

人工智能在前庭功能障碍性疾病诊疗中的现状和展望

秦茂林¹, 王节¹, 刘芳利¹, 黄丽辉², 韩挺³, 王铭萱³, 张青⁴, 徐铭蔚⁴, 樊孟耘⁵

¹华东师范大学附属芜湖医院耳鼻咽喉头颈外科, 安徽省芜湖市 241000; ²首都医科大学附属北京同仁医院耳鼻咽喉头颈外科, 北京市耳鼻咽喉科研究所, 北京市 100730; ³上海交通大学设计学院, 医疗机器人研究院, 上海市 200240; ⁴上海交通大学医学院附属新华医院耳鼻咽喉头颈外科, 上海交通大学医学院耳科学研究所, 上海市耳鼻疾病转化医学重点实验室, 上海市 200092; ⁵西安交通大学附属西安市儿童医院, 陕西省西安市 710004

摘要: 前庭功能障碍性疾病由于临床表现复杂多样, 易和中枢神经系统和其他系统疾病相混淆, 在临床诊疗过程中存在困难。近年来, 随着人工智能技术在各个领域的渗入, 各类机器算法在临床医学的诊疗中也显现优于人工算法的表现。本文就人工智能技术在前庭功能障碍性疾病的诊断、鉴别诊断和前庭康复治疗等方面的应用现状做一综述, 并展望其未来应用前景。

关键词: 人工智能, 前庭功能障碍, 前庭康复

Current status and perspectives of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of vestibular dysfunctional disorders

Maolin Qin¹, Jie Wang¹, Fangli Liu¹, Lihui Huang², Ting Han³, Mingxuan Wang³, Qing Zhang⁴, Mingwei Xu⁴, Mengyu Fan⁵

¹Department of Otorhinolaryngology Head and Neck Surgery, Wuhu hospital, East China Normal University, Wuhu 241000, China; ²Department of Otorhinolaryngology Head and Neck Surgery, Beijing Tongren Hospital, Capital Medical University, Beijing 100730, China; ³School of Design, Shanghai Jiao Tong University Institute of Medical Robotics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; ⁴Department of Otorhinolaryngology, Head and Neck Surgery, Xinhua Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine. Shanghai Jiaotong University School of Medicine Ear Institute. Shanghai Key Laboratory of Translational Medicine on Ear and Nose Diseases, Shanghai 200092, China; ⁵Department of Xi'an Children's Hospital, Xi'an Jiao Tong University, Xi'an 710004, China

Abstract: Vestibular dysfunction diseases are difficult to diagnose and treat due to the complexity and variety of clinical manifestations, and they are easily confused with diseases of the central nervous system and other systems. In recent years, with the penetration of artificial intelligence technology in various fields, various types of machine algorithms have shown better performance than artificial algorithms in clinical medicine. In this paper, we review the current status of the application of AI technology in the diagnosis, differential diagnosis and vestibular rehabilitation of vestibular dysfunction, and look forward to its future application prospects.

Keywords: Artificial intelligence, vestibular dysfunction, vestibular rehabilitation

随着社会人口老龄化的加剧及人们对健康需求的提升, 头晕、眩晕等前庭功能障碍性疾病的发病率与患病率均逐年上升, 目前已经成为影响全社会健康状况的关

键问题。健康调查数据显示, 全生命周期中, 眩晕和头晕的患病率约15–35%^(1,2)。前庭功能障碍性疾病是一种涉及空间定位和平衡控制的复杂疾病。患者常出现眩晕、头晕、视物不清、平衡不稳等症状, 严重影响其日常生活质量。然而由于眩晕症状复杂多样, 不同患者可能由于病因不同而表现出不同的症状, 前庭功能障碍性疾病在诊断和治疗中存在一定的困难。目前, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术在医学的各个领域得到了广泛应用, 包括临床试验、临床实践和医学教育和融合等多个方面⁽³⁻⁵⁾。鉴于近年来AI在前庭功能障碍性疾病的报道上显著增多, 本文回顾了近年来国内外AI在该类疾病诊治中的应用, 旨在概述AI技术在本学科的主要研

