申雨涵, 王殊轶, 沈亦纯,等. 基于随机森林算法的坐位调膝法力学相关因素研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):174-180. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24090906

基于随机森林算法的坐位调膝法力学相关因素研究

申雨涵[1], 王殊轶[1], 沈亦纯[1], 邢 华[2], 龚 利[2]
(1 上海理工大学 健康科学与工程学院, 上海 200093; 2 上海中医药大学 附属岳阳中西医结合医院推拿科, 上海 201203)

摘 要: 本研究旨在通过规范化和标准化坐位调膝法,提高膝骨关节炎(KOA)的治疗效果。研究利用自设计的手法数据采集系统,测量医生在推拿时的生物力学参数,以识别患者个体差异对推拿力度的影响,并探讨以随机森林算法为代表的机器学习技术在筛选和预测影响因素中的应用。研究对象为 2022 年 9 月至 12 月在上海中医药大学附属岳阳中西医结合医院推拿科就诊的 120 例 KOA 患者。通过采集系统分析手法数据,采用 Bootstrap 自助法抽取 70%(84 例)数据建立随机森林模型,并在剩余 30%的数据集上进行验证。模型的预测效果通过均方根误差(RMSE)、决定系数(R^2)和平均绝对误差(MAE)进行评价。结果显示,随机森林模型表现最优,其性能参数为:RMSE=7.45, R^2 = 0.83, MAE=5.19,表明模型具有较好的预测性能。变量重要性评分揭示了患者膝关节 Y 角、Z 角和胫股内间隙是影响推拿力度的前 3 位重要预测变量。研究结论指出,随机森林算法能有效预测坐位调膝法的影响因素,为推拿机器人控制方案提供支持,推动传统推拿手法的量化和现代化进程。

关键词: 坐位调膝法; 手法采集; 随机森林; 相关性分析; 膝骨关节炎
中图分类号: TP18;TP302 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0174-07

The study of the mechanical correlation of the seating knee-adjustment manipulation based on Random Forest algorithm

SHEN Yuhan[1], WANG Shuyi[1], SHEN Yichun[1], XING Hua[2], GONG Li[2]
(1 School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2 Department of Tuina, Yueyang Hospital of Integrated Traditional Chinese and Western Medicine, Shanghai University of Traditional Chinese Medicine, Shanghai 201203, China)

Abstract: This study aims to enhance the treatment of Knee Osteo-Arthritis by standardizing the seated knee adjustment method. A custom data acquisition system is utilized to measure the biomechanical parameters during the massage, pinpointing how individual patient differences impact the massage force. A random forest model is created using data from 120 patients with Knee Osteo-Arthritis treated at Yueyang Hospital from September to December 2022, with 70% of the data used for model development and the remaining 30% for validation. The model demonstrates strong predictive performance, with metrics of RMSE=7.45, R^2 = 0.83, and MAE=5.19. The most influential variables are the patient's knee joint Y - angle, Z - angle, and tibiofemoral internal gap. The study concludes that the random forest algorithm can effectively predict the factors affecting the technique, supporting the development of massage robots and advancing the quantification of traditional massage methods.

Key words: seating knee-adjustment manipulation; manipulation data acquisition; Random Forest algorithm; correlation analysis; Knee Osteo-Arthritis(KOA)

0 引 言

当前,中国人口老龄化趋势将呈现规模大、速度快、高龄化的特点[1],带来了严重的健康问题,其中膝骨关节炎(KOA)患病率与年龄因素呈正相关[2-3],高度影响老年患者的生活质量[4]。长期的临床实践证明传统中医疗法对 KOA 老年患者有良好疗效[5],坐位调膝法推拿手法是在继承丁氏推拿

基金项目: 上海市"科技创新行动计划"医学创新研究专项(23Y11921700); 上海市卫生健康委员会卫生行业临床研究专项(20234Y0077)。
作者简介: 申雨涵(2000—),女,硕士研究生。主要研究方向:康复机器人,人因工程设计,可用性测试,增强现实手术导航。
通信作者: 王殊轶(1972—),女,博士,副教授。主要研究方向:人因工程设计,可用性测试,增强现实/虚拟现实辅助医疗。Email:wangshuyi@usst.edu.cn。
收稿日期: 2024-09-09

学术观点的基础上、将按法与患者的主动运动、术者的阻抗运动及关节附属运动相结合形成的一种针对膝骨关节炎的推拿手法适宜技术[6-7]。多项研究均表明该手法可以有效改善 KOA 患者的膝关节疼痛与关节功能障碍[8]，同时提升 KOA 手法治疗的工作效率。

