

文章编号: 1004-7220(2024)03-0450-07

基于深度相机和神经网络的下肢关节力矩估计

高飞, 王正陶, 王冬梅, 于随然

(上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240)

摘要: **目的** 通过深度相机和神经网络估计人在直线行走时髋、膝和踝关节的屈伸力矩。**方法** 利用光学运动捕捉系统、测力板和 Azure Kinect 深度相机采集 20 个人的步态信息, 受试者被要求以其偏好的步行速度直线行走, 同时踏在测力板上。并利用 Visual 3D 仿真得到关节力矩作为参考值, 分别训练人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 模型与长短期记忆 (long short-term memory, LSTM) 模型进行关节力矩估计。**结果** ANN 模型估计髋、膝和踝关节的关节力矩的相对均方根误差 (relative root mean square error, rRMSE) 分别为 15.87% ~ 17.32%、18.36% ~ 25.34% 和 14.11% ~ 16.82%, 相关系数分别为 0.81 ~ 0.85、0.69 ~ 0.74 和 0.76 ~ 0.82。LSTM 模型具有更好的估计效果, rRMSE 分别为 8.53% ~ 12.18%、14.32% ~ 18.78% 和 6.51% ~ 11.83%, 相关系数分别达到了 0.89 ~ 0.95、0.85 ~ 0.91 和 0.90 ~ 0.97。**结论** 本文证实了利用深度相机和神经网络无接触估计人体下肢关节力矩方案的可行性, 其中 LSTM 模型具有更佳的表现。关节力矩估计结果与现有研究相比具有更好的精度, 潜在应用场景包含远程医疗、个性化康复方案制定以及矫形器辅助设计等。

关键词: 深度相机; 神经网络; 下肢关节; 力矩; 生物力学仿真

中图分类号: R 318.01 **文献标志码:** A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2024.03.011

Lower Limb Joint Torque Estimation Based on Depth Camera and Neural Network

GAO Fei, WANG Zhengtao, WANG Dongmei, YU Suiran

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: **Objective** To estimate the flexion and extension torques of the hip, knee, and ankle joints during straight-line walking using depth cameras and neural networks. **Methods** Gait information was collected from 20 individuals using an optical motion capture system, force plates, and an Azure Kinect depth camera. The subjects were asked to walk straight at their preferred speed while stepping on the force plates. The joint torques were obtained using visual 3D simulation as a reference value, and an artificial neural network (ANN) and long short-term memory (LSTM) network were trained to estimate the joint torques. **Results** The relative root mean square errors (rRMSEs) of the ANN model for estimating the joint torques of hip, knee, and ankle were 15.87%–17.32%, 18.36%–25.34%, and 14.11%–16.82%, respectively, and the correlation coefficients were 0.81–0.85, 0.69–0.74 and 0.76–0.82, respectively. The LSTM model had a better estimation effect, with rRMSEs of 8.53%–12.18%, 14.32%–18.78%, and 6.51%–11.83%, and correlation coefficients of 0.89–0.95, 0.85–0.91 and 0.90–0.97, respectively. **Conclusions** This study confirms the feasibility of using a depth camera and neural network for noncontact estimation of lower limb joint torques, and LSTM has a better performance.

收稿日期: 2023-11-28; 修回日期: 2023-12-08

基金项目: 国家自然科学基金项目 (82072042)

通信作者: 于随然, 教授, 博士生导师, E-mail: sryu@sjtu.edu.cn

Compared with existing studies, the joint torque estimation results have better accuracy, and the potential application scenarios include telemedicine, personalized rehabilitation program development, and orthosis-assisted design.