收稿日期: 2025-1-3; 修回日期: 2025-2-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(82171137); 陕西省科技攻关项目(2024SF-YBXM-344); 上海交通大学医学院附属新华医院科研基金(21S31900600)

通讯作者/Corresponding author: 樊孟耘/Mengyu Fan, E-mail: fanmy189@163.com

究现状, 讨论目前在实际应用中的局限性, 并展望未来在听力言语训练和前庭康复等其他领域的应用前景。

1. AI概述

AI的实质是计算机科学的分支, 具有无限的学习能力, 并能自我纠正, 它主要通过机器学习 (machine learning, ML) 的方法来实现。ML通过多种算法应用于对数据挖掘、图像识别与分析、预测疾病模型等方面⁽⁶⁾。ML的目标是通过学习或基于算法或统计模型来发现数据中的模式, 而不遵循预定义的指令。ML由输入、输出和算法三部分组成。(1) 输入 ML可以将患者一般情况、病史和辅助检查等各种信息作为输入数据处理。通常根据以前的报告或临床经验手动选择输入数据类型。输入数据可分为两种类型: 结构化数据和非结构化数据。结构化数据, 是指定量数据, 如年龄、前庭眼反射 (VOR) 增益值、纯音听阈等, 很容易使用计算机操作或分析。非结构化数据没有固定的格式, 如病程记录和视频文件等, 因此难以分析。然而非结构化数据代表了患者病情的复杂性, 这增加了分析的可靠性, 使其更加重要⁽⁷⁾; (2) 输出 在医学领域, 输出的主要是临床结果, 如诊断、测试结果和医疗或手术结果。输出的离散变量的ML任务称为分类任务; 连续变量, 称为回归任务。一般来说, 分类任务比回归任务容易。对ML系统的评估取决于所涉及的任务类型; (3) 算法 每种算法都适合于特定的任务⁽⁸⁾, 没有一种算法在所有情况下都能普遍优于其他算法, 应用中必须根据输入数据的性质和期望的输出明智地选择算法类型, 以下介绍几种常用的算法子集。

算法最常用的卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN)。CNN算法在图像、语音和视频等方面识别能力突出, 特别在影像学和内镜的诊断上已经应用广泛, 它可以识别人肉眼无法识别的信息, 辅助临床医师做出诊断。目前已经开发了多种CNN算法, 例如 AlexNet、VGG、GoogLeNet、ResNet和U-Net等⁽⁹⁾。支持向量机 (support vector machine, SVM) 算法用于定义数据点之间的边界。SVM将数据视为 p 维向量, 其中 p 表示特征的数量。该算法的目标是从最近的数据向量构造一个 ($p+1$) 维的最大边缘超平面。这个超平面作为决策边界, 有效地分离数据集中的不同类。需要注意的是, SVM并不局限于分类任务, 它还可以应用于回归任务, 使其成为各种领域的通用工具。XGBoost是一种基于决策树 (decision trees, DT) 框架的先进的ML算法。它与传统的离散学习方法不同, 它将两者直接连接起来, 形成了一个集成学习模型。循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 和长短期记忆网络 (long short term memory network, LSTM) 对预测疾病模型, 记录疾病进展的等和时间序列相关的数据识别具备得天独厚的功能。算法的多样化使其在医学多个领域发挥其闪光点, 并具备独特优势, 相辅相成。

深度学习 (Deep learning, DL) 是神经网络的一种特殊类型, 其特点是在学习过程中加入大量“深层”隐藏层, 呈现经典神经网络无法达到的函数。DL作为ML的一个分支, 具有更深度的学习能力, 利用神经网络的算法处理各种抽象复杂的数据特征⁽¹⁰⁾, 从而协助临床医师更

