

## 综述

## 人工智能专题

DOI: 10.3969/j.issn.0253-9802.2024.03.003

## 人工智能在眩晕相关疾病诊疗中的应用

欢迎扫码观看  
文章视频简介

张世豪 梁丰

【摘要】 眩晕相关疾病发病率高，涉及全身多系统，致病机制复杂，诊断困难，是临床工作的一大难点。近年来人工智能技术发展迅猛，逐渐成为现代眩晕相关疾病临床诊疗的重要助力之一。该文分别着眼于人工智能在眩晕相关疾病诊断、评估和治疗中的应用，综述近年来人工智能在眩晕相关疾病中的进展和前沿，剖析人工智能在眩晕相关疾病诊疗中的优缺点，并展望人工智能在眩晕相关疾病诊疗中的发展前景和方向。

【关键词】 眩晕；人工智能；机器学习；诊断；治疗

Application of artificial intelligence in diagnosis and treatment of vertigo-related diseases Zhang Shihao<sup>△</sup>, Liang Feng<sup>△</sup> Zhongshan School of Medicine, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China

Corresponding author, Liang Feng, E-mail: liangf6@mail.sysu.edu.cn

【Abstract】 The incidence rate of vertigo-related diseases is high, involving multiple systems of the whole body. It is difficult to make a diagnosis due to complicated pathogenesis, which is a major challenge in daily clinical work. In recent years, rapid development of artificial intelligence technology has gradually become one of the important tools in the clinical diagnosis and treatment of vertigo-related diseases. In this article, the application of artificial intelligence in the diagnosis, evaluation, and treatment of vertigo-related diseases and recent progress and frontiers of artificial intelligence in vertigo-related diseases were reviewed, the advantages and disadvantages of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of vertigo-related diseases were identified, and the development prospects and directions of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of vertigo-related diseases were predicted.

【Key words】 Vertigo; Artificial intelligence; Machine learning; Diagnosis; Treatment

眩晕相关疾病的患病率高，有研究显示人一生中至少会发作1次眩晕，且发病率随着年龄增长而增高<sup>[1]</sup>。眩晕有前庭周围性眩晕，前庭中枢性眩晕和非前庭性眩晕等类型，可由耳-前庭系统、神经系统、脊柱、血管、心理精神等方面的疾病导致，也可多种致病机制并存<sup>[2]</sup>。眩晕的致病机制复杂，相关临床研究面临巨大挑战。早在30年前，就有研究者试图使用人工智能开发眩晕相关诊断模型，近年来越来越多的新技术和新方法被投入到眩晕相关疾病的诊疗过程中。本文综述了近年来人工智能在眩晕相关疾病诊疗中的应用进展，展望未来人工智能在眩晕诊疗中的潜在发展方向。

### 一、人工智能辅助突破眩晕相关疾病诊疗的重点和难点

眩晕类疾病以前庭周围性眩晕最多见，约

占70%左右，具体疾病包括良性阵发性位置性眩晕（耳石症）、梅尼埃病、前庭神经炎症和前庭阵发症等，其中1/3以上的眩晕由良性阵发性位置性眩晕引起<sup>[3]</sup>。前庭中枢性眩晕占眩晕总数的10%~20%，多为中枢神经系统疾病直接或间接累及平衡中枢所致。精神、心理和全身系统疾病等也可能并发眩晕。此外还有约14%左右的患者经详尽的体格检查和实验室辅助检查仍无法确定眩晕病因，为诊断不明性眩晕<sup>[4]</sup>。

即使是经验丰富的医师，在接诊眩晕患者时也经常被原发疾病的诊断困扰，不少研究者也尝试通过人工智能辅助进行眩晕原发病的鉴别和诊断。此外眩晕相关疾病患者的治疗和康复方案也非常重要，有效治疗和优质康复有助于患者早日回归到正常生活中，人工智能在这些方面也做出了一定贡献<sup>[56]</sup>。人工智能在上述相关领域的应用，

