

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2024.06.014

医学信号处理与医学仪器

人体爬行运动信号检测与处理的研究进展

莫杰义¹, 刘苑², 万金亮¹, 谌颖¹, 熊启亮¹

1. 南昌航空大学测试与光电工程学院, 江西 南昌 330063; 2. 重庆医科大学附属儿童医院康复科, 重庆 400044

【摘要】爬行是幼儿粗大运动发育的重要标志,同时也是运动障碍患者重要的康复训练手段,准确评价人体爬行运动状态对于了解幼儿粗大运动发育进程以及运动障碍患者康复疗效等具有重要的临床应用价值。因此,近年来许多研究尝试通过检测分析人体爬行过程中的运动生理信号来实现对爬行状态的量化评价,但目前缺乏针对人体爬行运动信号检测与处理的整理工作,本文对相关研究进行系统综述。首先,从惯性传感器、压力传感器、表面肌电等角度介绍目前面向人体爬行运动信号检测的主流方法;然后,依次介绍针对人体爬行运动信号进行周期分割、运动学分析、动力学分析等内容,其中立足于运动协同理论,详细总结人体爬行运动过程中关节协同运动、肌肉协同收缩方面的研究进展;最后,对当前人体爬行运动分析存在的问题和未来的发展方向进行讨论及展望。

【关键词】爬行运动;传感器;信号处理;运动学;动力学;综述

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)06-0754-07

Review on signal detection and processing of human crawling

MO Jieyi¹, LIU Yuan², WAN Jinliang¹, CHEN Ying¹, XIONG Qiliang¹

1. School of Testing and Optoelectronic Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China; 2. Department of Rehabilitation, Children's Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400044, China

Abstract: Crawling is a significant sign of gross motor development in infants, and also an important means of rehabilitation training for patients with motor disorders. The accurate measurement of the motion state during human crawling is essential for evaluating the gross motor developmental process in infants and the rehabilitation outcome of patients with motor disorders. In recent years, many studies have attempted to quantitatively evaluate the motion state by detecting physiological signals during human crawling, but there is a lack of overview on human crawling motion signal acquisition and processing. Herein the detection and processing methods for motion signals during human crawling and relevant researches are reviewed. The mainstream methods for detecting motion signals during human crawling are introduced from the perspectives of inertial sensors, pressure sensors, and surface electromyography. Then, the signal processing and analysis such as periodic segmentation, kinematic analysis, and dynamic analysis in human crawling are summarized. Based on the theory of motion coordination, the research advances in joint synergy and muscle synergy during human crawling are elaborated. Finally, the current problems and future development directions of motion analysis for human crawling are discussed.

Keywords: crawling; sensor; signal processing; kinematics; dynamics; review

前言

爬行是婴幼儿运动发育过程中的重要标志。典型的爬行运动是躯体呈俯卧位,四肢以手掌和膝盖

【收稿日期】2023-12-11

【基金项目】国家自然科学基金(32000979);江西省自然科学基金(20232BAB206134);南昌航空大学博士启动金(EA202208059)

【作者简介】莫杰义,硕士,研究方向:信号处理与智能分析,E-mail:1005362980@qq.com

【通信作者】熊启亮,博士,副教授,研究方向:生物医学信号检测与处理、运动康复,E-mail:70898@nchu.edu.cn

为支点撑起躯体,肢体骨骼肌在神经系统调控下进行有序收缩产生肌肉力量,从而带动上下肢关节节律性屈伸,驱使躯体向前移动(即手膝爬行)。除此以外,爬行运动还包括腹式爬行、手足爬行、跪式爬行等多种非典型爬行姿势^[1]。有研究已经证实婴幼儿爬行运动频率和爬行时间的增加有助于其运动系统的发育,尤其对于直立行走能力的获得具有非常积极的作用^[2],而婴幼儿阶段缺乏足够的爬行锻炼甚至有可能导致异常步态模式的出现^[3];除了在运动发育方面的积极作用以外,爬行运动还能够促进婴幼儿空间记忆以及情绪管理等能力的提高^[4-6]。另一

方面,对于因大脑损伤导致的运动障碍患者,爬行常作为其运动康复的重要训练手段,例如爬行已经被证实能够有效促进运动发育迟缓婴幼儿大脑功能的发育,同时对于小脑运动稳定性的提高也具有积极作用^[7]。由于爬行运动是一种涉及四肢交替动作的粗大运动行为,重复性的爬行训练能够有效提高运动障碍患者的肢体协调能力^[8]。同时,长期的爬行训练能够对患者的神经肌肉系统产生刺激作用,进而激发其神经肌肉功能的恢复与重建,最终提高运动康复的疗效^[9]。爬行运动无论是对于正常运动功能的发育还是运动功能损伤的康复都具有非常重要的作用。

考虑到爬行运动在运动发育以及康复训练中的重要性,近年来,研究人员希望通过检测人体爬行过程中的运动生理信号特征来实现对爬行运动行为的量化描述,进而达到客观、定量评价婴幼儿运动发育状态以及患者运动功能损伤程度的目的。本文基于该思路对人体爬行运动信号检测与处理的研究现状进行综述,并对当前研究中存在的一些问题及未来可能的研究方向进行讨论。

