

DOI: 10.13376/j.cblls/2022104

文章编号: 1004-0374(2022)08-0941-07



卢清君, 中日友好医院医院发展办公室主任, 国家远程医疗与互联网医学中心、国家卫生健康委远程医疗管理与培训中心、国家卫生健康委基层远程医疗发展指导中心办公室主任, 中日友好医院互联网医院负责人。

临床医学教育背景, 历任临床医师、分子与细胞学研究、科研管理、行政管理等岗位。现全职从事远程医疗与互联网诊疗的管理和政策研究。推动了互联网+医疗的执业准入与监管、第三方运行机制、物价和医保支付等行业政策, 研究成果被国家卫生健康委与国家医保局采纳并印发 10 余项文件。主持建设基层远程医疗规范与人工智能应用评估及示范体系; 主持国家老龄健康医养结合远程医疗协同平台试点项目; 主持国家区块链创新应用试点项目(特色领域)2 项; 牵头发改委新基建 5G 医疗项目、5G 医疗卫生行业标准研究项目等。2002 年入选北京市科技新星计划, 曾参与国家科技进步奖二等奖 2 项, 荣获中国通信学会科技进步奖二等奖 1 项、全球移动通信系统协会(GSMA) 2021 年度 GLOMO 大奖 1 项以及通信世界金槊奖——“2021 年度 5G 创新人物”称号。

人工智能在呼吸疾病诊治中的应用

卢清君

(中日友好医院, 北京 100029)

摘要: 人工智能最早应用于呼吸系统医学影像分析, 从肺部放射影像开始, 影像智能分析技术能对肺部肿瘤、炎性结节等占位性病变进行快速测量并检出病变, 提高了医师的阅片效率。随着自然语言识别技术、机器深度学习技术等的发展, 人工智能分析技术逐步拓展到了临床路径管理、慢病管理、重大疾病防控、药物研发等领域。但是, 随着 AI 应用的深度拓展, 越来越多的问题和挑战逐步显露出来: 未来如何面对挑战, 在呼吸疾病领域如何发展人工智能技术, 以及如何安全合理地使用智能技术。本文系统回顾了 AI 在呼吸系统的应用现状, 并针对问题提出对未来的发展预期。

关键词: 人工智能; 呼吸疾病; 肺小结节; 慢阻肺; 呼吸音图谱

中图分类号: R56; TP18 **文献标志码:** A

Application of artificial intelligence in diagnosis and treatment of respiratory diseases

LU Qing-Jun

(China-Japan Friendship Hospital, Beijing 100029, China)

Abstract: Artificial intelligence (AI) was first applied to the medical image analysis of the respiratory system. Starting with the lung radiation image, the image intelligence analysis technology can quickly measure and detect

收稿日期: 2022-05-11

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC1304602)

通信作者: E-mail: retina@139.com

the space occupying lesions such as lung tumors and inflammatory nodules, which improves the efficiency of doctors' film reading. With the development of natural language recognition technology and machine deep learning technology, artificial intelligence analysis technology has gradually expanded to clinical pathway management, chronic disease management, major disease prevention and control, drug research and development and other fields. However, with the in-depth development of AI applications, more and more problems and challenges have gradually emerged: how to face challenges in the future, how to develop artificial intelligence technology in the field of respiratory diseases, and how to use intelligent technology safely and reasonably. This paper systematically reviews the current application of AI in the respiratory system, and puts forward expectations for future development in view of the problems.

Key words: artificial intelligence (AI); respiratory diseases; pulmonary nodules; chronic obstructive pulmonary disease; phonopneumography

随着大数据和云计算能力的提升, 图像识别技术、机器深度学习技术、自然语言识别技术、知识库与临床路径辅助技术等不断应用于临床, 医学 AI 越来越多的应用场景被开发出来。医学影像分析技术首先应用于肺部影像辅助诊断, 通过快速检出病变, 提升了影像诊断的阳性病变检出效率, 提高了规范化诊疗的临床路径依从性, 有效帮助了基层医师开展规范化慢病管理, 在慢性阻塞性肺疾病 (POCD) 等重大疾病防控中发挥了重要作用。人工智能系统作为临床医生的一个好帮手, 越来越多被植入到医师工作系统中, 最突出的表现是提升了对大数据的处理能力。利器在手, 让临床医生在繁杂的临床诊治中, 得到了支撑, 提高了效率, 增添了自信。

