

- 一大硕果——纪念中共中央国务院《关于深化教育改革全面推进素质教育的决定》颁布十周年[J].思维科学通讯,2011,35(2):26-30.
- [10] 中华人民共和国教育部.国家中长期教育改革和发展规划纲要(2010—2020年)—中华人民共和国教育部政府门户网站[EB/OL].(2020-05-10)[2020-05-11].http://www.moe.gov.cn/srcsite/A01/s7048/201007/t20100729_171904.html.
- [11] 中华人民共和国教育部.教育部关于印发《教育信息化“十三五”规划》的通知-中华人民共和国教育部政府门户网站[EB/OL].(2020-05-11)[2020-05-11].http://www.moe.gov.cn/srcsite/A16/s3342/201606/t20160622_269367.html.

管理·教学

人工智能在检验医学中的应用及展望

胡月明¹,李宾^{1,2},高光强^{1,2},潘静^{1,2},姜晓峰^{1,2△}

1. 哈尔滨医科大学附属第四医院检验科,黑龙江哈尔滨 150001;
2. 黑龙江龙卫精准医学检验中心,黑龙江哈尔滨 150028

摘要:人工智能正在影响着检验医学实验室的日常,从检验标本的采集、传输、检测到检验结果自动审核及综合评估,人工智能技术已经开始渗入到检验医学过程的多个环节,基于智能接口技术的人工智能将加速医学实验室的自动化和标准化建设,以检验大数据和深度学习算法相结合的人工智能技术也将有助于在已有的检验大数据中发现新知识、开发新模型、优化新标准,最终辅助在医患之间建立最佳的诊疗决策。该文对人工智能技术在检验医学领域的最新应用进行阐述,并对人工智能在未来检验医学领域的部分应用场景进行初步探讨。

关键词:检验医学; 人工智能; 深度学习; 智能审核; 专家系统

DOI:10.3969/j.issn.1673-4130.2021.06.028

文章编号:1673-4130(2021)06-0753-06

- [12] 沈烂.“互联网+教育”背景下智慧课堂教学模式建构[J].中国成人教育,2019,28(13):59-61.
- [13] 王治,洪莉,李素廷,等.基于微信平台的纵向整合医学教育在妇产科实习教学中的应用[J].安徽医药,2020,24(3):630-633.
- [14] 杜文胜,朱杰华,陈莉,等.检验医学生科研创新思维培养的实践与评价[J].卫生职业教育,2019,37(7):59-61.
- [15] 袁慧,柳叶.基于移动学习的大学课堂混合式教学模式研究——以超星学习通应用为例[J].林区教学,2020,36(3):18-20.

(收稿日期:2020-08-11 修回日期:2020-11-29)

在医学领域,检验医学被定义为“在医学实验室或在护理现场对患者的组织、体液或其他成分进行检验的医学学科”,旨在通过量化生物标本中多种待测物质的浓度、组成及结构等信息,以生成定性、半定量或定量的结果,从而辅助医护与患者之间产生诊断和治疗决策。2018年4月,国务院发布了关于促进“互联网+医疗健康”发展的指导意见,其中包括推进“互联网+人工智能”的应用服务。目前,人工智能技术已经开始应用于检验医学领域并呈现出迅猛发展的趋势,如:自动化标本采集、自动化流水线、自动化审核、专家系统、移动终端、微流控、云计算、云存储及在未来直接面向消费者的检验模式中的应用等^[1-2]。随着新型的信息技术和智能技术的不断突破,人工智能技术已经开始成为辅助检验医学实验室挖掘新知识、提出新方法和建立新标准的有力工具,通过优化

实验室流程,最终促使医患之间建立最佳的诊疗决策。

检验医学中的人工智能是指在实验室的设计、建设和运行中,融合传感器、大数据等技术和互联网、物联网等平台,让计算机系统通过算法模拟人的决策的思维过程和行为,并以人类语言的形式给出答案,最终以智能互动的方式满足实验室-医护-患者之间的医疗健康需求。K-近邻、决策树、朴素贝叶斯、人工神经网络(ANN)、解卷积神经网络、遗传算法等是几种典型的用于人工智能开发的机器学习算法,经过专家经验和有类别标签数据集训练后的模型不仅具有对检验项目的鉴别能力,同时还可以自主学习并调整模型的变量及参数,不断提高智能化系统的鉴别性能。目前,智能检测、专家决策、大数据智能科研、智能接口、智能管理等是人工智能在检验医学领域的 5 个重要

△ 通信作者,E-mail:jiangxiaofeng12359@163.com。

本文引用格式:胡月明,李宾,高光强,等.人工智能在检验医学中的应用及展望[J].国际检验医学杂志,2021,42(6):753-758.