Key words: depth camera; neural network; lower limb joint; torque; biomechanical simulation

人体动力学分析在生物力学领域有着广泛的应用^[1-2]。例如:分析人体运动和评估关节置换和假肢的效果^[3-4],或应用于人体运动控制研究和机器人技术^[5-6]。在人形机器人和外骨骼机器人的开发中,计算人体关节力矩可以让外骨骼机器人更加贴合人的动作,更好开展人机交互^[7]。

关节力矩计算是人体动力学分析中非常重要的部分,通常是通过光学运动捕捉系统测量人体运动时的各项运动学参数,同时利用测力板测量地面反作用力(ground reaction force, GRF)以及地面接触点。在获取这些信息后,采用生物力学仿真软件建立人体肌肉骨骼模型,计算人体各个关节的力矩^[8]。关节力矩计算的方法在精度上最高,被认为是步态动力学分析的黄金标准;但其设备成本和对实验环境的要求都很高,实验全过程中需要在测力板上进行。

为了解决测力板价格昂贵和不方便携带的问题,有研究者采取了光学运动捕捉^[9-11]或者惯性传感器^[12-13]获取步态过程中运动学参数来估计 GRF 的方法。这些方法让受试者的活动范围更大,同时成本也有所降低。

从现有研究来看,步态动力学评估的应用场景都是专业的实验室或者医院,实验设备具有较高的成本且不利于携带,动力学分析过程也需要医生有一定的知识储备。随着步态分析在康复领域的广泛应用和人们对康复需求的增加,步态分析的效率和便捷程度也更为重要。深度相机成本较低,部署方便,可以同步采集 RGB 图像信息和三维场景的深度信息,其中包含的关键点检测算法可以获取人体各个关键点在深度相机坐标系下的三维坐标,广泛应用于三维重建和运动捕捉领域^[14]。本文提出了一种新的步态动力学测量方法,利用神经网络和 Azure Kinect 深度相机对人体步行时的关节力矩进行估计。本文尝试了两种神经网络:人工神经网络(artificial neural network, ANN)和长短期记忆(long short-term memory, LSTM)模型。该方法潜在的应用

领域主要为家庭远程步态动力学评估,帮助减轻医院的负担,并提升医生诊断和制定康复方案的效率。

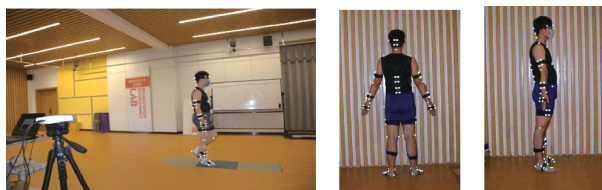
1 材料与方法

1.1 实验方案

考虑到性别可能对下肢关节力矩有一定影响,招募 10 名男性和 10 名女性志愿者进行步态测量。志愿者均为没有肌肉骨骼疾病病史的健康人,年龄(19.8 ± 0.9)岁,身高(166.6 ± 9.6)cm,体质量(60.6 ± 10.8)kg。所有受试者均被告知实验程序,并签署实验的知情同意书。本研究获得了上海交通大学伦理委员会的批准(E20223131)。

实验在步态实验室中进行,该实验室配备了 1 个步态测量系统,包括 8 台 Vicon MX 摄像机(Oxford Metrics 公司,英国)、1 台 Azure Kinect 深度相机(Microsoft 公司,美国)和 3 块 AMTI 400600 测力板(AMTI 公司,美国)。标记轨迹以 100 Hz 频率记录,GRF 以 1 kHz 频率同步记录。深度相机距离测力板 2.4 m,高度为 1.2 m,确保深度相机的工作范围覆盖在测力板行走的全过程,以 30 Hz 记录[见图 1(a)]。

人体被划分成 15 个肢段,每个肢段上安装 1 个光学运动捕捉刚体,使用弹性带固定。4 个反光标记固定在 1 个刚性体上,方便后续数据处理时进行补点等操作。根据国际生物力学学会(ISB)的建议^[15],在解剖标记点上粘贴光学标记点[见图 1(b)]。在准备好实验设备后,受试者被要求以其偏好的步行速度行走,同时踏在测力板上,重复该行走 5 次。



