

文章编号: 1004-7220(2022)04-0706-07

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

王冬梅^{1,2}, 郭文霞², 袁书芳², 潘嘉慧², 郝卫亚²

(1. 北京体育大学 运动人体科学学院, 北京 100084; 2. 国家体育总局 体育科学研究所, 北京 100061)

摘要:目的 建立基于主成分分析(principal component analysis, PCA)和小波神经网络模型(wavelet neural network, WNN)预测跑台上人体所受垂直地面反作用力(vertical ground reaction force, vGRF)的方法。方法 选取9名后足跑者在跑台上以12、14与16 km/h速度跑步,通过红外运动捕捉系统和测力跑台同步采集运动学数据与vGRF。以Morlet函数作为激活函数并构建3层神经网络,将大腿、小腿与足的环节质心速度与髌、膝与踝关节的关节角度输入到模型。使用重相关系数(coefficient of multiple correlation, CMC)以及误差值评价预测模型的准确性,使用Bland-Altman方法分析vGRF预测峰值与测量峰值间一致性。结果 不同速度下vGRF预测曲线与测量曲线间CMC>0.99,预测值与测量值间均方根误差(root mean squared error, RMSE)为0.18~0.28 BW,标准均方根误差(normalized root mean squared error, NRMSE)为6.20%~8.42%。不同速度下冲击力与推进力峰值NRMSE<15%。Bland-Altman结果显示,12 km/h推进力峰值的预测误差以及14 km/h冲击力和推进力峰值的预测误差在95%一致性区间。结论 构建的PCA-WNN模型可准确预测出跑台跑步时人体所受vGRF。研究结果为在跑台上获得动力学数据和实时监测提供新途径,对研究跑步损伤及康复治疗有较大意义。

关键词: 垂直地面反作用力; 小波神经网络; 主成分分析; 跑台; 后足着地

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2022.04.020

Predicting Vertical Ground Reaction Force During Treadmill Running Using Principal Component Analysis and Wavelet Neural Network

WANG Dongmei^{1,2}, GUO Wenxia², YUAN Shufang², PAN Jiahui², HAO Weiya²

(1. School of Sport Science, Beijing Sport University, Beijing 100084, China; 2. China Institute of Sport Science, Beijing 100061, China)

Abstract: **Objective** To establish the method of predicting the vertical ground reaction force (vGRF) during treadmill running based on principal component analysis and wavelet neural network (PCA-WNN). **Methods** Nine rearfoot strikers were selected and participated in running experiment on an instrumented treadmill at the speed of 12, 14 and 16 km/h. The kinematics data and vGRF were collected using infrared motion capture system and dynamometer treadmill. A three-layer neural network framework was constructed, in which the activation function of the hidden layers was the Morlet function. Velocities of mass center of the thigh, shank and

收稿日期:2021-07-21; 修回日期:2021-08-19

基金项目:国家自然科学基金项目(11672080)

通信作者:郝卫亚,研究员,博士生导师,E-mail:haoweiya@ciss.cn

foot as well as joint angles of the hip, knee and ankle were input into the WNN model. The prediction accuracy of the model was evaluated by the coefficient of multiple correlation (CMC) and error. The consistencies between predicted and measured peak GRF were analyzed by Bland-Altman method. **Results** The CMC between the predicted and measured GRF at different speeds were all greater than 0.99; the root mean square error (RMSE) between the predicted and measured vGRF was 0.18-0.28 BW; and the normalized root mean square error (NRMSE) was 6.20%-8.42%; the NRMSE between the predicted and measured impact forces and propulsive forces were all smaller than 15%. Bland-Altman results showed that the predicted peak errors of propulsive force at 12 km/h and that of impact force and propulsive force at 14 km/h were within the 95% agreement interval. **Conclusions** The PCA-WNN model constructed in this study can accurately predict the vGRF during treadmill running. The results provide a new method to obtain kinetic data and perform real-time monitoring on a treadmill, which is of great significance for studying running injuries and rehabilitation treatment.