发展方向。

1 智能检测在检验领域的应用

基于图形和图谱的智能检验是检验医学实验室常用的检测手段,实现了对检验标本中多种有形颗粒成分形态学的定性和定量分析,减少了人工操作、经验等主观因素对检验结果造成的影响。

1.1 基于图形的智能检验 早在 20 世纪 80 年代,基于图形的尿液有形成分分析系统就已经开始应用于临床实验室检测,目前实验室常见的基于图形的分析系统还包括对血细胞、骨髓细胞、粪便、精液、阴道分泌物等有形成分进行检测,随着数字成像技术和分析技术的不断革新,该类分析系统近些年在细胞病理图像分析及染色体核型分析等领域也得到了广泛的应用^[2]。尽管不同检测目的仪器对待测样品的取样、接种、稀释、分离纯化、培养、涂片、染色等制备过程存在明显的差别,但最终都以深度学习模型为依托,遵照数字扫描成像、形态学特征提取、数据计算的流程生成定量和定性的检验结果。基于光流体时间拉伸原理的成像技术是一种新型的高通量流式细胞成像技术^[3],该技术一次能够在亚微米水平获取不少于 10 000 个血细胞的形态学图像,能够快速有效提取细胞水平及内部分子水平异质性特征,并基于压缩感知和神经网络的算法对高通量数据进行智能分析,可见该技术在检验医学领域具有潜在的应用价值。

1.2 基于图谱的智能检验 基质辅助激光解吸飞行时间质谱(MALDI-TOF MS)是基于图谱分析技术的非靶向组学研究的典型代表,该方法具有较高的灵敏度和特异度,可以对核酸、蛋白质及有机物进行快速分析鉴定,被广泛应用于临床微生物实验室对细菌、真菌的鉴定工作^[4],另外在菌种的分型、耐药性检测等方面也有广泛的应用^[5]。MALDI-TOF MS 对样品纯度要求不高,可以直接使用临床标本、或经过分离培养挑选单菌落进行质谱检测,通过检测的质量图谱与微生物指纹图谱数据库中的参考图谱进行比对,从而鉴定细菌的菌属、种或亚种的水平,大大缩短了临床微生物的鉴定时间,提高了鉴定水平,尤其适用于出现菌血症、败血症等重症感染的情况。因此,开发具有广泛鉴别能力的数据库对微生物的鉴定至关重要,目前,我国已经开始致力于开发蛋白质指纹图谱数据库并建立了首个全球微生物质谱云中心^[2]。

开发深度学习的算法模型在微生物鉴定方面具有广阔的应用空间,特别是在检测分辨率不够的情况下。LING 等^[6]利用 MALDI-TOF MS 鉴定的 27 个特征峰和人工神经网络模型结合可以从志贺菌中快速鉴别出大肠杆菌。CHUNG 等^[7]基于机器学习的模型和 MALDI-TOF MS 能够快速鉴定多种类型的溶血性链球菌,有效解决了多位点测序等菌株分型方

法中存在的成本高、耗时长的问题。另一方面,以质谱为基础的蛋白质组学是一个不断发展的领域,其技术和方法都在不断改进,通过智能化和大数据技术对蛋白质组学数据进行有序的存储和二次挖掘是未来检验的重要工作之一,如癌症蛋白质组学可以依靠定量蛋白质组的峰度信息,将高维数据转化为具有临床意义的生物学发现,实现对癌症患者的早期诊断、患者分层和生物标志物发现^[8]。最近,STEFKA 等^[9]开发了 Perseus 蛋白质组学数据分析系统,该系统采用友好、交互式的操作界面,可以针对蛋白质定量、相互作用和翻译后修饰等数据进行统计分析,机器学习模块支持对需要诊断和判断预后的人群进行分组,同时该系统具有较好的扩展性,用户可以自己编写程序来扩展软件并通过插件进行功能共享。

