

# 基于 XCM 模型预测排球运动员前交叉韧带应力

张楠<sup>1a,2</sup>, 孟庆华<sup>1b,1c,2</sup>, 鲍春雨<sup>1a,2</sup>

(1. 天津体育学院 a. 社会体育学院; b. 体育经济与管理学院; c. 运动健康学院, 天津 301617;  
2. 天津市运动损伤与康复虚拟仿真实验教学中心, 天津 301617)

**摘要:**目的 通过 XCM 深度神经网络模型预测排球运动员扣球落地左腿前交叉韧带 (anterior cruciate ligament, ACL) 应力情况。方法 基于核磁共振和 CT 影像建立完整的膝关节有限元模型; 通过 8 镜头 Qualisys 动捕系统和 Kistler 三维测力台同步采集排球运动员运动学和动力学数据; 通过 OpenSim 中肌骨模型计算膝关节力矩, 将关节力矩作为有限元模型输入, 输出 ACL 应力; 将运动学、动力学数据作为神经网络的输入, ACL 应力作为输出。结果 排球运动员扣球落地 ACL 等效应力峰值为  $(27.7 \pm 0.36)$  MPa, 最大主应力为  $(8.2 \pm 0.23)$  MPa, 最大剪切应力为  $(14.7 \pm 0.32)$  MPa; 等效应变  $(5.7 \pm 0.008)\%$ , 最大主应变  $(5.0 \pm 0.006)\%$ , 最大剪切应变为  $(7.6 \pm 0.009)\%$ 。预测值与计算值间归一化的均方根误差为  $5.84\% \sim 7.12\%$ , 均方根误差为  $0.251 \sim 0.282$ 。结论 XCM 模型可在一定范围内预测排球运动员扣球过程中 ACL 应力情况。研究结果为获得排球运动员生物力学数据提供新途径, 以及帮助排球运动员预防 ACL 损伤提供有效方法。

**关键词:** 深度神经网络; 有限元模型; 前交叉韧带; 排球; 扣球落地

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2024.06.019

## Predicting Anterior Cruciate Ligament Stress in Volleyball Players Based on the XCM Model

ZHANG Nan<sup>1a,2</sup>, MENG QingHua<sup>1b,1c,2</sup>, BAO Chunyu<sup>1a,2</sup>

(1a. School of Social Sports; 1b. School of Sports Economics and Management; 1c. School of Sports and Health, Tianjin Institute of Sports, Tianjin 301617, China; 2. Tianjin Sports Injury and Rehabilitation Virtual Simulation Experimental Teaching Center, Tianjin 301617, China)

**Abstract: Objective** To predict the stress on the anterior cruciate ligament (ACL) in the left leg of a volleyball player during ball-snapping landing, by using an XCM deep neural network model. **Methods** A complete finite element model of the knee joint was established based on magnetic resonance (MR) and CT images. The kinematic and kinetic data of the volleyball player were collected synchronously using an eight-lens Qualisys motion capture system and a Kistler three-dimensional (3D) force platform. The knee joint moments were calculated using the musculoskeletal model in OpenSim. The joint moments were used as the input to the finite element model, with ACL stresses as the output. The kinematic and kinetic data were used as the input for the neural network, with ACL stress as the output. **Results** The peak equivalent ACL stress of the volleyball player

收稿日期: 2024-05-05; 修回日期: 2024-05-19

基金项目: 国家自然科学基金项目 (11372223, 11102135), 天津市自然科学基金项目 (17JCZDJC36000, 18JCZDJC35900), 天津市研究生创新项目 (2022SKYZ318, 2022SKYZ319), 国家队科研攻关项目 (22KJJC077)

通信作者: 孟庆华, 教授, E-mail: 745112962@qq.com

during ball-snapping landing was  $(27.7 \pm 0.36)$  MPa, the maximum principal stress was  $(8.2 \pm 0.23)$  MPa, the maximum shear stress was  $(14.7 \pm 0.32)$  MPa, the equivalent strain was  $(5.7 \pm 0.008)\%$ , the maximum principal strain was  $(5.0 \pm 0.006)\%$ , and the maximum shear strain was  $(7.6 \pm 0.009)\%$ . The normalized root mean square error (NRMSE) between the predicted and calculated values ranged from 5.84% to 7.12%. The root mean square error (RMSE) ranged from 0.251 to 0.282. **Conclusions** The XCM model can predict the ACL stress during volleyball spikes within a certain range. This study has provided a new method to obtain biomechanical data on volleyball players as well as an effective method to help volleyball players prevent ACL injuries.

