

doi: 10.3969/j.issn.1674-1242.2026.02.028

# 基于表面肌电图的康复中医推拿手法量化 评价与模式识别研究

赵杰, 邓晓慧

(公安县人民医院 康复中医科, 湖北荆州 434300)

**【摘要】目的** 构建一个多维度、可量化的中医推拿手法评价体系,并探索基于表面肌电图(surface electromyography, sEMG)与运动学参数的模式识别方法,以促进推拿医师手法技能水平的自动化、客观化分级。**方法** 2024年6月至2025年12月招募来自湖北省武汉市三所三甲医院(湖北中医药大学附属医院、华中科技大学同济医学院附属协和医院、武汉大学人民医院)康复科及推拿中心的右利手男性推拿从业者及学生。根据预设的临床经验与操作时长标准,将60名受试者分为资深组、熟练组、初学组,每组20名。运用无线表面肌电系统与光学运动捕捉系统同步采集其施行标准化“滚法”时的上肢8通道肌电信号及腕、肘关节运动学数据。通过智能方法提取时域、频域、非线性动力学等多类特征参数并进行统计学比较。采用主成分分析(principal component analysis, PCA)进行特征降维,分别将支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林及深度学习模型应用于受试者分类识别,并对比三种模型分类效果。**结果** 三组受试者的运动学和肌电特征均存在显著差异(均 $P < 0.05$ ), PCA累积贡献率达85.2%;随机森林模型分类准确率达94.7%,深度学习模型在资深与初学组的区分中准确率达92.8%。**结论** 融合多通道sEMG时-频-非线性特征的方法可在推拿手法考核中发挥重要作用,能较为客观地评价推拿手法,并为后续推拿手法考核及智能化临床量化评价提供理论基础。

**【关键词】** 表面肌电图; 中医推拿; 量化评价; 模式识别; 机器学习; 生物力学

**【中图分类号】** R246.4

**【文献标志码】** A

文章编号: 1674-1242 (2026) 02-0138-06

## Research on quantitative evaluation and pattern recognition of rehabilitative traditional chinese medicine tuina techniques based on surface electromyography

ZHAO Jie, DENG Xiaohui

(Department of Rehabilitation and Traditional Chinese Medicine, Gong'an County People's Hospital, Jingzhou 434300, Hubei, China)

**【Abstract】 Objective** To construct a multidimensional and quantifiable evaluation system for rehabilitation Chinese medicine tuina techniques, and to explore a pattern recognition method based on surface electromyography (sEMG) and kinematic parameters, thereby facilitating the automated and objective grading of tuina practitioners' technique skills. **Methods** This cross-sectional observational study recruited sixty right-handed male tuina practitioners and students from the rehabilitation and tuina departments of three tertiary hospitals in Wuhan, Hubei Province (including the Affiliated Hospital of Hubei University of Chinese Medicine) between June 2024 and December 2025. Based on predefined criteria of clinical experience and annual operation hours, the subjects were divided into an experienced group, a skilled group, and a novice group, with 20 subjects in each group. Their upper limb 8-channel sEMG signals and kinematic data of the wrist and elbow joints during standardized "rolling technique" were synchronously collected using a wireless sEMG system and an optical motion capture system. Various feature parameters, including time domain, frequency domain, and nonlinear dynamics, were extracted through intelligent methods and statistically compared. In data processing, principal component analysis (PCA) was employed for feature dimensionality reduction of parameters. Support vector machine (SVM), random forest, and deep learning models were applied to subject classification and recognition, respectively, and the classification performance of these three models was compared. **Results** Significant differences were observed in the kinematic and electromyographic feature test results among the three groups of subjects (all  $P < 0.05$ ). The cumulative contribution rate of the PCA method reached 85.2%, the accuracy of the random forest model in classification tasks was as high as 94.7%, and the accuracy of the deep learning model in distinguishing between experienced

收稿日期: 2026-01-12。

作者简介: 赵杰, 硕士, 研究方向: 中医推拿。E-mail: 1028577615@qq.com。

and novice groups was as high as 92.8%. **Conclusion** The method of integrating multi-channel sEMG time-frequency-nonlinear features can play an important role in the assessment of tuina techniques, enabling an objective evaluation of tuina techniques and providing a theoretical basis for subsequent tuina technique assessment and intelligent clinical quantitative evaluation.

