

从数据到决策：医院临床科研模型的智能化构建与应用

胡瑾¹，郭安辉²，杨冰晴³，赵士洁³，朱卫国²

(¹中国医学科学院北京协和医院科研处 北京 100730 ²中国医学科学院北京协和医院
医疗保险管理处 北京 100730 ³北京嘉和美康信息技术有限公司 北京 100085)

【摘要】目的/意义 构建“数据集组建-数据处理-AI 建模-临床验证”闭环式智能建模平台，实现从数据到决策的全流程规范化与可视化，推动医院临床科研向证据化、精准化转型。
方法/过程 整合医院多源异构临床数据，融合传统机器学习、深度学习算法与可解释 AI 技术，配套知识溯源验证机制与全流程管理体系。
结果/结论 平台应用成效显著，建模周期从 2 个月压缩至 2 周，急性危险性胸痛风险预测模型准确率达 87.1% (AUC=0.906)，肝素剂量调整预测 MAE=0.8612，已累计提供近 10,000 次临床调用服务。该平台有效解决了临床科研全流程贯通难题，适配临床科研需求，为可信临床科研工具研发提供实践范式，未来需拓展知识源与多模态数据融合等能力。
【关键词】 临床科研；智能建模平台；机器学习；可解释 AI；临床决策支持

From Data to Decision: Intelligent Construction and Application of Hospital Clinical Research Models

Hu Jin¹, Guo Anhui², Yang Bingqing³, Zhao Shijie³, Zhu Weiguo²
¹Department of Scientific Research, Peking Union Medical College Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences, Beijing 100730, China; ²Medical Insurance management Department, Peking Union Medical College Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences, Beijing 100730, China; ³Beijing Goodwill Information Technology Co., Ltd, Beijing 100085, China

【Abstract】 Purpose/Significance To build a closed-loop Intelligent modeling platform encompassing “dataset construction-data processing-AI modeling-clinical validation,” achieving standardized and visualized workflows from data to decision-making, and promoting the transformation of hospital clinical research toward evidence-based and precision practices.
Method/Process Integrate multi-source heterogeneous clinical data from hospitals, combine traditional machine learning and deep learning algorithms with explainable AI techniques, and complement the system with a knowledge traceability verification mechanism and a full-process management framework.
Result/Conclusion The platform has demonstrated remarkable effectiveness in clinical research practical applications and shortened the modeling cycle from 2 months to 2 weeks. The risk prediction model for acute high-risk chest pain achieves an accuracy of 87.1% (AUC=0.906), and the mean absolute error (MAE) for heparin dosage adjustment prediction is

[作者简介] 胡瑾，博士，助理研究员，发表论文 30 篇；通讯作者：朱卫国，主任医师
[基金项目] 中国医学科学院临床与转化医学研究专项（项目编号：2025-I2M-C&T-A-001）

0.8612. To date, it has provided nearly 10,000 clinical calls. This platform effectively addresses the challenge of integrating the entire clinical research process, adapting to the needs of clinical research and providing a practical paradigm for the development of trustworthy clinical research tools. Future efforts should focus on expanding knowledge sources coverage, enhancing multi-modal data fusion capabilities, etc.

[Keywords] Clinical research; Intelligent modeling platform; machine learning; explainable AI; clinical decision support

1 引言

在医疗技术快速发展与健康需求不断提高的背景下，临床科研正从“经验驱动”向“证据-数据双驱动”加速转型^[1]。尽管电子病历、影像、检验等多源医疗数据迅速增长，但临床科研仍面临异构数据整合困难^[2-4]、建模流程割裂且高度依赖人工操作^[5-7]、AI模型可解释性不足及“黑箱”问题突出等挑战^[8-10]。为突破这些限制，机器学习、深度学习及自然语言处理技术在医学领域的深化应用提供了新路径^[11-15]，尤其是可解释AI的引入，使模型决策逻辑更易于临床理解与验证^[9,14]。在此背景下，构建融合多源数据、AI算法与可解释技术的闭环式智能建模平台成为推动科研范式革新的关键方向^[16]。现有研究表明，此类智能平台可显著缩短建模周期并提升预测性能，已在疾病诊断、治疗优化与预后评估等领域展现应用潜力^[17-21]。

