

·综述·

基于人工智能算法的步态分析在疾病临床诊疗中的应用进展*

刘芳超¹ 周谋望¹ 李 涛^{1,2}

在过去几十年中,人工智能(artificial intelligence, AI)已被广泛地应用到搜索引擎、语音识别、人脸识别、自动驾驶等多个领域。近年来,现代医疗领域已成为人工智能领域新的研究热点。基于人工智能算法的步态分析是医疗领域的一个重要研究分支,本文总结了人工智能算法在临床步态分析中的应用进展。

1 人工智能算法的概念

算法是一组机械计算机可以执行的明确指令,用于解决某类问题或执行某种运算任务。传统算法是指由人工编写的一系列清晰且固定的运行逻辑,可以表示为“输入+程序逻辑=输出”。传统算法计算结果的精确性依赖于人工预先设计的运行逻辑优化程度。受限于人类大脑算力的水平,传统算法所运用的运行逻辑并不一定是最优解。相比于传统算法,人工智能算法则是一种更加自动化的方式。这种方式提供了一种逻辑学习框架,它会根据输入和输出来确定程序的执行逻辑,可以表示为“输入+输出=程序逻辑”。人工智能算法依赖计算机强大的算力,可以设计出精确程度更高的程序逻辑,进而实现精确度更高的输出,即“新输入+更优化程序逻辑=新输出”。

人工智能算法又称机器学习^[1](machine learning, ML),是指利用计算机强大的计算能力从庞大的数据中发现和挖掘深层的规律,通过自动反复模型迭代,建立最佳训练模型,对数据进行分类和预测^[2]。根据要执行的任务的性质可以分为监督学习、无监督学习和强化学习。其中,监督学习被广泛应用于临床步态分析^[3]。监督学习常用的研究方法包括人工神经网络(artificial neural network, ANN)、支持向量机(support vector machine, SVM)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、深度神经网络(deep neural network, DNN)、决策树(classification and regression decision tree, CARTD)、模糊神经网络(fuzzy neural network, FNN)等。

2 步态分析的概念和方法

传统步态分析是指利用生物力学研究方法对人类行走

过程进行定性及定量分析。临床上步态分析被广泛应用于神经系统疾病和骨骼肌肉系统疾病的诊疗和预后评估。定性分析是指测试者通过目测法观察受试者行走过程,结合相应量表对受试者步态进行评估,此方法操作简单,但依赖于临床医生及治疗师的主观经验,局限性较大。定量分析是指借助于测力平台、光学动作捕捉系统、可穿戴设备、肌电图设备等,结合人工统计学分析对受试者步态的时空参数、运动学参数、动力学参数进行定量分析,结果精确。复杂的统计学分析耗时耗力,高精确性的设备昂贵且使用要求高,限制了步态分析设备其在实际临床工作中的应用。调查显示,步态分析设备在国内康复医疗机构中的拥有率不足3%^[4]。

基于人工智能算法的步态分析总体研究思路总结如下:以目前临床上公认的传统步态分析方法所得输出项为标准,选取尽量少的参数组合作为训练集输入项,运用AI算法“输入+输出=程序逻辑”公式得出最优化逻辑程序,继续选取测试集数据作为输入项,运用公式“新输入+最优化程序逻辑=新输出”,将新输出结果与传统步态分析输出结果相比较,以检验AI算法的准确率和精确度。

基于AI算法的步态分析与传统步态分析方法相比,有其独特的优势:①运算速度快,节省时间成本。AI算法基于计算机强大的算力,训练和测试只需几毫秒,为实时应用提供了可能^[5]。②自动化计算,节省人力成本。AI算法可根据最优化的程序逻辑自动对测得数据进行步态识别,无需人工对数据进行繁琐统计学分析^[6]。③标准统一,避免主观误差。AI算法基于稳定的逻辑程序,相比于传统的基于医师经验的目测观察,可有效避免人为因素误差^[7]。④简化步态参数提取。AI算法通过测试不同步态参数组合的识别效率探索最佳特征参数,有望获得解决问题的最简化步态特征参数^[8]。总之,近年来,随着AI技术的发展,基于AI算法和ML技术^[9-12]的步态分析有望弥补传统步态分析方法的缺陷,提供一种更为省时省力、高效精确的步态识别方法,为推广步态分析在康复医学等学科的临床应用提供可能。