Key words: vertical ground reaction force (vGRF); wavelet neural network (WNN); principal component analysis; treadmill; rearfoot strike

跑步是一项受欢迎的运动,然而约 65% 跑者出现下肢疼痛和损伤等症状^[1-2]。垂直地面反作用力 (vertical ground reaction force, vGRF) 是步态分析与损伤监控的主要指标^[2-6]。跑步损伤研究依赖于测力台采集 GRF, 受限于测力台位置、数量以及实验场地等因素, 只能测量 1 步或多步的跑步数据, 可能影响跑者正常跑姿^[8-9]。跑台作为采集连续跑步周期的唯一方法, 与地面跑步存在部分差异。相对地面跑步, 跑台跑步的步长和步幅缩短, 步频增加与腾空时间减少, 关节角度和 GRF 存在差异。尽管已有专业测力跑台应用于跑步疲劳监控、下肢损伤以及特征步态分析等方面的研究, 但专业测力跑台价格昂贵, 传统跑台在大众健身与科学研究中的使用更为普遍。

通过模型预测跑台上人体所受 vGRF, 可以作为替代测力台的有效方法。在运动生物力学领域, 应用神经网络模型可有效地评估人体运动状况^[9-13]。小波神经网络 (wavelet neural network, WNN) 是以小波基函数作为激活函数的神经网络预测模型, 既有小波基函数伸缩平移的灵活性特征, 同时具有收敛速度快、避免局部最优化以及更好的预测能力等优点^[9, 12, 15-16]。然而, 目前利用 WNN 预测跑步中动力学数据的研究相对较少, 并且以往研究中主要预测地面跑步中的动力学数据。跑台与地面跑步的生物力学特征存在差异, 预测地面跑步的模型不适用于跑台, 针对跑台环境的预测模型还有待研究。

本文通过红外运动捕捉系统和测力跑台同步

采集不同跑速下跑步的运动生物力学数据。经主成分分析 (principal component analysis, PCA) 降维后, 利用 WNN 构建下肢运动学与动力学变量间非线性关系, 建立基于 PCA-WNN 模型预测跑台上 vGRF 的方法。本研究假设: ① 12、14 与 16 km/h 速度下跑台上 vGRF 预测值与测量值间多重相关系数 (coefficient of multiple correlation, CMC) ≥ 0.95 , 标准均方根误差 (normalized root mean squared error, NRMSE) $< 15\%$; ② 12、14 与 16 km/h 速度下 vGRF 预测峰值与测量峰值间的误差均在 95% 一致性范围内, NRMSE $< 15\%$ 。

1 研究对象与方法

1.1 研究对象

招募 16 名北京体育大学中长跑运动员, 包括 9 名后足着地者。其中, 3 名男性年龄 (20.0 \pm 1.0) 岁, 身高 (177.3 \pm 4.0) cm, 体重 (67.1 \pm 2.3) kg, 跑龄 (6.3 \pm 1.1) 年, 每周里程 (93.3 \pm 37.9) km; 6 名女性年龄 (21.0 \pm 1.6) 岁, 身高 (162.9 \pm 3.4) cm, 体重 (52.8 \pm 5.9) kg, 跑龄 (7.4 \pm 2.1) 年, 每周里程 (67.1 \pm 25.6) km。受试者纳入标准: 跑步者习惯为后足着地, 无心血管系统疾病, 近半年内无下肢损伤, 有跑台跑步的经历。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。本实验获得国家体育总局体育科学研究所伦理委员会批准。

1.2 数据采集

测试要求受试者穿着紧身衣裤和自带的跑鞋,

在跑台上以自选速度热身 5 min。依据 Qualisys PAF Running 模型在受试者体表解剖部位粘贴标记点,使用 8 镜头 Qualisys Track Manager 红外运动捕捉系统(Oqus700, 200 Hz, Qualisys 公司,瑞典)采集标记点的运动轨迹。使用多功能标准运动跑台(h/p/cosmos mercury, 跑带面积 150 cm×50 cm, 内置两块 Kistler 测力台, 250 Hz, h/p/cosmos 公司, 德国)与 Gaitway 2.0 软件采集 12、14 与 16 km/h 速度下跑步者支撑期 vGRF。由 Gaitway 2.0 软件同步触发 Qualisys 运动捕捉系统, 每种速度采集 30 s, 每位受试者共采集两次有效数据。