一个推拿手法的力学输出模式包括手法力的大小、方向、作用点以及手法力的施力时间、频率和稳定性等参数[9]。手法的技术特性要求其具有严格的技术规范，因而对于坐位调膝法的力学相关因素研究将有利于该传统手法的临床操作、教学科研及后续医工交叉课题开展。

通过现代工程学手段解析影响力学输出的相关因素，对传承及发展传统中医推拿技术起着积极作用，有效推动了中医推拿手法的标准化与数字化。目前，将传感器技术和计算机技术相结合以标定测试手法操作中各力学参数的研究方案被广泛使用[10-12]，且已有学者利用传感器技术捕捉推拿手法的力学输出模式[13]。然而目前对于多因素综合作用下中医传统推拿手法的影响因素的研究较少，且多采用传统的统计学方法，易出现过拟合、预测精度和效度低等问题[14-15]。因此在上述研究基础上，结合坐位调膝法的手法特性，利用自设计的手法数据采集系统，收集 2022 年 9~12 月于上海中医药大学附属岳阳中西医结合医院推拿科就诊的 120 例单侧内翻型 KOA 患者的一般情况及推拿过程中同一医师的力学输出数据，建立坐位调膝法输出力度预测模型，以进一步推动该手法的规范化和标准化。

有研究提出关于使用一台仿生推拿装置辅助医师采用坐位调膝法治疗膝骨关节炎[16]，然而虽然该装置能完成对于坐位调膝法的部分复现，其控制算法尚不能满足对于不同个体的个性化治疗，这极大影响了装置的使用效果。研究将模型应用于该仿生推拿装置，以实现推拿装置根据患者的身体特征和治疗需求进行个性化调整。与传统装置相比，这种智能化装置具有更高的智能化程度和精准度。通过内置的传感器和算法，装置可以实时监测患者的反馈和生理数据，并根据这些信息调整推拿力度，确保治疗效果最优化。此外，研究对于实施坐位调膝法时多指标的采集，为手法的传承和进一步发展提供了宝贵的数据支撑。

1　资料与方法

1.1　一般资料

选择 2022 年 9~12 月于上海中医药大学附属岳阳中西医结合医院推拿科就诊的 120 例单侧内翻型 KOA 患者，其中男 71 例，女 49 例。所有患者对试验方案和过程知情，并签署知情同意书。本试验通过上海中医药大学附属岳阳中西医结合医院伦理委员会批准（伦理号 2020-105），注册于中国临床试验注册中心（注册号 Chi CTR2000036030）。其具体资料见表 1。为进一步排除医师个体因操作习惯导致的差异，研究根据操作医师的不同划分为 2 组。2 组组患者性别、年龄、体重、身高、BMI、发病侧等一般资料差异具有统计学意义（$P < 0.05$），具有可比性。本研究所邀请的 2 位医师均为上海中医药大学附属岳阳中西医结合医院推拿科医师，且熟练掌握坐位调膝法操作流程，并签署手法数据采集知情同意书。

表 1　患者一般资料比较

Table 1　Comparison of patients´ general information

组别	年龄/岁	体重/kg	身高/cm	发病侧/例		
				左侧	右侧	双侧
医师 1 组（n = 71）	65.72(±13.41)	75.16(±8.99)	170.43(±8.99)	35	26	10
医师 2 组（n = 49）	68.30(±9.06)	69.10(±3.23)	163.15(±3.23)	21	23	5

1.2　纳入与排除标准

1.2.1　纳入标准

（1）参照《骨关节炎诊疗指南（2018 年版）》确诊为膝骨关节炎[17]；

（2）经 X 线检查确诊为膝骨关节炎；

（3）伴有反复膝关节疼痛、行走困难等症状；

（4）已了解本研究内容，并自愿予以配合者；

（5）无认知功能障碍。

1.2.2　排除标准

（1）合并免疫系统病、恶性肿瘤、凝血功能障碍、感染病、血液系统疾病、脏器功能不全者；

（2）合并精神性疾病者。

1.3　坐位调膝法概述

患者端正坐在椅子上，双脚平行放置在地面，医生坐于患者对面，医生用双腿固定住患者腿部，双手拇指按压内、外膝眼处。在治疗过程中，医生会在不

同时间段发出提示,患者根据医生的提示缓慢站立或者缓缓坐下。在治疗过程中,医生大拇指按住患者内外膝眼不松开,如此重复 3 次。其动作示例见图 1。该手法的原理是在继承丁氏推拿学术观点的基础上,将按压法与患者的主动运动、操作者的阻抗运动和关节的附属运动相结合,形成适合 KOA 的手法,可有效改善 KOA 患者的膝关节疼痛和关节功能障碍,同时提高 KOA 手法治疗的效率。该手法的力度除去医师的操作习惯外与患者的个体信息及位姿信息均有较高关联度。