**Key words:** deep neural network; finite element model; anterior cruciate ligament (ACL); volleyball; ball-snapping landing

膝关节是人体最复杂的关节之一,承受了较大的载荷,容易出现损伤。其中,前交叉韧带(anterior cruciate ligament, ACL)损伤是最常见的一种膝关节损伤,并且引起膝关节前后松弛,导致膝关节不稳定<sup>[1]</sup>。研究发现,84.6%的排球运动员产生 ACL 损伤发生在扣球后单腿落地时,同时大部分扣球手 ACL 损伤发生在优势侧相对的一侧<sup>[2]</sup>。

目前,了解 ACL 应力分布特征的主要方法如下:① 基于尸体标本。尸体研究具有直观性,同时其也存在一定的局限性<sup>[3-5]</sup>。例如,尸体标本中 ACL 保存较为困难,极大限制了 ACL 研究<sup>[6-7]</sup>;同时,尸体标本难以模拟复杂的关节运动<sup>[8]</sup>。② 膝关节有限元建模。有限元建模可以更好解决生物力学分析中尸体和活体研究中存在的问题<sup>[9]</sup>。研究人员可以通过非侵入性方式研究组织的力学反应,模拟无法以相对较低成本和风险进行的人体力学测试<sup>[10]</sup>。此外,还可以对所建有限元模型进行反复研究,并通过可视化分析使研究结果更加直观<sup>[11]</sup>。但是膝关节有限元建模有一定的局限性:① 网格划分难度大。合适的网格划分对于获得准确结果至关重要,不合理的网格划分会导致结果的不稳定性和收敛性问题<sup>[12]</sup>。② 精准度难以稳定。特别是在求解膝关节模型时,材料弹性模量、泊松比,骨、软骨、半月板、韧带之间的接触方式,以及载荷、边界条件设置是否符合真实情况至关重要。③ 非常高的计算、时间成本。例如,在求解 1 个膝关节有限元模型时,模型求解对于计算机 CPU 有非常高的要求<sup>[13]</sup>。

随着机器学习技术的发展,国内外学者已经将不同的神经网络方法(一个或两个隐藏层的浅层神经网络以及深度神经网络)应用于预测关节力矩<sup>[14-18]</sup>。

以集成学习和支持向量机(support vector machines, SVM)为例,浅层网络有如下一些缺点:① 它们只在样本量较小的数据集上表现较好;② 这些方法对不平衡的数据非常敏感;③ 只能用于预测定标器值,并且不能容纳时间变量。相较之下,深度神经网络结构在处理时间序列数据方面具有非常大的优势,并且有比传统机器学习方法更低的计算成本<sup>[19]</sup>。一种新提出的架构是可扩展卷积神经网络(XCM),其性能优于最先进的多变量时间序列分类器<sup>[20]</sup>。但是,目前鲜有关于通过机器学习预测 ACL 应力的研究报道。本文希望开发出通过机器学习技术(XCM 深度神经网络)预测排球运动员 ACL 应力的方法,在未来可以取代有限元建模。

## 1 研究对象与方法

### 1.1 研究对象与数据采集

**1.1.1 运动学和动力学数据** 共招募 38 名男性排球运动员,年龄  $(23.2 \pm 3.4)$  岁,身高  $(194.6 \pm 3.9)$  cm,体质量  $(83.5 \pm 2.6)$  kg,受训年龄  $(8.9 \pm 2.9)$  年,扣球优势侧为右侧。其中,18 名二级排球运动员来至天津体育学院,15 名一级和 5 名健将级来至天津男排。受试者纳入标准:无心血管系统疾病,近半年内无下肢损伤。测试前,受试者了解实验目的、方法与注意事项,并签署知情同意书。在天津体育学院生物力学实验室进行 10 次扣球试验(落地动作均为左腿单腿着陆)。通过 8 镜头 Qualisys 动捕系统(300 Hz, Qualisys 公司,瑞典)和 Kistler 三维测力台(1 kHz, Kistler 公司,瑞典)同步采集运动学和动力学数据。

**1.1.2 CT 和 MRI 数据** 使用 Light Speed VCT(GE

公司,美国)与 MRI Signa 3.0 T(GE 公司,美国)收集其中 1 名来自天津男排球健将级排球运动员(年龄 23 岁,体质量 88 kg,身高 1.95 m,右侧为扣球优势侧)左腿膝关节数据;通过所收集的 CT 和 MRI 数据建立标准化膝关节有限元模型。选择该运动员的原因是其身体各项指标最接近于本样本量的平均值,并且其等级为健将级。所有参与者均签署书面知情同意书,所有实验均按照相关指南和规定进行。本研究已获得天津体育学院伦理会批准(TJUS2024-023)。