2 专家决策系统

2.1 自动化审核与智能审核 对检验结果的审核是最后一项保证检验结果质量的检查程序,基于实验室检验仪器的状态、质量控制状态、血清指数、极值、临界值、delta check 及患者相关信息等建立的自动化审核系统在检验医学实验室具有广阔的应用空间。自 1967 年 LINDBERG^[10]第一次描述使用计算机辅助实验室验证检测结果以来,自动化审核已经经历了 50 多年的发展历程。作为一种更加系统化和标准化的错误识别方法,自动化审核程序最大限度地减少了由于检验技师经验不足、压力、环境等因素而导致的错误审核,既缩短了标本的周转时间,又提高了医患满意度和实验室的标本检测容量。

2.1.1 自动化审核的应用现状 目前,自动化审核系统在临床生化^[11]、免疫^[12]、血液^[13]、尿液^[14]、凝血^[15]等多个方面已经得到了广泛的应用,视审核项目和模型而定,审核的总体通过率为 50%~90%。针对特殊人群建立独立的自动化审核系统更具指导价值,肿瘤人群就是其中的一个典型代表。肿瘤患者常常伴随着复杂的生理病理性变化,同时在住院期间可能还需要经历不同程度的放疗和化疗,因此,基于肿瘤人群建立独立的自动化审核系统可能具有重要价值。最近,国家癌症研究中心的 YAN 等^[16]针对癌症患者建立了肿瘤患者生化指标的自动审核系统,总体审核通过率大约为 50%,在不同的肿瘤类型人群中,总体审核通过率存在明显的差别。

2.1.2 自动化审核的算法模型 自动化审核的算法模型主要是基于布尔逻辑和审核规则来支持复杂的审核决策^[17],该算法模型的模式识别能力不足,对复杂事物的判断能力较弱。DEMIRCI 等^[18]开发了基于 ANN 的自动化审核算法,建立了实验室生化项目的自动化审核模型,ANN 算法采用优化高度非线性的总损失函数对标本进行分类,从而可以模拟高度复

杂和非线性的决策边界,结果显示,该模型的灵敏度为 91%,特异度为 100%, K 值为 0.95。当需要对专家的决定进行重新评估时,在多数情况下专家需要对结果进行修改,以提高人与模型自动生成的报告之间的一致性,因此,ANN 模型特别适合处理临床环境下针对疑难问题的决策,该模型的缺点在于并未将质量控制等数据纳入模型,模型仅对已经通过专家验证的数据进行分析,未来的自动化审核模型可能会采用布尔模型与深度学习模型相结合的模式。

2.1.3 自动化审核的发展趋势 智能化审核是自动化审核的未来发展方向,是自动化审核与专家决策系统的相互融合,智能化审核的难点在于患者状况千差万别,不仅需要系统依据检验项目的参考区间进行逻辑判断,更需要密切结合患者的临床信息以大数据为依托对检验指标进行综合判断,并对检验结果添加适当的解释性内容,如预警提示、危急值提醒、治疗意见、后续待检查项目建议等,实现对检验个体的智能化审核,需要特别指出的是,在危急值提醒项目中,对于特定的检测指标,针对不同的科室、病种及不同年龄组人群等,需要基于检验大数据界定不同的危急值范围,并对临床患者的检测报告给出合理的报告解读。在不久的将来,检验医学实验室的结果报告或许将从简单的结果报告转变为提供“检验结果+预警+建议”的注释模式。值得注意的是,只有真正通过大数据训练的模型才有可能实现智能化和个体化的判断;另外,模型在应用过程中可能还需要针对自身实验室数据对模型进行适当的参数及变量调整,以免数据模型对检验结果产生有偏差的解释性内容。