1.4 手法采集系统设计方法

研究采用 FSR 薄膜压力传感器与 IM948 十轴姿态传感器模块搭建手法采集系统。FSR 薄膜压力传感器被用于采集推拿医师大拇指输出的按摩力度,其采集力度精度为 2 g。选用 IM948 十轴姿态传感器模块采集用户在推拿进程中因站-坐切换所引起的膝眼穴三维欧拉角变换,在无磁干扰环境下,理论 X 和 Y 角度精度为 0.05°,理论 Z 角度精度为 0.1°。系统构成如图 2 所示。



图 1 坐位调膝法示例

Fig. 1 Example of seating knee-adjustment manipulation

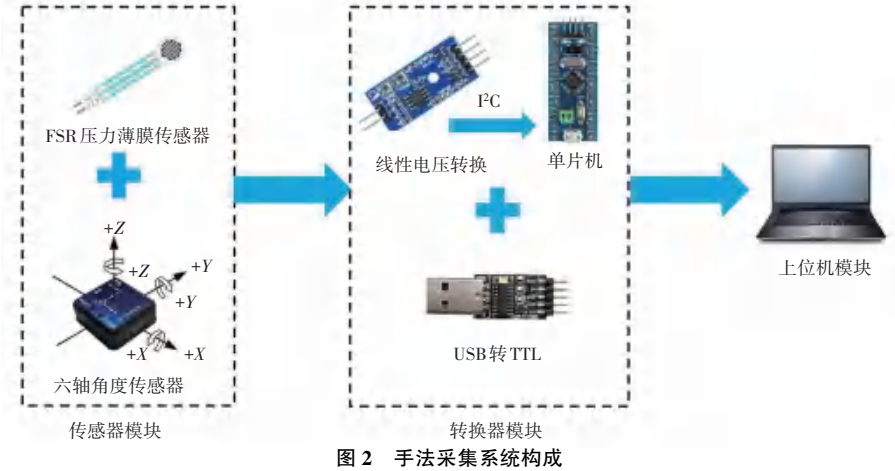


图 2 手法采集系统构成

Fig. 2 System diagram of manipulation acquisition system

然而,在实际操作环境中,无磁的环境的实现具有困难性。因此对一般治疗环境下采集系统的精度进行检定。图 3 展示了实验装置。测试中,仿膝关节模型被预先设定至标准角弯曲,记录此时传感器所检测到的数据,为减少线性扰动干扰,同一角度下重复如上步骤 5 次,并取其平均值,记录为传感器检测数据。其中,X,Y,Z 轴通过传感器自带的手动标定功能进行换设。检定结果如图 4 所示。

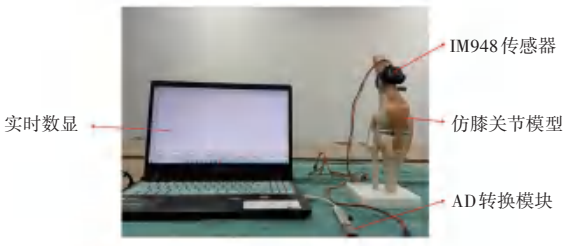


图 3 角度传感器精度检定试验装置

Fig. 3 Angle sensor accuracy calibration test device

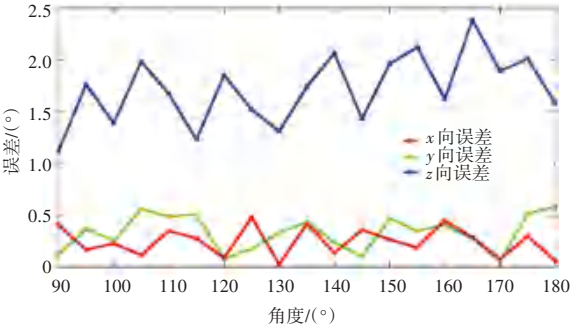


图 4 角度传感器精度检定试验结果

Fig. 4 Angle sensor accuracy test results

采集实验中,IM948 十轴姿态传感器模块被固定在研究对象髌骨上约 10 cm 处,使用可调节松紧带固定,其中以研究对象左右方向轴为三维欧拉角坐标系的 Y 轴正向轴;以研究对象上下方向轴为三维欧拉角坐标系的 X 轴正向轴,以研究对象前后方向轴为三维欧拉角坐标系的 Z 轴正向轴。 三维欧