高效地工作。

2. AI在前庭功能障碍疾病中的现状

2.1. AI辅助听力学检查

部分前庭功能障碍疾病常伴随听力损失, 因此在前庭功能障碍疾病诊断过程中, 听力学检查不容忽视。AI技术可以让患者更快准确的听力评估。Barbour等⁽¹¹⁾对21名年龄在19岁至79岁之间参与者的气导听力通过在线软件机器学习听力图和Hughson-Westlake程序软件学习对比, 得出在线机器学习听力图估计在更短的时间内以相似的精度和可靠性提供了传统阈值听力图的所有信息, 体现出人工智能的优势所在。Mustafa等⁽¹²⁾用MATLAB GUI界面将纯音测听检查中听到或未听到的声音和脑电信号结合起来, 根据数据创建数据集后, 使用PYTHON编程语言进行机器学习预处理, 再通过不同分类算法预测, 最终得出, 预测最成功的算法是光梯度增强器 (LGBM), 准确率达84%, 也预示着听力数据可以用脑电波数据来收集。然而这些数据虽然可以独立创建和转化, 但结果仍需要临床医师分析, 并非真正意义上方便。关于听力损失和抑郁, Crowson等⁽¹³⁾利用大数据和AI技术相结合可以实现对抑郁症状的预测, 听力损失的社会因素对抑郁症的影响可能大于客观听力测量。

由于纯音测听容易受到注意力和配合能力欠缺的影响, 因此在某些人群中可能很难获得准确的听阈。耳声发射和听性脑干反应作为客观性的听力检查可以综合参考。Liu等⁽¹⁴⁾收集230只正常耳和737只感音神经性听力损失耳0.5至8 kHz刺激频率声发射数据, 使用SVM、KNN、DT等机器学习算法, 发现所有分类模型的ROC曲线下面积0.926-0.994, 优于之前的刺激频率声发射的研究, 为以后提高测试准确性和缩短测试时间提供基础。听性脑干反应检查 (auditory brainstem response, ABR) 需要在头皮处贴电极记录生物电信号, 并由差分放大器放大过滤进行数字化处理, 显示出一系列的反应波, 通常这些波需要人为记录标记。通过机器学习卷积递归神经网络 (CRNN) 算法, 对95.9%的ABR波进行了标示, 标示范围在目标波的 ± 0.1 毫秒内, 平均绝对误差仅为0.025毫秒, 这种自动标示的方法可以帮助临床医师对ABR的结果进行解释⁽¹⁵⁾。

2.2. AI辅助前庭功能检查

对于耳鼻喉科医生来说, 一套完整的病史在眩晕/头晕症状混乱的患者诊断中无疑排在第一位, 但前庭功能检查的结果同样具有很高的参考价值, 可指导鉴别诊断。在前庭功能检查过程中, 由于受到环境、设备、患者配合程度等因素, 对检查结果不可避免的存在干扰。利用AI技术联合时空定位问题, 对每帧图像中的瞳孔进行空间定位, 并利用连续帧之间的潜在相关性将逐帧数据合成为包含运动数据的静止图像, 或将眼动数据、前庭诱发肌源性电位 (vestibular evoked myogenic potential, VEMP) 阈值或VOR增益值等转换为CNN或其他算法可以分析的数据格式, 将会节省时间和提高检查效率。

目前AI技术在视频头脉冲检查 (video head impulse

test, vHIT)中应用最广泛。Korda等⁽¹⁶⁾利用AI技术在未经验过的vHIT数据中的处理和VOR增益分类是否相当。选取急性前庭综合征的病人,利用vHIT确定是外周还是中枢性原因,随后再用MRI作为金标准确诊,结果显示人工智能只需使用急性前庭综合征患者未经处理的vHIT数据,就能准确诊断前庭中风,准确度达87.9%,其用于预测中风的自动vHIT评估并不比目前评估单一VOR增益值的方法逊色。在另一项AI模拟vHIT研究中,鉴别急性、发作性和慢性前庭综合征的准确率分别为90%、81.74%和91.3%⁽¹⁷⁾。Mahen B等⁽¹⁸⁾利用动态建模的优势,用vHIT的输入-输出特性生成一种标准描述符,并将其用于形成ML分类模型。这一模型与VOR功能相关的描述符从最相关到最不相关依次是:上升时间、稳定时间、稳定最小值、稳定最大值、过冲、欠冲、峰值和峰值时间。峰值和峰值时间与临床医师之间的操作差异有关,和VOR是否异常相关性较小,因此认为该模型潜力巨大,未来通过训练,可以进一步提高准确性。

