

人工智能在骨科诊断技术中的研究进展

李帅¹ 李开南²

【摘要】 人工智能(AI)技术目前已被广泛应用到医疗领域中。通过人工智能辅助临床诊断与治疗,不但能提高临床医生的工作效率、减轻工作负荷,同时也能为患者提供安全有效的保障,给临床疾病的诊断、治疗和康复带来巨大影响。骨科的大多数疾病的诊断需要影像学证据支撑,AI技术目前在图像识别方面的研究日趋完善,随着近些年骨科人工智能诊断技术在临床的应用,其发展前景与未来研究的重要性不言而喻。本文通过选取近几年来AI技术在骨科领域诊断的应用与研究进展进行综述,了解AI技术在骨科领域诊断中的应用与未来的发展趋势,以期促进AI技术与骨科领域的进一步融合与发展。

【关键词】 人工智能; 机器学习; 深度学习; 骨科疾病; 诊断

Research progress of artificial intelligence in orthopedic diagnosis technology Li Shuai¹, Li Kainan².

¹Zunyi Medical University, Zunyi 563003, China; ²Department of Orthopedics, Affiliated Hospital of Chengdu University, Chengdu 610081, China

Corresponding author: Li Kainan, Email:likainan1961@126.com

【Abstract】 Artificial Intelligence (AI) technology is now widely used in the medical field. By assisting clinical diagnosis and treatment through artificial intelligence, it can not only improve clinicians' efficiency and reduce workload, but also provide safe and effective protection for patients, bringing great impact to the diagnosis, treatment and rehabilitation of clinical diseases. The diagnosis of most diseases in orthopaedics requires the support of imaging evidence. AI technology is now becoming more and more perfect in image recognition, and with the clinical application of orthopaedic artificial intelligence diagnosis technology in recent years, its development prospects and the importance of future research are self-evident. In this paper, we review the application and research progress of AI technology in orthopedic field diagnosis in recent years to understand the application and future development trend of AI technology in orthopedic field diagnosis, in order to promote the further integration and development of AI technology and orthopedic field.

【Key words】 Artificial intelligence; Machine learning; Deep learning; Orthopedic diseases; Diagnosis

使用计算机来模拟人的智能行为和批判性思维的这一概念最早是由英国数学家艾伦·图灵(Alan Turing)在1950年首次提出的。在《计算机和智能》一书中,他描述了一个简单的测试(后来被称为“图灵测试”),以确定计算机是否具有人类智力。六年后,约翰·麦卡锡(John McCarthy)在达特茅斯会议(Dartmouth Conference)上首次提出人工智能(Artificial Intelligence, AI)概念,将人工智能这一概念描述为“制造智能机器的科学和工程”,其也被后人尊称为“人工智能之父”,AI的元年也自此开启^[1]。2017年《新一代人工智能发展规划的通知》^[2]中明确指出,我国的人工智能发展战略最终目标是在2030年之前,使人工智能的理论、技术和应用达到世界领先水平,成为世界主要的人工智能创新中心。此外,智能经济和社会也将取得明显的成效。为此,我国还需要构建

智慧医疗系统,这明确人工智能对我国发展的重要性。目前AI技术应用的范围逐步扩大,其中也包括了医学领域,医学影像成为主要的发展方向之一^[3]。应用影像学技术可以清晰地呈现机体情况,从而帮助医务人员为疾病治疗提供可靠依据。对于骨科疾病的诊疗而言,影像学技术不仅可以提高临床诊断效果,还可以积极作用于预后评估^[4]。因此,以医学影像与人工智能为基础的骨科人工智能诊断研究是很有必要的。本文通过搜集、研读国内外近年来AI技术在骨科领域诊断的应用与研究进展进行综述。

一、人工智能:机器学习(machine learning, ML)与深度学习(deep learning, DL)