2.2 基于大数据的专家决策系统 呈现实验室结果的诊疗价值是检验医学实验室专家系统的重要内容。在检验前阶段,专家系统可以根据会诊期间提供的临床信息,指导临床医生进行适当的实验室项目选择,减少检验前因项目选择不适当而对患者的后续诊疗造成的影响。在检验后阶段,专家系统可以分析实验室的检测结果,包括对患者病情诊断、风险分层、治疗方案、效果及预后等多个方面的决策。

2.2.1 基于常规检验指标的专家决策系统 当疾病仍处于早期,特别是无症状阶段和恶化早期,建立早诊及预警模型是人工智能应用于检验医学领域的重要价值体现。据统计显示,大约 11% 的医院内死亡是由于未能及时发现病情恶化并采取相应的治疗所导致^[19]。急性肾损伤(AKI)是严重威胁患者生命健康的急症,目前临床实验室针对 AKI 诊断主要依赖于血清肌酐(SCr)、胱抑素 C(CystC)、微球蛋白、中性粒细胞明胶酶相关脂质运载蛋白(NGAL)等指标的变化,并以此作为 AKI 的标志,但是这些指标的升高明显滞后于肾损伤事件的发生^[20]。TOMAŠEV 等^[19]

应用递归神经网络算法和 703 782 例成年患者的实验室指标和多项电子病历记录建立了 AKI 的风险预警模型,模型的训练过程将患者分为训练组(80%)、验证组(10%)、校准组(5%)和测试组(5%),该模型对患者是否在 48 h 内发生 AKI 事件进行预测,结果显示,模型可以对 55.8% 的 AKI 事件和 90.2% 的后续需要进行透析治疗的 AKI 事件进行有效预测。甲状腺切除术是原发性甲状腺功能亢进的唯一治疗方法,但目前只有大约 50% 的原发性甲状腺功能亢进症患者进行了手术治疗,临床对部分原发性甲状腺功能亢进症患者诊断缺乏灵敏的实验室诊断指标,SOMNAY 等^[21] 在 11 830 例患者的标本中,将术前血清钙、磷酸盐、甲状旁腺激素、维生素 D 和肌酐水平作为原发性甲状腺功能亢进症的潜在预测指标,应用贝叶斯网络模型对人群进行分析,结果显示,机器模型可以对 95% 的原发性甲状腺功能亢进症患者进行正确分类,曲线下面积高达 0.99。另外,基于实验室大数据的早诊模型在类风湿关节炎^[22]、2 型糖尿病^[23]、心血管疾病^[24] 等复杂疾病的早期诊断及个体化用药指导^[25] 领域具有广泛的研究基础。

2.2.2 基于组学检验指标的专家决策系统 随着组学检测技术的日益成熟,对组学数据的检测在分子诊断领域得到了广泛的应用^[26]。以肿瘤为例,肿瘤的原发器官和组织病理学特征是患者后续临床特征的主要决定因素,但是在 3% 左右的发生转移的癌症患者中没有明显的原发灶特征,包括免疫组织化学特征。基于 ICGC/TCGA 数据库中 2 606 例患者 24 种瘤型的 passenger 突变信息,JIAO 等^[27] 构建了基于深度学习的分类器模型,该模型对转移癌的原发灶具有较好的鉴别性能,平均曲线下面积为 0.91,对没有明显原发信息的转移癌标本分类的准确性是病理学专家的 2 倍左右,值得注意的是,passenger 突变的区域分布和突变类型足以高精度地区分肿瘤类型,而 driver 突变对分类器却没有贡献,添加 driver 突变信息并没有增加分类器的鉴别性能。

另外,人工智能在感染预防和控制方面具有巨大的潜力^[28]。新型冠状病毒肺炎(COVID-19)是一种新型传染性疾病,基于专家对 COVID-19 的临床经验,发现重症 COVID-19 患者抢救难度非常大,患者不仅出现呼吸衰竭,且易患心力衰竭^[29-30]。目前,在全球爆发、医疗专家严重不足的情况下,建立新型冠状病毒专家决策模型具有重要的临床指导价值,可为患者的风险分层和早期干预提供指导性建议。