**【Key words】** Surface electromyography; Traditional Chinese medicine massage; Quantitative evaluation; Pattern recognition; Machine learning; Biomechanics

中医推拿作为一种可靠的康复手法,已在各类疾病的康复治疗中发挥了重要作用。传统推拿手法评价方法过于主观,缺乏客观的标准化评价方法<sup>[1]</sup>,表面肌电图(surface electromyography, sEMG)技术的发展为推拿手法的客观评价提供了可能。目前sEMG已在临床疗效的客观评价中发挥了一定作用,部分学者将其应用于推拿手法评价,量化了推拿手法对患者特定肌肉康复治疗的效果<sup>[2-5]</sup>。

sEMG技术为揭示动作背后的肌肉激活模式、协调策略和疲劳状态提供了窗口。近些年,sEMG在运动科学、康复工程及人机交互等领域已得到成熟应用。学者们开始探索sEMG在推拿研究的应用,评价手法对患者特定肌肉的治疗效果,并借助智能方法分析施术者特定手法下的肌电特征。然而现有研究多局限于单一手法、少数肌群或简单的时频域分析,缺乏从“神经-肌肉-骨骼”系统协同出发,融合多模态信号、提取多层次特征并运用先进模式识别方法进行系统性技能评估的研究。

本研究以康复中最基础、应用最广泛的“滚法”为对象,旨在:①系统对比资深、熟练、初学三级操作者执行标准化“滚法”时上肢多肌群sEMG信号与关节运动学的多维特征差异;②挖掘表征手法熟练度的关键生物力学与神经控制指标,构建综合量化评价体系;③探索基于机器学习的模式识别模型,实现手法技能水平的自动、精确分类。本研究以期为基础,推动中医外治技术向客观化、精准化迈进。

## 1 资料与方法

### 1.1 一般资料

本研究为横断面观察性研究,方案经公安县人民医院伦理委员会批准,所有参与者均签署知情同意书。从2024年6月至2025年12月,招募来自湖北省武汉市三所三甲医院(湖北中医药大学附属医院、华中科技大学同济医学院附属协和医院、武汉大学人民医院)康复科及推拿中心的右利手男性推拿从业者及学生,共纳入60人,根据临床职称、工作/学习

年限及年均手法操作时长,将纳入的60名受试者分为以下三组,每组20人。资深组:年龄45~60岁,副高及以上职称,推拿临床工作经验≥20年,年均手法操作时长>1 000 h;熟练组:年龄30~44岁,中级职称,推拿临床工作经验5~15年,年均手法操作时长>500 h;初学组:年龄20~29岁,推拿专业研究生或完成规范化培训的住院医师,系统性推拿学习时间2~4年,独立临床手法操作经验<1年。所有受试者均无上肢及脊柱重大外伤史、神经系统疾病及严重关节炎。研究前24 h内未进行高强度上肢运动。

### 1.2 实验设备与信号采集

(1)sEMG采集系统:采用Delsys Trigno Wireless EMG系统,该系统集成肌电传感器与9轴惯性测量单元。使用8个传感器分别采集右侧上肢以下肌肉的sEMG信号:肱二头肌、肱三头肌、三角肌、旋前圆肌、桡侧腕伸肌、尺侧腕伸肌、桡侧腕屈肌、尺侧腕屈肌。电极放置严格按照肌肉无创评估表面肌电图标准化项目(Surface Electromyography for Non-invasive Assessment of Muscles, SENIAM)推荐标准。采样频率为2 000 Hz,带通滤波10~500 Hz,输入阻抗>100 GΩ,共模抑制比>100 dB。

