·数智医学教育·

基于真实结果与AI典型错漏案例的心电图“人机协作审核”教学模式构建

杨晨蝶[1]　胡琳[2]　徐勤毅[3]　王晓群[1]
[1]上海交通大学医学院附属瑞金医院心脏内科，上海 200025；[2]，上海交通大学医学院附属瑞金临床医学院，上海 200025；[3]上海交通大学医学院医学技术学院，上海 200025
通信作者：王晓群，Email：wangxq@shsmu.edu.cn

【摘要】 目的 本研究旨在为住院医师规范化培训构建一种基于“人机协作审核”的新型教学模式。**方法** 选取2025年在本院轮转的60名住院医师为研究对象，随机分为对照组（采用传统讲授式教学，n=30）与试验组（采用“人机协作审核”教学模式，n=30）。采用“双源策略”构建教学资源。选取临床真实的心肌梗死及复杂心律失常等心电图作为原始素材，利用ChatGPT-4o、DeepSeek-V2.5、豆包pro等主流大语言模型生成诊断报告。心内科专家团队对报告进行逻辑核验，构建了包含“正确示范”与“标准化典型错误”的混合案例库。基于此，设计“理论讲授—案例实战—对抗复盘”的三阶段教学流程，并采用“双维加权评分”体系进行过程性考核。应用SPSS 25.0软件进行数据分析，组间比较采用独立样本t检验。**结果** 成功构建包含200份正误混合的心电图教学案例库，其中AI正确案例140份，典型陷阱案例60份。初步教学实践表明，应用该模式后，试验组学员心电图出科考核成绩为（86.20 ± 4.78）分，显著优于接受传统讲授式教学的对照组的（78.53 ± 5.15）分，差异有统计学意义（P<0.01）。问卷调查显示，试验组在“激发学习兴趣”、“建立诊断信心”及“临床思维培养”等维度的评分均显著高于对照组（P<0.01）。**结论** “人机协作审核”模式还原真实的临床人机交互场景，将教学重点从单纯的心电图图形识别拓展至更高阶的批判性思维训练，不仅促进了学员心电图核心诊断能力的提升，也为AI时代的住院医师规范化培训提供了一种可推广的教学范式。

【关键词】 人工智能；　心电图；　住院医师规范化培训；　人机协作；　批判性思维
【中图分类号】 R-0；R-4；R-05
基金项目：上海交通大学医学院高峰学科–临床医学“研究型医师”（20240801）
DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20251217-02242

Construction of a human-artificial intelligence collaborative audit teaching model for electrocardiogram based on ground truth and typical missed diagnosis/misdiagnosis cases reported by artificial intelligence

Yang Chendie[1], Hu Lin[2], Xu Qinyi[3], Wang Xiaoqun[1]
[1]Department of Cardiology, Ruijin Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200025, China; [2]Ruijin Clinical Medical College, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200025, China; [3]College of Health Science and Technology, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200025, China
Corresponding author: Wang Xiaoqun, Email: wangxq@shsmu.edu.cn

【Abstract】 Objective To develop a novel human-artificial intelligence (AI) collaborative audit teaching model for standardized residency training. **Methods** Sixty residents rotating in 2025 were selected and randomly divided into a control group (receiving traditional lecture-based learning, n=30) and an experimental group (receiving the " Human-AI Collaborative Audit" teaching model, n=30). A dual-source strategy was adopted to construct teaching resources. Real clinical electrocardiograms (ECGs) of myocardial infarction and complex arrhythmias were selected as raw materials. Diagnostic reports were generated using mainstream large language models, including ChatGPT-4o, DeepSeek-V2.5, and Doubao Pro. A team of

cardiology experts performed logical verification of the reports to construct a mixed case library containing both correct demonstrations and standardized typical errors. Based on this, a three-stage teaching process including theoretical lecture, case practice, and adversarial debriefing was designed, and a dual-dimension weighted scoring system was employed for process assessment. Data were analyzed using SPSS 25.0 software, and independent sample *t*-tests were performed for group comparisons. **Results** An ECG teaching case library containing 200 cases was successfully constructed, including 140 correct cases reported by AI and 60 typical trap cases. Preliminary teaching practice showed that after applying this model, the ECG examination score of the experimental group was significantly higher than that of the control group receiving traditional lecture-based teaching (86.20 ± 4.78 vs. 78.53 ± 5.15, $P<0.01$). Questionnaire surveys indicated that the experimental group scored significantly higher than the control group in the dimensions of stimulating learning interest, building diagnostic confidence, and clinical thinking cultivation (all $P<0.01$). **Conclusions** By replicating authentic clinical human-AI interaction scenarios, the human-AI collaborative audit model expands the teaching focus from simple ECG pattern recognition to higher-order critical thinking training. This approach not only promotes the core ECG diagnostic abilities of residents but also provides a scalable teaching paradigm for standardized residency training in the AI era.