(a) 实验场地

(b) 光学标记点位置

图 1 实验场地和光学标记点位置

Fig. 1 Experimental site and optical marker locations

(a) Experimental site, (b) Optical marker locations

1.2 数据处理

数据处理流程如下: Vicon 采集的光学运动捕捉数据利用 Qualisys Track Manager 进行点的命名和补点操作生成 .c3d 文件。采用 Visual 3D 仿真获得关节力矩, 力矩对体重进行了归一化, 并通过截至频率为 6 Hz 的 Butterworth 低通滤波器进行滤波。步行过程中各关节角度的四元数由 Azure Kinect API 计算得到, 将四元数转化为欧拉角获取每个关节屈伸角度, 并用五阶 Butterworth 低通滤波器(截止频率 6 Hz)进行滤波。

在数据的同步上, 将来自光学运动捕捉系统和深度相机的数据转换到同一坐标系后, 通过步行中关节坐标的峰值手动同步。其中, 各个坐标系的转换矩阵通过 1 个格子边长为 15 mm 的 12×9 棋盘格标定板来确定。将 4 个光学标记点放置在棋盘格的 4 个角点, Vicon 系统可以确定这 4 个点的空间坐标。根据 4 个点的坐标确定棋盘格平面, 得到棋盘格中每个角点在光学运动捕捉系统坐标系下的空间坐标。

Vicon 系统中的光学标记点在 Azure Kinect 深度图中表现为噪点不会对角点定位造成影响, 通过 OpenCV 库获取在深度相机 2D 彩色图像中棋盘格角点位置即角点的像素坐标, 再利用 Azure Kinect SDK 提供的映射器函数, 从深度图中获取 4 个棋盘格角点在深度相机坐标系下的空间坐标。根据 4 个点的坐标, 确定深度相机坐标系中的棋盘格平面以及各角点的坐标。确定两个坐标系中的棋盘格平面后, 通过奇异值分解的方式计算两个坐标系之间的转换关系^[16], 从而对齐两个坐标系(见图 2)。

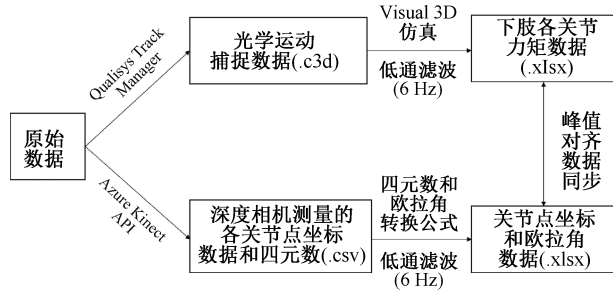


图 2 数据处理流程

Fig. 2 Flow of data processing

1.3 神经网络选择和输入参数确定

考虑到步态是一种时间序列, 其动力学分析中

包含非线性的动力学模型, 以及样本数量较少, 本文采用适合拟合非线性模型的 ANN 和能够挖掘数据中的时序信息和语言信息的循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)估计关节力矩。其中, RNN 模型在时间序列较长时会产生梯度弥散, 故选择能解决这一问题的 LSTM 网络。

神经网络输入参数根据动力学模型确定。Fujimoto 等^[18]提到了一种双足机器人的动力学模型(见图 3), 可以根据运动学参数和 GRF 较好计算关节力矩, 其方程如下:

$$\begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} \\ H_{31} & H_{32} & H_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{p}_0 \\ \ddot{q}_0 \\ \ddot{q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ B_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \tau \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} I_3 & 0 \\ [x_R \times] I_3 \\ J_{R_1}^T & J_{R_2}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_R \\ N_R \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} I_3 & 0 \\ [x_L \times] I_3 \\ J_{L_1}^T & J_{L_2}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F_L \\ N_L \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: \ddot{p}_0 为全局坐标系原点指向机器人坐标系原点的向量; \ddot{q}_0 为机器人基座绕 3 个坐标轴旋转的角度; \ddot{q} 为下肢 6 个关节的关节角度构成的向量; τ 为 6 个关节力矩构成的向量; F_R 和 F_L 分别为作用于右脚和左脚的 GRF; N_R 和 N_L 分别为 GRF 作用于右脚和左脚形成的力矩; H 和 B 分别为惯性矩阵和非线性项矩阵; J_R 和 J_L 分别为将右脚和左脚的 GRF 和力矩转化为相应关节力矩贡献的雅克比矩阵; x_R 和 x_L 分别为从机器人坐标系原点到右脚和左脚的向量。

