

基于 K-means 算法对高水平篮球运动员投篮过程中神经—肌肉控制策略的特征研究

周启钊, 苏荣海, 潘正晔, 马运超*

(北京师范大学体育与运动学院, 北京 100875)

摘要: 为探究不同水平篮球运动员在投篮过程中神经—肌肉控制策略的差异,本研究采用三维运动捕捉系统、测力台和无线表面肌电采集设备,同步采集 14 名高水平篮球运动员和 14 名篮球初学者在投篮过程中的运动学、动力学和表面肌电数据,并基于 Kendall 肌节分布理论构建 sEMG 信号与脊髓 α -运动神经元池活动的逆向映射模型,结合非负矩阵分解和 K-means 聚类方法提取肌肉协同特征。研究结果表明:1) 站投时高水平组在引导阶段时 C5~T3、T9~T10 以及在发力阶段时 S3 节段的激活幅度显著高于低水平组,而跳投时高水平组 C6 节段的输出在引导阶段显著低于低水平组($p < 0.05$);2) 高水平组与低水平组相比,第 3 组协同模块在空间结构上存在显著差异($p < 0.05$),高水平组主要涉及下肢肌群,而低水平组主要涉及上肢肌群;3) 高水平组较低水平组拥有额外的一组协同模块,主要涉及下肢肌群;4) 高水平组与低水平组的第 1 组和第 3 组协同模块在肌肉贡献度上存在显著差异($p < 0.05$);5) 高水平组跳投的组合协同占比显著低于低水平组($p < 0.05$)。上述结果表明,高水平篮球运动员在投篮过程中下肢肌群在发力阶段的激活程度更高,并形成了额外涉及下肢蹬伸的协同模块,而低水平篮球运动员更依赖上肢肌群激活且组合协同占比较高,因此,研究建议低水平篮球运动员加强下肢蹬伸与上肢发力衔接的专项训练,以提升投篮发力传导效率和整体投篮表现。

关键词: 篮球投篮; 肌肉协同; 运动控制; 机器学习

中图分类号: G841

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



投篮是篮球比赛中的主要得分方式,投篮的运动表现直接影响比赛结果^[1]。投篮动作的控制策略极为复杂,运动员需在有限的时间与空间内,迅速从任意姿势转换至投篮准备姿势,并协调下肢的稳定蹬伸与上肢的精准发力^[2],这一过程涉及神经系统与肌肉骨骼系统的高度协同^[3]。这一过程中,中枢神经系统(central nervous system, CNS)需克服肌骨系统的冗余性和生物力学束缚,判断实际运动与期望运动之间的差异,并适时启动纠错机制^[4]。

已有研究表明各脊髓节段 α -运动神经元(motor neurons, MNs)集群的激活模式(即脊髓运动编码)可用于表征运动过程中最终神经输出特征^[5-6]。肌肉协同作用虽具有先天性或早期形成的特点,但特定肌群的激活模式可随着神经—肌肉系统的成熟及新技能的学习而不断调整和重塑,并将

任务目标直接映射到特定的模块化组织中,简化运动控制与学习^[6-7, 8-12]。现有研究表明,高水平篮球运动员在投篮前通过更优的膝关节屈曲角度,为蹬地起跳创造更充足的空间和发力潜力,并且其下肢至上肢的发力顺序更为合理,从而提高投篮的稳定性^[13]。然而,这些研究主要聚焦于投篮的关节力矩、动力链(指关节力矩与多环节运动序列的动力学关联)等传统生物力学特征,而对高、低水平篮球运动员在神经—肌肉控制策略上的差异关注较少,难以全面揭示高低水平篮球运动员在运动控制策略中的具体差异^[14-17]。

针对上述研究局限性,本研究在既往投篮研究多聚焦传统生物力学指标的基础上,进一步从脊髓运动输出分配与运动模块化组织两个层面比较高、低水平篮球运动员在投篮过程中的控制策略差异,从而为解释技能水平差异提供神经—肌肉控制策

收稿日期: 2025-06-24.

基金项目: 教育部人文社会科学基金青年项目(19YJC890030);北京市社会科学基金项目(22YTB009).

* 通信联系人. E-mail: mayunchao@163.com.

略层面证据. 具体而言: 1) 投篮动作的执行本质上是脊髓上位水平、外周感觉与中枢模式发生器 (central pattern generator, CPG) 信号之间动态整合的结果. 2) 投篮动作的完成依赖于肌肉协同作用的整合, 即通过不同肌肉群的协同激活, 形成特定的运动模块组合. 本研究通过构建表面肌电信号—脊髓节段映射模型, 并依据肌肉协同理论探讨高、低水平篮球运动员在神经—肌肉控制策略上的差异, 以期进一步理解高水平篮球运动员如何在复杂的投篮过程中实现更加高效的运动表现, 提升其投篮命中率.

1 研究对象与方法

1.1 研究对象

本研究采用 G*Power (v3.1.9.2, 德国杜塞尔多夫大学) 软件, 在 α 水平设为 0.05、统计效能设为 80% 的前提下, 参考潘正晔等^[8]与 Matsunaga 等^[18]的筛查标准, 招募了 14 名训练经历 ≥ 7 年的篮球一级运动员作为高水平组 [(192.55 ± 3.96) cm, (88.64 ± 10.46) kg, (18.64 ± 1.43) 岁], 以及 14 名训练时间 ≤ 1 年的篮球初学者作为低水平组 [(191.40 ± 4.00) cm, (87.00 ± 9.77) kg, (18.36 ± 0.48) 岁]. 所有参与者均需满足以下条件: 过去 6 个月内无任何神经—肌肉或肌骨系统损伤, 且无头部或脊髓损伤史; 投篮时均使用其优势手且均为右手. 测试开始前, 研究人员向每位受试者详细说明实验流程及目的, 并取得书面知情同意.