3 大数据智能科研平台

有序且有效的数据存储状态是人工智能的基础。目前,检验医学领域尚未对数据库中的检测指标进行充分地挖掘和二次利用,其中一个原因在于多数检验

数据的存储还处于无效的状态,数据库中存储的每一条检验数据尚未指定完善的类别标签,如既往史、治疗前指标、治疗后指标、确切的临床诊断、治疗方式及效果、量化情况等,多数对特定数据的整理过程尚处于人工逐条查阅整理的状态。应用人工智能技术对数据进行有效的管理是增强实验室创新能力的一种核心手段,其次可按照指定的类别标签构建知识图谱了解疾病生理、病理特征,随着数据量的增加直至图谱中的变量和占比不再出现明显的改变。基于大数据的科研平台被视为应用机器学习算法对数据库进行新知识发现的过程,是实验室发现新知识、提高诊断性能、优化检测指标的重要措施。

3.1 发现新知识、提高诊断性能 在一项涉及 757 例患者的研究中,NELSON 等^[31]应用 Logistic 回归和支持向量机模型,发现肌酐是颅外伤的预测指标,联合检测葡萄糖、清蛋白和渗透压水平对颅外伤具有较好的诊断价值。张硕桐等^[32]借助电子病历挖掘系统获取人口学资料、肿瘤标志物、血细胞分析、性激素等 6 类共计 28 项实验室检测指标,通过神经网络和遗传算法建立的联合诊断模型可以对不同病程分期的卵巢癌进行准确诊断,提升了卵巢癌的综合诊断效能。AMBALE-VENKATESH 等^[24]基于大数据对心脑血管疾病的研究显示,空腹血糖水平和颈动脉超声检查是预测脑卒中的重要指标,冠状动脉钙化评分是冠状动脉粥样硬化性心脏病及所有动脉粥样硬化性心血管疾病合并预后的最重要预测因子,左心室结构和功能及心肌肌钙蛋白是心力衰竭的主要预测因子,肌酐、年龄和踝肱指数是房颤的主要预测因子,肿瘤坏死因子- α (TNF- α)、白细胞介素(IL)-2、可溶性受体及 N 末端脑钠肽前体是所有心血管疾病人群的重要风险因子。

3.2 优化联合诊断指标 基于大数据的科研平台是优化联合诊断指标的重要途径,其可在不降低检测效能的前提下有效增加检验结果的诊断价值。肝功能检测是生化系列的常规检测项目,包括 γ -谷氨酰转移酶(GGT)、碱性磷酸酶(ALP)、丙氨酸氨基转移酶(ALT)、天门冬氨酸氨基转移酶、乳酸脱氢酶、血清清蛋白、总胆红素。LIDBURY 等^[33]发现,使用 ALP 和 ALT 这 2 项指标可以准确预测 GGT 水平,类别准确率达 90% 以上。YUAN 等^[34]应用支持向量机和人工神经网络模型对多项检验结果进行回顾性分析发现,应用看似不相关的检测结果能够有效预测患者铁蛋白的异常状态,曲线下面积高达 0.97,在很多情况下,预测的铁蛋白结果较测量的铁蛋白能更好地反映铁的状态。SOMNAY 等^[21]基于血清钙、磷酸盐、甲状旁腺激素、维生素 D 和肌酐水平的深度学习模型表明,即使从模型中删除甲状旁激素,也没有降低模型

对甲状腺功能亢进症诊断的准确性。因此,通过基于大数据的信息挖掘可以对检查项目进行筛选,优化检验项目组合,在不降低诊断性能的前提下,既节约了医疗资源,又减轻了患者的经济负担。

4 智能接口在检验过程的应用

智能接口是为了建立和谐的人机交互环境,使患者、医生与计算机之间的信息交互能够像人与人之间的交流一样自然、方便,从而提高用户对信息系统的应用水平。在检验过程中,检验前过程是整个过程的重要环节,是整个检验过程中的最大错误来源,智能接口技术在检验前过程中的应用能够加速医学实验室的自动化和标准化建设,最大限度消除检验前过程中的错误来源。目前,涉及的研究方向主要包括标本采集系统、自动化传输系统、无人机送检和自动化前处理流水线系统。