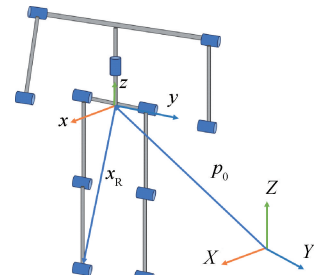


图 3 双足机器人动力学模型

Fig. 3 Bipedal robot dynamics model

在人体步态分析中, 模型中的机器人坐标系原点视为骨盆中心, 机器人基座为骨盆, 全局坐标系为深度相机坐标系。由于步态主要是矢状面内的运动, 计算关节力矩的公式可以简化, 提取式(1)中最后一行计算关节力矩得到:

$$\mathbf{H}_3 \begin{bmatrix} \ddot{p}_{x_0} \\ \ddot{p}_{z_0} \\ \ddot{q}_{y_0} \\ \ddot{q} \end{bmatrix} + \mathbf{B}_3 = \boldsymbol{\tau} + \mathbf{K}_R \begin{bmatrix} f_x \\ f_z \\ n_y \end{bmatrix}_R + \mathbf{K}_L \begin{bmatrix} f_x \\ f_z \\ n_y \end{bmatrix}_L \quad (2)$$

式中: $\mathbf{H}_3, \mathbf{B}_3, \mathbf{K}_R, \mathbf{K}_L$ 表示式(1)最后一行计算时对应矩阵的合并, 由于只考虑矢状面的运动, \mathbf{p}_0 和 \mathbf{f} (GRF) 只考虑 x 和 z 轴方向, 力矩 \mathbf{N} 和欧拉角 \mathbf{q} 只考虑 y 轴方向, 方程左侧为估计关节力矩所需的运动学参数。此外, 根据已有研究, 下肢关节力矩与人步行的速度有关^[19]。因此, 将 $\dot{p}_{x_0}, \dot{p}_{z_0}, \dot{q}_{y_0}$ 和 \dot{q} 加入神经网络的输入参数中。同时, 步行过程是一个时间序列, 步行过程中各关节角度和相对位置决定了该时刻在 1 个完整步态中所处的位置, 对预测 1 个完整步态中的各个时刻关节力矩有一定帮助。因此, 将 $p_{x_0}, p_{z_0}, q_{y_0}$ 和 \mathbf{q} 加入神经网络的输入参数中。考虑到年龄和性别可能也会对下肢关节力矩有一定影响, 计算各个关节力矩和年龄性别的相关系数。结果显示, 相关系数均小于 0.1, 推测是受试者较少同时年龄相近导致。因此, 本文没有将年龄和性别作为神经网络的输入参数。最终确定神经网络的输入变量, 一共包含 27 个输入参数(见表 1)。