## 1.2 数据处理

首先,将 Qualisys 动捕系统中的数据输出为 C3D 格式的文件。随后,通过 MATLAB R2021a 软件将 C3D 文件转换为 trc(标志点数据)和 mot(地面反作用力数据)格式的文件。最后,在 OpenSim 4.3 中使用模型 OpenSense\_Subject 对其进行缩放(Scale)、逆向运动学(inverse kinematics, IK)、逆向动力学(inverse dynamics, ID)操作,计算相关的运动学与动力学数据(全身关节角度、关节力矩,运动学动力学数据使用 MATALB R2021a 中四阶巴特沃思低通滤波器滤波,截止频率为 6 Hz)<sup>[21]</sup>。排球扣球动作所有参与者的提取数据总数为 380。然后在 MATLAB R2021a 中通过从提取的数据中去除离群值来清洗数据,以用于机器学习分析。清理数据的过程分两个阶段进行:在第 1 阶段,使用导数的标准偏差来识别平坦信号(缺失信号),并且排除相关联的数据;在第 2 阶段,基于中位数绝对偏差(median absolute deviation, MAD)检测剩余信号中的离群值,并被下一个非异常值替换<sup>[22]</sup>。为了考虑个体间的差异,在参与者层面进行数据清洗,再将清洗后的所有参与者数据合并,形成最终的机器学习分析数据(最终数据总数为 356)。

## 1.3 有限元建模工具

计算机(Intel® Core™ i5-12450H, 16 GB 内存, 1 TB 硬盘, 4 060 独立显卡, Windows 11 操作系统), Mimics 21.0(Materialise 公司, 比利时), Hypermesh 2022(Altair 公司, 美国), ANSYS/Workbench 2022 R1(ANSYS 公司, 美国)。

## 1.4 有限元建模过程

在 Mimics 中重建出膝关节三维几何模型,同时将 STL 格式模型导入 Geomagic Studio 中生成更高

质量的模型<sup>[23]</sup>。将得到的膝关节三维几何模型导入 Hypermesh 中进行网格划分。将 Hypermesh 导出的 STP 格式文件导入 Workbench 2022 R1 中进行材料定义。骨的弹性模量 17 GPa,泊松比 0.3;关节软骨的弹性模量 5 MPa,泊松比 0.46;半月板的弹性模量 59 MPa,泊松比 0.49;韧带的弹性模量 215.3 MPa,泊松比 0.4<sup>[24]</sup>。完整膝关节的约束和载荷条件如下:ACL、后交叉韧带、内侧副韧带、外侧副韧带在止点处与股骨和胫骨完全固定;胫骨与腓骨相对固定;内侧副韧带与股骨和胫骨内侧光滑接触;股骨近端和中端完全固定<sup>[25]</sup>(见图 1)。

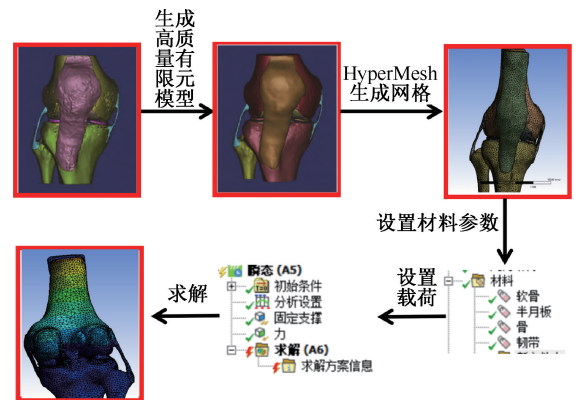


图 1 膝关节有限元建模流程

Fig. 1 Flowchart for finite element modelling of the knee joint

## 1.5 有限元模型验证

对模型进行应变和应力测试,验证模型的有效性。具体的方法为:① 完全固定股骨、膝关节处中立位,对胫骨上端施加 134 N 向前推力<sup>[23,25]</sup>,观察胫骨平台位移和 ACL 等效应力。② 通过在股骨顶端施加纵向 750 N 荷载及 10 N·m 内翻力矩,模拟膝内翻;观察半月板、股骨软骨、胫骨软骨等效应力与最大剪切应力<sup>[24]</sup>。

## 1.6 机器学习建模

所有分析均在 Python 3.9.0 中使用软件包(Numpy 1.20.3, Pandas 1.3.4, Scipy 1.7.1)进行。所有机器学习模型都使用 Keras 2.6.0 或 Tsai 0.3.1 从 fastai 与 Google Collab 进行训练。

输入数据集被组织成 1 个 356×36×101 三维数组形状,其中第二维是预测因子的数量(髌、膝、踝的 X、Y、Z 轴关节角度、关节力矩),第三维是时间点的数量。输入数据集被组织成 356×3×101 二维数组形状,其中第二维是结果的数量(等效应力、最大

主应力、最大剪切应力),第三维是时间点的数量。随机抽取 10 名排球运动员(96)为测试集,其余 28 人(260)为训练集,随机抽取训练集中的 1/4 (65)为验证集。

XCM 神经网络模型架构见表 1。基于初始探索性分析选择模型超参数。用 Xavier 初始化方法初始化神经网络权值。Xavier 初始化技术涉及从均匀概率分布( $U$ )中生成 1 个随机数,该随机数的福