基于上述需求，本研究构建了集“数据集组建-数据处理-AI建模-临床验证”于一体的闭环智能建模平台，通过分层架构、算法融合与全流程管理体系，实现科研流程标准化可视化与智能化，旨在提升临床科研效率与可信度，促进科研成果向精准医疗的高效转化。

2 平台架构设计及技术特点

本研究设计并构建的临床科研智能建模平台遵循分层、模块化的设计理念，旨在系统性地整合多源异构医学知识，全面支撑从知识提炼到临床决策支持的结构化转化与闭环应用。

2.1 平台架构设计

平台整体分为四个核心阶段（数据集组建-数据处理-AI建模-临床验证）和贯穿全过程的管理模块，实现了从多源数据整合到临床实际应用的端到端、规范化、可视化管理。具体如图1所示。

2.1.1 数据集组建

该阶段负责系统性整合多源异构的临床数据，为科研建模奠定坚实的数据基础。数据来源涵盖文本数据（如医嘱、药品、检验检查结果等），影像数据（如X线、CT、MRI等），以及其他模态数据。处理方式上，平台通过“变量选择”工具和多模态专家知识库的辅助，将不同模态和来源的数据进行分类整合，形成可供研究使用的结构化数据集（如研究数据集1/2/3），以满足不同科研场景的需求。



图 1 临床研究智能建模平台整体架构

2.1.2 数据处理

该阶段是实现数据标准化的核心环节，旨在确保用于建模的临床数据具备高质量与高安全性。平台可对前一个阶段组建的数据集直接进行处理，也支持由研究数据集对接至专病库或大数据科研平台，通过文件/API交互方式进行流转。数据清洗预处理流程包括基于预设规则的自动化处理（如缺失值填补、变量类型转换）和医学逻辑加工（如评分计算、时间取值），并同时进行全面的数据质量分析（如描述性、相关性、交叉及单变量分析）。最终实现数据的标准化与去噪，生成高质量特征数据以支撑后续建模。

2.1.3 AI建模

该阶段聚焦于模型的训练、优化与可解释性增强。首先，需将数据集拆分为训练集和测试集，并结合“机器学习特征选择”（如过滤法等）与临床专家特征选择，共同确定有效的特征变量。在模型构建时，研究人员可灵活选择多种算法（如FNN、SVM、RF、XGBoost等），并采用AUC、F值、准确性等指标进行性能评价与调优，以快速得到“最优模型”。此外，平台集成的知识溯源分析工具，利用SHAP等可解释性技术，将模型内部推理过程转化为符合临床认知的特征贡献度解释，增强了模型的透明度与临床信任度。

2.1.4 临床验证

本阶段聚焦模型的临床落地与应用转化。平台将训练完成的模型能力封装为面向具体临床场景的标准化服务，具体包括：（1）诊断预测，如急性危险性胸痛风险预测、不明原因发热诊断分类等；（2）治疗推荐，如肝素剂量动态调整、术前备血量预测等；（3）预后评估，如术后感染风险、脑梗死复发风险等；（4）科研助力，如模型选择比较、研究结果解读等。通过持续的模型性能验证、用户访谈与内置反馈功能，驱动知识更新与模型迭代，共同构成平台的闭环优化体系。

2.1.5 全过程管理

该模块是贯穿“数据到决策”完整流程的保障体系。涵盖数据管理、算法管理、训练任务调度、模型训练监控、模型测评管理及模型调用管理等功能，确保科研建模与应用流程的规范化、可控性及可追溯。此外，平台核心的“规则引擎+模型引擎”智能决策体系，在知识抽取和数据处理的基础上，形成并行知识体系，也为各阶段数据规范性与决策精准性提供了联合支持与保障。

2.2 平台技术实现特点

本平台在底层技术上打通了从数据计算到模型部署的完整工程链路，通过深度集成主流人工智能框架与自研调度引擎，实现了建模过程的高效化与计算的精准化。其核心技术特点如下：

2.2.1 多框架融合的底层工程架构

采用松耦合的工程设计，无缝融合了 Python 生态中的主流数据科学与机器学习框架。

（1）底层库集成：在数据处理层，基于 **NumPy** 和 **Pandas** 实现大规模矩阵运算与高效数据清洗；在算法层，兼容 **Scikit-learn**（用于经典机器学习）与 **TensorFlow/Keras**（用于深度学习）双引擎。这种跨框架的集成能力，确保平台能够灵活适配结构化表格数据与非结构化文本数据的异构建模需求。