1 爬行运动信号的检测

四肢节律性的交替活动是爬行运动最显著的动作特点,整个运动过程中伴随着躯体位移、速度、关节角度、肌肉收缩活动等多种可以被监测的运动生理信号的变化,而这些生理信号也是爬行运动信息获取的主要来源,下面将从惯性传感器、压力传感器、运动捕捉系统以及表面肌电4个方面对爬行运动信号的检测进行介绍。

1.1 基于惯性传感器的爬行运动信号检测

惯性传感器是一种集合加速度计和陀螺仪的传感器,利用它能够实现对目标物体运动加速度、位移以及角度等运动信息的采集,由于其价格低廉、功能完善,因此常被用于运动目标的检测。例如,利用惯性传感器作为跌倒检测的前端采集装置可以很好地反映躯体的倾斜和跌倒行为^[10]。在人体爬行运动检测中, Ma等^[11]利用惯性传感器在实验室环境内采集健康成人手膝爬行过程中躯干和四肢的运动加速度数据,并且利用加速度信号分析成人爬行运动中的躯体稳定性、复杂性以及肢体间运动协调模式的选择等问题。另一方面,为了解决在户外环境下进行爬行数据采集的问题, Vitali等^[12]基于惯性传感器设计一款可以在室外进行爬行数据采集的系统,如图1所示。

1.2 基于压力传感器的爬行运动信号检测

压力传感器主要是利用力敏感元器件来实现对



图1 基于惯性传感器的爬行运动数据采集系统
Figure 1 A crawling motion data acquisition system designed based on inertial sensors

某个特定测量位置压力信号的采集。目前临床诊断与评估中普遍采用的足底压力测试系统,其工作原理就是将压力传感器嵌入到鞋垫或者三维(3D)测力平台等装备中,采集受试者足底压力信号,通过分析信号的变化可以获得步行过程中足底压力分布、支撑相、摆动相等特征参数,进而实现对异常步态的诊断和评估^[13]。在人体爬行运动检测中,通常会利用压力传感器采集爬行过程中四肢与地面接触位置的压力变化情况,例如,孙彦秋^[14]利用佩戴于受试者手掌心的压力传感器来收集其手掌与地面的压力数据,进而利用压力信号周期性的变化来实现爬行周期的划分。Yoza等^[15]则是让婴幼儿受试者直接在嵌有多个单点式压力传感器的爬行垫上进行爬行,从而收集其爬行过程中上下肢与地面接触时的压力信号。

1.3 基于运动捕捉系统的爬行运动信号检测

近年来随着图像处理技术的快速发展,基于视频的3D运动捕捉技术被广泛应用于人体运动分析中。该技术的基本原理是利用多个摄像机对贴附于目标物体上的荧光标记物(marker)的空间运动轨迹进行记录,利用记录到的marker数据对人体进行3D建模,从而获得人体运动过程中的运动速度、关节活动角度等运动学参数^[16]。在人体爬行运动检测中, Freedland等早在上世纪90年代就曾经利用视频记录的方式对婴幼儿手膝爬行过程中肢体间的配合运动方式进行主观性描述。在此基础上, Patrick等^[17]借助3D视频捕捉系统进一步明确婴幼儿爬行过程中普遍采用对侧同步的肢体配合方式。Maclellan等^[17-18]则利用3D运动捕捉系统发现人类爬行过程中除对侧式以外还存在同侧式等其他肢体配合方式,并且证明人类爬行的肢体配合模式与猫和猴子等动物爬行行为具有相似性。

1.4 基于表面肌电的爬行运动信号检测

人体运动过程中肌肉活动产生的电信号(即肌电信号)中蕴含着丰富的肌肉激活和神经调控信息,因此常被用于评价肌肉功能和躯体运动能力。而表面肌电测量技术则是目前常用的一种无创式肌电信号采集方式,它主要利用贴附于肌肉表面的电极片来实现对传递至体表的肌电信号的采集。例如,Xiong等^[19-20]利用表面肌电采集系统收集婴幼儿手膝爬行过程中四肢肱三头肌、肱二头肌、股四头肌以及腓绳肌的表面肌电信号,通过对上述肌肉表面肌电信号的分析探究肢体发育以及运动功能损伤对爬行过程中躯体肌肉收缩活动的影响。因此,利用表面肌电测量技术能够有效监测人体爬行运动过程中躯干及四肢肌肉的活动情况^[21]。为了获得更加全面的爬行运动生理信息,许多人体爬行运动检测研究中会将上述多种运动生理信息的检测手段进行联合使用。例如,图2展示在爬行运动检测中同步使用3D运动捕捉和表面肌电采集^[20]。类似的,李亮亮等^[22]则提出一种基于压力、惯性传感器和表面肌电传感器的爬行运动数据采集方案。

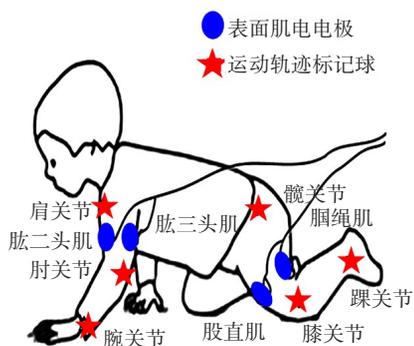


图2 基于表面肌电和3D运动捕捉的爬行运动采集方案
Figure 2 Acquisition scheme based on surface EMG and 3D motion capture for human crawling analysis