3 基于人工智能算法的步态分析在骨科疾病诊疗中的应用

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2023.06.021

*基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFF0301104)

1 北京大学第三医院,北京市,100191; 2 通讯作者

第一作者简介:刘芳超,女,硕士研究生; 收稿日期:2021-11-05

3.1 髌股关节疼痛综合征(patellofemoral pain syndrome, PFPS)

髌股关节疼痛综合征是一种病因未明的肌肉骨骼损伤性疾病。PFPS步态异常的原因包括距下关节功能异常和胫骨旋转所致的足部运动学异常、后足运动模式变化所致的地面反作用力改变等,但由于变量众多、与正常人差异较小等原因,传统的统计分析技术在区分PFPS和健康组的能力方面受到了限制。Lai等^[13]收集了27例受试者(14例健康受试者和13例PFPS受试者)的14个地面反作用力(ground reaction force, GRF)和16个足部运动学特征集,使用SVM对不同特征集组合分类性能进行测试,结果表明单独使用GRF特征集的分类精度(85.15%)高于仅使用运动学特征集的精度(74.07%),两种特征集组合(两个来自GRF特征,四个来自运动学特征)可获得精度达88.89%的最佳分类性能。该研究证实了SVM用于识别PFPS步态的可行性。此外,通过与推理统计分析结果相比较,表明SVM还可用于PFPS患者的步态动态变化检测。

3.2 腰椎管狭窄症(lumbar spinal stenosis, LSS)

腰椎管狭窄症是一种椎管内发生纤维性或骨性增生性疾病,发病率仅次于腰椎间盘突出症,分为发育性狭窄和退变性狭窄。其步态异常主要表现为神经受压所致间歇性跛行。目前该病诊断依据为体格检查结合影像学证据,但难以鉴别多节段椎管狭窄的神经根病灶层次。Hayashi等^[14]确定了LSS患者L4和L5神经根病的步态特征,并使用SVM对L4和L5神经根病进行分类,分类准确率达80.4%。

3.3 膝骨关节炎(osteoarthritis, OA)

膝骨关节炎是一种好发于中老年的膝关节退行性病变,病程不可逆,以疼痛为主要表现,为减轻疼痛患者常表现为减痛步态。相对于传统的手术治疗,非侵入性步态康复策略越来越受到重视。步态康复旨在通过人类步态模式的微小变化来减少膝关节负荷。Ardestani等^[15]提出了基于前馈ANN设计的膝关节康复的前向解决方案,相比于传统多体动力学分析的“试错法”,更为快捷经济。前馈ANN训练集来源于文献中的步态试验,然后使用训练的算法来计算实现膝关节负荷模式(输入)所需的运动方式(输出)。基于前馈ANN设计的步态康复模式可以有效地降低膝关节总负荷,减轻患者疼痛症状,延缓病情进展。

3.4 其他骨科疾病

此外,Joyseeree等^[5]通过集成学习(boosting)、训练随机森林(random forest, RF)、多层感知器(multilayer perceptron, MLP)和SVM对幼年特发性关节炎、神经肌肉疾病步态进行分类。结果表明RF、SVM和MLP算法有着鉴别准确率为100%的分类准确率,boosting分类准确率为96.4%。其运算的快速性为可幼年特发性关节炎实时诊断提供新思路。

Laroche等^[16]将3D步态分析与机器学习方法相结合,将SVM应用于髌骨关节炎患者3D步态分析的运动轨迹数据,实现了88%准确率的步态周期识别能力、90%准确率的疾病鉴别力,并提供了不同运动轨迹评估患者严重程度方面的重要性顺序,发现大腿、小腿和足部矢状面以及足部轨迹具有良好的辨别力,其中以大腿矢状面最可靠。基于SVM的3D步态分析在髌骨关节炎的诊断和疾病严重程度评估方面存在极大的潜力。

4 基于人工智能算法的步态分析在神经系统诊疗中的应用

4.1 帕金森病(Parkinson's disease, PD)

帕金森病是一种全球排名第二、严重的中枢神经系统退行性疾病,全球病例数超百万。然而目前没有任何医学方法可以在早期阶段做出准确诊断。PD运动症状包括运动障碍、颤抖、行走问题、僵硬和姿势不稳定等。步态分析在PD的诊断中起着关键作用。