拉角坐标系设置如图 5 所示。薄膜压力传感器固定在推拿医师的大拇指第一指节处。图 6 展示了采集系统的使用。同时设置一个基于 Matlab 开发的上位机界面用于同步显示可视化数据，以便于研究者对采集系统做出调整。手法采集系统上位机界面如图 7 所示。



图 5　三维欧拉角坐标系设置

Fig. 5　Setting of 3D Eulerian angle coordinate system



图 6　手法采集实验

Fig. 6　Manipulation acquisition experiment

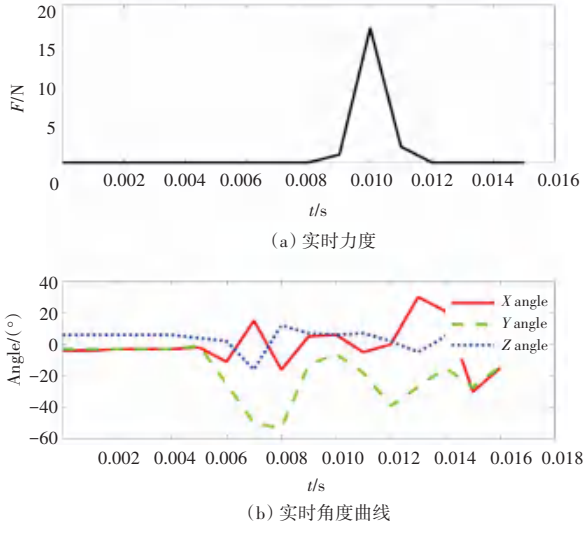


图 7　手法采集系统上位机界面

Fig. 7　Interface of the upper computer of the manoeuvre acquisition system

1.5　研究指标选取

研究选取指标具体如下：

（1）年龄；

（2）性别；

（3）BMI 指数。体重精确到 0.1 kg，身高精确到 0.01 m。随后根据体重（kg）除以身高平方（m^2）公式计算其 BMI（kg/m^2）；

（4）基础疾病。包括但不限于：高血压、糖尿病、心血管疾病以及慢性阻塞性肺病（COPD）等；

（5）睡眠障碍；

（6）吸烟史；

（7）饮酒史；

（8）KOA 分期。遵循根据 Kellgren 和 Lawrecne 的放射学诊断标准，共分 4 期[18]；

（9）病程；

（10）膝关节 Q 角；

（11）胫股内外间隙；

（12）膝关节活动度；

（13）膝关节三维欧拉角。其中，俯仰角描述膝关节前后方向运动，偏航角描述膝关节内外方向运动，滚动角描述膝关节在左右方向运动，其坐标系设置见下节；

（14）推拿医师工作手输出力。其中，影像学数据均使用 3.0T 核磁共振扫描仪来扫描患侧膝关节，层厚 1 mm，扫描范围为右侧膝关节髌骨中点上、下 15 cm，显示软组织和关节软骨的形态。

1.6　统计学方法

采用 SPSS 26.0 进行数据分析，以频数表示计数资料，进行 χ^2 检验；以表示符合正态分布的计量资料，进行独立样本 t 检验；以中位数（上下四分位数）表示不符合正态分布的计量资料。$P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2　结果

2.1　基本资料与单因素分析

训练集与验证集中，各观察指标均具统计学意义（$P < 0.05$）。本研究规定，Pearson 相关系数小于等于 0.25 则认为两者不存在相关性[19]。结果显示，输出推拿力大小与性别、年龄、基础疾病史、睡眠障碍史、吸烟史、饮酒史以及病程不相关；同时，输出推拿力大小与膝关节 X 角以及膝关节 Y 角呈正相关关系（$P < 0.05$）；输出推拿力大小与 BMI、膝关节 Q 角、胫股关节内外间隙以及膝关节 Z 角呈负相关关系（$P < 0.05$）。输出推拿力与观察指标单因

