

文章编号:1004-7220(2019)05-0514-08

# 人体足地接触模型的步速适用性

彭迎虎, 陈臻贤, 胡家渝, 张志峰, 靳忠民, 尉萍萍

(西安交通大学 机械制造系统工程国家重点实验室, 西安 710054)

**摘要:**目的 构建骨肌多体动力学足地接触模型,研究其适用速度范围。方法 采集5名测试者的步态运动数据,以骨肌多体动力学仿真软件 AnyBody 全身模型为基础,建立足地接触模型,分析慢走、正常行走、快走和慢跑不同步态速度下的地面反作用力(ground reaction force, GRF)和地面反作用力矩(ground reaction moment, GRM),并与测力板实验测量值进行对比,分析模型预测精度,获得足地接触模型的适用范围。结果 在慢走、正常走和快走(步速 0.69~1.68 m/s)时,足地接触模型预测能力较高,GRF 预测值与实验值相关性大于 0.875,GRM 预测值与实验值相关性大于 0.9。结论 所开发的足地接触模型同时计算 GRF 和 GRM,可以消除步态分析中对测力板的依赖,能够应用于老年人及病理性步态等低速步态的运动学分析。

**关键词:**足地接触模型;地面反作用力;地面反作用力矩;骨肌多体动力学;步态

**中图分类号:** R 318.01 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.16156/j.1004-7220.2019.05.010

## Applicability of Foot-Ground Contact Model at Different Gait Speed

PENG Yinghu, CHEN Zhenxian, HU Jiayu, ZHANG Zhifeng, JIN Zhongmin, WEI Pingping

(State Key Laboratory for Manufacturing System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** **Objective** To establish the musculoskeletal multi-body dynamic foot-ground contact model and explore its applicability at different speed. **Methods** The gait data of the subjects at different speed were collected, and the foot-ground contact model was established based on the full body model from the musculoskeletal multibody dynamic software AnyBody. Then the calculated ground reaction forces (GRFs) and ground reaction moments (GRMs) at different speed (slow walking, normal walking, fast walking and jogging) were compared with the measurements from the force plates. **Results** The predicted GRFs and GRMs correlated well with the experimental measurements at slow, normal and fast speed (stride speed ranged from 0.69 to 1.68 m/s). The correlation coefficients between predicted and measured GRFs were greater than 0.875 and the correlation coefficients for GRMs were greater than 0.9. **Conclusions** The developed foot-ground contact model could simultaneously predict GRFs and GRMs with good accuracy, thus eliminating the dependency on force plates. The model could be applied to low-speed gait conditions, such as the elderly and pathological gait.

**Key words:** foot-ground contact model; ground reaction force (GRF); ground reaction moment (GRM); musculoskeletal multi-body dynamics; gait

人体骨肌多体动力学模型可以模拟人日常生活中的运动,计算人体运动过程中的关节力、关节

角度和肌肉力,分析骨骼肌肉的力学作用机制,为体育运动、骨肌疾病诊断及临床康复研究提供指

收稿日期:2018-05-08;修回日期:2018-12-24

基金项目:国家自然科学基金项目(51205303, 51323007)

通信作者:靳忠民,教授,博士研究生导师, E-mail: zmjin@mail.xjtu.edu.cn

导。目前,很多学者进行了骨肌模型的研究,包括模型开发、求解算法等<sup>[1-10]</sup>。同时国内外学者开发了很多成熟的骨肌多体动力学软件,如 AnyBody<sup>[1]</sup>、Opensim<sup>[6]</sup>和 MFE-2 平台<sup>[8]</sup>等,其广泛应用在航天、汽车、骨科等领域,极大地促进了相关领域的发展。

实验测量的测力板数据和人体运动学数据是骨肌多体动力学模型分析模拟的必要输入条件。然而,通过测力板测量来获得地面反作用力(ground reaction force, GRF)和地面反作用力矩(ground reaction moment, GRM)还存在一定局限性:① 测力板测量要求受试者在测量时双足分别踩在相邻两块测力板上,但由于受试者步长差异、测力板长度和测力板为固定平台的限制,为了得到测试者与每块测力板的有效接触,受试者往往会调整步态,这样不能反映受试者自然步态<sup>[11]</sup>,并且一些下肢畸形患者根本无法做到有效接触;② 测力板精度与环境温度、湿度等有很大关系。因为环境导致的测力板数据误差会影响最后的计算结果,为了得到可靠的力学测量,测力板需满足很高的要求<sup>[12]</sup>;③ 为了获得 GRF,需要在实验室安装测力板,这会限制测力板在其他场合的广泛应用;④ 进行逆向动力学分析时,把 GRF 和 GRM 代入到动力学系统中,两者时间节点不一致易造成模型预测偏差<sup>[13]</sup>。

