

面向非特异性腰痛的AI辅助诊断效果评价

崔莉¹, 周钧锴^{1,2}, 王念^{1,2}, 肖京³, 季宇宣³, 姜美驰³

1. 中国科学院计算技术研究所 泛在计算系统研究中心, 北京 100190; 2. 中国科学院大学 计算机科学与技术学院, 北京 100190; 3. 中国中医科学院西苑医院 康复医学科, 北京 100091

[摘要] **目的** 探索基于机器学习的人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 辅助诊疗系统在非特异性腰痛诊断中的应用效果。**方法** 使用Thought Technology Ltd生产的FlexComp Infiniti 10肌电仪采集受试者腰部左右两侧多裂肌、左右两侧最长肌和左右两侧腰髂肋肌的肌电信号, 15名受试者均为确诊非特异性腰痛患者, 一次采集流程包括屈曲放松运动五次, 双足桥式运动、左足桥式运动、右足桥式运动和 Biering Sorensen等长运动各一次。3名资深医师使用常规诊断方式对患者进行诊断, 并以此为标准, 对比评价AI辅助诊断系统获得的结果。**结果** AI辅助诊疗系统对本文选取的15名非特异性腰痛患者的检出准确性达到100%, 且对于肌肉募集能力、疲劳速度和静息速度的检测结果与医生常规诊断方式相比具有良好的一致性, 平均诊断用时减少26.3 min, 具有统计学意义 ($P<0.05$)。**结论** 初步验证表明, 该AI辅助诊疗系统可对非特异性腰痛提供准确高效的辅助诊断及量化评估, 为临床检测提供可靠帮助。

[关键词] 肌电信号; 非特异性腰痛; 辅助诊断; 人工智能

Evaluation of AI Auxiliary Diagnosis for Chronic Non-Specific Back Pain

CUI Li¹, ZHOU Junkai^{1,2}, WANG Nian^{1,2}, XIAO Jing³, JI Yuxuan³, JIANG Meichi³

1. Research Center for Ubiquitous Computing Systems, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. School of Computer Science and Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. Rehabilitation Medicine Department, Xiyuan Hospital, China Academy of Chinese Medical Sciences, Beijing 100091, China

Abstract: **Objective** To explore the performance of artificial intelligence (AI) auxiliary diagnosis system based on machine learning in the diagnosis of chronic non-specific back pain. **Methods** FlexComp Infiniti 10 Electromyography (Thought Technology Ltd) was used to collect EMG signals of multifidus muscles, longissimus muscles and lumbar iliac rib muscles on the left and right backs of 15 subjects. The 15 subjects were all diagnosed patients with chronic non-specific back pain. A round of test included five flexion relaxation exercises, one bipedal bridge exercise, one left foot bridge exercise, one right foot bridge exercise, and one Biering Sorensen isometric movement. Three senior physicians diagnosed the subjects by electromyography using conventional methods and this was taken as standard. AI aided diagnostic results were compared with the doctor's results. **Results** The detection accuracy of AI auxiliary diagnosis and treatment system for 15 patients with non-specific back pain selected in this paper reached 100%. The results of muscle recruitment, fatigue speed and resting speed tests were in good agreement with the doctor's diagnosis. The average diagnosis time required was reduced by 26.3 min, which was statistically significant ($P<0.05$). **Conclusion** Preliminary verification results show that the AI auxiliary diagnosis system can provide accurate and efficient diagnosis and quantitative evaluation for chronic non-specific back pain, and provide reliable help for clinical detection.

Key words: EMG signal; chronic non-specific back pain; auxiliary diagnosis; artificial intelligence

[中图分类号] R681.5

[文献标识码] A

doi: 10.3969/j.issn.1674-1633.2021.09.008

[文章编号] 1674-1633(2021)09-0034-06

引言

慢性腰痛 (Chronic Low Back Pain, CLBP) 可分为特异性慢性腰痛和非特异性慢性腰痛 (Chronic Non-specific Low Back Pain, nLBP), 该病患者众多^[1-3]。其中 nLBP 是指排除已知的特异性病理变化所导致的腰、背和骶部的疼痛, 该类疾病病因不明确, 转归多元^[3], 在 CLBP 患者中最为常见, 对患者的生活和工作造成极大困扰。目前, 多

