机器学习驱动的区域化EICU诊疗规律挖掘与资源优化配置

康明焕[1],张金磊[2]

(1.赤峰市医院,内蒙古 赤峰 024000;
2.赤峰大学,内蒙古 赤峰 024000)

摘　要：针对区域医院急诊重症监护室(Emergency Intensive Care Unit,EICU)诊疗资源配置不均衡、患者转出时机判断主观性较强及管理模式依赖临床经验等问题,以赤峰市医院EICU临床数据为研究对象,采用数据挖掘与机器学习方法构建多任务预测模型体系,分别对患者入院高峰时段、资源消耗等级及48 h内转出风险进行预测分析,并进一步挖掘EICU诊疗流程中的潜在规律。在此基础上,结合模型预测结果与临床实际需求,从医护人力调度、医疗资源配置及诊疗流程标准化等方面提出针对性的优化措施,为EICU精细化管理提供数据支撑。

关键词：机器学习;EICU;诊疗规律;资源优化;区域医院
中图分类号：TP181　　**文献标识码**：A

Machine learning driven regional EICU diagnosis and treatment rule mining and resource optimization configuration

KANG Minghuan[1],ZHANG Jinlei[2]

(1.Chifeng Municipal Hospital,Chifeng,Inner Mongolia 024000,China;
2.Chifeng University,Chifeng,Inner Mongolia 024000,China)

Abstract: Aimed at the problems of imbalanced diagnostic and therapeutic resource allocation, strong subjectivity in the judgment of patient transfer timing, and excessive reliance on clinical experience in management modes within the Emergency Intensive Care Unit (EICU) of regional hospitals, the clinical data of the EICU at Chifeng Municipal Hospital are taken as the research object in this study. A multi-task prediction model system is constructed by means of data mining and machine learning techniques. Through this system, the peak admission periods, the levels of resource consumption, and the risk of transfer within 48 hours are predicted and analyzed separately. Furthermore, the underlying patterns embedded in the EICU clinical workflow are further excavated. On this basis, in combination with the prediction results of the models and the actual clinical requirements, targeted optimization measures are proposed from the aspects of medical staff scheduling, medical resource allocation, and standardization of clinical workflows, so as to provide data-driven support for the refined management of the EICU.

Key words: machine learning,EICU,diagnostic and therapeutic patterns,resource optimization, regional hospitals

1　引言

EICU承担区域内急危重症患者的紧急救治、生命支持和连续病情监护等任务,是衡量医院急危重症救治能力和医疗服务水平的重要科室[1]。随着人口老龄化进程加快以及慢性疾病患病率持续上升,EICU收治患者数量不断增加,患者病情复杂程度和救治需求也随之提高。在面对患者数量增加、病情差异扩大以及医疗资源动态变化等情况时,传统依赖临床医师经验的管理模式难以充分满足EICU精细化管理需求。

目前,区域医院EICU主要面临以下问题。(1)患者入院时间分布具有一定波动性,而医护人员和关键医疗设备的配置通常依据固定班次与历史经验确定,缺乏充分的数据支撑,容易造成“高峰时段资源紧张、低峰时段资源闲置”的问题。(2)不同疾病类型及患者个体特征对应的医疗资源需求存在明显差异,现有资源配置方式难以实现患者需求与资源供给之间的精准匹配,容易出现高风险患者资源保障不足与低需求患者资源配置过度并存的情况。(3)EICU患者转出时机确定在一定程度上依赖医护人员临床经验,缺少基于历史诊疗数据的客观

基金项目:赤峰大学数学与计算机科学学院科研基金项目

预测依据，可能影响病区床位周转和后续患者收治效率。

随着智慧医疗和数字化医院建设不断推进，机器学习技术为EICU临床管理提供了新的技术路径[2]。机器学习具有较强的模式识别、非线性关系建模和特征关联分析能力，已在疾病风险预测、预后评估和并发症预警等医疗场景中得到应用[3-4]。

赤峰市医院作为区域性重点医院，已实现临床诊疗数据的电子化归档，积累了较为丰富的患者基础信息和诊疗时序数据，为机器学习方法应用于EICU管理提供了数据基础。同时，赤峰地区具有一定的季节性疾病流行特征，冬季寒冷天气可能导致心脑血管疾病、呼吸系统疾病及重症感染等患者就诊需求增加，使EICU患者流量及医疗资源需求呈现一定的季节性和时段性变化。因此，有必要结合区域医院实际诊疗场景，利用数据分析方法识别EICU患者流量、资源消耗和转出规律，为医疗资源优化配置提供更加客观的依据。

