

生成式AI在医学可视化教学中的应用与局限性：基于双案例的探索性比较分析

欧阳真真

解放军总医院研究生院教育技术中心，北京

收稿日期：2026年8月14日；录用日期：2026年9月15日；发布日期：2026年9月23日

摘要

生成式人工智能(GAI)正加速渗透医学可视化教学，但其图像的高似真性与低准确性构成显著悖论。本研究选取医学机制图(纳米药物递送与肿瘤免疫调控)与人体解剖结构图(臀区梨状肌与坐骨神经关系)两类典型图像，采用视觉内容分析与比较分析方法，系统评估GAI在医学可视化教学中的应用边界。结果表明，GAI在整体构图、视觉风格统一与初稿快速生成方面具有明显效率优势，但在因果时序逻辑、空间层次关系及动态过程呈现等核心医学知识编码能力上存在系统性缺陷，且该缺陷跨场景一致，提示其源于模型对医学逻辑理解的根本不足。基于此，本文提出医学可视化教学应实现从技能训练向认知培养的目标转向，构建“AI生成-专家校正-课堂反馈”的闭环机制，将AI图像作为批判性审图素材，而非标准化教学成果。研究为AI时代医学可视化课程改革提供了实证依据与教学路径参考。

关键词

生成式人工智能，医学可视化，教学创新

Application and Limitations of Generative AI in Medical Visualization Education: An Exploratory Comparative Analysis Based on Two Cases

Zhenzhen Ouyang

Educational Technology Center, The Chinese PLA General Hospital, Beijing

Received: August 14, 2026; accepted: September 15, 2026; published: September 23, 2026

Abstract

Generative artificial intelligence (GAI) is rapidly penetrating medical visualization education, yet its generated images exhibit a notable paradox of high visual plausibility and low factual accuracy. This study selected two representative image types—a mechanistic diagram (nanomedicine delivery and tumor immune modulation) and an anatomical diagram (relationship between piriformis muscle and sciatic nerve)—and employed visual content analysis and comparative analysis to systematically evaluate GAI's application boundaries in medical visualization teaching. Results show that GAI excels in overall composition, visual style consistency, and rapid draft generation, but exhibits systematic deficiencies in encoding causal-temporal logic, spatial hierarchical relationships, and dynamic processes. These defects persist across both cases, suggesting they stem from the model's fundamental inability to comprehend medical logic. Accordingly, this paper argues that medical visualization education should shift its focus from skill training to cognitive development, and establish a closed-loop mechanism of "AI generation-expert correction-classroom feedback," using AI-generated images as materials for critical review rather than as standardized teaching outputs. This study provides empirical evidence and pedagogical guidance for curriculum reform in the AI era.

Keywords

Generative Artificial Intelligence, Medical Visualization, Educational Innovation

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. 研究背景

医学可视化(Medical Visualization)作为连接复杂生命科学知识与人类直觉认知的桥梁,通过图像化与动态化手段将复杂的解剖结构、病理变化及医疗数据转化为直观、准确且具美感的视觉信息,广泛应用于医学教研、临床诊疗、健康科普及医患沟通等场景[1][2]。在医学教育情境中,图像不仅承担辅助理解与增强记忆的作用,更通过空间组织、视觉层级与符号编码参与医学知识建构,尤其在机制解释、结构识别和临床路径呈现中具有不可替代的作用[3]。技术迭代重塑了医学知识的视觉表征,同时拓展了医学教育的认知边界。

近年来,生成式人工智能(generative AI, GAI)的发展使图像生产方式发生了显著变化。在医学教育场景中,基于文本提示词(Text Prompts)的条件生成范式使教学资源开发效率得以大幅提升:研究者仅需输入解剖学或病理学描述,即可在秒级时间尺度内获得高分辨率、高保真度的器官结构、病理形态图像、机制作用图,从而大幅降低了教学课件的开发成本与技术门槛。与传统绘图方式相比,生成式 AI 能够显著压缩医学插图制作周期,降低非专业人员的技术障碍,并为教学资源快速开发提供新的工具支持。因此,在课程设计、教学演示与学习辅助等场景中, AI 图像生成正成为一种具有现实意义的新型实践路径。

医学可视化的核心在于以科学准确性为前提,通过视觉结构对医学知识进行重新编码,而非一般意义上的图像创作。医学图像的本质要求在于准确表达医学知识的结构关系、因果机制与时间顺序,并在视觉符号系统中保持高度的科学一致性。生成式 AI 虽然能够较快生成具有专业风格的图像,但其输出往往基于统计关联与语义拟合,而非对医学知识结构的真正理解,因此容易在复杂机制、三维结构、层次