机器学习、深度学习是人工智能发展到不同阶段的产物,也衍生了不同的算法。人工智能被定义为计算机学习算法来推理和执行任务的能力,包括阅读、写作、互动、解决问题和决策。ML是人工智能的一个子领域,主要用于从训练集数据中提取特征,建立未知数据预测和分析的分析数学模型。ML的主要模型可分为预测模型和解释模型,旨在解决

判断未知数据集的任务,并根据构建的模型对未知数据集的特征进行预测和解释。ML当按学习方法分类时,可以分为监督、无监督和强化三种学习方法^[5],其中监督学习最为常用,常用算法包括如线性回归、逻辑回归、决策树、随机森林等^[6]。与ML相比,DL也依赖于输入信息或数据集来获得决策能力,但学习方式更倾向于人类学习方法。受生物神经系统的启发,DL依赖于许多高度互联的计算机单元,人类的大脑。这些单元由各层组成,每一层都完全连接,形成人工神经网络。用于图像识别分析的DL算法主要包括卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、深度卷积神经网络(deep convolutional neural networks, DCNN)、全卷积网络(fully convolutional network, FCN)、递归神经网络(recurrent neural network, RNN)、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)等^[7]。ML预测模型比DL更能解释预测,因为它们是基于标记良好的训练数据集建立的。DL优势在于他不需要再依赖于手工提取特征,将最终目标分解为层,逐层执行大量类似逻辑决策的任务,自动对图像执行多个特征提取操作,从而分析得到最终问题的答案。DL更类似于人类的思维方式,可以通过无法解释的神经网络分析决策方法,做出更真实的判断或预测。

二、人工智能在骨科临床中的诊断应用

AI与骨科领域的结合是多方面的,但AI诊断是研究中的重中之重^[8]。Singh等^[9]通过研究美国门诊治疗中诊断错误的频率,结果表明,诊断错误每年至少影响门诊病人中十分之一的美国成年人,即每年影响约1 200万成年人,因为误诊而存在潜在伤害的约占其中的一半。我国幅员辽阔、人口众多,导致医疗资源相对不足,优劣分布不均,同时老龄化问题严峻,据我国2020年大陆第七次人口普查提示:大陆地区60岁及以上的老年人已占到总人口的18.7%,约为2.64亿人。我国自步入老龄化社会以来,老年人口增长迅速,且老龄化进程不会停止。而老年人跌倒摔伤可能性大、骨质疏松等原因导致了老年人成为了骨科就诊病人的主要人群,这都为骨科医生带来了巨大的挑战。如何保持医疗质量,减少诊断错误率的发生,缓解医生的压力,减少医生工作量成为目前中国医疗行业亟待解决的一个重要问题。而人工智能诊断能协助医生诊断,提高诊断质量与效率,且具有在线智能问诊、分诊的能力,可以为患者精确寻找最适合的就诊医生。Hinton等^[10]发现基于深度学习的人工智能诊断系统对疾病的分类准确率高达75%。其机器学习分类器(machine learning classifier, MLCs)应用了一个自动的自然语言处理系统,使用深度学习技术从电子病历中提取临床相关信息,该研究结果表示该模型在多器官系统中显示了较高的诊断准确性,并且在诊断常见儿童疾病方面可与经验丰富的儿科医生相媲美^[11]。Anderson等^[12]发现在深度学习系统的帮助下,临床医生对骨折的诊断更为准确,尤其对那些在肌肉骨骼图像判读方面训练有限的临床医生效果更佳。减少漏诊骨折的数量可以改善患者护理并增加患者的活动性。AI诊断在骨科的应用主要集中于创伤骨科疾病,其他如骨科退行性病变(如腰椎间盘突出)、骨肿瘤、骨质疏松症等也有涉及,

