

## 综 述

## 机器学习在急诊医学中应用的研究进展及展望

任 珍, 李 姝, 赵静静, 马青变

作者单位: 100191 北京, 北京大学第三医院

作者简介: 任 珍(1993-), 女, 硕士, 住院医师, E-mail: 18234115832@163.com

通信作者: 马青变(1977-), 女, 博士, 主任医师, 急诊科主任, 教授, 博士生导师, E-mail: maqingbian@bjmu.edu.cn

**[摘要]** 随着信息技术及医疗数据信息化的不断发展,越来越多的临床医生认识到人工智能或将彻底改变医学实践。机器学习可对大量医疗数据进行学习,探索数据集中的依赖关系,从而形成相应的医学模型;模型可对新的数据进行快速准确预测,有利于疾病早期诊断分级、辅助制定临床决策等。急诊医学面临着医疗资源相对短缺、急危重症患者识别及快速诊治需求等现状。在大数据时代,以临床需求为导向,机器学习为手段的智慧医疗或将成为解决上述问题的关键之一。

**[关键词]** 机器学习; 急诊医学; 人工智能; 大数据

doi: 10.3969/j.issn.1002-1949.2021.03.015

**Development and prospect of the application of machine learning in emergency medicine** Ren Zhen, Li Shu, Zhao Jing-jing, Ma Qing-bian. The Third Hospital of Peking University, Beijing 100191, China

Corresponding author: Ma Qing-bian, E-mail: maqingbian@bjmu.edu.cn

**[Abstract]** With the continuous development of information technology and medical data informatization, more and more clinicians realize that artificial intelligence may completely change medical practice. Machine can learn from a large amount of medical data, explore the dependencies of the data set, and form a corresponding medical model; the model can quickly and accurately predict new data, which is conducive to early disease diagnosis and classification, and assists in making clinical decisions. Emergency medicine is facing the relative shortage of medical resources, the identification of critically ill patients and the need for prompt diagnosis and treatment. In the era of big data, smart medical care based on clinical need and machine learning may become one of the keys to solving the above problems.

**[Key words]** Machine learning; Emergency medicine; Artificial intelligence; Big data

随着信息化数据的不断发展,计算基础设施的革命以及计算能力的进步,大数据(big data)、人工智能(artificial intelligence, AI)和机器学习(machine learning, ML)取得长足进展,并在各领域广泛应用,医学领域也不例外<sup>[1]</sup>。医疗卫生系统产生了大量电子存储的数据<sup>[2]</sup>。与传统医疗数据相比,其体量更加庞大、数据类型多样,可提取更多有价值的医疗信息。特别是急诊医学领域面临着医疗资源相对短缺、医务人员诊疗水平不一、急危重症患者的快速诊治需求及科研发展缓慢等现状。大量、甚至海量的急诊医疗数据信息或可借助机器学习、人工智能相

关分析手段成为具有临床指导意义的资源。本文就机器学习的相关基础知识及其在急诊医学领域的应用进行综述,并对其在未来的发展趋势进行展望。

## 1 机器学习概述

机器学习是人工智能的核心,其本质为通过算法使机器从大量的数据中学习规律并形成相应模型,并对该模型进行验证与改进,通过确定正确的概率分布来推断最可能成功的决策,从而对新的样本做出识别及预测<sup>[3]</sup>。