4.1 智能化标本采集系统 采血机器人是标本采集系统的典型代表,这项技术将人工经验采血模拟为精准可视化自动采血,理论上单次成功率能达到 99% 以上^[2]。然而,单一的采血功能还不符合检验前过程智能化发展的需求,智能化检验前标本采集平台还需要向平台中有序添加多种标本的自动化采集设备和程序,同时实现人群的图像采集、信息识别、信息录入、项目扫描/项目选择、采集标准评估及采样、生成/粘贴识别码、连接传输轨道等多个功能,真正实现从标本采集到送检过程的自动化运行。有效避免不合理标本采集和错误采集,以免产生不具有临床参考价值的检测事件发生;对于部分无需医师开具处方的检测项目,有效缩短了患者的标本采集过程;另外,对于感染性疾病人群,检验前过程的智能化采集将有效阻断感染途径,大大降低医护人员在检验前过程中被传染的风险。

4.2 标本传输系统 从医院各个病区、门诊、急诊等区域的智能化标本采集平台获得的贴有条码的待检测标本直接通过传送轨道,被迅速、及时地传送至检验医学实验室,提高了效率,降低了差错,控制了人力资源成本,达到了优化流程、提升管理的目的。目前,主要有气动和轨道式物流传输系统,气动物流传输系统高速可达 5~8 m/s,低速可达 2~3 m/s,造价较低;而轨道式一般为双向传输系统,传输速度为横向 0.6 m/s,纵向 0.4 m/s,造价较高,在检验医学实验室的应用主要在于检验标本的批量传输。对于需要跨建筑、跨区域远距离送检的标本,无人机可能是未来标本运输的一种有效方式,有研究表明无人机冷链运输对血液标本的溶血、血小板计数、pH 值、平均血小板体积变化、血浆在采集 24 h 内冷冻气泡等因素无影响,但常温运输对葡萄糖和血钾影响较大^[35],因此,对无人机运输的标本类型、检测项目、运输条件等还需

要进一步探讨。

4.3 自动化标本分拣流水线 全自动检验标本分拣流水线是检验医学实验室自动化的重要应用。全自动标本分拣流水线能够在无需额外投入人员的情况下增加实验室的检测能力。目前在临床生化、免疫、临床检验等标本的分拣过程中应用广泛,但在分子诊断及微生物实验室中应用较差,原因在于这几类标本的类型多样且可能需要不同的前处理方法,因此大多还需依赖于手工的操作流程,特别是在微生物实验室领域,自动化和智能化程度较低。普及临床微生物检验领域的自动化分析系统也是检验医学领域的重要方向之一。成型的微生物自动化检测系统至少要包括标本的接种、跟踪、培养、高分辨率成像和工作站等几个重要部分^[36],这些系统的应用将大大提高检验医学实验室微生物培养的效率,减少微生物标本的周转时间,使检验结果快速高效地用于临床工作。

5 智能管理

智能管理涉及检验医学实验室整个过程的多个方面。基于实验室的智能化和标准化发展所需,应逐步建立实验室的智能化管理系统,实现对检验标本的实时监控、记录和全流程的跟踪管理,逐渐实现医学实验室对检验标本的检测、审核、质控、行政等多个层次的智能化管理工作,可有效提高实验室的工作效率和检验质量,节约医疗成本,推动检验医学实验室的智能化和标准化建设。检验医学实验室将根据自身的实际需求出发,灵活地选择智能化的管理功能,完成个性化的智能化系统建设。值得注意的是,对实验室结果显示的人机界面进行调整是目前智能化管理在检验医学领域应用的一个重要组成部分,该系统的智能化应用能够有效提高信息收集和跟踪无人看管的临床重要结果的及时性和便利性。

6 小 结

人工智能技术在检验医学中的应用将进一步优化实验室检测的工作流程,增加实验室的检测容量,以辅助医患之间产生最佳的诊疗决策,与此同时也将加速实验室产生更多的检验数据资料。以大数据为基础的人工智能,将对疾病预防控制、筛查、诊疗带来巨大的应用价值。基于医疗数据开发专家系统是加速人工智能在实验室应用的重要契机,也是促使未来医学从典型的被动检验向主动式检验过渡的桥梁,检验技师也需要逐渐与实验室新技术接轨,把握人工智能为检验医学带来的各种挑战和机遇,应用人工智能技术为实验室发现新关联、开发新标准。在精准医疗愈发受到重视的今天,人工智能将在未来的检验医学领域发挥更大的作用。

