

人工神经网络在康复评定中的应用进展

李金峰¹ 郑子微² 张元鸣飞¹ 周谋望^{1,3}

人工智能(artificial intelligence, AI)已经成为一个具有众多实际应用和活跃研究课题的邻域^[1]。人工神经网络(artificial neural network, ANN)作为现代人工智能技术的重要分支,因其强大的学习能力以及稳定的特征识别和预测功能,已经广泛深入到现代医疗活动中^[2-3]。

康复评定主要是针对患者的功能状态进行定量或者定性的描述,包括躯体运动功能评定、平衡能力评定等各个维度。但是,目前很多康复评定方法费时费力且难以精确定量。因此,近几年人工智能专家设计开发了多种ANN算法^[4-5],并在真实的临床环境中对患者进行康复评定,均取得了满意的效果。本文对目前人工神经网络在康复评定中的应用情况进行综述。

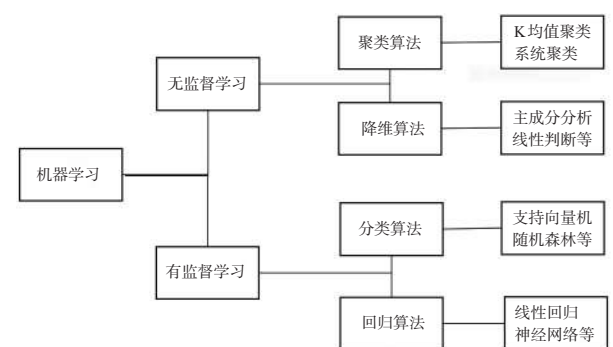
1 人工神经网络的概念和特点

人工智能是计算机科学的一个重要分支,其包含了如机器学习、机器视觉、智能搜索等多个应用领域,而机器学习(machine learning, ML)是使计算机具有智能的根本途径,简单来说,ML可以理解为使计算机从海量的数据中发现和挖掘深层的规律,进而进行数据的分类和预测,其类似于数学中的函数模型,将数据样本作为输入变量,输出的是模拟的期望结果。ML又可以进一步划分为有监督和无监督两种学习模式。无监督学习(unsupervised learning)就是事先不提供作为训练使用的数据样本,直接对数据进行建模;而本文所要探讨的ANN则是一种需要进行数据训练的有监督机器学习类别,具体的机器学习分类见图1。

人工神经网络作为一种人工智能工具^[6],从20世纪90年代开始,已经在诸如肿瘤、肺栓塞等疾病的临床诊断领域得到了广泛的应用。神经计算机的发明者Dr. Robert H. Nielsen将神经网络定义为:一个由许多简单的、高度互联的处理元素组成的计算系统,这个系统可以通过对外部输入的信息进行动态反应来处理现实问题^[6]。

ANN最初起源于人类大脑或者生物神经网络系统,是一种模仿大脑神经网络结构和功能而建立的一种信息处理系统。人工神经网络可以从现有的临床经验和海量外部输

图1 机器学习分类



入数据中提取特征信息并进行自学习,因此ANN不需要对疾病进行详细的描述,只需提供患者的基本信息就可以得到相应的诊断和治疗方案^[7]。这也正是其被医疗行业广泛关注的主要原因。

ANN同传统的符号处理方法相比,有其独有的优势^[8-10]:①分布式存储信息,ANN呈现、处理信息的途径是通过各个神经元之间的链接及其权重,不会因局域网的故障而受到较大影响,稳定性非常强^[6]。②自适应性,即整个ANN可根据当时的环境状态、信息特点自行调整,包括学习、自组织、泛化及训练。ANN通过学习不断建立与外界变化相吻合的新模式,通过自组织同时对多个神经元进行系统、高效、最优地连接和分配。泛化是指ANN通过不断训练可以对全新的信息输入做出最合理的反应^[11]。③并行性,ANN各个神经元在处理信息时既相互配合、形成网络合力,又保持自身独立性并将输出结果与其他神经元分享、串联^[12]。④联想记忆功能,即能够完成复杂的非线性映射,ANN是目前较为理想的非线性估计工具,并且能够自适应学习,使网络表现出抽象思维能力,并完成联想推理^[13]。