（2）智能任务调度：针对临床科研中数据探查（轻量级）与模型训练（计算密集型）的差异化需求，平台集成了同步与异步双模任务调度引擎。通过消息队列管理计算资源，既保障了前端交互的实时响应，又能稳定支撑后台耗时的模型训练与网格搜索任务，实现了算力资源的高效调度。

2.2.2 广度与深度兼备的算法池与优化策略

为应对复杂的临床科研场景，平台在算法广度与调优深度上进行了专项技术实现。

（1）全谱系算法库：内置了 10+ 种成熟算法，不仅包含逻辑回归（GLM）、支持向量机（SVM）、随机森林（RF）、XGBoost、梯度提升机（GBM）等经典机器学习算法，还集成了长短期记忆网络（LSTM）、文本卷积神经网络（TextCNN）等深度学习算法，覆盖了从简单二分类到复杂时序预测的技术需求。

（2）自动化超参寻优：不同于人工试错的传统模式，平台利用网格搜索（Grid Search）与交叉验证（Cross-validation）技术，在设定的最大运行时间与迭代次数约束下，自动遍历超参数空间。该机制能够自动寻找全局最优解，在保证模型性能的同时，显著降低算法调优的技术门槛。

2.2.3 基于 SHAP 的可解释性计算引擎

为打破“黑箱”模型在医学领域的应用壁垒，平台内嵌了标准化的可解释性计算模块。

（1）归因计算：引入 **SHAP** 统一解释框架，通过博弈论方法计算每个特征对预测结果的边际贡献度。系统支持生成特征重要性（Feature Importance）排行与部分依赖图，从数学层面量化并可视化模型决策依据。

（2）指标自动化解算：系统内置标准化的评估计算逻辑，自动计算 AUC、F1 值、灵敏度、特异度及 MAE 等多维指标，为科研结论提供严谨的量化证据支撑。

2.3 平台功能优势及亮点

本平台通过体系化技术集成，构建了覆盖“可视化资源监控—临床数据智能抽取—自动化模型训练—科研报告自动生成”的完整科研流程工具链，实现了临床科研从数据处理到成果输出的自动化与标准化。

在资源监控方面，平台提供全局可视化面板，可实时展示模型数量、研究病种、样本规模与分布，并动态跟踪科研热点与使用趋势，为研究者与管理者提供清晰的数据资产全貌，提高资源统筹效率。

在模型训练方面，平台内置 10 余种主流机器学习算法（如 RF、SVM、XGBoost 等），并提供自动与手动建模模式。自动建模基于网格搜索与交叉验证完成超参数优化，降低使

用门槛；同时集成 LSTM、TextCNN 等深度学习模型，满足结构化与文本数据的多场景需求。

在数据抽取方面，平台采用 BERT-BiLSTM-CRF 等 NLP 模型结合规则引擎，实现 40 余类临床文书的实体与关系精确抽取，将非结构化病历高效转化为可建模的结构化数据。

在成果输出方面，系统可自动生成涵盖数据概览、特征工程、模型参数、性能评估（ROC、AUC、混淆矩阵等）及最优模型说明的中英文学术报告，显著缩短研究结果向论文转化的周期。

3 平台应用实践与成效

本平台在完成体系化构建后，于北京协和医院的临床环境中进行了全面部署与应用。以下从知识库建设、工具链效能及多场景临床应用三个维度，对平台取得的实际成效进行阐述。

3.1 知识库建设

如图 2 所示，在知识抽取与治理方面，平台已构建大规模、高质量的临床知识体系。其过程包括：（1）构建初期严格筛选权威信源，系统纳入 10 余本医学教材、近 20 份临床指南与专家共识，以及 3400 余份国家标准药典和说明书，确保源头可靠；（2）利用自然语言处理（NLP）技术对多源异构数据进行清洗、实体识别与关系抽取，并通过实体对齐与冲突消歧完成知识融合；（3）为保证知识严谨性，建立“算法初筛+专家复核”的双重校验机制，并实施编审分离、防篡改、操作溯源等管理流程，同时构建基于循证医学证据分级、知识源时效性与类型的多维度评价体系。