关系和专业标注上出现偏差。尤其是在教学场景中，这类偏差往往具有较强隐蔽性：图像表面上看似规范，实则可能在关键知识点上存在错误或遗漏，进而影响学习者的概念建构。

已有研究指出，生成式模型在对象组合、色彩控制和图像风格迁移方面具有较强表现力，并可在一定程度上支持概念草图、视觉方案探索和教学材料初稿生成[4]。从技术范式层面审视，当前医学可视化领域仍处于计算辅助(Computer-Assisted)阶段：将文本描述转换为图像的生成式 AI 工具操作时几乎不需要专业技术知识，但能够根据文本提示快速生成细节令人惊叹、逼真、贴切且新颖的图像[5]。这些工具基于从互联网抓取的海量图像数据集进行训练[6]，利用机器学习方法从文本提示中提取关键信息(如物体之间的关系)，然后根据这些信息生成图像[4]。在此种人-机协同(Human-Machine Collaboration)框架中，医学可视化输出的质量上限取决于人类专家的专业知识储备与审美判断能力。随着这些工具的普及性和使用率不断扩大，健康传播学者有必要对其生成的输出结果进行系统评估。

效率的提升并不自动导向质量的保障。随着生成式人工智能(Generative AI)在医学可视化教学与学术实践中的加速渗透，一系列令人忧虑的现象逐渐浮现。2025 年，发表于 *Frontiers in Cell and Developmental Biology* 的一篇论文因其中 AI 生成的大鼠图像出现生殖器官结构异常而遭撤稿；同年，IEEE VIS 发表的一项基于 17 位生物医学可视化从业者的质性研究，以一句极具张力的表述概括了生成式 AI 在该领域所呈现的核心悖论——“*It looks sexy but it's wrong*”[7]。具体而言，AI 生成的医学图像在视觉质感上常优于传统手绘或摄影，呈现出更高的洁净度与平滑度，但其在解剖结构准确性、术语标注规范性及视觉叙事逻辑性等方面，仍频繁存在显著谬误。AI 工具生成图像兼具高似真性与低准确性的双重特征，其视觉呈现高度逼真，足以被误判为权威教学素材，然而所蕴含的解剖信息却可能存在系统性偏差[8]。当 AI 生成的似真性(Vraisemblance)能够轻松欺骗人类视觉感官时，对其进行深度的设计反思、美学批判与教学定位重构，已成为医学教育改革亟待解决的前沿课题。当前研究多集中于 AI 医学图像的技术性能评估与伦理风险分析，鲜有从设计学与教学论交叉视角，系统审视 AI 生成内容在视觉叙事、风格一致性与伦理传达方面的结构性短板，亦缺乏在此反思基础上对教育者不可替代职能的重新锚定。

基于此，本文采用探索性双案例比较分析，选取分别承载机制叙事与空间表达功能的典型医学图像，系统评估生成式 AI 在医学可视化教学中的能力边界、问题类型及课程启示。立足医学可视化教学实践，力图厘清当前 AI 生成医学图像的结构特征与局限，为课程改革提供实证支撑。

2. 研究对象和方法

2.1. 案例选择

本研究采用目的性抽样方法选取双案例，旨在分别考察生成式人工智能在医学可视化中两类核心任务上的表现边界，即机制时序表达与解剖空间表达。案例纳入标准包括：① 在医学教学、科研传播与临床沟通中具有典型性和高频使用价值；② 能够分别代表医学图像中的两类关键知识编码任务，即“动态机制-因果链条”与“空间结构-毗邻关系”；③ 对医学知识的准确转译要求较高，不能仅依赖表层形态模仿完成有效表达；④ 存在较为明确的权威参照图像，便于对照分析。基于上述标准，最终选取“纳米药物递送与肿瘤免疫调控”机制图和“臀区梨状肌与坐骨神经关系”解剖结构图作为比较对象。

案例一为医学机制图，主题涉及纳米药物递送与肿瘤免疫调控[9]。机制图作为连接复杂生物学过程与视觉认知的媒介，广泛用于科研论文、学术汇报及教学传播。相较于普通示意图，其不仅要求视觉呈现的美观性，更需准确传达分子交互、细胞行为、治疗时序及因果关系，涉及科学知识、信息设计、视觉符号、审美表达与专业伦理等多维度融合。本案例具体内容为时空编程纳米药物解决三阴性乳腺癌免疫信号冲突，涵盖纳米药物递送、PLA2 介导的快释、酯酶介导的前药延迟转化、DAMPs 释放及 CD8⁺ T 细胞激活等时序环节，核心知识属性体现为时间逻辑与因果链条。参照基准为原文发表的机制图，AI 生成

工具为 Nanobanana。

案例二为人体局部解剖结构图，主题为臀区梨状肌与坐骨神经的解剖关系。局部解剖图旨在精确呈现特定区域的器官形态、层次关系与空间毗邻，是临床教学、手术规划及影像判读的重要依据。与系统解剖图的整体性概览不同，其强调在有限空间内对骨骼、肌肉、血管、神经及脏器的相对位置与暴露顺序的真实再现，绘制需综合体位、切面、入路及解剖变异等因素，涉及解剖学、外科学与视觉传达等领域的交叉。本案例核心为坐骨神经经梨状肌下方穿出坐骨大孔的三维立体穿越关系，知识属性突出空间层次与毗邻结构。参照基准为标准教科书解剖图，AI 生成工具为 ChatGPT Image。