【**Key words**】 Artificial intelligence; Electrocardiogram; Standardized residency training; Human-artificial intelligence collaboration; Critical thinking

Fund program: Shanghai Jiao Tong University School of Medicine Gaofeng Clinical Medicine Grant Support (20240801)

DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20251217-02242

心电图是心血管疾病诊断的基石，它不仅是临床医生的基本功，也是住院医师规范化培训（简称住培）中公认的难点。近年来，基于深度学习算法的心电图自动分析系统取得了突破性进展，部分商业化人工智能（artificial intelligence，AI）系统在识别特定心律失常时的准确率已接近甚至超越人类专家[1-2]。随着算法精度不断提升，心电图诊断的工作流程正经历着类似于放射影像科的深刻变革，即从传统的“人工判读”转变为“AI预读初步诊断+医师复核确认”的人机协作模式[3-4]。这种新型工作流程不仅能显著减少医师的机械性重复劳动、节约判读时间，还能依托云端算力打破时空限制，让远程心电诊断成为可能，极大地提升医疗服务的可及性和效率[5]。

然而，尽管前景广阔，现有的通用大语言模型（large language models，LLM）及自动分析算法在处理复杂临床情境、多重病变叠加或微细波形改变等情况时，仍存在显著局限性，常出现看似逻辑自洽实则错误的现象。这种“能力”与“缺陷”并存的状况，对医师的审核能力提出了前所未有的挑战。对于处于培训阶段的住院医师来说，他们临床经验尚浅，面对AI给出的高置信度诊断报告，极易产生“自动化偏见”，即盲目信任算法输出，放弃独立思考或减少验证行为[6]。

针对新趋势下出现的教育滞后问题，传统的讲授式教学（lecture-based learning，LBL）已显得捉襟见肘。传统模式侧重于正向知识的灌输，却缺乏针对AI错误的“逆向纠错”训练，难以应对智能时代“人机博弈”的挑战。为此，笔者团队借鉴其他基地推行的“分层递进”培训理念[7-9]，在心内科住培教学中探索构建了基于“人机协作审核”的心电图教学新模式。该模式通过还原真实的“人机冲突”情境，让学生直面并纠正AI的高置信度错误，调用高阶临床思维，激发比传统教学更深层次的认知加工，使学生既能获得更扎实的读图能力，又能建立起驾驭AI而非盲从AI的职业自信，为未来胜任AI时代医疗决策“把关人”的角色奠定基础。

1　对象与方法

1.1　研究对象

选取2025年在本院心内科轮转的60名住培学员为研究对象。学员被随机分为对照组（采用传统LBL模式，n=30）与试验组（采用“人机协作审核”教学模式，n=30）。2组学员在入科时的基础水平、年龄及学历等一般资料差异无统计学意义，具有可比性。

1.2　教学模式构建的理论基础

该教学模式深度整合了认知心理学的双重加

工理论与教育学的布鲁姆分类法，旨在实现学员认知层级的重构与跃迁。

首先，基于双重加工理论实现从“直觉”到“分析”的思维切换。依据该理论[10]，人类认知分为依赖直觉的“系统 1”与依赖逻辑的“系统 2”。AI 基于统计规律进行模式识别，虽高效，但本质上类似于“系统 1”[11]。在面对如预激综合征合并房颤等高迷惑性图形时，AI 常因特征提取出现偏差而失效。此时，医师必须激活更严谨的“系统 2”，通过解剖学定位和电生理推演来纠正偏差[12]。本教学模式通过强制学员审核并反驳 AI 报告，旨在训练他们在关键时刻抑制直觉冲动、主动启动理性分析的能力。

