模态(如3D模型、VR)情况下的教学适配性评估。本文为人工智能赋能教育数字化改革提供了兼具理论深度和实践可行性的解决方案。

参考文献

References

[1] 林众,冯瑞琴.多媒体教学中的认知机制[J].教育研

究,2006,27(7):62-66

- LIN Zhong, FENG Ruiqin. Cognition mechanism in the multi-media teaching [J]. Educational Research, 2006, 27(7): 62-66
- [2] 赵章红,张丹,胡昊,等.基于改进2DCNN的高光谱遥感图像处理研究[J].南京信息工程大学学报,2024,16(1):106-113
- ZHAO Zhanhong, ZHANG Dan, HU Hao, et al. Hyperspectral remote sensing image processing based on enhanced 2DCNN [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology, 2024, 16(1): 106-113
- [3] 李莉.高校多媒体教学的优劣与对策[J].中国现代教育装备,2007(2):108-110
- [4] 李雨航,谢良彬,董超.深度学习的二维动画视觉领域修复综述[J].计算机科学与探索,2023,17(12):2808-2826
- LI Yuhang, XIE Liangbin, DONG Chao. Review of 2D animation restoration in visual domain based on deep learning [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2023, 17(12): 2808-2826
- [5] Banh L, Strobel G. Generative artificial intelligence [J]. Electronic Markets, 2023, 33(1): 63
- [6] Uzun L. ChatGPT and academic integrity concerns: detecting artificial intelligence generated content [J]. Language Education and Technology, 2023, 3(1): 45-54
- [7] Bushe G R, Storch J. Generative image [M] // Dialogic Organization Development: the Theory and Practice of Transformational Change. Oakland, CA: Berrett-Koehler, 2015: 101-122
- [8] Croitoru F A, Hondru V, Ionescu R T, et al. Diffusion models in vision: a survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(9): 10850-10869
- [9] Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 21-36
- [10] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks [J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144
- [11] Li K, Yang S H, Dong R T, et al. Survey of single image super-resolution reconstruction [J]. IET Image Processing, 2020, 14(11): 2273-2290
- [12] 肖志涛,冯铁君,张芳,等.基于角点保护的偏微分方程图像插值方法[J].电子与信息学报,2015,37(8):1892-1899
- XIAO Zhitao, FENG Tiejun, ZHANG Fang, et al. Image interpolation with corner preserving based on partial differential equation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(8): 1892-1899
- [13] 熊红凯,戴文睿,林宙辰,等.多媒体信号处理的数学理论前沿进展[J].中国图象图形学报,2020,25(1):1-18
- XIONG Hongkai, DAI Wenrui, LIN Zhouchen, et al. Advances in mathematical theory for multimedia signal processing [J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(1): 1-18
- [14] 赵鹏,周志华.基于决策树模型重用的分布变化流数据学习[J].中国科学:信息科学,2021,51(1):1-12
- ZHAO Peng, ZHOU Zhihua. Learning from distribution-