表 1 神经网络输入参数

Tab. 1 Neural network input parameters

变量	变量含义
p_{x_0}/mm	骨盆中心在深度相机坐标系中 x 轴方向坐标
$\dot{p}_{x_0}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	骨盆中心在深度相机坐标系中沿 x 轴方向速度
$\ddot{p}_{x_0}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	骨盆中心在深度相机坐标系中沿 x 轴方向加速度
p_{z_0}/mm	骨盆中心在深度相机坐标系中 z 轴方向坐标
$\dot{p}_{z_0}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	骨盆中心在深度相机坐标系中沿 z 轴方向速度
$\ddot{p}_{z_0}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	骨盆中心在深度相机坐标系中沿 z 轴方向加速度
$q_{y_0}/(^{\circ})$	骨盆绕 y 轴旋转角度
$\dot{q}_{y_0}/[^{\circ}\cdot\text{s}^{-1}]$	骨盆绕 y 轴旋转角速度
$\ddot{q}_{y_0}/[^{\circ}\cdot\text{s}^{-2}]$	骨盆绕 y 轴旋转角加速度
$q/(^{\circ})$	下肢六关节绕 y 轴旋转角度
$\dot{q}/[^{\circ}\cdot\text{s}^{-1}]$	下肢六关节绕 y 轴旋转角速度
$\ddot{q}/[^{\circ}\cdot\text{s}^{-2}]$	下肢六关节绕 y 轴旋转角加速度

注: 下肢六关节分别为左右踝、膝、髌关节。

1.4 ANN 关节力矩估计

ANN 由大量的节点之间相互连接构成, 其中每个节点代表一种输出函数, 两个节点间的连接代表通过该连接信号的权值。本文利用 Pytorch 深度学习框架建立了 1 个 ANN 模型, 该模型由两个隐藏层构成, 第 1 个隐藏层包含 15 个隐藏层节点, 第 2 个隐藏层包含 8 个隐藏层节点, 该结构参考了已有研究中神经网络结构^[11] 和根据估计误差进行优化的结果。激活函数设置为线性整流函数 (rectified linear unit, Relu), 防止训练过程中出现梯度消失的现象。学习率设置为 0.001, 单个样本中帧数为 50 帧, 一共训练 2 000 轮, 批尺寸为 100。如果在 50 轮训练中验证集精度没有提升则停止训练, 防止神经网络出现过拟合。优化器设置为 Adam, 损失函数为 MSELoss。构建好神经网络后, 由于光学运动捕捉的部分数据存在标记点轨迹缺失较多的情况, 影响动力学分析的质量, 故选取 15 人的数据作为数据集, 每人包含 5 组步态数据。其中, 训练集占比 80%, 验证集占比 10%, 测试集占比 10%。

1.5 LSTM 关节力矩估计

LSTM 模型在每个时间步 t 的隐藏状态或记忆状态, 是 LSTM 模型的细胞状态, 也被称为长期记忆, 用于存储和传递序列中的长期信息(见图 4)。则:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [c_{t-1}, h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [c_{t-1}, h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [c_t, h_t, x_t] + b_o) \quad (5)$$

式中: f_t, i_t, o_t 分别表示遗忘门、输入门和输出门; W 为不同门的权重; b 为不同门的偏置值。

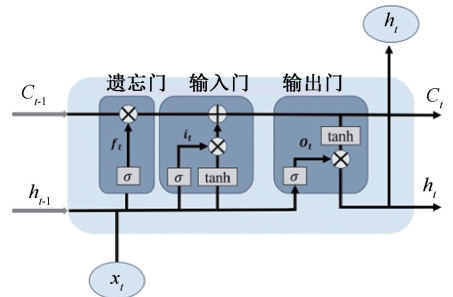


图 4 LSTM 结构示意图

Fig. 4 Diagram of LSTM structure

实验中采用两层隐藏层的 LSTM 模型对关节力矩进行估计, 每一层包含 128 个隐藏层节点, 在时间

上选取前 20 帧的运动学数据来估计后一帧的关节力矩, Dropout 的概率设置为 0.3, 批尺寸、训练轮数、学习率、优化器、损失函数和数据集与 ANN 的设置相同。

2 结果

模型预测效果评价参数包含皮尔逊相关系数 (r)、均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和相对均方根误差 (relative root mean square error, rRMSE)。其中, 皮尔逊相关系数的相关阈值定义为差 ($r < 0.4$)、中等 ($r = 0.40 \sim 0.74$) 和优秀 ($r \geq 0.75$)^[20]; RMSE 和 rRMSE 的计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N (y_{\text{predicted}}(i) - y_{\text{label}}(i))^2 \right)} \quad (6)$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\left(\max_{1 \leq i \leq N} y_{\text{label}}(i) - \min_{1 \leq i \leq N} y_{\text{label}}(i) \right)} \quad (7)$$