其次，依据布鲁姆教育目标分类学，推动教学从“记忆”层级向“评价”层级跃迁[13]。传统教学大多停留在底层的“记忆与理解”阶段，然而，随着人工智能逐渐接管图形识别与基础测量任务，临床医师的核心胜任力亟须向高阶的“评价”与“创造”层级提升。这意味着，医师不仅要具备阅片能力，更要具备评估人工智能逻辑的批判性思维，以便在人工智能失效时，能够重构正确的决策路径。“人机纠错”实战迫使学员调用高阶认知策略，进而实现教学目标的本质升级。

1.3　“人机对抗”心电图教学案例库的构建

该教学模式实施的核心前提是构建一个高保真的标准化教学案例库。采用“AI 自然生成+专家标准化植入”的双源策略。

为确保案例生成的标准化与可复现性，本研究构建了统一的 AI 生成模式。首先进行模型选择与参数设置，选取当前多模态理解能力较强的通用大模型（GPT-4o、DeepSeek-V2.5 及豆包 pro）对素材进行初筛，并将温度参数（temperature）设为 0，以减少随机性。其次设定标准提示词，采用“角色扮演+临床背景+思维链”策略，具体指令包含 3 个核心要素：①输入患者基本信息，包括性别、年龄、主诉；②设定身份为资深心血管内科专家，要求其仔细阅读包含Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ、aVR、aVL、aVF、V1-V6 导联的心电图，按步骤描述波形特征（P 波、QRS 波群、ST-T 段）、测量关键参数（心率、PR 间期、QRS 时限），最后给出诊断结论；③强调基于图像客观事实进行分析，若无法确认细节，需说明理由。

针对通用 LLM 读图能力不理想的现状，本研究采用了严格的“漏斗式”筛选策略。第一阶段是初始测试，将 1 200 份经临床确诊的典型心电图输入上述模型，结果显示，通用 LLM 的完全准确率仅为 48.50%（582/1 200）。第二阶段是 A 类案例筛选（建立信任基线），从准确识别的案例中选取 140 份（占总库的 70.00%），旨在模拟真实临床中 AI 作为“高效助手”的场景，训练学员在高正确率的“舒适流”中敏锐捕捉偶发错误的能力。第三阶段是 B 类案例筛选（构建陷阱），从错误识别的案例中筛选出 60 份（占总库的 30.00%），包含 2 条路径：一是 AI 自然生成错误（如因 AI 视觉特征提取失败导致的误诊），二是标准化错误植入（专家针对危重症心电图构建的拟态 AI 漏诊报告）。

为了直观展示如何利用 AI 缺陷构建教学素材，本研究选取 2 个典型案例（AI 误诊与 AI 漏诊）进行说明。

设计逻辑一：构建针对“AI 误诊案例”的“特征鉴别”训练。LLM 常存在视觉特征加权错误的缺陷，这会导致心电图误诊。典型的病例是对心室预激合并心房颤动的判读（采用“AI 自然生成错误”路径构建，构建过程详见表 1）。LLM 常被心电图中“宽大畸形”的 QRS 波视觉特征所局限，忽视了“R-R 间期绝对不齐”这一关键节律特征，进而给出“室性心动过速”或“心房扑动”的高置信度错误诊断。笔者团队将此案例设为“误诊纠错陷阱”，核心目标是训练学员“透过现象看本质”的诊断鉴别能力。学员不应被 AI 的“室速”结论误导，而应精准捕捉到“绝对不齐”这一否定 AI 诊断的关键证据，从而在人机对抗中成功推翻错误结论，确立“心室预激合并房颤”的正确诊断。

