

# 基于人体三维关键点的中医望诊步态特征定义和提取

管爱华<sup>1</sup>, 沈纪龙<sup>1</sup>, 王子琰<sup>1</sup>, 张琪<sup>1</sup>, 杨涛<sup>1,2</sup>, 郎许锋<sup>1</sup>, 谢佳东<sup>1,2</sup>, 胡孔法<sup>1,2,3</sup>

(1. 南京中医药大学人工智能与信息技术学院, 江苏 南京 210023; 2. 江苏省智慧中医药健康服务工程研究中心, 江苏 南京 210023; 3. 江苏省中医药防治肿瘤协同创新中心, 江苏 南京 210023)

**摘要:** **目的** 分析心脑血管疾病患者与正常人步态特征差异, 探索中医全身望诊新的客观化特征。 **方法** 使用单目相机采集受试者正面行走视频, 以中医师的诊断结果为疾病标注数据; 利用深度学习模型估计关键点三维坐标; 定义并基于下肢关键点三维坐标计算步态特征; 统计并验证心脑血管疾病人群的步态特征差异。 **结果** 自动提取下肢关键点三维坐标并计算了步宽、步长、抬脚高度、双臂夹角、左右髋关节角度和左右膝关节角度 8 类中医望诊步态特征, 对比发现心脑血管疾病人群与健康人群特征存在显著性差异 ( $P < 0.05$ )。 **结论** 所提取的中医望诊步态能够有效区分心脑血管疾病患者与健康人群, 拓展了中医全身望诊的研究范畴, 为心脑血管疾病的早期检测和预防提供了新的思路。

**关键词:** 步态特征; 三维骨架; 全身望诊; 辅助诊断; 深度学习; 心脑血管疾病; 早期诊断; 早期预防

**中图分类号:** R2-03 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-0482(2024)12-1331-09

**DOI:** 10.14148/j.issn.1672-0482.2024.1331

**引文格式:** 管爱华, 沈纪龙, 王子琰, 等. 基于人体三维关键点的中医望诊步态特征定义和提取[J]. 南京中医药大学学报, 2024, 40(12): 1331-1339.

## Definition and Extraction of Traditional Chinese Medicine Inspection Gait Features Based on Three-Dimensional Key Points of the Human Body

GUAN Aihua<sup>1</sup>, SHEN Jilong<sup>1</sup>, WANG Ziyang<sup>1</sup>, ZHANG Qi<sup>1</sup>, YANG Tao<sup>1,2</sup>, LANG Xufeng<sup>1</sup>, XIE Jiadong<sup>1,2</sup>, HU Kongfa<sup>1,2,3</sup>

(1. School of Artificial Intelligence and Information Technology, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210023, China; 2. Jiangsu Province Engineering Research Center of TCM Intelligence Health Service, Nanjing 210023, China; 3. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Traditional Chinese Medicine in Prevention and Treatment of Tumor, Nanjing 210023, China)

**ABSTRACT: OBJECTIVE** To analyze the differences in gait features between patients with cardiovascular and cerebrovascular diseases and normal people, and to explore new objective features of traditional Chinese medicine (TCM) whole-body inspection.

**METHODS** A monocular camera was used to collect frontal walking videos of subjects, and the diagnosis results of TCM practitioners were used as disease annotation data; a deep learning model was used to estimate the three-dimensional coordinates of key points; the gait features were defined and calculated based on the three-dimensional coordinates of key points of the lower limbs; differences in gait features among people with cardiovascular and cerebrovascular diseases were collected and verified. **RESULTS** The three-dimensional coordinates of key points of the lower limbs were automatically extracted and 8 types of TCM gait features were calculated: step width, stride length, foot lift height, limb angle, left and right hip joint angles, and left and right knee joint angles. It was found that there were significant differences in the features between people with cardiovascular and cerebrovascular diseases and healthy people ( $P < 0.05$ ). **CONCLUSION** The TCM inspection gait extracted by this study can effectively distinguish patients with cardiovascular and cerebrovascular diseases from healthy people, expands the research scope of TCM whole-body inspection, and provides new ideas for the early detection and prevention of cardiovascular and cerebrovascular diseases.

**KEYWORDS:** gait features; three-dimensional skeleton; whole-body inspection; auxiliary diagnosis; deep learning; cardiovascular and cerebrovascular diseases; early diagnosis; early prevention

中医望诊核心在于分析病患的面相、舌象及身体姿态形态等外观特征以确定病情<sup>[1]</sup>。在中医典籍中,步态作为望诊身体形态的一部分<sup>[2]</sup>,一直是诊断疾病的重要手段。中医典籍中强调“有诸内者,必形诸外”<sup>[3]</sup>,意味着内脏的变化可以通过外在

的体态和动作表现出来,体现中医对步态与健康之间联系的深刻认识。同时,随着近现代中医诊断学的不断发展,“望”的内容也被加以扩充,例如观察病人的动静姿态、体位和异常形态,来建立与疾病的联系<sup>[4]</sup>。现代医学同样认为步态分析是理解运动

收稿日期: 2024-07-22

基金项目: 国家重点研发计划重点专项(2022YFC3502302); 江苏省研究生科研创新计划项目(KYCX24\_2157)

第一作者: 管爱华, 女, 硕士研究生, E-mail: guanaihua2021@163.com

通信作者: 谢佳东, 男, 实验师, 主要从事中医药人工智能与大数据分析的研究, E-mail: xiejdm@njucm.edu.cn;

胡孔法, 男, 教授, 博士生导师, 主要从事中医药人工智能与大数据分析的研究, E-mail: kfhu@njucm.edu.cn

系统和神经系统疾病的重要工具<sup>[5-6]</sup>。步态分析不仅在神经病学<sup>[7]</sup>领域有着广泛的应用,而且在运动康复<sup>[8]</sup>、老年人健康监护<sup>[9]</sup>以及多种神经系统疾病的诊断和治疗中发挥着重要作用<sup>[10]</sup>。