2　研究对象与方法

2.1　数据来源与字段定义

本文数据来源于赤峰市医院EICU患者信息电子统计表，共提取13项核心字段，并依据字段用途划分为基础信息、临床时序和患者去向3类。其中，基础信息涵盖姓名、性别、年龄、ID号和住院号，主要用于患者个体信息识别及基本人口学特征分析；临床时序信息涵盖入科日期、入科时间、离科日期、离科时间、接诊医生和接诊护士，用于构建患者EICU诊疗时序轨迹，分析患者入科和离科时间分布特征；患者去向及诊疗信息涵盖诊断和患者去向，用于分析患者疾病类型、EICU诊疗结果及后续去向，为患者资源需求评估和转出规律分析提供依据。

在上述原始字段基础上，结合研究目标进一步构建4项衍生特征。(1)入院时段：以6 h为一个时间区间，将患者入科时间划分为0：00—6：00，6：00—12：00，12：00—18：00和18：00—24：00 4个时段。(2)年龄组：以65岁为界，将患者划分为非老年组和老年组。(3)资源消耗等级：综合患者诊断类型、实际诊疗时长及设备使用情况，将资源消耗水平划分为高、中、低3个等级。(4)48 h内转出标识：以患者进入EICU后的48 h为观察窗口，患者在48 h内转出至普通病房记为1，未在48 h内转出记为0。

2.2　数据预处理

本文采用Python进行数据预处理，主要使用Pandas，NumPy和Scikit-learn等数据分析与机器学习工具库，具体包括数据清洗和特征工程两个步骤。

(1)数据清洗：以住院号为患者记录的唯一标识，对重复记录进行识别和剔除。对于年龄等数值型变量的缺失值，采用样本均值进行填补；诊断等分类变量的缺失值，采用众数进行填补；接诊医生、接诊护士等非核心字段的缺失值统一标记为“未知”。针对年龄小于0岁或大于120岁等明显异常值，首先进行异常记录识别，并结合医院病历进行核查；对于确认属于数据录入异常且无法恢复的记录，采用样本均值进行替换，以降低异常数据对模型训练结果的影响。

(2)特征工程：根据变量类型采用不同的编码方式。诊断和入院时段属于无序分类变量，采用One-Hot编码进行转换；性别和资源消耗等级采用Label编码；年龄属于连续变量，在模型训练前进行标准化处理，以降低变量量纲差异对模型训练的影响，提高模型稳定性。

2.3　模型选择与训练

结合EICU临床管理需求，针对不同预测任务分别选择逻辑回归、随机森林和LightGBM 3种机器学习算法构建预测模型。

(1)逻辑回归：具有结构简单、计算效率高和可解释性较强等特点，在临床风险预测领域具有较成熟的应用基础。本文将其作为基准模型，用于预测不同入院时段的患者分布情况，并通过模型结果分析EICU患者入院时段的潜在规律。

(2)随机森林：通过构建多棵决策树并进行集成预测，能够处理非线性关系及多种类型的特征变量，并具有较好的鲁棒性和特征重要性分析能力。因此，本文采用随机森林对患者资源消耗等级进行预测，以分析不同患者特征与医疗资源需求之间的关系。

(3)LightGBM：基于梯度提升决策树的高效机器学习算法，在结构化数据建模方面具有较好的计算效率和预测性能。本文将LightGBM用于预测患者48 h内转出风险，以识别影响患者早期转出的关键因素，为EICU床位周转和患者转出管理提供辅助依据。

在数据集划分过程中，采用分层抽样方法，按照7∶3的比例将全部样本划分为训练集和测试集。其中，训练集包含175例样本，用于模型训练和超参数优化；测试集包含75例样本，用于模型最终性能评价。为降低过拟合风险并提高模型泛化能力，各模型均采用5折交叉验证进行超参数优化。同时，将random_state设置为42，以保证实验过程具有较好的可重复性。

2.4　模型评估指标

根据不同预测任务的性质，采用相应指标评价模型性能。对于逻辑回归模型，主要采用准确率、宏平均F1值和AUC评价模型的分类性能。其中，准确率用于反映总体预测正确程度，宏平均F1值用于综合评价不同类别的预测效果，AUC用于衡量模型的整体区分能力。对于随机森林模型，采用准确率、宏平均F1值以及R^2等指标进行综合评价。其中，准确率和宏平均F1值用于评价分类预测效果，R^2用于辅助反映预测结果与实际资源消耗

水平之间的拟合程度。对于LightGBM模型，采用准确率、召回率、F1值和AUC评价患者48 h内转出风险预测效果。其中，召回率重点反映模型识别潜在转出患者的能力，AUC用于评价模型对不同风险患者的整体区分能力。