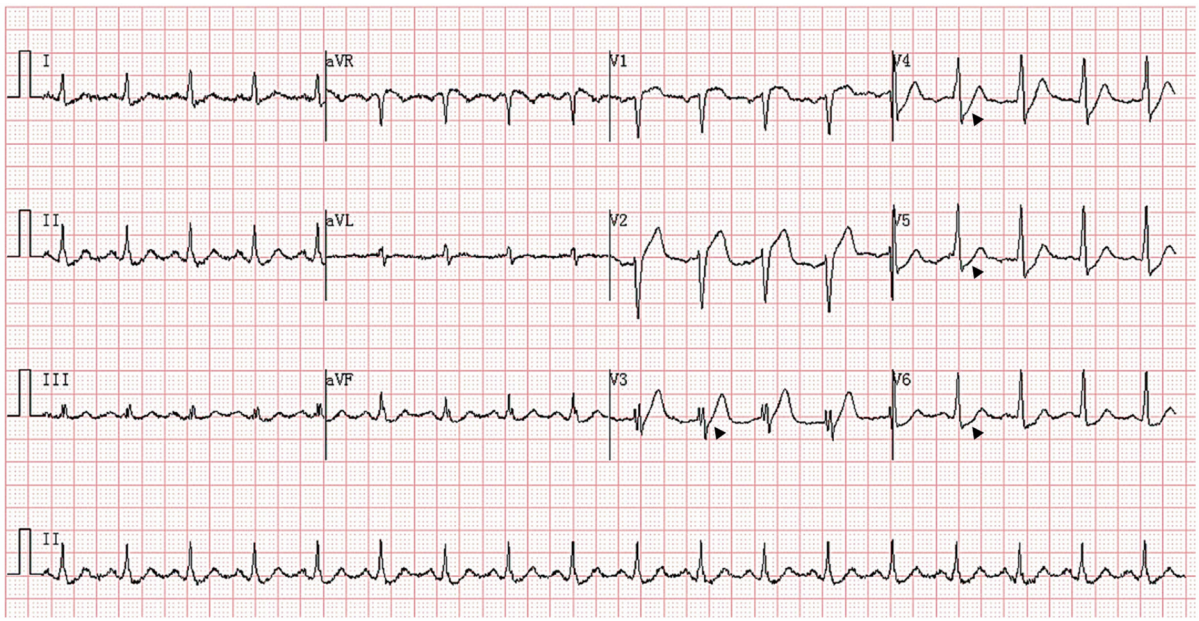
设计逻辑二：构建针对“AI 漏诊”的“静默风险”防御体系。鉴于 LLM 存在“特征提取失灵”的缺陷，采用“标准化错误植入”路径来构建案例。例如，De Winter 综合征案例的构建，其波形特征见图 1。由于 AI 算法对 J 点压低等微细特征敏感度不足，常在患者已有明显缺血症状时，给出“大致正常”的报告，这极易让初学者产生“虚假安全感”。将此案例设置为“漏诊陷阱”，并非单纯用于考核图形识别能力，而是为了训练学员树立“症状优先”的审核原则。即当面对“患者胸痛”但“AI 报告正常”这种“人机冲突”情境时，强制学员启动人工复核程序，打破对 AI 阴性报告的盲从，进而防范急性心肌梗死漏诊风险[14]。

1.4　“人机协作审核”教学模式的实施路径

本研究将试验组的教学周期设定为 4 周，共

表 1　典型教学案例构建实例：心室预激合并心房颤动的“AI 误诊”

步骤	项目	具体内容
1. 输入数据	临床背景	患者，男，63 岁。因“心悸半个月，加重 1 d”入院
	图像特征	①快室率心房颤动：P 波消失，代之以 f 波；R-R 间期绝对不规则，平均心室率 198 次/min； ②间歇性心室预激（A 型）：间歇出现 QRS 波增宽，起始部粗钝，形态不一；V1 导联主波方向向上
	标准化提示词	患者，男，63 岁，因“心悸半个月，加重 1 d”入院。你是一名资深心血管内科专家。请仔细阅读上传的心电图图片（包含Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ、aVR、aVL、aVF、V1-V6 导联）。请按以下步骤输出报告：①描述 P 波、QRS 波群、ST-T 段的具体形态特征；②测量心率、PR 间期、QRS 时限；③给出最终诊断结论并生成完整的规范的心电图报告。注意：请基于图像客观事实分析，若无法确认细节，请说明理由
2. AI 输出	波形描述	各导联基线可见连续锯齿样 F 波，窦性 P 波消失。心室节律不规则，平均心室率 120~150 次/min。QRS 波群在基础节律时形态窄，时限 0.08~0.10 s。在 V1-V3 导联可见一阵突发突止的规则宽 QRS 心动过速，QRS 明显增宽，频率 180~220 次/min，随后自行终止并恢复原基础节律。ST-T 在基础节律下无明确急性抬高型改变，室速期间无法评价（注：模型为 GPT-4o）
	诊断结论	①心房扑动，伴快速心室率（2∶1~3∶1 房室传导）； ②阵发性非持续性单形性室性心动过速
3. 教学构建	错误类型	特征判读错误：模型错误地提取了“规则”特征，完全忽视了“绝对不齐”的节律事实
	专家批注	陷阱提示：AI 虽然看到了宽 QRS 波，但错误地将其描述为“节律规则”，从而得出了室速的错误诊断。事实上，R-R 间期的绝对不规则性是鉴别“预激合并房颤”与“室速”的核心依据。这是一次典型的 AI 视觉特征加权错误