(2)运动捕捉系统:采用Vicon Vero红外光学运动捕捉系统,配备10台2.2 M像素摄像头,采样频率100 Hz。在受试者右侧上肢特定骨性标志点粘贴反光标记点,建立上肢生物力学模型,用于计算腕、肘关节的角度、角速度及角加速度。

(3)同步与数据采集平台:使用Vicon同步盒实现肌电系统与运动捕捉系统的时间戳对齐,数据采集与存储通过Vicon Nexus 2.0软件完成。

(4)标准化操作平台:为消除不同患者间的差异对操作的影响,本研究定制了可调节高度的推拿床,采用硅胶模拟人体组织。

### 1.3 实验流程

为降低系统误差,试验环境进行了隔音处理,控制了光照强度,室温维持在(25±1)℃。具体流程如下:

(1)准备与标定:受试者脱去上身衣物,皮肤处理后进行静态标定。

(2)静息与最大自主收缩测试:记录静息状态下肌电数据,持续30 s;随后进行最大自主收缩测试,为肌电幅值归一化提供基础数据。

(3)“滚法”操作任务:受试者在模拟人腰背部特定区域以标准滚法进行操作。先适应1 min,再以适宜力度连续操作3 min,同步采集sEMG与运动学数据。共完成3组,组间休息5 min。

### 1.4 信号处理与特征提取

通过MATLAB R2023b进行信号处理,流程如下。①sEMG信号预处理:依次进行4阶巴特沃斯带通滤波(20~450 Hz)、带阻滤波(49~51 Hz),并进行全波整流。②特征提取:包括时域特征、频域特征、非线性动力学特征及协同性特征。③运动学特征提取:通过计算时间序列导数的方式提取平均操作频率、角度范围、峰值角速度与角加速度、运动轨迹Lyapunov指数等特征。

### 1.5 统计学方法

通过SPSS 26.0软件进行数据分析。使用Shapiro-Wilk检验进行正态性检验,连续变量用均值±标准差( $\bar{x}\pm s$ )表示。符合正态分布的数据采用单因素方差分析进行组间比较;非正态数据采用Kruskal-Wallis  $H$ 检验( $\alpha = 0.05$ )。对所有特征进行Z-score标准化,采用主成分分析(principal component analysis, PCA)进行降维处理后提取累计方差贡献率>80%的主成分。按7:3比例将样本随机分为训练集与测试集。构建模型后通过网格搜索与5折交叉验证优化超参数,在独立测试集上评估模型性能。利用随机森林模型的Gini重要性指标,评估各特征对分类的贡献度。

## 2 结果

### 2.1 三组受试者运动学特征分析

三组受试者主要运动学参数比较见表1,资深组在各项参数上均表现最佳,熟练组次之,初学组最差( $P < 0.001$ )。

表1 三组受试者主要运动学参数比较( $\bar{x}\pm s$ )

参数	资深组 (n = 20)	熟练组 (n = 20)	初学组 (n = 20)	F/H	P
操作频率 (次/min)	152.3±10.5 <sup>*</sup>	136.8±9.2 <sup>#</sup>	115.6±11.7	87.649	< 0.001
滚动角范围 (°)	62.4±5.8 <sup>*</sup>	55.1±4.3 <sup>#</sup>	48.7±6.2	45.318	< 0.001
平均角速度 (°/s)	312.7±25.4 <sup>*</sup>	278.9±22.1 <sup>#</sup>	221.5±30.6	92.179	< 0.001
角速度峰值 (°/s)	498.6±45.7 <sup>*</sup>	432.3±38.9 <sup>#</sup>	367.4±52.3	75.409	< 0.001
轨迹Lyapunov指数	0.12±0.03 <sup>*</sup>	0.21±0.05 <sup>#</sup>	0.35±0.08	66.736	< 0.001
角加速度变异系数	0.18±0.04 <sup>*</sup>	0.25±0.05 <sup>#</sup>	0.41±0.09	59.817	< 0.001