个研究证实康复运动对 nLBP 的治疗和康复起到关键作用^[4], 但患者对腰痛的主观感受呈高度个体化差异, 且医生对导致疼痛的责任肌肉的定位依赖于主观判断^[5-7], 容易由于经验偏差而影响诊疗效果。表面肌电检测是非特异腰痛诊断中的常用方法, 目前医院中使用的表面肌电仪提供丰富而精确的动态肌电信息, 经医生判读并分析归纳出特定的信号特征, 进而对所检测的肌肉与疼痛的相关性做出判断。这些客观数据能在一定程度上有助于对患者疾病状态的精准判断, 然而, 由人工来解读海量数据耗时费力, 且仍不能解决因为医生经验和诊断水平差异而带来的偏倚。

收稿日期: 2020-12-01

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61672498)。

作者邮箱: lcui@ict.ac.cn

近年来,人工智能技术越来越多地应用于医学自动诊断领域^[8-10],如辅助影像分析^[11],在提高疾病识别和诊断效率的同时,极大地降低了医生的诊断时间成本和医疗开销。本团队研制了一种针对 nLBP 的人工智能(Artificial Intelligence, AI)辅助诊断系统,该系统由肌电信号预处理、运动区间识别、基于机器学习的特征提取及模型推理、基于肌电映射规则的自动诊断等主要部分组成,可以判断每块肌肉的疼痛客观状态,并通过典型特征分析肌肉募集能力、疲劳速度和静息速度等指标,据此辅助医生得出诊断结论。本文重点针对 nLBP 疼痛肌肉的识别与诊断,通过对比医生常规诊断方式和 AI 辅助诊断系统的诊断效果,研究 AI 辅助诊断系统对于肌电数据的分析效果与分析能力,对其在 nLBP 诊断中的表现进行初步验证和评价。

1 资料与方法

1.1 一般资料

目前临床中,对于 nLBP 诊断大多使用基于典型肌电特征的诊断。该方法要求患者进行固定的测试动作,不同的动作可以从不同的医学角度描述肌肉的生理状态,通过计算正常人和患者在典型特征上的差异来识别患者^[12]。

本研究组于 2020 年 6 月至 2020 年 8 月在中国中医科学院西苑医院采集了 15 名 nLBP 患者的肌电信号,其中男性 7 例,女性 8 例。nLBP 患者的纳入标准为:病程为 6 个月至 10 年;疼痛视觉模拟评分 0~4 分;CT 或 MRI 检查未见椎间盘异常或仅有间盘变性。本研究经中国医学科学院西苑医院伦理委员会批准同意。

为验证 AI 系统软件自动输出诊断结果与医生诊断结果的等效性,本研究方案采用可信区间的途径来评估等效性。等效性试验计量资料结局样本量的计算公式如公式(1)所示。

$$n = \frac{2s^2}{\delta^2} [z(1-\alpha) + z(1-\frac{\beta}{2})]^2 \quad (1)$$

其中 s 为均值的标准差, δ 为对照组均值与试验组均值的差值, α 为出现假阳性错误的可能性, β 为出现假阴性错误的可能性, z 为 α 和 β 对应的 U 值。据本临床试验的目的,验证设计采用 95%CI (双侧检验) 作为判断等效的允许变异范围,测量指标为结论的识别正确数量。根据以往临床试验估计,允许的误差范围为 1 个,即正负值均不超过 1 时为等效,医生诊断的标准差为 1 个。该试验的把握度为 80%,则根据公式(1)计算得,每组所需样本量为 15 例受试者。

1.2 检查诊断方法

1.2.1 肌电信号采集方法

本研究使用表面电极监测受试者腰部的左右两侧多裂肌、左右两侧最长肌和左右两侧腰髂肋肌在运动中的信号。肌肉位置如图 1 所示。实际采集中,表面电极对粘贴在对应肌肉的肌腹处,每对电极的间距约为 2 cm,并使用防过敏胶带加固以尽量防止电极脱落。表面电极采用上海韩洁电子科技有限公司生产的 CH3236TD 一次性使用心电图电极。