1.2 实验仪器

1.2.1 三维红外动作捕捉系统 采用 Vicon 三维动作捕捉系统 (V5, Oxford, UK; 采样频率 200 Hz) 记录投篮动作的空间—时间特征. 系统配置包括 8 台红外摄像机及 39 颗直径 14 mm 的反光标记点, 粘贴方案参考 Pan 等^[19]的研究设置.

1.2.2 三维测力台 地面反作用力数据由两块嵌入式 Kistler 三维力平台 (型号 9286AA, Winterthur, Switzerland; 采样频率 1 000 Hz; 尺寸: 100 cm × 30 cm × 0.5 cm) 同步采集, 以捕捉整个投篮过程中地面反作用力 (ground reaction forces, GRF) 的变化.

1.2.3 无线表面肌电采集设备 使用 Delsys Trigno 16 通道无线表面肌电系统 (Boston, USA; 采样率 2 000 Hz) 采集受试者躯干及其优势侧共 16 块肌肉的 sEMG 信号, 依据周启钊等^[20]对于投篮动作的采集方案, 采集参数依照 Bezodis 等^[17]方法执行, 分别为屈腕肌 (flexor carpi radialis, FCR),

肱二头肌 (biceps brachii, BB), 肱三头肌 (triceps brachii, TB), 三角肌前束 (anterior deltoid, AD), 背阔肌 (latissimus dorsi, LD), 腹直肌 (rectus abdominis, RA), 竖脊肌 (erector spinae, ES), 股直肌 (rectus femoris, RF), 股二头肌 (biceps femoris, BF), 臀大肌 (gluteus maximus, GM), 胫骨前肌 (tibialis anterior, TA), 腓肠肌外侧头 (gastrocnemius lateralis, GL), 腓肠肌内侧头 (gastrocnemius medialis, MG), 比目鱼肌 (soleus, SO), 股内侧肌 (vastus medialis, VM), 股外侧肌 (vastus lateralis, VL).

1.3 实验流程

为避免人为限定 (例如限定跳投高度或投篮节奏) 对受试者既有的神经—肌肉控制策略造成干扰, 本研究要求运动员按其日常训练习惯完成投篮^[21], 并且将站投与跳投作为独立实验条件, 参考潘正晔等^[8]的研究, 二者在生物力学特征上存在显著差异, 但本研究关注高、低水平运动员在每种投篮方式下的阶段差异, 而非跨条件交互效应. 因此, 数据分析中未纳入交互项.

中距离投篮以及罚球是正式比赛中最常见的得分方式, 因此本次实验关于投篮距离的选择定于 4.6 m. 测试时, 受试者双脚分别置于左右测力台上方, 向正前方投篮. 在充分热身后进行正式测试, 每位受试者均成功采集 10 次站投和 10 次跳投的运动学、动力学和 sEMG 数据. 每次投篮前要求受试者避免测力台的影响, 防止受试者以踩中测力台为运动目标 (图 1), 同时记录受试者投篮命中率.

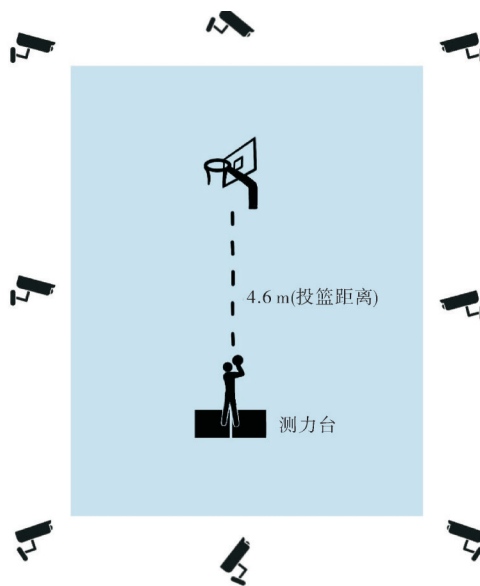
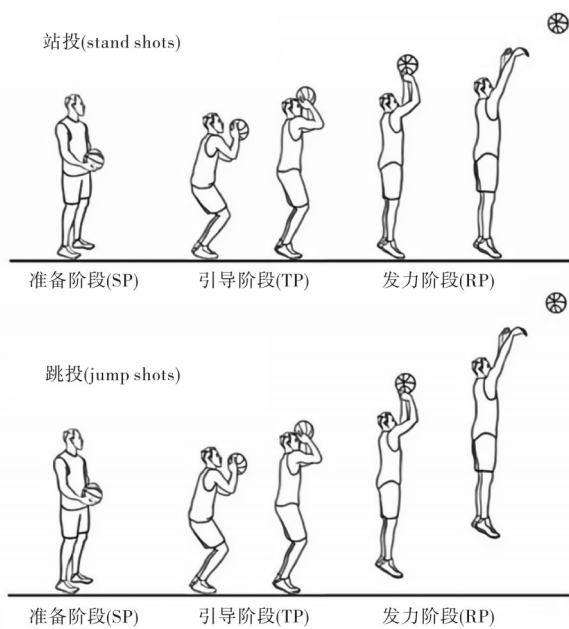


图 1 实验室场地简化图

Fig. 1 Simplified diagram of the laboratory layout

1.4 动作划分

将身体重心的下降称为引导阶段(transformation phase, TP)^[22],表示从准备状态向发力状态的过渡;将下肢蹬伸时上肢将篮球投出的过程称为发力阶段(rhythmical phase, RP),表示从引导阶段向出手阶段的过渡,将腕关节第一次达到最小角度时的姿态称为出手阶段,代表受试者已经完成了篮球的投篮动作(图2).



注:TP的起始时刻定义为肩关节反光点高度的首次下降以及腕关节伸展角的峰值时刻;TP结束时刻和RP开始时刻定义为膝关节屈曲角的峰值时刻;将腕关节屈曲角的峰值时刻定义为RP的结束时刻.此外,分别将 $vGRF > 15\text{ N}$ 和 $vGRF < 15\text{ N}$ 的时刻作为触地时刻和离地时刻,用于校准TP起始时刻和结束时刻^[23],TP和RP的时间分别归一化为100%.