2 爬行运动信号处理与分析

2.1 爬行周期分割

在进行人体运动模式分析或运动特征提取之前,通常会对采集到的运动生理数据进行数据分割处理。因为爬行运动数据通常在持续运动过程中进行采集,这意味着收集到的运动数据时间跨度较长,为了对某一特定时间内的运动行为进行分析,往往需要根据某些预先定义的数据分割规则将运动数据划分为若干数据段。在人体步行或爬行等重复而周期性运动的分析中,按照运动周期进行数据分割是最常用的一种数据分割规则。一个完整运动周期的

定义是:运动过程中肢体到达某一个特定位置至下一次到达该位置的时间间隔。例如,临床3D步态分析中对于步行周期的划分普遍利用脚后跟(heel strike)的周期性运动作为划分依据,即连续两次脚后跟着地时刻之间的时间间隔定义为一个步态周期^[23]。对于爬行运动而言,其爬行周期的检测则大多以上肢手掌周期性变化作为判断依据,而具体的判断标准和检测算法在不同研究团队之间可能有所差异,例如李亮亮等^[22]是利用同步采集的左手掌压力信号作为判断依据;Righetti等^[24]则是利用左侧腕关节垂直方向上速度的平方作为周期分割依据。

2.2 运动学分析

早期人们对于人体爬行的检测与分析主要集中在运动学表现上,尤其好奇包括人类婴幼儿在内的四肢行走动物在爬行过程中肢体间是如何协调配合的问题。针对这一问题,研究人员通过分析人类爬行运动的视频影像发现人体爬行过程中四肢之间存在多种不同的协调运动模式^[25]。但是对于这种肢体间协调运动模式缺乏明确的定义和具体的量化方式。1965年,Hildebrand^[26]在分析马的四肢运动中曾经首次提出利用“前脚的步长与后部同侧步长的百分比”来定义肢体间协调运动模式。在此基础上,研究人员提出利用同侧手臂和腿之间的相位延迟[同侧相位滞后(IPL)]来量化爬行运动中肢体间的协调运动模式^[1,27],如式(1)所示:

$$IPL = \left(\frac{b}{a} \right) \times 100\% \quad (1)$$

其中, b 表示左侧下肢支撑相开始至下一个支撑相开始之间的时间间隔(即完整一个爬行周期时间), a 表示左侧下肢支撑相开始时刻与同侧上肢支撑相开始时刻之间的时间间隔。IPL与爬行时不同肢体协调运动模式的对应关系如图3所示。

Courtine等^[27]则将IPL进一步延伸到非人类灵长类动物的四肢运动分析中,通过对比人类婴幼儿、成人以及灵长类动物爬行过程中的IPL发现:灵长类动物爬行过程中具有与人类相似的对角肢体协同运动模式。Righetti等^[24]通过对比婴幼儿手膝爬行与四足哺乳动物爬行过程中肢体间协调运动模式也证明了类似的结论。于此同时,Getchell等^[28]发现这种肢体间协调运动模式会受到诸如爬行速度、下肢长度,甚至是爬行地面倾斜角度等因素的影响。另一方面,MacIellan等^[17]安排受试者在跑步机上进行手足爬行,在改变跑步机速度的前提下观察爬行中肢体间协调运动模式是否发生变化,研究发现即便跑步机的速度与爬行速度出现冲突的时候,受试者爬行过程中上下肢的运动频率依旧能够稳定维持,即并不

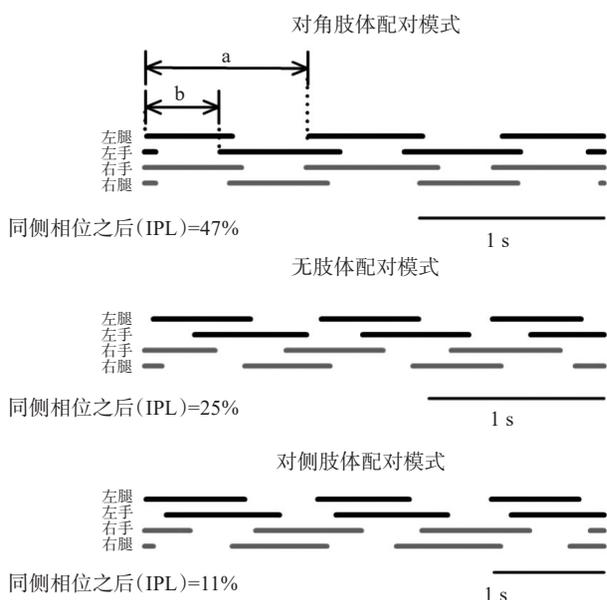


图3 基于IPL区分爬行时不同肢体协调运动模式的示意图

Figure 3 Diagram of distinguishing different coordinated movement patterns of limbs during crawling using IPL