1 人工智能技术在呼吸疾病诊疗领域的应用

呼吸与危重症学科领域应用人工智能主要集中在疾病诊断和辅助决策方面, 在疾病机制基础研究与疾病分类等方面中国鲜有报道, AI 用于疾病监测和预防还没有成功案例报道。从目前发表的论文来看, 呼吸系统的智能技术研究主要是用于肺部计算机断层扫描 (CT) 和磁共振成像 (MRI) 影像诊断、肺部肿瘤病理影像分析、慢性疾病管理和专家工作站支持系统。

1.1 在呼吸疾病诊断领域的应用

1.1.1 呼吸系统放射影像辅助诊断

医学影像数据每年正以 30% 的速率增长, 影像科临床医师的阅片负担不断增加。由于人工智能技术在影像自动分割和测量等方面的突破性进展, 其在肺部异常结构的检出、识别等方面奠定了良好的基础, 驱动了医学影像诊断方法的创新和改革。

基于像素分割和图形比对等技术的图像识别技术最早开放算法并被广泛应用于临床, 从数字胸片

(DR) 到 CT 等, 由于其图像格式标准化、图像参照定位统一等优点, 最早实现了 AI 的临床实践。AI 能帮助医生快速发现肺部的肿瘤等异常病变, 同时也发现了大量的小结节影像, 提高了病变检出的敏感性和实效性。AI 对异常图形的测量, 从数量到形态、区域分布、定量参数测量在数秒钟内完成, 结合对标注的标准片进行学习计算, 可帮助医生快速完成对肺小结节与结核的诊断与鉴别诊断: 一方面大大缩短了放射影像科医师和呼吸科医师阅片读片的时间, 另一方面, 快速获得准确的测量参数并进行统计学计算, 提高了阅片的精度和广度, 为避免遗漏、准确决策提供了数据依据, 在肺炎、肺部肿瘤、肺结核、肺纤维化实变、肺部血管栓塞等疾病诊断中都发挥了重要的作用。但是, 由于肺部影像的复杂性和多样性, 同时缺乏与病理检查结果相匹配的队列研究结果, 目前肺部影像的智能诊断还无法独立给出诊断, 只能做到提供监测参数供临床医师诊断参考。

1.1.2 肺结节和肿瘤的智能辅助诊断

肺结节发病率高, 肺结节性质及肺癌的病理类型鉴别诊断中常规方法的操作难度较大, CT 是当前肺癌诊断最常用的手段, 能够获取清晰的肺部结构图像和详细的病理信息。人工智能技术最早应用于肺部肿瘤 CT 影像病变的检出和定性, 为肺部临床医学的诊疗和现代医学科学研究提供了直观可靠的技术手段。很多研究发现, 经肺部影像人工智能系统鉴别诊断的结果相对明确, 与病理检查结果基本一致, 肺部影像人工智能分析系统在肺结节良恶性鉴别、肺癌病理类型鉴别诊断中的价值均较高, 发表论文也相对较多。

人工智能 CT 影像识别技术同时识别多元参数, 提取特征信息, 在高危肺癌人群筛查中发挥重要作

用。肺部影像人工智能诊断系统是利用图像识别技术处理获得图像数据，然后通过卷积神经网络技术处理建立模型，借助机器学习对模型进行训练、调整和校正，从而不断优化的一种网络参数模型，可以快速获得大量阅片信息，为医师诊断提供数据依据。

有数项研究报道肺部影像人工智能系统对肺结节性质和肺癌病理类型的鉴别诊断仍存在漏诊和误诊的情况，分析其中原因为：肺结节患者的影像学检查数据信息提取不全面，例如图像特征、典型表现等，可能影响该系统对肺结节性质和肺癌病理类型的鉴别诊断结果；系统设计的网络参数模型可能仍存在某些偏差，需要继续扩大信息库数据量，并对肺部影像人工智能系统进行调整和校正。因此，肺部影像人工智能系统的设计还有待提高，学习的数据量和数据治理还有待提升，需要经过一段周期的训练才能有效减少其漏诊和误诊的情况。