步态识别是一种前沿的生物特征识别技术,它通过分析个体独特的行走模式来实现身份验证<sup>[11]</sup>。这种技术利用人体在行走过程中产生的空间时间数据、运动学数据以及视频流数据等多种信息。无监督步态识别研究主要集中在如何在没有标签数据的情况下,通过机器学习和深度学习算法自动识别和区分不同的步态特征。现有的步态识别方法通常依赖于三类数据集:基于传感器的、基于深度相机的以及基于 RGB 相机的。这些方法往往面临设备成本高、拍摄难度大、推广部署困难的问题;传统步态识别方法多基于二维信息,难以准确表达肢体特征且对拍摄角度限制严格;基于深度学习端到端模型的步态识别方法难以解释,不利于推进中医师对疾病的理解<sup>[12]</sup>。同时,步态特征提取在技术实现上存在难点。首先,步态是一个复杂的时空过程<sup>[13]</sup>,涉及人体多个关节和肌肉的协调运动,其数据采集和分析需要综合运用生物力学、运动学和医学知识。此外,步态数据的高维度和非线性特性也给特征提取带来挑战。当前,步态分析中常用的特征包括步长、步速、步态周期、步宽、足偏角等。同时,目前人体步态分析主要依赖于运动捕捉、表面肌电和足底压力测量等系统,这些设备虽然有助于全面捕捉步态信息,但成本、操作复杂性以及对受试者的侵入性限制了它们的广泛应用。为解决以上问题,李世超等<sup>[14]</sup>提出单目 3D 人体姿态估计模型架构(TAG-Net)进行人体三维关键点估计,该模型提出了一种级联深度单目 3D 人体姿态估计方法,通过进化训练数据增强技术,显著提高了对罕见和未见过姿态的泛化能力。

心脑血管疾病患者随着病情的发展,会表现出行动迟缓、步态不稳等症状。这些症状的严重程度可以作为心脑血管疾病发病程度的一个指标。步态特征分析,如步速降低、步长变短、步态不对称性增加以及步态的稳定性、对称性及协调性降低等,对心脑血管疾病程度的诊断和监测具有重要意义。因此,本文比较心脑血管疾病患者与正常人群的步态特征,为心脑血管疾病的程度评估和治疗响应监测提供一种有效的辅助工具。

## 1 数据收集与处理

### 1.1 数据收集

本文采集数据所使用设备为奥比中光 Femto 摄像头(型号:FIAA1U3M0HZ),采样频率 30 Hz,分辨率 640×480。为确保数据的准确性和有效性,受试者在行走过程中需保持正面朝向摄像头,以便于捕捉到完整的身体轮廓和行走特征。此外,受试者在参与实验前需经过严格的筛选,确保具备完全的自主意识,并且没有精神类疾病,排除由于精神状态不稳定而影响数据采集的可能性。所有受试者必须能够独立行走,且无需外部辅助设备的支持,以确保收集到的数据能够真实反映个体的自然行走状态。

本次数据采集共涉及 150 名受试者,其中包括 75 名心脑血管疾病患者和 75 名健康受试者。纳入的心脑血管疾病患者为在江苏省中医院内确诊的患者,对照组为南京中医药大学的健康志愿者。所有受试者在参与实验前均经过了详细的健康评估,确保符合实验要求。本研究已经获得南京中医药大学附属医院医学伦理委员会批准(2023NL-255-01)。数据的标签由中医师根据受试者的临床诊断结果提供,确保数据标签的准确性和权威性。标签分为“健康”和“心脑血管疾病”两类,用于后续的数据分析和模型训练。

### 1.2 目标人物检测

本文所采集的视频中的人物靠近帧中心,为了提高关键点检测的精度并减少计算量,本文提出了一种结合 YOLOv5 和中心定位的检测方法,以将受试者从陪诊和医生中区分出来。该方法包含四个步骤:①利用视频帧对角线定位画面中心位置,标记为  $O$ ;②采用预训练的 CSPDarknet53 提取所有视频帧的特征图;③将 YOLOv5 中 Focus 结构替换为步长为 2 的下采样卷积层以检测视频帧中所有  $n$  个人物的边框,并分别计算其中心位置  $p_1, p_2, p_3 \dots p_n$ ;④对比人物中心  $p_n$  与画面中心点  $O$  的距离,将最接近中心点的人物认定为受试者。分割方法和结果如图 1 所示,左侧为真实采集环境,右侧为分离后的受试者。此方法分离准确度高、计算量小、计算时间短,适合边缘设备的部署。