VEMP指机体的前庭耳石器被多种适宜刺激所兴奋,经过特定的反射通路,在躯体浅表骨骼肌诱发产生的肌电反应⁽¹⁹⁾。主观视觉垂直线(subjective visual vertical, SVV)是指在无视觉参照的暗环境中对重力垂直线的感知。VEMP和SVV都作为评估耳石器功能的手段。Bragg等⁽²⁰⁾为了阐述梅尼埃病(Ménière's disease, MD)的耳石器功能,使用了监督ML中常用的四种分类算法:逻辑回归(logistic regression, LR)、奈夫贝叶斯分类器(naïve Bayes, NB)、随机森林(random forest, RF)和SVM。并根据训练集将测试集分为SVV AR、AC o-VEMP和BC o-VEMP AR三组来训练模型,最终选择了右急性MD、右慢性MD、左急性MD和左慢性MD作为模型的输出,结果显示LR算法可准确预测急性和慢性MD。

2.3. AI辅助内耳影像学检查

影像学检查是诊断前庭功能障碍疾病的常用辅助检查之一。特别是磁共振成像(MRI)对软组织结构有高分辨的能力,能细致地显示内部解剖结构和病变,如对内听道的占位有早期的诊断价值,结合磁共振弥散加权对急性前庭综合征的病因是中枢性还是外周性的鉴别存在优势,在内耳迷路内行钆造影技术可以辅助观察梅尼埃病患者内耳迷路积水情况等。利用AI技术通过学习训练可提高图片成像质量,开发新的模型,协助诊断的应用有巨大的前景。

Cho等⁽²¹⁾利用CNN的DL模型,在内耳增强磁共振成像钆造影的检查中,开发出一种新的算法,自动分割耳蜗和前庭,并计算分割区域的内淋巴积水比值,和耳科医师测量结果高度一致。将内淋巴囊积水与其他影像标志结合,如淋巴周围增强,可提高MD的诊断特异性。Lubblc等⁽²²⁾利用AI技术提供一个新的诊断模型,用于区分MD患者和正常患者在MRI中的不同放射学特征,具有非侵袭性和高准确率的特点。AI目前在听神经瘤影像学诊断上可以ML分割计算出其体积,帮助诊断。Cass等⁽²³⁾开发了一种transformer和卷积神经网络的深度学习框架,将MRI上的图像组成数据集,无需操作员输入即可计算听神经瘤的体积,这项技术可以用于临床节省时间。

Shapey等⁽²⁴⁾构建了一个自动分割框架,从MRI影像中分割出听神经瘤并计算其体积,帮助临床医师评估病情严重程度、制定治疗计划及监测治疗效果。AI在听神经瘤的术后MRI随访中也得到了应用。听神经瘤在术后复发率从8.3到28.2%不等⁽²⁵⁾,主要依靠专家对肿瘤影像学进行人工分割和测量。Peter Yao等⁽²⁶⁾采用U-Net模型的ML方法,将MRI图像分割成像素,测量了预测分割结果与专家手动分割结果的Dice分数,得出AI技术无需人工干预也能准确分割和测量,有望改善以往的随访模式。AI技术利用其在图像处理上的优势,相信在未来影像学上应用会更加广泛。

2.4. AI辅助眩晕疾病诊断和预后评估

前庭功能障碍容易与中枢神经系统和其他系统的疾病混淆,前庭功能与视觉、本体感觉系统等密切相关,这种多维度的交互增加了诊断的复杂性。尤其是在周围性和中枢性眩晕之间的鉴别上,由于两者的临床表现常常相似,诊断和评估难度较大。在接诊前庭功能障碍的病人时,如果缺乏问诊技巧,很容易被病人的复杂主诉带偏。有经验的耳鼻喉科医师虽然多数能做出诊断,但需花费大量时间。因此不少研究者利用各种机器学习临床预测模型进行眩晕原发病的鉴别和诊断。随着计算机技术的进步,像LR、RF和SVM监督机器学习方法越来越多地用于疾病分类。利用这些基于临床或检查数据的算法的研究显示,在提高诊断准确性方面有希望的结果。