1.1.3 在新冠病毒-19型肺炎诊断中的应用

自2019年底新冠病毒-19疫情爆发以来，利用胸部CT影像进行新冠肺炎的诊断已经成为流行趋势，肺部CT影像人工智能也得到广泛应用：主要是用于通过肺部纹理分析发现毛玻璃样阴影，结合其他临床指标诊断新冠肺炎。

几项研究报告，胸部CT扫描可显示所有新冠病毒-19患者的典型影像学特征。与胸部CT相比，RT-PCR在诊断新冠病毒-19感染患者方面的敏感性较低(60%~71%)。这种高灵敏度有助于纠正RT-PCR获得的假阴性结果。由于新冠病毒-19与其他肺炎疾病有相似的表现，人工智能可能有助于放射科医生区分新冠病毒-19与其他肺炎疾病^[1]。尽管CT扫描是诊断新冠肺炎的有力工具，但仅检测新冠肺炎是不够的，因为其特异性较低(25%)，并且放射科医生在胸部CT扫描中将新冠肺炎与其他病毒性肺炎区分开来时可能面临挑战。

1.1.4 在肺部病理学影像诊断中发挥作用

在肺部组织活检、手术样本、肺冲洗液等组织病理和细胞学检查中，形态学智能分析系统提供了快速有效的帮助，提高了检出率；同时，对基层医师增加了一份支撑，在监测过程中提供了实时的知识体系的检索和帮助，增加了基层医师的规范化检查普及程度。

1.1.5 在呼吸音听诊分析中的应用

肺部听诊用于评估呼吸系统生理状态，是临床诊断呼吸疾病的重要检测指标，传统的听诊存在无法定量、无法客观记录呼吸音特征的弱点。刘国梁

团队2016年发表的数字听诊技术是当前最先进的生理音监测技术，实现了最重要的临床生理音信息的客观记录、无损传输和智能分析：相比于传统听诊方法，其监测的生理音范围达到接近5万赫兹，远高于应用人耳进行传统听诊的2万赫兹的理论上限；采用了智能分析技术，用于对复杂的肺部听诊音进行分离、优化；在专家标注的基础上，对不同音频波段、频域和时域等参数进行分离、降噪、增强优化等处理，使肺部听诊音更清晰、能保存、能传输^[2]。深度学习方法因具有出色的挖掘输入与目标之间非线性映射关系的能力而受到关注，广泛应用于语音识别、语音增强和语音分离等领域。长短时记忆(long short time memory, LSTM)神经网络具有学习输入数据时序相关性的能力，与心肺音信号的特性相符^[3-5]。刘国梁^[6]利用数字听诊器对健康人群和肺病人群进行了筛查分析，并对肺音检测信号进行分离和图形化展示，建立了肺音分析算法平台。

刘国梁等^[7]开展的数字肺音人工智能分析及肺音图的临床验证结果显示，Luntech[®]数字听诊AI分析对于是否为异常肺音、有无呼吸音粗糙、有无啰音、有无干啰音和有无湿啰音的情况与医生整体的判断具有很高的准确度(>95%)、召回率(>86%)和精确度(>92%)，以及较低的虚警率(<3.5%)，并且AI与医生的肺音分析结果两者之间的判断一致良好(kappa值>0.87)，对于啰音强度的判断结果也具有高度的一致性(kappa>0.79)。肺音图具有明显的形态特征，AI肺音分析指数及肺音图可灵敏反应肺音性质的变化。

数字听诊技术获得的人体生理音监测数字信号可以用于人工智能分析和深度计算，对于人耳不能分辨的生理信号进行人工智能分析和图示化表达，相对于应用普通听诊器的传统听诊技术是革命性进步。智能传感器的使用使听诊进入数字化，将可量化、可复制、可计算的听诊数据导入人工智能系统，通过对音频信号进行分离降噪，提取特征信息，经过去卷积神经网络技术处理后，复原听诊声音。该技术在动态监测肺部疾病变化、及时发现微小病变中发挥重要作用。

数字听诊技术的应用使许多心脏、肺部等基层常规疾病甚至急危重症的远程医疗的救治达到了线下实地医疗的要求，通过数字听诊远程联合门诊的形式，有效解决了远程医疗的初诊甚至首诊难题。