通过以上流程，平台实现了对临床知识的科学评估与动态管理，从源头上确保知识的科学性、规范性与可追溯性。

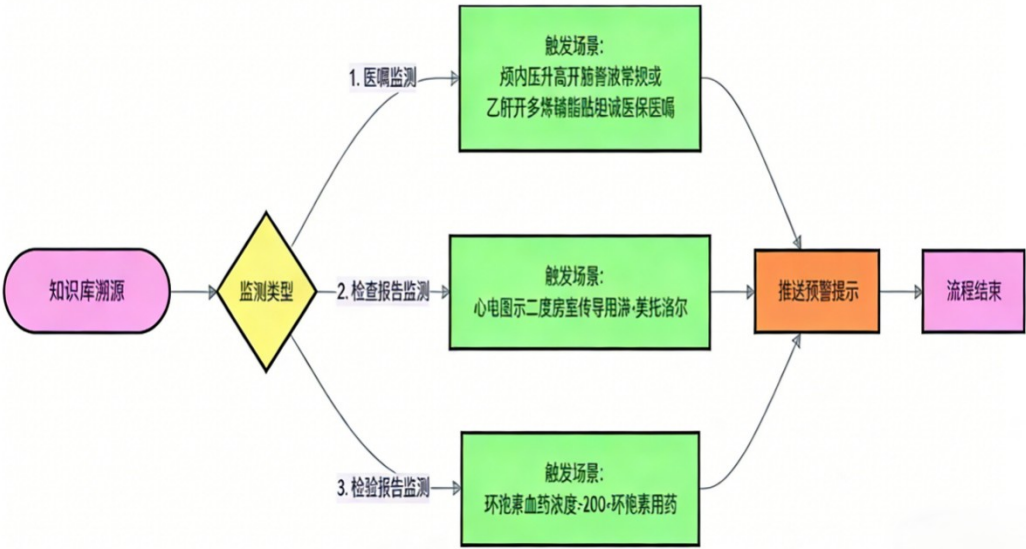


图 2 知识库溯源示例

3.2 工具链效能

临床数据挖掘工具链平台已实现“数据集组建—数据处理—AI 建模—临床验证”的全流程闭环落地，相较传统人工建模显著提升效能。依托标准化数据框架与自动化流程，平台将技术门槛降至临床医生可独立操作的水平，同时降低建模成本，增强流程的可复制性，并以工具化、平台化架构提升扩展性与系统集成能力。在效率方面，建模周期由传统的约

10.12201/bmr.202604.00035V1

2 个月缩短至 2 周（图 3），并支持报告一键生成。该工具链不仅解决传统机器学习建模难、成本高的问题，减少人工数据治理的时间投入，还通过技术降维、流程提速与场景化适配，推动临床数据挖掘向“临床自主型”科研模式转变，提升模型训练效率与泛化能力，为临床科研的规模化与高效开展奠定坚实基础。



图 3 传统人工建模与自动化建模工具链时间对比

3.3 多场景临床应用

3.3.1 急性危险性胸痛风险预测

在急性危险性胸痛风险预测的场景中，本研究围绕急诊科对高危患者快速识别的需求，基于北京协和医院 2020 年 2 月至 2022 年 6 月的 5149 例急性胸痛急诊病例数据构建多算法风险预测模型，其中包含危险性胸痛患者 325 例（占比 6.31%）、非危险性胸痛患者 4824 例（占比 93.69%），样本覆盖不同年龄、性别及基础疾病人群，临床代表性充分。

模型开发首先依托电子病历（EMR）提取人口学信息、生命体征、既往病史、症状体征、经 NLP 处理的心电图文本特征及关键实验室指标（如心肌肌钙蛋白、肌酸激酶同工酶、D-二聚体等），并通过 k 近邻填补缺失、特征归一化及 One-Hot 编码完成预处理。随后采用 LightGBM、随机森林、支持向量机、XGBoost 与 BP 神经网络等算法，分别针对急诊诊疗的三个关键阶段构建模型：

第一阶段（初始筛查）：接诊医生完成症状、体征和病史采集记录后，模型自动输出危险性胸痛预测概率，实现早期风险筛查；第二阶段（心电辅助诊断）：患者完成心电图检查后，纳入 ST 段改变、T 波异常等关键心电特征，更新风险预测结果，提升诊断指向性；第三阶段（精准确诊支撑）：患者完成实验室检验（重点纳入心肌酶、D - 二聚体等核心指标）后，整合全维度临床数据，最终优化风险预测结果，为确诊与治疗决策提供精准支撑。