## 2 步态特征定义与提取

### 2.1 三维姿态估计

本文步态特征的计算依赖于人体下肢关键点三维坐标,为准确计算这些坐标,本文模型首先计算受试者视频中每一帧图像的特征并预测 2D 关键点,

然后通过两个阶段的级联网络预测 3D 姿态,最后输出每帧图像中人体的 17 个关键点三维坐标。网

络模型架构见图 2。具体步骤如下。

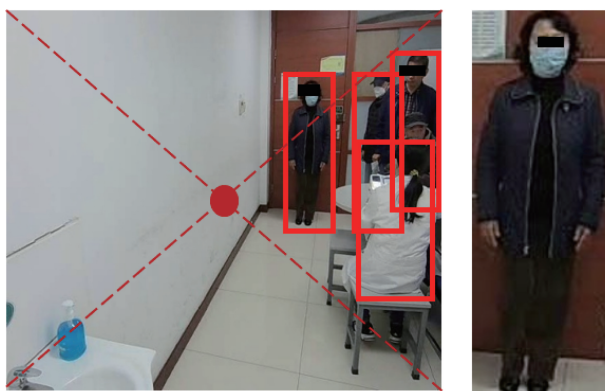


图 1 受试者目标监测和分离

Fig.1 Subject target monitoring and separation

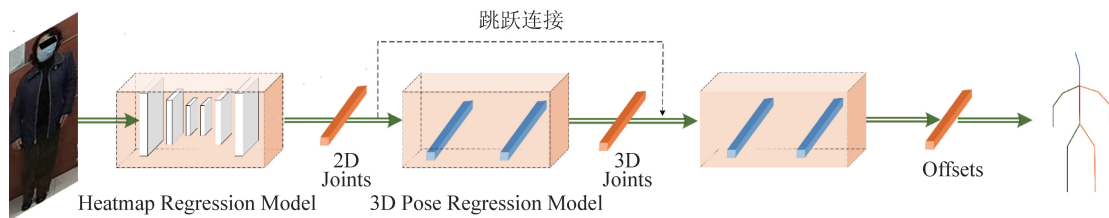


图 2 网络模型架构

Fig.2 Network model architecture

(1)以高分辨率热图回归模型为基础构造 HR-Net。其中,添加像素洗牌层将热图分辨率提升到  $384 \times 288$ ,使用 soft arg-max 替代 hard arg-max 提高关键点定位的精度。

(2)使用三维姿态回归模型依据输入的 2D 关节坐标预测初始的 3D 姿态,使用三维姿态细化模型对初始的 3D 姿态进行细化。三维姿态回归模型由多个深度神经网络模块(DNN)组成,深度神经网络模块之间用残差进行连接,输入为 2D 关节坐标  $c = (x_i, y_i)$ ,输出为 3D 关节坐标  $p = (x_i, y_i, z_i)$ 。三维姿态细化模型也由多个具有残差连接的深度学习器组成,输入为 2D 关节坐标  $c$  和初始的 3D 姿态  $p$ ,输出为细化后的 3D 姿态。

(3)最终提取人体骨架中各个关键点的三维坐标,包括髌、膝、踝、肩、肘和手腕等部位。

## 2.2 特征定义与提取

本文设计的步态特征包括 6 类分别为:步宽、步长、抬脚高度差、髌关节角度、膝关节角度、下肢夹角。

2.2.1 空间特征参数 本文基于关键点的三维坐标设计人体步态特征。主要包括步态周期内的步宽、步长以及双脚高度差的变化(图 3~4)。受限于

单目摄像头拍摄的视频帧为二维图像,基于二维图像进行三维姿态估计得到的是空间距离,无法准确表示远近、距离等真实世界中的尺寸。为了将步宽、步长以及双脚高度差的空间距离转化为真实长度,本文将人体脊柱部分的真实长度与像素长度的比值作为转化因子。测量受试者高,根据人体身材的比例<sup>[15]</sup>,计算得到受试者的脊柱真实长度  $L$ 。而脊柱的空间距离  $l$  则可以通过计算颈部(neck)到髌部中点(hip)的纵坐标( $y$ 轴)高度差得到。为了尽量减少由于姿态估计算法导致的误差,本文在数据采集过程中要求受试者原地站立 2 s,对 2 s 内 60 帧图像中脊柱距离取均值。转化因子  $P$  计算过程如式(1)所示:

$$P = \frac{L_1 + L_2 + \dots + L_i}{l_1 + l_2 + \dots + l_i} \quad (1)$$

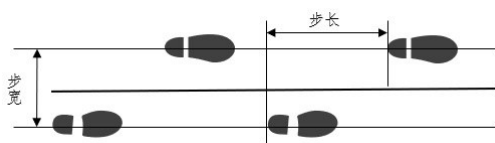


图 3 步长、步宽示意图

Fig.3 Schematic diagram of stride and step width



图 4 步行过程抬脚示意图

Fig. 4 Schematic diagram of foot lifting during walking

步宽指两脚落地点之间的横向距离。如图 3, 两脚中心纵向距离为步宽。通过计算同一时刻两脚踝关键点的横向(轴)距离, 得到步宽距离  $S_1$ , 如式(2)所示:

$$S_1 = |(x_{\text{右脚}} - x_{\text{左脚}})| \quad (2)$$

步长指一只脚着地到另一只脚着地之间的距离, 为前进方向上的距离, 如图 3, 以左右脚跟之间前后的距离为步长。通过两次相对脚落点的前后位置差( $z$ 轴)计算步长距离  $S_2$ , 如式(3)所示:

$$S_2 = |(z_{\text{右脚}} - z_{\text{左脚}})| \quad (3)$$

双脚高度差指步态周期内两脚之间的垂直高度差, 如图 4, 行走过程中标记点的纵向距离为抬脚高度。通过两脚踝关键点的垂直坐标差( $y$ 轴)计算双脚高度差  $\Delta H$ , 如式(4)所示:

$$\Delta H = (y_{\text{右脚}} - y_{\text{左脚}}) \quad (4)$$

2.2.2 时间特征参数 人体运动可简化为关节围绕轴进行转动。本文结合空间解析几何知识, 使用人体三维关节角度变化描述运动。

首先确定人体基本轴和面, 基本轴包括垂直轴、矢状轴和额状轴(冠状轴), 分别表示垂直、左右和前后方向的参考轴, 基本面则根据基本轴确定的平面, 包括水平面、矢状面和额状面, 用来描述人体姿势和运动中的不同方向。人体基本轴和基本面如图 5 所示。设  $x, y, z$  为三维姿态估计获取的关键点坐标,  $i, j, k$  分别表示  $x, y, z$  方向的单位向量。