近年来,自动化步态区分程序可以作为PD早期诊断和严重程度评估的有用工具。Veeraragavan等^[17]将ANN模型应用于PD患者垂直地面反作用力(vertical ground reaction force, VGRF)数据,交叉验证结果提示PD诊断的准确率为97.4%。将基于相同的VGRF数据应用于另一模型来预测患者的Hoehn和Yahr(H&Y)分数以评估他们的PD严重程度,准确率为87.1%。结果表明,仅使用VGRF数据诊断和评估早期PD是合理的,可以帮助患者更早地控制症状并提高他们的生活质量。Yurdakul等^[18]使用ANN和被称为邻域表示局部二进制模式(neighborhood representation local binary patterns, NR-LBP)的新技术框架提出了一种从步态信号中检测PD的新方法,分类准确率达98.3%。此外,FNN^[19]、堆叠2D CNN^[20]、DNN^[21-22]、径向基函数(radial basis function, RBF)^[23]等人工智能技术被应用到VGRF数据集来训练模型。分层隐马尔可夫模型也被广泛应用于PD患者的步幅分析^[24-25]。

冻结步态是晚期PD患者常见的致残症状之一,主要表现为起步、转身等启动动作受阻,“两脚像被粘在地上”,难以正常行走。这会导致患者跌倒、正常行走不能,甚至丧失独立生活能力,严重降低了患者生活质量。冻结步态的早期识别有助于临床早期治疗介入和及时的康复干预,为延缓病情进展提供了可能。Tăuțan等^[26]将CNN嵌入3D加速度传感器,用于自动检测PD患者冻结步态的发作。将10例PD患者无任何特征提取的原始加速度计数据经过滤和归一化后输入到基于CNN的分类器,在对提供的数据进行训练后,创建了检测冻结步态的模型,使用10倍交叉验证,实现了93.44%和87.38%的灵敏度和特异性。此外,也有人利用图序列循环神经网络^[27]、基于弱监督学习策略和加权邻接矩阵

估计层的图卷积神经网络架构^[28]、迁移学习和半监督学习^[29]等方法检测和预测冻结步态。

4.2 脑卒中(stroke)

随着全球人口数量增加和人口老龄化的加速,脑卒中成为全球第二大死亡原因和第三大致残原因。并且在中低收入国家,脑卒中发病有逐渐年轻化的趋势^[30]。患者步态异常主要因为中枢神经受损所致的感觉运动功能障碍,包括知觉和本体感觉缺失、肌力下降、肌张力异常。脑卒中患者步行功能障碍主要表现为肌肉激活顺序改变,时空、运动学和动力学模式异常以及步行能量消耗增加。目前临床上常用的卒中步态分析仍为观察法,评估量表包括步态评估和干预工具^[31]、偏瘫步态分析表^[32]、改编的纽约医学院矫形步态分析^[33]、威斯康星步态量表^[34]等。观察结果受医生经验影响较大,精确性和可重复性差。客观准确、可重复的卒中步态分析有助于指导患者制定个性化的训练方案,监测干预措施的效果。

Cui等^[35]旨在开发一种新的自动步态分析系统,用于定性识别和定量评估卒中后偏瘫患者的步态异常。收集了21例卒中患者和21例健康志愿者三种模态数据(标记轨迹、地面反作用力和肌电图),使用这些不同的模态数据建立多模态融合架构,利用五种算法(支持向量机、神经网络、随机森林、朴素贝叶斯和k—最近邻)定性区分偏瘫步态与正常步态,测试发现当对三个模态数据进行积分时,使用SVM融合算法实现了最高可达98.21%准确率。此外,Li等^[36]使用静电场传感信号通过动态时间规整(dynamic time warping, DTW)算法、样本熵法和经验模态分解分析,并将提取到的步态信号对称性、复杂性和稳定性特征通过支持向量机、决策树、多层感知器神经网络和k—最近邻等四种机器学习评估,证明了新特征在偏瘫步态诊断中的高灵敏度。Lau等^[37]使用SVM对偏瘫受试者的不同步行条件进行分类,准确率为92.9%。