图2 不同投篮方式示意图

Fig. 2 Different shooting techniques

1.5 数据处理

基于Python(v3.9.13,特拉华州,美国)对运动学参数、GRF和sEMG数据进行预处理.运动学参数与GRF信号采用截止频率为20 Hz的四阶低通Butterworth滤波器进行平滑处理^[8].sEMG信号先经过截止频率为50 Hz的四阶零相位IIR高通Butterworth滤波去除基线漂移,随后进行全波整流以获得其绝对值,接着,采用截止频率为20 Hz的四阶Butterworth低通滤波器提取线性包络.最后,将各肌肉肌电幅值以最大自主等长收缩(maximal voluntary isometric contraction, MVIC)峰值归一化并缩放至 $[0, 1]$ 区间,用于后续分析^[20].

1.5.1 脊髓节段运动输出 根据Zhou等^[20]的研

究并基于Kendall等^[24]肌节图,将预处理后的肌电信号映射到对应脊髓节段 α -MNs池的起始与终止位置,以全面揭示投篮过程中各节段的运动输出特征.此映射能够从脊髓节段层面而非单个肌肉层面揭示投篮时各MNs池的激活特征.尽管个体间肌节分布存在微小差异,但并不影响本研究所用映射方案的有效性^[5].在此基础上,投篮过程中脊髓节段 S_j 的MNs池输出模式可通过公式(1)进行计算:

$$S_j = \frac{\sum_{i=1}^{m_j} \left(\frac{k_{ji}}{n_i} \times EMG_i \right)}{\sum_{i=1}^{m_j} \left(\frac{k_{ji}}{n_i} \right)}, \quad (1)$$

其中, EMG_i 代表第 i 块肌肉的sEMG包络曲线; m_j 为第 j 个脊髓节段所支配的肌肉数量; n_i 为支配第 i 块肌肉的脊髓节段数; k_{ji} 为肌肉 i 与脊髓节段 j 之间的权重系数,取自Scaleia^[25]的解剖学研究.该公式不仅刻画各节段从静息到峰值激活的变化程度,还可根据该节段的运动神经元总数(MN_j)对输出结果进行标准化,以消除不同节段规模差异对运动输出的影响^[10].

1.5.2 肌肉协同提取 为揭示投篮动作中的肌肉协同模式,本研究对预处理后的sEMG信号应用非负矩阵分解(nonnegative matrix factorization, NMF).参考杨毅等^[26]与张百发等^[27]的定义,将肌肉协同的时间结构称为“运动原语”(motor primitives),反映不同协同模块随时间的激活强度变化;将肌肉协同的空间结构称为“运动模块”(motor modules),表示各肌肉($m=16$)在同一模块中的相对贡献权重.具体操作中,将16块目标肌肉的激活信号按肌肉序号排列为矩阵 V 的行,按标准化时间点($n=200$)排列为列,构建 16×200 的原始激活矩阵.侯兴荣等^[28]和刘威等^[29]通过NMF分解后得到的重构矩阵 V_r 可以表示为:

$$V \approx V_r = MP, \quad (2)$$

其中, r 表示经NMF分解得到的协同模块数量,矩阵 M (维度 $m \times r$)对应运动模块,矩阵 P (维度 $r \times n$)对应运动原语.运动模块矩阵 M 描绘了 r 个协同模式中各肌肉的相对贡献权重,而运动原语矩阵 P 则反映了这些协同在时间维度上的激活变化.依据期望最大化(expectation-maximization algorithm, EM)算法迭代求解矩阵 M 与 P ^[30].设定收敛条件为:连续20次迭代后,重构矩阵 V_r 与原始矩阵 V 的相关系数 R^2 变化率低于 0.01% ^[10].同时,采用方差贡献率(variance accounted for, VAF)评

估 NMF 的重构质量[公式(4)]以确定最佳协同组数 r ($1 \leq r \leq 16$).

$$\begin{cases} P_{i+1} = P_i \frac{M_i^T V}{M_i^T V M_i P_i}, \\ M_{i+1} = M_i \frac{V (P_{i+1})^T}{M_i P_{i+1} (P_{i+1})^T}, \end{cases} \quad (3)$$

其中, VAF 定义为协同组数为 r 时, 重构矩阵 V_r 对原始矩阵 V 方差的解释程度. 通过线性回归拟合 VAF 与 r 的关系曲线, 选取曲线斜率变化最大的点 (elbow point) 时得到的协同数目作为最优协同数目, 该点在较低协同组数下解释的原始方差比例最多^[32].

$$VAF = 100\% \times \left(1 - \frac{\|V - V_r\|^2}{\|V - \bar{V}\|^2} \right). \quad (4)$$

参考 Zhou 等^[20]关于投篮动作的肌肉协同分析方法, 进一步引入 K-means 聚类算法对比分析高水平与低水平组的协同差异. 分别对运动模块(空间结构)与运动原语(时间结构)进行聚类, 并基于两者分类一致性识别组合协同 (combined synergies). 若同一协同在运动模块与运动原语的聚类归属一致, 则定义为协同模块; 若归属不一致, 则定义为组合协同^[19]. 组合协同占比定义为组合协同数量占协同总数的比例, 用于量化反映神经控制指令的模块化整合效率^[32].