会出现上下肢配合紊乱的问题,这说明人体爬行运动过程中四肢协调运动模式较为稳定。

除了爬行运动中肢体间的协调配合问题以外,运动速度、支撑相/摆动相时长、关节活动角度等其他肢体运动学特征也是人们关注的焦点。Sparrow等^[29]通过分析健康成人爬行过程中的运动学参数发现,爬行速度会对爬行过程中肢体支撑相和摆动相的时长产生显著影响,并且爬行速度和支撑相(或摆动相)时长之间具有以下关系: $y = ax^b$ (其中, a 、 b 分别为一个常数, x 表示爬行速度, y 表示支撑相或者摆动相的时长)。Gallagher等^[30]发现上下肢在爬行过程中的整体运动时长是相同的,但是上肢在运动过程中维持摆动期的时长要小于下肢摆动期的时长,这一研究结果与Webb等^[31]研究结果保持一致。当爬行平面的倾斜角度发生变化时,上下肢之间的同步关系也会随之发生改变^[1]。除此以外,爬行过程中躯体重心高度的变化也会影响爬行过程中的运动学特征,例如,孟欢欢^[32]发现当躯体重心降低时,人体爬行过程中的上肢肩关节和肘关节的活动范围将缩小,而下肢的髌关节、膝关节以及踝关节的活动范围将增加,这意味着爬行过程中躯体重心的降低需要上肢关节具有更好的稳定性,同时也赋予下肢关节更多的灵活性。最近几年,非线性动力学分析方法也被应用于爬行运动学参数的分析中,例如,李亮亮^[33]尝试利用加速度信号样本熵以及李雅普诺夫指数来衡量爬行运动的复杂性。

2.3 动力学分析

从运动行为的动力学角度考虑,产生运动动作

的本质是肌肉收缩产生肌肉力,进而带动关节运动,产生相应的运动行为。出于伦理及安全性方面的考虑,现阶段测量手段仍然难以实现对运动过程中肌肉力学特性的直接测量,解决手段通常是利用建立生物力学模型的方法对肌肉力进行预测。在人体爬行运动检测领域,王宽等^[34]为了探究不同爬行姿势下腰椎的受力情况,基于Opensim仿真软件构建相应的肌骨模型,并利用该模型证明爬行过程中躯体重心的增加会增大腰椎的载荷。但是,人体爬行相关的肌肉活动的生物力学建模研究和进展仍相对较少,而对于爬行肌肉活动的研究更多的还是依赖于表面肌电技术。如前文所述,通过分析表面肌电信号的均方根(RMS)等特征可以了解某块肌肉活动的激活强度等信息,同时,通过分析来自不同肌肉表面肌电信号之间的联系还可以探究肌肉收缩活动之间的协同关系,进而了解其神经肌肉系统的调控策略和功能状态。下面将从单块肌肉激活、主动肌与拮抗肌共激活,以及多块肌肉协同收缩等方面对人体爬行中的表面肌电信号分析进展展开介绍。

2.3.1 单块肌肉收缩 对于人体爬行过程中的肌肉活动,最早受到关注的是单块肌肉的激活情况。相关研究表明,表面肌电信号的功率、RMS和绝对值均值等特征参数均能够很好地反映肌肉活动的激活水平^[35]。利用上述表面肌电参数,研究人员对人体爬行运动中特定肌肉的激活强度进行较为广泛的研究。例如,Gallagher等^[30]在研究局限空间内采用双膝跪地的两点式爬行时发现,这种跪地式爬行状态下大腿肌肉的激活水平显著性高于直立行走时大腿肌肉的激活水平。Maclellan等^[18]通过改变爬行平面的倾斜角度来观察肢体肌肉活动的变化,研究发现,上肢肱三头肌以及三角肌后部等肌肉的激活水平会随着爬行平面倾斜角度的增加而逐渐减小,而下肢腓肠肌、比目鱼肌等肌肉的激活水平则会逐渐增加,该研究结果能够在一定程度上帮助人们理解人类由四足爬行向双足直立行走过渡的进化过程。

另一方面,Maclellan等^[18]通过分析成人爬行过程中单侧上、下肢26块肌肉表面肌电信号的RMS发现:在人体爬行过程中,上肢肌肉的激活水平要明显高于下肢肌肉的激活水平,而下肢足底屈肌的激活水平与直立行走时的肌肉激活水平相比明显降低。同时还发现,健康成人爬行运动中的上肢肱三头肌和三角肌在肢体支撑相期间被激活,下肢股四头肌主要在肢体摆动相期间被激活,该肌肉激活顺序与婴幼儿爬行运动中的研究结果一致^[20,36]。此外,爬行过程中下肢股四头肌和胫骨前肌的激活水平会随着爬行速度的增加而增加。上述结果说明人体爬行运

动中, 上肢肌肉活动主要起到支撑躯干的作用, 而下肢肌肉活动则主要为爬行的前向运动提供动力, 该上下肢肌肉活动的主要功能与非人类灵长类动物的爬行运动行为一致^[27]。此外, 爬行过程中躯体重心的改变也可能影响躯体肌肉激活强度的变化, 例如爬行过程中躯体重心降低时, 上肢三角肌后部、竖脊肌、多裂肌和臀大肌等肌肉的激活强度将会逐渐减弱, 而下肢股二头肌的激活强度将会逐渐增强^[18]。

2.3.2 主动肌与拮抗肌共收缩 人体爬行过程中伴随着上下肢关节的屈曲和伸展, 即主动肌的收缩牵拉使得关节向一个方向进行转动(如屈曲), 而拮抗肌的收缩活动则使关节向相反的方向转动(如伸展)。在这个过程中, 主动肌和拮抗肌的激活状态受到神经系统的支配, 而在神经系统中, 肌肉收缩的根源是神经系统以动作电位的形式将控制指令传递至下运动神经元所支配的肌纤维, 从而引发肌肉收缩。因此, 当主动肌和拮抗肌同时接收到一个动作电位序列时, 就会产生同步收缩^[37], 即主动肌-拮抗肌的共收缩现象^[38]。