有助于突破眩晕相关疾病诊断和治疗的重点和难点,造福眩晕人群。

## 二、人工智能应用于眩晕相关疾病诊断与治疗的常见算法

人工智能的概念产生于20世纪50年代,多年来衍生出众多算法,其理论基础有的基于集合论,有的基于概率统计,有的基于图论,有的则尝试模拟神经网络。目前有多种人工智能算法被应用于眩晕相关疾病的诊疗<sup>[5]</sup>。从现有研究来看,k近邻算法(k-NN)、朴素贝叶斯、Logistic回归、决策树、随机森林等算法在眩晕相关疾病的诊断与鉴别中应用较多;神经网络算法,特别是卷积神经网络对医学图像的识别,例如在判断眼球震颤中独具优势;支持向量机这一经典算法则贯穿了所有现代人工智能相关的研究,其不仅是经典的对照模型,能衡量创新算法的优劣,还在眩晕相关疾病的康复研究方面具有一定意义<sup>[7]</sup>。

算法是人工智能在眩晕相关疾病研究中的方法学基础,需要找到合适的算法,结合合理的实验设计才能顺利开展研究。

## 三、人工智能在眩晕相关疾病诊断与病情评估中的应用

### 1. 人工智能在周围性眩晕相关疾病诊断与病情评估中的应用

#### 1.1 早期人工智能在周围性眩晕相关疾病诊疗评估中的尝试

早在20世纪90年代末,就有学者试图使用人工智能进行眩晕相关疾病的诊断,比较经典的有Gavilán等<sup>[8]</sup>创建的Carrusel系统,Mira等<sup>[9]</sup>开发的Expert systems(ES)系统等,这些系统均在当时获得了不错的诊断准确率。其后,赫尔辛基大学医学院的专家联合计算机专家开发了包括患者症状、体征、耳科检查、神经检查、听力学以及影像学检查等38项内容(后来被拓展为94项内容)的耳科专家诊断系统(ONE system)<sup>[10-11]</sup>。研究显示,ONE system结合专家知识库的诊断准确率为79.8%,高于单纯ONE system诊断的准确率71.9%和单纯专家知识库诊断的59.2%,是早期人工智能在眩晕相关疾病诊断应用中比较成功的案例。后来的研究者又基于2012年提出的动态不确定因果图理论(DUCG)发展了用于鉴别22种常见眩晕相关疾病的病因鉴别诊断模型,该模型包

含上百种变量和近600条因果链,能模仿人类的诊断思维,即使在临床信息相对缺失时,其强大的诊断能力仍可以正确诊断超过80%的病例,高于高年资临床医师<sup>[12-13]</sup>。一项早期研究评估了常用前庭功能检测的优劣,认为旋转测试在所有测试中的特异度及敏感度最高,且在使用机器学习的方法优化分类后,其诊断准确率可提高21%,应成为诊断眩晕患者单侧外周前庭损伤的主要检查,但该检查常被临床医师忽视<sup>[14]</sup>。

#### 1.2 新兴人工智能算法在周围性眩晕相关疾病诊断与治疗评估中的应用

近年来,随着算法科学的进步和研究思路的拓展,人工智能对眩晕相关疾病的诊断不再单纯局限于模拟人类诊断思维,更倾向于通过人工智能技术寻找人类在诊断与治疗工作中不易发现的细节,遗传算法、贝叶斯算法、决策树等也被用于眩晕相关疾病的诊断,例如可以通过人工智能进行糖尿病眼底病变的分级诊断<sup>[15]</sup>。一项关于良性阵发性位置性眩晕的研究显示,对3467例患者的91778段眼球震颤视频进行专家标注后输入以卷积神经网络为基础的诊断模型,试图诊断良性阵发性位置性眩晕,该模型对水平眼球震颤的诊断敏感度( $0.910 \pm 0.036$ )和特异度( $0.919 \pm 0.032$ )更强,为良性阵发性位置性眩晕的诊断提供了新思路<sup>[16]</sup>。另有研究者通过人工智能对眼球震颤检查进行了评估,一项研究着眼于人工智能对眼球震颤的自动识别,采用集成ResNet软投票模型和VGG硬投票模型的方式分析分辨率或采样率较低的视频或图片,评估眼球震颤的存在;另一项研究则评估了慢相算法和快相算法对眼球震颤检测的准确性,该模型无眼球震颤诊断的准确率(91.7%~96.4%)远高于有眼球震颤的准确率(38.8%~53.4%),Logistic回归算法可以稍提高准确率,上述研究为采用人工智能检测眼球震颤提供了一定的理论支持<sup>[17-18]</sup>。