为量化肌肉协同的时空特性, 本研究引入活动中心 (centre of activity, CoA) 与半峰全宽 (full width at half maximum, FWHM) 两项指标. CoA 的计算基于圆形统计方法^[5], 具体通过以下步骤实现: 将三个运动阶段的时间点 (p) 标准化后, 基于运动原语幅值 (P_i) 构建极坐标系 (角度 θ 范围 $0^\circ \sim 360^\circ$), 并通过矢量合成确定质心方向[公式(5)]. FWHM 则定义为运动原语幅值超过峰值 50% 的时间区间总和, 用于表征协同激活的持续时长. 结合 CoA 的相位分布与 FWHM 的持续时间, 可系统解析不同组别运动员在动作阶段中神经-肌肉控制的模块化特征.

$$\begin{cases} A = \sum_{i=1}^p (\cos \theta_i \times P_i), \\ B = \sum_{i=1}^p (\sin \theta_i \times P_i), \\ CoA = \arctan (B/A). \end{cases} \quad (5)$$

1.6 统计分析

本研究使用 Shapiro-Wilk 检验评估数据是否符合正态分布. 同时, 通过卡方检验和 Fisher 精确

检验分析不同水平篮球运动员投篮命中率与组合协同占比情况; 通过重复测量方差分析对比不同运动水平下投篮的脊髓运动输出、CoA/FWHM 值及协同指数的差异. 为了进一步探讨不同水平篮球运动员投篮时肌肉协同中运动原语的差异, 本研究还采用一维统计参数映射 (one-dimension statistical parametric mapping, SPM1D) 方法, 基于重复测量方差分析进行比较 (参考代码: <https://spm1d.org>). 显著性水平设定为 0.05, 所有统计分析均在 Python 环境中完成.

2 结果与分析

2.1 投篮命中率

不同水平篮球运动员投篮命中率如表 1 所示, 结果表明高水平组篮球运动员的命中率在不同投篮方式下均显著高于低水平组篮球运动员 ($p < 0.001$).

表 1 高水平组与低水平组篮球运动员投篮命中率
Tab. 1 Shooting accuracy of high-level and low-level basketball players

投篮方式	组别	命中率/%
站投	高水平组 ($n=14$)	90.0*
	低水平组 ($n=14$)	46.4
跳投	高水平组 ($n=14$)	70.9*
	低水平组 ($n=14$)	36.4

注: *表示 $p < 0.05$.

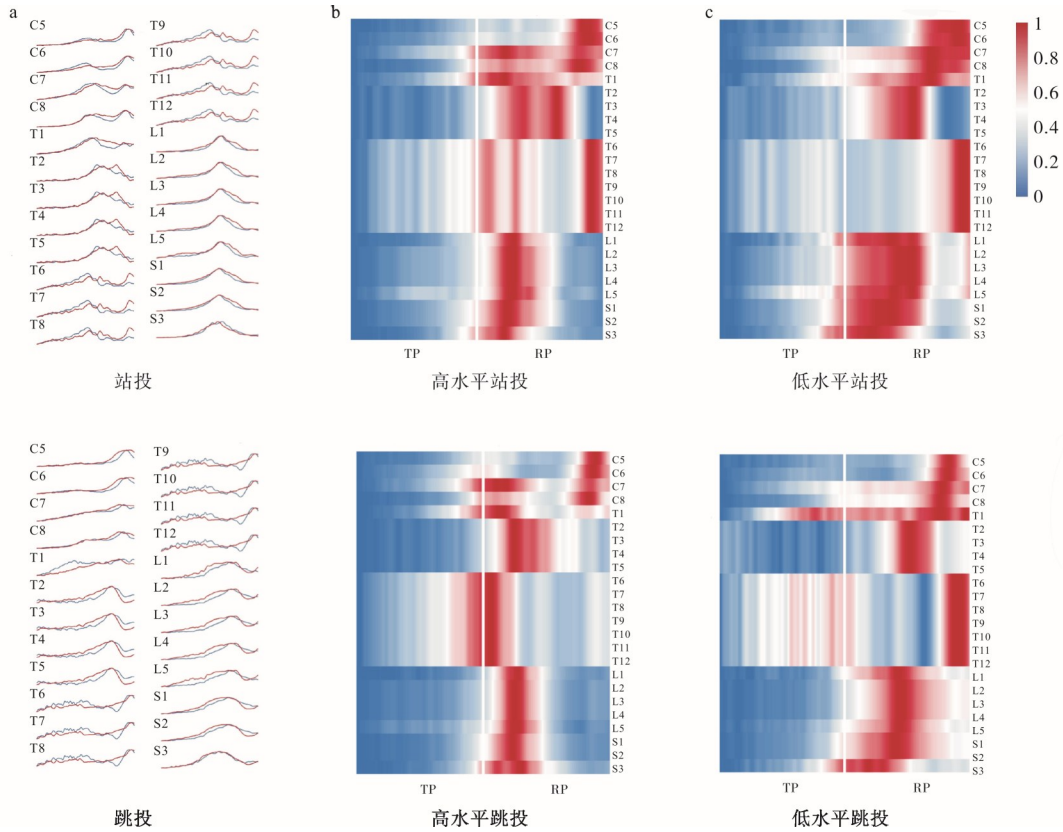
2.2 脊髓节段运动输出特征

高水平组和低水平组脊髓运动输出的时空分布特征如图 3 所示. 通过比较高、低水平组在站投和跳投的 TP 和 RP 中脊髓节段的激活情况发现, 高低水平运动员的 C5~T3 节段, T9~T10 节段, S3 节段在站投时存在显著差异 ($p < 0.05$), C6 节段在跳投时存在显著差异. 这些节段主要支配上肢肌群 (屈腕肌、肱二头肌、肱三头肌等)、核心肌群 (腹直肌、背阔肌等) 以及下肢的比目鱼肌. 其中, 在站投的 TP 中, 高水平组的 C5~T3 和 T9~T10 ($p < 0.05$) 节段的激活程度显著高于低水平组, 在跳投的 TP 中, 高水平组的 C6 节段的激活程度显著低于低水平组 ($p < 0.05$), 这些节段的支配涉及整个上肢肌群和核心肌群; 在站投的 RP 中, 高水平组的 S3 节段的激活程度显著高于低水平组 ($p < 0.05$), 此节段主要支配包括比目鱼肌在内的下肢肌群.