参考文献

- [1] HALLWORTH M J, EPNER P L, EBERT C, et al. Current evidence and future perspectives on the effective practice of patient-centered laboratory medicine[J]. Clin Chem, 2015, 61(4): 589-599.
- [2] 张时民. 医学检验领域人工智能技术应用与展望[J]. 国际检验医学杂志, 2018, 39(5): 513-516.
- [3] CHENG L, KOBAYASHI H, YI W, et al. High-throughput imaging flow cytometry by optofluidic time-stretch microscopy[J]. Nat Protoc, 2018, 13(7): 1603-1631.
- [4] RODRIGUEZ-SANCHEZ B, CERCENADO E, COSTE A T, et al. Review of the impact of MALDI-TOF MS in public health and hospital hygiene, 2018[J]. Euro Surveill, 2019, 24(4): 1560-1584.
- [5] SCHUBERT S, KOSTRZEWA M. MALDI-TOF MS in the microbiology laboratory: current trends[J]. Curr Issues Mol Biol, 2017, 23(4): 17-20.
- [6] LING J, WANG H, LI G, et al. A novel short-term high-lactose culture approach combined with a matrix-assisted laser desorption ionization-time of flight mass spectrometry assay for differentiating Escherichia coli and Shigella species using artificial neural networks[J]. PLoS One, 2019, 14(10): e0222636.
- [7] CHUNG C R, WANG H Y, LIEN F, et al. Incorporating statistical test and machine intelligence into strain typing of staphylococcus haemolyticus based on Matrix-Assisted Laser Desorption Ionization-Time of Flight Mass Spectrometry[J]. Front Microbiol, 2019, 10(2): 2120-2138.
- [8] TYANOVA S, COX J. Perseus: a bioinformatics platform for integrative analysis of proteomics data in cancer research[J]. Methods Mol Biol, 2018, 17(11): 133-148.
- [9] STEFKO T, TIKIRA T, PAVEL S, et al. The Perseus computational platform for comprehensive analysis of (prote) omics data[J]. Nat Methods, 2016, 13(9): 731-740.
- [10] LINDBERG D A. Collection, evaluation, and transmission of hospital laboratory data[J]. Methods Inf Med, 1967, 6(3): 97-107.
- [11] VLADIMIRA R, IVANA L, KRESIMIR K, et al. Implementation of the autovalidation algorithm for clinical chemistry testing in the laboratory information system [J]. Lab Med, 2018, 49(3): 284-291.
- [12] XIA L Y, CHENG X Q, LIU Q, et al. Developing and application of an autoverification system for clinical chemistry and immunology test results[J]. Zhonghua Yi Xue Za Zhi, 2017, 97(8): 616-621.
- [13] FU Q, YE C, HAN B, et al. Designing and Validating Autoverification Rules for Hematology Analysis in Sysmex XN-9000 Hematology System[J]. Clin Lab, 2020, 66(4): 10-17.
- [14] CAO Y, CHENG M, HU C. UrineCART, a machine learning method for establishment of review rules based on UF-1000i flow cytometry and dipstick or reflectance photometer[J]. Clin Chem Lab Med, 2012, 50(12): 2155-

2161.