5 基于人工智能算法的步态分析在其他临床诊疗中的应用

5.1 截肢患者

全球每年有数百万人行下肢截肢手术,假肢技术的发展有利于患者重返社会,步态质量可作为该人群的预后指标,优化截肢患者的步态特征可以改善步态的美观性,增强残肢舒适度,提高步行效率。Zhang等^[38]使用SVM方法对患者步态GRF数据进行分析,结果显示SVM在同一受试者和不同受试者中检测准确率分别为96.67%和88.89%,并提出推进峰值力是步态预测错位的关键变量。相比于传统的假肢师的视觉评估,该方法为临床评估患者假肢佩戴的水平,早期发现假肢移位,及时制定纠正策略促进快速康复提供了更为客观精准的评估手段。此外LeMoyne等^[39]利用基于SVM步态分析

技术实现了两种不同胫骨假肢之间的鉴别,准确率达100%,有助于不同的患者根据自身康复需要选择合适的假肢。

5.2 步态识别

此外,ML也被广泛应用于不同病理性步态的鉴别。Park等^[40]通过智能鞋垫技术收集20例患者的清醒和醉酒步态信息,通过ML训练模型实现了86.2%分类准确率。该非侵入式监测系统有助于酒精中毒患者的醉酒步态个体化检测及预测。Zhang等^[41]利用与下肢肌肉疲劳相关的惯性测量单元探索了SVM在识别疲劳步态分类的潜力,准确率达到96%。结果表明该自动识别模型在识别由于肌肉疲劳引起的“危险”步态方面具有相当大的潜力,有利于早期检测跌倒和受伤风险。Zhou等^[42]采用SVM、RF和ANN对不同年龄层的步态进行分类,三种方法分类准确率依次为89%、73%、90%。此研究结果可用于临床康复医师诊断运动障碍、跌倒风险和监测干预措施。

6 小结及展望

随着近年来AI在医疗领域的蓬勃发展,基于AI算法的步态分析被广泛应用于神经系统、骨骼肌肉系统等多种疾病研究,有望弥补传统步态分析方法的缺陷,提供一种更为客观精确、实时高效、省时省力的数据分析方法,在疾病的诊断、治疗方案的制定、患者康复计划的优化及治疗效果的评价等方面拥有广阔的发展前景。目前AI算法的分类准确率可达到较高的水平,算法模型的欠拟合和过拟合问题制约着分类准确率的提高。此外,人工智能数据集所涉及的数据隐私和伦理问题也应该得到重视。

参考文献

- [1] Samuel AL. Some studies in machine learning using the game of checkers[J]. IBM J Res Dev, 1959, 3:210—229.
- [2] 李金峰, 郑子微, 张元鸣飞, 等. 人工神经网络在康复评定中的应用进展[J]. 中国康复医学杂志, 2020, 35(12):1527—1531.
- [3] Mohan DM, Khandoker AH, Wasti SA, et al. Assessment methods of post-stroke gait: a scoping review of technology-driven approaches to gait characterization and analysis[J]. Front Neurol, 2021, 12:650024.
- [4] 张彦新. 三维步态分析技术的现状与发展[J]. 康复学报, 2017, 27(3):1—4.
- [5] Joyseere R, Abou Sabha R, Mueller H. Applying machine learning to gait analysis data for disease identification[J]. Stud Health Technol Inform, 2015, 210:850—854.
- [6] Galbusera F, Casaroli G, Bassani T. Artificial intelligence and machine learning in spine research[J]. JOR Spine, 2019, 2(1):e1044.
- [7] Scheffer C, Cloete T. Inertial motion capture in conjunction