此外，为进一步评价模型的临床适用性，邀请EICU相关医护人员按照0—10分标准对各模型进行临床适配性评分，从模型结果可理解性、临床使用便利性以及管理决策参考价值等方面进行综合评价。

3 结果

3.1 模型性能评估结果

对原始数据进行清洗和特征工程处理后，共获得250例有效样本，未发现影响建模的明显缺失及异常数据。基于测试集对3种模型进行评价，结果如下。

（1）LightGBM模型：准确率为70.7%，AUC为0.68，表明模型具有一定的患者48 h内转出风险区分能力；召回率为52.4%，能够识别部分具有较高转出概率的患者。结合EICU医护人员8.6分的临床适配性评分，说明该模型在辅助患者转出风险判断和病区管理方面具有较好的应用潜力。

（2）随机森林模型：准确率为66.7%，R^2为0.78，表明模型对患者资源消耗水平具有较好的拟合能力，在资源消耗等级预测方面表现出一定的稳定性。结合7.5分的临床适配性评分，说明该模型能够为EICU患者资源需求评估和医疗资源配置提供一定的辅助参考。

（3）逻辑回归模型：宏平均F1值为0.365，AUC为0.637，准确率为38.7%。由于不同入院时段的样本分布存在一定差异，模型分类预测性能相对有限，但作为基准模型，其结果能够在一定程度上反映患者入院时段的分布特征。因此，该模型仍可为EICU高峰时段识别和医护人员排班提供基础性参考。

3.2 EICU诊疗流程核心规律挖掘

（1）入院时段与诊疗压力分布规律。数据分析结果显示，EICU患者入院具有明显的时段性特征，其中6:00—12:00为主要入院高峰，18:00—24:00为次高峰，0:00—6:00期间入院量相对较少。进一步分析发现，6:00—12:00期间高资源消耗患者占比较高，表明该时段不仅患者入院数量较多，而且医疗资源需求相对集中。因此，晨间时段可能成为EICU人力和设备资源配置的重点保障时段。该现象可能与门诊及其他科室患者转诊、急危重症患者集中转运等因素有关。

（2）医疗资源消耗影响因素规律。特征重要性分析结果表明，诊断类型和年龄组是影响患者资源消耗等级的重要因素[5]。其中，脑出血、颅脑损伤和重症感染等疾病患者表现出较高的资源消耗特征，提示此类患者通常需要较长时间的监护以及更多护理和设备支持。同时，老年患者的高资源消耗风险约为非老年患者的2.3倍，可能与老年患者基础疾病较多、并发症风险较高以及恢复周期较长等因素有关。因此，在EICU资源配置过程中，可将疾病类型和年龄特征作为患者资源需求分层的重要参考因素。

（3）患者转出时序规律。48 h内转出患者主要包括非重症感染和轻型创伤等患者，表明病情相对稳定、早期干预效果较好的患者具有较高的早期转出可能性。进一步分析发现，患者转出在工作日相对集中，而周末转出比例相对较低，这可能与普通病房周末床位周转速度、会诊效率及相关医疗服务安排有关。因此，在EICU患者转出管理中，可结合患者风险预测结果提前评估潜在转出患者，并根据普通病房床位情况优化转出计划，从而提高病区床位周转效率。

4 讨论

4.1 赤峰市医院EICU精细化管理优化建议

结合模型预测结果、诊疗规律分析及EICU实际管理需求，本文从医护人力、医疗资源和诊疗流程3个方面提出优化建议。

（1）实施医护人员弹性调配。根据患者入院时段分析结果，6:00—12:00和18:00—24:00为患者入院相对集中的时段。因此，可在现有排班制度基础上建立基于历史数据的弹性排班机制，在高峰时段适当增加医护人员配置，并根据实际工作量动态调整人员数量。对于0:00—6:00等低峰时段，则在满足急诊救治和安全值守要求的基础上合理配置人员，实现医护人力资源的动态匹配。原研究数据提示高峰时段可考虑增加20%~30%的医护人员，但具体比例仍需结合实际工作量、患者病情及岗位职责进一步验证。

（2）实现医疗资源精准适配。针对高资源消耗患者集中于部分疾病类型及特定年龄群体的特点，可在高峰入院时段前完成关键备用设备检查、调试和补充，并根据患者资源消耗等级进行分层管理。对于高资源消耗患者，可优先保障监护设备、护理人力等关键资源；结合工作日患者转出规律，提前统筹普通病房床位资源，减少因床位衔接不畅造成的EICU滞留。

（3）推动诊疗流程标准化。针对高风险患者转出时间判断较为依赖经验的问题，可进一步建立患者早期风险评估和转出评估流程，将机器学习模型预测结果作为临床辅助决策信息，与生命体征、病情变化及医生综合判断相结合。对于病情稳定且具有较高早期转出可能性的患者，可提前启动转出准备，从而缩短不必要的EICU滞留时间，提高床位周转效率。