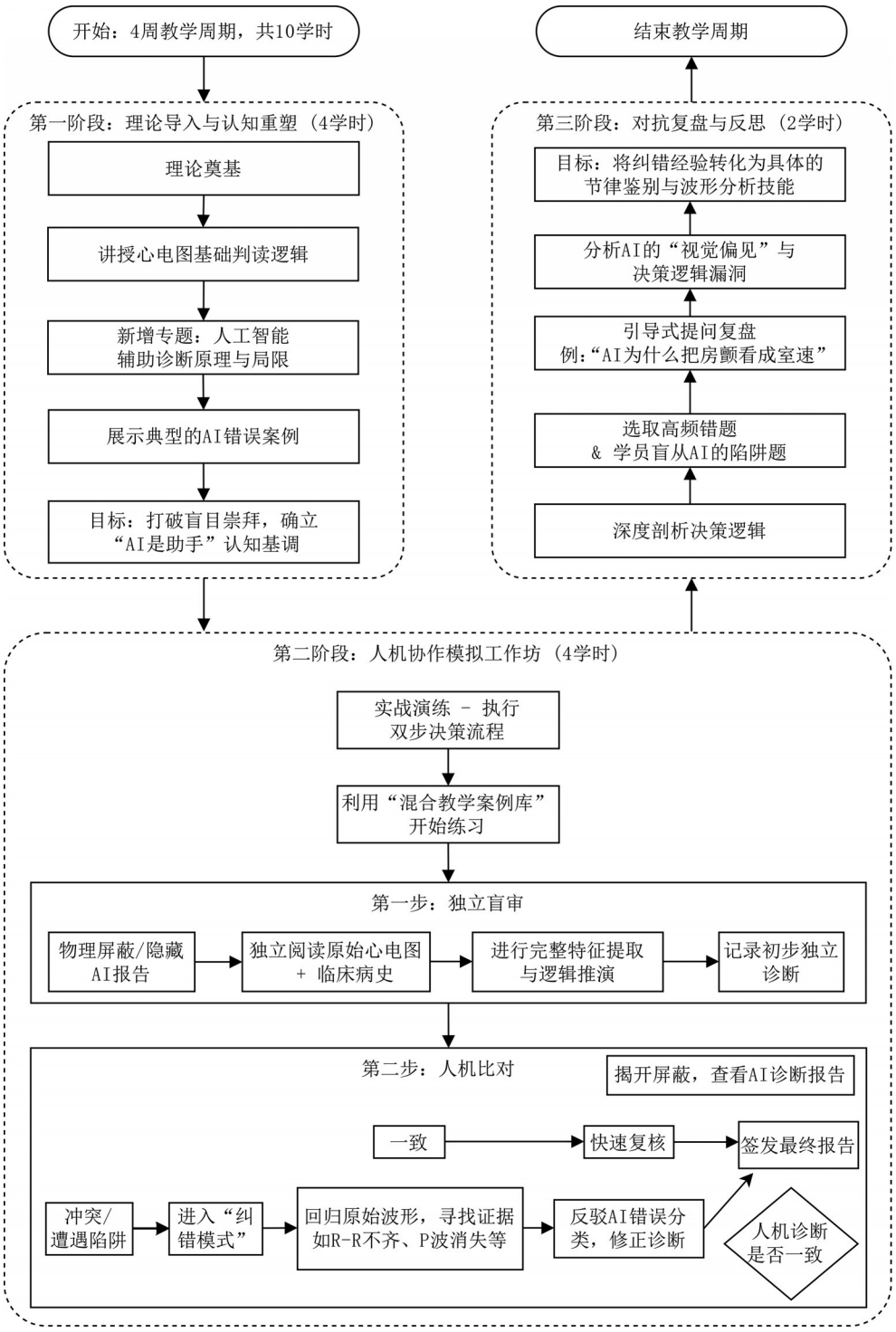
注：男性患者，64 岁，因“发作性胸痛 1 周，加重 10 h”入院。心电图特点为窦性心动过速（107 次/min）；V3-V6 导联 ST 段上斜性压低（黑色箭头）伴 V3-V5 导联 T 波对称性高耸直立，符合 De Winter 综合征。这是前降支近段急性闭塞的特异性征象，危险程度等同于 ST 段抬高型心肌梗死，需立即行经皮冠状动脉介入治疗。为了测试学员对隐匿性危重症的识别能力，本案例采用“拟态 AI”构建策略。AI 诊断报告被人工设定为忽略 J 点压低与高尖 T 波的组合特征，仅模糊描述为“非特异性 ST-T 改变”，并给出“大致正常心电图”的高置信度错误结论。此陷阱旨在模拟 AI 在非典型心梗图形上的算法盲区。学员必须识别出“De Winter T 波”这一致死性特征，从而推翻 AI 的“正常”结论，立即启动急性心梗治疗流程。