为了避免使用测力板和消除测力板附带的影响,很多学者提出 GRF 预测模型<sup>[14-18]</sup>。Audu 等<sup>[14]</sup>通过静态优化方法计算出人在双脚站立时的 GRF 和 GRM,然而该方法在步态行走中没有进行验证。Ren 等<sup>[15]</sup>提出通过“光顺平移假设”预测 GRF 和 GRM,然而该方法未在不同步态速度中进行验证。Oh 等<sup>[16]</sup>通过运用神经网络方法得到 GRF 和 GRM,但该方法需要大量的实验数据对模型进行训练,在实际动力学求解中不适用。Fluit 等<sup>[17]</sup>提出了一种广泛的方法计算 GRF 和 GRM,在每个足上添加人工肌肉驱动器,通过肌肉募集原则预测 GRF 和 GRM。该模型采用静态强度模拟肌肉,没有考虑距离和速度对足地接触单元反作用力的影响;同时,该研究没有分析这种方法对下肢接触力的影响,预测结果在站立相和摆动相会出现不连续性。在以往 GRF 和 GRM 预测模型中,大部分研究主要针对单一测试者、单一速度步态进行步态分析。对于模型在不同速度下的适用情况,鲜有文献进行相关研究。

本文通过构建肌多体动力学足地接触模型,预测步态运动中 GRF 和 GRM,并研究慢走、正常行走、快走和慢跑不同速度对 GRF 和 GRM 预测精度的影响。

## 1 材料和方法

### 1.1 步态数据采集

招募步态测试者 5 名,在获得受试者知情同意后,采用英国 Vicon 三维步态分析系统对测试者进行步态运动数据采集。步态采集系统包括硬件和软件两部分,其中硬件包括反光球、10 台光学反光摄像机、MX 信息转换控制器、电脑、MX 标定架和 AMTI 测力台。在步态采集过程中,步态分析系统捕捉每个反光球的三维坐标,并采集当足底和测力板接触时的 GRF 和力矩(见图 1)。通过 Vicon Nexus 1.8.5 软件导出 C3D 数据,再把 C3D 数据导入 AnyBody 软件中,得到受试者在运动过程中的运动学和动力学参数。

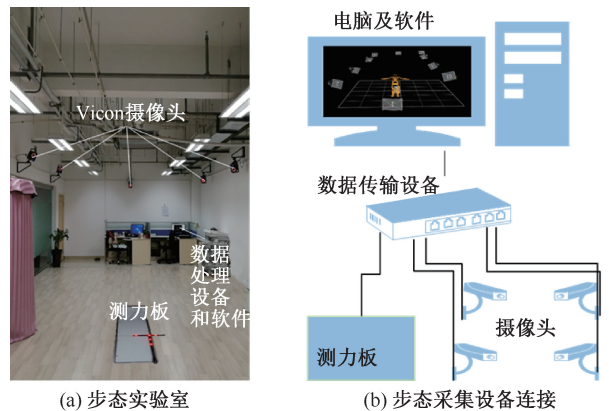


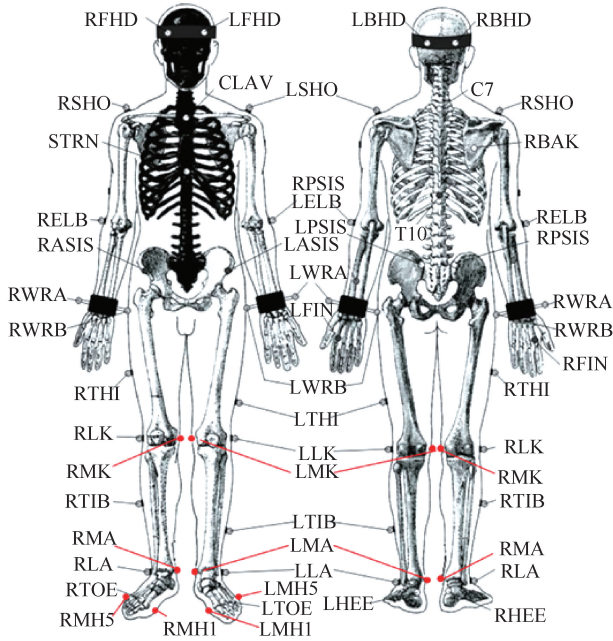
图 1 步态采集设备及设备连接

Fig.1 Gait analysis devices and connection

(a) Human Locomotion Laboratory, (b) Connection of gait devices

在确定反光球贴点方式时,以 Vicon 三维步态捕捉系统全身 Plug-in Gait 贴点方式为基础,在膝、踝关节和足上增加反光球数量。图 2 所示为受试者的反光球贴点位置,红色点为增加的贴点。

静态采集时,受试者站立在测力板上,双臂张开,目视前方。动态采集前,受试者需要先在步行道上以平时走路习惯步行,从而适应实验环境。在步行过程中,受试者身上每个反光球需要在摄像头



RMK-右膝髌内侧, RMA-右踝内侧, RMH5-右第5趾骨头部, RMH1-右第1趾骨头部, LMK-左膝髌内侧, LMA-左踝内侧, LMH5-左第5趾骨头部, LMH1-左第1趾骨头部