1.2 在呼吸机治疗管理决策中的应用

人工智能算法技术用于呼吸机的参数监测，能

提升呼吸机的治疗过程监测能力。研究人员开发了一种检测机械通气过程中呼吸系统顺应性的专家系统, 该研究对发生急性肺损伤的动物模型进行机械通气治疗, 并记录各种通气模式和监测参数, 结果表明: ANN 技术在容量控制通气时, 在不阻断吸气流的情况下可测算出呼吸系统的顺应性^[8]。

李赟铎等^[9]采用前瞻性随机对照研究, 将 62 例综合 ICU 内撤机困难的患者随机分为智能化组 (30 例) 和同步间歇指令通气联合压力支持通气组 (32 例) 进行撤机试验。两组患者的疾病构成、年龄、性别、进入 ICU 时急性生理慢性健康状况评分 (APACHE) II 以及撤机前机械通气时间的差异均无统计学意义。两组患者除撤机方法不同外, 其他处理方法均相同, 观察两组患者的撤机时间、再插管率和机械通气相关并发症的发生率以及 ICU 内滞留率, 结果显示: 智能化组神经肌肉病变患者、术后呼吸支持患者和呼吸系统疾病患者的撤机时间分别为 (49 ± 13) 、 (67 ± 17) 和 (254 ± 96) h, 明显少于支持通气组, 后者撤机时间分别为 (223 ± 38) 、 (106 ± 34) 和 (502 ± 91) h ($P < 0.05$); 智能化组神经肌肉病变患者、术后呼吸支持患者 ICU 内滞留时间分别为 (9.0 ± 1.7) 和 (7.3 ± 1.9) d, 明显低于支持通气组 [滞留时间分别为 (20.8 ± 5.1) 和 (14.6 ± 1.7) d] ($P < 0.05$); 前者平均调节呼吸机的次数为 (5 ± 1) 次/人, 明显低于后者的 (13 ± 3) 次/人 ($P < 0.05$); 两组患者的再插管率、气管切开率、气胸发生率、皮下气肿发生率和呼吸机相关性肺炎的发生率差异均无统计学意义。因此, 采用人工智能化撤机可有效缩短撤机时间, 减少 ICU 滞留时间及医生调节呼吸机的负担。

1.3 在临床路径和慢病管理领域的应用

基层大人群样本量的筛查、临床规范诊疗的普及、实时定量的干预管理、良恶性肿瘤的分辨与初步筛查等, 在慢性阻塞性肺炎、慢性哮喘、肺纤维化等疾病管理中发挥重要作用, 为疾病早发现、早诊断、早治疗提供了技术手段, 也为分级诊疗的评估和双向转诊的决策依据提供了数据基础。

Spathis 和 Vlamos^[10] 尝试将机器学习法用于哮喘和慢阻肺的诊断, 并检测其在呼吸系统疾病如哮喘和慢阻肺的预防、诊断和治疗临床决策支持中的作用。

为了进一步验证专家系统对于慢阻肺诊断的价值, Braido 等^[11] 开发了一个专家系统 (ES) 用于诊断慢性阻塞性肺疾病 (COPD), 并在 241 例患者中进行诊断能力验证, 结果显示该专家系统对于 COPD 的诊断准确率为 97.5%; 并且, 即使在基层

单位, 该专家系统对 COPD 的诊断也同样安全有效。另一项相似的研究显示, 应用临床决策支持系统评估 323 例慢阻肺患者的症状, 敏感度为 96%, 特异度为 90%^[12]。

Gurbeta 等^[13] 研制了一种可用于诊断哮喘和慢阻肺的自动诊断遥控系统。为了评价该系统的诊断效能, 他们对 3 个偏远的初级健康照护单位、Bosniabos 的一家医院和 Herzegovina 健康照护系统进行预实验, 在为期 6 个月的研究中, 对 780 例患者进行评估, 发现诊断准确率达 97%, 所采用的设备简便、方法简单, 特别适用于偏远农村和孤立的社团患者会诊, 以及用于年龄大、活动不便患者的诊断。