**1.1 机器学习的分类及常用算法** 根据任务及反馈类型,机器学习大致分为监督学习、无监督学习和

强化学习<sup>[4]</sup>三类。见图 1。

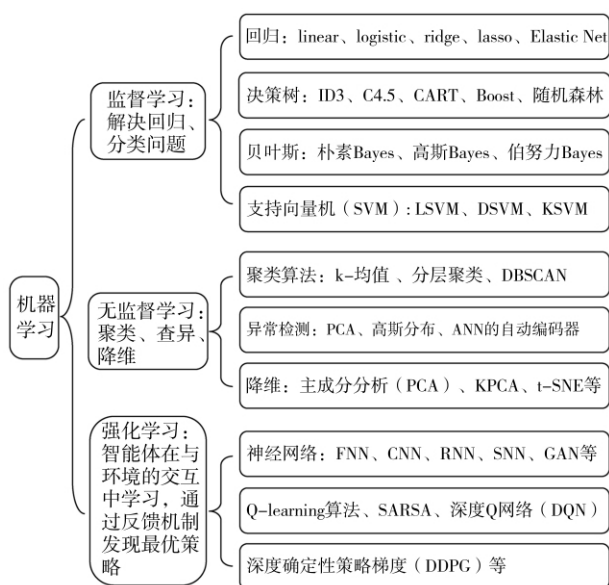


图 1 机器学习分类及常用算法

## 1.2 机器学习与传统医学统计学的关系及设计流程

机器学习和传统统计学之间并无明确的界限。例如临床上病例对照研究中常用的线性回归（linear regression）、逻辑回归（logistic regression）即属于机器学习算法之一。与传统统计学相比，机器学习具有提取及分析大量的、不同类型临床数据集的能力<sup>[5]</sup>。

与传统统计学一样，机器学习作为一种数据分析工具，需经过适当的设计才真正有效。以临床问题为导向，对医疗数据进行注释及处理，使用机器学习算法对数据关系进行探索建模，并对初步建立的模型进行修正与测试，从而形成可靠模型，解决实际临床问题<sup>[6]</sup>。见图 2。

## 2 机器学习在急诊医学领域中的应用范畴

医学在早期即被视为人工智能最有前途的应用领域之一。1954 年 Nash<sup>[7]</sup> 在柳叶刀上发表一篇描述了一种可移动的机械装备，用于识别不同症状、体征与疾病诊断之间的关系，作为物理辅助手段来思考和解决医学中的疾病分类问题。该研究首次提出机器在辅助医学诊断中的作用。从那时起，医学及信息学家就不断尝试开发一种新的机器学习模型，以支持医学诊断、决策和预测预后<sup>[8]</sup>。

目前，机器学习在医学中的应用涉及基础、转化及临床研究的多个方面。尤其是深度学习在执行图像分类任务中表现出色，如糖尿病视网膜病变识别<sup>[9]</sup>。机器学习在急诊医学领域的应用涵盖上述

常规研究与急诊特色研究两部分。见表 1。

表 1 机器学习在医学中的应用方向

基础生物医学研究	转化研究	临床研究
数据收集和实验	生物标志物或药物研发	早期诊断预测
遗传分析	遗传注释	疾病风险分层评估
靶点预测	毒性预测	预后预测等

**2.1 机器学习在急诊医学中的常规应用方向** 对于急诊医学而言，机器学习可作为一项有效的工具辅助疾病诊断预测、协助制定临床决策、改进工作流程等<sup>[6]</sup>。其常规应用涉及常见急症的早期诊断预测、疾病危险分层、辅助诊疗决策制定及预后预测等方面。机器学习在急诊医学领域的常规应用实例见表 2。

**2.1.1 早期诊断预测** 急诊科就诊人数多，同病异症、异病同症现象突出，医疗资源及诊疗水平不一。早期准确识别诊断急症以及需要医疗干预的急病是急诊科的重要工作之一。机器学习算法可用于早期识别、辅助诊断预测急诊科常见急症，提高工作效率，减少漏诊率及医疗资源浪费。如利用决策树及 Logistic 回归模型协助早期识别胸痛就诊人群中的急性心肌梗死（AMI）患者<sup>[10]</sup>；使用人工神经网络及 Logistic 回归等构建急诊急性冠脉综合征（ACS）预测模型<sup>[11]</sup>；利用循环神经网络（RNN）、随机森林、Logistic 回归等预测院内心脏骤停<sup>[12]</sup>；利用极限学习机（ELM）、支持向量机（SVM）诊断百草枯中毒<sup>[13]</sup>；利用弹性网络回归等机器学习算法构建 ICU 脓毒症诊断预测模型（In Sight）<sup>[14]</sup>及住院患者脓毒症诊断预测模型<sup>[15]</sup>。