2.4.1. AI与眩晕疾病的鉴别诊断

Eric等⁽²⁷⁾将社会人口学特征和并发症组成的136个变量组成ML模型成功划分出前庭性偏头痛(vestibular migraine, VM)、良性阵发性位置性眩晕(Benign paroxysmal positional vertigo, BPPV)、MD、持续性姿势感知性头晕、上半规管裂综合征和双侧前庭病等六个眩晕亚型,具有较高的灵敏度和特异度。但该研究存在局限性,变量信息仅为患者的主观症状,缺乏客观辅助检查数据的参考。最近一项国内AI研究⁽²⁸⁾将眩晕患者一般信息、病史、家族史、听力损失情况、眩晕细节、纯音测听、前庭功能检查等主客观信息作为变量收集,用一系列的ML算法如XGBoost、LR、RF和SVM等进行训练对比,具体训练任务为先区分BPPV和非BPPV患者,再将非BPPV患者分为MD、VM和伴有眩晕的突发性感音神经性听力损失;最终XGBoost模型下诊断精确性最高,主客观信息的综合应用也增加了研究的可信度。类似的研究还有Vivar等⁽²⁹⁾利用DizzyReg平台的大数据,建立了一个全面的MVA/ML软件工具base-ml,通过三个任务分层次的对眩晕疾病做出筛查,以达到最终诊断,简化了诊疗流程的目的。

2.4.2. AI与良性阵发性位置性眩晕

BPPV是指头部运动到某一特定的位置时诱发的短暂眩晕,最常累及后半规管,是一种最常见的的外周性前庭疾病。其诊断依赖于体位变化下诱发出来的特征性眼震。随着算法科学的进步和研究思路的拓展,AI对于眼

球震颤视频的模拟越来越深入,例如,Lu等⁽³⁰⁾一种结合了视频理解模型、自编码器和交叉注意机制结构模型,利用518名BPPV患者的眼球运动视频和诊断数据建立了BPPV数据,BKTDN算法得出结果准确率最高,准确率达81.7%。其研究结果强调了基于人工智能的方法在提高BPPV诊断准确性方面的潜力。最近另一项研究使用CNN1D算法模拟眼球震颤模型得出准确度达 $91.02 \pm 0.66\%$,进一步强调了DL在提高医疗诊断准确性和效率方面的重要性⁽³¹⁾。国内学者还通过结合1D和DL的复合模型,可以实时进行计算处理眼球震颤视频,从而允许系统诊断BPPV,而不需要后期通过视频片段剪辑完成⁽³²⁾。得出该模型能够准确地检测和分类BPPV亚型,使临床对BPPV的诊断更加快速和直接。该模型中确定的关键特征有助于扩大对BPPV的理解。利用机器学习和人工智能对眼球和头部运动进行量化,未来可用于急性头晕急诊室患者的自动诊断。

2.4.3. AI与突发性耳聋伴眩晕

使用ML模型可以帮助临床医生识别高风险突发性耳聋伴眩晕患者,并促进专家做出决策,利于该病的预后。LIN等⁽³³⁾对在接受大剂量类固醇治疗的突发性感音神经性听力损失伴眩晕患者,使用多变量考克斯回归模型和CNN算法来计算vHIT中具有高幅度平方小波相干性的相干频率对听力预后的影响,结果显示与纯粹的CNN分类相比,CNN中的特征提取与SVM算法的小波相干图的水平裁剪方式相结合,在突发性耳聋伴眩晕患者的听力预后方面具有更高的准确性和更稳定的模型。Zhou等⁽³⁴⁾采用单因素分析筛选变量的方法在列线图预测模型中预测突发性耳聋的预后,显示出良好的信度,预计能帮助临床医生预测突发性耳聋的预后并优化治疗方案,但是单因素分析的变量筛选不符合临床的实际情况,结果值得商榷。Wu等⁽³⁵⁾通过多变量逻辑回归分析表明,年龄、眩晕症状、发病与治疗间隔时间、低密度脂蛋白和听力损失类型是预测突发性耳聋的独立因素。基于这5个因素的列线图列线图的一致性指数(C-index)为0.798(95%置信区间为0.750-0.845)。