1.3 数据处理

采用 Butterworth 低通滤波平滑标记点三维坐标, 截断频率为 10 Hz。将运动学数据插值为 250 Hz, 使运动学与动力学数据频率相同, 每个跑步速度截取 15 个单步, 以 vGRF = 10 N 作为阈值, 划分跑步着地与离地时刻。将运动轨迹导入 Visual 3D 6.0 软件建立下肢模型, 计算大腿、小腿与足的环节质心速度; 利用卡尔丹角方法计算髋、膝与踝关节角度、角速度与角加速度等三维运动学数据。vGRF 由体重 (body weight, BW) 标准化, 将所有数值归一化为 101 个数据点。

1.4 构建 PCA-WNN 模型

在剔除异常值后, 总数据集有 315 个样本, 随机选择 1 名受试者 (42 个单步) 为测试集, 其余 8 人 (273 个单步) 为训练集。

1.4.1 主成分分析 PCA 是一种特征提取和数据压缩的多元统计方法, 将多个相关的运动学变量筛选为少数几个不相关的综合变量输入到模型中, 既可剔除冗余的运动学数据, 以提高预测准确性和避免出现过拟合, 并且保留原始数据的大部分信息^[9,13,15], 具体过程如下:

(1) 数据标准化。消除量纲和取值范围的影响, 将下肢环节质心速度、关节角度与角速度等 36 个运动学指标 (x_1, x_2, \dots, x_{36}) 标准化处理生成 x_{ni}' 并形成矩阵。

$$x_{ni}' = (x_{ni} - \bar{x}_i) / s_i$$

其中: $n=1, 2, \dots, 315; i=1, 2, \dots, 36; \bar{x}_i$ 和 s_i 分别为均值和方差。

(2) 计算相关系数矩阵 R 。

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{136} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{361} & \cdots & r_{3636} \end{bmatrix}$$

其中: $r_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, 36)$ 为变量 x_i 与 x_j 间相关系数, 且 $x_{ij} = x_{ji}$ 。

$$r_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^{315} (x_{in} - \bar{x}_i) (x_{jn} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{n=1}^{315} (x_{in} - \bar{x}_i)^2 \sum_{n=1}^{315} (x_{jn} - \bar{x}_j)^2}}$$

(3) 求特征值与特征向量。求解特征方程 $|\lambda I - R| = 0$ 中特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{36}$ 与特征向量 u_i 。

(4) 确定主成分个数。计算方差贡献率与累积贡献率:

$$\text{方差贡献率} = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^{36} \lambda_i} \times 100\% (i = 1, 2, \dots, 36)$$

$$\text{累积贡献率} = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^{36} \lambda_i} \times 100\% (k = 1, 2, \dots, 36)$$

累积贡献率设为 95%, 其结果含有 17 个主成分; 建立矩阵 $X_{315 \times 17}$ 输入到预测模型。

1.4.2 搭建 WNN WNN 为全连接神经网络, 拓扑结构由输入层、单层隐含层和输出层组成 (见图 1)。

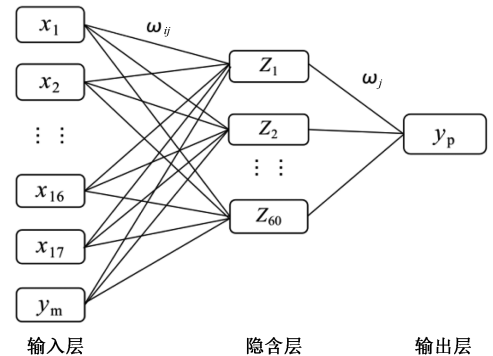


图 1 小波神经网络结构

Fig. 1 Structure of the wavelet neural network

其中: 输入层由 $\{x_1, x_2, \dots, x_{17}, y_m\}$ 训练集组成, $\{x_1, x_2, \dots, x_{17}\}$ 为下肢运动学数据, y_m 为测力台测量 vGRF 值, ω_{ij} 和 $\omega_j (i = 1, 2, \dots, 17; j = 1, 2, \dots, 60)$ 分别隐含层与输出层对应的权重。

Morlet 小波基函数作为激活函数, 即

$$\psi(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \cos(5x)$$

输出层的预测结果为:

$$y_p = \sum_{j=1}^{60} \psi(x_i) \left[\frac{\sum_{i=1}^{17} \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right] \omega_j$$