这些差异表明, 高水平组运动员能够在不同投

篮方式下通过优化脊髓输出, 选择性地调整肌肉激活的时序. 例如, 在站投时, 高水平组运动员的上肢和核心肌群在 TP 阶段激活较强, 而下肢肌群则在 RP 阶段激活更高, 表明他们能够根据投篮动作

的需求, 调整肌肉激活的时序, 以最大化运动效率和投篮精度. 而在跳投时, 高水平组运动员则在不同阶段呈现出较低的上肢肌群激活, 这是由于跳投动作中不同的运动策略所导致的.



a. 各脊髓节段 MNs 池输出的时间特征(红线:高水平组;蓝线:低水平组);b~c 高水平组与低水平组各脊髓节段 MNs 池的输出幅度

图 3 投篮阶段的脊髓运动输出特征

Fig. 3 Spinal motor output features during the shooting phase

2.3 肌肉协同特征

NMF 重建结果及组合协同占比如表 2 所示. 高水平组的肌肉活动模式经 NMF 分解后的最小协同数目与低水平组相比不存在显著差异, 但高水平组运动员在跳投中的组合协同的占比较小 ($p < 0.05$).

如图 4 所示, 两组受试者在站投与跳投的肌肉

表 2 NMF 重建结果及组合协同占比

Tab. 2 NMF reconstruction results and combined synergy proportion

	最小协同数目	VAF/%	组合协同占比%
高水平组(站投)	4.64±0.50	0.94±0.01	19.6
低水平组(站投)	4.27±0.65	0.94±0.01	29.8
高水平组(跳投)	4.64±0.50	0.94±0.01	17.6*
低水平组(跳投)	4.55±0.82	0.94±0.01	38.0

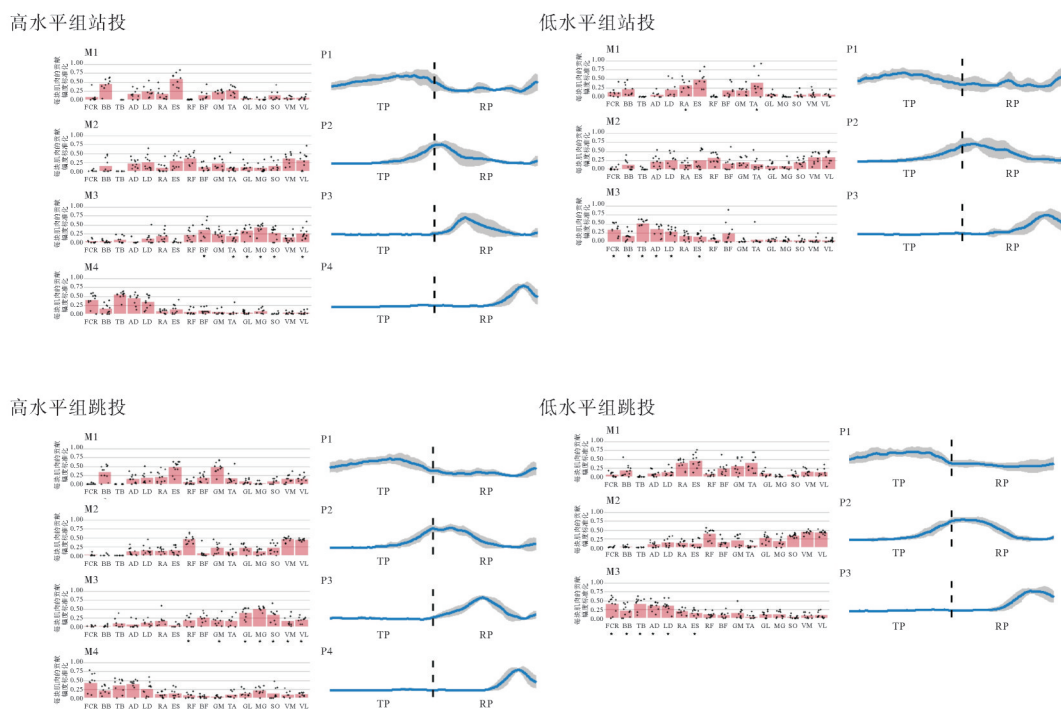
注: *表示 $p < 0.05$.

协同时空特征均呈现显著差异. 高水平运动员在两种投篮模式下均表现出 4 组肌肉协同模块, 而低水平组仅存在 3 组模块. 具体而言, 第 1 组协同主要出现在 TP, 涉及肱二头肌、核心肌群和下肢肌群的广泛激活, 主要用于维持身体的平衡状态, 将篮球控制在可控范围之内, 并为身体重心的下降即进入 RP 准备. 第 2 组协同主要出现在 TP 向 RP 的过渡阶段, 涉及下肢肌群, 主要用于完成身体由站立状态向下蹲状态的转换, 为后续的下肢发力做准备. 第 3 组协同主要出现在 RP, 此时高、低水平组之间出现显著差异, 高水平组主要涉及下肢肌群, 用于下肢的蹬伸发力, 将力从下肢开始转导, 而低水平组主要涉及上肢肌群, 直接用于将篮球投出. 第 4 组协同主要出现在 RP, 涉及上肢肌群和屈腕肌群, 用于控制篮球的方向和旋转, 使投篮更加精确.

此外, 在站投时, 在第 1 组协同中, 低水平组的腹直肌和胫骨前肌表现出较高的激活幅度, 而高水

平组的臀大肌表现出较高的激活幅度($p < 0.05$);在第2组协同中,低水平组的比目鱼肌表现出较高的激活幅度($p < 0.05$);在第3组协同中,低水平组的屈腕肌、肱二头肌、肱三头肌、三角肌前束、背阔肌、竖脊肌表现出较高的激活幅度,而高水平组的胫骨前肌($p < 0.05$)、股二头肌、腓肠肌外侧头、腓肠肌内侧头、比目鱼肌、股内侧肌表现出较高的激活幅度

($p < 0.01$).在跳投时,在第1组协同中,高水平组的肱二头肌表现出较高的激活幅度($p < 0.05$).在第3组协同中,低水平组的屈腕肌、肱二头肌、肱三头肌、三角肌前束、背阔肌、竖脊肌表现出较高的激活幅度($p < 0.05$),而高水平组的股直肌、股外侧肌($p < 0.05$)、臀大肌、腓肠肌外侧头、腓肠肌内侧头、比目鱼肌、股内侧肌表现出较高的激活幅度($p < 0.01$).