ANN所具备的这些特点,有助于其对大量的临床资料进行学习,进而产生稳定的临床评估模型,提高康复评定的准确性和效率,减轻康复医师和治疗师的工作强度,同时可以缓解目前康复资源紧缺的局面。

DOI: 10.3969/j.issn.1001-1242.2020.12.025

1 北京大学第三医院康复医学科,北京,100191; 2 首都师范大学信息工程学院; 3 通讯作者

第一作者简介:李金峰,男,硕士研究生; 收稿日期:2019-07-19

2 人工神经网络在康复评定中的应用

2.1 步态分析

不论是中枢神经损伤还是下肢骨骼肌肉系统疾患都会对患者的步态产生影响,而正常步态的建立是患者重返日常活动的基础。实际临床工作中的步态分析往往依赖于医生和治疗师的经验;少数机构运用可穿戴设备进行步态分析^[14],但是实际操作费事费力且对场地要求较高,不利于大面积推广应用。ANN可以通过学习现有的临床步态数据,提取不同年龄、病种、病程的患者步态特征参数并进行反复数据迭代,最终模拟出患者的相应步态参数。

Scheffer^[15]使用一种无线的惯性捕捉系统(inertial motion capture, IMC)收集了30例健康受试者和28例卒中后偏瘫患者的下肢步态参数,并对一个反向传播人工神经网络(back-propagation artificial neural network)进行测试和训练;结果显示,这个ANN对166个测试参数的分类正确率为100%,而且重复精确度达到了99.4%。说明这个ANN模型可以精确稳定的区分健康人和偏瘫患者的步态特征,这有助于判断偏瘫患者步态恢复情况。但是,现阶段这个模型仅能辨别正常与异常步态,对于能否区分由不同疾病所导致的步态异常还没有相关报道,后续的研究可以引入其他的步态参数,如重心移动轨迹、上肢动力学参数等,进一步训练优化算法,提高模型的精确度。

除了被用于对异常步态的辨别,Mahoney^[16]还将人工神经网络嵌入到一种带有加速度计和陀螺仪的惯性测量单元中(inertial measurement unit, IMU)旨在识别不同速度的步态特征。14例健康受试者在跑步机上以不同的速度(1.21、2.01、2.68m/s)模拟人类行走、慢跑和跑步时的步态特征,ANN通过两个阶段对步长和步速数据的训练学习,可以较为准确的识别出不同步态类型的参数差异(准确率92.6%),这个研究证实了,ANN可以通过训练区分步行和不同跑步速度间的步态参数差异。此外,ANN还被用于膝关节置换术后患者的步态^[17],以及帕金森患者下肢运动过程中的步态参数和肌肉协同收缩模式的研究^[18-19]。

随着研究的不断深入和ANN模型的优化,在将来可以做到通过患者的基本信息来模拟其步态参数,进一步结合临床观察法就可以定量精确地判断患者的步态问题同时可以客观评价步态训练的效果。

2.2 平衡能力评定

平衡能力与老年人的跌倒风险有着密切的联系^[20],目前临床常用的平衡能力评价方法多为间接方法,比如Berg平衡量表(Berg balance scale,BBS)和计时起立-步行试验(timed up and go test, TUGT)^[21]等。这些方法可以在实际临床环境中简单快速的运用,但是它们难以提供与平衡能力相关的定量数据。

Shestakov等^[22]使用模糊调节器(fuzzy regulator)和人工神经网络构建了一个虚拟的多关节生物力学平衡控制仿生仿真模型(neurobionic simulation model)。模糊调节器的作用是用于模拟人体运动系统的生理特性以及感觉系统的功能,而ANN被用来模拟真实环境和产生动作。这个试验选取了9例经过长期太空飞行的宇航员作为对象,收集了他们在外力干扰下维持身体平衡的过程中比目鱼、股四头肌、腓绳肌、椎旁肌和腹肌的表面肌电参数,支持面的位移距离以及足底压力变化等。结果显示虚拟多关节模型模拟的各参数变化与实际测量值一致。通过对ANN模型的进一步精确化,可以快速的对受试者的平衡能力进行量化的评价,帮助医生和治疗师在临床工作中制定个性化的运动康复方案。除此之外,Pickle^[23]尝试运用动态神经网络对帕金森患者的平衡功能进行评定,试验设计使用66个反光标志物,并将人体划分成12个运动节段,同时采用光学摄像头捕捉5例健康受试者在上楼梯、坡道和转向过程中的各个运动节段的线性加速度及角速度参数,以此数据来对动态非线性自回归神经网络(dynamic nonlinear autoregressive neural network)进行训练。然后应用此网络对5例帕金森患者的各节段动力学参数进行估计,结果显示该方法的预测结果与实际测量结果的相关系数为0.987($P<0.01$),并且可以区分有平衡功能障碍的帕金森患者与正常人的动力学参数差异。因此Pickle等在研究中提出,从一组身体节段的机械信号(线性加速度、角速度)估计该节段对角动量的贡献是评估平衡协调能力的一种可行的方法。