选用的生成式 AI 工具主要基于教学实践中的可及性、文本生成图像功能的成熟度以及在当前医学可视化场景中的代表性进行考虑。机制图案例选用 Nanobanana，因其在生物医学领域科研绘图社群中具有较高使用率，且官方宣称针对机制图生成进行了优化；解剖图案例选用 ChatGPT Image (DALL-E 3)，因其为当前综合能力最强的通用文生图模型之一。这两个工具分别代表垂直领域优化型与通用高性能型两类典型范式，旨在覆盖当前医学可视化教学中教师可能使用的主流工具类型。本文并非针对全部生成式图像模型开展系统性能评估，也并非对不同工具进行优劣排序。两案例在图像类型、知识属性与教学功能上存在显著差异。两个工具的使用价值在于揭示不同类型医学图像任务中反复出现的共性缺陷模式，而非对所有 GAI 医学图像生成能力做普遍性判断。若在此类异质性图像中仍能观察到一致的缺陷模式，则该发现更可能反映 AI 技术的系统性局限，而非个别案例的偶然偏差。

2.2. 分析方法与维度

为尽可能降低提示词模糊性对生成结果的干扰，提示词设计均采用结构化策略，尽量明确关键对象、空间方位、时序顺序与作用关系，并使用较为规范的医学表述，以提高生成任务的约束性。机制图提示重点限定治疗步骤、细胞类型与作用顺序；解剖图提示重点限定观察视角、关键结构及其相对位置关系。

本文采用视觉内容分析与比较分析相结合的方法，对 AI 生成图像与原始参照图进行并置分析。本研究构建了一套递进式的图像评估框架，涵盖形态识别、关系编码与教学适用性三个层次。在形态识别层面，主要考察图像对单个解剖或分子结构(如特定分子、细胞器、肌纤维或骨骼成分)的呈现是否准确，以及标注与所指对象是否对应，此为评估的基础。在关系编码层面，重点审视图像对结构间相互关系的表达质量：对于机制类图像，关注时间序列、因果链条及调控关系(包括正向激活与负向抑制)是否清晰可辨；对于解剖类图像，则考察空间毗邻、层次深浅及立体穿越关系是否得到准确传达，此为评估的核心。在教学适用性层面，综合判断图像作为教学素材的可读性，包括信息层级的清晰度、视觉叙事的连贯性，以及目标受众能否据此建立正确的认知模型。

3. 研究结果

3.1. 案例一：医学机制图的比较分析

在三阴性乳腺癌纳米药物治疗机制的可视化案例中，人工智能生成图像具备良好的整体构图能力(见图 1)。在科学信息保真层面，该类图像可从宏观维度精准还原疾病治疗的核心机制框架，清晰界定纳米药物递送、肿瘤细胞杀伤、免疫激活三大核心生物学阶段。但图像中的视觉符号仅可实现基础概念提示，无法精准呈现精细化的分子作用机制。在药物靶向释放特征、酶促转化规律、免疫细胞级联激活时序等关键细节维度，人工智能生成图像存在一定的逻辑漏洞，需通过人工修正与优化，保障整体机制因果关系的严谨性与科学性。在时序逻辑表达层面，传统分子组成图以静态可视化展示为主要形式，而本研究的机制可视化工作需要兼顾动态时序的叙事需求。当前人工智能生成图像依托自左向右的空间排布方式，构建了基础的内容阅读逻辑，但难以适配本研究中快速药物释放与延迟免疫激活并存的复杂动态生物学

过程。单一横向空间布局无法建立规范的时序编码体系，亟需构建指向明确、标准统一的视觉表达范式，提升时间维度信息的可读性与逻辑严谨度。从信息架构与视觉层级设计维度分析，人工智能生成图像已初步建立药物递送、结构解耦、免疫激活的核心叙事脉络，但视觉层级的精细化区分仍需人工优化。科学机制可视化工作中，视觉复杂度与信息丰富度不存在对等关系，高质量科研插图可通过调控图形尺寸、空间位置、色彩搭配、线型样式、留白设计等视觉要素，有效区分核心机制信息与辅助信息，实现多层次、结构化的科学信息高效传递。