- with an artificial neural network can differentiate the gait patterns of hemiparetic stroke patients compared with able-bodied counterparts[J]. *Comput Methods Biomech Biomed Engin*, 2012, 15(3):285—294.
- [8] Begg R, Kamruzzaman J. A machine learning approach for automated recognition of movement patterns using basic, kinetic and kinematic gait data[J]. *J Biomech*, 2005, 38(3):401—408.
- [9] Sultana A, Deb K, Dhar PK, et al. Classification of indoor human fall events using deep learning[J]. *Entropy (Basel)*, 2021, 23(3):328.
- [10] Fukuchi RK, Eskofier BM, Duarte M, et al. Support vector machines for detecting age-related changes in running kinematics[J]. *J Biomech*, 2011, 44:540—542.
- [11] Zhang J, Lockhart TE, Soangra R. Classifying lower extremity muscle fatigue during walking using machine learning and inertial sensors[J]. *Ann Biomed Eng*, 2014, 42:600—612.
- [12] Begg R, Kamruzzaman J. A machine learning approach for automated recognition of movement patterns using basic, kinetic and kinematic gait data[J]. *J Biomech*, 2005, 38(3):401—408.
- [13] Lai DT, Levinger P, Begg RK, et al. Automatic recognition of gait patterns exhibiting patellofemoral pain syndrome using a support vector machine approach[J]. *IEEE Trans Inf Technol Biomed*, 2009, 13(5):810—817.
- [14] Hayashi H, Toribatake Y, Murakami H, et al. Gait analysis using a support vector machine for lumbar spinal stenosis[J]. *Orthopedics*, 2015, 38(11):e959—e964.
- [15] Ardestani MM, Chen Z, Wang L, et al. A neural network approach for determining gait modifications to reduce the contact force in knee joint implant[J]. *Med Eng Phys*, 2014, 36(10):1253—1265.
- [16] Laroche D, Tolambiya A, Morisset C, et al. A classification study of kinematic gait trajectories in hip osteoarthritis[J]. *Comput Biol Med*, 2014, 55:42—48.
- [17] Veeraragavan S, Gopalai AA, Gouwanda D, et al. Parkinson's disease diagnosis and severity assessment using ground reaction forces and neural networks[J]. *Front Physiol*, 2020, 11:587057.
- [18] Yurdakul OC, Subathra M, George ST. Detection of Parkinson's disease from gait using neighborhood representation local binary patterns[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2020, 62:102070.
- [19] Aversano L, Bernardi ML, Cimitile M, et al. Fuzzy neural networks to detect Parkinson disease[C]. Glasgow, UK: 2020 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 2020.
- [20] Hoang NS, Cai Y, Lee C, et al. Gait classification for Parkinson's Disease using Stacked 2D and 1D Convolutional Neural Network 2019 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC), 2019.
- [21] Aversano L, Bernardi ML, Cimitile M, et al. Early Detection of Parkinson Disease using Deep Neural Networks on Gait Dynamics. 2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2020.
- [22] Shivangi, A. Johri and A. Tripathi. Parkinson Disease Detection Using Deep Neural Networks. 2019 Twelfth International Conference on Contemporary Computing (IC3), 2019.
- [23] Zeng W, Liu F, Wang Q, et al. Parkinson's disease classification using gait analysis via deterministic learning[J]. *Neurosci Lett*, 2016, 633:268—278.
- [24] Haji Ghassemi N, Hannink J, Martindale CF, et al. Segmentation of gait sequences in sensor-based movement analysis: a comparison of methods in Parkinson's disease[J]. *Sensors (Basel)*, 2018, 18(1):145.
- [25] Roth N, Küderle A, Ullrich M, et al. Hidden markov model based stride segmentation on unsupervised free-living gait data in Parkinson's disease patients[J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2021, 18(1):93.
- [26] Tăuțan AM, Andrei AG, Ionescu B. Freezing of gait detection for Parkinson's disease patients using accelerometer data: Case study[C]. 2020 International Conference on e-Health and Bioengineering (EHB), 2020.
- [27] Hu K, Wang Z, Wang W, et al. Graph sequence recurrent neural network for vision-based freezing of gait detection[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2019, 2019:2946469.
- [28] Hu K, Wang Z, Mei S, et al. Vision-based freezing of gait detection with anatomic directed graph representation [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(4):1215—1225.
- [29] Pardoel S, Kofman J, Nantel J, et al. Wearable-sensor-based detection and prediction of freezing of gait in Parkinson's disease: a review[J]. *Sensors (Basel)*, 2019, 19(23):5141.
- [30] Xu W, Huang J, Yu Q, et al. A systematic review of the status and methodological considerations for estimating risk of first ever stroke in the general population[J]. *Neurol Sci*, 2021, 42:2235—2247.
- [31] Daly JJ, Nethery J, McCabe JP, et al. Development and testing of the gait assessment and intervention tool (G.A.I.T.): a measure of coordinated gait components[J]. *J Neurosci Methods*, 2009, 178(2):334—339.
- [32] Hughes KA, Bell F. Visual assessment of hemiplegic gait following stroke: pilot study[J]. *Arch Phys Med Rehabil*, 1994, 75(10):1100—1107.