图2 步态测试中全身模型反光球位置  
Fig.2 Full-body marker positions during gait analysis

可视化范围内, 以免影响采集数据质量。在步态分析过程中, 受试者应按照平时习惯行走方式和速度行走, 保证每只脚分别踏在一块测力板上。为了获得有效的步态, 需要根据实际情况调整受试者出发位置, 以得到有效数据。在步态采集时, 受试者首先进行正常速度行走的步态, 接着依次采集慢走、快走和慢跑步态, 每个步态采集6次。从步态行走数据中选取行走自然、反光球轨迹连续、包含完整步态周期的反光球数据和测力板数据, 每组动作选择3组数据。

### 1.2 足地接触模型的构建

基于 AnyBody 6.0 (AnyBody Technology 公司, 丹麦) 通用的全身骨肌多体动力学模型<sup>[1]</sup> 构建足地接触模型。

**1.2.1 足地弹性接触单元布置** 在 AnyBody 软件中, 通过通用肌肉模型模拟物体与外界环境的接触力。肌肉模型可以定义人体与外部环境的平衡关系, 包括垂直方向的力和摩擦力。为了模拟实际过程中足与地面的接触力, 23个弹性接触单元的分布方式参照足地压力分布方式(见图3)。通常认为,

足部是由第1、第5跖趾关节和跟骨三点共同负重。因此, 足底压力反映在图形上, 会有前足和跟骨两处较大区域的压力承载区。根据足底受力分布, 可以确定接触点区域, 从而布置足地接触点。

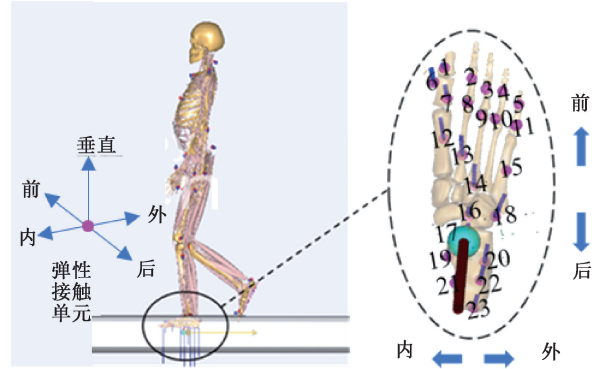


图3 足地接触模型弹性接触单元分布  
Fig.3 Contact element arrangement of full-body foot-ground contact model

对于每个接触单元来说, 通过定义5个人工肌肉驱动器来预测 GRF。力的方向通过驱动器的布置方向确定。其中, 1个驱动器垂直于测力板方向的水平面(Z轴), 产生垂直地面作用力; 另外两对驱动器沿着测力板的前后方向(Y轴)和内外方向(X轴)进行布置, 产生前后方向和内外方向作用力。驱动器上产生的力的计算公式为<sup>[17]</sup>:

$$F = qc_{p,i} \quad (1)$$

式中:  $q$  为驱动器激活水平;  $c_{p,i}$  为激活强度, 其中下标  $p$  为每个单元驱动器,  $i$  为弹性接触单元。

为了确定每个驱动器的激活水平, 可以通过1个动态模型来进行计算。当弹性接触点与地面足够近和几乎不动时, 接触单元上的驱动器上将产生接触力。

**1.2.2 足地接触强度函数及光顺函数** 人在正常行走过程中, 分为站立相和摆动相。在站立相时, 足底与地面接触, 产生接触力。在摆动相位, 足离地, 此时  $GRF=0$ 。在 GRF 预测中, 主要预测站立相足地接触开始接触时间和接触力。在站立相和摆动相过渡过程中, 如果肌肉强度设置为固定值, GRF 易产生突变。为了避免这种情况, 可以把强度函数设置为动态变化函数(函数变化与接触点速度和位置相关)<sup>[11]</sup>:



$$c_{p,i} = \begin{cases} F_{\max}, & z_{\text{ratio}} \leq 0.8, v_{\text{ratio}} \leq 0.15 \\ F_{\text{smooth}}, & 0.8 \leq z_{\text{ratio}} \leq 1, \\ & 0.15 \leq v_{\text{ratio}} \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$z_{\text{ratio}} = p_z / z_{\text{limit}}, v_{\text{ratio}} = p_{\text{vel}} / v_{\text{limit}} \quad (3)$$

式中:  $F_{\max}$  为驱动器的最大激活函数, 设置为 0.4 倍体重 (body weight, BW);  $z_{\text{limit}}$ 、 $v_{\text{limit}}$  分别为接触点  $p$  相对于地面的距离和速度阈值,  $z_{\text{limit}} = 0.03 \text{ m}$ ,  $v_{\text{limit}} = 0.8 \text{ m/s}$  (其中地面为  $z=0$ )<sup>[17]</sup>。  $p_z$  和  $p_{\text{vel}}$  分别为接触点相对于地面的高度和速度。