对于主动肌与拮抗肌共收缩的分析, 目前普遍利用肌电信号进行量化: 原始肌电信号依次经过滤波、去均值、整流等预处理后, 再利用移动窗平均、低通滤波等方式提取出肌电信号的包络。肌电包络能够有效表征主动肌/拮抗肌收缩活动的激活情况, 而主动肌与拮抗肌之间的共激活现象即可利用两个包络曲线之间的相互关系进行量化, 即共收缩指数。常用的共激活指数计算方法包括: (1) 包络曲线重合区域的面积; (2) 包络曲线乘积的面积^[39]; (3) 包络曲线重合区域的平均值^[40]等。除此以外, 也可以利用肌肉收缩在时序上的比例关系来计算共激活指数^[40-41]。可以看出, 上述共收缩参数计算的本质上是利用主动肌和拮抗肌收缩活动在时间或空间(强度)上的关系比来量化其共激活水平。

基于上述共收缩指数的计算, 研究人员发现人体爬行过程中躯体重心的改变除了会影响单块肌肉激活水平以外, 也会对主动肌与拮抗肌之间的共收缩水平产生影响。其中, 上肢肩关节以及下肢膝关节附近的肌肉共收缩水平会随着躯体重心的降低而升高, 而上肢肘关节和下肢髌关节附近的肌肉共收缩则会随着躯体重心的降低而降低^[42]。但是, 该研究中对于实验对象的爬行速度没有进行严格控制, 因此无法排除爬行速度对上述肌肉共激活水平的影响。

2.3.3 多肌肉协同收缩 人体爬行过程中四肢协调运动的产生需要躯体多块肌肉的共同参与, 中枢神经系统则按照特有的模式“组织”这些肌肉在特定的时

间、按照特定的强度进行收缩(协同收缩)。上述主动肌与拮抗肌共收缩参数只能用于衡量两块肌肉之间的协同收缩活动, 对于人体爬行运动中多块肌肉之间的协同收缩问题, 目前普遍采用的是肌肉协同理论, 即中枢神经系统通过激活某些原始协同模块的方式来实现降低控制冗余的目的。其中协同模块是指一组或一系列维持稳定收缩权重关系的肌肉(或肌群), 而中枢神经系统则按照特定的激活顺序有序调用这些协同模块来实现运动行为的产生^[43]。因此, 在肌肉协同理论中, 多块肌肉表面肌电信号构成的数据矩阵(M)常被分解为来自中枢神经系统的激活系数(C)矩阵和存在于脊髓层面的固有肌肉协同结构(W)矩阵^[44], 如图4所示。

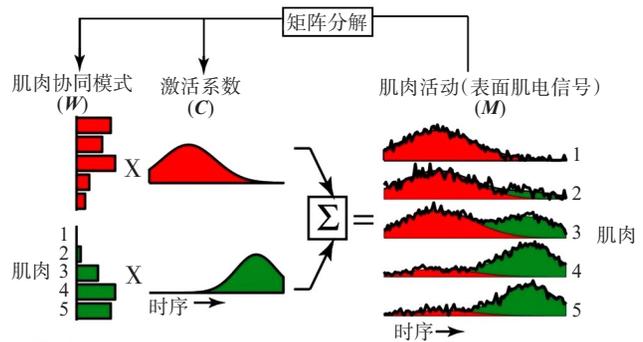


图4 肌肉协同的提取过程示意图

Figure 4 Schematic diagram of the extraction of muscle synergy

目前普遍采用非负矩阵分解(NMF)算法来实现上述矩阵分解的过程, 该方法的最大特点是能够保证分解结果的非负性, 从而赋予分解结果相应的生理意义。该算法的核心思想是将任意大小的非负矩阵 M , 通过循环迭代的方式分解得到两个非负矩阵 W 和 C , 如式(2)所示:

$$V^{m \times t} \cong W^{m \times r} C^{r \times t} \tag{2}$$

其中, 矩阵 V 表示 m 行 t 列的原始矩阵, W 表示经过分解得到的协同矩阵, 其大小为 m 行 r 列(通常情况下 $r < m$), 该矩阵中的每一列表示一组线性组合(分别对应 m 块肌肉的权重)。 C 表示分解得到的系数矩阵, 该矩阵中的每一行则代表与上述线性组合相对应的激活系数。人体爬行中的多肌肉协同收缩参数基本上都是围绕上述肌肉协同结构(W)和激活系数(C)来展开。例如, 陈香教授团队从健康成人手膝爬行过程中四肢多块肌肉的表面肌电信号中提取到肢体内协同模式^[45]以及肢体间肌肉协同模式^[46]。类似的, 健康婴幼儿手膝爬行过程中双侧肱三头肌、肱二头肌、股四头肌以及腓绳肌共8块肌肉的表面肌电信