人体基本轴是描述人体在三维空间中运动和姿势的三个相互垂直的参考轴线, 包括额状轴(冠状轴)、垂直轴(矢状轴)和水平轴(横轴)。人体额状轴呈左右方向, 并于水平面平行, 可以由右肩到左肩的向量或右髋到左髋的向量表示。本文关注步态特征, 选取左右髋关节坐标计算向量  $\vec{a}$  表示额状轴, 如式(5)所示:

$$\vec{a} = (x_{\text{右髋}} - x_{\text{左髋}})i + (y_{\text{右髋}} - y_{\text{左髋}})j + (z_{\text{右髋}} - z_{\text{左髋}})k \quad (5)$$

人体垂直轴呈自上而下方向, 选取颈部到脊柱坐标计算向量  $\vec{b}$  表示, 如式(6)所示:

$$\vec{b} = (x_{\text{脊柱}} - x_{\text{颈部}})i + (y_{\text{脊柱}} - y_{\text{颈部}})j + (z_{\text{脊柱}} - z_{\text{颈部}})k \quad (6)$$

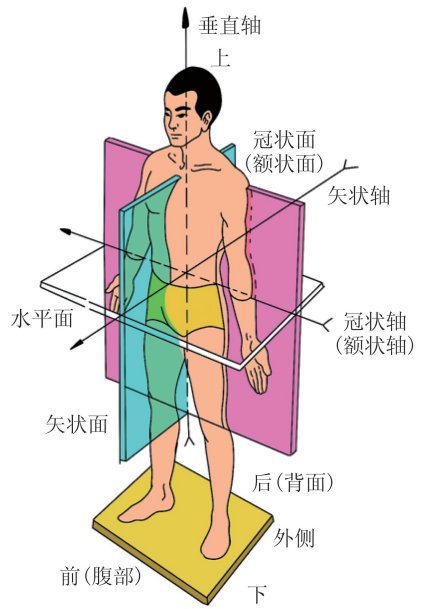


图 5 人体基本轴、基本面示意图

Fig. 5 Schematic diagram of basic axes and basic planes of the human body

人体矢状轴、人体额状轴和人体垂直轴两两垂直, 对人体额状轴  $\vec{a}$  和人体垂直轴  $\vec{b}$  进行叉积运算并归一化得到标准化的人体矢状轴  $\vec{c}$ , 如式(7)所示:

$$\vec{c} = (\vec{a} \times \vec{b}) \div (|\vec{a} \times \vec{b}|) \quad (7)$$

人体基本面是指通过基本轴定义的平面, 包括水平面、矢状面和额状面, 用于描述人体在空间中的姿势和运动方向。人体垂直轴垂直于人体水平面的任意向量, 由于人体额状轴  $\vec{a}$  为人体矢状面的法向量, 人体矢状轴  $\vec{b}$  为人体额状面的法向量, 所以由人体基本轴可以确定人体基本切面的平面方程。设  $\vec{a}, \vec{b}$  分别为  $(a_1, a_2, a_3), (b_1, b_2, b_3)$ , 则人体基本面计算过程如下:

计算人体水平面, 如式(8)所示:

$$\vec{P}_1: b_1x + b_2y + b_3z + D = 0 \quad (8)$$

计算人体矢状面, 如式(9)所示:

$$\vec{P}_2: a_1x + a_2y + a_3z + D = 0 \quad (9)$$

计算人体冠状面(额状面), 如式(10)所示:

$$\vec{P}_3: (a_2b_3 - a_3b_2)x + (a_3b_1 - a_1b_3)y + (a_1b_2 - a_2b_1)z + D = 0 \quad (10)$$

同理, 为计算下肢关节角度, 可根据相应关节向量计算以这个关节为法向向量的平面。以髋关节、膝关节为例:

计算与髋关节垂直的平面, 如式(11)所示:

$$(x_{\text{髋}} - x_{\text{膝}})x + (y_{\text{髋}} - y_{\text{膝}})y + (z_{\text{髋}} - z_{\text{膝}})z + D = 0 \quad (11)$$

计算与膝关节垂直的平面,如式(12)所示:

$$(x_{膝}-x_{踝})x+(y_{膝}-y_{踝})y+(z_{膝}-z_{踝})z+D=0 \quad (12)$$

其中, $D$ 是平面方程中的常数项,它决定了平面相对于原点 $(0,0,0)$ 的位置。

人体下肢角度是指下肢各关节在空间中的位置关系,这些角度对于评估下肢的对线、功能和健康状况至关重要。具体来说,下肢角度包括髋关节、膝关节和踝关节等多个角度,它们共同影响下肢的力线和稳定性。由于踝关节角度计算需要涉及内踝、外踝、距骨等多个关键点,但由于基于正面行走数据计算脚部关键点容易引入较大误差,本文选择专注于髋关节和膝关节角度的计算与分析。有助于提高角度测量的准确性,为下肢功能的深入理解提供更为可靠的数据支持。

髋关节和膝关节在步态过程中的角度变化涉及多个自由度的运动。人体髋关节有三个自由度(屈伸、内外旋、内收外展),如图6。而膝关节虽有一个自由度,但是运动自由度只有一个(屈曲),如图7。这些角度信息反映关节活动的灵活性和协调性。通过计算和分析这些角度,可以揭示步态过程中髋关节和膝关节的运动模式,评估步态的质量和效率,并为辅助诊断和康复治疗提供重要依据。