其中: y_p 为预测值; b_j 为平移因子; a_j 为伸缩因子。

利用梯度下降法优化损失函数 E , 计算测量值 y_m 与预测值 y_p 间均方差值, 公式为:

$$E = \frac{1}{273} \sum_{k=1}^{273} (y_m^k - y_p^k)^2$$

再由误差反向传播法调整模型参数, 使预测值逼近测量值。当训练误差为最小值或满足实验要求, 即可结束训练过程。最后通过训练后的模型预测测试集, 以预测结果评估模型性能与准确性(见图 2)。

2 结果

2.1 PCA 结果

经 PCA 算法筛选累积贡献率达到 95% 的初始变量, 结果表明: 足、小腿和大腿的环节质心速度对 vGRF 的影响显著, 方差贡献率为 81.64%; 其次是踝、膝和髌关节的关节角度, 方差贡献率为 13.73% (见表 1)。

表 1 主成分分析结果

Tab. 1 Results of principal component analysis

| 部位 | 参数 | 方向 | 特征值 | 方差贡献率% | 累积贡献率% |
|----|--------|----|------|--------|--------|
| 足 | 环节质心速度 | x | 9.96 | 22.14 | 22.14 |
| | | y | 7.27 | 16.16 | 38.31 |
| | | z | 6.05 | 13.45 | 51.76 |
| 小腿 | 环节质心速度 | x | 2.96 | 6.59 | 58.35 |
| | | y | 2.63 | 5.84 | 64.19 |
| | | z | 2.55 | 5.68 | 69.87 |
| 大腿 | 环节质心速度 | x | 2.24 | 4.97 | 74.84 |
| | | y | 1.55 | 3.45 | 78.29 |
| | | z | 1.51 | 3.35 | 81.64 |
| 踝 | 关节角度 | x | 1.20 | 2.66 | 84.31 |
| | | y | 1.11 | 2.47 | 86.78 |
| | | z | 0.97 | 2.16 | 88.94 |
| 膝 | 关节角度 | x | 0.83 | 1.85 | 90.79 |
| | | y | 0.59 | 1.32 | 92.11 |
| | | z | 0.56 | 1.25 | 93.36 |
| 髌 | 关节角度 | x | 0.52 | 1.17 | 94.53 |
| | | y | 0.83 | 0.85 | 95.38 |

注: x、y、z 分别为矢状、冠状、垂直轴。

2.2 预测结果

12、14 与 16 km/h 速度下 vGRF 预测曲线均呈现双峰特征(见图 3), 与测量曲线 CMC > 0.99 (见表 2), 具有良好的拟合度。不同速度下 WNN 预测的 vGRF 与测量值间 NRMSE 与 RMSE 较小。

表 2 PCA-WNN 模型性能评估

Tab. 2 Evaluation of PCA-WNN model performance

| 指标 | 速度/(km·h ⁻¹) | | |
|----------------------|--------------------------|---------------|---------------|
| | 12 | 14 | 16 |
| CMC | 0.996±0.001 | 0.996±0.001 | 0.991±0.002 |
| RMSE/BW | 0.180±0.007 | 0.190±0.007 | 0.280±0.008 |
| NRMSE/% | 6.430±0.230 | 6.200±0.228 | 8.420±0.248 |
| MAE/BW | 0.140±0.000 1 | 0.140±0.000 1 | 0.230±0.000 1 |
| E _{max} /BW | 0.76 | 0.71 | 0.79 |