综合来看，人工智能技术可高效完成三阴性乳腺癌纳米药物治疗机制的初步可视化构建工作。相较于传统参考图谱，人工智能生成图像在色彩层次、构图完整性与视觉表现力方面均具备应用价值。该类图像虽整体结构完整，但在科学表达层面存在显著缺陷。其一，图像视觉符号以概念展示为主，未形成标准化的机制表征形式，多数生物学过程采用平面化、图标化的呈现方式，缺失必要的分子层级机制阐释。其二，图像虽搭建了基础的内容阅读路径，但对核心因果关系的阐释不够充分，部分视觉关联符号仅体现生物学状态的变化结果，未明确变化的发生机制与先后时序。其三，图像视觉层级排布缺乏规范性，辅助信息与核心信息呈并列分布状态，易导致研究重点模糊，降低核心知识的传递效率。更为关键的是，该类图像无法有效呈现机制的动态转化过程。医学机制插图的核心价值不仅在于展示最终作用结果，更在于完整呈现生物学作用过程。人工智能生成图像普遍存在过程结果化、结果静态化的问题，弱化了科学机制的时间维度与因果维度属性。应用于教学场景时，此类静态可视化图像虽具备完整的视觉形态，但无法帮助学习者建立过程性、系统性的知识认知。同时，图像视觉层级的主次关系仍需人工进一步调整，规避信息堆砌问题，优化叙事聚焦性。

基于教学应用场景分析，生成式人工智能适用于医学机制图的初步方案设计与课堂教学引导，其输出成果无法替代专家制作的规范化正式插图。在教学场景中，教师可将人工智能生成图像作为探究式教学素材，而非标准化参考成果。对学生而言，识别图像中的逻辑漏洞与表达缺陷，是深化机制认知、锻炼科学可视化思辨能力的重要学习途径。因此，机制图教学中人工智能图像的核心价值，不在于内容的绝对准确性，而在于可直观暴露科学机制可视化表达中的常见问题，为教学探究与知识深化提供载体。

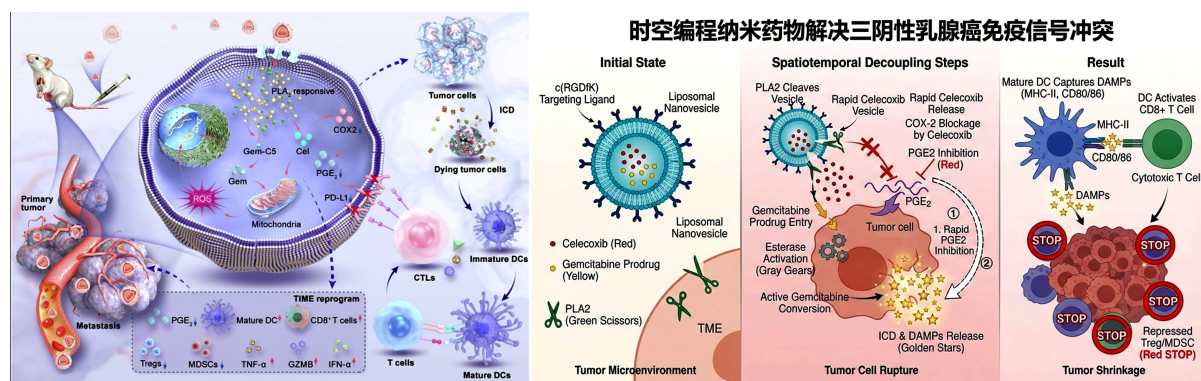


Figure 1. Original mechanism diagram (left), mechanism diagram generated using Nanobanana (right)
图 1. 原文机制图(左)，使用 Nanobanana 生成的机制图(右)

3.2. 案例二：人体结构图的比较分析

人体结构解剖图以臀区梨状肌与坐骨神经关系为主题，使用 AI 图像生成工具生成一幅医学教学风格示意图，并与标准教科书解剖图进行对比评估(见图 2)。评估主要围绕结构呈现的准确性与空间关系的视觉传达效果两个维度展开。

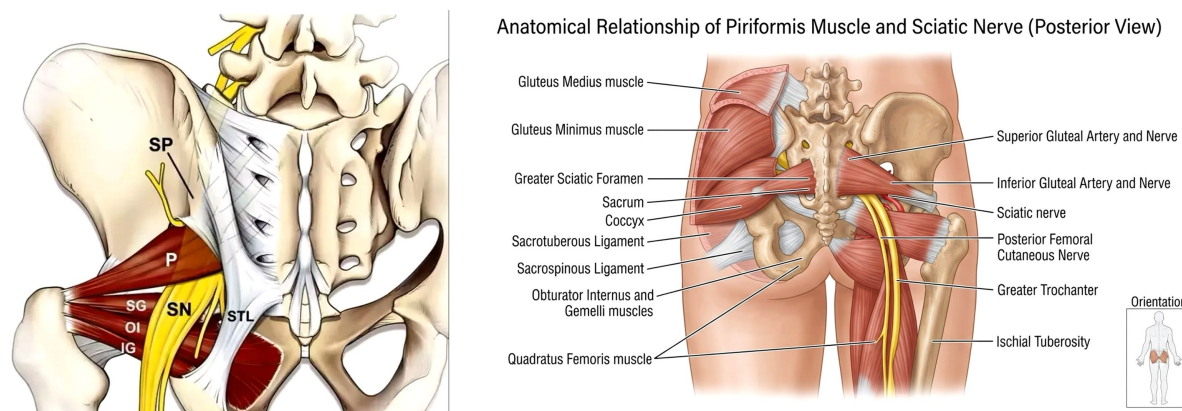


Figure 2. Relationship between the piriformis muscle and the sciatic nerve in the gluteal region. Textbook illustration (left), ChatGPT Image-generated picture (right)