尔斯范围 $-1/n \sim 1/n$ ,其中  $n$  表示节点接收到的输入数为 $-1/n$ 和 $1/n$ 。使用 2 048 个批量大小、 $3 \times 10^{-3}$  的学习率和 Adam 优化器。使用 3 个测试时期(10、30 和 50 历元)对选定的时期数量进行敏感性分析。结果表明,用 10、50 历元预测的均方根误差(root mean square error, RMSE)相对差异约为 75%。当使用超过 50 个历元时,模型误差没有显著减少。因此,选择 50 个历元。

表 1 XCM 模型架构和参数

Tab. 1 XCM model architecture and parameters

层数	描述	输出尺寸
输入		Batch×101×24
Conv1	Conv2D ( $N=64$ , $F=3 \times 3$ , $S=1$ , $P=\text{valid}$ , $A=\text{ReLU}$ )	Batch×99×22×64
Conv2	Conv2D ( $N=128$ , $F=3 \times 3$ , $S=1$ , $P=\text{valid}$ , $A=\text{ReLU}$ )	Batch×97×20×128
最大集合 2D 展平化操作	Conv2D (2×2)	Batch×48×20×128
第 1 层	512, dropout 0.1, ReLU	Batch×512
第 2 层	256, dropout 0.1, A=ReLU	Batch×256
第 3 层	101, dropout 0.1, A=Linear	Batch×101
	Xavier initialization, 批量:2 048 学习率:0.003, 历元:50	

注: $N$  为过滤器数量; $F$  为过滤器大小; $S$  为步幅; $P$  为填充; $A$  为激活函数。

为了评价排球运动员 ACL 应力预测的效果,选择归一化均方根误差(normalized root mean squared error, NRMSE)、RMSE 作为预测结果的评价指标<sup>[21]</sup>:

$$\text{NRMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - Y_i)^2} / \bar{Y}_i$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - Y_i)^2}$$

式中: $\bar{Y}_i$  为同一组所有受试者的 ACL 应力的平均值; $Y_i$  为膝关节有限元模型计算应力; $O_i$  为预测应力; $N$  为预测项目的数量。

## 1.7 数据统计

所得数据用(平均值±标准差)表示。关节力矩采用受试者自身的体质量进行标准化<sup>[21,26]</sup>。

## 2 结果

### 2.1 模型验证结果

模型验证结果显示,胫骨平台平移为 4.75 mm。同样的载荷条件下,该结果与鲍春雨等<sup>[23]</sup>提出的膝关节胫骨平台平移(4.30 mm)基本一致,且与 Pena

等<sup>[27]</sup>(4.75 mm)、刘晓敏等<sup>[28]</sup>(4.83 mm)、Gabriel 等<sup>[29]</sup>(5.0 mm)、Song 等<sup>[30]</sup>(4.6 mm)提出的膝关节有限元模型胫骨平台平移验证结果更加接近。ACL 等效应力为 18.04~20.29 MPa,与文献[23,25]中结果基本一致[见图 2(a)]。

模拟膝内翻时,半月板、股骨软骨、胫骨软骨等效应力为 14.93、2.22、2.50 MPa,最大剪切应力为 7.75、1.18、1.41 MPa。该结果与杨骏良等<sup>[24]</sup>结果基本一致[见图 2(b)]。

### 2.2 排球运动员 ACL 结果

排球运动员扣球落地时,ACL 等效应力峰值为(27.7±0.36)MPa;最大主应力为(8.2±0.23)MPa;最大剪切应力为(14.7±0.32)MPa;等效应变(5.7±0.008)%、最大主应变(5.0±0.006)%、最大剪切应变(7.6±0.009)% (见图 3)。

### 2.3 神经网络预测结果

对排球运动员扣球落地 ACL 等效应力、最大主应力、最大剪切应力进行预测。结果显示,对于排球运动员,预测 ACL 应力的平均 NRMSE≤0.0712±0.005、平均 RMSE≤0.282±0.013。ACL 最大主应力是预测最成功的应力,NRMSE 为 0.058 4±