- changing data streams via decision tree model reuse [J]. *Scientia Sinica (Informationis)* 2021, 51(1):1-12
- [15] Doersch C. Tutorial on variational autoencoders [J]. arXiv e-Print 2016, arXiv:1606.05908
- [16] Norris J R. Markov chains [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1997
- [17] 陈佛计, 朱枫, 吴清潇, 等. 生成对抗网络及其在图像生成中的应用研究综述 [J]. *计算机学报*, 2021, 44(2):347-369
CHEN Fojie, ZHU Feng, WU Qingxiao, et al. A survey about image generation with generative adversarial nets [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2021, 44(2):347-369
- [18] 高文超, 任圣博, 田驰, 等. 多层次生成对抗网络的动画头像生成方法研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(9):230-237
GAO Wenchao, REN Shengbo, TIAN Chi, et al. Research on method of animated avatar generation based on multi-level generative adversarial networks [J]. *Computer Engineering and Applications* 2022, 58(9):230-237
- [19] 魏晗, 陈刚, 唐永旺, 等. 《数字图像处理》的教学改革与实践 [J]. *中国信息技术教育*, 2014(8):12-13
WEI Han, CHEN Gang, TANG Yongwang, et al. Teaching reform and practice of digital image processing [J]. *China Information Technology Education* 2014(8):12-13
- [20] 张德禄. 多模态话语理论与媒体技术在外语教学中的应用 [J]. *外语教学*, 2009, 30(4):15-20
ZHANG Delu. Multimodal discourse theory and its application to foreign language teaching with modern media technology [J]. *Foreign Language Education*, 2009, 30(4):15-20
- [21] 韦南, 殷丽华, 宁洪, 等. 本科“机器学习”课程教学改革初探 [J]. *网络与信息安全学报*, 2022, 8(4):182-189
WEI Nan, YIN Lihua, NING Hong, et al. Preliminary study on the reform of machine learning teaching [J]. *Chinese Journal of Network and Information Security*, 2022, 8(4):182-189
- [22] 吕天琪, 武迎春, 赵贤凌. 角度差异强化的光场图像超分辨率网络 [J]. *光电工程*, 2023, 50(2):50-63
LYU Tianqi, WU Yingchun, ZHAO Xianling. Light field image super-resolution network based on angular difference enhancement [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2023, 50(2):50-63
- [23] 郭继昌, 吴洁, 郭春乐, 等. 基于残差连接卷积神经网络的图像超分辨率重构 [J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2019, 49(5):1726-1734
GUO Jichang, WU Jie, GUO Chunle, et al. Image super-resolution reconstruction based on residual connection convolutional neural network [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2019, 49(5):1726-1734
- [24] 郭昕刚, 何颖晨, 程超. 抗噪声的分步式图像超分辨率重构算法 [J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2024, 54(7):2063-2071
GUO Xingang, HE Yingchen, CHENG Chao. Noise-resistant multistep image super resolution network [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)* 2024, 54(7):2063-2071
- [25] Korhonen J, You J Y. Peak signal-to-noise ratio revisited: is simple beautiful? [C] // 2012 Fourth International Workshop on Quality of Multimedia Experience. July 5-7, 2012, Melbourne, VIC, Australia. IEEE, 2012: 37-38
- [26] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4):600-612
- [27] 王一岩, 朱陶, 杨淑豪, 等. 人机协同教学: 动因、本质与挑战 [J]. *电化教育研究*, 2024, 45(8):51-57
WANG Yiyan, ZHU Tao, YANG Shuhao, et al. Human-computer collaborative teaching: motivation, essence and challenges [J]. *e-Education Research*, 2024, 45(8):51-57
- [28] Kassam S A. Signal detection in non-Gaussian noise [M]. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media, 2012
- [29] 黄远, 白琮, 李宏凯, 等. 基于条件生成对抗网络的图像描述生成方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2020, 32(6):911-918
HUANG Yuan, BAI Cong, LI Hongkai, et al. Image captioning based on conditional generative adversarial nets [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics* 2020, 32(6):911-918
- [30] 张宸嘉, 朱磊, 俞璐. 卷积神经网络中的注意力机制综述 [J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(20):64-72
ZHANG Chenjia, ZHU Lei, YU Lu. Review of attention mechanism in convolutional neural networks [J]. *Computer Engineering and Applications* 2021, 57(20):64-72
- [31] 邢润娟, 常升龙, 何宽, 等. AIGC 图像质量评估指标研究 [J]. *南京信息工程大学学报*, 2025, 17(1):63-73
XING Runmei, CHANG Shenglong, HE Kuan, et al. AIGC image quality evaluation indicators [J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology*, 2025, 17(1):63-73
- [32] 纪勋, 冷娜, 郭慧. 水下图像增强与复原技术进展与展望 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2024, 36(6):805-830
JI Xun, LENG Na, GUO Hui. Underwater image enhancement and restoration techniques: state-of-the-art methods and prospects [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics* 2024, 36(6):805-830
- [33] 高欣宇, 杜方, 宋丽娟. 基于扩散模型的文本图像生成对比研究综述 [J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(24):44-64
GAO Xinyu, DU Fang, SONG Lijuan. Comparative review of text-to-image generation techniques based on diffusion models [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(24):44-64
- [34] 李源凡, 张丽红. 基于 CLIP 模型和文本重建的人脸图像生成方法研究 [J]. *测试技术学报*, 2024, 38(2):154-160
LI Yuanfan, ZHANG Lihong. Research on face image generation method based on CLIP model and text reconstruction [J]. *Journal of Test and Measurement Technology* 2024, 38(2):154-160
- [35] 朱天宇, 黄振亚, 陈恩红, 等. 基于认知诊断的个性化试题推荐方法 [J]. *计算机学报*, 2017, 40(1):176-191
ZHU Tianyu, HUANG Zhenya, CHEN Enhong, et al. Cog-