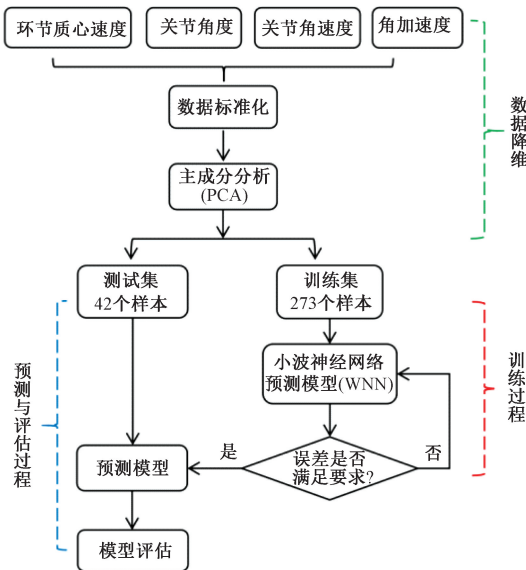


图 2 PCA-WNN 预测模型流程图

Fig. 2 Flow chart of PCA-WNN prediction model

1.5 统计方法

所得数据用均值±标准差表示。计算 vGRF 预测曲线与测量曲线间 CMC, vGRF 预测曲线与测量曲线间、预测峰值与测量峰值间的均方根误差 (root mean squared error, RMSE)、标准均方根误差 (normalized root mean squared error, NRMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 与最大误差值 (maximum error, E_{max}), 采用 Bland-Altman 方法分析预测的冲击力峰值和推进力峰值与测量峰值间一致性。使用 SPSS 26.0 进行数据汇总与统计分析。

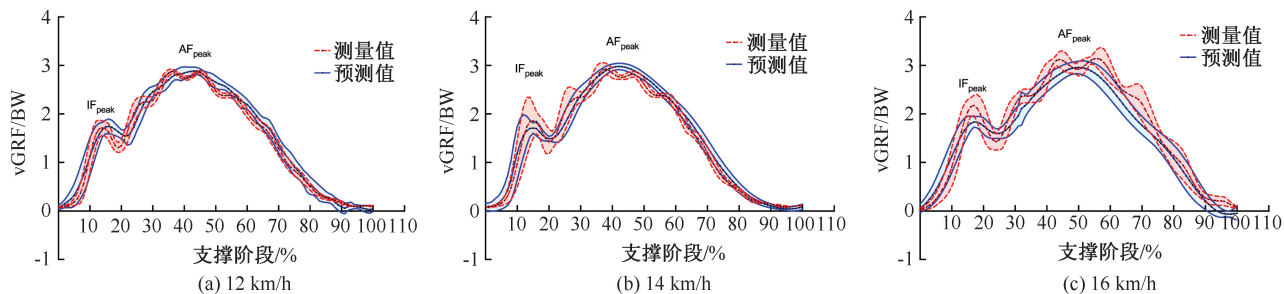


图3 不同速度下垂直地面反作用力测量值与预测值均值曲线和标准差带

Fig.3 Mean and standard deviation band of measured and predicted vertical ground reaction force at different speeds (a) 12 km/h, (b) 14 km/h, (c) 16 km/h

注:IF_{peak} 为冲击力峰值,AF_{peak} 为推进力峰值。

在 12、14 与 16 km/h 速度下冲击力和推进力的预测峰值与测量值的 NRMSE 均小于 15%。12 与

14 km/h 速度下冲击力和推进力的预测峰值与测量值的 NRMSE 小于 16 km/h(见表 3)。

表 3 不同速度下测量峰值与预测峰值比较

Tab.3 Comparison of predicted and measured peak force at different speeds

| 指标 | 冲击力峰值 | | | 推进力峰值 | | |
|----------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| | 12 km/h | 14 km/h | 16 km/h | 12 km/h | 14 km/h | 16 km/h |
| 测量/BW | 1.78±0.15 | 2.09±0.09 | 2.29±0.14 | 2.90±0.03 | 2.97±0.02 | 3.27±0.11 |
| 预测/BW | 1.81±0.12 | 1.88±0.02 | 1.94±0.06 | 2.92±0.07 | 2.99±0.02 | 3.02±0.03 |
| RMSE/BW | 0.19±0.06 | 0.24±0.06 | 0.37±0.08 | 0.08±0.02 | 0.09±0.03 | 0.27±0.06 |
| NRMSE/% | 7.74±2.15 | 8.02±1.99 | 11.14±2.34 | 2.91±0.77 | 3.06±0.99 | 8.22±1.85 |
| MAE/BW | 0.150±0.010 | 0.220±0.008 | 0.350±0.006 | 0.070±0.003 | 0.070±0.005 | 0.260±0.006 |
| E _{max} /BW | 0.44 | 0.40 | 0.53 | 0.15 | 0.20 | 0.48 |