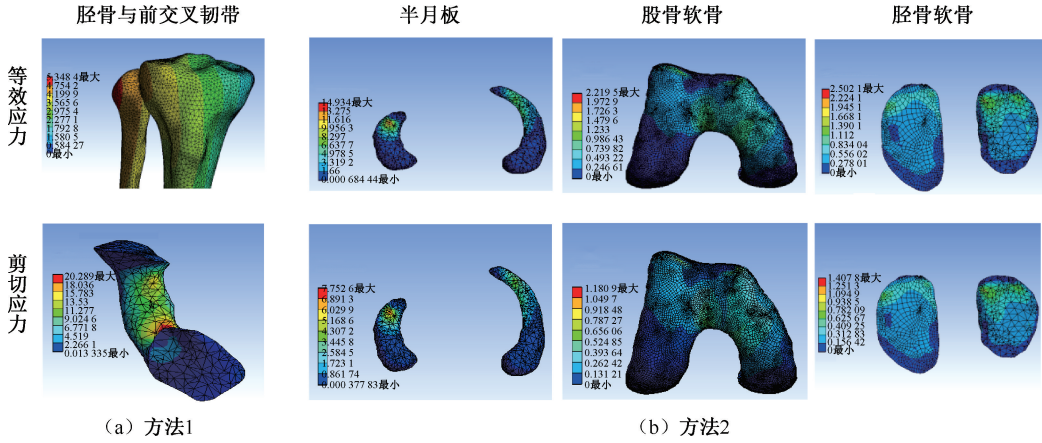


图 2 不同方法模型验证结果

Fig. 2 Model validation results by different methods (a) Method 1, (b) Method 2

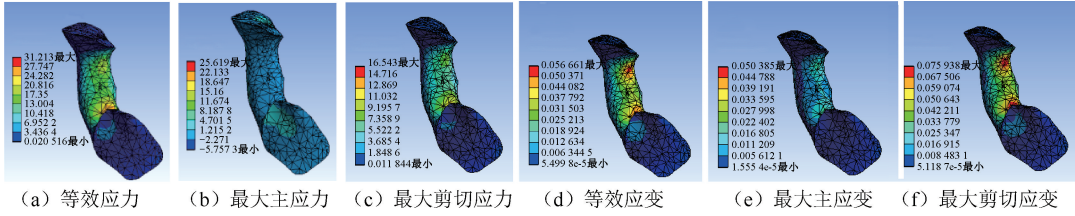


图 3 ACL 应力、应变分析结果

Fig. 3 ACL stress and strain analysis results (a) Equivalent stress, (b) Maximum principal stress, (c) Maximum shear stress, (d) Equivalent strain, (e) Maximum principal strain, (f) Maximum shear strain

0.009。等效应力是预测成功率最低的关节力矩，NRMSE 为  $0.0712 \pm 0.005$  (见表 2)。预测值与计算值间 NRMSE 为 5.84% ~ 7.12%，RMSE 为 0.251 ~ 0.282。

表 2 XCM 模型性能评估

Tab. 2 Performance evaluation of XCM model

指标	应力	NRMSE	RMSE
训练集	等效应力	$0.0628 \pm 0.006$	$0.259 \pm 0.009$
	最大主应力	$0.0584 \pm 0.009$	$0.251 \pm 0.011$
	最大剪切应力	$0.0596 \pm 0.008$	$0.253 \pm 0.012$
测试集	等效应力	$0.0712 \pm 0.005$	$0.271 \pm 0.013$
	最大主应力	$0.0705 \pm 0.006$	$0.278 \pm 0.011$
	最大剪切应力	$0.0708 \pm 0.009$	$0.274 \pm 0.010$
验证集	等效应力	$0.0695 \pm 0.004$	$0.282 \pm 0.013$
	最大主应力	$0.0681 \pm 0.008$	$0.279 \pm 0.009$
	最大剪切应力	$0.0692 \pm 0.006$	$0.277 \pm 0.010$

## 2.4 预测应力与计算应力结果

有限元模型计算应力与 XCM 预测应力相差不大,其中最大主应力相差最小,等效应力相差最大(见表 3、图 4)。

表 3 ACL 预测应力与计算应力

Tab. 3 ACL predicted and calculated stresses

指标	有限元模型	XCM 模型
等效应力/MPa	$27.7 \pm 0.36$	$26.5 \pm 0.33$
最大主应力/MPa	$8.20 \pm 0.23$	$8.24 \pm 0.21$
最大剪切应力/MPa	$14.7 \pm 0.32$	$14.2 \pm 0.25$

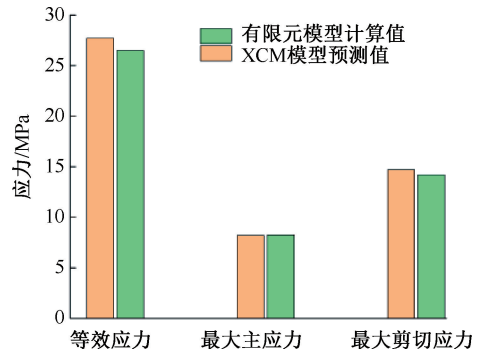


图 4 ACL 预测应力与计算应力对比

Fig. 4 Comparison of predicted and calculated ACL stresses

### 3 讨论

本文通过 XCM 深度神经网络预测排球运动员扣球落地左腿 ACL 应力情况,从而来代替传统有限元计算方法来预测 ACL 应力情况。排球运动员在连续进攻时,容易造成下肢损伤,且大多数损伤是 ACL 损伤<sup>[31]</sup>。从力学角度,ACL 应力过大,超出其承载能力范围时,会造成 ACL 损伤。导致 ACL 应力过大的原因是运动员在着陆时膝关节产生较大的力或力矩<sup>[32]</sup>。在着陆期间,矢状面的运动学和动力学对 ACL 损伤至关重要,随着胫骨前剪切力(主要来自矢状面)的增加,ACL 上的载荷(ACL 损伤风险)将增加<sup>[33]</sup>。由于目前通过侵入法、有限元法了解排球运动员 ACL 应力情况有一定的局限性,故本文采用 XCM 深度神经网络预测排球运动员 ACL 应力。