为了找到一项可预测哮喘患者住院倾向的指标, Luo 等^[14] 采用空气污染资料、天气资料及既往住院资料等, 应用机器学习技术预测哮喘患者的住院情况, 结果证实应用上述早期预测指标, 检验组曲线下面积 (AUC) 可达 0.832, 因而认为这些指标可作为预测未来哮喘患者住院的预测因子; 此外, 一项回归分析模型研究也探索了空气污染程度对哮喘住院患者的影响。

1.4 在基础研究和药物研发领域的应用

人工智能具有强大的计算能力和大宗数据处理能力, 目前在基础研究方面主要用于组学分析: 基因组学、蛋白质组学、表达组学等。Sweeney 等^[15] 利用汇聚计算对细菌的表达组学进行分析, 用于感染病菌的菌株识别, 取得了很好的进展, 这项技术有望未来用于临床对感染病株进行识别和药敏试验。

Kuo 等^[16] 在气道组织的基因转录组学数据分析中建立了计算模型, 利用机器学习工具, 通过痰嗜酸性粒细胞和一氧化氮等气道炎症生物标记物和口服皮质类固醇激素的剂量来预测支气管黏膜活检结果和上皮细胞内基因表达亚型, 结果显示该机器学习模型具有良好的敏感性和特异性, 证明了转录组学驱动的分型方法的有效性。该方法可将可能从靶向 Th2 介导的炎症和 (或) 皮质类固醇不敏感的特定药物中获益最多的患者进行分类^[1]。

有研究人员利用表面增强激光解吸/电离技术和 AI 分级运算法则, 不但可以加快发现肺癌生物标志物的进程, 还可为分子诊断提供新的工具; 他们应用这种方法分析了 30 例肺癌患者和 51 例年龄、性别匹配的健康人的血清标本, 结果表明其诊断敏感度为 93.3%, 特异度为 96.7%^[17]。还有人采用多种肺癌生物标志物诊断专家系统, 将基于模糊逻辑

系统的规则用于肺癌相关抗原、神经烯醇化酶的联合判断, 敏感度达到 92%, 特异度达到 95%^[18]。李尊税等^[19]应用 ANN 技术联合肿瘤标志蛋白芯片建立人工智能辅助诊断模型, 探讨其对肺癌诊断的价值。他们采用蛋白质芯片测定了 201 例肺良性疾病、202 例肺癌患者血清中 9 种肿瘤标志物 (CA199、Ferritin、AFP、CA153、CEA、NSE、CA242、CA125、HGH) 的水平, 采用了 logistic 回归筛选, 建立 ANN 和 Fisher 判别分析肺癌诊断模型, 结果认为基于 4 种肿瘤标志物 (CEA、NSE、Ferritin、CA153) 的 ANN 模型判别诊断肺癌的效果优于 Fisher 判别分析, 也优于 6 种肿瘤标志物建立的 ANN 模型。

谭善娟等^[20]应用 ANN 技术联合肿瘤标志蛋白芯片对肺癌和良性疾病进行诊断, 建立了肿瘤标志蛋白芯片联合人工智能的辅助诊断模型。作者收集了 50 例肺癌和 52 例肺良性疾病患者的肿瘤标志蛋白芯片检测记录, 利用 ANN 对 9 项指标进行联合检测, 建立了 ANN 的肿瘤标志物蛋白芯片智能诊断模型, 结果表明 ANN 联合多种肿瘤标志物蛋白芯片检测系统可区分肺癌和肺良性疾病。

张红升等^[21]采用 ANN 联合检测 6 种肿瘤标志物对肺癌进行诊断, 建立肿瘤标志物联合检测的 AI 诊断模型。他们测定了 50 例健康对照者、83 例肺良性疾病患者和 92 例肺癌患者血清中的 CEA、胃泌素、NSE、唾液酸、铜/锌比值和钙共 6 项指标, 利用 ANN 对 6 项指标进行联合检测, 建立基于 ANN 的肺癌肿瘤标志物智能诊断模型, 结果显示: 该模型对肺癌诊断的敏感度为 100%, 对正常、肺良性疾病和肺癌识别的准确度为 88.3%。当然, 要想真正地、完全地将 AI 技术用于肺癌的全面诊断还有许多工作要做, 特别是中晚期肺癌, 因为肺癌的影像学表现远远不止于肺部结节, 而肿瘤标志物的检测对于肺癌的诊断只是其中的一个方面。