式中: N 为采样点数量; i 为采样点序号; $y_{\text{predicted}}$ 为神经网络的预测值; y_{label} 为神经网络的标签即 Visual 3D 仿真的结果。

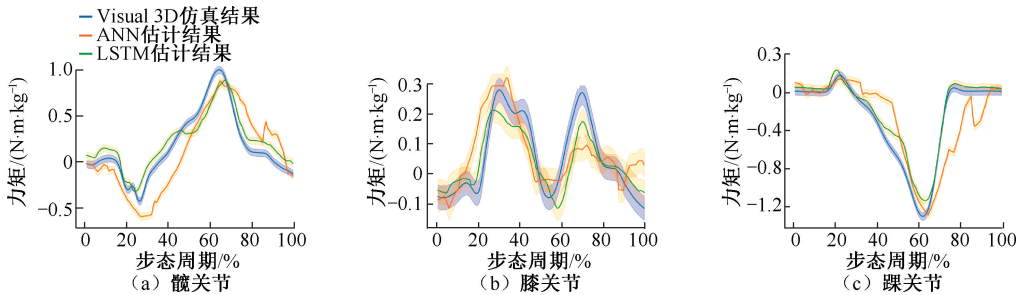


图5 ANN 和 LSTM 右下肢关节力矩估计结果

Fig. 5 Results of right lower limb joint torque estimated by ANN and LSTM (a) Hip Torque, (b) Knee Torque, (c) Ankle Torque

3 讨论

本文提出了基于深度相机采集的人体运动学数据和神经网络的下肢关节屈伸力矩估计方法, 对比 ANN 和 LSTM 模型的估计效果。结果表明, LSTM 具有更好的效果, 这可能是由于样本数量较少, ANN 未能很好拟合出模型。LSTM 在估计髋、膝和踝关节力矩时, rRMSE 分别为 8.53% ~ 11.18%、14.32% ~ 18.78% 和 6.51% ~ 10.83%, 具有一定的可行性。

在已有的利用深度相机估计人体下肢关节力

矩的研究中, Pipic 等^[21]通过 Azure Kinect 深度相机和 AnyBody 人体肌肉骨骼模型结合的方式计算 GRF 和关节力矩; 该研究计算得到的髋、膝和踝关节平均 rRMSE 分别为 11.60%、13.30% 和 6.70%, 最大 rRMSE 分别达到 31.9%、38.8% 和 18.6%。该方法的优势在于可以针对每个人建立模型, 且不受步态类型的影响, 同时 AnyBody 软件中可以计算各种步态下的关节力矩。本文提出的方法在直线行走步态时下肢屈伸关节力矩估计精度要高于 Pipic 等^[21]研究, 推测原因如下: ① LSTM 模型很适合处理时间序列相关问题, 利用前 20 帧的数据可以确定

表2 ANN 和 LSTM 关节力矩估计精度

Tab. 2 Accuracy of ANN and LSTM for estimating joint torque

模型	估计关节	RMSE/ [(N·m)·kg ⁻¹]	rRMSE/%	r
ANN	髋	0.2043~0.2632	15.87~17.32	0.81~0.85
	膝	0.0823~0.1123	18.36~25.34	0.69~0.74
	踝	0.2158~0.2715	14.11~16.82	0.76~0.82
LSTM	髋	0.1023~0.1432	8.53~12.18	0.89~0.95
	膝	0.0617~0.0936	14.32~18.78	0.85~0.91
	踝	0.0763~0.1125	6.51~11.83	0.90~0.97