同时, 为了防止肌肉强度从不激活到完全激活时, 出现强度不连续情况, 可以定义光滑函数, 保证强连续变化<sup>[11]</sup>:

$$\left. \begin{aligned} F_{\text{smooth}} &= F_{\max} z_{\text{smooth}} v_{\text{smooth}} \\ z_{\text{smooth}} &= 0.5 \left( \cos \left( \frac{z_{\text{ratio}} - 0.8}{(1 - 0.8)\pi} \right) + 1 \right) \\ v_{\text{smooth}} &= 0.5 \left( \cos \left( \frac{v_{\text{ratio}} - 0.15}{(1 - 0.15)\pi} \right) + 1 \right) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

考虑光滑函数后, 在接触单元接触地面和离开地面过程中, 每个肌肉单元的强度有一个过渡阶段, 不会产生突变。在实际采集的 GRF 和 GRM 预测中, 其曲线在脚跟着地和脚尖离地过程中呈现连续变化。通过添加光滑函数, 可以增加步态中站立相和摆动相 GRF 和 GRM 预测的连续性, 进而提升模型预测精度。

**1.2.3 肌肉募集准则** 通过肌肉募集准则, 可以求解得到每个接触点垂直方向、前后方向及内外方向的接触力大小。求解过程采用肌肉募集准则进行求解, 优化方程如下<sup>[18]</sup>:

$$\min_f G(f^M) = \sum_{i=1}^{n^{(M)}} \left( \frac{f_i^{(M)}}{N_i^{(M)}} \right)^2 + \sum_{i=1}^{5n^{(C)}} \left( \frac{f_i^{(C)}}{N_i^{(C)}} \right)^2 + \sum_{i=1}^{n^{(R)}} \left( \frac{f_i^{(R)}}{N_i^{(R)}} \right)^2 \quad (5)$$

$$Cf = d$$

$$0 \leq f_i^{(M)}, i = 1, 2, \dots, n^{(M)} \quad (6)$$

$$0 \leq f_i^{(C)}, i = 1, 2, \dots, 5n^{(C)}$$

$$0 \leq f_i^{(R)}, i = 1, 2, \dots, n^{(R)}$$

式中:  $G(f^M)$  为优化函数;  $f_i^{(M)}$  表示第  $i$  个肌肉;  $n^{(M)}$  表示肌肉数量;  $N_i^{(M)}$  表示肌肉强度;  $f_i^{(C)}$  表示第  $i$  个接触力;  $n^{(C)}$  表示接触单元数量;  $N_i^{(C)}$  表示接触

单元强度;  $f_i^{(R)}$  表示第  $i$  个残余力;  $n^{(R)}$  表示残余力数量;  $N_i^{(R)}$  表示残余力强度。  $C$  为动力学平衡方程系数矩阵,  $f$  为止肌肉力、接触力、关节力、残余力的向量,  $d$  为外力和惯性力。

**1.2.4 骨肌多体动力学求解** 通过 Vicon 三维步态分析系统可以得到包含测力板数据和反光球点轨迹的 C3D 文件。本文所用骨肌多体动力学软件可以识别并读取 C3D 文件, 提取文件的反光球点数据和测力板数据。使用采集的静态数据, 通过静态模型优化, 得到模型虚拟反光球点的位置及体节长度参数; 接着使用采集的运动学数据和上一步计算得到的参数, 通过运动分析计算关节运动参数。在逆向动力学中, 对于全身骨肌多体动力学模型和足地接触模型, 通过肌肉募集准则, 计算得到关节力、肌肉力及 GRF 和 GRM (见图 4)。

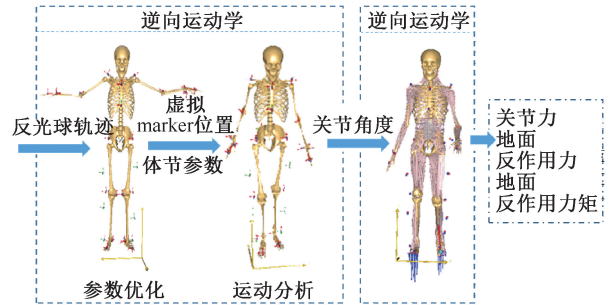


图 4 全身骨肌模型计算流程图

Fig.4 Calculation flow chart of full-body musculoskeletal model

## 1.3 模型计算评估

利用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和 Pearson 相关系数 ( $\rho$ ) 对模型预测的接触力精度进行量化分析。在对预测结果进行评估时, 对 GRF 和 GRM 的预测值与实验测量值进行对比分析。同时, 对足地接触模型预测的关节力与带测力板模型预测的关节力进行对比分析。