素分析见表 2。

表 2 输出推拿力与观察指标单因素分析

Table 2 One-way analysis of output massage power and observational indicators

指标	变量	Pearson 相关系数	*P* 值
输出推拿力	性别	0.084	0.000
	年龄	−0.193	0.036
	BMI	−0.310	0.013
	基础疾病	−0.053	0.023
	睡眠障碍	−0.092	0.011
	吸烟史	0.028	0.026
	饮酒史	0.086	0.014
	病程	0.083	0.000
	膝关节 *Q* 角	−0.443	0.031
	胫股关节内间隙	−0.573	0.000
	胫股关节外间隙	−0.353	0.000
	膝关节最小活动度	−0.353	0.230
	膝关节最大活动度	−0.332	0.472
	膝关节 *X* 角	0.563	0.000
	膝关节 *Y* 角	0.728	0.000
	膝关节 *Z* 角	−0.618	0.000

2.2 特征变量选取与随机森林模型的建立

本研究选取变量及赋值形式见表 3。

表 3 研究变量及赋值

Table 3 Variables and corresponding values in the research

变量名	赋值方式
年龄	0~19 岁为 1;20~39 岁为 2;40~59 岁为 3;60~79 岁为 4;80~99 岁为 5;
性别	男为 0; 女为 1
BMI	连续型变量
基础疾病	无为 0;糖尿病为 1;高血压为 2;高血脂为 3;心脏病为 4;其余或具有两者以上为 5
睡眠障碍	无为 0;有为 1
吸烟史	无为 0;有为 1
饮酒史	无为 0;有为 1
KOA 分期	Ⅰ期为 1;Ⅱ期为 2;Ⅲ期为 3 Ⅳ期为 4
膝关节 *Q* 角	连续型变量
胫股内间隙	连续型变量
胫股外间隙	连续型变量
膝关节最小活动度	连续型变量
膝关节最大活动度	连续型变量
膝关节 *X* 角	连续型变量
膝关节 *Y* 角	连续型变量
膝关节 *Z* 角	连续型变量

随着机器学习技术的不断进步,探索使用先进的算法以实现坐位调膝法的力学输出预测模型对于中医现代化研究变得尤为重要。研究中,可以考虑引入深度学习算法,如利用 BP 神经网络处理推拿过程中的复杂非线性关系,可以深入学习患者生理参数与推拿力度之间的映射关系[20]。BP 网络的多层结构使其能够捕捉数据中的深层特征,这对于理解推拿手法的复杂性至关重要[21]。此外,支持向量机(SVM)以其在高维空间中寻找最优决策边界的能力而著称,非常适合处理研究中可能遇到的高维数据[22-23]。SVM 在小样本情况下也能表现出色,这使其成为分析患者个体差异对推拿效果影响的有力工具[24]。集成学习方法,如随机森林(RF)通过构建多个决策树并结合其预测结果来提高整体模型的性能[25-26]。RF 在处理大量数据和具有高维特征的数据集时表现出色,能够提供稳定的预测和对特征重要性的评估[27]。

研究在 Matlab 环境中,分别针对同一训练集构建 3 种预测模型,并通过比较各模型在测试集上的表现参数,选择最优模型。构建和训练 BP 神经网络通过使用 feedforwardnet 函数来实现。通过创建一个具有指定层数和每层神经元数量的网络,从而优化网络结构以适应特定的数据特征。随后,利用 train 函数对网络进行训练,选用 Levenberg-Marquardt 反向传播算法,设置性能函数为均方误差(RMSE),以调整训练过程。对于支持向量机(SVM),研究使用 fitcsvm 函数来训练模型,这个函数提供了选择不同核函数的灵活性,包括线性核和径向基函数(RBF)核等。通过 crossval 函数实现交叉验证,如可以有效地评估 SVM 模型的泛化能力。随机森林(RF)模型的构建则通过 TreeBagger 函数实现,以设置树的数量和其他控制模型复杂度的参数。在训练过程中,利用 oobPredict 和 oobError 函数来评估模型的预测精度和误差,这些指标有助于完成模型调优。图 8 展示了各模型的算法原理。

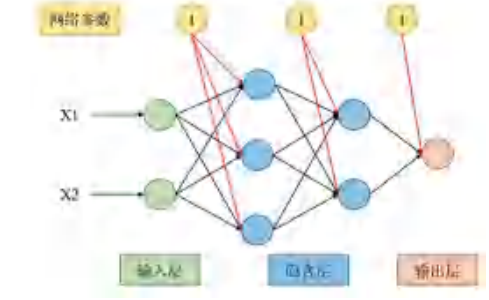
2.3 随机模型验证

研究在构建模型时统一使用医师 1 组数据集,采用 Bootstrap 自助法抽取 70%用于训练,余下 30% 用于测试。表 4 列出了各预测模型的预测精度。其中,研究主要关注 RMSE 这一指标。RMSE 越小,表明该模型的预测准确性越高,在解决推拿力预测问题时的变异性越小,从而有效杜绝过拟合的可能性。观察数据可得,随机森林模型在 3 类模型中表现最优。