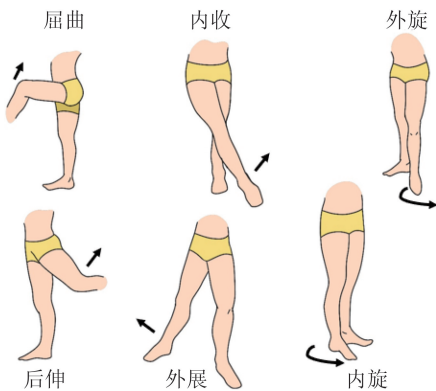


图6 髋关节屈曲角度示意图

Fig. 6 Schematic diagram of hip joint flexion angle

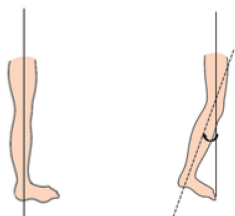


图7 膝关节角度示意图

Fig. 7 Schematic diagram of knee joint angle

此外,在计算角度之前,需要明确如何通过已知一个平面的法向量,将任意向量映射到平面,计算映

射后的向量。如图8所示,假设将向量 $\vec{u}$ 投影到一个平面上可以通过减去 $\vec{u}$ 在与平面正交的方向上的分量来计算。如果将这个平面视为水平的,这意味着计算 $\vec{u}$ 的“水平”分量,即 $\vec{u}$ 减去垂直于平面的分量。这个“垂直”分量是通过将 $\vec{u}$ 投影到平面的法向量 $\vec{n}$ 上计算得到的。

设向量 $\vec{u}$ 在平面的映射分量为向量 $\vec{p}$ ,在平面的法向量 $\vec{n}$ 的分量为向量 $\vec{u}'$ ,则 $\vec{u}'$ 和向量 $\vec{p}$ 的计算过程如式(13)(14)所示:

$$\vec{u}=\vec{p}+\vec{u}' \quad (13)$$

$$\vec{p}=\vec{u}-\vec{u}'=\vec{u}-\frac{\vec{u}\vec{n}}{\|\vec{n}\|^2}\cdot\vec{n} \quad (14)$$

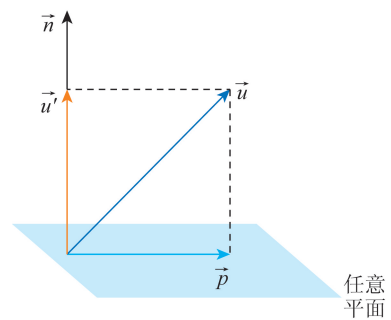


图8 任意平面计算映射分量示意图

Fig. 8 Schematic diagram of arbitrary plane calculation mapping components

首先定义髋关节到膝关节的骨骼向量为 $\vec{v}_1$ ,膝关节到踝关节的骨骼向量为 $\vec{v}_2$ ,计算过程如式(15)(16)所示:

$$\vec{v}_1=(x_{髋}-x_{膝})i+(y_{髋}-y_{膝})j+(z_{髋}-z_{膝})k \quad (15)$$

$$\vec{v}_2=(x_{膝}-x_{踝})i+(y_{膝}-y_{踝})j+(z_{膝}-z_{踝})k \quad (16)$$

定义向量 $\vec{v}_1$ 在人体矢状面上的映射为 $\vec{p}_1$ ,向量 $\vec{v}_2$ 在人体额状面上的映射为 $\vec{p}_2$ ,则 $\vec{p}_1$ 、 $\vec{p}_2$ 计算过程如式(17)(18)所示:

$$\vec{p}_1=\vec{v}_1-\frac{\vec{v}_1\cdot\vec{a}}{\|\vec{a}\|^2}\cdot\vec{a} \quad (17)$$

$$\vec{p}_2=\vec{v}_2-\frac{\vec{v}_2\cdot\vec{b}}{\|\vec{b}\|^2}\cdot\vec{b} \quad (18)$$

对 $\vec{p}_1$ 与人体垂直轴进行向量的点积运算,得到的夹角为髋关节屈伸角 $\theta_1$ ,如式(19)所示:

$$\theta_1=\cos^{-1}(\vec{p}_1\cdot\vec{b}) \quad (19)$$

对 $\vec{p}_2$ 与人体垂直轴进行向量的点积运算,得到的夹角为髋关节内收外展角 $\theta_2$ ,如式(20)所示:

$$\theta_2=\cos^{-1}(\vec{p}_2\cdot\vec{b}) \quad (20)$$

$\vec{v}_2$ 和人体垂直轴分别在 $\vec{v}_1$ 垂直平面映射间的夹角为髋关节内旋外旋角 $\theta_3$ ,如式(21)所示:

$$\theta_3=\cos^{-1}(\vec{v}_2\cdot\vec{b}) \quad (21)$$

$\vec{v}_1$  和  $\vec{v}_2$  之间的夹角为膝关节屈曲角  $\theta_4$ , 如式 (22) 所示:

$$\theta_4 = \cos^{-1}(\vec{v}_1 \cdot \vec{v}_2) \quad (22)$$

$\vec{v}_{1\text{右腿}}$  和  $\vec{v}_{1\text{左腿}}$  之间的夹角为双臂夹角  $\theta_5$ , 如式 (23) 所示:

$$\theta_5 = \cos^{-1}(\vec{v}_{1\text{右腿}} \cdot \vec{v}_{1\text{左腿}}) \quad (23)$$

### 2.3 步态周期划分

步态周期是行走过程中完成一个完整步态循环所需的时间单位, 包括支撑期和摆动期, 如图 9 所示。在正常行走中, 这两个阶段的时间大致相等, 但会因个人步态模式、行走速度和健康状况而有所不同。步态周期的分析对于理解行走功能、评估步态异常、设计康复训练计划等方面都至关重要。

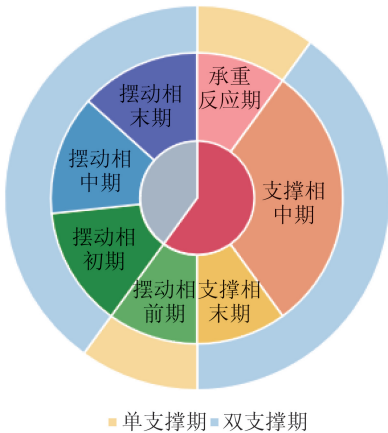


图 9 步态周期划分图

Fig. 9 Gait cycle division diagram

本文选择基于帧分割的方法来进行步态周期的划分。以身高 175 cm、体质量 65~80 kg 左右的健康男性行走视频为例, 采用滤波算法处理并将噪声剔除后, 其步态特征在行走过程中变化如图 12(b) 所示。正常状态下, 人体的某些步态特征都呈现周期性变化, 特别是双臂夹角, 它具有明显的正弦曲线周期表现且不易受其他因素影响。因此, 本文选择双臂夹角大小变化为步态周期的计算依据, 选取每个其周期性变化的极小值点作为周期的分割点。通过这种方式, 将两个分割点之间的时间定义为一个步态周期, 处理后的步态周期如图 10, 反映从一个脚跟触地到同一脚跟再次触地的整个过程。