2 呼吸疾病人工智能面临的挑战

2.1 数据标注和数据质量的挑战

人工智能最大的价值体现在对海量数据的处理能力, 其中基于大数据的机器深度学习技术是核心: 需要把医务人员书写的自然语言资料转换成机器可阅读的格式化数据, 这种自然语言处理技术目前还存在很大的鸿沟, 因此需要对数据进行清洗治理和标注, 通过标注的标签完成数据元之间的关系确定。无论是呼吸系统还是其他医学领域都面临着这个现实的问题, 该问题已成为制约智慧医疗发展的瓶颈。

呼吸系统疾病有其独特的特点, 需要建立专门的呼吸系统医学术语的标准化名词集, 对症状、体征、病史、诊断和治疗名词进行统一标准化, 以便于机器深度学习, 并节约大量机器计算的算力资源。另一方面, 呼吸系统的特殊检查和检验结果需要有标准化的数据标注, 便于机器学习建立符合临床规律的知识体系和分析算法, 有助于建立呼吸系统疾病的知识库, 支撑后续的人工智能技术发展。

2.2 算法和算力的挑战

目前人工智能在呼吸疾病诊治中的应用主要集中于医学影像学分析 (包括放射影像、组织或细胞病理影像、光学影像等), 部分基于临床路径和慢病管理的算法范式也极为简单, 基本聚焦在慢阻肺和哮喘的管理和护理。在基础研究层面, 无论是用于药物筛选, 还是用于数据清洗, 都是基于多因素、多水平的关联分析计算范式。

总体来说, 呼吸疾病智能系统的应用局限性是因为算法范式的局限。自然语言还无法建立规范化的知识体系, 限制了计算范式的拓展。在简单的范式模型中, 如果要增加智能分析的功能, 计算能力的暴增给任务带来了执行层面的不确定性。因此, 开发更加确定的疾病管理和决策的计算范式, 是摆在人工智能工程师和临床医师面前的共同挑战。

2.3 应用推广策略的挑战

医学界最早的人工智能应用典型代表是 IBM 公司的 Watson 专家系统, 包含肿瘤和基因组学两个系列^[22-23], 自 2016 年以来曾经在全世界范围内广泛实践应用, 但是经历了不到 5 年的试运行后, IBM 召回了 Watson 系统, 并大规模裁员转型。很多专家评论说, Watson 系统的计算能力是优秀的, 但是其宣传策略有些“言过其实”, 过度宣扬了智能系统的能力, 实际产生的效果和价值相去甚远; 另外, 没有考虑到患者和医生在使用智能系统时的实际心理和文化, 导致了“叫好不叫座”, 没有人愿意为此系统付费。在人工智能系统还没有充分发展成熟的当下, 过早商业化推广会产生“揠苗助长”的反效果。因此, 对于研发企业来说, 如何正确定位人工智能系统在临床中的价值并建立适当的运行机制依然是一种挑战。

3 未来的发展趋势

3.1 选定适宜场景发展 AI 辅助系统

3.1.1 发展特定病种的智能诊断及系统

基于人工智能算法和算力的局限, 目前的人工

智能技术宜选定确定的病种深度开发,从建立计算模型视角来看,需要选定知识体系比较确定、症状体征与诊断的逻辑关系明确、治疗方案相对确定的病种为宜。从已经发表的文献来看,呼吸系统以肺部肿瘤、慢性肺病、急性呼吸道传染病、肺部血管性疾病等为主要突破口,结合放射影像、病理、放射治疗、药物治疗等领域,建立疾病标准化名词库和病历数据库以及临床病历数据治理技术体系,为临床医师从临床收集病历数据并归档建立便捷的技术流程。借助专科医联体的学科整合力量,各医院的数据库能在审核授权机制之下做到数据互通共享,为联合开展临床研究项目提供平台支撑。