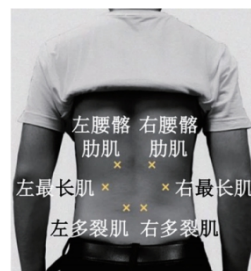


图1 监测肌肉位置

本工作采用临床医学已总结出的针对腰痛和 nLBP 患者辅助诊断的肌电测试动作并形成测试流程^[13-15]。一次采集流程包括执行五次屈曲放松运动、一次双足桥式运动、一次左足桥式运动、一次右足桥式运动和一次 Biering Sorensen 等长运动,运动测试的流程如图 2 所示。

动作					
名称	屈曲放松运动	双足桥式运动	右足桥式运动	左足桥式运动	BS 等长运动
作用	检测静息速度	检测募集能力、静息速度			检测疲劳速度
特征	均方根、积分肌电值	平均肌电值、均方根、积分肌电值			平均功率频率

图2 受试者临床肌电测试流程

动作规范包括以下四个方面:

(1) 屈曲放松运动。受试者双足与肩同宽,用 2 s 向前匀速弯腰,当躯干前屈到达最大幅度后,腰部完全放松并保持 4 s,之后用 2 s 直立躯干。

(2) 双足桥式运动。受试者仰卧于床上并屈膝,用力抬起臀部至最高点,保持此体位 15 s。

(3) 右足支撑的桥式运动和左足支撑的桥式运动。受试者仰卧于床上,重复桥式运动 5 s,之后将单足提起与躯干平行并保持 10 s。

(4) Biering Sorensen 等长运动。受试者俯卧于床上,腿的末端固定于床上,之后受试者用手交叉抓住对侧肩部并保持此姿势 30 s。

在一次采集中,上述运动的肌电信号会按照时间顺序串行拼接在一起,构成该受试者的一条肌电信号数据。

1.2.2 采集设备与对象

肌电信号采集采用 Thought Technology Ltd 公司生产的 FlexComp Infinity 10 肌电仪,仪器和肌电信号采集界面分别如图 3~4 所示,图 5 为临床实验场景。



图3 FlexComp Infinity 10 肌电仪图

1.2.3 诊断方法

(1) 常规临床诊断。由西苑医院康复医学科 3 名资深

医生对患者的肌电信号进行临床判断。首先患者按照要求完成固定的肌电测试动作后,医师对肌电测试信号中各个运动区间的开始时间点和结束时间点进行手工标记。之后医师从原始肌电信号中提取典型特征,这些特征可以从某个医学角度描述患者肌肉的生理状态。医师再通过统计学计算方法找出正常人和患者在这些典型特征上的差异,依此识别患者并对每块肌肉存在的问题进行诊断,从而给出诊断报告。当三位医生的诊断结果不完全一致时,对不一致的部分由三位医生采用多数投票的方法确定诊断结论,并将此诊断结果作为本测试的金标准^[16]。

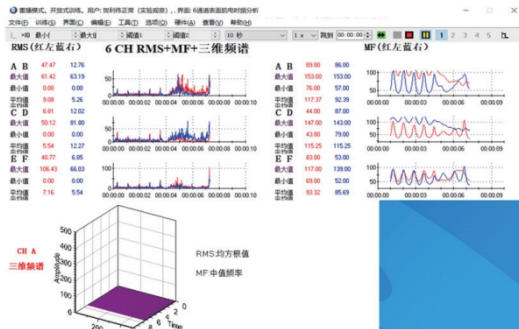


图4 肌电信号采集界面



图5 临床测试中的肌电采集场景

(2) AI 自动诊断方式。本研究提出的针对 nLBP 的 AI 辅助诊断系统由肌电信号预处理、双阈值计算、运动区间自动识别、数据集平衡处理、疼痛肌肉定位及特征提取、基于肌电映射规则的自动诊断部分组成^[12], 系统流程如图 6 所示。该系统首先基于线性插值法和基于小群组的去噪方法对肌电信号进行预处理, 然后使用基于局部动态阈值的双阈值法^[17] 确定各个运动区间的起止点。之后系统使用趋于正域化的过采样方法平衡数据集, 从而得到精确特征数据集, 再使用由机器学习方法构建的随机森林模型对疼痛肌肉进行位置确定并提取肌电典型特征, 最后通过与肌电特征之间的映射规则进行 nLBP 的诊断, 并自动出具诊断报告。