## 2 结果

### 2.1 时空参数

采集完数据后, 输出受试者的步长、步幅、步宽、步频及反光球点坐标、测力板数据等信息。采集受试者在不同速度下的步态, 得到其在不同步速下的时空参数 (见表 1)。

表1 受试者不同步速下时空参数分析

Tab. 1 Spatio-temporal parameter analysis on subjects at different speed

速度	步速/(m·s <sup>-1</sup> )	周期/s	步长/m
慢走	0.85±0.17	1.34±0.14	1.13±0.06
正常走	1.20±0.12	1.04±0.12	1.24±0.07
快走	1.50±0.18	0.87±0.12	1.31±0.05
慢跑	1.97±0.13	0.68±0.13	1.34±0.03

## 2.2 GRF 和 GRM

通过对比采用足地接触模型预测的 GRF 和

GRM 与测量值可知,在慢走、正常走和快走情况下, GRF 和 GRM 预测值与实验测量值的趋势和大小一致性较好,整体上计算机模型预测达到合理的精度。其中,红色区域代表模型预测值的分布范围,红线为模型预测值的平均值曲线,而蓝色区域代表实验测量值的分布范围,蓝线为实验测量值的平均值曲线(见图5)。模型进行归一化处理,其中垂直 GRF 单位为 BW, GRM 单位为 BW 与身高的乘积 (BW·BH)。

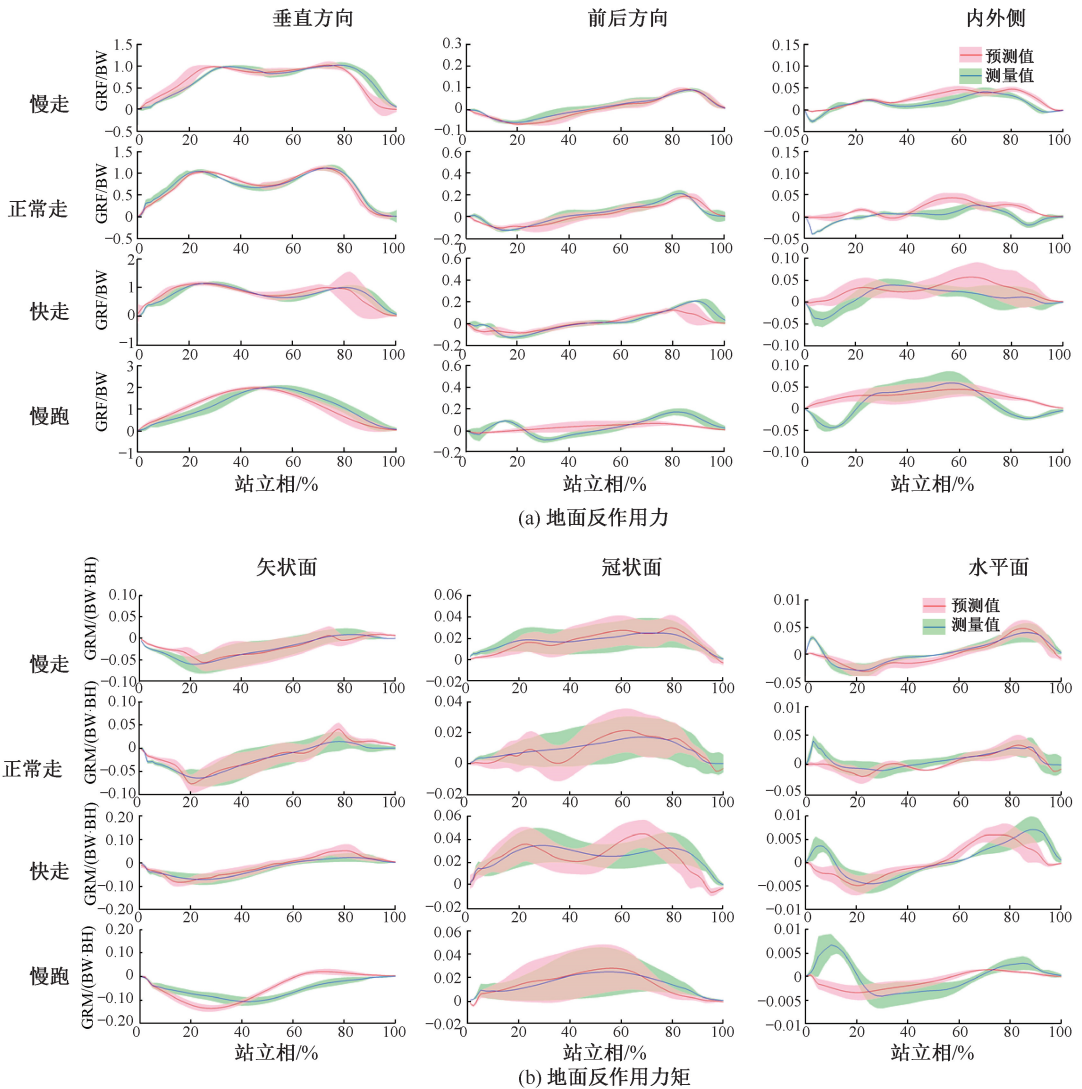


图5 不同速度下模型 GRF、GRM 预测值和测量值对比

Fig.5 Comparison of predicted and measured GRF and GRM at different speed (a) GRF, (b) GRM