其他疾病目前研究较少。

(一)创伤骨科

1.髌部骨折:髌部骨折是一个全球性的医疗问题,1990年,全球髌部骨折的新发病例估计为160万,预计到2050年将上升到630万^[13]。其中,股骨颈骨折和股骨转子间骨折占髌部骨折的多数,约为40%与50%,转子下骨折约约占10%。Sato等^[14]使用在大数据集上训练的深度学习模型,开发了基于X光片的髌部骨折计算机辅助诊断系统。通过10 484幅图像用于机器学习,评估其准确性、敏感性、特异性、F值和曲线下面积(area under the curve, AUC)分别为96.1、95.2、96.9%、0.961和0.99,证明了其开发的Grad-CAM软件实现了高诊断性能,提高了住院医师对髌部骨折的诊断准确性,对临床有重大应用价值。基于卷积神经网络的深度学习方法在医学成像领域越来越受到关注。有相关研究^[15]展示了CNN的诊断性能,以使用前后X片(AP)和髌关节侧位X线片区分股骨颈骨折、转子骨折和非骨折。总数据集中包括1703张髌关节AP平片和1220张髌关节侧位平片。AP和侧视图中的每一个都分离出150个图像,数据集的其余部分用于训练。得出结论,基于前后位和侧位射线照片的CNN的平均准确度、回忆度、准确度和F1评分分别为0.98、0.98、0.98和0.98。且无论使用何种射线照相视图,CNN的准确性都与骨科医生相当,或在统计学上显著优于骨科医生。结果表明CNN在使用AP和髌关节侧位X线片区分股骨颈骨折、转子骨折和非骨折方面表现出与骨科医生相当或优越的性能。Liu等^[16]通过应用fast-RCNN算法对股骨转子间骨折X线图像进行训练和检测,与骨科主治医师相比,Faster RCNN算法在准确性(0.88 vs.0.84±0.04)、特异性(0.87 vs.0.71±0.08)、误诊率(0.13 vs.0.29±0.08)和时间消耗(5分钟 vs.18.20±1.92分钟)方面表现更好。在敏感性和漏诊率方面,人工智能和骨科主治医师之间没有统计学差异(0.89对0.87±0.03和0.11对0.13±0.03)。结论表明该人工智能诊断算法是一种有效的股骨转子间骨折的临床诊断方法。它可以成为骨科医生满意的临床助理。黄泽青等人采用深度迁移学习方法实现基于正位X线图像的股骨头坏死(osteonecrosis of femoral head, ONFH)、发育性髌关节发育不良(developmental dysplasia of hip, DDH)与其他常见髌关节疾病的鉴别诊断。通过回顾性收集ONFH、DDH及原发性髌关节骨关节炎、非感染性炎性髌关节病、股骨颈骨折等髌关节疾病患者的髌关节正位X线图像,建立临床数据集。通过数据增强扩展数据,分为训练集和测试集。该模型区分ONFH及其他髌关节疾病的二分类准确率最佳值达95.80%,区分ONFH、DDH及其他髌关节疾病的三分类准确率最佳值达91.40%。模型重复训练至50 000次后分类准确率达到平台期。二分类及三分类任务平台期的准确率平均为95.35%和90.85%。证明该深度迁移学习模型基于正位X线图像区分ONFH、DDH与其他的常见髌关节疾病方面有显著效果。