图 2. 臀区梨状肌与坐骨神经关系。教科书插图(左), ChatGPT Image 生成图片(右)

在宏观结构布局方面, AI 生成图像表现出一定的优势。臀大肌(部分切除)、臀中肌、臀小肌的位置关系基本符合解剖学常规, 骶骨、尾骨、坐骨结节、大转子等骨性标志均得到合理呈现, 骶结节韧带与骶棘韧带亦有所标示。图像整体色调统一、构图符合后视图体位要求, 标注系统初步建立。这些特征表明, AI 在短时间内完成了大体解剖布局的构建, 在效率层面具有明显优势。

然而, 在结构细节层面, 图像存在不可忽视的缺陷。梨状肌的形态呈现为条索状结构, 与其实际应具有三角形或梨形轮廓存在明显差异, 肌肉边界模糊, 与周围组织的区分度不足。坐骨神经被处理为一根均匀、粗直的管状结构, 缺乏其在臀区应有的扁带状形态, 也未显示出向胫神经和腓总神经分化的分支趋势。上、下臀动脉及神经的层次关系表达混乱, 闭孔内肌与 Gemelli 肌群未能得到明确区分。上述缺陷虽影响图像的专业精度, 但性质上属于形态细节的精细度问题, 理论上可通过后期修订予以完善。

更为根本的问题在于三维空间关系的视觉传达缺失。提示词明确要求“the sciatic nerve exits the greater sciatic foramen below the piriformis muscle”, 强调坐骨神经经坐骨大孔穿出并位于梨状肌下方。在真实解剖中, 这一关系具有明确的立体层次结构: 梨状肌经坐骨大孔穿出骨盆, 坐骨神经在其深面或下缘穿过, 二者构成前后与上下方向的立体交叉关系。然而, AI 生成的后视图将梨状肌与坐骨神经置于同一平面并列展示, 既未采用剖面揭示层次, 也未借助半透明处理或层次色差等手段建立空间深度感。图像虽然同时呈现了两个结构, 但二者之间的立体穿越关系未能得到有效视觉转译。学习者观看此图时, 无法直观理解“下方穿出”这一核心解剖关系的空间含义。这一缺陷的严重性在于, 它直接导致关键知识点在视觉传达过程中丢失, 使图像丧失核心教学功能。与形态细节的不足不同, 这一缺陷无法通过局部修改加以弥补, 其根源在于 AI 对三维解剖关系的理解与表达能力尚不成熟。

伴随 AI 可快速生成标准化基础可视化图像, 传统手绘与软件操作的工具性价值有所弱化, 教学应跳出技能训练的单一框架, 重点培育学生独有的解剖学空间认知、图像研判与质量把控能力。教学实践中可依托 AI 生成图像存在的解剖结构偏差、空间层次表达失准等问题, 开展探究式教学, 引导学生主动甄别、验证并修正图像错误, 锤炼批判性思维与专业判断能力。同时, 针对 AI 解剖语义理解的局限性, 教学需强化标准化解剖提示词写作等人机协作专项训练, 并建立涵盖结构核验、形态比对、空间关系研判的标准化图像审校机制。

3.3. 两类案例的共性问题

机制图与解剖图分别对应医学知识的时序机制与空间结构两类不同表达维度, 但本研究两类 AI 生成

图像案例表现出一致的缺陷范式。整体能力呈现明显的结构性失衡，即在图像形态与外观元素识别上精度较高，但对图像内部元素的逻辑关系编码能力显著不足，且该偏差同时存在于机制图与时序因果关系、解剖图与空间位置关系的生成任务中，表现出显著的跨场景通用性。即便在提示指令中精准限定了时序顺序、空间方位等核心关系规则，模型仍无法完成有效编码，说明关系编码失效属于难以通过提示词优化规避的固有模型缺陷。在此基础上，AI生成图像呈现出典型的结构性表征矛盾，其视觉构图、色彩与线条高度规范化、仿真度高，具备标准医学配图的视觉特征，然而底层医学逻辑存在系统性误差，整体呈现出高视觉似真性、低逻辑准确性的失衡特征。

综上，两类案例的对比分析结果表明，当前医学图像AI生成模型的核心短板并非视觉渲染能力不足，而是对医学知识内在逻辑关系的理解与编码能力缺失。这种固有缺陷导致生成图像仅能实现表层视觉标准化，无法保障医学知识的准确性与严谨性，极大限制了其在专业学术与教学场景的落地应用。AI生成图像仅可作为教学研究的初步草图参考，无法满足学术发表、正式课堂教学等专业场景的定稿使用要求。