慢跑、正常走和快走情况下,GRF 预测值与实验测量值相关性很好,快走的 GRF 预测值稍微差一些。快走情况下,GRF 预测值在垂直、水平、内

外侧方向精度相关性很好。慢跑情况下,垂直方向 GRF 预测值与实验值相关性很好,前后、水平方向 GRF 预测值与实验值相关性较低。对于预测值

与测量值均方根误差,慢跑误差较大。快走情况下,垂直方向 GRF 均方根误差也较大。其他步态

下,GRF 预测值与实验值均方根误差较小(见表 2)。

表 2 GRF 预测值与测量值的均方根误差和相关性

Tab.2 The RMSE and correlation coefficient between predicted and measured GRF

方向	RMSE/BW				$\rho$			
	慢走	正常走	快走	慢跑	慢走	正常走	快走	慢跑
垂直	0.013±0.002	0.01±0.003	0.012±0.002	0.021±0.005	0.973±0.022	0.972±0.014	0.970±0.022	0.892±0.038
前后	0.008±0.001	0.005±0.001	0.006±0.001	0.010±0.002	0.953±0.014	0.967±0.026	0.935±0.015	0.704±0.056
内外	0.003±0.001	0.003	0.005	0.008±0.001	0.903±0.27	0.927±0.033	0.875±0.035	0.731±0.045

快走情况下,GRM 预测值与测量值在矢状面、冠状面和水平面方向相关性很好。慢跑情况下,GRM 预测值在冠状面、水平面与实验值相关性很好,而在矢状面 GRM 预测值与实验值相关性较

低。对于预测 GRM 均方根误差,慢跑误差较大,在矢状面预测 GRM 与实验值均方根误差较大,其他步态下 GRM 预测值与实验值均方根误差较小(见表 3)。

表 3 GRM 预测值与测量值的均方根误差和相关性

Tab.3 The RMSE and correlation coefficient between predicted and measured GRM

方向	RMSE/(BW·BH)				$\rho$			
	慢走	正常走	快走	慢跑	慢走	正常走	快走	慢跑
矢状面	0.002	0.002±0.001	0.003±0.001	0.006±0.003	0.938±0.021	0.962±0.014	0.9±0.015	0.753±0.026
冠状面	0.001	0.001	0.001±0.001	0.002±0.001	0.943±0.013	0.965±0.026	0.91±0.021	0.921±0.015
水平面	0	0	0	0.001±0.001	0.961±0.007	0.977±0.013	0.923±0.016	0.881±0.021

### 2.3 下肢关节力

对比采用足地接触模型和测力板模型预测的下肢关节接触力可知,在不同步速下,足地接触模

型预测的 GRF、GRM 与测力板测量值趋势和大小一致性比较好(见图 6)。

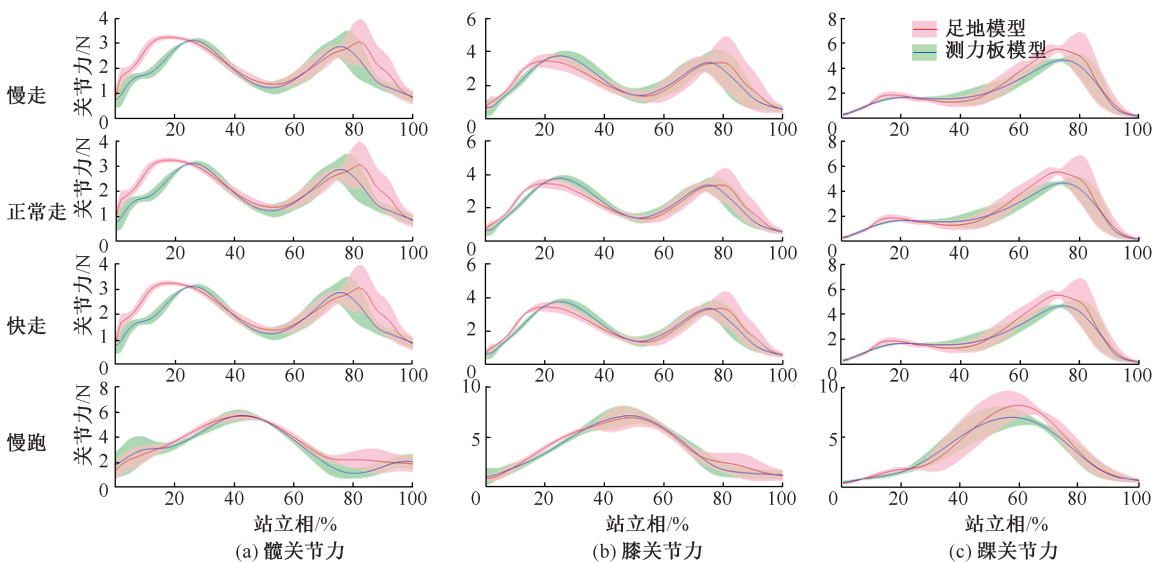


图 6 不同速度下足地接触模型和测力板模型下肢关节力预测值对比

Fig.6 Comparison of predicted joint forces by foot-ground contact model and force plate model at different speed