3.1.2 发展可穿戴设备的智能分析

基于人工智能计算的数字听诊生理音检测技术已经在呼吸与危重症学科等开展应用,带来了许多益处:一是临床听诊技术具有其他检查不可替代的临床应用价值,使用数字听诊分析技术可使临床听诊结果规范化和客观化;二是经济方便无创,可用于诊断或者辅助治疗如肺部感染性疾病、肺癌、肺间质纤维化、慢阻肺、哮喘等多种重大疾病、罕见病、恶性肿瘤等,具有明显的临床优势;三是可以连续动态监测病情变化,使用该项目新技术诊断或者治疗如老年吸入性肺炎、新生儿肺炎、病毒性肺炎、慢阻肺、儿童先天性心脏病筛查、儿童哮喘、儿童肺炎等老年人、儿童特有和多发疾病,具有其他检查无法替代的临床价值;四是该技术应用于远程医疗服务,在慢阻肺、哮喘、支气管扩张、心功能不全、妊娠期肺部监测等慢病管理、随访及健康管理等方面可发挥重要作用,可增强优质医疗辐射能力,提升基层医疗报备能力;五是数字听诊在全科医师及家庭医生基本技能培训中也可发挥重要作用。

3.2 引入人工智能第三代算法开发路径

人工智能技术经历了六十余年发展历史,在建立计算范式的策略上一直存在争议,第一代的AI采用以知识库为驱动的符号主义,但是,因为建立符合机器计算语言的知识库面临海量知识标注,无法达到满意的效果。在机器学习技术引入后,第二代的AI采用机器深度学习和全卷积神经网络计算等技术,以机器学习驱动的计算范式逐渐成为主流。如AlphaGo和Watson肿瘤系统,大幅度提升了人工智能的能力和價值,但是随着使用的逐渐深入,临床发现机器学习建立的智能系统存在着结果不可解释性、不可评价性、鲁棒性差等缺点,机器学习建立的知识体系和逻辑关系与现有医学知识体系不

相符,有些会产生严重后果,因此机器自动诊断的“梦想”无法实现,现有的系统只能作为临床医生的辅助诊断工具开展实践。

第一代和第二代的计算范式策略都面临着不可逾越的鸿沟,因此张钹院士等提出了建立第三代智能计算范式的策略,即把知识库驱动和机器学习驱动的范式结合起来,反复交替,互相补充。这就需要完善知识库标准化体系和知识标注体系,从对算力需求较小的特定任务专一领域切入,逐步完善升级,有望尽快解决技术瓶颈。

3.3 建立以需求为导向的医工结合开发机制

第三代人工智能的计算范式研发离不开临床专家,尤其是在建立知识模型和数据标注方面,需要用计算机思维开展工作的临床医生完成。因此,需要建立医工联合开发机制,建立基于呼吸与危重症学临床需求驱动的、医工结合的人工智能研发和转化应用体系。建立自主知识产权的智能计算能力开放平台,支持呼吸专科医联体联合研究开发。通过在医疗机构设置人工智能研发和转化中心,建立医生为主导、工程师为骨干、第三方产业支持的研发机制和成果转化机制。鼓励自主创新的算法公式、算法平台、算法服务,加强数据安全保护机制,解决“卡脖子”技术瓶颈。

3.4 注重人才培养

人工智能在医学领域的应用已经展现了其无穷的潜力,被科学界公认为未来发展的大趋势和重要方向,因此医学人工智能发展离不开医工结合交叉领域人才的长期战略。由于其所涉猎的知识体系庞大而繁杂,无论是对医学还是对智能工程学领域,都需要深厚的专业功底。如何建立人才培养机制是事关战略发展的重要大事。现阶段设立医学人工智能专业还为时尚早,容易产生夹生米,虽然懂一点医学也懂一点计算机,但是都不深入,这样的人才对发展医学人工智能不会有帮助。

医学人工智能领域人才的培养需要交叉合作,在建立医工结合机制的基础上,通过项目合作,一方面教会医学人才懂计算机科学,学会提出需求并论证评估技术方案;另一方面要教会工程人才了解医学的特点和发展规律,理解医生提出的需求之内涵,辅以交叉合作的项目拉动,才有可能培养出交叉领域的人才,并推动医学人工智能系统的转化应用。

[参 考 文 献]