Kamogashira等<sup>[19]</sup>通过采集行走时的运动相关数据比较前庭功能障碍与正常人之间的差异,发现梯度提升决策树算法对姿势不稳定性前庭功能障碍的诊断能力最强。Luo等<sup>[20]</sup>搜集耳鼻喉科专家与患者问诊对话时的常用自然语言进行语义分析,通过朴素贝叶斯算法构建基于语料库的预测模型,对引起眩晕的常见疾病预测能力(受试者操作特征曲线下面积为0.995)、特异度(98.2%)和敏感度(93.4%)均非常高。也有国内研究者使用前庭

电刺激制造可逆的眩晕状态分析脑电信号判断有无眩晕,认为随机森林模型对眩晕脑电图表现的判别能力最强,但该研究采用人工干预对健康年轻志愿者进行眩晕造模,适用性存在一定争议<sup>[21]</sup>。

一项通过随机森林算法分析血压、心率等患者常见数据的研究显示,该算法可以将直立不耐受患者的单病因诊断准确率提高至95%,这显示了人工智能算法对眩晕相关疾病这类需要进行多维度检查疾病强大的评估能力<sup>[22]</sup>。但并非每种算法均能取得满意的效果,另一项研究采用分类树模型对病史采集常见的8个问题进行分析评估,该法对前庭疾病的诊断准确率则仅约50%<sup>[23]</sup>。除了算法的选择会影响评估能力外,研究具体内容乃至采集方法等均可能会影响病情的评估,这也对临床医师的实验设计提出了更大的挑战。

### 1.3 大数据结合人工智能对周围性眩晕相关疾病诊疗评估的贡献

在大数据时代,除了先进的算法,数据量也是人工智能的研究热点之一。一项研究以美国登记的疾病数据平台为基础,利用监督机器学习的方法构建决策树模型,纳入136个变量对常见的6种眩晕相关疾病进行诊断,其算法和大数据优势能提供良好的特异度(89%~99%)和敏感度(70%~92%)<sup>[24]</sup>。另有一项研究也使用了临床患者登记数据,通过不同算法分别鉴别了双侧前庭衰竭与功能性眩晕(分类准确率92.5%),原发性功能性眩晕与继发性功能性眩晕(分类准确率56.5%~64.2%),良性阵发性位置性眩晕、前庭阵发性眩晕、梅尼埃病和前庭偏头痛(分类准确率25.9%~50.4%),该研究为眩晕相关疾病的鉴别诊断提供了新思路<sup>[25]</sup>。来自中国的学者也开发了基于问卷的机器学习模型,在该模型中发现使用光梯度增强机这一算法的诊断准确率高达96.2%,具有更高的诊断能力,该算法比较新颖,可能会成为问卷模型开发的助力<sup>[26]</sup>。新兴移动设备也被应用于眩晕相关疾病的诊断,有德国学者以iPad程序为基础开发了对眩晕相关疾病的诊断系统Medx,其诊断准确率可达82.1%~96.6%,其特异度很强(>80%),但灵敏度较低(40%~80.5%)<sup>[27]</sup>。