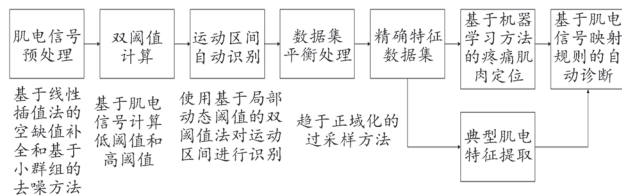


图6 AI 自动诊断软件流程图

(3) 肌电信号预处理。实际采集中存在各种环境干扰和测试噪声, 本系统研究了一种基于小群组的噪声去除方法^[12], 通过聚类分析和密度分析去除噪声。此外, 肌电采集设

备导出的原始肌电信号中还含有缺失值, 所以系统还需要对肌电信号中的缺失值进行补全, 以支持后续的分析。本系统使用线性插值法^[18] 对原始肌电信号中的缺失值进行补全。线性插值法的具体过程为: 设函数 $y=f(x)$ 在点 x_0 和 x_1 处的值分别为 y_0 和 y_1 , 则线性插值法的计算公式如式 (2) 所示。

$$\varphi(x)=y_0+\frac{y_1-y_0}{x_1-x_0}(x-x_0) \quad (2)$$

(4) 识别阈值计算及运动区间自动识别。在常规临床诊断方式中, 医师需要对肌电信号中各个运动区间的起止时间点进行手工标记。AI 自动诊断系统则需要实现对运动区间起止点的自动识别。为此, 本研究提出了一种基于局部动态双阈值的运动区间起止点识别方法^[17], 见图 7。该方法使用计算出的多个低识别阈值和高识别阈值分别对多个运动区间的起止点进行识别, 低识别阈值和高识别阈值的计算公式如公式 (3)~(4) 所示。

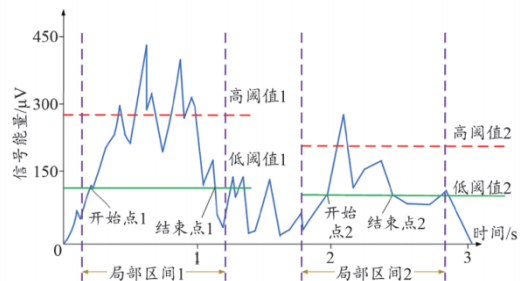


图7 基于局部动态阈值的信号活动区间识别方法示意图

$$TH_{low}=k_1AEMG+k_2VAR \quad (3)$$

$$TH_{high}=k_3AEMG+k_4VAR \quad (4)$$

其中, $AEMG$ 为肌电平均值, VAR 为肌电方差, k_1 、 k_2 、 k_3 、 k_4 为比例系数。

(5) 样本均衡。由于肌电信号数据集通常样本量较少, 而且存在数据不平衡问题, 导致建立模型的训练过程中会忽略少量但重要的疾病信息, 从而影响模型精度。所以本工作设计了一种趋于正域化的过采样方法^[19] 来解决数据集的不平衡问题。该方法中, 算法选择未分类数据集中的一个小 A 类随机样本和一个 B 类随机样本, 向少数类样本 (B 类样本) 方向在二者间进行插值如图 8a 所示。经过过采样方法处理后的数据集分布更加平衡 (图 8b), 可产生精确数据集集合支持后续建模和分析。

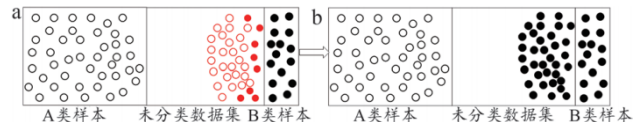


图8 趋于正域化的过采样方法示意图

注: a. 过采样; b. 精确数据集集合。

(6) 疼痛肌肉定位。疼痛肌肉定位是 nLBP 临床诊断中的步骤之一, 但由于患者对于疼痛的忍耐度存在差异以及医生存在经验上的差异, 该定位结果通常具有主观性。主观偏差可能会导致治疗上的误差, 所以需要进行客观的疼痛肌肉定位, 以更好地辅助医生进行更准确的诊断。在系统的计算模型训练构建阶段, 本系统已经采用了 236 例