注:与初学组比较, \* $P < 0.01$ ;与资深组比较, # $P < 0.05$ 。

### 2.2 三组受试者sEMG特征分析

#### 2.2.1 时域与频域特征

资深组在肱三头肌、桡侧腕伸肌、尺侧腕屈肌的标准化积分肌电值(integrated electromyography,

iEMG)最高,且均显著高于初学组(均 $P < 0.001$ )。资深组肱二头肌的标准化iEMG显著低于熟练组和初学组(均 $P < 0.001$ )(表2)。

表2 三组受试者部分肌肉标准化iEMG(%MVC·s)比较( $\bar{x}\pm s$ )

肌肉	资深组 (n = 20)	熟练组 (n = 20)	初学组 (n = 20)	F	P
肱二头肌	15.3±2.1 <sup>*</sup>	22.7±3.4 <sup>#</sup>	28.9±4.5	52.368	< 0.001
肱三头肌	45.6±5.8 <sup>*</sup>	38.2±4.9 <sup>#</sup>	30.5±5.2	48.906	< 0.001
桡侧腕伸肌	52.3±6.7 <sup>*</sup>	43.5±5.6	35.8±6.1	47.149	< 0.001
尺侧腕屈肌	48.9±5.9 <sup>*</sup>	40.1±5.0	32.4±4.8	50.677	< 0.001

注:iEMG:积分肌电值;%MVC·s:占最大自主收缩的百分比·秒。与初学组比较, \* $P < 0.001$ ;与资深组比较, # $P < 0.01$ 。

#### 2.2.2 三组受试者非线性与协同性特征

非线性分析显示(表3),资深组sEMG信号的样

本熵和近似熵在多块肌肉上显著高于熟练组和初学组( $P < 0.05$ ),表明其肌肉活动的复杂度更高,神经

控制模式更丰富。肌肉协同分析通过非负矩阵分解(non-negative matrix factorization, NMF)提取出3个主要协同模块。资深组的协同模块结构最稳定,模

块权重在不同操作周期间变异系数最小;而初学者则表现出额外的、不稳定的协同模块,提示存在肌肉共收缩和协调策略的低效。

表3 不同技能水平推拿操作者的非线性与协同性特征对比( $\bar{x}\pm s$ )

评估维度	指标	资深组	熟练组	初学者	$P_{\text{资深vs. 初学}}$	$P_{\text{资深vs. 熟练}}$	$P_{\text{熟练vs. 初学}}$
非线性特征 (信号复杂度)	样本熵	1.819±0.118	1.692±0.145	1.249±0.148	0.003	0.032	0.045
	近似熵	2.149±0.199	1.945±0.220	1.679±0.176	<0.001	0.025	0.046
协同性特征 (肌肉协调)	NMF提取模块数	3.000±0.001	3.000±0.001	3.386±0.412	0.041	1.000	0.047
	模块权重变异系数	0.079±0.016	0.121±0.031	0.208±0.047	<0.001	0.012	0.008

注: NMF: 非负矩阵分解。

### 2.3 PCA与综合评价模型

对筛选出的25个关键特征进行PCA。前3个主成分累计方差贡献率达85.2%。根据高载荷(>0.8)特征(图1)将其分别命名为:PC1(核心肌群效能因子):主要由肱三头肌、腕伸屈肌的iEMG贡献;PC2(动作节奏稳定性因子):主要由角速度变异系数、轨迹Lyapunov指数、平均功率频率(median power frequency, MPF)下降斜率贡献;PC3(神经肌肉协调因子):主要由肌肉样本熵、协同模块贡献度方差贡献。以3个主成分得分为坐标绘制散点图,可见3组样本呈现良好的空间分离趋势(图2)。

	PC1 (58.7%)	PC2 (22.4%)	PC3 (4.1%)
腕伸肌iEMG	0.85	0.12	0.05
肱三头肌iEMG	0.82	0.10	0.08
轨迹Lyapunov指数	0.10	0.85	0.15
MPF下降斜率	0.15	0.60	0.10
样本熵(尺侧腕屈肌)	0.08	0.15	0.80
协同模块稳定性	0.10	0.12	0.72