号中也提取到两种交替出现的肢体间肌肉协同模式^[47]。

3 总结与展望

与日臻成熟和完善的人体步态运动分析相比,人体爬行运动分析研究虽然在近几年已经取得长足的发展,研究结果也在慢慢开始走向临床应用,但是目前仍然存在诸多问题和挑战亟待解决,其中较为突出的问题和挑战包括以下几点:(1)缺乏“自然”爬行状态的运动数据:现阶段人体爬行运动检测普遍采用的惯性传感器、运动捕捉传感器、表面肌电等技术需要将标记物或传感器附着在被采集对象的身体上。对于成人及学龄儿童而言,这种采集方式或许可以被受试者接受,但是对于大脑功能损伤的患儿(例如脑瘫儿)或者婴幼儿来说,受试者往往伴有情绪异常或者无自主情绪控制能力等情况,传感器或者标记物的贴附容易引起受试对象的不适,进而降低其对于数据采集环节的依从性,严重情况下甚至会拒绝佩戴,导致数据采集失败。另一方面,婴幼儿的爬行具有非常显著的自发性和天然性,这一点与成人或学龄儿童在已经具备步行能力前提下进行被动的引导式爬行有所不同。传感器或者标志物的贴附可能会从“物理”和“心理”两个层面阻碍婴幼儿最“自然”的爬行状态。因此,如何在不影响婴幼儿自然爬行状态的前提下获取爬行运动信息将是未来研究中需要解决的关键性问题。(2)缺乏大样本标准化的爬行运动数据库:人体步态研究的样本数据通常成百上千,由于婴幼儿受试者的特殊性,导致多年龄段、大样本采集爬行运动数据难度较大。现阶段爬行研究的样本数少则几个,多则数十个,样本数量的不足会影响研究结果的可信度。并且,在目前的研究中,样本数据多是来自研究人员自行采集的,受试者、爬行速度等要求都参差不齐,导致不同研究团队的实验结果常常无法进行比较。

本文从智能化、远程化、个性化量化评价爬行运动功能的角度出发,大胆预测以下几个方面将成为人体爬行运动检测与分析的未来趋势:(1)与计算机视觉相结合:计算机视觉技术本质上是利用计算机和摄像机代替人眼的功能来实现对目标物体的识别、跟踪和测量,并且不需要在目标物体上放置标记物即可实现肢体运动信息的获取。该技术在步态分析研究领域内已经开展大量研究^[48-49],但是在人体爬行运动检测领域尚处于探索阶段,近期日本科学家首次验证利用计算机视觉技术实现从视频影像中区分不同爬行姿态的可行性,未来的研究重点和难点将是如何从视频影像中提取与运动功能相关的特征

信息^[50]。该技术的运用有望解决婴幼儿等低年龄段受试者自然爬行状态的检测与分析问题。(2)与人工智能相结合:探索人体爬行运动功能评价的智能化将会是未来的一个研究趋势,近几年来,在人体步态分析方面已经有学者尝试将深度学习等机器学习算法应用于步态模式的识别,类似的,可以将爬行运动模式及姿态特征(尤其是病理姿势)的识别转换为智能模式识别的问题,即利用机器学习模型来实现量化分类以及评价异常爬行姿态^[51-53]。

综上所述,随着计算机视觉、人工智能的快速发展与大规模应用,如何将人工智能、大数据等技术融入爬行运动分析的数据获取、特征提取等关键技术环节中将是未来人体爬行运动检测研究的发展趋势和前沿热点。

【参考文献】

- [1] Patrick SK, Noah JA, Yang JF. Interlimb coordination in human crawling reveals similarities in development and neural control with quadrupeds[J]. *J Neurophysiol*, 2009, 101(2): 603-613.
- [2] McEwan MH, Dihoff RE, Brosvic GM. Early infant crawling experience is reflected in later motor skill development[J]. *Percept Mot Skills*, 1991, 72(1): 75-79.
- [3] Crouchman M. The effects of babywalkers on early locomotor development[J]. *Dev Med Child Neurol*, 1986, 28(6): 757-761.
- [4] Herbert J, Gross J, Hayne H. Crawling is associated with more flexible memory retrieval by 9-month-old infants[J]. *Dev Sci*, 2007, 10(2): 183-189.
- [5] Clearfield MW. The role of crawling and walking experience in infant spatial memory[J]. *J Exp Child Psychol*, 2004, 89(3): 214-241.
- [6] Gerhard TM, Schwarzer G. Impact of rotation angle on crawling and non-crawling 9-month-old infants' mental rotation ability[J]. *J Exp Child Psychol*, 2018, 170: 45-56.
- [7] Bell MA, Fox NA. Crawling experience is related to changes in cortical organization during infancy: evidence from EEG coherence [J]. *Dev Psychobiol*, 1996, 29(7): 551-561.
- [8] 孟欢欢,黄浩浩,赵煥彬. 爬行训练在运动功能受损患者中的研究进展[C]//第十八届全国运动生物力学学术交流大会(CABS 2016)论文集. 中国浙江宁波: 中国体育科学学会运动生物力学分会, 2016: 80.
Meng HH, Huang HJ, Zhao HB. Research progress of crawling training in patients with impaired motor function [C]//The 18th National Conference on Sports Biomechanics Academic Exchange (CABS 2016). Ningbo, Zhejiang, China: Sports Biomechanics Branch of China Sports Science Society, 2016: 80.
- [9] 易龙,张利芳. 爬行训练对脑卒中患者偏瘫下肢功能的影响[J]. *中国实用医药*, 2013, 8(22): 261-262.
Yi L, Zhang LF. The effect of crawling training on lower limb function in stroke patients with hemiplegia[J]. *China Practical Medicine*, 2013, 8(22): 261-262.
- [10] 韩召. 基于惯性传感器的跌倒检测技术研究进展[J]. *农家参谋*, 2018(18): 235.
Han Z. Research progress of fall detection technology based on inertial sensor[J]. *The Farmers Consultant*, 2018(18): 235.
- [11] Ma SL, Chen X, Cao S, et al. Investigation on inter-limb coordination and motion stability, intensity and complexity of trunk and limbs during hands-knees crawling in human adults[J]. *Sensors (Basel)*, 2017, 17(4): 692.
- [12] Vitali RV, Cain SM, Davidson SP, et al. Human crawling performance and technique revealed by inertial measurement units[J]. *J Biomech*, 2019, 84: 121-128.
- [13] Nandikolla VK, Bochen R, Meza S, et al. Experimental gait analysis to study stress distribution of the human foot[J]. *J Med Eng*, 2017, 2017: 3432074.