4. 讨论

4.1. 生成式AI在医学可视化中的功能边界

结合本研究两项教学应用案例可明确，生成式AI在医学可视化教学中的应用优势与短板具有显著的场景特异性，其功能边界由技术特征与医学专业属性共同决定。从技术应用效果来看，生成式AI在图像形式标准化处理、整体视觉风格统一、初稿快速生成等基础视觉生产环节具备突出优势，能够显著提升图像制作的基础效率，保障视觉呈现的规整性。本研究提示词已尽量明确关键对象、空间方位与时序关系，但生成结果仍出现了稳定的逻辑性偏差，说明提示词优化虽可在一定程度上改善对象完整性与风格一致性，却难以从根本上解决医学关系编码问题。即便提示中明确规定时间顺序、因果链条与空间方位，模型仍可能将关键结构并列化、平面化或错位化呈现。这表明，当前问题并非完全源于提示不充分，而更可能涉及模型在医学语义理解与三维关系建构方面的固有限制。目前的生成式图像工具存在显著的专业逻辑缺陷，无法精准把控医学知识的系统化组织、专业逻辑的严谨表达与解剖空间的精准呈现，最终可生成视觉形态近似专业标准的医学图像，却难以保障图像内在医学逻辑与专业关系的准确性，这也是其核心功能边界所在。

从教育学视角分析，生成式AI在医学可视化教学中仅可承担辅助性教学角色，核心功能体现为辅助内容生成与教学问题暴露，无法替代师生的专业判断与认知建构过程。一方面，该技术可快速产出多样化可视化教学原型，大幅降低教师备课、学生实训的基础创作成本，提升教学实施效率；另一方面，其高频出现的专业逻辑错误、编码偏差可作为标准化问题样本，为学生提供常态化审图实训素材，助力学生专业研判能力的迭代提升。综上，生成式AI在医学可视化教学中的核心价值并非替代专业教学与人工创作，而是通过效率赋能与问题赋能，激活师生的专业认知与判断能力，服务于高阶专业能力培养。

本文的发现与既有文献形成了相互印证并进一步细化的关系。已有研究指出，生成式图像模型在医学与生物可视化领域常呈现“看起来很专业但事实上错误”的悖论，即视觉逼真性可能掩盖事实性偏差[7]。生成式AI在医学图像生成中常因训练数据偏差、对象组合错误及结构错位而产生高似真性与低准确性的并存问题[8]。本文在此基础上进一步揭示，这一悖论并非停留于一般意义上的图像错误，而是表现为对医学知识关系编码的系统性失效：在机制图中体现为因果-时序链条的断裂，在解剖图中体现为空间-层次关系的平面化。由此，本研究将既有文献中的一般性风险描述推进为可供教学分析的结构性缺陷类型，从而拓展了对GAI医学图像问题本质的理解。

从学习科学视角看，AI生成图像的高似真性与低准确性构成的悖论对学习者的构成一种特殊的误导性

认知负荷。教学图像应通过恰当的结构组织降低学习者理解复杂知识的难度，并支持其形成稳定的心理表征。规范化的视觉表征易激活学习者对权威来源的认知图式，降低其对潜在错误的警觉。当学习者将此类视觉信息纳入既有知识结构时，结构性错误将诱发认知冲突：或错误同化形成迷思概念，或因无法整合而陷入认知困境。这种额外的心智努力既非源于知识复杂性的内在认知负荷，亦非源于呈现方式缺陷的外在认知负荷，而是视觉可信度与内容准确性背离所诱发的元认知干扰。医学可视化并非一般审美意义上的图像创作，而是承担着知识编码、关系转译与认知引导的教学功能。因此，生成式 AI 图像的教育风险不能仅按是否美观或是否可用来判断，而应重点考察其是否会误导学习者对解剖关系、病理过程及治疗机制的理解。对于教学场景而言，错误且逼真的图像往往比低质量但显而易见的错误图像更具隐蔽性，也更容易造成认知偏差。

4.2. 医学可视化教学目标的转向

AI 技术的深度介入，彻底颠覆了传统医学可视化的教学逻辑与目标体系，推动课程从技能型课程向认知型课程转型。传统医学可视化课程以工具训练为核心导向，重点培养学生的手绘技法、专业软件操作、静态图像制作等实操能力，适配传统人工创作的行业与教学需求。但在生成式 AI 可高效完成基础视觉生产工作的背景下，单一技能型培养模式已无法适配新时代医学可视化的专业要求与教学目标。

AI 时代的医学可视化教学需完成核心能力培养目标的系统性转向，将教学重心从传统的图像生产能力培养，转向科学叙事能力、图像审校能力与知识转译能力三大核心能力培育。课程教学不仅需保留基础的图像绘制技能训练，更需重点引导学生掌握医学图像的逻辑核验方法，能够精准判别图像的空间关系准确性、时序逻辑合理性、标注表述规范性与视觉层级适配性，完成从业余图像制作到专业图像研判、知识转译与科学表达的认知升级，推动医学可视化课程的教学层级与育人价值全面提升。