利用 Bland-Altman 方法分析预测峰值与测量峰值的一致性。结果显示,12 km/h 下冲击力峰值误差有 7.14% (1/14) 点在 95% 一致性界限外,平均误差为 0.04 BW,最大误差为 0.44 BW;其推进力峰值的预测误差均在 95% 一致性区间内,平均误差为 0.02 BW,最大误差 0.15 BW。14 km/h 下冲击力与推进力峰值误差均在 95% 置信区间,平均误差分别为 0.22 BW 和 0.02 BW,最大误差为 0.40 BW 和 0.20 BW。16 km/h 下冲击力峰值误差有 6.67% (1/15) 点在界限外,平均误差为 0.35 BW,最大误差为 0.53 BW;其推进力峰值误差有 6.67% (1/15) 点在界限外,平均误差为 0.26 BW,最大误差为 0.48 BW(见图 4)。

3 讨论

GRF 是最重要的动力学数据之一,也是跑步损伤监控与康复治疗评估的重要指标,在常规实验中 GRF 的采集依赖于测力台,却受限于测力台安装位

置和数量。而神经网络的搭建与应用可有效解决常规实验的局限性。本文建立 PCA-WNN 模型预测跑台上 vGRF,通过分析 vGRF 预测值与测量值之间 CMC 与误差值,确定该方法的有效性。

本文获得以足、小腿和大腿环节质心速度以及踝、膝和髌关节角度为输入变量的 WNN 模型,结果显示,不同速度下 vGRF 预测值与测量值间 CMC > 0.99, NRMSE = 6.20% ~ 8.24%。该结果支持研究假设①,即 12、14 与 16 km/h 速度下跑台上 vGRF 预测值与测量值间 CMC ≥ 0.95, NRMSE < 15%。刘卉等^[10]分析人体运动自动捕捉人工智能系统识别标枪运动中人体关节的三维坐标,其自动解析曲线与手工解析曲线间 CMC ≥ 0.95,与本研究结果相接近。Wouda 等^[17]通过神经网络预测跑台上 vGRF,其 CMC = 0.95 ~ 0.98, RMSE = 0.26 ~ 0.32 BW,本文结果较此结果更为准确。Ngoh 等^[16]通过前馈神经网络预测跑台 vGRF,其 CMC = 0.99, RMSE = 0.015 ~ 0.017 BW,也与本研究结果相近似。

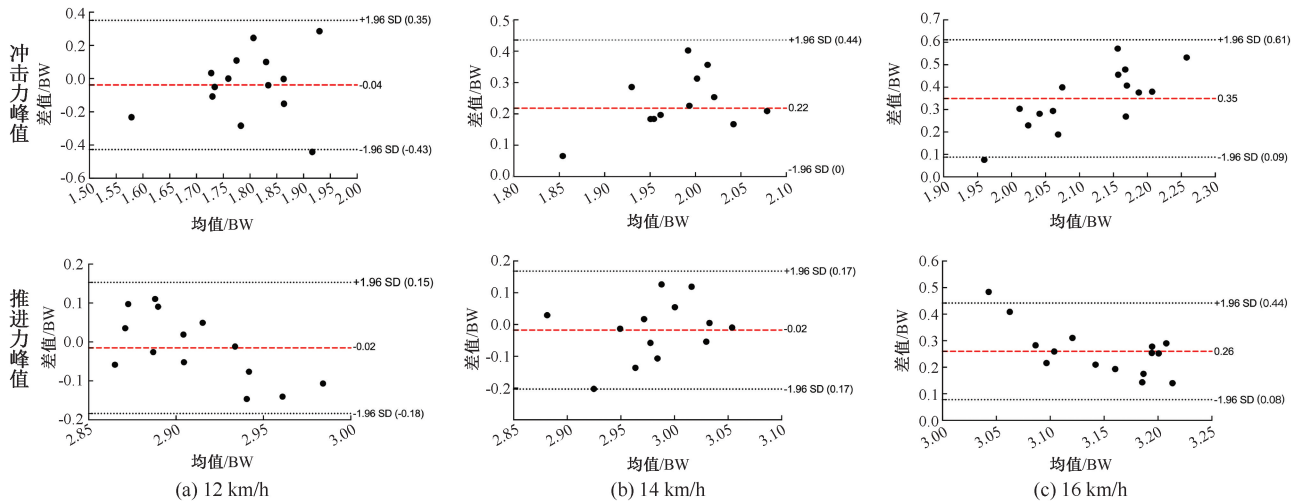


图4 不同速度下预测峰值与测量峰值 Bland-Altman 图

Fig.4 Bland-Altman diagrams of the predicted peak force and measured peak force at different speeds (a) 12 km/h, (b) 14 km/h, (c) 16 km/h