图 1　De Winter 综合征心电图特征与标准化植入的“漏诊陷阱”

10 学时。教学方案采用“理论讲授+案例实战+对抗复盘”的三段式架构（图 2）。

第一阶段：理论导入与认知重塑（4 学时）。在此阶段，带教医师除了讲授心电图基础判读知识点外，新增“AI 辅助诊断原理与局限”专题。通过展示典型的 AI 错误案例，打破学员对 AI 技术的盲目崇拜，确立“AI 是助手而非导师”的认知基调。

第二阶段：人机协作模拟工作坊（4 学时）。利用构建的“混合教学案例库”进行实战演练。学员须严格执行“双步决策流程”：①独立盲审：学员在屏蔽 AI 报告的状态下，独立阅读原始心电图（含临床病史）并记录初步诊断。此步强制动作确保了无



注：该模式包含3个递进阶段：①理论导入阶段：重点阐述AI的局限性，重塑学员认知；②模拟工作坊阶段（核心）：学员需执行严格的“双步决策流程”。首先在屏蔽AI报告的状态下进行独立盲审，随后解锁AI报告进行人机比对。若出现“人机冲突”，必须进入纠错模式，寻找图形学证据（如R-R间期绝对不齐、J点改变等）来决定是采纳还是驳回AI意见；③对抗复盘阶段：重点剖析学员盲从AI导致漏诊/误诊的心理动因，巩固“把关人”思维。

图2　“人机协作审核”教学模式实施流程图

论后续AI报告正确与否，学员都必须对每一份心电图进行完整的特征提取与逻辑推演，从而保证心电图阅读基本功的训练密度。②人机比对：学员查看AI生成的诊断报告。若两者一致，快速复核；若两者冲突（遭遇陷阱），则进入“纠错模式”。学员须回归原始波形，寻找支持自己诊断的形态学证据（如R-R间期不等、P波消失等），以反驳AI的错误诊断。

第三阶段：对抗复盘与反思（2学时）。带教医

师选取高频错题（特别是学员盲从AI的陷阱题）进行复盘。通过引导式提问，引导学员分析AI的“视觉偏见”，并将这种纠错经验转化为具体的“节律鉴别”与“波形分析”技能，从而更有效地锻炼学员的批判性思维[15]。

1.5 评价指标及方法

1.5.1 教学过程评分

为了在日常教学中强化“把关人”意识，本研究设计了标准化的训练考核方案（基准分5分，A/B类题目比例7∶3），采取“结果导向与过程加权”的评分策略：①针对A类案例（AI正确）：人机共识（5分），即独立诊断正确并确认AI报告；AI辅助纠偏（3分），即初诊错误但在查看AI后修正；过度纠错（0分），即否定AI的正确报告。②针对B类案例（AI错误）：有效纠错（5分），即识别陷阱并给出正确诊断；无效纠错（2分），即质疑AI但修正诊断仍错误；盲从AI（0分），若涉及致死性误诊或漏诊（如De Winter综合征），则触发“安全一票否决”，不予得分。

1.5.2 心电图判读考核

教学周期结束后，2组学员均参加统一的心电图出科考核。为确保结果的可比性，考核采用传统的闭卷形式（即在无AI辅助下独立阅片），试题库包含20份涵盖缺血、心律失常及传导阻滞等的典型心电图，满分100分。

1.5.3 问卷调查

采用Likert 5分制问卷，从“激发学习兴趣”“建立诊断信心”及“临床思维培养”3个维度评估教学效果。

1.6 统计学方法

使用SPSS 25.0软件进行数据分析。计量资料以均数±标准差表示，组间比较采用独立样本t检验。检验水准α=0.05。

2 结果

2.1 教学案例库构建结果

通过上述双源策略，本研究成功从1 200余份原始素材中构建了包含200份正误混合的心电图教学案例库。其中，A类案例（AI正确）140份，占比70.00%，用于建立信任基线；B类案例（AI错误）60份，占比30.00%，包含AI自然生成错误与标准化错误植入，用于构建教学陷阱。