注:M1~M4为4组肌肉协同的运动模块(空间结构);P1~P4为4组肌肉协同的运动原语(时间结构),运动原语的纵轴基于各协同的激活幅度标准化;FCR屈腕肌、BB肱二头肌、TB肱三头肌、AD三角肌前束、LD背阔肌、RA腹直肌、ES竖脊肌、RF股直肌、BF股二头肌、GM臀大肌、TA胫骨前肌、GL腓肠肌外侧头、MG腓肠肌内侧头、SO比目鱼肌、VM股内侧肌、VL股外侧肌。

图 4 不同水平投篮的肌肉协同运动模块

Fig. 4 Muscle synergy motor modules of basketball shooting at different levels

投篮时肌肉协同的激活时间特征如图5所示。除第4组协同只存在于高水平组外,高水平组的肌肉协同集中程度与低水平组相比不存在显著差异($p > 0.05$)。

3 讨论

本研究区别于既往研究对篮球投篮传统生物力学指标的聚焦,系统比较了高水平与低水平篮球运动员在站投与跳投过程中的脊髓节段运动输出及肌肉协同特征,补充了不同水平投篮动作在控制策略层面上存在差异的证据。结果表明,两组运动员在节段输出幅度、协同模块数量与空间结构,以及组合协同占比方面均存在显著差异:在站投引导期(TP),高水平组C5~T3与T9~T10节段输出

高于低水平组($p < 0.05$);在跳投TP,高水平组C6节段输出低于低水平组($p < 0.05$),这些节段的支配涉及整个上肢肌群和核心肌群。进一步地,在站投发力期(RP),高水平组S3节段输出高于低水平组($p < 0.05$),该节段主要关联下肢肌群的神经支配。上述发现与Pan等^[21]提出的“脊髓节段功能特异性假说”相一致,说明长期训练可通过脊髓可塑性增强特定节段的输出效率,有助于优化运动控制策略。

肌肉协同分析显示,高水平组在两种投篮方式下均提取到4组协同模块,而低水平组为3组。高水平组额外协同以股直肌、股外侧肌、臀大肌及腓肠肌等下肢肌群为主,支持蹬伸发力阶段的力量传导;低水平组则更依赖屈腕肌与肱二头肌等上肢肌

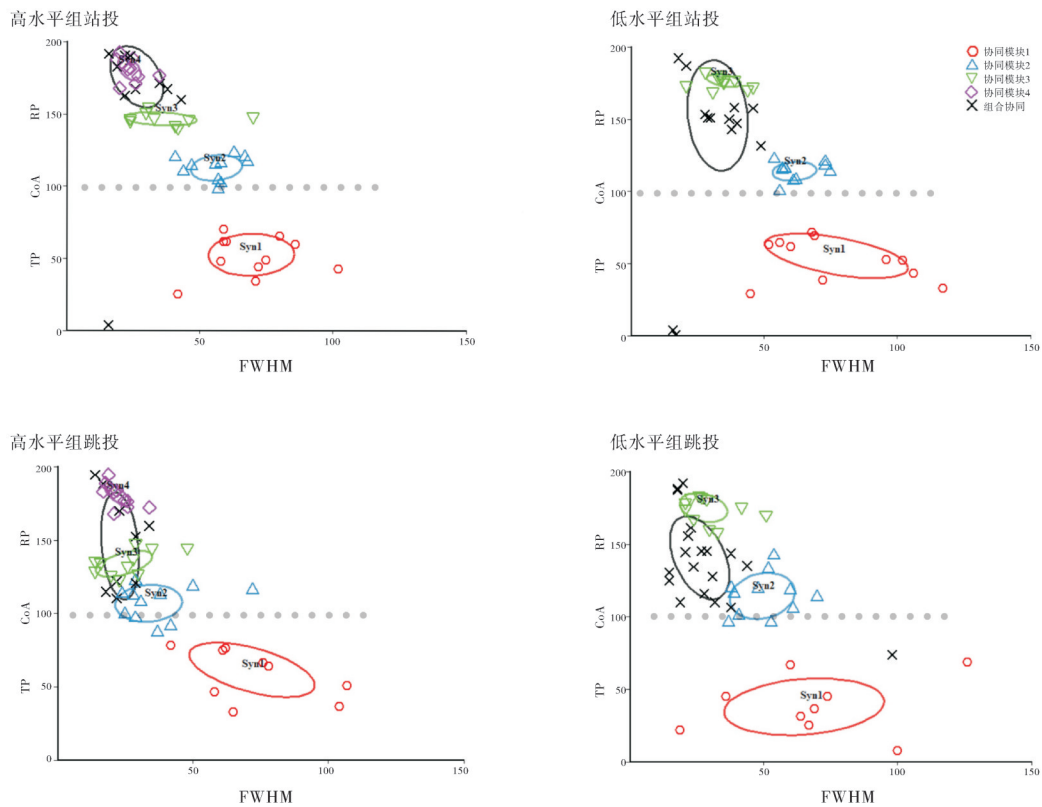


图5 投篮时肌肉协同时间结构的CoA-FWHM特征(左:高水平组;右:低水平组)

Fig. 5 CoA-FWHM characteristics of muscle synergy time structure during basketball shooting (left: high-level; right: low-level)

群的直接激活,该差异呼应了Kibler等^[14]提出的“动力链理论”,即力量由下肢经核心向上肢传导以减少上肢代偿.尽管两组运动员在运动原语(时间结构)无显著差异,但在跳投条件下,高水平组组合协同占比显著低于低水平组(分别为17.6%与38.0%, $p < 0.001$),与Sparrow^[33]提出的“运动经济学理论”相契合,即低水平运动员因下肢发力不足而依赖上肢肌群补偿,导致能量利用效率降低.