前者的研究采集跑步者 30 个单步,以单步数量划分数据集;本研究采集跑步者 15 个单步,以人数划分数据集。本研究误差稍高的原因可能是跑步周期数量相对较少,增加样本量可能会进一步提高模型预测的准确性。本文结果支持了基于 PCA-WNN 模型预测跑台上 vGRF 方法的有效性。

冲击力峰值与推进力峰值是 vGRF 的重要组成部分,尤其冲击力峰值,是跑步损伤的关键因素之一。本文结果部分支持研究假设②,即 12、14 与 16 km/h 下冲击力与推进力峰值 NRMSE < 15%。Bland-Altman 方法结果显示,12 km/h 下推进力峰值误差以及 14 km/h 下冲击力和推进力的峰值误差在 95% 一致性区间,支持了模型的有效性。虽然 12 km/h 下冲击力峰值有 7.14% 点在置信区间外,但与 14、16 km/h 速度相比,12 km/h 预测结果的误差最小 (NRMSE = 7.74%, RMSE = 0.19 BW),故 12 km/h 下预测的冲击力峰值较为准确。然而 16 km/h 下有 6.67% 峰值误差在 95% 一致性区间外;与 12、14 km/h 下的峰值相比,其冲击力与推进力峰值的预测误差相对略大。速度差异可能会影响模型预测误差。研究表明,与 10 km/h 相比,15 km/h 跑步时足着地瞬间髌和膝关节屈曲角度增加,踝关节角度无显著变化;而足离地时髌、膝、踝关节角度均有显著变化^[18]。本文发现,16 km/h 下髌、膝和踝关节角度可能与其他速度存在差异,然

而这些差异特征尚未影响到 WNN 模型的结构参数,可能导致 16 km/h 下预测的 vGRF 峰值偏低、误差较大。整体来说,本研究 12、14 km/h 速度下 vGRF 峰值的预测结果具有较高的准确性与一致性。

Seeley 等^[14]使用一般线性模型预测跑台上 vGRF。结果显示,冲击力与推进力峰值 NRMSE 分别为 26.09%、6.87%。相对而言,本研究的预测峰值更为准确。有研究利用前馈神经网络预测跑步中 vGRF,其冲击力峰值的平均误差为 0.10 ~ 0.18 BW,推进力峰值的平均误差为 0.10 ~ 0.12 BW^[16]。该结果与本研究 12、14 km/h 下冲击力(0.15~0.22 BW)和推进力峰值(0.07 BW)的 MAE 相近。整体上,vGRF 峰值结果进一步支持了本文预测模型的准确性。

本文将 PCA-WNN 模型应用于跑步生物力学研究中,该模型可应用在跑台上并实时获得跑步中冲击力峰值和 vGRF。研究表明,有损伤史的跑步者可能因病理损伤未痊愈增加损伤风险,故跑步中实时监测有助于预防跑步损伤。此外,本预测模型可进一步应用在跑步机训练,为跑步者提供实时反馈,并且可综合评估步态再训练的治疗效果。本文预测方法的应用不仅克服常规实验的局限性,而且预测准确性较高,可作为测力台的替代方法。本研究存在以下局限性,例如:仅基于后足着地者的运

动学数据与vGRF,跑步者人数较少以及速度范围较小。未来研究可增加不同水平和年龄阶段的跑步者,并采集不同速度下跑步时的运动学和动力学数据,进一步提高模型的容错性与准确性,增加预测模型的应用范围。

4 结论

本研究纳入下肢环节质心速度与关节角度到小波神经网络模型中,可预测跑台上人体所受vGRF。不同速度下预测曲线与测量曲线有良好的拟合度,并且模型的预测结果具有较高的准确性。本模型为在跑台上获得跑步者运动生物力学数据提供新途径,以及为在跑台上进行实时监测、康复训练与损伤研究等提供有效方法。

参考文献:

- [1] MESSIER SP, MARTIN DF, MIHALKO SL, *et al.* A 2-year prospective cohort study of overuse running injuries: the runners and injury longitudinal study [J]. *Am J Sports Med*, 2018, 46(9): 2211-2221.
- [2] KLUITENBERG B, BREDEWEG SW, ZIJLSTRA S, *et al.* Comparison of vertical ground reaction forces during overground and treadmill running. A validation study [J]. *BMC Musculoskelet Disord*, 2012, 13: 235.
- [3] DAOUD AI, GEISSLER GJ, WANG F, *et al.* Foot strike and injury rates in endurance runners: A retrospective study [J]. *Med Sci Sports Exerc*, 2012, 44(7): 1325-1334.
- [4] RILEY PO, DICHARRY J, FRANZ J, *et al.* A kinematics and kinetic comparison of overground and treadmill running [J]. *Med Sci Sports Exerc*, 2008, 40(6): 1093-1100.
- [5] 张力文, 马云茹, 朱晓兰, 等. 跑鞋与着地方式对跑步损伤的影响[J]. *医用生物力学*, 2018, 33(1): 76-81.
- ZHANG LW, MA YR, ZHU XL, *et al.* The influence of running shoes and foot-strike patterns on running injuries [J]. *J Med Biomech*, 2018, 33(1): 76-81.
- [6] PHAN X, GRISBROOK TL, WERNIL K, *et al.* Running quietly reduces ground reaction force and vertical loading rate and alters foot strike technique [J]. *J Sports Sci*, 2017, 35(16): 1636-1642.
- [7] 张雨, 王琳. 不同地面对跑步下肢运动生物力学的影响[J]. *医用生物力学*, 2018, 33(6): 577-582.
- ZHANG Y, WANG L. Influences on sports biomechanics of lower extremities during running on different surfaces [J]. *J Med Biomech*, 2018, 33(6): 577-582.
- [8] POGSON M, VERHEUL J, ROBINSON MA *et al.* A neural network method to predict task- and step- specific ground reaction force magnitudes from trunk accelerations during running activities [J]. *Med Eng Phys*, 2020, 78: 82-89.
- [9] SIM T, KWON H, OH SE, *et al.* Predicting complete ground reaction forces and moments during gait with insole plantar pressure information using a wavelet neural network [J]. *J Biomech Eng*, 2015, 137(9): 1-9.
- [10] 刘卉, 李翰君, 曲毅, 等. 无反光点人体运动自动捕捉人工智能系统的有效性[J]. *北京体育大学学报*, 2021, 44(1): 125-133.
- [11] TAN T, STROUT ZA, SHULL PB. Accurate impact loading rate estimation during running via a subject-independent convolutional neural network model and optimal IMU placement [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25(4): 1215-1222.
- [12] JOO SB, OH SE, MUN HM. Improving the ground reaction force prediction accuracy using one-axis plantar pressure: Expansion of input variable for neural network [J]. *J Biomech*, 2016, 49(14): 3153-3161.
- [13] LIU MM, HERZOG W, SAVELBERG HH. Dynamic muscle force predictions from EMG: An artificial neural network approach [J]. *J Electromyogr Kinesiol*, 1999, 9(6): 391-400.
- [14] SEELEY MK, EVANS-PICKETT A, COLLINS GQ, *et al.* Predicting vertical ground reaction force during running using novel piezoresponsive sensors and accelerometry [J]. *J Sports Sci*, 2020, 38(16): 1844-1858.
- [15] ALEXANDRIDIS AK, ZAPRANIS AD. Wavelet neural networks: A practical guide [J]. *Neural Netw*, 2013, 42: 1-27.
- [16] NGOH KJ, GOUWANDA D, GOPALAI AA, *et al.* Estimation of vertical ground reaction force during running using neural network model and uniaxial accelerometer [J]. *J Biomech*, 2018, 76: 269-273.
- [17] WOUDA FJ, GIUBERTI M, BELLUSCI G, *et al.* Estimation of vertical ground reaction forces and sagittal knee kinematics during running using three inertial sensors [J]. *Front Physiol*, 2018, 9: 218.
- [18] 米奕翔, 郝卫亚, 胡水清, 等. 不同速度条件下跑步动作的性别差异[J]. *中国运动医学杂志*, 2020, 39(3): 185-193.