- [1] Alsharif W, Qurash A. Effectiveness of COVID-19

- diagnosis and management tools: a review. *Radiography (Lond)*, 2021, 27: 682-7
- [2] Lang R, Fan Y, Liu G, et al. Analysis of unlabeled lung sound samples using semi-supervised convolutional neural networks. *Appl Math Comput*, 2021, 411: 126511
- [3] 雷志彬, 陈骏霖. 基于全连接LSTM的心肺音分离方法. *自动化与信息工程*, 2019, 8: 613-7
- [4] Ralaniappan R, Sundaraj K, Sundaraj S. Artificial intelligence techniques used in respiratory sound analysis-a systematic review. *Biomed Tech*, 2014, 59: 7-18
- [5] 刘毅, 张彩明, 赵玉华, 等. 基于多尺度小波包分析的肺音特征提取与分类. *计算机学报*, 2006, 29: 769-77
- [6] 刘国梁. 健康人群的肺部听诊情况调查及结果分析. *国际呼吸杂志*, 2016, 36: 915-9
- [7] 刘国梁, 张玲, 卢清君, 等. 数字肺音人工智能分析与临床医师判断的一致性研究. *国际呼吸杂志*, 2022, 42: 180-6
- [8] Perchiazzi G, Giuliani R, Ruggiero L, et al. Estimating respiratory system compliance during mechanical ventilation using artificial neural networks. *Anesth Analg*, 2003, 97: 1143-8
- [9] 李赞铎, 宫恩浩, 李睿, 等. 深度学习技术与医学影像—现状与未来. *中华放射学杂志*, 2018, 52: 321-6
- [10] Spathis D, Vlamos P. Diagnosing asthma and chronic obstructive pulmonary disease with machine learning. *Health Informatics J*, 2019, 25: 811-27
- [11] Braido F, Santus P, Corcico AG, et al. Chronic obstructive lung disease expert system validation of a predictive tool for assisting diagnosis. *Int J Chron Obstruct Pulmon Dis*, 2018, 13: 1747-53
- [12] Velickovski F, Ceccaroni L, Roca L, et al. Clinical decision support systems (CDSS) for preventive management of COPD patients. *J Transl Med*, 2014, 12 Suppl 2: S9
- [13] Gurbeta L, Badnjevic A, Maksimovic M, et al. A telehealth system for automated diagnosis of asthma and chronic obstructive pulmonary disease. *J Am Med Inform Assoc*, 2018, 25: 1213-7
- [14] Luo L, Liao CC, Zhang F, et al. Applicability of internet search index for asthma admission forecast using machine learning. *Int J Health Plann Mgmt*, 2018, DOI: 10.1002/hpm.2525
- [15] Sweeney TE, Azad TD, Donato M, et al. Unsupervised analysis of transcriptomics in bacterial sepsis across multiple data sets reveals three robust clusters. *Crit Care Med*, 2018, 46: 915-25
- [16] Kuo CS, Pavlidis S, Loza M, et al. A transcriptome-driven analysis of epithelial brushings and bronchial biopsies to define asthma phenotypes in U-BIOPRED. *Am J Respir Crit Care Med*, 2017, 195: 443-55
- [17] Xiao X, Liu D, Tang Y, et al. Development of proteomic patterns for detecting lung cancer. *Dis Markers*, 2003, 19: 33-9
- [18] Schneider J, Bitterlich N, Velcovsky HG, et al. Fuzzy logic-based tumor-marker profiles improved sensitivity in the diagnosis of lung cancer. *Int J Clin Oncol*, 2002, 7: 145-51
- [19] 李尊税, 魏小玲, 何其栋, 等. 基于肿瘤标志群的人工神经网络模型对肺癌辅助诊断的价值. *郑州大学学报(医学版)*, 2014, 49: 658-61
- [20] 谭善娟, 余春华, 王威, 等. 基于人工神经网络的肿瘤标志蛋白芯片在肺癌辅助诊断中的应用. *郑州大学学报(医学版)*, 2012, 47: 762-4
- [21] 张红升, 吴拥军, 吴逸明. 人工神经网络技术在肺癌6种肿瘤标志物联合检测中的应用. *卫生研究*, 2007, 36: 367-8
- [22] Memorial Sloan-Kettering Cancer Center. IBM Watson and quest diagnostics launch genomic sequencing service using data from MSK [EB/OL]. [2017-06-05]. <https://www.mskcc.org/about/innovative-collaborations/watson-oncology>
- [23] IBM Watson Health. IBM Watson for genomics helps doctors give patients new hope[EB/OL]. [2017-06-05]. <https://www.ibm.com/watson/health/oncology-and-genomics/genomics/>