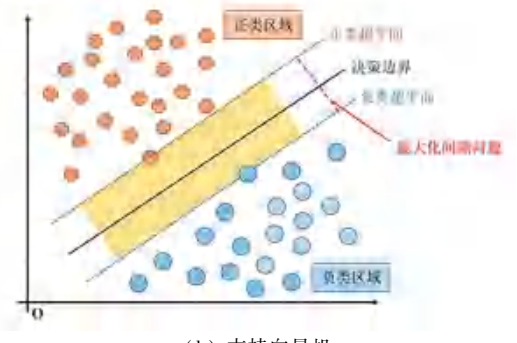
使用随机森林架构对全数据集(医师 1 组与医师 2 组)构建模型,随机森林模型误差见表 5。其中,使用医师 1 组数据所建立模型表现更优,因此采用基于医师 1 组推拿数据的随机森林模型展开讨论。

模型的残差图显示误差的分布情况以及是否存在异常值。图 9 展示了增加决策树与调整超参数后的随机森林回归模型的残差图。残差在零线附近随机分布,不存在固定模式,异常值不存在明显离群

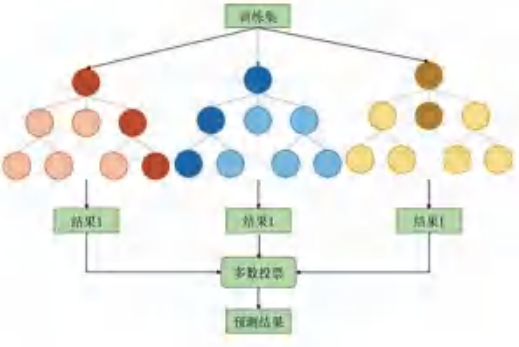
值，残差呈现近线性分布，可证模型拟合的合理性。图 10 展示了使用医师 1 组序号 33 号患者（不包含在训练集）的个人信息进行预测时所生成的推拿方案，其平均误差为 6.4 N。



（a）BP 神经网络



（b）支持向量机



（c）随机森林

图 8　3 类机器学习原理图

Fig. 8　Schematic diagram of three classes of machine learning

表 4　3 类模型误差

Table 4　Errors from the three types of models

模型类型	RMSE	R^2	MAE
RF	7.45	0.83	5.19
BP	11.39	0.62	17.33
SVM	9.67	0.75	11.36

表 5　随机森林模型误差

Table 5　Model error of Random Forest

组别	RMSE	R^2	MAE
医师 1 组	7.45	0.83	5.19
医师 2 组	9.68	0.72	7.06

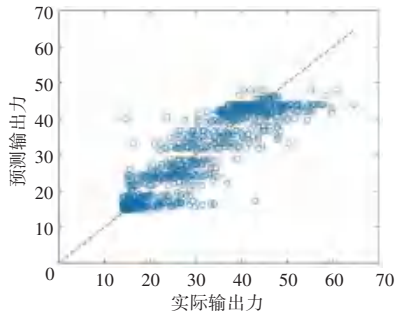


图 9　随机森林回归模型残差图

Fig. 9　Residual plot of Random Forest regression model

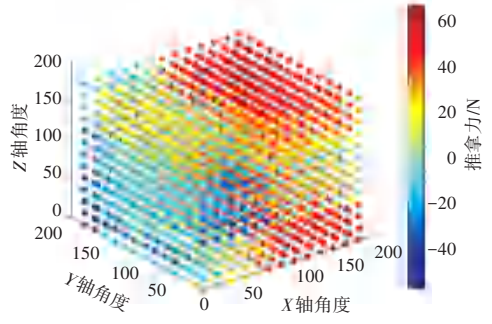


图 10　随机森林预测输出三维图

Fig. 10　3D graph of Random Forest prediction output

3　讨论

本研究通过构建并筛选基于临床推拿数据的推拿力预测模型，成功识别并量化了影响坐位调膝法推拿力度的关键生物力学参数。以随机森林模型代表的机器学习技术为推拿治疗的个性化和智能化提供了科学依据。其中，随机森林模型在本研究中表现出的高预测精度，凸显了其在处理复杂临床数据时的潜力。该模型通过集成多个决策树，有效地降低了过拟合的风险，并提高了预测的稳定性[28]。模型的低 RMSE 值和高 R^2 值，不仅证实了其在训练集上的优越性能，也表明了模型在未见数据上的泛化能力[29]。此外，MAE 的合理范围进一步验证了模型预测结果的可靠性[30]。这些结果表明，随机森林算法能够精确地捕捉到推拿力度与患者生物力学参数之间的非线性关系，为临床提供科学、精确的决策支持。