2.桡骨远端骨折:桡骨远端骨折约占成年人群所有骨折的20%^[18]。桡骨远端骨折的早期诊断有助于骨折类型的判断及所后续治疗方式的选择,错过骨折诊断会导致治疗延

迟、畸形愈合和骨关节炎。因此,一种更准确和有效的检测方法是有意义的。Suzuki等^[19]选取了503例X线平片诊断的桡骨远端骨折和289例无骨折的X线平片,评估卷积神经网络(CNN)使用正面和侧面手腕X线片诊断桡骨远端骨折的能力,并进一步比较了CNN和三位手整形外科医生的表现。得出结论,基于前后位和侧位X线片的CNN的准确性、敏感性和特异性分别为99.3、98.7和100,CNN的准确度与三位整形外科医生的准确度相当或更好。CNN在合并视图上的AUC为0.993。证明了CNN模型在平片诊断桡骨远端骨折方面显示出较高的准确性。Gan等^[20]通过训练及测试自主研发得基于深度学习的fast-RCNN算法模型,该算法通过识别感兴趣区域,可以在腕关节前后(AP)射线图像上检测桡骨远端骨折,对象检测模型实现了高平均交并比(intersection of the union, IOU),并且没有一个IOU的值小于0.5。此测试的CNN的AUC为0.96。在准确性、敏感性、特异性方面,与一组放射科医生相比,该网络在区分桡骨远端骨折图像和正常图像方面具有更好的性能。就这些变量而言,该网络的诊断性能与骨科医生的诊断性能相似。对于骨科医生而言,桡骨远端骨折诊断并不困难,但在门诊或急诊室,非骨科医生可能是评估骨折的主要医生群体,在那里骨折可能会被忽视。人工智能可为此类经验不足的医师提供准确率较高的诊断方案,从而防治漏诊的发生。

3. 脊柱骨折: 脊柱骨折的发生率占骨折的5%~6%, 主要好发于胸腰椎部, 容易合并神经损伤、脊柱畸形等严重并发症。目前关于脊柱骨折的智能诊断研究相对较少。Zhang等^[21]设计并验证一种多级深度学习系统(多级AO系统), 用于根据计算机断层扫描上的AO分类自动检测、定位和分类急性胸腰椎骨折。研究者通过收集1217例患者的CT图像。2名初级放射科住院医师根据AO分类中的A型标准对骨折进行标记和分类, 当对分类标签有不一致的意见时, 最终结果由主任放射科医生确定。将不同的网络整合到整体框架的不同阶段, U-net和图卷积神经网络(graph convolutional network, GCN)用于实现胸腰椎的定位和分类, 分类网络来检测胸腰椎是否有骨折, 最后使用多分支输出网络检测胸腰椎不同部位的骨折, 并最终获得AO类型。该系统在椎骨水平上, 测试数据集中骨折检测的灵敏度为95.23%, 准确率为97.93%, 特异度为98.35%。对于椎体骨折的分类, 平衡准确率为79.56%, A1型的AUC为0.904, A2型为0.945, A3型为0.878, A4型为0.942。结论证实该多级AO系统可以根据AO分类在CT图像上自动检测和分类胸腰椎急性椎体骨折, 准确率较高。AI-Helo等^[22]通过全自动计算机辅助诊断系统, AI-Helo等团队对腰椎压缩性骨折病人的CT影像进行智能诊断。他们首先对椎体进行定位、标记、分割、标注和分段。然后, 他们使用监督学习(神经网络算法)和无监督学习(K-means算法)两种机器学习方案进行训练。结果表明, 两种学习方案的诊断检测准确率分别达到了93.2%与98%。K-Means的特异性为87.5%, 敏感性超过99%。证明了该计算机辅助系统(computer aided system, CAD)有着极高的特异性、敏感性, 对临床的诊断可能有着重大帮助。Li等^[23]纳

入941名脊柱骨折患者X线平片, 分为人工智能深度学习模型的训练集($n=565$)、验证集($n=188$)和测试集($n=88$)。结果显示人工智能模型在平面侧位X线片上检测椎体骨折, 尤其是骨质疏松性腰椎骨折有着高准确度、敏感性和特异性, 且腰椎的检测效果要优于胸椎, 使用该人工智能诊断模型可以提高脊椎骨折的诊断效率。