- [14] 孙彦秋. 婴幼儿膝爬上下肢运动学特征分析[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
Sun YQ. Analysis of the limb moving feature for infants knee climbing [D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.
- [15] Yozu A, Haga N, Tojima M, et al. Vertical peak ground force in human infant crawling[J]. *Gait Posture*, 2013, 37(2): 293-295.
- [16] Yahya M, Shah JA, Kadir KA, et al. Motion capture sensing techniques used in human upper limb motion: a review[J]. *Sens Rev*, 2019, 39(4): 504-511.
- [17] Maclellan MJ, Ivanenko YP, Catavittello G, et al. Coupling of upper and lower limb pattern generators during human crawling at different arm/leg speed combinations[J]. *Exp Brain Res*, 2013, 225(2): 217-225.
- [18] Maclellan MJ, Ivanenko YP, Cappellini G, et al. Features of hand-foot crawling behavior in human adults[J]. *J Neurophysiol*, 2012, 107(1): 114-125.
- [19] Xiong QL, Hou WS, Xiao N, et al. Motor skill development alters kinematics and co-activation between flexors and extensors of limbs in human infant crawling[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2018, 26(4): 780-787.
- [20] Xiong QL, Wu XY, Yao J, et al. Inter-limb muscle synergy of hands-and-knees crawling in typical developing infants and infants with developmental delay[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2018, 2018: 4697-4700.
- [21] 王迎霞, 赵焕彬, 刘丽新. 手足爬、手膝跪爬和匍匐爬行动作的表面肌电研究[C]//第二十届全国运动生物力学学术交流大会论文集. 兰州: 中国体育科学学会, 2018: 70-71.
Wang YX, Zhao HB, Liu LX. Surface electromyography of hand-foot crawling, hand-knee crawling and creeping[C]//The 20th National Sports Biomechanics Academic Exchange Conference. Lanzhou: China Sport Science Society, 2018: 70-71.
- [22] 李亮亮, 陈香. 基于运动学和肌电特征的脑瘫爬行运动功能异常分析与评估[J]. *北京生物医学工程*, 2018, 37(6): 566-574.
Li LL, Chen X. Analysis and evaluation of cerebral palsy crawling abnormalities based on kinematics and electromyography characteristics [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2018, 37(6): 566-574.
- [23] 向静, 胥方元. 步态分析在临床康复应用中的研究进展[J]. *现代医药卫生*, 2014, 30(22): 3411-3413.
Xiang J, Xu FY. Progress of gait analysis in clinical rehabilitation[J]. *Journal of Modern Medicine & Health*, 2014, 30(22): 3411-3413.
- [24] Righetti L, Nylén A, Rosander K, et al. Kinematic and gait similarities between crawling human infants and other quadruped mammals[J]. *Front Neurol*, 2015, 6: 17.
- [25] Freedland RL, Bertenthal BI. Developmental changes in interlimb coordination: transition to hands-and-knees crawling[J]. *Psychol Sci*, 1994, 5(1): 26-32.
- [26] Hildebrand M. Symmetrical gaits of horses[J]. *Science*, 1965, 150(3697): 701-708.
- [27] Courtine G, Roy RR, Hodgson J, et al. Kinematic and EMG determinants in quadrupedal locomotion of a non-human primate (Rhesus)[J]. *J Neurophysiol*, 2005, 93(6): 3127-3145.
- [28] Getchell N, Forrester L, Whittall J. Individual differences and similarities in the stability, timing consistency, and natural frequency of rhythmic coordinated actions[J]. *Res Q Exerc Sport*, 2001, 72(1): 13-21.
- [29] Sparrow WA, Newell KM. The coordination and control of human creeping with increases in speed[J]. *Behav Brain Res*, 1994, 63(2): 151-158.
- [30] Gallagher S, Pollard J, Porter WL. Locomotion in restricted space: kinematic and electromyographic analysis of stoopwalking and crawling[J]. *Gait Posture*, 2011, 33(1): 71-76.
- [31] Webb D, Sparrow WA. Description of joint movements in human and non-human primate locomotion using Fourier analysis[J]. *Primates*, 2007, 48(4): 277-292.
- [32] 孟欢欢. “虎爬”、“仿龟爬”及“猫爬”爬行动作的运动生物力学研究[D]. 石家庄: 河北师范大学, 2017.
Meng HH. A biomechanical study on the movement of tiger crawling, imitated tortoise crawling and cat crawling[D]. Shijiazhuang: Hebei Normal University, 2017.
- [33] 李亮亮. 儿童爬行运动特征分析及功能异常评估研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2018.
Li LL. Characteristics analysis and function abnormality evaluation of children crawling motion[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2018.
- [34] 王宽, 常桐博, 牛文鑫. 手足位爬行运动不同姿势对腰椎载荷的肌骨模型分析[C]//第十二届全国生物力学学术会议暨第十四届全国生物力学学术会议论文集. 西安: 中国力学学会, 2018: 27.