基于上述发现,本研究建议低水平运动员在训练中强化下肢蹬伸与核心稳定的衔接,并进行下肢发力时序的专项练习,以改善力量传导路径,提升投篮稳定性.然而,受限于测试设备以及分析方法的局限性,本研究未能全面覆盖运动员非优势侧肌群以及上行通路,同时未能将神经-肌肉控制策略与传统生物力学指标(如关节力矩、动力链等)结合分析,限制了对神经控制与生物力学特征相互作用的全面评估.未来研究应整合神经-肌肉控制与传统生物力学分析,从多维度探讨运动员控制策略的机制,提升分析的全面性.

参考文献:

[1] 杨宗青,米靖,刘卉. 篮球投篮的运动特征研究进展[J]. 体

育科学, 2016, 36(1): 79-90.

YANG Z Q, MI J, LIU H. Research progress of motion characteristics of basketball shooting [J]. China Sport Science, 2016, 36(1): 79-90. (Ch).

[2] 李宁, 马潇曼, 周亚辉. 单手肩上投篮技术特征研究现状与评述[J]. 广州体育学院学报, 2019, 39(3): 94-100.

LI N, MA X M, ZHOU Y H. Research status and comments on technical characteristics of single-handed shoulder shooting [J]. Journal of Guangzhou Sport University, 2019, 39(3): 94-100. (Ch).

[3] FAN P L, YANG Z T, WANG T, et al. Neuromuscular control strategies in basketball shooting: distance-dependent analysis of muscle synergies [J]. Journal of Sports Science & Medicine, 2024, 23(1): 571-580.

[4] BENNETT H J, JONES T, VALENZUELA K A, et al. Coordination variability during running in adolescents with autism spectrum disorder [J]. Autism, 2022, 26(5): 1201-1215.

[5] CAPPELLINI G, IVANENKO Y P, MARTINO G, et al. Immature spinal locomotor output in children with cerebral palsy [J/OL]. Frontiers in Physiology, 2016, 7 [2026-01-07]. <https://doi.org/10.3389/fphys.2016.00478>.

[6] CHEUNG V C K, CHEUNG B M F, ZHANG J H, et al. Plasticity of muscle synergies through fractionation and merging during development and training of human runners [J/OL]. Nature Communications, 2020, 11 [2026-01-07].

- <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18110-6>.
- [7] 白啸天, 朱瑶佳, 霍洪峰. 运动性疲劳对跑步足踝肌肉协同特征的影响[J]. 中国运动医学杂志, 2023, 42(3): 191-200.
BAI X T, ZHU Y J, HUO H F. Effects of exercise-induced fatigue on synergy of foot and ankle muscles during running[J]. Chinese Journal of Sports Medicine, 2023, 42(3): 191-200. (Ch).
- [8] 潘正晔, 刘陆帅, 孙媛, 等. 运动经验对短跑起跑过程中神经—肌肉控制策略的影响研究[J]. 中国体育科技, 2024, 60(2): 3-10.
PAN Z Y, LIU L S, SUN Y, et al. Research on effect of motor experience on neuro-muscular control strategies during sprint starts[J]. China Sport Science and Technology, 2024, 60(2): 3-10. (Ch).
- [9] 崔彩虹, 缪华聪, 梁铁, 等. 基于表面肌电信号的不同步行速度下肌肉协同及肌肉功能网络分析[J]. 生物医学工程学杂志, 2023, 40(5): 938-944.
CUI C H, MIAO H C, LIANG T, et al. Analysis of muscle synergy and muscle functional network at different walking speeds based on surface electromyographic signal[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2023, 40(5): 938-944. (Ch).
- [10] D'AVELLA A, BIZZI E. Shared and specific muscle synergies in natural motor behaviors[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2005, 102(8): 3076-3081.
- [11] D'AVELLA A, SALTIEL P, BIZZI E. Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behavior[J]. Nature Neuroscience, 2003, 6(3): 300-308.
- [12] BIZZI E, CHEUNG V C K. The neural origin of muscle synergies [J/OL]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2013, 7 [2026-01-07]. <https://doi.org/10.3389/fncom.2013.00051>.
- [13] 徐艳, 袁同春, 柴业宏. 基于三维图像解析的篮球投篮技术生物力学分析[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2012, 35(10): 1428-1432.
XU Y, YUAN T C, CHAI Y H. Biodynamic analysis of basketball shooting skills based on 3-D view analysis[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2012, 35(10): 1428-1432. (Ch).
- [14] KIBLER W B, THOMAS S J. Pathomechanics of the throwing shoulder[J]. Sports Medicine and Arthroscopy Review, 2012, 20(1): 22-29.
- [15] 王新建. 中国U16优秀女子运动员原地投篮出手运动学参数特征研究[J]. 西安体育学院学报, 2020, 37(6): 763-768.
WANG X J. The characteristics of kinematic parameters in standing shots on U16 female basketball players of China[J]. Journal of Xi'an Physical Education University, 2020, 37(6): 763-768. (Ch).
- [16] OKAZAKI V H A, RODACKI A L F. Increased distance of shooting on basketball jump shot[J]. Journal of Sports Science & Medicine, 2012, 11(2): 231-237.
- [17] BEZODIS N E, WILLWACHER S, SALO A I T. The biomechanics of the track and field sprint start: a narrative review[J]. Sports Medicine, 2019, 49(9): 1345-1364.
- [18] MATSUNAGA N, KANEOKA K. Comparison of modular control during smash shot between advanced and beginner badminton players[J/OL]. Applied Bionics and Biomechanics, 2018, 2018[2026-01-07]. <https://doi.org/10.1155/2018/6592357>.
- [19] PAN Z Y, LIU L S, LI X M, et al. Characteristics of muscle synergy and anticipatory synergy adjustments strategy when cutting in different angles[J]. Gait & Posture, 2024, 107: 114-120.
- [20] ZHOU Q Z, WU S G, ZHANG J S, et al. Research on the impact of shot selection on neuromuscular control strategies during basketball shooting[J/OL]. Sensors, 2025, 25(13) [2026-01-07]. <https://doi.org/10.3390/s25134104>.
- [21] PAN Z Y, LIU L S, LI X M, et al. The influence of experience on neuromuscular control of the body when cutting at different angles[J]. Journal of Motor Behavior, 2023, 55(4): 423-434.
- [22] NAKANO N, FUKASHIRO S, YOSHIOKA S. The effect of increased shooting distance on energy flow in basketball jump shot[J]. Sports Biomechanics, 2020, 19(3): 366-381.
- [23] 孙晓乐, 叶东强, 张桑, 等. 不同触地习惯对跑步时足弓、跖趾关节在体运动学及足底筋膜长度的影响[J]. 中国体育科技, 2023, 59(8): 56-64.
SUN X L, YE D Q, ZHANG S, et al. Effects of different foot strike patterns on *in vivo* kinematics of the arch, metatarsophalangeal joint and plantar fascia length during running[J]. China Sport Science and Technology, 2023, 59(8): 56-64. (Ch).
- [24] KENDALL F P, MCCREARY E K, PROVANCE P G, et al. Muscles: testing and function with posture and pain [M]. 5th ed. Baltimore: Lippincott Williams & Wilkins, 2005.
- [25] LA SCALEIA V, IVANENKO Y P, ZELIK K E, et al. Spinal motor outputs during step-to-step transitions of diverse human gaits [J/OL]. Frontiers in Human Neuroscience, 2014, 8 [2026-01-07]. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2014.00305>.
- [26] 杨毅, 彭玉鑫, 郝增明, 等. 复杂人体运动冗余控制的肌肉协同理论研究进展与展望[J]. 体育科学, 2020, 40(12): 63-72.
YANG Y, PENG Y X, HAO Z M, et al. Research progress and prospect of muscle synergies theory for redundancy control of complex human movement[J]. China Sport Science, 2020, 40(12): 63-72. (Ch).
- [27] 张百发, 徐昌橙, 周兴龙, 等. 肌肉协同理论在专项技术分析中的应用——以射箭运动为例[J]. 体育科学, 2021, 41(8): 70-78.
ZHANG B F, XU C C, ZHOU X L, et al. Application of muscle synergy hypothesis in sport skill analysis: an example