2.5. AI与前庭功能康复

目前已有相关学者就数字化前庭康复干预治疗开展研究,通过线上线下平台的数据通讯,联系患者与康复师,以时刻获取患者康复数据并制定个性化康复处方,提升康复效果。例如,Meldrum等⁽³⁶⁾开发了一种专为前庭康复开发的新型数字平台,由康复师手动使用该平台开具个性化锻炼计划的形式提供康复训练方案,结果显示患者眩晕/头晕、失衡、振荡幻觉和焦虑的症状显著减轻。Meldrum等⁽³⁷⁾调查了市售数字VPT系统(可穿戴头部传感器、智能手机应用程序和临床医生软件)向PwMS提供VPT的可用性和效果,证明了远程护理在一系列头晕、平衡和步态指标方面的改善。但是这部分研究中需要康复师全程不间断介入,持续跟踪患者康复进展,并根据自身知识指定个性化康复方案,医疗资源减轻仍有进一步提升的空间。还有部分研究者探索了游戏化智能手机应用在VPT中的应用,以增强患者的康复体验和依

从性。Wadhwa等⁽³⁸⁾开发了一个数字平台,包括面向患者和医疗保健提供者的移动应用程序和Web端。他们利用手机传感器和AI来提高前庭康复的及可及性,将锻炼游戏化以提高患者的积极性,并整合高效的沟通渠道,以促进医疗保健提供者与患者的沟通,可用性测试表明该平台用户友好、可访问且具有激励性。还有部分研究者将可穿戴传感器或现成的检测设备与VPT结合促进科学量化的训练表现评价。例如,Hall等⁽³⁹⁾使用Tobii 4C眼动传感器等捕获眼镜和头部运动,以提供关于表现准确性的反馈,同时使用游戏化以提供引人入胜的体验,结果显示与标准VRT相比,使用APP治疗前庭功能减退的可行性。这一类研究表示传感器结合数字平台在提供精确运动反馈、提升训练效果方面具有显著潜力。

3. 总结和展望

大数据时代,涉及医疗的相关数据也呈现“井喷式”的增长,传统的人工处理信息的模式已经渐渐跟不上时代的发展。人工智能恰巧具备对海量数据和复杂的多维数据快速准确的处理,这让其在医学的各个领域蓬勃发展。然而并非所有的人工智能的算法均具有高质量,例如,Jeffrey等⁽⁴⁰⁾使用OpenAI公司开发的会话AI语言模型ChatGPT和谷歌搜索引擎资料来定量对比对BPPV的影响得出,与谷歌搜索信息相比,ChatGPT上的信息更难阅读,质量更低,更难以理解。因此必须从源头解决医学数据与算法的质量问题,保证数据标准化,提高数据与算法的可靠性与可解释性,并形成满足实际需求的数据集和算法模型。另外,参与AI研究的参与者多数是从单个机构招募的,数据量有限且存在选择偏倚,在算法不断更新提升的基础上,数据的质量也有待于提高,期待多中心联合开展研究,建立大型、多中心、前瞻性的患者研究队列。大多数AI模型和算法并未真正在临床实践中的接受检验,其实用性还有待证实。在以后的研究中可以考虑医工融合,让AI真正进入前庭功能障碍疾病的诊断和治疗,服务于患者。

总之,与经典统计分析相比,ML在预测性能方面具有明显优势。在前庭功能障碍疾病中的AI应用尚处于早期发展阶段,还需要更多适当的算法、多中心和更海量的数据集以进一步推进这些研究。我们期待未来AI在眩晕相关疾病诊疗中取得重大进展,促进医学进步。

利益冲突:所有作者均声明不存在利益冲突。

致谢:无。

作者贡献声明:无。

参考文献

1. Gassmann K G, Rupprecht R, IZG Study Group. Dizziness in an older community dwelling population: A multifactorial syndrome. *The Journal of Nutrition, Health & Aging*.2009;13:278-282.
2. Hannaford P C, Simpson J A, Bisset A F, et al. The prevalence of ear, nose and throat problems in the community: results from a national cross-sectional postal survey in Scotland. *Family*