- nitive diagnosis based personalized question recommendation [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(1): 176-191
- [36] 李克东, 赵建华. 混合学习的原理与应用模式 [J]. 电化教育研究, 2004, 25(7): 1-6
- [37] 皮连生, 蔡维静. 超越布卢姆: 试论“知识分类与目标导向”教学中的学习结果测量与评价 [J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2000, 18(2): 40-49
- [38] 张庆堂, 曹伟. 学习者和管理者视角下现代远程教育服务质量评价体系研究 [J]. 中国远程教育, 2016(10): 44-50
- [39] 杨宗凯, 王俊, 吴砥, 等. ChatGPT/生成式人工智能对教育的影响探析及应对策略 [J]. 华东师范大学学报(教育科学版), 2023, 41(7): 26-35
YANG Zongkai, WANG Jun, WU Di, et al. Exploring the impact of ChatGPT/AIGC on education and strategies for response [J]. Journal of East China Normal University (Educational Sciences), 2023, 41(7): 26-35
- [40] 涂涛, 张煜明. 人机共智驱动下的教师教学智慧: 价值意蕴、作用机理与生成路径 [J]. 西南大学学报(社会科学版), 2024, 50(5): 204-212
TU Tao, ZHANG Yuming. Teacher's teaching wisdom driven by human-machine wisdom: value connotation, function mechanism, and generation path [J]. Journal of Southwest University (Social Sciences Edition), 2024, 50(5): 204-212
- [41] 沈瑜, 陈小朋, 杨倩. 多方向 Laplacian 能量和与 tetrolet 变换的图像融合 [J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(4): 721-731
SHEN Yu, CHEN Xiaopeng, YANG Qian. Image fusion of multidirectional sum modified Laplacian and tetrolet transform [J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(4): 721-731
- [42] 王冰雪, 刘广文, 刘美, 等. 轮廓波域内局部对比度增强的彩色图像灰度化算法 [J]. 液晶与显示, 2020, 35(2): 151
WANG Bingxue, LIU Guangwen, LIU Mei, et al. Color to grayscale algorithm based on local contrast enhancement in contourlet transform domain [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2020, 35(2): 151

Application of AIGC-driven super-resolution image reconstruction in empowering teaching practices

ZHAO Di^{1,2} CHANG Shenglong³ SUN Ting⁴ ZHAO Zhanghong^{5,6}

1 School of Business and Accounting, Henan Open University, Zhengzhou 450046, China

2 School of Management, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

3 College of Software, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China

4 Teaching Affairs Office, Nanyang Vocational College of Agriculture, Nanyang 473000, China

5 Jinhua Academy of Zhejiang Chinese Medical University, Jinhua 321017, China

6 College of Software, Henan University of Engineering, Zhengzhou 450004, China

Abstract With the advancement of Artificial Intelligence Generated Content (AIGC) technology, the application of images in educational settings has emerged as a new research focus. As a pivotal medium for knowledge transmission, the clarity, texture details, color vibrancy, and overall image fidelity of images directly influence teaching efficacy. This study aims to modify the architecture of the diffusion model to achieve Super-Resolution (SR) reconstruction of images suffering from various quality degradation issues, and to evaluate the effectiveness of applying these SR-enhanced images across diverse teaching contexts. Initially, the study addresses the mismatch between image quality and teaching requirements by refining the diffusion model's structural design. Subsequently, both subjective and objective experiments are conducted to integrate SR-reconstructed images into real-world teaching environments. Finally, a comprehensive evaluation framework is constructed based on the experimental findings to substantiate the practical benefits of the reconstructed images. The results show that compared to images generated by traditional methods, the application of SR images generated by the modified model in teaching activities improves the average efficiency of knowledge transfer by approximately 22.9% and reduces the time teachers spend on lesson preparation by about 15.6%. This study provides a theoretical foundation and practical insights for leveraging artificial intelligence to drive pedagogical innovation.

Key words artificial intelligence generated content (AIGC); diffusion model; image processing; super-resolution (SR) reconstruction; teaching scenario