由此可见,不论是构建虚拟的力学模型还是通过神经网络算法对现有数据进行学习和预测,都可以较好的反映目标人群的平衡能力。但是目前存在的主要问题还是缺乏大样本、多病种的临床评估模型,其临床可行性尚需进一步的研究。

2.3 肌张力评定

脑血管意外和脑外伤后有超过80%的患者会残留躯体功能障碍^[24-25],其中绝大部分患者在伤后3个月内出现肢体的肌张力升高,多见于上肢的屈肌群^[26-27]。

Park等^[28]报道了利用人工神经网络算法对肌张力异常患者进行评定的方法。首先,28名康复医生和治疗师对34例颅脑损伤后偏瘫患者的肘关节屈曲肌群进行了肌张力检查,并收集了改良的Ashworth评分和生物力学数据,然后计算了9个量化痉挛反应的生物力学参数。采用ANN对参数进行学习和预测,同时分析了各参数对ANN预测Ashworth评分的影响。结果表明,训练后的ANN对大多数数据的评分与人类一致(82.2%,Cohen's kappa=0.743)。ANN与人类评分者评估的改良的Ashworth评分结果具有较强的相关性($r=0.825$, $P<0.01$),该研究同时发现,被动关节牵伸速度和最

大阻力是影响ANN决策的最重要参数。这个结论证实了,ANN模型不仅能有效的学习和预测角速度等定量的参数,对于半定量的分级量表评定工具也可以有效的学习和模拟预测^[29],这意味着ANN可以和大量的康复评定量表相结合,大大拓宽了ANN在康复评定邻域的应用范围。

2.4 预测康复决策和康复结局

Hawamdeh^[30]设计一种康复医疗决策支持系统(medical decision support system, MDSS),即仅根据患者的人口学特征和临床特征,就能准确预测康复医生为膝关节骨性关节炎(osteoarthritis,OA)患者开出的康复方案。试验将170例分别接受过三种不同治疗方案的膝关节OA患者的人口学数据和临床变量纳入MDSS。模型中的人口统计学变量是年龄和性别。进入模型的临床变量包括身高、体重、BMI、患侧、膝关节OA严重程度、疼痛程度。研究中的所有患者都接受了膝关节OA患者的三种治疗方案中的某一种:①热敷联合电疗和运动疗法;②冰敷联合超声波和运动疗法;③单独运动疗法。采用弹性反向传播人工神经网络算法(resilient back propagation artificial neural network algorithm),进行了十次交叉验证。输出结果显示,MDSS能够准确预测87%的患者的治疗方案,可以有效地辅助临床康复工作者快速制定OA康复方案。

最近几年,越来越多的ANN研究将目光投向康复结局预测领域。Belliveau等^[31]采用ANN对脊髓损伤患者伤后1年的步行功能进行预测,结果表明这个模型有超过85%的预测准确率。

此外,其他的ANN模型还可以准确的预测卒中后患者驾驶车辆的能力^[32]、联合表面肌电对手的抓握能力进行预测^[33]、预测老年人跌倒风险^[34]以及卒中后患者肢体运动功能评定^[15,35-38]等多个康复评定领域。