4.3. 教学内容与方法的重构

适配 AI 时代医学可视化教学的目标转型要求，课程教学内容与实施方法需进行系统性重构，构建适配新技术场景、贴合专业认知规律的新型教学体系。在教学内容优化方面，需在传统技能课程基础上，新增提示词设计、图像审校、案例批评三大核心教学模块，完善课程知识架构。其中，提示词设计模块本质为医学知识组织与结构化训练，引导学生将碎片化的医学知识点拆解为标准化的视觉创作要素，明确图像创作中的对象界定、关系梳理、逻辑架构与语义层级，实现专业知识向视觉语言的精准转译；图像审校模块聚焦 AI 图像常见缺陷，系统训练学生识别结构偏差、逻辑漏洞、表达失真等专业问题的能力；案例批评模块通过正误样本对比分析，帮助学生建立科学的视觉表达评价标准，深化对医学可视化专业性、严谨性的认知。

在教学方法革新方面，构建“AI 生成 - 专家校正 - 课堂反馈”的闭环教学机制。教学实施过程中，首先通过生成式 AI 快速产出可视化初稿，发挥技术的高效生产优势，降低基础创作耗时；随后由专业教师或行业专家针对初稿开展系统性校正，修正图像中的专业错误与逻辑偏差，明确标准化创作规范；最终依托课堂开展小组研讨、案例对比与二次修改优化，引导学生自主总结 AI 图像的常见问题、专业可视化的核心标准与知识转译方法。该闭环教学模式可充分整合 AI 的效率优势与人工的专业优势，将技术生成的问题样本转化为常态化教学资源，构建以专业问题为核心、以认知提升为目标的新型教学范式，全面提升医学可视化课程的教学质量与育人实效。

4.4. 教学实践示例

为增强教学改革方案的可操作性，本文进一步将“AI 生成 - 专家校正 - 课堂反馈”闭环机制细化为一个可执行的教学活动流程。课前阶段，教师围绕某一解剖区域或病理机制设定任务主题，学生依据标

准化提示词模板使用生成式 AI 完成医学图像初稿，并结合教材、论文或解剖图谱进行初步自查，记录图像中可能存在的结构偏差、关系遗漏与术语问题。课堂阶段，以小组为单位开展图像审校与案例讨论，学生依据评估量规对 AI 图像进行结构化审读，识别其中的对象错误、关系错误与潜在误导点，并与标准教科书图像或原始科研配图进行逐项对比，追溯错误对应的医学知识点；随后通过修改提示词、补充标注或人工修正方式完成图像优化，并在汇报中说明修正依据。课后阶段，学生提交“提示词-原始图像-错误识别-修正方案-反思说明”完整学习档案，教师重点评估学生是否能够准确识别图像中的关键医学错误，是否能够基于专业依据提出合理修正，并反思 AI 在医学知识转译中的适用边界。

为规范 AI 图像审校训练，提出“医学可视化 AI 图像批判性评估量规”框架，涵盖四个对应医学图像质量核心要素的维度。形态识别维度(权重 25%)主要评价图像中单个解剖结构或分子实体的呈现准确性，包括形态轮廓、边界清晰度及与标准参照的一致性，这是图像科学可信度的基础保障。空间/时序关系编码维度(权重 35%)为量规的核心评估层，重点考察图像对结构间空间层次、立体穿越关系或机制间因果链条、时间顺序的视觉转译能力，直接关乎医学知识逻辑能否被学习者正确理解。视觉叙事连贯性维度(权重 20%)评价图像的阅读路径设计、信息层级排布与视觉焦点引导，反映图像作为教学媒介的认知友好程度。标注准确性与规范性维度(权重 20%)则检验文字标签与视觉元素的对应关系、术语使用的专业规范程度及标注体系的完整性，是图像独立可读性的重要保障。借助该量规，经验性审图得以转化为结构化评估，从而系统提升学生对 AI 图像的批判性判断能力。既可用于课堂中的图像审读训练，也可作为教师筛选 AI 生成教学素材的辅助工具。

5. 结论

本研究通过比较分析生成式人工智能生成的两类医学图像(医学机制图和解剖结构图)，系统探讨了生成式 AI 在医学可视化领域中的应用潜力与局限性。研究表明，生成式人工智能在图像整体构图、视觉形式统一性及初步方案生成等方面具有显著优势，可为医学可视化的教学设计与科研实践提供重要的技术支持。然而，生成式 AI 在精确表达医学知识的逻辑关系、空间层次及时序动态等领域仍存在明显短板，这样的不足极大限制了其在正式教学与学术场合中的全面应用。特别地，机制类图像难以准确呈现因果链条及动态叙事，解剖类图像则在空间层次和结构关系的表达中表现出信息缺失。