4. 肋骨骨折: 肋骨骨折是胸部创伤后最常见损伤, Cho等^[24]报告称, 最初CT图像上肋骨骨折的漏诊率达到20.7%, 漏诊容易导致预后不佳及医疗纠纷等不良后果。Zhou等^[25]通过选取了1079例CT图像, 自动检测三种分类(新鲜骨折、愈合骨折和陈旧骨折)以及骨折位置(相应的CT层), 并在结构化报告中提供。精度、召回率和F1得分被选为衡量最佳CNN模型的指标。采用检测/诊断时间、精确度和灵敏度来比较结构化报告和经验丰富的放射科医生的诊断效率。结果显示, 新鲜骨折和愈合骨折的检测效率高于陈旧骨折(F1评分分别为0.849、0.856、0.770, p 值分别为0.023)。五位放射科医生的精确度从80.3%提高到91.1%, 人工智能辅助诊断的灵敏度从62.4%提高到86.3%。平均而言, 放射科医生的诊断时间缩短了73.9秒。肋骨骨折检测对于放射科医生来说是一项耗时且高要求的工作。Yao等^[26]开发了一种基于深度学习的新型肋骨骨折检测系统, 该系统可以帮助放射科医生在胸部计算机断层扫描(computed tomography, CT)图像中方便、准确地诊断肋骨骨折。研究结论证实, 平均而言, 放射科医生辅助此检测系统的诊断时间减少了65.3秒。所构建的肋骨骨折检测系统具有与经验丰富的放射科医生相当的性能, 并且易于在临床环境中自动检测肋骨骨折, 具有很高的效率, 这可以减少临床实践中的诊断时间和放射科医生的工作量。

(二) 腰椎间盘突出症

腰椎间盘突出症(lumbar disc herniation, LDH)又称腰椎间盘膨出症, 是骨科退行性疾病中比较普遍的一种疾病。腰椎间盘突出症是导致下背痛和坐骨神经痛的最常见原因之一。磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)是诊断最常用的工具, 因为它可以显示脊柱周围的异常软组织区域。通过训练深度学习模型可高速和准确地识别图像以诊断LDH。经典方法采用非侵入性成像技术评估脊柱椎间盘(intervertebral Disc, IVD)异常, 其中椎间盘的识别和分割是分开进行的, 这是一种耗时的现象。这需要设计一种高效的自动和同时的IVD识别和多模态MRI图像分割技术。Pabitra等^[27]引入了一种新的深度神经网络架构, 称为“RIMNet”, 这是一种区域到图像匹配网络模型, 能够执行MRI图像的自动和同步IVD识别和分割。实验验证, 该模型的识别准确率可达94%, 能够对人类脊柱的IVD MRI图像进行高精度的同时识别和分割。尽管深度学习模型需要大量的图像数据集来训练和建立最佳模型, 但Tsai等^[28]通过处理了增强的医学图像特征以训练小规模深度学习数据集。在550张具有数据增强的图像上, 最高平均精度为92.4%, YOLOv3 LDH在训练550张具有数据增强的图像上为100%, 具有最佳的平均精度。证明了在具有有限医学图像的小规模数据集上

使用深度学习的可能性。数据增强技术在YOLOv3训练和检测结果中起着至关重要的作用。对于有限的临床数据集,该方法显示出快速初始测试和自动检测的高可能性。

(三)骨科肿瘤

骨肿瘤指发生或起源于各种骨组织成分内的肿瘤。骨肿瘤发病率较低,诊疗的相关研究进展还比较缓慢。此外,骨肿瘤病种繁多,且多种骨肿瘤疾病是其他恶性肿瘤发生的远处转移灶,使得诊断难度增加。目前骨肿瘤诊断多依赖于穿刺活检,但穿刺取出的标本具有局限性,无法观察到肿瘤的全貌,一次穿刺诊断准确率无法保证,这使得穿刺活检具有一定的局限性。鉴于目前人工智能诊断在医学的快速发展,诸多研究将目光汇聚于此,期望从中获取应用价值。目前人工智能辅助下骨科肿瘤研究涉及诊断鉴别诊断、分级分型、疾病的预后及基因检测等,多数研究集中于诊断与鉴别及分级分型。Li等^[29]对135例孤立性脊柱肿瘤患者进行了回顾性研究,训练集($n=98$)和验证集($n=37$),通过构建临床因素模型、放射组学特征模型与放射组学列线图三种模型,使用训练集和验证集上的接受者操作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线评估三个模型的诊断性能。进行Hosmer Lemeshow测试以评估放射组学列线图的校准能力,使用决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)来评估临床有用性。放射组学列线图在区分孤立性脊柱转移(solitary spinal metastasis, SSM)和孤立性原发性脊柱肿瘤(solitary primary spinal tumor, SPST)方面取得了良好的表现,训练集的AUC为0.980,验证集的AUC为0.924。Hosmer Lemeshow检验和决策曲线分析表明,放射组学列线图优于临床因素模型。此外,人工智能诊断还能辅助骨肿瘤的分级诊断。Gitto等^[30]使用Adaboost.M1算法构建的软骨肉瘤分级模型从非增强磁共振成像中提取放射学参数,评估机器学习在区分低级别和高级别软骨肉瘤方面的诊断准确性,证实了放射科医生和机器学习分类器之间的性能没有显著差异($P=0.453$)。目前人工智能诊断在骨肿瘤疾病方面的研究相对较少,但潜力巨大,相信随着人工智能的发展,能有更加深入的研究和认识。