### 3 实验及分析

由于采集的视频存在受试者位置不同、光照不均、摄像头性能限制等因素, 分离得到的受试者图片具有对比度低、噪声高、细节缺乏等缺点, 为降低对后续实验结果的不利影响, 需要对图像进行增强修

复。

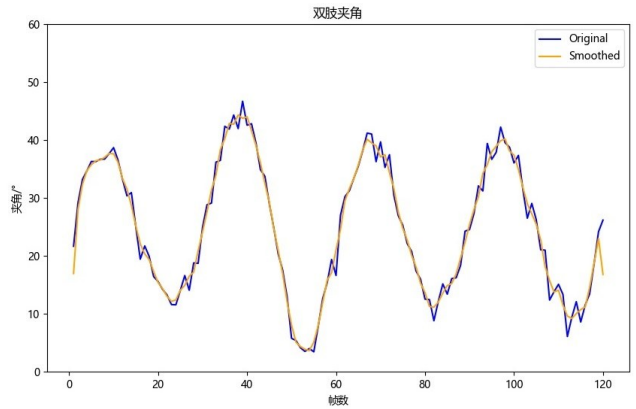


图 10 处理后的步态周期图

Fig. 10 Gait cycle diagram after processing

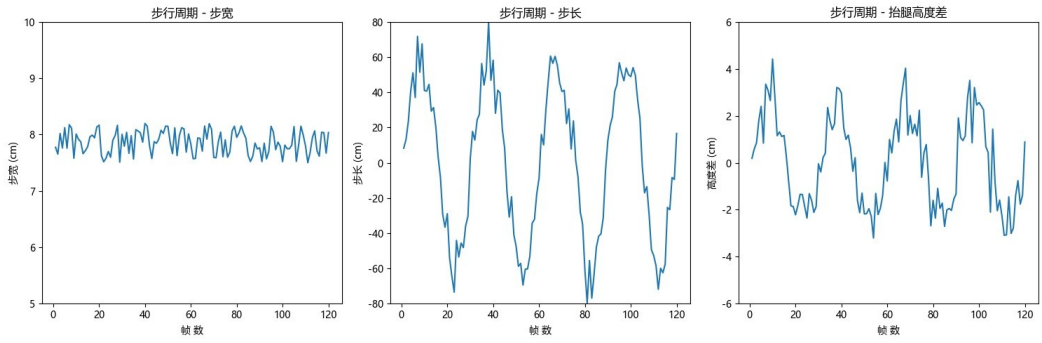
针对对比度低和细节缺乏的图像, 本文采用线性对比度拉伸方法进行处理。此方法通过调整图像灰度级范围, 增强对比度和细节。例如, 将灰度值范围从 40~150 线性扩展到 0~255, 以利用全部灰度级动态范围, 提高对比度和细节可见性。为减少噪声并保留细节, 本文采用高斯滤波, 选择最优核大小 5×5 和标准差 1.5, 实现降噪和细节保留的平衡。

结合线性对比度拉伸和高斯滤波, 可有效增强图像质量, 减少噪声影响, 为后续实验提供高质量图像数据。为验证图像增强效果, 本文对已处理和未处理的数据进行步宽、步长、抬腿高度特征提取, 观察其稳定性。如图 11 所示, 未处理数据 (图 11a) 中的特征提取噪声较高, 处理后 (图 11b), 特征提取的稳定性显著提升。实验结果表明, 图像增强处理后的视频帧, 其特征提取性能显著提升。

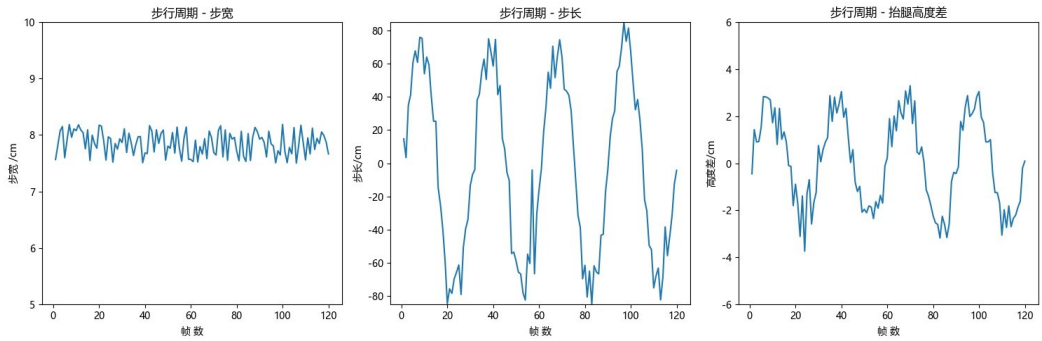
#### 3.1 步态特征处理

由图 11 中的特征变化曲线可知, 步态特征存在较多噪声。本文采用滑动均值滤波对特征进行降噪, 选择队列长度为 5 个采样点的滤波器, 确保在平滑噪声的同时保留数据的动态特性。具体来说, 对于每个时间点的步态特征, 将其与队列中前 5 个时间点的数据进行平均, 得到当前时间点的滤波值, 如图 12 所示, 图 12(a) 中分别为步宽、步长、抬脚高度差、左右髋关节、左右膝关节、下肢夹角特征未经滤波处理的变化示意图, 其中左右髋关节角度图中红线表示右髋、蓝线表示左髋, 左右膝关节角度图中红线表示右膝、蓝线表示左膝。可以看出未经滑动均值滤波器处理前特征受算法、拍摄角度、客观干扰等众多因素影响导致噪声较多, 图 12(b) 表示处理后的特征图, 经过滑动均值滤波器滤波平滑后得到较