模型性能评估表明（详见表 1），各算法性能随信息逐步完善而提升。第一、二阶段中随机森林 AUC 最佳，BP 神经网络的特异度最高；第三阶段 XGBoost 表现最优，其 AUC 与特异度均达到最高水平。从各阶段性能提升幅度来看，第二阶段较第一阶段的特异度提升最为显著（+14.91%），其余提升幅度较大的指标为：准确率 13.92%、AUC 值 8.97%、F1 分数 13.89%、精确率 11.67%，提示心电特征显著增强对非危险性胸痛的识别；第三阶段较第二阶段的灵敏度提升最为明显（+17.06%），其余提升幅度较大的

10.12201/bmr.202604.00035V1

指标为：AUC 值 8.9%、F1 分数 8.56%、精确率 5.57%，说明核心实验室检验指标的补充可显著提升模型对危险性胸痛患者的识别能力，降低漏诊风险。

目前该模型已嵌入院内临床决策支持系统（CDSS）并与 EMR 深度集成，在急诊场景中实现实时风险提示：医生可在诊疗各阶段即时获取患者危险性胸痛预测概率，结合 SHAP 特征解释结果（如心肌肌钙蛋白、心电图 ST 段改变、年龄、性别等关键影响因素的作用机制），快速识别高危人群，缩短就诊至抢救室的转运时间（研究显示 92.11% 的危险性胸痛患者可在就诊 6 小时内被转入抢救室）。

表 1 不同阶段的模型性能评估结果

阶段	模型	准确率	AUC	F1 分数	特异度	精确率	灵敏度
第一阶段 (急诊流水和急诊日常)	LightGBM	0.7063	0.764	0.2453	0.7082	0.1497	0.6803
	XGBoost	0.7082	0.7553	0.237	0.7133	0.1456	0.641
	RF	0.7059	0.7721	0.253	0.7059	0.1544	0.7052
	SVM	0.5707	0.7259	0.1964	0.5578	0.1134	0.742
	BPNN	0.774	0.6424	0.2123	0.7994	0.1409	0.4372
第二阶段 (加入 ECG)	LightGBM	0.8251	0.8566	0.3702	0.832	0.2481	0.7344
	XGBoost	0.8155	0.8547	0.3557	0.8223	0.2357	0.7262
	RF	0.8451	0.8618	0.3919	0.855	0.2711	0.7156
	SVM	0.8002	0.8192	0.334	0.8069	0.2184	0.7122
	BPNN	0.8394	0.752	0.3176	0.8625	0.229	0.5341
第三阶段 (化验结果：特别是心肌酶/D 二聚体)	LightGBM	0.8524	0.9477	0.4577	0.8498	0.3086	0.8862
	XGBoost	0.864	0.9506	0.4775	0.8624	0.3268	0.8862
	RF	0.7587	0.9224	0.3473	0.747	0.2146	0.9134
	SVM	0.8099	0.9074	0.3926	0.8052	0.2537	0.8727
	BPNN	0.8491	0.8578	0.4303	0.8586	0.3186	0.7216

3.3.2 肝素剂量动态调整预测

针对 ICU 抗凝治疗精准调控的难题，本研究基于 862 例心脏术后患者的肝素治疗病历，构建了 FNN-Self-Attention 神经网络模型。模型通过将时序数据展开为时间点样本，并利用自注意力机制捕捉关键特征交互，实现对肝素泵速的个体化预测。模型在测试集上的平均绝对误差（MAE）低至 0.8612 U/(kg·h)，在肝素常用剂量范围（2-15 U/(kg·h)）内意味着预测值与实际执行值平均偏差不足 1 个单位，显著优于线性回归、支持向量机、LSTM、GRU 等传统模型。更重要的是，如图 4 所示，模型预测序列在大多数时间点与临床实际调整曲线高度一致，并在部分关键节点（如 aPTT 偏离目标区间时）提供更前瞻或