(四)骨质疏松

骨质疏松是一种骨代谢疾病,是指骨的密度与质量的下降,多见于老年人,骨质疏松的发生会使骨折的风险增加,所以早期的诊断与治疗有很大的必要性。Nguyen等^[31]采用卷积神经网络直接在髌关节X线片上评估骨矿物质密度(bone mineral density, BMD)。收集了患者下肢的X射线照片和髌关节的双能X射线吸收测定(dualenergy X-ray absorptiometry, DXA)结果。这项研究的核心是一个基于深度学习的模型,该模型使用510髌关节的预处理X射线图像作为输入数据,从DXA获得的BMD值作为标准参考进行训练。为了提高性能质量,使用Sobel算法处理髌关节射线照片以提取梯度幅度图,并使用集成人工神经网络分析与三个Singh位点和生物参数相对应的CNN模型的输出。结果得出,在150个测试用例中,0.8075($P<0.0001$)的高相关系数证实了所提出方法的优越性能,其分析速度仅需0.12秒,这证实了该方法的

优势。Sato等^[32]开发了一个基于胸部X光、年龄和性别综合学习的深度学习模型,以预测BMD,利用该模型,出于各种医学原因拍摄的胸部X光片可以用于识别骨质疏松症风险患者,而无需额外的辐射暴露或费用,也无需受试者的行为改变。这可能会改善骨质疏松症的筛查。以下两个指标来评估深度学习模型的性能:(1)预测的BMD和真实的BMD之间的相关性,以及(2)预测类和真实类之间T分数的一致性。结论:BMD预测的相关系数为髌部=0.75,腰椎=0.63。正常、骨质减少和骨质疏松诊断的T评分预测的曲线下面积分别为0.89、0.70和0.84。这些结果表明,所提出的深度学习模型可能适用于通过胸部X射线预测BMD和T评分来筛查骨质疏松症患者。

三、总结与展望

人工智能诊断技术以其智能、高效、精准的特点,可以用于临床疾病筛查、诊断和预后等多个方面,在临床工作中有着广阔的应用前景。然而,在骨科领域的相关研究和应用中,目前仍存在不足的地方:(1)目前人工智能在骨科疾病的诊断应用的范围还比较局限,多集中在创伤骨折,且人工智能诊断的诊断准确性依赖于X线摄影、CT、MRI等成像检测的图像质量,需要新的学习方法、更高特异性的新算法来处理各种不同质量的图像以及患者的个体差异。学习样本需求量大也是制约诊断精准度关键。(2)目前在图像检测、图像分割以及图像特征提取方面,尚缺乏一个通用的操作标准。同时,缺乏标准化的信息数据库和数据平台,使得操作标准不够明确,而且信息数据来源不够清晰,数据质量无法保证,这些问题给数据的采集和使用带来了困难。(3)临床数据涉及患者的隐私,数据来源匮乏,各个医院数据资源无法共享,如何更好地处理、保护、应用临床数据也是目前面临的难题。虽然人工智能诊断还面临着诸多的挑战与困难,但人工智能诊断技术的发展前景乐观,相信在不久的将来定能为医疗行业带来巨大的革新与帮助,这需要人工智能所涉及的计算机科学、数学、心理学、控制学、图像识别等诸多学科的专家学者共同努力,从而早日实现我国AI技术的战略目标,携手步入人工智能新时代。最后,本研究存在不足,虽使用主题词结合关键词进行检索,选取了主流的检索数据库,但可能仍存在由于关键词或者数据库选取不够完善,且文献的筛选及排除过程中可能由于主观性差异导致部分符合内容的文献被排除在外,这些问题均可导致文献的遗漏。