3 人工神经网络临床应用的问题与挑战

现代人工神经网络在康复评定领域有巨大发展和应用前景,可以简化一些繁琐的人工评定方法,还可以对一些难

以在临床进行量化评定的参数进行精确化预测,节约了临床诊疗时间,减轻了康复医师和治疗师的工作量。但是,我们不得不面对一些亟待解决的问题。

3.1 ANN模型的欠拟合和过拟合

目前常用的机器学习算法主要是ANN模型和随机森林模型。由于临床实际工作中需要对医学图像和文本数据进行分析 and 预测,所以说相较于单一处理表格数据的随机森林模型,ANN在医疗领域有着更为广阔的应用空间。但是,ANN这种多形式数据学习算法有着诸如过拟合(over-fitting)和欠拟合(under-fitting)的风险,这会直接影响康复评估模型结果的准确性和可靠性。

过拟合可以理解为过度的依赖训练数据集的数据,导致了模型在对新数据的测试中表现出较差的适应性。而欠拟合则与之相反,即模型并没有很好的提取出训练集的特征参数,进而导致了训练出的模型不能匹配预期的目标,图2通过函数图像对这两种概念进行形象化的解释。

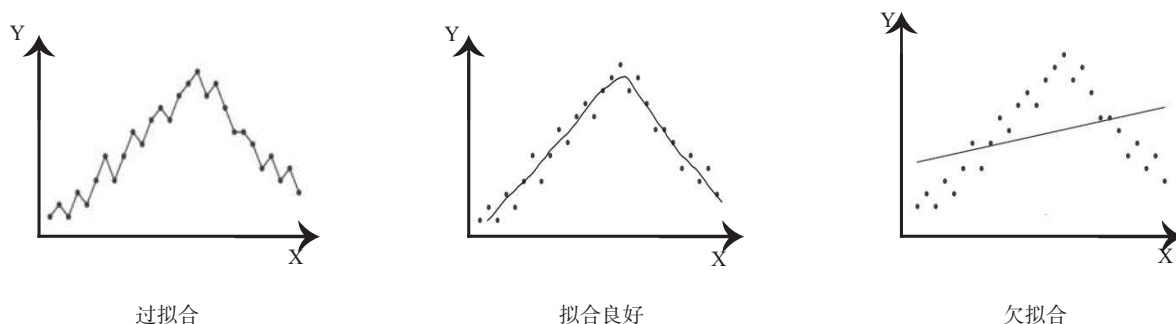
应对ANN医疗模型中的过拟合等问题,除了传统计算机科学领域的解决方法如,增加数据量,保留验证数据集以及运用其他数据进行交叉验证,还需要格外关注医疗数据样本的选择问题。同其他的医学临床试验类似,在ANN模型的搭建和训练过程中,实验者应尽量选取不同病因、病程、年龄和性别等因素的样本集合,根据数据的量级确定算法模型的层数和复杂程度,这样才能确保训练出的ANN模型有着更好的临床适应性和临床应用价值。但是,在各类患者的数据的收集集中,又不得不面临相关伦理问题。

3.2 ANN模型开发和应用中的伦理问题

以ANN为代表的人工智能技术需要大量临床参数、图像、影像等的的数据支持,而这些数据取得因对患者隐私权的保护而难以合法地成立课题或大规模使用。且ANN算法模型可很大程度辅助临床医生进行诊疗,必将造成相关科室医务人员需求的降低,这也使临床一线人员对于相关评估和诊断工具的研发有所抵触。

部分人工智能技术在医疗及生物医学领域的应用涉及

图2 三种拟合函数模拟



伦理问题,例如美国麻省理工大学团队以研发出人工智能模型可以通过人面部特征判断性取向、犯罪率可能。这些领域所涉及的敏感问题还未有完备的伦理体系提供理论支持,若大规模应用恐造成有违医疗公正和社会道德的行为。此外,ANN在医疗领域应用的相关法律国内还未颁布,对ANN收集患者数据的使用权限还没有相关行业准则,若在科研中出现涉及患者生命财产安全受损的问题或在使用过程中出现误诊漏诊等医疗纠纷,无相关法律支持以解决问题^[39-40]。近日发布的《中国超声医学人工智能行为准则:北京宣言》就呼吁医疗行业建立涉及人工智能技术的相关行业准入规范,避免人工智能技术在医疗领域的“泛娱乐化”等^[41]。