通过肌骨模型用于计算运动学、动力学数据,用作 XCM 深度神经网络模型的输入;而排球运动员通用膝关节有限元模型用于计算 ACL 等效应力、最大主应力、最大剪切应力;ACL 等效应力、最大主应力、最大剪切应力作为 XCM 深度神经网络模型的输出。本文发现,预测值与计算值间 NRMSE 为 5.84%~7.12%,RMSE 为 0.251~0.282。XCM 深度神经网络可在一定范围内准确预测排球运动员 ACL 应力。本文结果较本课题组之前所提出的 PAC-BP 模型结果(NRMSE 为 5.14%~8.86%,RMSE 为 0.184~0.371)相差不大<sup>[21]</sup>。Altai 等<sup>[34]</sup>也通过 XCM 深度神经网络预测髌膝踝与距下力矩,其平均 RMSE 为 $(0.046 \pm 0.013) \text{ N} \cdot \text{m}/\text{kg}$ ,该结果与本文结果相差较大,推测原因是 Altai 等<sup>[34]</sup>的研究采用了非常大的样本量。同时,Altai 等<sup>[34]</sup>比较 5 种不同深度神经网络的性能,发现 XCM 的 RMSE 为 $(0.046 \pm 0.013) \text{ N} \cdot \text{m}/\text{kg}$ ,而其他神经网络的平均值为 $(0.064 \pm 0.003) \text{ N} \cdot \text{m}/\text{kg}$ ,XCM 深度神经网络较其他神经网络架构拥有更好的预测效果。

本文有限元模拟的结果与文献[2,23,27-30]一致。双足着地的尸体模拟显示,冲击后 ACL 应变峰值增加 2.9%~5.7%<sup>[35]</sup>。单腿跳跃过程中,体内 ACL 应变峰值为 6.4%~7%<sup>[36]</sup>。本文发现,排球扣球单腿落地时的 ACL 应变峰值较单腿跳跃过程中 ACL 应变峰值基本一致(见图 4),更高的应变是由

于本研究中采用了更具挑战性的任务(排球扣球技术动作),以及单腿着陆较双腿跳跃着陆有更高地面反作用力,这也证明了本模型的有效性。任爽等<sup>[25]</sup>研究发现,膝关节 ACL 最大主压应力为 8.77 MPa,最大等效应力为 8.88 MPa,最大剪切应力为 3.44 MPa。而本文结果表明,ACL 最大主应力为 8.2 MPa,等效应力峰值为 27.7 MPa,最大剪切应力为 14.7 MPa。本研究中等等效应力峰值、最大剪切应力较大,推测原因是任爽等<sup>[25]</sup>仅对胫骨施加 134 N 前向力载荷,而本研究中排球扣球单腿落地瞬间会产生非常大的地面反作用力以及膝关节力矩。

杨骏良等<sup>[24]</sup>通过在股骨顶端施加纵向荷载 750 N 及 10 N·m 内翻力矩,模拟膝内翻;在股骨顶端施加纵向荷载 750 N 及 4 N·m 内旋力矩,模拟膝内旋;这种设置载荷的方法具有一定的局限性,不能够模拟人体处于真实环境下的载荷条件。而本文通过动捕系统和三维测力板采集排球运动员真实环境下的载荷,使研究结果更加准确。

本研究的局限性如下:① 样本量较少,仅收集了 1 位排球运动 CT 与 MRI 数据,以及 38 位排球运动员的运动学、动力学数据;② 研究对象等级方面,排球运动员等级仅为二级、一级、健将,没有纳入国际健将;③ 仅针对于排球扣球技术动作,未纳入排球的其他技术动作;④ 仅通过 XCM 神经网络预测,在未来可以通过其他神经网络模型,如 Inception Time Plus、Transformer(TST Plus)进行预测。

本文结果表明,基于运动学、动力学预测 ACL 应力的机器学习技术是一种替代技术,能够在对排球运动员进行扣球时代替传统的有限元计算方法,从而预防排球运动员 ACL 损伤。

### 4 结论

XCM 深度神经网络模型可在一定范围内预测排球运动员扣球过程中 ACL 应力情况。研究结果为获得排球运动员生物力学数据提供新途径,以及排球运动员预防 ACL 损伤提供有效方法。