2.2 2组学员心电图判读成绩比较

试验组学员的平均成绩为（86.20±4.78）分，显著高于接受传统LBL教学组的（78.53±5.15）分（P<0.01）。这一结果有力地证明了“人机对抗”训练的迁移效应：通过在训练中强迫学员寻找证据来反驳AI的错误，促使学员掌握比传统教学更为扎实的心电图特征提取与逻辑推演能力。

2.3 2组学员教学效果问卷评分比较

问卷调查结果显示，试验组在学习态度与自我效能感方面均显著优于对照组。在激发学习兴趣方面，试验组得分为4.60±0.52，显著高于对照组的3.52±0.61。在建立诊断信心方面：试验组得分为4.50±0.58，显著高于对照组的3.22±0.69。在临床思维培养方面：试验组得分为4.42±0.60，显著高于对照组的3.11±0.73（均P<0.01）。学员普遍反馈，经历过“敢于否定AI权威”的训练后，自己在面对疑难心电图时不再盲目寻求上级医师或工具的帮助，而是倾向于进行独立的图形学溯源，这种“把关人”的成就感极大地增强了其职业自信。

3 讨论

3.1 “人机对抗”机制对心电图判读能力的深度强化

本研究结果显示，试验组学员在出科考核中的成绩显著优于传统教学组（86.20分 vs. 78.53分，P<0.01）。这一显著差异证实了“人机协作审核”模式在技能迁移上的有效性。传统LBL教学多采用“正向示范”，学员容易产生认知依赖；而本研究引入的AI“典型错漏案例”，实质上构建了一种对抗性学习环境。通过强制学员执行“双步决策流程”，学员被迫在“AI结论”与“原始波形”的冲突中寻找证据。这种高强度的纠错训练，迫使学员跳出对AI“系统1（直觉）”的盲从，主动激活“系统2（分析）”进行逻辑推演[16]。成绩的提升表明，这种基于“找茬”的逆向思维训练，比单纯的知识灌输更能加深学员对心电图特征的理解与记忆。

3.2 从“被动接收”到“主动把关”：职业角色的重塑

问卷数据显示，试验组在“建立诊断信心”和“临床思维培养”维度均表现出显著优势。这提示该模式不仅提升了技能，更完成了住院医师的角色重塑。在传统模式下，初学者常处于被动接收地位，容易对AI或上级产生依赖心理。而在本研究设置的“标准化陷阱”中，学员多次经历“成功推翻AI权威”的实战体验。这种成功体验是提升自我效能感的关键来源[17]。当学员发现自己能识别出连AI

都漏诊的De Winter综合征时，其作为医疗决策“把关人”的主体意识被强烈唤醒。这种自信心的建立，对于其未来在AI深度参与的临床环境中保持独立判断力具有深远意义[18]。

3.3 局限性与展望

当前教学案例主要基于目前通用的LLM进行案例构建，未来随着医学专用大语言模型的应用，AI的“幻觉”形式可能会更加隐蔽，教学案例库须随之动态更新。此外，该模式目前主要应用于心电图教学，未来可进一步推广至放射影像（识别AI漏诊的小结节）、病理诊断等其他辅助检查科室的住培教学中，全面提升学员在智能时代的岗位胜任力。

4 结语

人工智能不应让医生的头脑变得懒惰，而应成为打磨医生批判性思维的砺石。本文构建的教学模式显示，AI的“典型错误”并非教学的障碍，反而是极其宝贵的“反面教材”。通过模拟真实的临床决策链条，该教学模式不仅显著提升了学员独立判读心电图的硬实力，更确立了医师作为医疗决策“把关人”的不可替代地位，从而为智能时代的医学教育改革提供了具有实践意义的参考样本。

利益冲突　所有作者声明不存在利益冲突

作者贡献声明　杨晨蝶、胡琳：研究设计、论文撰写；徐勤毅：研究指导、论文修改；王晓群：研究指导、论文修改、经费支持

参考文献

[1] Hannun AY, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network [J]. Nat Med, 2019, 25(1): 65-69. DOI: 10.1038/s41591-018-0268-3.