Wang K, Chang TB, Niu WX. Musculoskeletal model analysis of lumbar load in different poses of hand-foot crawling[C]//The 12th National Conference on Biomechanics and the 14th National Conference on Biomorphology. Xi'an: The Chinese Society of Theoretical and Applied Mechanics, 2018: 27.
- [35] 吴琦. 基于表面肌电的爬行运动功能分析与评估研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2020.
Wu Q. Study on analysis and evaluation of crawling movement function based on surface EMG[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2020.
- [36] Patrick SK, Noah JA, Yang JF. Developmental constraints of quadrupedal coordination across crawling styles in human infants[J]. *J Neurophysiol*, 2012, 107(11): 3050-3061.
- [37] Le P, Best TM, Khan SN, et al. A review of methods to assess coactivation in the spine[J]. *J Electromyogr Kinesiol*, 2017, 32: 51-60.
- [38] 魏勇, 刘宇. 肌肉共同收缩研究进展[J]. *中国体育科技*, 2009, 45(5): 54-59.
Wei Y, Liu Y. Research advancement on co-contraction of agonist and antagonist[J]. *China Sport Science and Technology*, 2009, 45(5): 54-59.
- [39] 刘东慧, 张明溪, 付文亮, 等. 丝胶对高糖所致足细胞损伤和 JNK 信号通路的影响[J]. *吉林大学学报(医学版)*, 2022, 48(6): 1403-1410.
Liu DH, Zhang MX, Fu WL, et al. Effects of sericin on injury of podocytes induced by high glucose and JNK signaling pathway [J]. *Journal of Jilin University (Medicine Edition)*, 2022, 48(6): 1403-1410.
- [40] Damiano DL, Martellotta TL, Sullivan DJ, et al. Muscle force production and functional performance in spastic cerebral palsy: relationship of cocontraction[J]. *Arch Phys Med Rehabil*, 2000, 81(7): 895-900.
- [41] Rosa MC, Marques A, Demain S, et al. Methodologies to assess muscle co-contraction during gait in people with neurological impairment - a systematic literature review[J]. *J Electromyogr Kinesiol*, 2014, 24(2): 179-191.
- [42] 孟欢欢, 周喆喆, 白锐, 等. 成年人不同重心高度爬行的运动学特征分析[J]. *体育科学*, 2017, 37(11): 30-39.
Meng HH, Zhou ZX, Bai R, et al. Kinematical analysis of adult crawling with different heights of gravity center [J]. *China Sport Science*, 2017, 37(11): 30-39.
- [43] Singh RE, Iqbal K, White G, et al. A systematic review on muscle synergies: from building blocks of motor behavior to a neurorehabilitation Tool [J]. *Appl Bionics Biomech*, 2018, 2018: 3615368.
- [44] Cheung VC, Turolla A, Agostini M, et al. Muscle synergy patterns as physiological markers of motor cortical damage[J]. *Proc Natl Acad Sci U S A*, 2012, 109(36): 14652-14656.
- [45] Chen X, Niu XC, Wu D, et al. Investigation of the intra- and inter-limb muscle coordination of hands-and-knees crawling in human adults by means of muscle synergy analysis[J]. *Entropy*, 2017, 19(5): 229.
- [46] Li CX, Chen X, Zhang X, et al. Muscle synergy analysis of eight inter-limb coordination modes during human hands-knees crawling movement[J]. *Front Neurosci*, 2023, 17: 1135646.
- [47] Xiong QL, Wu XY, Yao J, et al. Inter-limb muscle synergies and kinematic analysis of hands-and-knees crawling in typically developing infants and infants with developmental delay[J]. *Front Neurol*, 2018, 9: 869.
- [48] Nieto-Hidalgo M, Ferrández-Pastor FJ, Valdivieso-Sarabia RJ, et al. A vision based proposal for classification of normal and abnormal gait using RGB camera[J]. *J Biomed Inform*, 2016, 63: 82-89.
- [49] Hediye H, Sayed T, Zaki MH, et al. Pedestrian gait analysis using automated computer vision techniques[J]. *Transportmetrica A Transp Sci*, 2014, 10(3): 214-232.
- [50] Kawashima K, Funabiki Y, Ogawa S, et al. Video-based evaluation of infant crawling toward quantitative assessment of motor development [J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 11266.
- [51] Khan MA, Kadry S, Parwekar P, et al. Human gait analysis for osteoarthritis prediction: a framework of deep learning and kernel extreme learning machine [J]. *Complex Intell Syst*, 2023, 9(3): 2665-2683.
- [52] Lee SS, Choi ST, Choi SI. Classification of gait type based on deep learning using various sensors with smart insole[J]. *Sensors (Basel)*, 2019, 19(8): 1757.
- [53] Kwon SB, Han HS, Lee MC, et al. Machine learning-based automatic classification of knee osteoarthritis severity using gait data and radiographic images[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 120597-120603.