**2.1.2 疾病危险分层** 急诊科急危重症救治工作繁重，危重患者比例持续攀升。通过疾病危险分层，早期识别干预急诊危重症患者的临床意义重大。如临床上对于未成年人头部外伤后 CT 检查的决策具有一定争议。过度检查可对患儿造成不必要的辐射危害，产生急诊医疗资源浪费，但外伤后患儿实质性颅脑损伤（TBI）的漏诊危害巨大，或将造成患者死亡。因而，利用病史、临床表现及体格检查等数据资料对外伤后患儿进行危险分层具有重要临床意义。2009 年 Kuppermann 等<sup>[16]</sup>发表的一项多中心、前瞻性队列研究，使用决策树（CART）构建一种 TBI 预测模型，用于识别钝性头部外伤儿童中 TBI 疾病风险较低者，避免对此类患者进行头颅 CT 检查。此外，利用机器学习建立疾病临床表型，可协助临床医师进行相应诊疗决策制定。近期，Seymour 等<sup>[17]</sup>利用多种机器学习方法对脓毒症进行了临床表型的推导及验证，并对其潜在临床意义进行探讨。

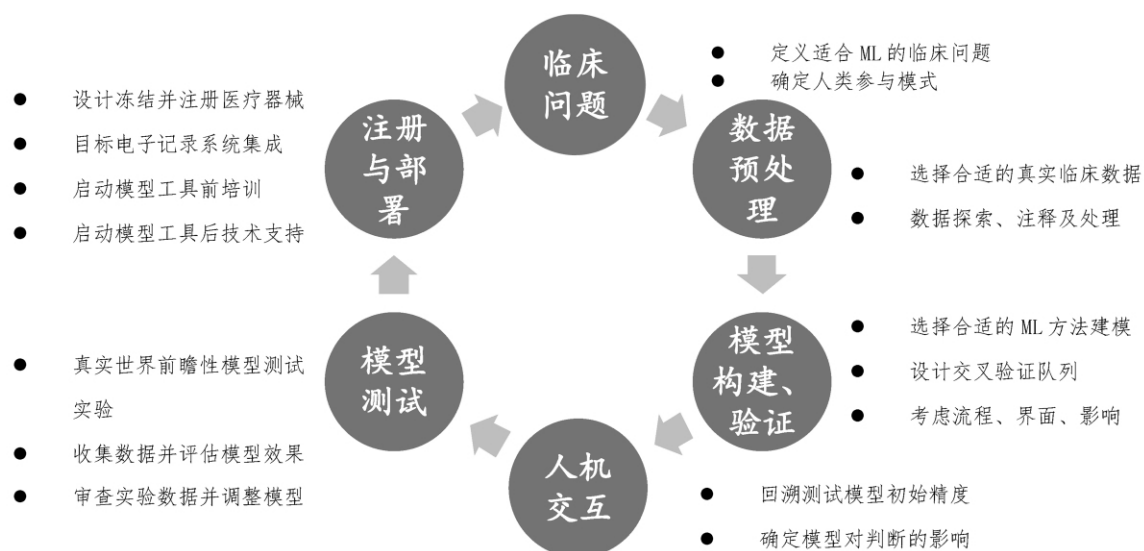


图2 机器学习在医学中应用的基本流程

表2 机器学习在急诊医学领域的常规应用实例

输入数据/特征	输出数据/标签	方法	目的
<b>疾病诊断预测</b>			
临床数据(含心电图)及化验检查	AMI	决策树(C4.5)、Logistic 回归	构建心肌梗死诊断模型 <sup>[10]</sup>
临床数据(含心电图)及化验检查	ACS	ANN、Logistic 回归	构建急诊 ACS 预测模型 <sup>[11]</sup>
时间序列 SBP、HR、RR、T	心脏骤停	RNN、随机森林、Logistic 回归	构建院内心脏骤停预测模型 <sup>[12]</sup>
血样气相色谱-质谱数据	百草枯中毒	ELM、SVM	构建百草枯中毒诊断模型 <sup>[13]</sup>
MIMIC-III 数据库患者临床数据及化验检查,如: GCS 等	脓毒症 Sepsis-3	弹性网络回归	构建 ICU 脓毒症诊断预测模型(In Sight) <sup>[14]</sup>
1 个推导数据集与 4 个测试数据集中的临床数据	住院病死率及 ICU 住院时间	多元 Logistic 回归及贝叶斯信息准则	构建、比较、验证住院脓毒症预测模型(qSOFA) <sup>[15]</sup>
<b>疾病严重程度分层</b>			
病史、症状、体征等临床数据	临床重要脑损伤	决策树(CART)	识别头部外伤后临床重要脑损伤极低风险儿童 <sup>[16]</sup>
推导验证数据集中符合 Sepsis-3 成年患者的电子医疗数据、社区获得性肺炎的临床数据及生物标记物数据、Eritoran、活化蛋白 C 及基于协议的早期脓毒症护理的三项 RCT 试验	28 d 死亡、60 d 院内死亡、1 年死亡、住 ICU 情况、血管活性药物使用天数、住院期间机械通气天数	基于链式方程的多重假设、k-均值聚类分析、潜在类分析(latent class analysis)、贝叶斯信息准则、 $\chi^2$ 检验、对数秩检验、Monte Carlo 模拟、Logistic 回归	构建、验证、模拟脓毒症表型,评估潜在治疗意义 <sup>[17]</sup>
<b>疾病预后预测</b>			
院前变量及院内数据	1 年内生存	随机森林	预测院外心脏骤停患者预后 <sup>[18]</sup>
CT 图像数据	溶栓后脑出血	SVM	预测患者溶栓后脑出血风险预后 <sup>[19]</sup>