10.12201/bmr.202604.00035V1

更及时的调整建议，如对“亚治疗”状态给出略高起始剂量，或在 aPTT 上升早期即建议减速，为临床医生提供了有价值的决策参考。

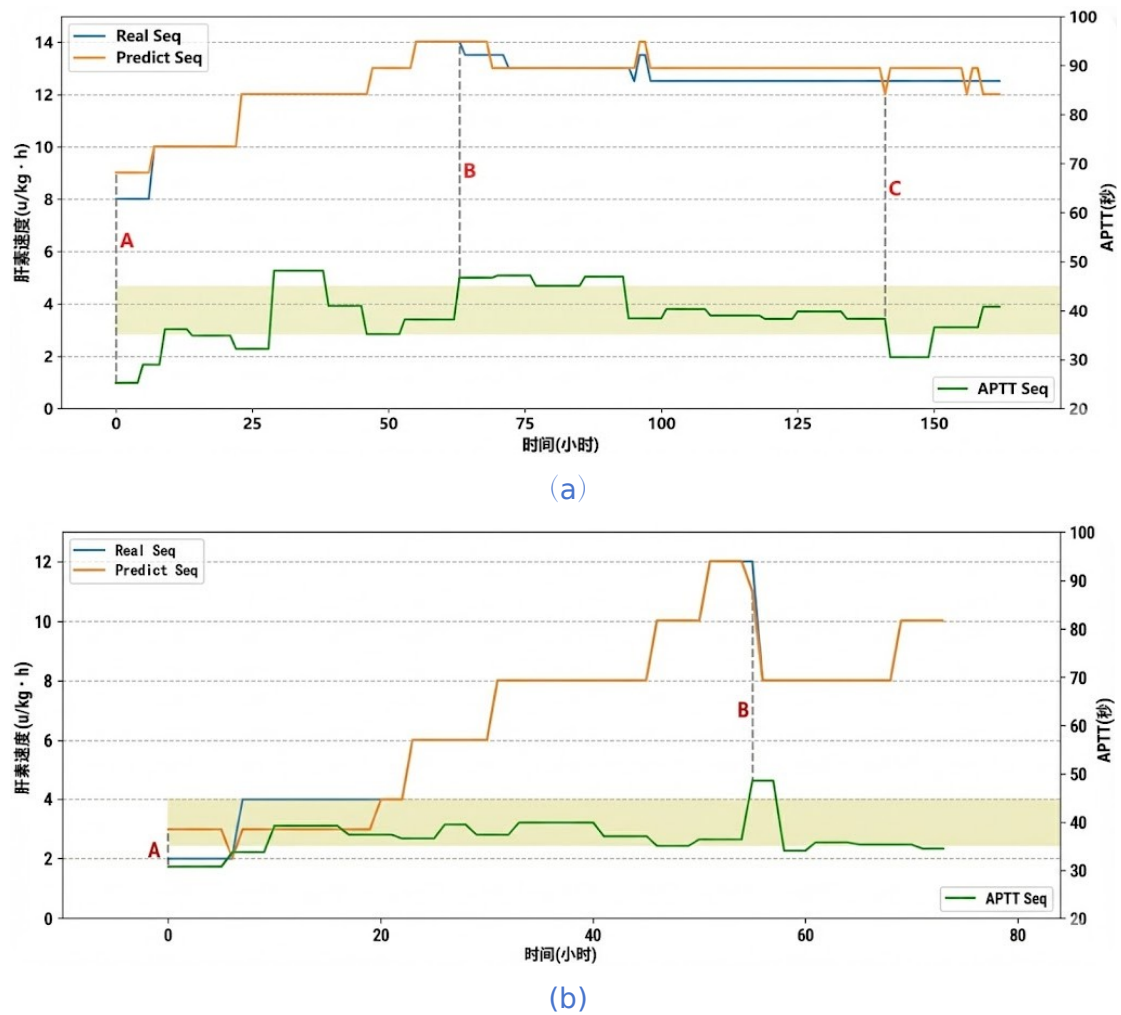


图 4 两名患者 (a)、(b) 在肝素泵注期间每小时 aPTT 值变化的时间序列

3.3.3 多发性硬化个体化药物治疗推荐

针对该罕见病的治疗挑战，本研究基于 214 例患者构建的预测模型，其精准率、召回率与 F1 值均稳定在 0.7 以上，指标均衡，展现出良好的临床预测能力，有助于医生提前优化治疗策略。目前，该模型已嵌入临床辅助决策系统，为 4 个科室提供近 10,000 次调用（图 5），其中急诊科和内科最为频繁。知识库中积累的 2,000 余条规则与多模型协同工作，在用药调整、风险评估等关键环节为医生提供即时、权威的决策支持，并借助溯源功能提升决策透明性与可信度。平台的应用标志着临床诊疗正由传统经验驱动向系统化证据与数据智能驱动的新范式转型。