在数据处理中，患者膝关节的 Y 角、Z 角和胫股内间隙作为影响推拿力度的 3 个关键预测变量，其重要性的发现为临床实践提供了重要的指导。患膝的医学参数直接关联到患者的解剖结构和病理状态，从而对推拿治疗的效果产生直接影响。例如，膝关节的异常角度可能指示出关节软骨的磨损或韧带的松弛，这些状况都需要在推拿治疗中予以特别关注[31]。因此，这些参数的识别和测量，对于制定个性化的治疗方案至关重要，有助于医师根据患者的具体情况调整

推拿的力度和方向,以达到最佳的治疗效果。

作为智能化推拿装置研发的先验研究,将上述所提及的模型应用于智能化推拿装置,预示着传统推拿治疗向个性化、精准化治疗的转变[32]。智能化装置通过内置传感器实时监测患者的生理数据和反馈,能够动态调整推拿力度,以适应患者治疗过程中的变化[33]。这种实时调整不仅能够提高治疗效果,还能优化患者的治疗体验,减少因手法不当造成的不适或伤害。此外,智能化装置的应用还有助于减轻医师的工作负担,提高治疗效率,特别是在患者数量众多或医师资源有限的情况下[34]。随着技术的不断进步和临床需求的增加,智能化推拿装置有望在未来的中医推拿领域发挥更大的作用,为更多患者提供高质量的医疗服务。

4 结束语

本研究针对坐位调膝法的力学输出模式进行了初步探索,但仍存在一些不足之处。首先,在力学参数选择方面,可以进一步研究更多的力学参数,例如手法力的稳定性,以深入解析推拿手法的力学特性。其次,在数据采集平台搭建方面,可以采集更多患者位姿特征,例如足底压力分布,以探寻更多可能的相关因素。最后,在模型搭建方面,未来还需要大样本量的研究来验证其可行性。随机森林模型通常对小样本数据表现出相对较好的鲁棒性且不容易过拟合。在更大样本量下的表现还未被有效验证。在未来的研究中,将全面、综合考虑各类影响,扩大纳入研究的影响因素,以建立更精准科学的预测模型,为临床决策做出更可靠的指导。