4 小结

ANN作为一种稳定可靠的人工智能算法,可以为临床康复评定提供新思路和新方法。另外,我们在不断强化ANN算法“硬件性能”的同时,更需要关注相关配套“软件”的完善,只有这样才能保证安全有效的发挥ANN在康复评定工作中的潜力。

参考文献

- [1] Contreras I, Vehi J. Artificial intelligence for diabetes management and decision support: literature review[J]. J Med Internet Res, 2018,20(5):e10775.
- [2] Garcia-Vidal C, Sanjuan G, Puerta-Alcalde P, et al. Artificial intelligence to support clinical decision-making processes [J]. EBioMedicine, 2019,46:27—29.
- [3] Shaban-Nejad A, Michalowski M, Buckeridge DL. Health intelligence: how artificial intelligence transforms population and personalized health[J]. NPJ Digit Med, 2018,1:53.
- [4] Badura P. Accelerometric signals in automatic balance assessment[J]. Comput Med Imaging Graph, 2015,46 Pt 2:169—177.
- [5] Sonoda S, Chino N, Domen K, et al. Changes in impairment and disability from the third to the sixth month after stroke and its relationship evaluated by an artificial neural network[J]. Am J Phys Med Rehabil, 1997,76(5):395—400.
- [6] Dande P, Samant P. Acquaintance to artificial neural networks and use of artificial intelligence as a diagnostic tool for tuberculosis: a review[J]. Tuberculosis (Edinb), 2018,108: 1-9.
- [7] Scott R. Artificial intelligence: its use in medical diagnosis [J]. J Nucl Med, 1993,34(3):510—514.
- [8] Abdul AF, Abd RN, Mohd AJ. Tropospheric ozone formation estimation in urban city, bangi, using artificial neural network (ANN) [J]. Comput Intell Neurosci, 2019,2019: 6252983.
- [9] Yu HC, Huang SM, Lin WM, et al. Comparison of artificial neural networks and response surface methodology towards an efficient ultrasound-assisted extraction of chlorogenic acid from *Lonicera japonica*[J]. Molecules,2019,24(12):2304.
- [10] Vogiatzi P, Pouliakis A, Siristatidis C. An artificial neural network for the prediction of assisted reproduction outcome [J]. J Assist Reprod Genet, 2019,36(7):1441—1448.
- [11] Cascianelli S, Scialpi M, Amici S, et al. Role of artificial intelligence techniques (automatic classifiers) in molecular imaging modalities in neurodegenerative diseases[J]. Curr Alzheimer Res, 2017,14(2):198—207.
- [12] Ozkan O, Yildiz M, Arslan E, et al. A study on the effects of sympathetic skin response parameters in diagnosis of fibromyalgia using artificial neural networks[J]. J Med Syst, 2016,40(3):54.
- [13] Menke NB, Caputo N, Fraser R, et al. A retrospective analysis of the utility of an artificial neural network to predict ED volume[J]. Am J Emerg Med, 2014,32(6):614—617.
- [14] Dontje ML, de Groot M, Lengton RR, et al. Measuring steps with the Fitbit activity tracker: an inter-device reliability study[J]. J Med Eng Technol, 2015,39(5):286—290.
- [15] 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.
- [16] Mahoney JM, Rhudy MB. Methodology and validation for identifying gait type using machine learning on IMU data [J]. J Med Eng Technol, 2019,43(1):25—32.
- [17] 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.
- [18] Blazkiewicz M, Wit A. Artificial neural network simulation of lower limb joint angles in normal and impaired human gait[J]. Acta Bioeng Biomech, 2018,20(4):43—49.
- [19] Prentice SD, Patla AE, Stacey DA. Artificial neural network model for the generation of muscle activation patterns for human locomotion[J]. J Electromyogr Kinesiol, 2001,11(1):19—30.
- [20] 赵琦. 老年人平衡功能评估的研究进展[J]. 当代体育科技, 2019,9(4):207, 209.
- [21] Podsiadlo D, Richardson S. The timed "Up & Go": a test of basic functional mobility for frail elderly persons[J]. J Am Geriatr Soc, 1991,39(2):142—148.
- [22] Shestakov MP. Balance of a multijoint biomechanical system in natural and artificial environments: a simulation