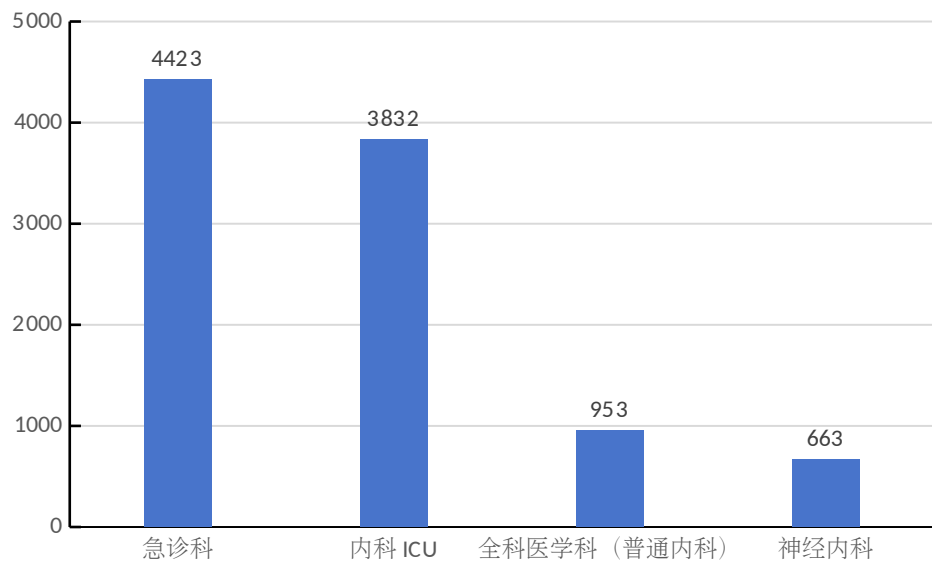


图 5 科室调用频次分布

4 讨论

本研究构建的闭环式智能建模平台针对临床科研全流程贯通难题，提供了系统性解决方案。传统科研模式存在流程割裂、人工依赖高、转化效率低等问题，而现有大数据平台虽具备部分整合与建模能力，但仍存在显著不足：如林琳等的脑血管病平台聚焦单病种，缺乏全流程自动化建模与可解释性设计^[3]；陈友琼等的平台强调数据安全与共享，但未涵盖 AI 建模与临床验证的闭环衔接^[4]；王持等的平台虽提升数据处理效率，但在可解释性和临床适配方面仍显不足^[15]。

本研究的平台通过分层模块化架构实现多方面突破：其一，通过多模态知识库与标准化数据处理流程，将文本、影像等异构数据转化为高质量科研数据，较王雪萍^[6]、俞高^[7]等平台显著增强数据治理的自动化与标准化；其二，融合决策路径可视化与 SHAP 可解释技术，使变量筛选和风险预测依据清晰可追溯，有效弥补 AI 模型“黑箱”缺陷，并在危险性胸痛预测场景中得到充分验证（准确率 87.1%，AUC=0.906）^[14]；其三，依托闭环优化机制，通过临床反馈持续迭代模型与知识体系，较 HE YC 等人的冠心病模型^[5]更具临床转化优势。平台已累计提供超 10,000 次调用，知识库包含 2,000 余条规则，并在肝素剂量调整（MAE=0.8612）及多发性硬化个体化治疗（F1>0.7）等多场景中表现优异，证明其具备多病种、多科室的科研与决策支撑能力。与 JIANG H 等提出的框架^[13]相比，该平台更强调全流程自动化与临床场景的深度融合。

尽管平台已在多场景验证有效，但仍存在局限：知识源覆盖尚需拓展，目前主要基于中文教材、指南及单中心数据，对国际指南、多中心及罕见病数据的整合不足，可能影响模型跨区域与跨人群的泛化性；模型动态适应性亦需加强，临床指南更新和新技术应用可能导致规则与模型时效性下降；此外平台当前以文本类数据为主，对影像、病理、基因组学等多模态数据的融合建模能力仍需进一步提升。

5 结论

本研究构建的临床研究智能建模工具链平台及知识溯源验证体系，通过体系化的技术集成与闭环管理，有效解决了临床科研全流程贯通难题，为可信临床科研工具的研发与转化提供了实践范式。其“规则+模型”双驱动架构与可解释性设计，不仅适配了当前临床科