- [15] WANG Z, PENG C, KANG H, et al. Design and evaluation of a LIS-based autoverification system for coagulation assays in a core clinical laboratory[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2019, 19(1):123-138.
- [16] YAN C, ZHANG Y, LI J, et al. Establishing and validating of an laboratory information system-based auto-verification system for biochemical test results in cancer patients[J]. J Clin Lab Anal, 2019, 33(5):e22877.
- [17] NILAND J C, STILLER T, NEAT J, et al. Improving patient safety via automated laboratory-based adverse event grading[J]. J Am Med Inform Assoc, 2012, 19(1):111-115.
- [18] DEMIRCI F, AKAN P, KUME T, et al. Artificial neural network approach in laboratory test reporting: learning algorithms[J]. Am J Clin Pathol, 2016, 146(2):227-237.
- [19] TOMAŠEV N, GLOROT X, JACK W R, et al. A clinically applicable approach to continuous prediction of future acute kidney injury[J]. Nature, 2019, 572(7767):116-119.
- [20] 魏薇, 翟哲, 毕宏远, 等. miR-21 和 miR-107-5p 对脓毒症所致急性肾损伤患者 28 天生存率影响[J]. 国际遗传学杂志, 2018, 41(4):266-272.
- [21] SOMNAY Y R, CRAVEN M, MCCOY K L, et al. Improving diagnostic recognition of primary hyperparathyroidism with machine learning[J]. Surgery, 2017, 161(4):1113-1121.
- [22] STAFFORD I S, KELLERMANN M, MOSSOTTO E, et al. A systematic review of the applications of artificial intelligence and machine learning in autoimmune diseases [J]. NPJ Digit Med, 2020, 3(1):30-47.
- [23] CHEN J, TANG H, HUANG H, et al. Development and validation of new glomerular filtration rate predicting models for Chinese patients with type 2 diabetes[J]. J Transl Med, 2015, 13(6):317-333.
- [24] AMBALE-VENKATESH B, YANG X, WU CO, et al. Cardiovascular event prediction by machine learning: the multi-ethnic study of atherosclerosis[J]. Circ Res, 2017, 121(9):1092-1101.
- [25] LIU K E, LO C L, HU Y H. Improvement of adequate use of warfarin for the elderly using decision tree-based approaches[J]. Methods Inf Med, 2014, 53(1):47-53.
- [26] 林帆, 陈应坚, 廖苑君, 等. 基于 Newman 网络分解算法的卵巢癌功能模块识别[J]. 国际遗传学杂志, 2018, 41(6):445-453.
- [27] JIAO W, ATWAL G, POLAK P, et al. A deep learning system accurately classifies primary and metastatic cancers using passenger mutation patterns[J]. Nat Commun, 2020, 11(1):728-732.
- [28] FITZPATRICK F, DOHERTY A, LACEY G. Using Artificial intelligence in infection prevention[J]. Curr Treat Options Infect Dis, 2020, 12(3):135-144.
- [29] ZHU N, ZHANG D, WANG W, et al. A novel coronavirus from patients with pneumonia in China, 2019[J]. N Engl J Med, 2020, 382(8):727-733.
- [30] GUO T, FAN Y, CHEN M, et al. Cardiovascular implications of fatal outcomes of patients with coronavirus disease 2019 (COVID-19)[J]. JAMA Cardiol, 2020, 5(7):811-818.
- [31] NELSON D W, RUDEHILL A, MACCALLUM R M, et al. Multivariate outcome prediction in traumatic brain injury with focus on laboratory values[J]. J Neurotrauma, 2012, 29(17):2613-2624.
- [32] 张硕桐, 逢瑗博, 任鹤飞, 等. 人工智能对我国检验医学的机遇与挑战[J]. 国际检验医学杂志, 2019, 40(8):1018-1022.
- [33] LIDBURY B A, RICHARDSON A M, BADRICK T. Assessment of machine-learning techniques on large pathology data sets to address assay redundancy in routine liver function test profiles[J]. Diagnosis (Berl), 2015, 2(1):41-51.
- [34] YUAN L, SZOLOVITS P, ANAND S D, et al. Using machine learning to predict laboratory test results[J]. Am J Clin Pathol, 2016, 145(6):778-788.
- [35] TIMOTHY K A, HERNANDEZ J, CHRISTINE L S, et al. Drone transport of chemistry and hematology samples over long distances[J]. Am J Clin Pathol, 2017, 148(5):427-435.
- [36] BAILEY A L, LEDEBOER N, CAREY-ANN D B. Clinical microbiology is growing up: the total laboratory automation revolution[J]. Clin Chem, 2019, 65(5):634-643.

(收稿日期: 2020-07-02 修回日期: 2020-11-13)