

罗子昂, 吴钦木. 基于 Mediapipe 的下肢特征分析与步态周期检测研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(3): 133-139. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.250319

# 基于 Mediapipe 的下肢特征分析与步态周期检测研究

罗子昂, 吴钦木

(贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025)

**摘要:** 非接触式的步态周期检测无需人体与任何设备直接接触, 只需通过传感器或摄像设备进行监测, 减少了操作的复杂性和人体的不适感。为此提出了一种非接触式的步态周期检测方法。首先, 以 MediaPipe 的 Pose 模型为基础对人体行走视频进行识别并提取出视频序列中的人体姿态拓扑图, 提高了处理效率和实时性; 然后, 在姿势地标模型中分析不同的身体地标位置点组合成的特征所具有的周期性动态变化规律, 将人体的两髋关节与左右膝关节组成三角形面积比值和左腿膝关节角度值作为特征进行提取; 最后, 用三次样条插值法将视频各帧采集到的离散数据点拟合为具有周期性的连续曲线, 并用切比雪夫滤波器对曲线进行滤波处理。通过实验验证, 本文选取的下肢特征对于多视角步态周期检测具有良好的鲁棒性和准确率。

**关键词:** 计算机应用; 步态周期检测; 特征选择; 步态识别

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)03-0133-07

## Mediapipe-based lower limb characterization and gait cycle detection study

LUO Zi'ang, WU Qinmu

(College of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** Non-contact gait cycle detection does not require direct contact between the human body and any equipment, but only monitoring by sensors or camera equipment, which reduces the complexity of the operation and the discomfort of the human body. Regarding this situation, a non-contact gait cycle detection method is proposed. Based on the Pose model of MediaPipe, the human walking video is recognized and the topology of human posture in the video sequence is extracted, which improves the processing efficiency and real-time performance. Then, the periodic dynamic change law of the features combined with different body landmarks is analyzed in the pose landmark model, and the ratio of the area of the triangle composed of the two hip joints of human body to the left and right knee joints and the angle value of the left leg and knee joint are extracted as the features. Finally, the discrete data points collected from each frame of the video are fitted into a continuous curve with periodicity by the cubic spline interpolation method, and the curve is filtered by the Chebyshev filter. Through experimental verification, the lower limb features selected in this paper have good robustness and accuracy for multi-view gait cycle detection.

**Key words:** computer application; gait cycle detection; feature selection; gait recognition

## 0 引言

步态周期是人体行走的重要特征之一, 对于临床诊断、运动分析、康复评估和人机交互等领域具有重要意义。近年来, 随着计算机视觉和机器学习技术的发展, 步态周期检测不仅在医疗领域用于诊断和监测患者的步态异常, 还在智能监控、生物识别、虚拟现实等领域具有广泛的应用潜力。步态周期检

测的目标是识别连续行走中的步态周期, 这一过程对于分析步态特征、监测健康状况以及进行行为识别具有重要意义。

在步态周期的研究中, 许多研究者采用了传感器技术, 如惯性测量单元(IMU)、宋广玥等学者<sup>[1]</sup>使用的压力传感器或者摄像头等<sup>[1]</sup>, 用于采集和分析步态数据。通过这些传感器的使用, 研究者们能够获取更准确和详细的步态周期信息, 从而实现更精

**基金项目:** 黔科合支撑[2021]一般442。

**作者简介:** 罗子昂(1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 步态周期检测, 外骨骼机器人。

**通信作者:** 吴钦木(1975—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 电机控制, 深度学习。Email: qmwu@gzu.edu.cn。

收稿日期: 2023-09-05

细的步态分析和评估。另外,一些研究者如王科俊等学者<sup>[2]</sup>还利用机器学习和深度学习等技术,通过对大量步态数据的训练和模型建立,实现了自动化的步态周期检测和分类。这些方法不仅提高了步态周期检测的准确性,还能够处理复杂的步态变化和个体差异。此外,还有一些研究关注于步态周期与其他生理参数之间的关联性。例如,步态周期与心率、呼吸频率、血压等生理参数之间存在一定的关系,吕子阳等学者<sup>[3]</sup>研究了步态参数与跌倒之间的关系,通过研究这些关联性,可以为健康监测和疾病诊断提供更多的信息。

目前,大多数利用神经网络对步态轮廓图进行周期检测的方法由于在  $0^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $180^\circ$  视角下左腿和右腿很对称的原因导致检测效果不佳,而利用人体行走视频进行步态周期检测可以捕捉到人体行走的动态变化,包括步伐的起始和结束、以及每一步的过程。这有助于更准确地检测步态周期,同时视频还包括姿势、动作、速度等多维信息,这些信息可以用于更复杂的步态分析和检测。MediaPipe 模型可以在实时场景下高效地处理多媒体数据且不会过多消耗系统资源。本研究旨在通过利用 MediaPipe 模型提取人体姿态拓扑图,分析行走状态下人体下肢姿态的动态变化规律,从而实现对步态周期的准确检测。