矩的研究中, Pipic 等^[21]通过 Azure Kinect 深度相机和 AnyBody 人体肌肉骨骼模型结合的方式计算 GRF 和关节力矩; 该研究计算得到的髋、膝和踝关节平均 rRMSE 分别为 11.60%、13.30% 和 6.70%, 最大 rRMSE 分别达到 31.9%、38.8% 和 18.6%。该方法的优势在于可以针对每个人建立模型, 且不受步态类型的影响, 同时 AnyBody 软件中可以计算各种步态下的关节力矩。本文提出的方法在直线行走步态时下肢屈伸关节力矩估计精度要高于 Pipic 等^[21]研究, 推测原因如下: ① LSTM 模型很适合处理时间序列相关问题, 利用前 20 帧的数据可以确定

该时间步处于1个完整步态的什么阶段,从而更好估计该时间的关节力矩;②神经网络的输入参数选择合理,根据动力学模型确定;③建立肌肉骨骼模型有很多参数需要确定,这些可能造成一定的误差;神经网络通过真实值和预测值之间的误差来反向更新网络的权重参数,在一定程度上避免了这一问题。

本文中提到的方案也存在一定的局限性:①与利用光学运动捕捉和神经网络估计下肢关节力矩的研究^[11]对比,精度仍差距较大,这可能是由深度相机对下肢关节角度的测量误差^[22-23]、样本数量较少和神经网络结构仍有优化空间等原因导致。在样本数量充足的情况下,使用一维卷积的卷积神经网络或者将卷积神经网络和LSTM结合可能有更好的结果^[24]。②目前只是在直线行走步态上取得了较好的精度,还需要增加不同步态(如转弯、变步长行走和非对称行走等步态)的训练数据,提升神经网络的泛化能力。③由于受试者局限性,只选择了年龄19~21岁健康人群,在面对不同年龄段或者有疾病的人群时神经网络模型的泛化能力可能会较差,需要采集更多不同人群的数据来解决该问题。

4 结论

本文提出了一种无接触关节力矩估计方法,基于深度相机和神经网络实现下肢屈伸关节力矩的估计。相较于光学运动捕捉和测力板,该方案中设备的便携和低成本的特点使其适用场景更为广泛。实验结果表明,LSTM模型相比于ANN模型具有更好的估计精度,其估算下肢力矩的精度也超过了现有的研究。该方法可以为实验室外估计关节力矩带来便利,潜在的应用领域包括远程医疗中估计下肢关节力矩辅助医生判断病人康复状态和估计外骨骼需要施加的力矩来辅助外骨骼的设计。

利益冲突声明:无。

作者贡献说明:高飞负责研究设计、数据分析与论文撰写;王正陶协助数据采集及论文修改;王冬梅、于随然负责研究指导及论文修改。

参考文献:

[1] 魏晋兵,戴魁戎. 人体步态的动力学分析及其应用意义[J]. 医用生物力学, 1992, 7(3): 152-156.

WEI JB, DAI KR. Dynamic analysis of human gait and its application [J]. *J Med Biomech*, 1992, 7(3): 152-156.

[2] 彭哲勋,钟运健,刘昌昊,等. 偏瘫患者上下楼梯时下肢关节力矩及做功的动力学分析[J]. 医用生物力学, 2021, 36(S1): 384.

[3] STEINER ME, SIMON SR, PISCIOTTA JC. Early changes in gait and maximum knee torque following knee arthroplasty [J]. *Clin Orthop Relat Res*, 1989(238): 174-182.

[4] FROSSARD L, CHEZE L, DUMAS R. Dynamic input to determine hip joint moments, power and work on the prosthetic limb of transfemoral amputees: Ground reaction vs knee reaction [J]. *Prosthet Orthot Int* 2011, 35(2): 140-149.

[5] SHIH CL, GRUVER WA, LEE TT. Inverse kinematics and inverse dynamics for control of a biped walking machine [J]. *J Robot Syst*, 1993, 10(4): 531-555.

[6] WINTER DA. Human balance and posture control during standing and walking [J]. *Gait Posture*, 1995, 3(4): 193-214.

[7] GUI K, LIU H, ZHANG D. A practical and adaptive method to achieve EMG-based torque estimation for a robotic exoskeleton [J]. *IEEE ASME Trans Mechatron*, 2019, 24(2): 483-494.