受试者的肌电数据（包括 81 位男性 nLBP 患者、95 位女性 nLBP 患者、33 位男性正常受试者和 27 位女性正常受试者）结合过采样方法进行了模型训练^[12]，基于机器学习方法建立了随机森林模型，可以准确识别疼痛肌肉的位置。本文选择 15 例 nLBP 患者作为验证样本，在规范的临床测试条件下，对 nLBP 的疼痛肌肉定位效果进行验证。

（7）特征提取。nLBP 患者的自动诊断还依赖于临床常用肌电特征的提取和准确的计算模型。通过观察受试者运动时肌电信号的均方根、平均肌电值、平均功率频率和积分肌电值的变化，可以有效地区分 nLBP 患者和正常人，并作为临床诊断依据^[20]。所以本工作对受试者肌电信号的均方根、平均肌电值、平均功率频率和积分肌电值进行特征提取，用于后续的自动诊断和验证。

（8）自动诊断。最后，系统基于肌肉存在的问题和肌电特征之间的映射规则对受试者左右两侧多裂肌、左右两侧最长肌和左右两侧腰髂肋肌的肌肉募集能力^[15]、疲劳速度^[21]和静息速度^[15]三个临床指标进行诊断，并出具诊断报告。

本研究研制的 AI 辅助诊断系统的界面如图 9~13 所示，辅助诊断报告如图 14 所示。

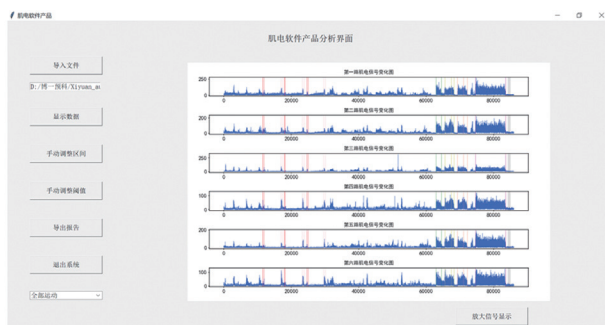


图9 AI辅助诊断系统界面首页



图10 手动调整运动时间页面



图11 手动调整阈值页面

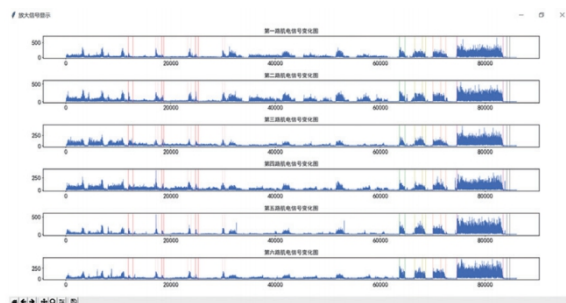


图12 放大信号显示页面

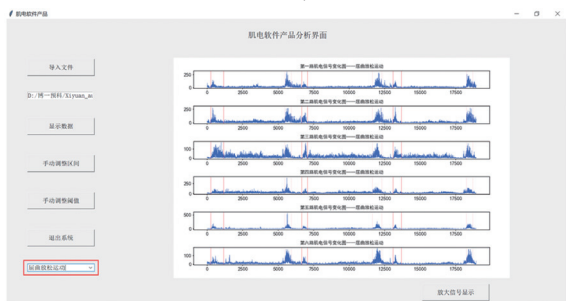


图13 分段放大显示信号模块

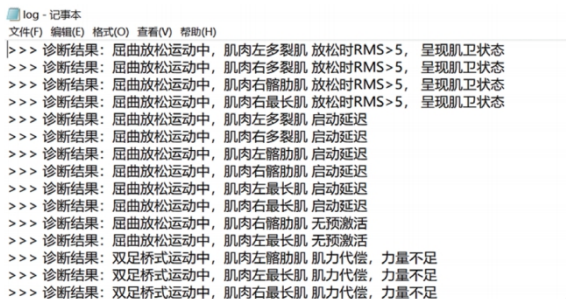


图14 AI辅助诊断系统诊断报告

1.3 统计学分析

本工作以医生诊断结果为标准，对比评价 AI 辅助诊断系统针对 nLBP 诊断的效果。本文采用 IBM SPSS 19.0 对两种诊断结果进行分析。使用组内相关系数（Intraclass Correlation Coefficient, ICC）对两种诊断结果的一致性进行检验，对比常规诊断方式和 AI 诊断方式对 nLBP 的诊断检出率和准确性，同时使用配对样本 t 检验对常规诊断方式和 AI 诊断方式的诊断用时进行差异性分析。