参 考 文 献

- 1 Kaul V, Enslin S, Gross SA. History of artificial intelligence in medicine [J]. *Gastrointest Endosc*, 2020, 92(4): 807-812.
- 2 中华人民共和国国务院. 国务院关于印发新一代人工智能发展规划通知[R/OL]. 2017-07-20]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm.
- 3 李媛, 张恩龙, 李文娟, 等. 人工智能在骨肌系统影像领域的研究进展 [J]. *中国医学科学院学报*, 2020, 42(2): 242-246.
- 4 张程. 医学影像学在不同骨科疾病诊断中运用 [J]. *影像研究与医学应用*, 2020, 4(19): 3-5.

- 5 Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis [J]. *Med Image Anal*, 2017, 42: 60-88.
- 6 Choy G, Khalilzadeh O, Michalski M, et al. Current applications and future impact of machine learning in radiology [J]. *Radiology*, 2018, 288(2): 318-328.
- 7 Nassif AB, Talib MA, Nasir Q, et al. Breast cancer detection using artificial intelligence techniques: A systematic literature review [J]. *Artif Intell Med*, 2022, 127: 102276.
- 8 Chartrand G, Cheng PM, Vorontsov E, et al. Deep learning: a primer for radiologists [J]. *Radiographics*, 2017, 37(7): 2113-2131.
- 9 Singh H, Meyer AND, Thomas EJ. The frequency of diagnostic errors in outpatient care: estimations from three large observational studies involving US adult populations [J]. *BMJ Qual Saf*, 2014, 23(9): 727-731.
- 10 Hinton B, Ma L, Mahmoudzadeh AP, et al. Deep learning networks find unique mammographic differences in previous negative mammograms between interval and screen-detected cancers: a case-case study [J]. *Cancer Imaging*, 2019, 19(1): 41.
- 11 Liang HY, Tsui BY, Ni H, et al. Evaluation and accurate diagnoses of pediatric diseases using artificial intelligence [J]. *Nat Med*, 2019, 25(3): 433-438.
- 12 Anderson P G, Baum G L, Keathley N, et al. Deep learning assistance closes the accuracy gap in fracture detection across clinician types [J]. *Clin Orthop Relat Res*, 2022, 10, 1097.
- 13 Dhanwal DK, Dennison EM, Harvey NC, et al. Epidemiology of hip fracture: Worldwide geographic variation [J]. *Indian J Orthop*, 2011, 45(1): 15-22.
- 14 Sato Y, Takegami Y, Asamoto T, et al. Artificial intelligence improves the accuracy of residents in the diagnosis of hip fractures: a multicenter study [J]. *BMC Musculoskelet Disord*, 2021, 22(1): 407.
- 15 Yamada Y, Maki S, Kishida S, et al. Automated classification of hip fractures using deep convolutional neural networks with orthopedic surgeon-level accuracy: ensemble decision-making with antero-posterior and lateral radiographs[J]. *Acta Orthopaedica*, 2020, 91(6): 699-704.
- 16 Liu P, Lu L, Chen Y, et al. Artificial intelligence to detect the femoral intertrochanteric fracture: The arrival of the intelligent-medicine era[J]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2022, 10.
- 17 黄泽青,刘予豪,方汉军,等. 基于深度迁移学习模型实现股骨头坏死与其他髋部疾病的X线片鉴别诊断[J]. *中华骨科杂志*, 2023, 43(1): 72-80. DOI:10.3760/cma.j.cn121113-20220831-00508.
- 18 Channareddy H. Epidemiological profile of articular fractures of distal radius [J]. *Nat J Clin Orthop*, 2018, 2(3): 20.