图1 PCA特征载荷矩阵热力图

注: PCA: 主成分分析, PC1: 核心肌群效能因子, PC2: 动作节奏稳定性因子; PC3: 神经肌肉协调因子; iEMG: 积分肌电值; MPF: 平均功率频率。

### 2.4 模式识别模型性能

不同分类模型在独立测试集上的性能比较结果见表4。随机森林模型的分类性能最优,一维卷积神经网络(one-dimensional convolutional neural network, 1D-CNN)在测试集上表现略逊于随机森林,支持向量机(support vector machine, SVM)表现最次。核心肌群效能因子和动作节奏稳定性因子相关特征贡献

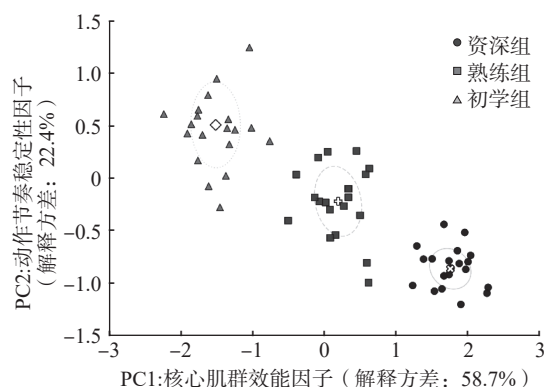


图2 不同技能水平推拿操作者PCA散点图

注: PCA: 主成分分析; PC1: 核心肌群效能因子; PC2: 动作节奏稳定性因子。

最大。

表4 不同分类模型在独立测试集上的性能比较(%)

模型	准确率	精确率	召回率	$F_1$ -score
SVM	91.7	92.1	91.5	91.8
随机森林	94.7	95.0	94.4	94.7
1D-CNN	92.8	93.2	92.5	92.8

注: SVM: 支持向量机; 1D-CNN: 一维卷积神经网络。

如图3为特征重要性排序统计图,可知腕伸肌iEMG、轨迹Lyapunov指数在推拿手法定量评价中发挥了重要作用,可将其作为区分推拿手法的重要特征,这也与临床实际相符。

### 3 讨论

本文构建了一个多维度、量化的中医推拿手法评价体系,并探索了基于sEMG与运动学参数的模式识别方法。研究表明,所提出的方法可有效区分不同经验水平的推拿者,为推拿手法评价提供了可靠的定量方法,表明本文方法相较于已有研究具有一定先进性和系统性。

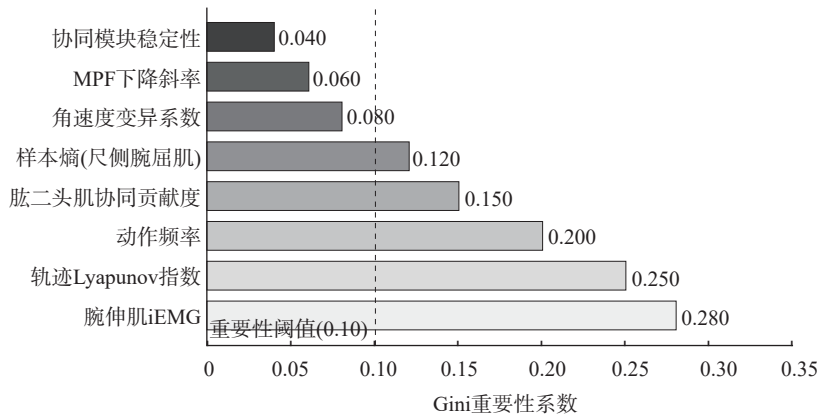


图3 特征重要性排序

注：MPF：平均功率频率；iEMG：积分肌电值。

### 3.1 手法熟练度的生物力学与神经肌肉控制诠释

资深操作者表现出的“高效率、高稳定性、高协调性”特征，是长期训练所致的神经肌肉适应结果。研究发现，资深组更高的“核心肌群效能因子”得分源于其动力链的有效利用：以旋后肌-腕伸屈肌复合体为核心动力源，以肘关节为稳定支点，最大限度减少了近端大肌群的过度参与。这种“远端驱动，近端稳定”的模式，与“力发于腰，贯于肩，行于臂，达于手”的传统理论不谋而合，实现了力量传递的高效和精准。