## 2. 人工智能在中枢性眩晕相关疾病诊断与病情评估中的应用

人工智能对眩晕相关疾病的诊断并非面面俱到,从目前文献报道来看,中枢性眩晕可能是人工智能诊断的短板。无论在对早期卒中所致中枢

性眩晕的人口统计学、危险因素、生命体征和表现(非旋转型头晕或眩晕)等基础信息为诊断资料的研究,还是对中枢性急性前庭综合征患者前庭眼反射增益的研究,人工智能的预测能力没有优于常规诊断方法,甚至有时还比常规诊断方法略低<sup>[28,29]</sup>。究其原因,一方面是研究并未使用弥散加权成像(DWI)等诊断“金标准”作为研究资料,可见目前诊断“金标准”仍具有较高的可靠性;另一方面也无法排除当前人工智能算法的局限性,人工智能算法暂时不能直接挑战业界的“金标准”。

除了常见的眩晕相关疾病类型,人工智能在脑震荡等相关的继发性眩晕的评估方面也有建树。有研究者通过机器学习方法预测脑震荡后的症状缓解时间,发现朴素贝叶斯和随机森林算法是较好的预测方法,预测准确率约70%<sup>[30]</sup>。

## 四、人工智能在眩晕治疗决策中的应用

将人工智能融入眩晕治疗是眩晕相关疾病诊断与治疗的最新领域,不仅需要人工智能的经典算法,还需要虚拟现实、增强现实等多种技术的共同支持,其算法更新和技术融合也在不断探索中。

康复方案是疾病治疗的重点之一,有研究者将既往文献报道整合为训练数据,通过支持向量机和人工神经网络分别对多个临床评估量表进行分析,使用实际临床样本测试模型可靠性,发现支持向量机对眩晕康复方案制定的可靠性达80%以上,具有很高的临床应用前景<sup>[31]</sup>。

国内外已经有多家公司上市了良性阵发性位置性眩晕的智能转椅复位系统,通过先诊断,再用软件操作转椅进行不同维度旋转来完成复位的模式治疗良性阵发性位置性眩晕,有研究者通过人工智能分析制定智能转椅复位系统的最佳操作方案,为患者提供复位的最佳方案和最优体验,是人工智能与传统复位方法融合的创新性尝试<sup>[32,34]</sup>。另一项研究结合机器学习和虚拟现实制定游戏计划,将前庭康复任务融入游戏,并采用支持向量机评估任务完成情况,辅助康复治疗,治疗效果显著优于常规康复方案( $P = 0.014$ ),该游戏不仅可以参与者的表现识别健康人和眩晕相关疾病患者,还能规划康复方案,有助于前庭康复训练,是未来人工智能干预眩晕相关疾病治疗的发展方向之一<sup>[35]</sup>。

## 五、总结与展望

近年来人工智能发展迅速,其在眩晕相关疾病诊疗中的应用也获得了诸多成效,为人工智能辅助眩晕相关疾病的诊疗提供了新方法和新思路,特别是在诊断和评估方面。未来人工智能在眩晕相关疾病诊疗中可以从以下三方面寻求突破:一是提高效率、特异度和灵敏度的算法研发,卷积神经网络的出现让医学影像的智能识别和诊断迈上了新的台阶,反映了优质算法对医学诊断与治疗的重要性,作为算法研究专家或医学专家,应在现有算法基础上开发更高效和更准确的人工智能算法,以满足眩晕相关疾病复杂的临床现状。二是寻找更敏感的临床诊断与评估指标,从前述研究来看,同样是使用人工智能方法,除了算法敏感度差异外,不同的诊断、评估方法最终获得的结果差异很大,这提示选择敏感的临床诊断与评估指标十分重要,这需要临床医师在长期医疗实践中不断总结反馈,筛选出最佳诊断、评估方案,指导人工智能的临床应用。三是坚持医工融合,不仅是人工智能与临床的融合,还有增强现实、脑机接口等技术与人工智能的融合,共同促进人工智能在眩晕相关疾病诊疗中的进步。