2 结果

2.1 机器学习模型对疼痛肌肉的标记效果

本文以 15 名 nLBP 患者的主诉为基础，结合医师观察给出对疼痛肌肉的人工标记（疼痛或非疼痛），对患者的左右两侧多裂肌、左右两侧最长肌和左右两侧腰髂肋肌共 6 块肌肉进行标记，另使用 AI 诊断系统对于患者的疼痛肌肉位置进行计算，两种方式所得结果如表 1 所示。

表1 人工与AI诊断系统对疼痛肌肉的标记个数

项目	左多裂肌	右多裂肌	左最长肌	右最长肌	左腰髂肋肌	右腰髂肋肌
人工标记数目/个	15	15	15	15	15	15
AI诊断正确标记数目/个	8	11	12	13	12	13

由表1结果可得, AI诊断系统对于左多裂肌、右多裂肌、左最长肌、右最长肌、左腰髂肋肌和右腰髂肋肌的疼痛肌肉标记与人工标记的一致度分别为53.33%、73.33%、80.00%、86.67%、80.00%和86.67%, 平均为76.67%, 说明AI诊断方式对于这15名nLBP患者的疼痛肌肉的诊断标记能力良好, 两种方式结果的差异反映出病人主诉的主观性, 及个体之间对疼痛敏感度的差异。AI的计算结果可以客观佐证病人主诉, 对医生做出更准确的诊断提供帮助。

2.2 诊断结果一致性对比

本文使用ICC作为信度检验指标, 将15名nLBP患者的常规诊断方式诊断结果作为一组, 将这15名nLBP患者的AI诊断方式诊断结果作为另一组, 选择3个临床中常用的诊断指标: 肌肉募集能力^[15]、疲劳速度^[21]和静息速度^[15], 对患者的左右两侧多裂肌、左右两侧最长肌和左右两侧腰髂肋肌共6块肌肉进行检测。所以针对每位受试者, 常规诊断方式对于每个诊断指标检出的问题肌肉个数为0~6个。AI诊断方式对于每个诊断指标检出的问题肌肉个数为0至常规诊断方式检出的问题肌肉个数。

采用IBM SPSS 19.0统计软件并使用ICC方法对两种诊断方式的诊断结果一致性进行分析。在一致性分析时, 本文信度的界定范围如下: ICC>0.90为极好, ICC>0.7为良好, ICC<0.7为信度欠佳^[21]。

实验结果表明, 常规诊断方式与AI诊断方式对15名nLBP患者的肌肉募集能力、疲劳速度和静息速度的ICC值分别为1.000, 1.000和1.000, 均大于0.9, 信度结果皆具有良好的一致性。

2.3 检出率与准确率

本文以中国中医科学院西苑医院3名资深医师对于15名nLBP患者给出的肌电诊断报告为标准, 对AI诊断系统对于患者的肌肉募集能力、疲劳速度和静息速度3个诊断指标检出的问题肌肉个数进行了验证, 两种诊断方式的检出问题肌肉总个数对比和对于每名受试者的检出问题肌肉个数对比的验证结果如表2所示。

常规诊断方式和AI诊断方式对于肌肉募集能力、疲劳速度和静息速度的检出个数分别为29、81和36个, 且对于每名受试者的检出问题肌肉个数一致, 说明AI诊断方式对于这15名nLBP患者的肌肉募集能力、疲劳速度和静息速度的检出能力良好, 准确率高。

2.4 诊断用时对比

本研究共对相同的15名nLBP患者分别使用常规诊断方式和AI诊断方式进行了诊断, 本文使用配对样本 t 检验对两种诊断方式的诊断用时进行差异性分析, 其中诊断用时从导出患者数据的时间点开始, 直到完成患者诊断报告的时间点结束。常规诊断方式的平均诊断用时为28 min, AI诊断方式的平均诊断用时为1.7 min, 两者具有明显统计学差异($P<0.05$)。AI诊断方式的平均诊断用时平均比常规诊断方式减少26.3 min。