- 19 Suzuki T, Maki S, Yamazaki T, et al. Detecting distal radial fractures from wrist radiographs using a deep convolutional neural network with an accuracy comparable to hand orthopedic surgeons [J]. *J Digit Imaging*, 2022, 35(1): 39-46.
- 20 Gan K, Xu D, Lin Y, et al. Artificial intelligence detection of distal radius fractures: a comparison between the convolutional neural network and professional assessments[J]. *Acta orthopaedica*, 2019, 90(4): 394-400.
- 21 Zhang J, Liu F, Xu J, et al. Automated detection and classification of acute vertebral body fractures using a convolutional neural network on computed tomography[J]. *Frontiers in Endocrinology*, 2023, 14.
- 22 Al-Helo S, Alomari RS, Ghosh S, et al. Compression fracture diagnosis in lumbar: a clinical CAD system [J]. *Int J Comput Assist Radiol Surg*, 2013, 8(3): 461-469.
- 23 Li YC, Chen HH, Lu HHS, et al. Can a deep-learning model for the automated detection of vertebral fractures approach the performance level of human subspecialists? [J]. *Clin Orthop Relat Res*, 2021, 479(7): 1598.
- 24 Cho SH, Sung YM, Kim MS. Missed rib fractures on evaluation of initial chest CT for trauma patients: pattern analysis and diagnostic value of coronal multiplanar Reconstruction images with multidetector row CT [J]. *Br J Radiol*, 2012, 85(1018): e845-e850.
- 25 Zhou QQ, Wang J, Tang W, et al. Automatic detection and classification of rib fractures on thoracic CT using convolutional neural network: accuracy and feasibility [J]. *Korean Journal of Radiology*, 2020, 21(7): 869.
- 26 Yao LD, Guan XJ, Song XW, et al. Rib fracture detection system based on deep learning [J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 23513.
- 27 Das P, Pal C, Acharyya A, et al. Deep neural network for automated simultaneous intervertebral disc (IVDs) identification and segmentation of multi-modal MR images [J]. *Comput Meth Prog Bio*, 2021, 205: 106074.
- 28 Tsai J Y, Hung I Y J, Guo Y L, et al. Lumbar disc herniation automatic detection in magnetic resonance imaging based on deep learning[J]. *Front Bioeng Biotech*, 2021, 9: 708137.
- 29 Li S, Yu XX, Shi RC, et al. MRI-based radiomics nomogram for differentiation of solitary metastasis and solitary primary tumor in the spine [J]. *BMC Med Imaging*, 2023, 23(1): 29.
- 30 Gitto S, Cuocolo R, Albano D, et al. MRI radiomics-based machine-learning classification of bone chondrosarcoma [J]. *Eur J Radiol*, 2020, 128: 109043.
- 31 Nguyen TP, Chae DS, Park SJ, et al. A novel approach for evaluating bone mineral density of hips based on Sobel gradient-based map of radiographs utilizing convolutional neural network [J]. *Comput Biol Med*, 2021, 132: 104298.
- 32 Sato Y, Yamamoto N, Inagaki N, et al. Deep learning for bone mineral density and T-Score prediction from chest x-rays: a multicenter study [J]. *Biomedicines*, 2022, 10(9): 2323.

(收稿日期: 2022-11-30)

(本文编辑: 吕红芝)

李帅, 李开南. 人工智能在骨科诊断技术中的研究进展 [J/CD]. *中华老年骨科与康复电子杂志*, 2023, 9(2): 46-50.