为稳定的特征表示。



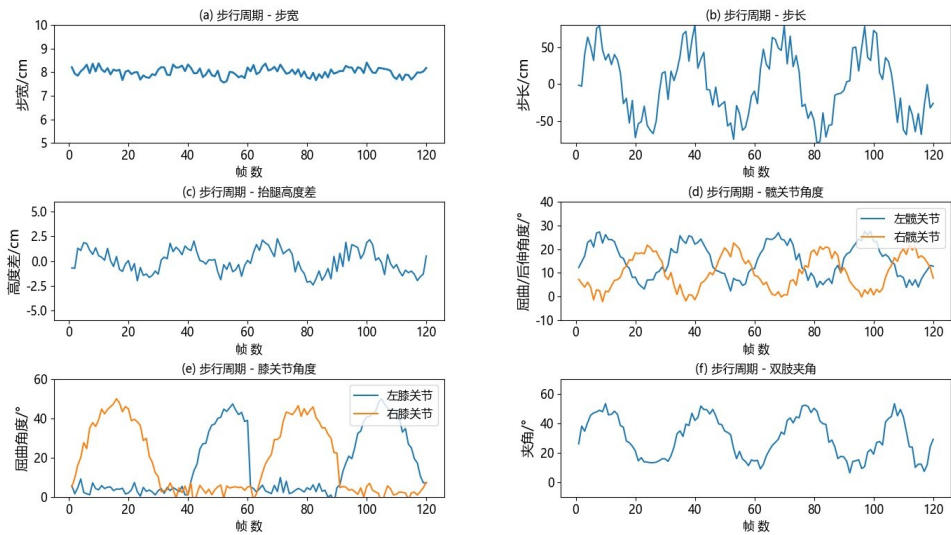
a. 图像增强前特征变化图



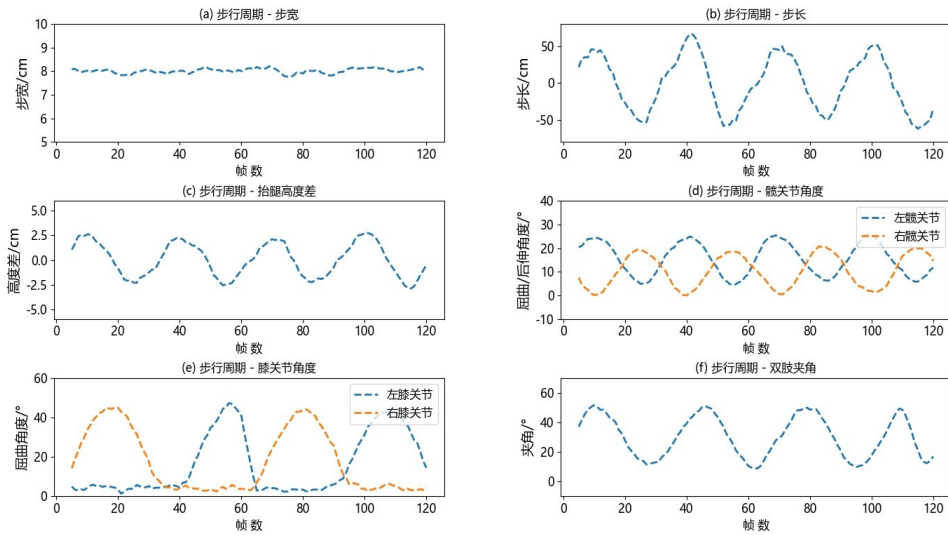
b. 图像增强后特征变化图

图 11 图像增强效果对比

Fig. 11 Comparison of image enhancement effects



a. 滤波前步态特征曲线图



b. 滤波后步态特征曲线图

图 12 特征滑动均值滤波

Fig. 12 Feature sliding mean filtering

3.2 心脑血管患者与健康人群步态特征特征比较  
心脑血管患者与健康对照组之间的步态特征特征比较比较见表 1。本文采用 Mann-Whitney U 检

验来评估每个特征在两类人群中是否存在显著性差异,为进一步的临床研究和诊断提供参考。

表 1 心脑血管患者和健康人群步态特征比较[ $M(P_{25}, P_{75}), n=75$ ]

Table 1 Comparison of gait features between cardiovascular and cerebrovascular patients and healthy individuals[ $M(P_{25}, P_{75}), n=75$ ]

人群	步宽/cm	步长/cm	抬脚高度/cm	双臂夹角/(°)
健康人群	7.24(5.32,9.77)	45.47(0.23,81.15)	1.35(0.03,2.25)	25.48(0.35,45.57)
心脑血管患者人群	6.43(4.03,7.74)**	37.93(0.16,75.22)*	1.07(-0.02,1.77)*	21.54(0.23,36.51)**
人群	左髋关节角度/(°)	右髋关节角度/(°)	左膝关节角度/(°)	右膝关节角度/(°)
健康人群	15.32(0.03,28.20)	16.78(0.10,29.64)	25.14(0.03,50.20)	26.56(0.10,48.64)
心脑血管患者人群	12.45(0.13,24.04)*	11.54(0.16,23.44)*	19.33(0.13,45.04)*	17.45(0.16,43.44)*