表2 AI诊断/常规诊断两种方式对于每名受试者的检出问题肌肉个数对比

患者序号	募集能力	疲劳速度	静息速度
1	2/2	2/2	0/0
2	2/2	6/6	6/6
3	3/3	6/6	0/0
4	2/2	6/6	3/3
5	3/3	6/6	3/3
6	0/0	6/6	0/0
7	1/1	6/6	6/6
8	0/0	6/6	3/3
9	0/0	6/6	6/6
10	1/1	6/6	0/0
11	0/0	6/6	6/6
12	1/1	6/6	0/0
13	6/6	5/5	0/0
14	5/5	2/2	0/0
15	3/3	6/6	3/3
合计	29/29	81/81	36/36

3 讨论

本研究针对nLBP的医生常规诊断方式存在病人主诉主观性较强、医生读取心电图所需时间长成本高、诊断结果因医生经验不同会产生差异性等问题, 提出了一种面向nLBP的AI辅助诊断系统, 并对系统的诊断效果进行了验证与评价。从该系统的构建技术方面, 该系统针对信号的强干扰采集状态, 提出的基于小分组的噪声去除方法及局部动态阈值的运动区间识别方法, 不仅能降低人工标记方法的时间成本, 也为自动诊断提供了准确的运动区间起止点识别结果。在特征提取和计算模型的训练建立中, 该系统提出了基于小分组的噪声去除和趋向正域化的过采样方法解决了样本不平衡的问题, 从而提升了机器学习模型用于疼痛肌肉定位的准确性。从该系统的实用效果方面, 初步获得的验证结果表明AI自动诊断方式和医生常规诊断方式的诊断结果的一致性良好, 诊断用时平均减少26.3 min, 具有统计学意义($P<0.05$)。对于本研究选取的15名nLBP患者, 在检出率与准确性方面, AI辅助诊疗系统对于肌肉募集能力、疲劳速度和静息速度准确率的平均诊断准确性达到100%。同时, 由于该AI辅助诊断系统能够计算出疼痛肌肉的位置, 可以对肌肉的状态给出一个相对客观的识别和判断, 这个不依赖病人主观感觉的结果可以提供给医生更多的信息支持, 辅助医生更准确地判断病人的病情。比如对疼痛肌肉的识别和定位结果会对患者个性化运动处方及治疗强度的制定产生影响, 具体可表现为如下几种可能性: 当患者某块肌肉存在检出问题且有疼痛现象时, 说明患者此肌肉的病情确切, 需要重点治疗; 当患者某块肌肉存在检出问题但没有疼痛现象时, 说明患者此肌肉的病情较轻, 需要给予关注; 当患者某块肌肉不存在检出问题却有疼痛现象时, 说明此疼痛可能由于其他原因导致, 需结合其他临床诊断方式加以判断。

4 结论

本文提出了一种面向 nLBP 的 AI 辅助诊断系统,同时探索该系统的应用效果。本文提出的 AI 辅助诊断系统由肌电信号预处理、运动区间识别、特征提取及模型推理、基于肌电映射规则的自动诊断部分组成。初步验证结果表明,该系统能够有效地克服病人主诉及常规诊断方式中因医生经验不同而呈现出的主观诊断差异,提升诊断效率,减少医疗成本,减轻医生的临床工作负担,可为临床 nLBP 检测提供可靠帮助。后续工作中将进一步扩展 AI 系统与医生常规诊断相结合的深度,并开展更具广度的临床测试与实用验证。

[参考文献]