[2] Siontis KC, Noseworthy PA, Attia ZI, et al. Artificial intelligence-enhanced electrocardiography in cardiovascular disease management [J]. Nat Rev Cardiol, 2021, 18(7): 465-478. DOI: 10.1038/s41569-020-00503-2.

[3] 余梦思，宁聪华，孟存仁，等. 人工智能阅片平台在医学检验专业实习生血细胞形态教学中的应用研究[J]. 诊断学理论与实践，2025，24(6)：668-672. DOI: 10.16150/j.1671-2870.2025.06.015.

[4] 李瑞利，苏壮志，张苗，等. 临床实践阶段影像医学生及岗前住培学员AI神经影像教育平台的构建[J]. 中华医学教育探索杂志，2025，24(2)：150-154. DOI：10.3760/cma.j.cn116021-20230927-01964.

[5] Attia ZI, Harmon DM, Behr ER, et al. Application of artificial intelligence to the electrocardiogram [J]. Eur Heart J, 2021, 42(46): ehab649. DOI: 10.1093/eurheartj/ehab649.

[6] Gaube S, Suresh H, Raue M, et al. Do as AI say: susceptibility in deployment of clinical decision-aids [J]. NPJ Digit Med, 2021, 4(1): 31. DOI: 10.1038/s41746-021-00385-9.

[7] 杨文洁，朱晓雷，严福华. 放射基地住院医师规范化培训中推行分层递进理念的思考[J]. 诊断学理论与实践，2024，23(1)：96-99. DOI: 10.16150/j.1671-2870.2024.01.013.

[8] 张君，郭烽，文涛，等. 改良CBL联合分层递进教学在核医学住院医师规范化培训中的应用研究[J]. 中华医学教育探索杂志，2025，24(10)：1357-1364. DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20240601-02136.

[9] 薛猛，吴佳. 分层分类教学在消化内科住院医师规范化培训中的应用[J]. 中华医学教育探索杂志，2022，21(2)：199-203. DOI: 10.3760/cma.j.cn116021-20200522-00765.

[10] Jay R, Davenport C, Patel R. Clinical reasoning-the essentials for teaching medical students, trainees and non-medical healthcare professionals [J]. Br J Hosp Med, 2024, 85(7): 1-8. DOI: 10.12968/hmed.2024.0052.

[11] Kahneman D. A perspective on judgment and choice: mapping bounded rationality [J]. Am Psychol, 2003, 58(9): 697-720. DOI: 10.1037/0003-066X.58.9.697.

[12] Armoundas AA, Narayan SM, Arnett DK, et al. Use of artificialintelligence in improving outcomes in heart disease: a scientific statement from the American Heart Association [J]. Circulation, 2024, 149(14): e1028-e1050. DOI: 10.1161/CIR.0000000000001201.

[13] Bharatha A, Ojeh N, Fazle Rabbi AM, et al. Comparing the performance of ChatGPT-4 and medical students on MCQs at varied levels of bloom's taxonomy [J]. Adv Med Educ Pract, 2024, 15: 393-400. DOI: 10.2147/AMEP.S457408.

[14] Al-Zaiti SS, Martin-Gill C, Zègre-Hemsey JK, et al. Machine learning for ECG diagnosis and risk stratification of occlusion myocardial infarction [J]. Nat Med, 2023, 29(7): 1804-1813. DOI: 10.1038/s41591-023-02396-3.

[15] Cabral S, Restrepo D, Kanjee Z, et al. Clinical reasoning of a generative artificial intelligence model compared with physicians [J]. JAMA Intern Med, 2024, 184(5): 581-583. DOI: 10.1001/jamainternmed.2024.0295.

[16] Schwartzstein RM. Clinical reasoning and artificial intelligence: can AI really think [J]. Trans Am Clin Climatol Assoc, 2024, 134: 133-145.

[17] Ommering BWC, van Blankenstein FM, van Diepen M, et al. Academic success experiences: promoting research motivation and self-efficacy beliefs among medical students [J]. Teach Learn Med, 2021, 33(4): 423-433. DOI: 10.1080/10401334.2021.1877713.

[18] Mehta N, Mehta S, Rubenstein A, et al. Not replaced, but reinvented: AI education pathways to prepare future physicians to lead healthcare transformation [J]. Perspect Med Educ, 2025, 14(1): 849-859. DOI: 10.5334/pme.2233.

（收稿日期：2025-12-17）

（本文编辑：兰明娟）