研对规范性、精准性与可信性的需求，更为推动临床科研从经验性设计向证据化、精准化设计转型提供了技术支撑。未来需在知识源拓展、动态适应性强化与多模态数据融合方面持续优化，进一步提升平台的临床适配性与科研支撑能力，助力临床科研一体化目标的深度落地。

作者贡献： 胡瑾负责文献调研、论文撰写、平台搭建参与；郭安辉负责论文撰写、主导平台搭建与应用；朱卫国负责提供指导、论文审核

利益声明： 所有作者均申明不存在利益冲突

参考文献

- 1 刘湘闽,王茜,刘会,等. AI 智能体技术进展与医学领域应用思考[J]. 医学信息学杂志, 2025,46(11):1-7.
- 2 DAI Z, WANG X, NI P, et al. Named entity recognition using BERT BiLSTM CRF for Chinese electronic health records[C]. 2019 12th International Congress on Image and Signal Processing, Biomedical Engineering and Informatics (CISP-MBEI). IEEE,2019:1-5.
- 3 林琳,王韬,甘伟,等.基于电子病历系统的脑血管病专科大数据科研平台设计与应用 [J]. 中国卒中杂志,2020,15(6):616-619.
- 4 陈友琼,师庆科,王觅也,等.临床科研大数据共享平台建设与应用[J]. 医疗卫生装备, 2024,45(4):27-31.
- 5 HE Y C, LI Y, QIN X J, et al. Construction of diagnostic and prognostic models for premature coronary artery disease based on multiple machine algorithms [J]. Frontiers in Cardiovascular Medicine,2025,12:1611709.
- 6 王雪萍.基于医疗大数据的临床科研平台应用设计[J]. 中国卫生产业,2017,14 (17):59-60.
- 7 俞高.基于医疗大数据的临床科研平台应用设计[J]. 中国数字医学,2016,11 (9):15-17.
- 8 PLOUG T, HOLM S. The right to refuse diagnostics and treatment planning by artificial intelligence [J]. Med Health Care and Philos,2020,23:107-114.
- 9 何晓曦,蔡云鹏.人工智能可解释性的研究现况及在医学领域的应用效果评测[J].集成技术,2024,13(6):76-89.
- 10 BROWN K E, YAN C, LI ZH, et al. Large language models are less effective at clinical prediction tasks than locally trained machine learning models[J]. Journal of the American Medical Informatics Association,2025,32(5):811-822.
- 11 BJERRING J C, BUSCH J. Artificial intelligence and patient-centered decision-making[J]. Philosophy & Technology,2021,34(2):349-371.

- 12 张倩洋,沈思.人工智能在急性缺血性脑卒中经血管内血栓切除术的预后预测研究中的应用进展[J]. 临床医学进展,2025,15(3):2071-2081.
- 13 龚晓霖,邓昆,伍均,等.AI技术重塑检验医学:从自动化到智能决策的跨越[J].检验医学,2025,40(5):413-420.
- 14 井杰,王蓓蕾,刘善荣.可解释人工智能在疾病诊疗中的应用[J].检验医学,2021,36(9):976-980.
- 15 MARCINKEVIČS R, VOGT J E. Interpretable and explainable machine learning: A methods-centric overview with concrete examples[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery,2023,13(3):e1493.
- 16 JIANG H, MAO H, LU H, et al. Machine learning-based models to support decision-making in emergency department triage for patients with suspected cardiovascular disease[J]. International Journal of Medical Informatics,2021,145:104326.
- 17 MRIDHA K, KURI A C, SAHA T, et al. SmartHeart: A conceptual framework for explainable machine learning in cardiovascular risk prediction [J]. Computers in Biology and Medicine,2025,198:111221.
- 18 王持,李超,陈旭,等.面向医疗临床科研的大数据平台[J]. 集成技术,2019,8(5): 86-96.
- 19 刘旭利,金季豪,阮彤,等.面向临床科研的医疗事件模型与开放数据集合构建[J]. 中文信息学报,2020,34(11):37-48.
- 20 武雷,王冰,余倩,等.中枢神经系统炎性脱髓鞘专病临床科研数据库设计与构建[J]. 医学信息学杂志,2024,45(5):38-45.
- 21 高景宏,李明原,王琳,等.健康医疗大数据在精准医疗领域的应用与挑战[J]. 医学信息学杂志,2022,43(5):15-20.