[8] YU J, ZHANG S, WANG A, et al. Human gait analysis based on OpenSim [C]//Proceedings of 2020 International Conference on Advanced Mechatronic Systems (ICAMEchS). Hanoi: IEEE, 2020: 278-281.

[9] DIRANEYYA MM, RYU JH, ABDEL-RAHMAN E, et al. Inertial motion capture-based whole-body inverse dynamics [J]. *Sensors*, 2021, 21(21): 7353.

[10] MUNDT M, KOEPEPE A, DAVID S, et al. Prediction of ground reaction force and joint moments based on optical motion capture data during gait [J]. *Med Eng Phys*, 2020 (86): 29-34.

[11] DINOVIETZ H, SHUSHTARI M, ARAMI A. Accurate real-time joint torque estimation for dynamic prediction of human locomotion [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2023, 70(8): 2289-2297.

[12] JOHNSON WR, MIAN A, ROBINSON MA, et al. Multidimensional ground reaction forces and moments from wearable sensor accelerations via deep learning [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2020, 68(1): 289-297.

[13] 王鑫鑫,谈天, PETER B. SHULL. 基于惯性传感网络的穿戴式步行膝关节力矩估计 [J]. 医用生物力学, 2022, 37(1): 73-78.

WANG DX, TAN T, SHULL PB. Knee joint moment estimation during walking via wearable inertial sensor network [J]. *J Med Biomech*, 2022, 37(1): 73-78.

[14] LANGMANN B, HARTMANN K, LOFFELD O. Depth

- camera technology comparison and performance evaluation [C]//Proceedings of the 1st International Conference on Pattern Recognition Application and Methods. Vilamoura: ICPRAM, 2012: 438-444.
- [15] WU G, SIEGLER S, ALLARD P, *et al.* ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion—part I: Ankle, hip, and spine[J]. *J Biomech*, 2002, 35(4): 543-548.
- [16] SORKINE-HORNUNG O, RABINOVICH M. Least-squares rigid motion using SVD [J]. *Computing*, 2017, 1(1): 1-5.
- [17] TANG H, TAN KC, YI Z. Neural networks: Computational models and applications[M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2007.
- [18] FUJIMOTO Y, OBATA S, KAWAMURA A. Robust biped walking with active interaction control between foot and ground [C]//Proceedings of 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Leuven: IEEE, 1998: 2030-2035.
- [19] FRIGO C, CRENNNA P, JENSEN L M. Moment-angle relationship at lower limb joints during human walking at different velocities [J]. *J Electromyogr Kinesiol*, 1996, 6(3): 177-190.
- [20] CLARK RA, BOWER KJ, MENTIPLAY BF, *et al.* Concurrent validity of the Microsoft Kinect for assessment of spatiotemporal gait variables [J]. *J Biomech*, 2013, 46(15): 2722-2725.
- [21] RIPIC Z, KUENZE C, ANDERSEN MS, *et al.* Ground reaction force and joint moment estimation during gait using an Azure Kinect-driven musculoskeletal modeling approach [J]. *Gait Posture*, 2022(95): 49-55.
- [22] YEUNG LF, YANG Z, CHENG KCC, *et al.* Effects of camera viewing angles on tracking kinematic gait patterns using Azure Kinect, Kinect v2 and Orbbec Astra Pro v2 [J]. *Gait Posture*, 2021(87): 19-26.
- [23] ALBERT J A, OWOLABI V, GEBEL A, *et al.* Evaluation of the pose tracking performance of the azure kinect and kinect v2 for gait analysis in comparison with a gold standard: A pilot study [J]. *Sensors*, 2020, 20(18): 5104.
- [24] SHI Z, HU Y, MO G, *et al.* Attention-based CNN-LSTM and XGBoost hybrid model for stock prediction [J/OL]. arXiv: 2204.02623, 2022, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.02623>.