- [1] Sousa CDD, Nunes ACL, Jesus-Moraleida FR. Association between physical activity and disability in patients with low back pain[J]. *Motriz Rio Claro*, 2017, 23(2): 1-6.
- [2] Maher C, Underwood M, Buchbinder R. Non-specific low back pain[J]. *Lancet*, 2017, 389(10070): 736-747.
- [3] Hartvigsen J, Hancock MJ, Kongsted A, et al. What low back pain is and why we need to pay attention[J]. *Lancet*, 2018, 391(10137): 2356-2367.
- [4] 吕晨曦, 李铁, 李虎, 等. 核心力量训练对非特异性腰痛患者神经肌肉功能的康复效果[J]. *泰山医学院学报*, 2018, 39(2): 141-144.
- [5] Oliveira CB, Maher CG, Pinto RZ, et al. Clinical practice guidelines for the management of non-specific low back pain in primary care: an updated overview[J]. *Eur Spine J*, 2018, 27(11): 2791-2803.
- [6] Almeida M, Saragiotto B, Richards B, et al. Primary care management of non-specific low back pain: key messages from recent clinical guidelines[J]. *Med J Australia*, 2018, 208(6): 272-275.
- [7] Foster NE, Anema JR, Cherkin D, et al. Prevention and treatment of low back pain: evidence, challenges, and promising directions[J]. *Lancet*, 2018, 391(10137): 2368-2383.
- [8] 杨建利. 基于深度学习的心血管疾病智能预测与精确诊断算法研究[D]. 保定: 河北大学, 2019.
- [9] 崔凤至, 弓婷婷, 刘建华, 等. 人工智能在胸部疾病诊断中的研究进展[J]. *中国医疗设备*, 2019, 35(9): 164-167.
- [10] 刘光迪, 李雨辰, 张伟, 等. 人工智能算法在精神疾病中的应用简述[J]. *Engineering*, 2020, 6(4): 462-474.
- [11] 孔鸣, 何前锋, 李兰娟. 人工智能辅助诊疗发展现状与战略研究[J]. *中国工程科学*, 2018, 20(2): 86-91.
- [12] 王念. 面向非特异性下腰痛的辅助诊断关键技术研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院计算技术研究所), 2020.
- [13] 赵凤东, 李永忠. 表面肌电“屈曲-放松”现象在下腰痛患者肌肉功能评估中的应用[J]. *现代实用医学*, 2019, 31(10): 1285-1289.
- [14] 王健, 方红光, 杨红春. 运动性肌肉疲劳的表面肌电非线性信号特征[J]. *体育科学*, 2005, 25(5): 39-43.
- [15] 罗贤娥, 赖建强, 王楚怀, 等. 非特异性腰痛患者腰肌表面肌电特征的研究[J]. *临床和实验医学杂志*, 2009, 8(6): 9-11.
- [16] 王焕强. DR技术及X线胸片阅读记录系统在尘肺诊断中的应用研究[D]. 北京: 中国疾病预防控制中心, 2014.
- [17] 贾运, 田学东, 左丽娜. 基于局部离群因子和波动阈值的古籍版面图像分析方法[J]. *科学技术与工程*, 2020, 534(29): 202-208.
- [18] 周峰, 赵春宇, 黄震宇, 等. 基于时域线性插值的信号周期计算方法及误差分析[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(8): 1724-1730.
- [19] Rivera WA. Noise reduction a priori synthetic over-sampling for class imbalanced data sets[J]. *Inf Sci: Int J*, 2017, 408: 146-161.
- [20] McGorry RW, Lin JH, Maurits NM, et al. Flexion relaxation and its relation to pain and function over the duration of a back pain episode[J]. *PLOS One*, 2012, 7(6): e39207.
- [21] 吴毅, 胡永善, 范文可, 等. 功能评定量表信度和效度的研究[J]. *中国康复医学杂志*, 2004, 19(3): 230-231.

本文编辑 崔丽君

上接第33页

- [14] GB/T 4797.1-2018, 环境条件分类 自然环境条件: 温度和湿度[S].
- [15] 施卫国, 高红星. 在役雷达装备可靠性增长对策研究[J]. *空军雷达学院学报*, 2009, 23(4): 254-256.
- [16] 衣磊, 何文豪, 王五金. PLC控制器应力加速试验[J]. *建设机械技术与管理*, 2019, 32(2): 57-60.
- [17] GB/T 34986-2017, 产品加速试验方法[S].
- [18] 有源医疗器械使用期限注册技术审查指导原则[R]. 北京: 国家药品监督管理局医疗器械技术审评中心, 2019.
- [19] GB/T 5080.1-2012, 可靠性试验 第1部分: 试验条件和统计检验原理[S].

本文编辑 崔丽君