- of archery[J]. *China Sport Science*, 2021, 41(8): 70-78. (Ch).
- [28] 侯兴荣, 彭冲. 基于局部相似性学习的鲁棒非负矩阵分解[J]. *数据采集与处理*, 2023, 38(5): 1125-1141. HOU X R, PENG C. Robust nonnegative matrix factorization with local similarity learning[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2023, 38(5): 1125-1141. (Ch).
- [29] 刘威, 邓秀勤, 刘冬冬, 等. 基于约束图正则的块稀疏对称非负矩阵分解[J]. *计算机科学*, 2023, 50(7): 89-97. LIU W, DENG X Q, LIU D D, et al. Block sparse symmetric nonnegative matrix factorization based on constrained graph regularization [J]. *Computer Science*, 2023, 50(7): 89-97. (Ch).
- [30] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. *Nature*, 1999, 401(6755): 788-791.
- [31] MEHRABI N, SCHWARTZ M H, STEELE K M. Can altered muscle synergies control unimpaired gait? [J]. *Journal of Biomechanics*, 2019, 90: 84-91.
- [32] SANTUZ A, EKIZOS A, JANSSEN L, et al. The influence of footwear on the modular organization of running [J/OL]. *Frontiers in Physiology*, 2017, 8[2026-01-07]. <https://doi.org/10.3389/fphys.2017.00958>.
- [33] SPARROW W A, NEWELL K M. Metabolic energy expenditure and the regulation of movement economy [J]. *Psychonomic Bulletin & Review*, 1998, 5(2): 173-196.

Characteristics of neuromuscular control strategies during shooting in elite basketball players based on the K-means clustering algorithm

ZHOU Qizhao, SU Ronghai, PAN Zhengye, MA Yunchao

(College of Physical Education and Sports, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: In this study neuromuscular control strategies during basketball shooting across skill levels were examined. Kinematic, kinetic, and surface electromyography (sEMG) data were collected synchronously from 14 high-level and 14 novice players using a three-dimensional motion capture system, force platforms, and wireless sEMG. Using Kendall's myotome distribution theory, an inverse-mapping model was established to estimate spinal α -motoneuron pool activity from sEMG. Muscle synergies were then extracted using non-negative matrix factorization (NMF) followed by K-means clustering. Results indicated that, during set shots, the high-level group showed greater activation at C5-T3 and T9-T10 during the rhythmical phase and at S3 during the rhythmical phase than the novice group ($p < 0.05$). In contrast, during jump shots, C6 output during the rhythmical phase was lower in the high-level group ($p < 0.05$). The third synergy module differed in spatial structure between groups ($p < 0.05$): in the high-level group it predominantly involved lower-limb muscles, whereas in the novice group it mainly involved upper-limb muscles. The high-level group also exhibited an additional synergy module that primarily involved lower-limb muscles. Muscle contributions differed between groups in the first and third synergy modules ($p < 0.05$). During jump shots, the proportion of combined synergies was lower in the high-level group than in the novice group ($p < 0.05$). Collectively, these results suggested that high-level players rely more on lower-limb activation during force production and recruit an additional synergy related to lower-limb extension, whereas novice players rely more on upper-limb activation and exhibit a higher proportion of combined synergies. Accordingly, training for novice players should emphasize coordination between lower-limb extension and upper-limb force generation to improve force transfer efficiency and shooting performance.

Key words: basketball shooting; muscle synergy; motor control; machine learning