利益冲突声明:无。

作者贡献声明:张楠负责数据采集处理、论文撰写;孟庆华、鲍春雨负责把控论文整体思路与论文审阅。

## 参考文献:

- [ 1 ] LEGNANI C, VENTURA A, TERZAGHI C, *et al.* Anterior cruciate ligament reconstruction with synthetic grafts: A review of literature [J]. *Int Orthop*, 2010(34): 465-471.
- [ 2 ] KARITA Y, KIMURA Y, YAMAMOTO Y, *et al.* Mechanisms of anterior cruciate ligament injuries in volleyball [J]. *Brit J Sports Med*, 2017(51): 338-339.
- [ 3 ] TAPASVI S, SHEKHAR A, PATIL S, *et al.* Limb position influences component orientation in Oxford mobile bearing unicompartmental knee arthroplasty: An experimental cadaveric study [J]. *Bone Joint Res*, 2020, 9(6): 272-278.
- [ 4 ] ARAUZ P, PENG Y, CASTILLO T, *et al.* *In vitro* kinematic analysis of single axis radius posterior-substituting total knee arthroplasty [J]. *J Knee Surg*, 2021, 34(11): 1253-1259.
- [ 5 ] KONO K, TOMITA T, YAMAZAKI T, *et al.* Patellar resurfacing has minimal impact on *in vitro* tibiofemoral kinematics during deep knee flexion in total knee arthroplasty [J]. *Knee*, 2021(30): 163-169.
- [ 6 ] BEIDOKHTI HN, JANSSEN D, VAN DE GROES S, *et al.* The peripheral soft tissues should not be ignored in the finite element models of the human knee joint [J]. *Med Biol Eng Comput*, 2018(56): 1189-1199.
- [ 7 ] NAGHIBI BEIDOKHTI H, JANSSEN D, VAN DE GROES S, *et al.* The influence of ligament modelling strategies on the predictive capability of finite element models of the human knee joint [J]. *J Biomech*, 2017(65): 1-11.
- [ 8 ] BALDWIN MA, LAZ PJ, STOWE JQ, *et al.* Efficient probabilistic representation of tibiofemoral soft tissue constraint [J]. *Comput Methods Biomech Biomed Engin*, 2009, 12(6): 651-659.
- [ 9 ] HUANG X. Sports injury modeling of the anterior cruciate ligament based on the intelligent finite element algorithm [J/OL]. *J Healthc Eng*, 2021, doi: 10.1155/2021/3606863.
- [ 10 ] MAHMOOD H, ECKOLD D, STEAD I, *et al.* A method for the assessment of the coefficient of friction of articular cartilage and a replacement biomaterial [J]. *J Mech Behav Biomed Mater*, 2020(103): 103580.
- [ 11 ] ESTELL EG, MURPHY LA, GANGI LR, *et al.* Attachment of cartilage wear particles to the synovium negatively impacts friction properties [J]. *J Biomech*, 2021(127): 110668.
- [ 12 ] 陈彦飞, 鲁超, 赵勇, 等. 基于 CT 影像动态膝关节有限元模型的构建及仿真力学分析 [J] *中国骨伤*, 2020, 33(5): 479-484.
- [ 13 ] RAO H, BAKKER R, MCLACHLIN S. *et al.* Computational study of extrinsic factors affecting ACL strain during single-leg jump landing [J]. *BMC Musculoskelet Disord*, 2024(25): 318.
- [ 14 ] STETTER BJ, KRAFFT FC, RINGHOF S, *et al.* A machine learning and wearable sensor based approach to estimate external knee flexion and adduction moments during various locomotion tasks [J/OL]. *Front Bioeng Biotechnol*, 2020, doi: 10.3389/fbioe.2020.00009.
- [ 15 ] BOSWELL MA, UHLRICH SD, KIDZINSKI Ł, *et al.* A neural network to predict the knee adduction moment in patients with osteoarthritis using anatomical landmarks obtainable from 2D video analysis [J]. *Osteoarthritis Cartilage*, 2021, 29(3): 346-356.
- [ 16 ] BOUKHENNOUFA I, ALTAI Z, ZHAI X, *et al.* Predicting the internal knee abduction impulse during walking using deep learning [J/OL]. *Front Bioeng Biotechnol*, 2022, doi: 10.3389/fbioe.2022.877347.
- [ 17 ] LIEW BXW, RÜGAMER D, ZHAI X, *et al.* Comparing shallow, deep, and transfer learning in predicting joint moments in running [J]. *J Biomech*, 2021(129): 110820.
- [ 18 ] WANG C, CHAN PPK, LAM BMF, *et al.* Real-time estimation of knee adduction moment for gait retraining in patients with knee osteoarthritis [J]. *IEEE T Neur Sys Reh*, 2020, 28(4): 888-894.
- [ 19 ] XIANG L, WANG A, GU Y, *et al.* Recent machine learning progress in lower limb running biomechanics with wearable technology: A systematic review [J]. *Front Neurobot*, 2020(16): 913052.
- [ 20 ] FAUVEL K, LIN, T, MASSON V, *et al.* XCM: An explainable convolutional neural network for multivariate time series classification [J]. *Mathematics*, 2021, 9(23): 3137-3221.
- [ 21 ] 张楠, 孟庆华, 鲍春雨, 等. 脑卒中患者运动过程中动力学特征的智能预测 [J]. *医用生物力学*, 2024, 39(3): 489-496.
- ZHANG N, MENG QH, BAO CY, *et al.* Intelligent prediction for dynamic characteristics of stroke patients during exercise [J]. *J Med Biomech*, 2024, 39(3): 489-496.
- [ 22 ] LEYS C, LEY C, KLEIN O, *et al.* Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median [J]. *Exp Soc Psychol*, 2013, 49(4): 764-766.
- [ 23 ] 鲍春雨, 郭宝川, 孟庆华. 人体膝关节有限元模型建立及其有效性验证 [J]. *应用力学学报*, 2017, 34(3): 559-563.
- [ 24 ] 杨骏良, 路坦, 徐彪, 等. 前交叉韧带部分断裂对膝关节应力影响的三维有限元分析 [J] *中国组织工程研究*, 2024, 28(9): 1347-1353.
- [ 25 ] 任爽, 时会娟, 张家豪, 等. 前交叉韧带重建术后移植物应