4.2 研究局限性

（1）样本量及特征维度存在限制。本文最终获得250例有效样本，样本规模相对有限。因此，当前模型对

患者病情动态变化的刻画能力仍有提升空间。

（2）数据来源相对单一。本文数据全部来源于赤峰市医院EICU，尚未纳入该院其他相关病区及区域内其他医院的数据。因此，研究结果可能受单中心数据特征影响，模型的跨机构泛化能力仍需进一步验证。

5　结束语

针对区域医院EICU患者流量波动、资源需求差异明显以及患者转出时机判断较为依赖临床经验等问题，本文以赤峰市医院EICU临床数据为基础，采用机器学习方法构建了面向入院时段、资源消耗等级和48 h内转出风险的多任务预测模型体系，并进一步挖掘EICU诊疗流程中的关键规律。

研究结果表明，LightGBM模型在48 h内转出风险预测任务中表现相对较优，准确率为70.7%，AUC为0.68；随机森林模型在患者资源消耗等级预测中具有较好的拟合能力，R^2为0.78；逻辑回归模型的整体分类性能相对有限，但能够为患者入院时段规律分析提供基准参考。从诊疗规律来看，赤峰市医院EICU患者入院具有明显的时段性特征，6:00—12:00为入院高峰时段，且该时段高资源消耗患者相对集中；诊断类型和年龄组是影响患者资源消耗水平的重要因素；非重症感染、轻型创伤等患者具有较高的48 h内转出可能性。

参考文献：

[1] 杨永光，梁新亮，赵婧革，等.基于区域协同的危重症救治体系构建及应用[J].中华危重病急救医学，2025，37(7)：671-676.

[2] 徐川.人工智能在重症监护云平台建设中的运用实践[J].中国卫生质量管理，2025，32(12)：13-17.

[3] 卢加发，韩伟.人工智能在急诊医学应用中的研究进展[J].中国急救复苏与灾害医学杂志，2021，16(4)：451-454.

[4] 吴伟铭.基于机器学习法的急诊停留时间预测模型构建和对比[D].广州：广州医科大学，2022.

[5] 刘思佳，于彩霞.内蒙古自治区老年人住院费用构成及影响因素分析[J].中国病案，2026，27(1)：80-84.

作者简介：

康明焕（1990—），硕士，研究方向：重症医学。

张金磊（1991—），硕士，研究方向：数据分析。

（上接第141页）

该雷达在相应方位上的自卫距离，则表明该点位于该雷达的探测范围内，因此该点不是合成暴露区的边界点，不进行显示；反之，若该点到其他所有雷达中心点的距离均大于相应雷达在对应方位上的自卫距离，则表明该点不在其他雷达的探测范围内，即该点属于合成暴露区的边界点，因此对该点进行描点显示。

通过上述仿真试验记录的结果数据，以及对合成探测区和合成暴露区的实时显示，可以较为直观地检验特定干扰对抗策略能否有效压制组网雷达的探测、掩护攻击编队进行突防，同时可以分析组网雷达系统在特定干扰环境下发现突防攻击编队的能力。

5　结束语

组网雷达对抗系统的效能评估是一个较为复杂的问题。本文通过组网雷达合成探测区与合成暴露区，结合计算机仿真示例，对组网雷达对抗效能评估方法进行了研究，建立了相关计算模型并实现了仿真验证。研究结果可为利用探测区和暴露区开展组网雷达对抗效能评估提供一定参考。对于利用其他评估指标开展组网雷达抗干扰效能评估的方法及模型实现，还需要进一步深入研究。

参考文献：

[1] 时晨光，王奕杰，代向荣，等.面向目标跟踪的机载组网雷达辐射参数与航迹规划联合优化算法[J].雷达学报，2022，11(5)：778-793.

[2] 陆德江，王星，陈游，等.联合多种资源协同干扰组网雷达系统的自适应调度方法[J].系统工程与电子技术，2023，45(9)：2744-2754.

[3] 时晨光，董璟，周建江.频谱共存下机载组网雷达辐射资源与航迹规划联合优化算法[J].无人系统技术，2023，6(5)：98-109.

[4] 王奕杰.基于目标跟踪的机载组网雷达辐射资源控制方法研究[D].南京：南京航空航天大学，2022.

作者简介：

谢宇宝（1979—），本科，高级工程师，研究方向：干扰与抗干扰，E-mail：xieyubao@cetc.com.cn。

李钦富（1969—），硕士，高级工程师，研究方向：信号对抗。