注: AMI 为急性心肌梗死; ACS 为急性冠脉综合征; RNN 为循环神经网络; ELM 为极限学习机; SVM 为支持向量机; SBP 为收缩压; HR 为心率; RR 为呼吸频率; T 为体温; GCS 为格拉斯哥昏迷评分; RCT 为随机对照试验; qSOFA 为快速序贯衰竭评分

**2.1.3 疾病预后预测** 患者的疾病预后预测是一个重要临床问题。机器学习在急诊科常见疾病的预后预测方面应用广泛。如利用随机森林算法预测院外心脏骤停患者 1 年内预后<sup>[18]</sup>; 使用支持向量机(SVM)分析缺血性脑卒中患者头部 CT,进而预测患者溶栓后脑出血风险预后等<sup>[19]</sup>。

## 2.2 机器学习在急诊科领域中的特殊应用方向

除常规应用之外,其特殊应用方向涉及院前急

救、预检分诊、灾难医学、流感预测及传染病监测预警等相关课题。

**2.2.1 院前急救** 院前急救作为急救医疗系统中重要组成部分,对于抢救急危重症、改善患者预后、促进生命健康恢复有着重要意义。越来越多研究人员意识到,利用大数据,借助机器学习等智能化工具进行院前急救需求预测、优化指挥调度,对实现院前急救、院内急诊一体化、智能化发展具有重要意义。

Chen 等<sup>[20]</sup>将机器学习算法(包括支持向量回归、正弦回归、人工神经网络等)与地理信息系统(GIS)相结合,预测院前急救医疗需求并实现其可视化。有研究<sup>[23]</sup>显示,将脑卒中患者院前临床表现与卒中急救地图、交通情况等相结合,使用人工智能技术构建脑卒中智能预警系统,可优化院前院内衔接流程,缩短救治时间,提高救治效率。

2.2.2 预检分诊 急诊科作为医院的窗口科室,患者数量多、病情程度不一,医疗资源相对有限。目前,有研究<sup>[24]</sup>证实,利用机器学习手段可在短时间内准确分诊,可实现急诊医疗资源优化利用、缩短候诊时间、提高工作效率。Levin 等<sup>[25]</sup>对 172 726 例急诊就诊患者进行回顾性分析,利用随机森林等机器学习算法构建电子分诊系统(E-triage),可较传统急诊严重程度评分更为快速、准确的识别 3 级患者。Kang 等<sup>[26]</sup>借助韩国国家急诊信息系统(Korean national emergency department information system, NEDIS),利用前馈神经网络、正则化等人工智能技术,分析研究符合标准的 8 981 181 例急诊患者的数据,建立急诊重症患者预检分诊算法,并将该算法与急诊严重程度指数(emergency severity index, ESI)、修正预警评分(modified early warning score, MEWS)及国家早期预警评分(national early warning score, NEWS)等进行比较,结果显示,人工智能算法优于目前临床常用的预检分诊算法。