- Practice.2005;22:227-233.
3. Harmon DM, Noseworthy PA, Yao X. The digitization and decentralization of clinical trials. *Mayo Clin Proc.* 2023;98:1568-1578.
 4. Topol EJ. High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med.* 2019;25:44-56.
 5. Sapci AH, Sapci HA. Artificial intelligence education and tools for medical and health informatics students: Systematic review. *JMIR Med Educ.* 2020;6:e19285.
 6. He J, Baxter SL, Xu J, *et al.* The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine. *Nat Med.* 2019;25:3036.
 7. Vest JR, Grannis SJ, Haut DP, *et al.* Using structured and unstructured data to identify patients' need for services that address the social determinants of health. *Int J Med Inform.*2017;107:101-106.
 8. Alloghani M, Al-Jumeily D, Mustafina J, *et al.* A systematic review on supervised and unsupervised machine learning algorithms for data science. *Supervised and unsupervised learning for data science.* Springer. 2020;p. 3-21.
 9. Liu L, Cheng J, Quan Q, *et al.* A survey on U-shaped networks in medical image segmentations. *Neurocomputing.*2020; 409: 244-258.
 10. Goodfellow I, Bengio YCA, Courville A. *Deep learning.* 1st ed. The MIT Press; 2016.
 11. Barbour DL, Howard RT, Song XD, *et al.* Online machine learning audiometry. *Ear Hear.* 2019;40:918-926.
 12. Küçükakarsu M, Kavsaoglu AR, Alenezi F, *et al.* A novel automatic audiometric system design based on machine learning methods using the brain's electrical activity signals. *Diagnostics (Basel).* 2023;13:575.
 13. Crowson MG, Franck KH, Rosella LC, *et al.* Predicting depression from hearing loss using machine learning. *Ear Hear.* 2021;42:982-989.
 14. Liu Y, Xu R, Gong Q. Maximising the ability of stimulus-frequency otoacoustic emissions to predict hearing status and thresholds using machine-learning models. *Int J Audiol.* 2021;60:263-273.
 15. McKearney RM, Simpson DM, Bell SL. Automated wave labelling of the auditory brainstem response using machine learning. *Int J Audiol.* 2024 Oct 3:1-6. doi: 10.1080/14992027.2024.2404537.
 16. Korda A, Wimmer W, Wyss T, *et al.* Artificial intelligence for early stroke diagnosis in acute vestibular syndrome. *Front Neurol.* 2022;13:919777.
 17. Du Y, Ren L, Liu X, *et al.* Machine learning method intervention: Determine proper screening tests for vestibular disorders. *Auris Nasus Larynx.* 2022;49:564-570.
 18. Pathirana MB, Szmulewicz DJ. Machine learning based diagnosis of vertigo using video head impulse test. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc.* 2023;2023:1-5.
 19. 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志编辑委员会, 中华医学会耳鼻咽喉头颈外科学分会听力学组. 中国前庭诱发肌源性电位检测临床实践专家共识 (2024). *中华耳鼻咽喉头颈外科杂志.*2024;59:306-314.
 20. Bragg PG, Norton BM, Petrak MR, *et al.* Application of supervised machine learning algorithms for the evaluation of utricular function on patients with Meniere's disease: Utilizing subjective visual vertical and ocular-vestibular-evoked myogenic potentials. *Acta Otolaryngol.* 2023;143:262-273.
 21. Cho YS, Cho K, Park CJ, *et al.* Automated measurement of hydrops ratio from MRI in patients with Ménière's disease using CNN-based segmentation. *Sci Rep.* 2020;10:7003.
 22. van der Lubbe MFJA, Vaidyanathan A, de Wit M, *et al.* A non-invasive, automated diagnosis of Ménière's disease using radiomics and machine learning on conventional magnetic resonance imaging: A multicentric, case-controlled feasibility study. *Radiol Med.*2022;127:72-82.
 23. Cass ND, Lindquist NR, Zhu Q, *et al.* Machine learning for automated calculation of vestibular schwannoma volumes. *Otol Neurotol.* 2022;43:1252-1256.