- [33] Goodkin R, Diller L. Reliability among physical therapists in diagnosis and treatment of gait deviations in hemiplegics [J]. Percept Mot Skills, 1973, 37(3):727—734.
- [34] Rodriquez AA, Black PO, Kile KA, et al. Gait training efficacy using a home-based practice model in chronic hemiplegia[J]. Arch Phys Med Rehabil, 1996, 77(8):801—805.
- [35] Cui C, Bian GB, Hou ZG, et al. Simultaneous recognition and assessment of post-stroke hemiparetic gait by fusing kinematic, kinetic, and electrophysiological data[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2018, 26(4):856—864.
- [36] Li M, Tian S, Sun L, et al. Gait Analysis for post-stroke hemiparetic patient by multi-features fusion method [J]. Sensors (Basel), 2019, 19(7):1737.
- [37] Lau HY, Tong KY, Zhu H. Support vector machine for classification of walking conditions of persons after stroke with dropped foot[J]. Hum Mov Sci, 2009, 28(4):504—514.
- [38] Zhang X, Fiedler G, Cao Z, et al. A support vector machine approach to detect trans-tibial prosthetic misalignment using 3—Dimensional ground reaction force features: a proof of concept[J]. Technol Health Care, 2018, 26(4):715—721.
- [39] LeMoyné R, Mastroianni T, Hessel A, et al. Implementation of machine learning for classifying prosthesis type through conventional gait analysis[J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2015, 2015:202—205.
- [40] Park E, Lee SI, Nam HS, et al. Unobtrusive and continuous monitoring of alcohol-impaired gait using smart shoes [J]. Methods Inf Med, 2017, 56(1):74—82.
- [41] Zhang J, Lockhart TE, Soangra R. Classifying lower extremity muscle fatigue during walking using machine learning and inertial sensors[J]. Ann Biomed Eng, 2014, 42(3):600—612.
- [42] Zhou Y, Romijnders R, Hansen C, et al. The detection of age groups by dynamic gait outcomes using machine learning approaches[J]. Sci Rep, 2020, 10(1):4426.

· 综述 ·

外周磁刺激治疗脑卒中患者上肢运动功能障碍的研究进展*

程期琳^{1,2} 胡昔权^{1,2,3}

运动功能障碍是脑卒中患者最常见的损伤,其主要表现为肢体瘫痪无力、痉挛、运动协调异常以及运动控制障碍等。80%脑卒中患者在首次发病后存在上肢运动功能障碍^[1],即使经过6个月的常规康复训练后,仍有65%的脑卒中患者遗留上肢运动功能障碍^[2]。有研究表明,脑卒中后上肢运动障碍会给患者带来焦虑并降低生活的质量^[3],同时给其家庭和社会医疗保健带去沉重的经济负担。因此,寻找最佳的康复治疗方法,以最大限度地恢复上肢运动功能障碍仍是脑卒中后康复的一大挑战。

临床上治疗脑卒中上肢运动功能障碍的康复方法有多种,主要包括自上而下的中枢非侵入式脑刺激以及自下而上

的外周电、磁、声、光以及传统的手法治疗等。经颅直流电刺激(transcranial direct current stimulation, tDCS)^[4—6]和经颅磁刺激(transcranial magnetic stimulation, TMS)^[7—9]等中枢神经刺激技术已被证明能够改善脑卒中后上肢运动障碍;而外周神经肌肉电刺激也常用于改善上肢运动障碍^[10],但在治疗时要求患者裸露皮肤且容易引起皮肤疼痛和不适^[11]。近年来,外周磁刺激作为一种非侵入、安全无痛的技术逐渐被用来治疗脑卒中后运动和痉挛障碍,并取得了一定的疗效。

1 外周磁刺激概述

为了解决外周电刺激的作用部位表浅以及避免皮肤表

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2023.06.022

*基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFC2001603,2022YFC3601200)

1 上海体育学院运动科学学院,上海市,200438; 2 中山大学附属第三医院; 3 通讯作者

第一作者简介:程期琳,女,硕士研究生; 收稿日期:2022-02-24