“动作节奏稳定性因子”的高得分反映了资深者对动作时空结构的卓越控制。其较低的Lyapunov指数和角速度变异系数，动作周期高度稳定，几乎不受内外微小干扰影响，这是动作自动化的标志。而初学者的高变异性和复杂性反映其仍处于“认知-联想”技能学习阶段，需付出大量注意力资源进行在线纠正。非线性动力学特征进一步表明，资深者的肌肉活动并非简单的周期性重复，而是蕴含着适应性的、复杂多变的控制模式，使其能更好地适应不同患者的组织特性。

本研究在高度标准化的实验条件下，分析了资深推拿医师操作“滚法”时所呈现的、具有共性的“神经-肌肉-运动”协同模式。这些模式定义了手法操作的“生物力学最优解”或“专家模式”，其首要价值在于为教学与考核提供了客观、统一的技能基准。临床实践中，面对不同病情、体质与部位的患者，高年资医师正是在此稳定、高效的“动力定型”基础上，进行力度、频率与部位的适应性微调。由此可知，本研究量化的并非直接适用于所有患者的固定“手

法参数”，而是产生有效治疗所依赖的、可重复且高效的自体运动控制能力。这为从“经验性手感”到“可量化、可传承的操作技能”的转化奠定了基石。

### 3.2 构建量化评价与智能识别模型的意义与前景

传统评价方式依赖专家主观打分，存在信度低、标准不一的问题，这正是推拿标准化发展的瓶颈所在。既往研究虽已尝试应用sEMG技术，但多数聚焦于评价单一推拿手法对特定患者或疾病状态下肌电信号的改善效果，如观察滚法、一指禅推法对腰肌劳损或脑卒中患者肌电的影响<sup>[3-4,6]</sup>，或评估揞针、膏摩、针刺联合推拿等不同联合疗法的疗效<sup>[2,7-8]</sup>。这些研究本质上是在评价“手法疗效”而非“手法技能本身”，且分析多局限于时域或频域等简单特征。

相比之下，本研究实现了三大突破。①研究视角从“疗效评价”转向“技能评估”。本研究系统地将sEMG与运动捕捉技术结合，用于量化施术者自身的神经肌肉控制模式，直接服务于手法教学与等级考核，填补了该领域的空白。所建立的评价体系其核心临床意义在于为“疗效”提供了可追溯的“因”。只有首先确立什么是“好”的、标准化的手法操作，才能在不同患者身上科学地评估和复现该手法的治疗效应，从而建立“标准化手法参数-个性化临床疗效”之间的可靠关联。②分析维度从“单一浅层”走向“多模融合与深度挖掘”。与主要分析肌电幅值或简单频域指标的研究不同<sup>[2,4-5]</sup>，本研究不仅同步采集了运动学参数，还深入提取了非线性动力学特征和肌肉协同性特征。例如文献<sup>[9]</sup>虽应用了非线性动力学分析，但其研究对象并非推拿手法技能。本研究首次将此类复杂特征用于刻画推拿专家技能的丰富性

与适应性,为理解“柔和、深透、均匀”等传统定性描述提供了定量指标。③技术路径从“人工判读”迈向“智能识别”。本研究构建的基于随机森林等机器学习模型的自动分类系统,实现了对手法技能水平高精度(94.7%)、客观化的分级,与传统依赖人工经验<sup>[1]</sup>或简单阈值判断的方法有质的飞跃。文献<sup>[10]</sup>虽探讨了基于sEMG的人机评价模型,但其主要用于按摩枕的性能评估,而非复杂人体手法技能的精细分级。本模型为开发“智能化模拟考试”和“实时手法辅助训练系统”奠定了核心技术基础。未来结合可穿戴传感技术<sup>[11-12]</sup>与智能算法,有望实现日常化、个性化的手法训练与质量监控。