(a) Hip contact force, (b) Knee contact force, (c) Ankle contact force

对于关节接触力计算结果,对足地接触模型和测力板模型计算结果的相关性进行分析,结果表明

慢跑比其他步态情况稍差。在均方根误差方面,快跑和慢跑预测的踝关节力误差较大(见表4)。

表4 足地接触模型与测力板模型关节作用力预测值的均方根误差和相关性

Tab.4 The RMSE and the correlation coefficient of joint forces predicted by foot-ground model and force plate model

关节	RMSE/BW				$\rho$			
	慢走	正常走	快走	慢跑	慢走	正常走	快走	慢跑
髌	0.181±0.022	0.241±0.015	0.293±0.024	0.332±0.032	0.978±0.019	0.981±0.014	0.963±0.025	0.843±0.026
膝	0.142±0.014	0.172±0.024	0.203±0.031	0.261±0.023	0.985±0.011	0.968±0.020	0.967±0.032	0.852±0.015
踝	0.021±0.012	0.245±0.018	0.330±0.025	0.412±0.021	0.983±0.013	0.973±0.018	0.953±0.016	0.831±0.031

### 3 讨论

一直以来,测试者的反光球数据和测力板数据是分析关节运动和骨肌动力学的必备条件。特别是测力板测量的足底 GRF 和 GRM,如果没有相关数据就无法计算人体关节力和力矩。然而在实际步态分析中,有些情况很难获得测试者的有效测力板数据,特别是患有骨骼肌肉疾病的老年患者。虽然通过逆动力学分析可以得到 GRF、GRM 及其作用位置,但均是以提供测力板实验数据为前提。本文建立的足地接触模型可以消除步态分析对于测力板的依赖,经过方法验证后的模型可以用于任何无测力板的情况,同时求解 GRF、GRM 以及关节接触力。

在传统骨肌模型求解过程中,常常采用逆向运动学和逆向动力学求解。其中,在逆向运动学求解时,采用步态行走数据,同时求解虚拟反光球位置、骨头缩放和关节运动角度。优化时,主要以实验中真实反光球数据为参考,通过调整骨肌模型中虚拟反光球的位置,进而进行骨头缩放和关节角度求解。在逆向运动学求解时,由于每个反光球位置一直变化,在实际模型求解时需要花费大量时间进行实验反光球和虚拟反光球匹配。同时,在反光球匹配过程中,模型求解很容易出错。针对这一问题,本文改进了站立姿态模型,模型求解时间采用3个步骤,可以极大缩短求解时间。目前,在逆向运动学求解方面,速度可以提高3倍以上,同时反光球在匹配过程中不容易出错。对于大规模的数据,采用此方法,可以进行批量化处理,极大提高了运行速度。

在逆向动力学求解过程中,采用足地接触模型,可以消除对于测力板的依赖。为了消除力突

变,采用平滑强度函数<sup>[11]</sup>,考虑足地间速度和位移的影响。本研究预测的 GRF 和 GRM 具有很高精度。本文采集了测试者正常行走的步态数据,与以往研究采用测试者正常行走的步态数据<sup>[15-17]</sup>对比发现,本模型预测误差小于这些模型。

步态行走时,足地接触单元产生的接触力与速度有关。不同行走速度下预测得到的 GRF 和 GRM 求解精度不一样。在上述分析过程中,可以得到慢走、正常走、快走和慢跑4种不同速度下的求解精度。从 GRF 和 GRM 的预测结果可以看出,在慢走、正常走、快走时,模型预测精度较高。GRF 和 GRM 预测值与测量值相关性平均值范围分别为 0.875~0.973、0.900~0.977。在慢跑时,模型预测精度低于其他速度步态,其中垂直方向和前后方向 GRF 及矢状面 GRM 预测值较低,分别为 0.704±0.056、0.731±0.045 和 0.753±0.026。Jung 等<sup>[14]</sup>构建了足地力学模型,采集4种不同步速下的跑步机步态数据,但只对 GRF 数据预测精度进行分析。与 Jung 等<sup>[18]</sup>研究结果相比,在垂直方向 GRF 预测精度方面,本模型取得了一致的精度;在内外和前后方向 GRF 预测值与实验值相关性方面,本研究预测精度高于 Jung 等<sup>[18]</sup>的模型。整体来看,针对慢走、正常走和快走,本模型具有较好的预测精度。由此可知,在 0.69~1.68 m/s 速度范围内,本模型对人赤足行走步态具有较好的预测精度。

本研究还存在一些局限性。首先,接触点相对于地面的距离和速度阈值是根据文献设定,接触单元差异对预测结果的影响需要进一步研究。另外,只采集了5名测试者的步态数据,测试数据需要进一步扩大。本研究建立的骨肌多体动力学模型能消除步态分析对测力板的依赖,扩大步态分析的应用范围。