 24. Shapey J, Wang G, Dorent R, *et al.* An artificial intelligence framework for automatic segmentation and volumetry of vestibular schwannomas from contrast-enhanced T1-weighted and high-resolution T2-weighted MRI. *J Neurosurg.* 2019;134:171-179.
 25. Monfared A, Corrales CE, Theodosopoulos PV, *et al.* Facial nerve outcome and tumor control rate as a function of degree of resection in treatment of large acoustic neuromas: Preliminary report of the acoustic neuroma subtotal resection study (ANSRS). *Neurosurgery* 2016;79:194-203.
 26. Yao P, Shavit SS, Shin J, *et al.* Segmentation of vestibular schwannomas on postoperative gadolinium-enhanced T1-weighted and noncontrast T2-weighted magnetic resonance imaging using deep learning. *Otol Neurotol.* 2022;43:1227-1239.
 27. Eric J. FormeisterFormeister EJ, Baum RT, *et al.* Supervised machine learning models for classifying common causes of dizziness. *Am J Otolaryngol.* 2022;43:103402.
 28. Tang X, Ye W, Ou Y, *et al.* Development and validation of a machine learning model for detection and classification of vertigo. *laryngoscope.* 2024 Dec 19. doi: 10.1002/lary.31959.
 29. Vivar G, Strobl R, Grill E, *et al.* Using base-ml to learn classification of common vestibular disorders on DizzyReg Registry Data. *Front Neurol.* 2021;12:681140.
 30. Lu H, Mao Y, Li J, *et al.* Multimodal deep learning-based diagnostic model for BPPV. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2024;24:82.
 31. Mun SB, Kim YJ, Lee JH, *et al.* Deep learning-based nystagmus detection for BPPV diagnosis. *Sensors (Basel).* 2024;24:3417.
 32. Wu P, Liu X, Dai Q, *et al.* Diagnosing the benign paroxysmal positional vertigo via 1D and deep-learning composite model. *J Neurol.* 2023;270:3800-3809.
 33. Lin SC, Lin MY, Kang BH, *et al.* Artificial neural network-assisted classification of hearing prognosis of sudden sensorineural hearing loss with vertigo. *IEEE J Transl Eng Health Med.* 2023;11:170-181.
 34. Zhou W, Yuan H, Yang Y, *et al.* Nomogram for predicting the prognostic role in idiopathic sudden sensorineural hearing loss. *Am J Otolaryngol.*2023;44:103736.
 35. Wu H, Wan W, Jiang H, *et al.* Prognosis of idiopathic sudden sensorineural hearing loss: The nomogram perspective. *Ann Otol Rhinol Laryngol.*2023;132:5-12.
 36. Meldrum D, Murray D, Vance R, *et al.* Toward a digital health intervention for vestibular rehabilitation: Usability and subjective outcomes of a novel platform. *Front Neurol.* 2022;13:836796.
 37. Meldrum D, Kearney H, Hutchinson S, *et al.* Wearable sensor and smartphone assisted vestibular physical therapy for multiple sclerosis: Usability and outcomes. *Front Rehabil Sci.* .2024;5:1406926.
 38. Wadhwa R, Xu X, Liu Y, *et al.* VestiCare: A holistic and smart digital platform to improve the vestibular rehabilitation experience. In *Extended abstracts of the CHI conference on human factors in computing systems.* Honolulu HI USA: ACM. 2024:1-6.
 39. Hall C D, Flynn S, Clendaniel R A, *et al.* Remote assessment and management of patients with dizziness: Development, validation, and feasibility of a gamified vestibular rehabilitation therapy platform. *Front Neurol.*2024;15:1367582.
 40. Bellinger JR, De La Chapa JS, Kwak MW, *et al.* BPPV

information on google versus AI (ChatGPT). Otolaryngol Head Neck Surg. 2024;170:1504-1511.

疗中的现状和展望. 医学新视角. 2025;2(1):17-22. doi:10.5582/npjm.2025.00000

引用本文 / Article Citation:

秦茂林, 王节, 刘芳利, 黄丽辉, 韩挺, 王铭萱, 张青, 徐铭蔚, 樊孟耘. 人工智能在前庭功能障碍性疾病诊

Maolin Qin, Jie Wang, Fangli Liu, Lihui Huang, Ting Han, Mingxuan Wang, Qing Zhang, Mingwei Xu, Mengyun Fan. Current status and perspectives of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of vestibular dysfunctional disorders. The New Perspectives Journal of Medicine. 2025;2(1):17-22. doi:10.5582/npjm.2025.00000