### 3.3 本研究的局限性及未来方向

本研究存在以下局限:①为实验室条件下的横断面研究,标准化模拟人环境与真实临床场景存在差异,未来需在临床环境中验证模型的泛化能力。②样本均为男性,且仅研究了“滚法”,未来需纳入女性操作者及“一指禅推法”<sup>[6]</sup>、“揉法”等其他核心手法。③机器学习模型可进一步优化,例如引入时序模型处理动作的连续动态特征。

未来研究可向3个方向深入:①纵向追踪研究,观察初学者训练后其量化指标如何向专家模式演进;②探索手法量化特征与临床疗效指标的关联,建立“手法参数-生物效应”关系模型,将本研究“技能特征”与既往“疗效评价”研究<sup>[2-5,7-8]</sup>的发现相连接,如进一步研究针对腰椎、颈椎等不同部位疾病时,资深操作者是否会根据病情调整“核心肌群效能”“动作稳定性”等特征参数,从而为“辨证施力”“因人施治”提供客观量化依据;③开发低成本、便携式手环或穿戴设备<sup>[11-12]</sup>,并借鉴机器人技术和力测量方法,实现手法的多参数、日常化监控与交互式训练辅助。

综上,本研究构建了以施术者技能为核心、融合多模态信号与人工智能的量化评价与识别框架,为中医推拿手法的客观化教学、标准化考核与智能化

辅助提供了理论依据和可行的技术路径,是推动推拿传承从“经验描述”走向“数据驱动”的重要一步。

### 参考文献

- [1] LIU Z, HUANG Y, CUI Z, *et al.* Application of Traditional Chinese Medicine in medical practice: a survey of community residents in Beijing, China[J]. *J Tradit Chin Med*, 2017, 37(2): 261-268.
- [2] 岳玲, 王静, 王泽熙, 等. 撒针按压疗法联合推拿手法治疗对脑性瘫痪患儿表面肌电信号变化的影响[J]. *河北中医*, 2022, 44 (1): 107-111, 116.
- [3] 段振兴. 基于sEMG膏摩针刺法治疗中风上肢痉挛的疗效观察及机理探讨[D]. 天津: 天津中医药大学, 2023.
- [4] 董文阳, 孙武权, 朱清广, 等. 不同时长法对腰肌劳损患者腰背部肌电信号的影响[J]. *中医正骨*, 2023, 35 (6): 49-52.
- [5] 吴博海, 吕立江. 杠杆定位手法对腰椎间盘突出症患者表面肌电信号及腰椎功能的影响[J]. *中华全科医学*, 2021, 19 (1): 113-115, 145.
- [6] 侯洪利. 一指禅推法的操作动力学研究[D]. 天津: 天津中医药大学, 2024.
- [7] 艾丽, 方宇林. 穴位针刺疗法联合艾灸推拿对肩周炎患者关节功能改善及三角肌肌信号影响[J]. *湖南师范大学学报(医学版)*, 2021, 18 (2): 137-140.
- [8] 付洋, 刘培, 彭齐峰, 等. “三联序贯”疗法治疗颈型颈椎病的临床研究[J]. *中国中医急症*, 2023, 32 (3): 425-427.
- [9] ROGERS D R, MACISAAC D T. EMG-based muscle fatigue assessment during dynamic contractions using principal component analysis[J]. *J Electromyogr Kinesiol*, 2011, 21(5): 811-818.
- [10] KIATKULANUSORN S, SUATO B P, WERASIRIRAT P. Analysis of neck and back muscle activity during the application of various pillow designs in patients with forward head posture[J]. *J Back Musculoskelet Rehabil*, 2021, 34(3):431-439.
- [11] WANG C, CAI M, HAO Z, *et al.* Stretchable, multifunctional epidermal sensor patch for surface electromyography and strain measurements[J]. *Advanced Intelligent Systems*, 2021, 3(11): 2100031.
- [12] IMRAN H A, RIAZ Q, HUSSAIN M, *et al.* Smart-wearable sensors and CNN-BiGRU model: A powerful combination for human activity recognition[J]. *IEEE Sens J*, 2023, 24(2):1963-1974.