## 4 结语

本文采集了测试者不同步速下的步态数据,基于开发的足地接触模型对 GRF 和 GRM 进行预测,研究不同速度对 GRF 和 GRM 预测精度的影响。结果表明,在慢走、正常走和快走(在 0.69~1.68 m/s 步速范围)时,模型预测值具有较高的精度。

## 参考文献:

- [ 1 ] DAMSGAARD M, RASMUSSEN J, CHRISTENSEN ST, *et al.* Analysis of musculoskeletal systems in the AnyBody modeling system [J]. *Simul Model Pract Th*, 2006, 14 (8): 1100-1111.
- [ 2 ] PIZZOLATO C, LLOYD DG, SARTORI M, *et al.* CEINMS: A toolbox to investigate the influence of different neural control solutions on the prediction of muscle excitation and joint moments during dynamic motor tasks [J]. *J Biomech*, 2015, 48(14): 3929-3936.
- [ 3 ] ANDERSON FC, PANDY MG. Dynamic optimization of human walking [J]. *J Biomech Eng-T ASME*, 2001, 123 (5): 381-390.
- [ 4 ] SHOURIJEH MS, MCPHEE J. Forward dynamic optimization of human gait simulations: A global parameterization approach [J]. *J Comput Nonlin Dyn*, 2014, 9(3): 031018-031018-11.
- [ 5 ] LLOYD DG, BESIER TF. An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments *in vivo* [J]. *J Biomech*, 2003, 36(6): 765-776.
- [ 6 ] DELP SL, ANDERSON FC, ARNOLD AS, *et al.* OpenSim: Open-source software to create and analyze dynamic simulations of movement [J]. *IEEE T Bio-med Eng*, 2007, 54(11): 1940-1950.
- [ 7 ] 陈瑛贤, 王玲, 李涤尘, 等. 全膝关节置换个体化患者右转步态的骨肌多体动力学仿真[J]. *医用生物力学*, 2015, 30 (5): 397-403.  
CHEN ZX, WANG L, LI DC, *et al.* Musculoskeletal multi-body dynamic simulation on patient-specific total knee replacement during right-turn gait [J]. *J Med Biomech*, 2015, 30(5): 397-403.
- [ 8 ] 唐刚, 王洪生, 张希安, 等. 基于反向动力学的人体肌肉力预测平台[J]. *中国组织工程研究与临床康复*, 2010, 14 (35): 6475-6478.
- [ 9 ] 张希安, 叶铭, 王成焘. 基于骨肌模型的肌肉力计算方法及其面临的若干问题[J]. *医用生物力学*, 2008, 23(6): 475-479.  
ZHANG XA, YE M, WANG CT. Musculoskeletal model based method for predicting muscle force and related issues [J]. *J Med Biomech*, 2008, 23(6): 475-479.
- [ 10 ] 肖飞, 刘安民, 吴昱, 等. 正走和倒走的膝关节生物力学特征比较[J]. *医用生物力学*, 2015, 30(3): 264-269.  
XIAO F, LIU AM, WU Y, *et al.* Comparison of biomechanical characteristics of the knee joint during forward walking and backward walking [J]. *J Med Biomech*, 2015, 30(3): 264-269.
- [ 11 ] JMDM SS. Prediction of ground reaction forces and moments during sports [J]. *Multibody Syst Dyn*, 2017, 3 (39): 175-195.
- [ 12 ] PSYCHARAKIS SG, MILLER S. Estimation of errors in force platform data [J]. *Res Q Exercise Sport*, 2006, 77 (4): 514-518.
- [ 13 ] HATZE H. The fundamental problem of myoskeletal inverse dynamics and its implications [J]. *J Biomech*, 2002, 35(1): 109-115.
- [ 14 ] AUDU ML, KIRSCH RF, TRIOLO RJ. A computational technique for determining the ground reaction forces in human bipedal stance [J]. *J Appl Biomech*, 2003, 19(4): 361-371.
- [ 15 ] REN L, JONES RK, HOWARD D. Whole body inverse dynamics over a complete gait cycle based only on measured kinematics [J]. *J Biomech*, 2008, 41(12): 2750-2759.
- [ 16 ] OH SE, CHOI A, MUN JH. Prediction of ground reaction forces during gait based on kinematics and a neural network model [J]. *J Biomech*, 2013, 46(14): 2372-2380.
- [ 17 ] FLUIT R, ANDERSEN MS, KOLK S, *et al.* Prediction of ground reaction forces and moments during various activities of daily living [J]. *J Biomech*, 2014, 47(10): 2321-2329.
- [ 18 ] JUNG Y, JUNG M, RYU J, *et al.* Dynamically adjustable foot-ground contact model to estimate ground reaction force during walking and running[J]. *Gait Posture*, 2016, 45: 62-68.