2.2.3 灾难医学 国家十四五规划全面推进健康中国建设目标,明确提出“完善突发公共卫生事件检测预警处置机制,健全医疗救治、科技支撑、物资保障体系”<sup>[21]</sup>。将大数据、机器学习与灾难医疗救援相结合,对于进一步完善大规模伤亡事件医疗预警机制、健全医疗救治等保障体系、构建灾难医学智能化决策系统具有重要意义。Toltzis 等<sup>[22]</sup>通过使用机器学习算法对美国 150 个儿科 ICU 的 1500 多条数据进行分析,从而得出相应预测模型,用于识别灾难造成的大规模伤亡患者中需要短期收住重症监护室的患儿。美国霍普金斯大学急诊医学系所创建的紧急事件准备和相应办公室(CEPAR)研发的灾难规划应用可实现对灾难场景的建模、协助医院为灾后患者的意外增加做准备。此外,Franc 等<sup>[27]</sup>利用计算机模拟技术、图形过程控制等工具,推导出灾难发生后医院应对患者激增(Surge)的能力量化指标及优化方式,有助于提高医院灾难应急管理能力。

### 3 小结与展望

由于急诊科的成立相对较晚,医学研究的深度

远远落后于其他专业学科。快速识别患者人群,对急诊患者进行风险分层、相关预测及科学诊疗是急诊医师的重要研究课题。利用机器学习对大量有效的电子数据进行分析,或将解决上述问题。

尽管人工智能逐渐受到临床医生的广泛重视,但局限于数据质量不一、数据提取处理方法落后及无统一数据平台等瓶颈,医疗行业的智能化进程推进缓慢。近年来,随着“医工信”多学科协同发展的推进,医疗行业有望因数字化信息的激增、机器学习等数据分析手段的进步、数据平台建设的完善而转型,从而改善医疗质量并优化资源配置<sup>[28]</sup>。未来,大数据与机器学习相结合将成为急诊医学新的研究方向。

### 参考文献

- [1] Beam AL, Kohane IS. Big Data and Machine Learning in Health Care [J]. JAMA, 2018, 319(13): 1317–1318.
- [2] Vigilante K, Escaravage S, McConnell M. Big Data and the Intelligence Community – Lessons for Health Care [J]. N Engl J Med, 2019, 380(20): 1888–1890.
- [3] Ngiam KY, Khor IW. Big data and machine learning algorithms for health – care delivery [J]. Lancet Oncol, 2019, 20(5): e262–e273.
- [4] Deo RC. Machine Learning in Medicine [J]. Circulation, 2015, 132(20): 1920–1930.
- [5] Kantarjian H, Yu PP. Artificial Intelligence, Big Data, and Cancer [J]. JAMA, 2015, 1(5): 573–574.
- [6] Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine Learning in Medicine [J]. N Engl J Med, 2019, 380(14): 1347–1358.
- [7] Nash FA. Differential diagnosis, an apparatus to assist the logical faculties [J]. Lancet, 1954, 266(6817): 874–875.
- [8] Miller RA. Medical diagnostic decision support systems – past, present, and future: a threaded bibliography and brief commentary [J]. J Am Med Inform Assoc, 1994, 1(1): 8–27.
- [9] Ting DSW, Cheung CY, Lim G, et al. Development and Validation of a Deep Learning System for Diabetic Retinopathy and Related Eye Diseases Using Retinal Images from Multiethnic Populations with Diabetes [J]. JAMA, 2017, 318(22): 2211–2223.
- [10] Tsien CL, Fraser HS, Long WJ, et al. Using classification tree and logistic regression methods to diagnose myocardial infarction [J]. Stud Health Technol Inform, 1998, 52(Pt 1): 493–497.
- [11] Green M, Björk J, Forberg J, et al. Comparison between neural networks and multiple logistic regression to predict acute coronary syndrome in the emergency room [J]. Artif Intell Med, 2006, 38(3): 305–318.
- [12] Kwon JM, Lee Y, Lee Y, et al. An Algorithm Based on Deep Learning for Predicting In – Hospital Cardiac Arrest [J]. J Am Heart Assoc, 2018, 7(13): e008 678.
- [13] Hu L, Hong G, Ma J, et al. An efficient machine learning approach for diagnosis of paraquat – poisoned patients [J]. Comput Biol Med, 2015, 59: 116–124.