注:组间比较,\* $P<0.05$ ,\*\* $P<0.01$ 。

实验结果如表 1 所示,心脑血管患者与健康对照组在所有步态特征上均存在显著差异( $P<0.05$ ),包括步宽、步长、抬脚高度、双臂夹角、左右髋关节角度和左右膝关节角度。这些差异表明心脑血管疾病对患者的步态和关节活动产生了显著影响。心脑血管患者在步态上表现出与健康对照组不同的步宽、步长和抬脚高度。此外,患者的双臂夹角、髋关节和膝关节角度均显著低于健康对照组。通过分析心脑血管疾病患者微小但关键的异常能提供早期预警和诊断信息,帮助医生及早采取干预措施提高治疗效果,具有重要的临床意义。

#### 4 总结与展望

本文提出了一种基于人体三维关键点的步态特

征提取方法,旨在通过计算机视觉和统计学习方法分析心脑血管病患者与健康人群的步态特征差异,验证中医全身望诊理论。实验结果体现了心脑血管病患者步宽、步长、关节角度等步态参数与健康人群参数存在显著差异。然而,步态特征的变化并非心脑血管疾病的特异性指标,可能存在多种影响步态的因素。为进一步提高心脑血管疾病诊断准确性,未来将探索结合红外成像、舌象分析等更多模态数据,为心脑血管疾病的风险评估提供更为全面和精确的生物标志物。本文研究为中医望诊的现代化和科学化提供了新的视角,能够为心脑血管疾病早期诊断和预防提供依据,具有一定的临床应用前景和科学研究价值。



## 参考文献:

- [1] 卜志军, 刘冯双, 田园春, 等. 中医理论体系背景下构建中医医患沟通十阶段模式的探讨[J]. 中国医疗管理科学, 2024, 14(2): 87-92.  
BU Z J, LIU F S, TIAN Y C, et al. Construction of a ten-stage mode for patient-physician communication in the context of theoretical system of traditional Chinese medicine[J]. Chin J Med Manag Sci, 2024, 14(2): 87-92.
- [2] 张盼. 针刺治疗老年性膝骨关节炎步态改善的疗效客观评价[D]. 北京: 中国中医科学院, 2021.  
ZHANG P. Objective evaluation of therapeutic effect of acupuncture on gait improvement of senile knee osteoarthritis[D]. Beijing: China Academy of Chinese Medical Sciences, 2021.
- [3] 李灿东, 纪立金, 鲁玉辉, 等. 论中医健康认知理论的逻辑起点[J]. 中华中医药杂志, 2011, 26(1): 109-111.  
LI C D, JI L J, LU Y H, et al. Logical origin of TCM health cognitive theory[J]. China J Tradit Chin Med Pharm, 2011, 26(1): 109-111.
- [4] 李经纬. 中医史[M]. 海口: 海南出版社, 2022.  
LI J W. History of traditional Chinese medicine[M]. Haikou: Hainan Publishing House, 2022.
- [5] 张园园, 胡丽琴, 裴静云. 衰弱综合征老年肺癌患者双重任务下的步态特征及其与跌倒的相关性研究[J]. 中国当代医药, 2024, 31(3): 67-70.  
ZHANG Y Y, HU L Q, PEI J Y. Gait characteristics and their correlation with falls in elderly lung cancer patients with frailty syndrome under dual tasks[J]. China Mod Med, 2024, 31(3): 67-70.
- [6] 孙中川, 王秋根, 张栋, 等. 步态分析应用于脊髓型颈椎病的研究进展[J]. 国际骨科学杂志, 2024, 45(1): 43-45, 50.  
SUN Z C, WANG Q G, ZHANG D, et al. Research progress of gait analysis applied to cervical spondylotic myelopathy[J]. Int J Orthop, 2024, 45(1): 43-45, 50.
- [7] 赵双迎, 陆阿明. 老年人步态对称性特征相关研究[J]. 四川体育科学, 2024, 43(2): 40-46.  
ZHAO S Y, LU A M. Study on the characteristics of gait symmetry in the elderly[J]. Sichuan Phys Sci, 2024, 43(2): 40-46.
- [8] 顾琳燕. 基于步态分析的运动康复评价方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.  
GU L Y. Research on evaluation method of sports rehabilitation based on gait analysis[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.
- [9] 臧威麟. 面向无线体域网动态特性的高能效通信机制的研究[D]. 深圳: 中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2018.  
ZANG W L. Research on energy-efficient communication mechanism for dynamic characteristics of wireless body area network[D]. Shenzhen: Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, 2018.
- [10] 张琦. 临床运动疗法学[M]. 北京: 华夏出版社, 2014: 772.  
ZHANG Q. Clinical exercise therapy[M]. Beijing: Huaxia Publishing House, 2014: 772.
- [11] 沈澍, 张文昊, 丁浩, 等. 三维步态识别研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(7): 1921-1933.  
SHEN S, ZHANG W H, DING H, et al. Research progress of three-dimensional gait recognition[J]. J Image Graph, 2024, 29(7): 1921-1933.
- [12] 贾晔焯, 徐森, 王科俊. 行人步态的特征表达及识别综述[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(1): 71-81.  
BEN X Y, XU S, WANG K J. Review on pedestrian gait feature expression and recognition[J]. Pattern Recognit Artif Intell, 2012, 25(1): 71-81.
- [13] 王人成, 金德闻. 步态分析在假肢设计中的应用[J]. 中国临床康复, 2002, 6(20): 3000-3019.  
WANG R C, JIN D W. The application of gait analysis on the design of prosthesis[J]. Mod Rehabil, 2002, 6(20): 3000-3019.
- [14] LI S C, KE L, PRATAMA K, et al. Cascaded deep monocular 3D human pose estimation with evolutionary training data[J]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 6172-6182.
- [15] STUBERG W A, COLERICK V L, BLANKE D J, et al. Comparison of a clinical gait analysis method using videography and temporal-distance measures with 16-mm cinematography[J]. Phys Ther, 1988, 68(8): 1221-1225.

(编辑: 叶亮)