- 力的有限元分析[J]. 北京大学学报(医学版), 2021, 53(5): 865-870.
- [26] 王冬梅, 郭文霞, 袁书芳, 等. 基于主成分分析和小波神经网络预测跑步中垂直地面反作用力[J]. 医用生物力学, 2022, 37(4): 706-712.
- WANG DM, GUO WX, YUAN SF, et al. Predicting vertical ground reaction force during treadmill running using principal component analysis and wavelet neural network [J]. J Med Biomech, 2022, 37(4): 706-712.
- [27] PENA E, CALVO B, MARTINEZ MA, et al. A three-dimensional finite element analysis of the combined behavior of ligaments and menisci in the healthy human knee joint [J]. J Biomech, 2006, 39(9): 1686-1701.
- [28] 刘晓敏, 王学锋, 吕劲, 等. 膝关节后外侧复合体有限元模拟重建的研究[J]. 中国修复重建外科杂志, 2012, 11(11): 1310-1314.
- [29] GABRIEL MT, WONG EK, WOO SL, et al. Distribution of *in situ* forces in the anterior cruciate ligament in response to rotatory loads [J]. J Orthop Res, 2004, 22(1): 85-89.
- [30] SONG YH, DEBSKI RE, MUSAHL V, et al. A three-dimensional finite element model of the human anterior cruciate ligament: A computational analysis with experimental validation [J]. J Biomech, 2004, 37(3): 383-390.
- [31] KABACINSKI J, MURAWA M, DWORAK LB, et al. Differences in ground reaction forces during landing between volleyball spikes [J]. Trends Sport Sci, 2017(24): 87-92.
- [32] BAKKER, R, TOMESCU S, BRENNEMAN E, et al. Effect of sagittal plane mechanics on ACL strain during jump landing [J]. J Orthop Res, 2016(34): 1636-1644.
- [33] ALI N, ROBERTSON DG, ROUHI G. Sagittal plane body kinematics and kinetics during single-leg landing from increasing vertical heights and horizontal distances: Implications for risk of non-contact ACL injury [J]. Knee, 2014(21): 38-46.
- [34] ALTAI Z, BOUKHENNOUFA I, ZHAI X, et al. Performance of multiple neural networks in predicting lower limb joint moments using wearable sensors [J]. Front Bioeng Biotechnol, 2023(11): 1215770.
- [35] BATES NA, SCHILATY ND, KRYCH AJ, et al. Variation in ACL and MCL strain before initial contact is dependent on injury risk level during simulated landings [J]. Orthop J Sports Med, 2019, 7(11): 2325967119884906.
- [36] ENGLANDER ZA, LAU BC, WITTSTEIN JR, et al. Patellar tendon orientation and strain are predictors of ACL strain *in vivo* during a single-leg jump [J]. Orthop J Sports Med, 2021, 9(3): 2325967121991054.
- 
- (上接第 1136 页)
- [23] BI S, SHI G. The crucial role of periodontal ligament's Poisson's ratio and tension-compression asymmetric moduli on the evaluation of tooth displacement and stress state of periodontal ligament [J]. J Mech Behav Biomed Mater, 2023(148): 106217.
- [24] FIELD C, ICHIM I, SWAIN MV, et al. Mechanical responses to orthodontic loading: A 3-dimensional finite element multi-tooth model [J]. Am J Orthod Dentofacial Orthop, 2009, 135(2): 174-181.
- [25] WU J, LIU Y, WANG D, et al. Investigation of effective intrusion and extrusion force for maxillary canine using finite element analysis [J]. Comput Methods Biomech Biomed Engin, 2019, 22(16): 1294-1302.
- [26] LIAO Z, CHEN J, LI W, et al. Biomechanical investigation into the role of the periodontal ligament in optimising orthodontic force: A finite element case study [J]. Arch Oral Biol, 2016(66): 98-107.
- [27] 经典, 王瑞清, 房兵. 口腔正畸生物力学的研究进展 [J]. 医用生物力学, 2023, 38(5): 864-873.
- JING D, WANG RQ, FANG B. Progress of biomechanics in orthodontics [J]. J Med Biomech, 2023, 38(5): 864-873.