- model[J]. *J Physiol Anthropol*, 2007,26(3):419—423.
- [23] Pickle NT, Shearin SM, Fey NP. Dynamic neural network approach to targeted balance assessment of individuals with and without neurological disease during non-steady-state locomotion[J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2019,16(1):88.
- [24] Cnossen MC, Lingsma HF, Tenovuo O, et al. Rehabilitation after traumatic brain injury: A survey in 70 European neurotrauma centres participating in the CENTER- TBI study[J]. *J Rehabil Med*, 2017,49(5):395—401.
- [25] Knutson JS, Fu MJ, Sheffler LR, et al. Neuromuscular electrical stimulation for motor restoration in hemiplegia[J]. *Phys Med Rehabil Clin N Am*, 2015,26(4):729—745.
- [26] 崔利华, 山磊, 杨宇琦. 首次脑卒中后6个月内肢体痉挛情况调查[J]. *中国康复理论与实践*, 2014,(12):1144—1146.
- [27] Sommerfeld DK, Gripenstedt U, Welmer AK. Spasticity after stroke: an overview of prevalence, test instruments, and treatments[J]. *Am J Phys Med Rehabil*, 2012,91(9):814—820.
- [28] Park JH, Kim Y, Lee KJ, et al. Artificial neural network learns clinical assessment of spasticity in modified ashworth scale [J]. *Arch Phys Med Rehabil*, 2019,100(10):1907—1915.
- [29] Kim WS, Cho S, Baek D, et al. Upper extremity functional evaluation by Fugl-Meyer assessment scoring using depth-sensing camera in hemiplegic stroke patients[J]. *PLoS One*, 2016,11(7):e158640.
- [30] Hawamdeh ZM, Alshraideh MA, Al-Ajlouni JM, et al. Development of a decision support system to predict physicians' rehabilitation protocols for patients with knee osteoarthritis[J]. *Int J Rehabil Res*, 2012,35(3):214—219.
- [31] Belliveau T, Jette AM, Seetharama S, et al. Developing artificial neural network models to predict functioning one year after traumatic spinal cord injury[J]. *Arch Phys Med Rehabil*, 2016,97(10):1663—1668.
- [32] Sommer M, Heidinger C, Arendasy M, et al. Cognitive and personality determinants of post-injury driving fitness [J]. *Arch Clin Neuropsychol*, 2010,25(2):99—117.
- [33] Gandolla M, Ferrante S, Ferrigno G, et al. Artificial neural network EMG classifier for functional hand grasp movements prediction[J]. *J Int Med Res*, 2017,45(6):1831—1847.
- [34] Rivolta MW, Aktaruzzaman M, Rizzo G, et al. Evaluation of the Tinetti score and fall risk assessment via accelerometry-based movement analysis[J]. *Artif Intell Med*, 2019,95: 38—47.
- [35] Naik GR, Nguyen HT. Nonnegative matrix factorization for the identification of EMG finger movements: evaluation using matrix analysis[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2015, 19(2):478—485.
- [36] Fulk GD, Edgar SR, Bierwirth R, et al. Identifying activity levels and steps of people with stroke using a novel shoe-based sensor[J]. *J Neurol Phys Ther*, 2012,36(2):100—107.
- [37] Luu TP, Lim HB, Qu X, et al. Subject-specific lower limb waveforms planning via artificial neural network[J]. *IEEE Int Conf Rehabil Robot*, 2011,2011:5975491.
- [38] Mijovic B, Popovic MB, Popovic DB. Synergistic control of forearm based on accelerometer data and artificial neural networks[J]. *Braz J Med Biol Res*, 2008,41(5):389—397.
- [39] 周吉银, 刘丹, 曾圣雅. 人工智能在医疗领域中应用的挑战与对策[J]. *中国医学伦理学*, 2019,32(3):281—286.
- [40] 罗诚, 何琦. 基于人工智能的智慧医疗发展现状及其伦理问题初探[J]. *经贸实践*, 2018,(9):218, 220.
- [41] 中国医师协会超声医师分会. 中国超声医学人工智能行为准则:北京宣言[J]. *中国医学影像技术*, 2019,35(1):1.