## 参 考 文 献

- [1] 王海涛, 薛轶文, 刘永胜, 等. 耳鼻咽喉科专病门诊 8310 例眩晕患者的病因学分析[J]. 中华耳科学杂志, 2017, 15(6): 670-674.  
Wang H T, Xue Y W, Liu Y S, et al. Etiology of vertigo and dizziness in 8 310 patients[J]. Chin J Otol, 2017, 15(6): 670-674.
- [2] Neuhauser H K. The epidemiology of dizziness and vertigo[J]. Handb Clin Neurol, 2016, 137: 67-82.
- [3] Karatas M. Central vertigo and dizziness: epidemiology, differential diagnosis, and common causes[J]. Neurologist, 2008, 14(6): 355-364.
- [4] Jiam N T, Murphy O C, Gold D R, et al. Nonvestibular dizziness[J]. Otolaryngol Clin North Am, 2021, 54(5): 999-1013.
- [5] Rastall D P, Green K. Deep learning in acute vertigo diagnosis[J]. J Neurol Sci, 2022, 443: 120454.
- [6] Mantokoudis G, Otero-Millan J, Gold D R. Current concepts in acute vestibular syndrome and video-oculography[J]. Curr Opin Neurol, 2022, 35(1): 75-83.
- [7] Yang R, Yu Y. Artificial convolutional neural network in object detection and semantic segmentation for medical imaging analysis[J]. Front Oncol, 2021, 11: 638182.
- [8] Gavilán C, Gallego J, Gavilán J. 'Carrusel': an expert system for vestibular diagnosis[J]. Acta Otolaryngol, 1990, 110(3/4): 161-167.
- [9] Mira E, Buizza A, Magenes G, et al. Expert systems as a diagnostic aid in otoneurology[J]. ORL J Otorhinolaryngol Relat Spec, 1990, 52(2): 96-103.
- [10] Varpa K, Joutsijoki H, Iltanen K, et al. Applying one-vs-one and one-vs-all classifiers in k-nearest neighbour method and support vector machines to an otoneurological multi-class problem[J]. Stud Health Technol Inform, 2011, 169: 579-583.
- [11] Varpa K, Iltanen K, Juhola M. Machine learning method for knowledge discovery experimented with otoneurological data[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2008, 91(2): 154-164.
- [12] Zhang Q. Dynamic uncertain causality graph for knowledge representation and reasoning: continuous variable, uncertain evidence, and failure forecast[J]. IEEE Trans Syst Man Cybern Syst, 2015, 45(7): 990-1003.
- [13] Dong C, Wang Y, Zhang Q, et al. The methodology of Dynamic Uncertain Causality Graph for intelligent diagnosis of vertigo[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2014, 113(1): 162-174.
- [14] Priesol A J, Cao M, Brodley C E, et al. Clinical vestibular testing assessed with machine-learning algorithms[J]. JAMA Otolaryngol Head Neck Surg, 2015, 141(4): 364.
- [15] 曹绮雯, 王春晖, 万杰君, 等. 基于 EasyDL 开发糖尿病眼底病变人工智能分级诊断模型及其验证评价[J]. 新医学, 2022, 53(5): 361-365.  
Cao Q W, Wang C H, Wan J J, et al. Development of an artificial intelligent grading diagnosis model for diabetic fundus lesions based on EasyDL and its verification evaluation[J]. J New Med, 2022, 53(5): 361-365.
- [16] Lim E C, Park J H, Jeon H J, et al. Developing a diagnostic decision support system for benign paroxysmal positional vertigo using a deep-learning model[J]. J Clin Med, 2019, 8(5): 633.
- [17] Wagle N, Morkos J, Liu J, et al. aEYE: a deep learning system for video nystagmus detection[J]. Front Neurol, 2022, 13: 963968.
- [18] Winnick A A, Chen C C, Chang T P, et al. Automated nystagmus detection: accuracy of slow-phase and quick-phase algorithms to determine the presence of nystagmus[J]. J Neurol Sci, 2022, 442: 120392.
- [19] Kamogashira T, Fujimoto C, Kinoshita M, et al. Prediction of vestibular dysfunction by applying machine learning algorithms to postural instability[J]. Front Neurol, 2020, 11: 7.
- [20] Luo J, Erbe C, Friedland D R. Unique clinical language patterns among expert vestibular providers can predict vestibular diagnoses[J]. Otol Neurotol, 2018, 39(9): 1163-1171.
- [21] 耿跃华, 石金祥. 机器学习与脑电信号分析相结合的眩晕状态分类[J]. 中国组织工程研究, 2022, 26(29): 4624-4631.  
Geng Y H, Shi J X. Classification of vertigo state based on machine learning and electroencephalogram signal analysis[J]. Chin J Tissue Eng Res, 2022, 26(29): 4624-4631.
- [22] Gilmore S, Hart J, Geddes J, et al. Classification of orthostatic