参考文献

[1] 任泽平. 中国老龄化报告[J]. 发展研究, 2023, 40(2): 22-30.
[2] 蒋仕林, 杜亮, 倪诚. 注射透明质酸钠曲安奈德联合关节镜清理术治疗膝关节骨性关节炎的疗效研究[J]. 河北医学, 2017, 23(9): 1532-1534.
[3] 王欢, 孙贺, 张耀南,等. 中国 40 岁以上人群原发性膝骨关节炎各间室患病状况调查[J]. 中华骨与关节外科杂志, 2019, 12(7): 528-532.
[4] 潘丽, 荆琳, 王桂彬,等. 膝骨关节炎的中西医研究进展[J]. 世界中医药, 2022, 17(16): 2373-2377.
[5] 杨玉鑫, 马笃军, 彭力平,等. 中医药防治膝骨关节炎肿胀的作用及机制[J]. 辽宁中医药大学学报,2024, 26(5): 71-77.
[6] 康知然, 龚利, 邢华,等. 坐位调膝法治疗膝骨关节炎的治疗理念与原理初探[J]. 上海中医药大学学报, 2020, 34(4): 98-102.
[7] 邵盛. 推拿手法治疗膝骨关节炎调控"筋骨力平衡"的机制研究[D]. 上海: 上海中医药大学, 2020.
[8] 付阳阳, 龚利, 姜淑云,等. 坐位调膝法治疗膝骨关节炎即刻疗效的相关因素分析[J] 中医药导报, 2020, 26(8): 32-34.
[9] 严晓慧, 严隽陶, 龚利, 等. 推拿手法操作参数的规范化研究[J]. 世界科学技术:中医药现代化, 2015, 17(12): 2443-2450.
[10] 彭劲. 一指禅推法在 GD-Ⅱ型推拿按摩教学考试系统上的力学参数分析[D]. 长沙: 湖南中医药大学, 2017.
[11] 耿楠, 于天源, 刘卉,等. 颈椎定位旋转扳法操作特征的运动生物力学参数分析[J]. 长春中医药大学学报, 2015, 31(3): 607-610.
[12] 李俊桦, 李义凯. 胸椎掌按法生物力学参数的研究进展[J]. 中医正骨, 2023, 35(10): 42-45.
[13] 石梦妮, 朱清广, 孙武权,等. 基于 Novel Pliance 可穿戴手套压力传感器对国家非遗丁氏推拿揉法的运动生物力学分析[C]// 第十三届全国体育科学大会论文摘要集—专题报告. 天津: 运动生物力学分会,2023: 6180-6182.
[14] 范希然, 李多多, 王双双, 等. 推拿手法治疗骨骼肌肉疼痛影响因素的质性研究[J]. 中国全科医学, 2023, 26(2): 219-224.
[15] 丁立军, 吕杰, 廖跃华,等. 中医推拿手法生物力学研究进展[J]. 医用生物力学, 2023, 38(5): 1051-1056.
[16] 马邦峰, 王殊轶, 钟云生, 等. 基于坐位调膝法的仿生推拿装置研究[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(2): 150-154.
[17] 中华医学会骨科学分会. 骨关节炎诊疗指南(2018 年版)[J]. 中华骨科杂志, 2018, 38(12): 705-715.
[18] ASHRAF A, NAMAZI M R, ZAREI F, et al. Evaluation of the degree of knee joint osteoarthritis in patients with early gray hair [J]. International Journal of Trichology, 2013, 5(2): 77-80.
[19] AKOGLU H. User′s guide to correlation coefficients[J]. Turkish Journal of Emergency Medicine, 2018, 18(3): 91-93.
[20] 夏泳. 基于 BP 神经网络模型的某三甲医院老年人慢性病住院费用及影响因素研究[D]. 合肥: 安徽医科大学, 2023.
[21] 宋媛媛. 基于 BP 神经网络模型对精神分裂症复发风险因素的预测[D]. 银川: 宁夏医科大学, 2022.
[22] 刘晶晶, 邵亮. 基于 CT 图像特征提取及改进 SVM 算法的肺结节诊断方法研究[J]. 医疗卫生装备, 2023, 44(12): 7-13.
[23] 程众帅. 基于支持向量机和信息量模型的长白山崩塌灾害风险评价[D]. 长春: 长春工程学院, 2024.
[24] 查海刚, 齐向阳, 范怀涛. 基于 SVM 的小样本不均衡 HRRP 舰船目标分类方法[J]. 现代电子技术, 2024, 47(15): 109-114.
[25] 朱木雷. 基于支持向量机和随机森林模型的泥石流易发性研究[D]. 重庆: 重庆三峡学院, 2024.
[26] 肖鑫瑞. 基于随机森林的交通事故严重程度影响因素分析[D]. 郑州:河南农业大学, 2024.
[27] 黄舒婷. 基于随机森林原理的磨煤机大数据分析诊断研究[D]. 北京: 北方工业大学, 2024.
[28] 张威特, 李俊松, 刘雁飞. 基于随机森林和 BP 神经网络的船舶驾驶员疲劳检测算法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(2): 140-143.
[29] 丁海媛, 杜宇, 李昊洋, 等. 基于可解释机器学习的 SD 大鼠溺液温度与血液生化指标变化预测模型的研究[J]. 分析测试学报,2025, 44(3): 420-428.
[30] 王运明, 李明阳, 陈梦华, 等. 基于 MultiCNN-GRU-ITA 的动车组牵引电机温度预测模型[J]. 铁道科学与工程学报, 2025, 22(5): 2367-2379.
[31] 宋世亮. 健康成年人与骨关节炎患者膝关节 X 线临床参数的对比研究[D]. 长春: 吉林大学, 2024.
[32] 王晓宇, 李华南, 张玮, 等. 推拿国际化的关键因素:手法标准化建设[J]. 中华中医药杂志, 2020, 35(4): 1658-1662.
[33] 周润生. 基于工业机器人的推拿机器人研究[J]. 镇江高专学报, 2024, 37(2): 93-95.
[34] 杨宏冠. 柔性中医推拿拍打机器人设计与研制[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2023.