基于以上发现，本研究进一步提出针对生成式 AI 图像缺陷的教学与实践优化策略，建议构建以人机协作为核心的可视化教学机制。在实际的医学教育场景中，可将生成式 AI 制作的初步图像用于辅助教学，引导师生通过分析与修正其结构性问题，强化医学可视化中的逻辑分析与视觉表达能力。此外，针对 AI 在医学知识逻辑结构理解上的局限性，还需进一步开发标准化的提示词设计方法和图像审校机制，以更高效地结合专业知识与技术优势。随着人工智能技术在教育领域的深入应用，其助力与局限将共同塑造医学可视化教学的新格局。

参考文献

- [1] 许甲子, 马赓赓. 视觉传达设计参与医学品牌的构建研究[J]. 湖南包装, 2018, 33(6): 57-60.
- [2] 张睿, 许亮, 李嘉鑫, 等. 健康人文潜力之医学动画: 叙事医学与医学动画交叉融合的创新教育[J]. 四川大学学报(医学版), 2025, 56(3): 887-892.
- [3] 欧阳真真, 谭珂. 范式融合与路径创新: 基于学情调查的 AI 辅助医学可视化课程设计研究[J]. 中国医学教育技术, 2026, 40(3): 332-339.
- [4] Bird, C., Ungless, E. and Kasirzadeh, A. (2023) Typology of Risks of Generative Text-to-Image Models. In: *Proceedings of the 2023 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, Association for Computing Machinery, 396-410. <https://doi.org/10.1145/3600211.3604722>
- [5] Ali, R., Tang, O.Y., Connolly, I.D., Abdulrazeq, H.F., Mirza, F.N., Lim, R.K., et al. (2024) Demographic Representation

in 3 Leading Artificial Intelligence Text-to-Image Generators. *JAMA Surgery*, **159**, 87-95.

<https://doi.org/10.1001/jamasurg.2023.5695>

- [6] Sonmez, S.C., Sevgi, M., Antaki, F., Huemer, J. and Keane, P.A. (2024) Generative Artificial Intelligence in Ophthalmology: Current Innovations, Future Applications and Challenges. *British Journal of Ophthalmology*, **108**, 1335-1340. <https://doi.org/10.1136/bjo-2024-325458>
- [7] Ziman, R., Saharan, S., McGill, G. and Garrison, L. (2026) "It Looks Sexy but It's Wrong." Tensions in Creativity and Accuracy Using Genai for Biomedical Visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, **32**, 320-330. <https://doi.org/10.1109/tvcg.2025.3633883>
- [8] Cronshaw, R.A. and Williams, M.C. (2026) Real or Not Real? Can Radiologists Distinguish Artificial Intelligence Generated Radiological Images from Real Ones? *Clinical Radiology*, **101**, Article ID: 107438. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2026.107438>
- [9] Guo, X., Zheng, W., Song, K., Zhang, T., Luo, Z., Hui, Z., *et al.* (2026) Spatiotemporally Programmed Nanomedicine Engineering to Resolve Conflicting Immunosignals in Triple-Negative Breast Cancer. *Signal Transduction and Targeted Therapy*, **11**, Article No. 215. <https://doi.org/10.1038/s41392-026-02685-6>

附录一：机制图提示词

角色：你是一位顶级的《自然·信号转导》期刊医学插画师。任务：绘制一张名为“时空编程纳米药物解决三阴性乳腺癌免疫信号冲突”的机制流程图。画面必须严格遵循“左-中-右”或“上-中-下”的时序逻辑。左侧(起始状态)：绘制一个带有 c(RGDfK)靶向配体的脂质纳米囊泡(蓝色/青色)，内含两种颜色的药物(红色代表塞来昔布 Celecoxib，黄色代表吉西他滨前药 GPC)。背景是富含磷脂酶 A2 (PLA2，用绿色剪刀图标表示)的肿瘤微环境。中间(时序解耦步骤)：第一步(快速)：囊泡被 PLA2 剪开，红色药物(塞来昔布)大量释放，阻断附近的紫色波浪(代表 PGE2/COX2)，用红色“X”或“禁止”符号表示抑制效应。第二步(延迟)：在同一视野的肿瘤细胞内，酯酶(灰色齿轮图标)将黄色前药转化为活性吉西他滨，导致肿瘤细胞破裂并释放出金色的星星(代表 DAMPs，如 CRT、HMGB1)。必须用一条顺时针的虚线箭头或数字“1”和“2”明确标注“先抑制 PGE2，后释放 DAMPs”的顺序。右侧(结果)：成熟的树突状细胞(带有突出 MHC-II 和 CD80/86 标记)捕获金色星星，并激活细胞毒性 T 细胞(CD8+绿色)。同时，背景显示肿瘤块缩小，并且带有“停止”符号的 Treg/MDSC 抑制细胞被压制。风格：干净的信号通路风格，白色背景，高分辨率，扁平化设计，荧光配色，在关键蛋白旁添加文字标签(如 COX2，PGE2，DAMPs)。

附录二：结构图提示词

Human gluteal region anatomical diagram showing the anatomical relationship between piriformis muscle and sciatic nerve, the sciatic nerve exits the greater sciatic foramen below the piriformis muscle, medical textbook style, clean white background, labeled with main structures.