- intolerance through data analytics [J]. *Med Biol Eng Comput*, 2021, 59 (3): 621-632.
- [23] Strobl R, Grözinger M, Zwergal A, et al. A set of eight key questions helps to classify common vestibular disorders-results from the DizzyReg patient registry [J]. *Front Neurol*, 2021, 12: 670944.
- [24] Formeister E J, Baum R T, Sharon J D. Supervised machine learning models for classifying common causes of dizziness [J]. *Am J Otolaryngol*, 2022, 43 (3): 103402.
- [25] Vivar G, Strobl R, Grill E, et al. Using base-ml to learn classification of common vestibular disorders on DizzyReg registry data [J]. *Front Neurol*, 2021, 12: 681140.
- [26] Yu F, Wu P, Deng H, et al. A Questionnaire-Based Ensemble Learning Model to Predict the Diagnosis of Vertigo: Model Development and Validation Study. *J Med Internet Res*. 2022 Aug 3; 24 (8): e34126.
- [27] Feil K, Feuerecker R, Goldschagg N, et al. Predictive capability of an iPad-based medical device (me d x) for the diagnosis of vertigo and dizziness [J]. *Front Neurol*, 2018, 9: 29.
- [28] Kim B J, Jang S K, Kim Y H, et al. Diagnosis of acute central dizziness with simple clinical information using machine learning [J]. *Front Neurol*, 2021, 12: 691057.
- [29] Korda A, Wimmer W, Wyss T, et al. Artificial intelligence for early stroke diagnosis in acute vestibular syndrome [J]. *Front Neurol*, 2022, 13: 919777.
- [30] Bergeron M F, Landset S, Maugans T A, et al. Machine learning in modeling high school sport concussion symptom resolve [J]. *Med Sci Sports Exerc*, 2019, 51 (7): 1362-1371.
- [31] 刘东冬, 张甦琳, 刘波, 等. 基于机器学习的前庭康复决策研究 [J]. *临床耳鼻咽喉头颈外科杂志*, 2020, 34 (7): 592-598.
- Liu D D, Zhang S L, Liu B, et al. Research on modelling vestibular rehabilitation decision based on machine learning [J]. *J Clin Otorhinolaryngol Head Neck Surg*, 2020, 34 (7): 592-598.
- [32] 吴立峰. 治疗耳石症的转椅及其使用方法: CN201710277482.9. 2017-08-18.
- [33] 池沛沛, 陈文明, 戴胜良, 等. 耳石复位转椅治疗 300 例 BPPV 患者的临床疗效分析 [J]. *世界最新医学信息文摘*, 2017, 17 (88): 49, 56.
- Chi P P, Chen W M, Dai S L, et al. Clinical analysis of otolith reduction and swivel chair in the treatment of 300 patients with BPPV [J]. *World Latest Med Inf*, 2017, 17 (88): 49, 56.
- [34] Pedersen M F, Eriksen H H, Kjaersgaard J B, et al. Treatment of benign paroxysmal positional vertigo with the TRV reposition chair [J]. *Int Adv Otol*, 2020, 16 (2): 176-182.
- [35] Yeh S C, Huang M C, Wang P C, et al. Machine learning-based assessment tool for imbalance and vestibular dysfunction with virtual reality rehabilitation system [J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2014, 116 (3): 311-318.

(收稿日期: 2023-10-17)

(本文编辑: 洪悦民)