## 综 述

## 中性粒细胞/淋巴细胞比值与急性冠脉综合征相关性的研究进展

张楠, 陆莹

作者单位: 150081 黑龙江 哈尔滨, 哈尔滨医科大学附属第二医院急诊科

作者简介: 张楠(1994-), 女, 硕士研究生, E-mail: 347036925@qq.com

通信作者: 陆莹(1971-), 女, 博士, 硕士生导师, 副主任医师, E-mail: lyholly@163.com

**【摘要】** 炎症反应在心血管疾病的发病机制中发挥着重要作用。近年来, 中性粒细胞/淋巴细胞比值(NLR)作为一种新型的炎症标志物引起广泛关注。大量研究表明, NLR对急性冠脉综合征(ACS)的发生、发展及预后的预测具有重要临床价值。本文将系统总结近年来NLR在ACS中的研究进展。

**【关键词】** 炎症; 心血管疾病; 中性粒细胞/淋巴细胞比值(NLR); 急性冠脉综合征(ACS)

doi: 10.3969/j.issn.1002-1949.2021.03.016

- [14] Desautels T, Calvert J, Hoffman J, et al. Prediction of Sepsis in the Intensive Care Unit with Minimal Electronic Health Record Data: A Machine Learning Approach [J]. JMIR Med Inform, 2016, 4(3): e28.
- [15] Seymour CW, Liu VX, Iwashyna TJ, et al. Assessment of Clinical Criteria for Sepsis: For the Third International Consensus Definitions for Sepsis and Septic Shock (Sepsis-3) [J]. JAMA, 2016, 315(8): 762-774.
- [16] Kuppermann N, Holmes JF, Dayan PS, et al. Identification of children at very low risk of clinically important brain injuries after head trauma: a prospective cohort study [J]. Lancet, 2009, 374(9696): 1160-1170.
- [17] Seymour CW, Kennedy JN, Wang S, et al. Derivation, Validation, and Potential Treatment Implications of Novel Clinical Phenotypes for Sepsis [J]. JAMA, 2019, 321(20): 2003-2017.
- [18] Seki T, Tamura T, Suzuki M, et al. Outcome prediction of out-of-hospital cardiac arrest with presumed cardiac aetiology using an advanced machine learning technique [J]. Resuscitation, 2019, 141: 128-135.
- [19] Bentley P, Ganesalingam J, Carlton Jones AL, et al. Prediction of stroke thrombolysis outcome using CT brain machine learning [J]. Neuroimage Clin, 2014, 4: 635-640.
- [20] Chen AY, Lu TY, Ma MH, et al. Demand Forecast Using Data Analytics for the Preallocation of Ambulances [J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2016, 20(4): 1178-1187.
- [21] 中共中央关于制定国民经济和社会发展第十三个五年规划的建议[N]. 人民日报, 2015-11-04(001).
- [22] Toltzis P, Soto-Campos G, Shelton C, et al. Evidence-Based Pediatric Outcome Predictors to Guide the Allocation of Critical Care Resources in a Mass Casualty Event [J]. Pediatr Crit Care Med, 2015, 16(7): e207-e216.
- [23] 张洪剑, 刘团结, 王文安, 等. 智能预警系统在脑卒中患者院前院内衔接中的应用[J]. 第二军医大学学报, 2018, 39(9): 970-976.
- [24] Goto T, Camargo CA Jr, Faridi MK, et al. Machine Learning-Based Prediction of Clinical Outcomes for Children During Emergency Department Triage [J]. JAMA Netw Open, 2019, 2(1): e186937.
- [25] Levin S, Toerper M, Hamrock E, et al. Machine-Learning-Based Electronic Triage More Accurately Differentiates Patients with Respect to Clinical Outcomes Compared with the Emergency Severity Index [J]. Ann Emerg Med, 2018, 71(5): 565-574.
- [26] Kang DY, Cho KJ, Kwon O, et al. Artificial intelligence algorithm to predict the need for critical care in prehospital emergency medical services [J]. Scand J Trauma Resusc Emerg Med, 2020, 28(1): 17.
- [27] Franc JM, Ingrassia PL, Verde M, et al. A Simple Graphical Method for Quantification of Disaster Management Surge Capacity Using Computer Simulation and Process-control Tools [J]. Prehosp Disaster Med, 2015, 30(1): 9-15.
- [28] Schneeweiss S. Learning from big health care data [J]. N Engl J Med, 2014, 370(23): 2161-2163.

[收稿日期: 2020-12-26] [本文编辑: 王铁英]