## 1 MediaPipe 模型架构与管道设计

MediaPipe 是基于图形的跨平台框架,用于构建多模式应用的机器学习管道。MediaPipe Solutions 是一个开源的预构建示例集合,是基于特定的预训练 TensorFlow 或 TFLite 模型。这些示例提供了多个解决方案,可以用于各种多媒体处理任务。本文选取 BlazePose 模型对视频中的行人进行检测,该模型主要由 3 个部分组成,分别是:人体姿态检测、BlazePose 网络结构、姿态对齐与遮挡处理。

### 1.1 人体姿态检测

BlazePose 在检测人体过程中,采用了检测器-跟踪器装置,原理如图 1 所示。由于在多数情况下,脸部具有高对比度特征且外观变化少,所以脸部是神经网络中有关躯干位置的最强信号,于是该模型使用快速设备面部检测器对人体进行检测,跟踪器则是预测关键点坐标、当前帧人物存在状态与姿态兴趣区域(ROI)。检测器检测到人脸的帧作为首帧且为了提高检测效率在后续帧只对首帧检测到的人体进行跟踪,若跟踪器显示未检测到人出现,则终止

本次检测,启用检测器继续检测到人体再次出现作为新的首帧继续跟踪人体关键点。

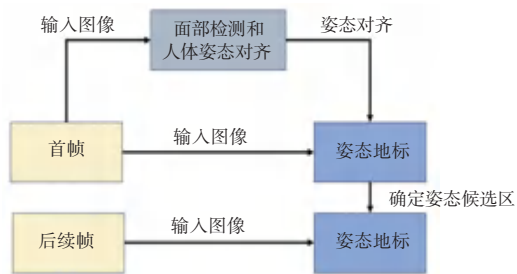


图 1 人体检测-跟踪原理图

Fig. 1 Human detection-tracking schematic

### 1.2 BlazePose 网络结构

BlazePose 网络结构如图 2 所示。经历一个编码器之后,使用解码器产生热图和偏移图预测分支进行监督,再通过一个解码器进行坐标回归。在训练的时候采用热图与坐标回归一起训练,但坐标回归的分支不参与主干网络和热图之前网络结构的反向传播,热图和偏移图只用于训练,在推理的时候会删除对应的输出层,只保留坐标输出,在预测坐标的同时也训练每个坐标的视觉分数,用于预测置信度。BlazePose<sup>[4]</sup>是一个采用 top-down 结构的预测网络,利用帧与帧之间姿态与人体框的联系来快速预测关节点,为了加速检测过程,还引入了跟踪器。模型中研发使用了跳过连接(skip-connections),让回归编码器的梯度不会传播回热图训练。研究发现,这种方法不仅改进了热图的预测,还显著提高了坐标回归的精度。

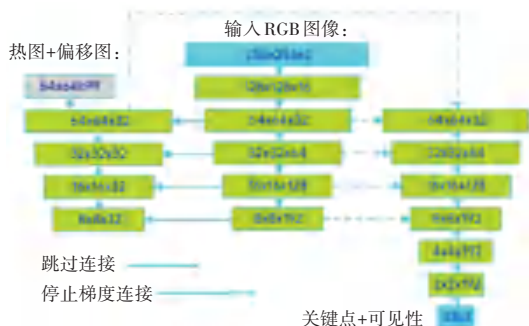


图 2 BlazePose 网络结构

Fig. 2 BlazePose network structure

### 1.3 姿态对齐与遮挡处理

在使用 MediaPipe 对视频数据集处理过程中会遇到人体只出现上半身的情况,但此时仍然可以采集到下肢的运动数据。BlazePose 模型之所以能够识别出视频中不完整人体的运动数据,是因为该模

型在解决方案中包含了与姿态相关的先验信息。训练中对角度、比例和平移范围加以限制,以减小网络复杂性、提升速度,并降低设备计算需求。

在检测阶段或使用先前帧的关键点时,模型通过将人物对齐,确保位于臀部之间的点作为神经网络输入的正方形图像的中心。人体比例和黄金分割如图 3 所示。人体姿态预测模型的灵感来自于“维特鲁威人”,模型还估计了旋转,使得图像中臀部中点与肩部中点之间的直线平行于  $y$  轴。同时,模型通过估计比例,使所有身体点适应围绕身体的方形边界框。为了实现不可见点的预测,模型在训练过程中引入了大量的遮挡模拟增强,包括添加随机颜色的矩形来模拟遮挡等情况,并引入了每点可见度分类器。这个分类器能够指示特定点是否被遮挡以及位置预测是否可能出现错误。因此,即使出现严重遮挡或大部分人体不在画面中的情况,BlazePose 模型仍然能够持续跟踪人体的姿态和动作。

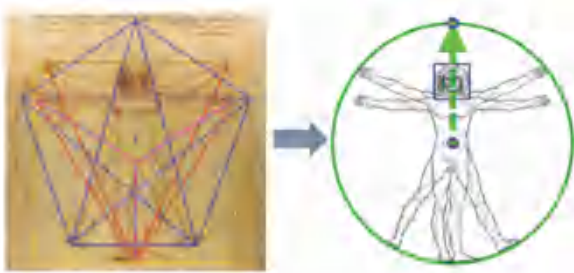


图 3 人体比例和黄金分割

Fig. 3 Human body proportions and golden section

## 2 人体行走步态特征提取

BlazePose 模型使用一种 3D 人体形状建模管道 (GHUM) 从 RGB 视频帧推断出人体完整的 33 个 3D 身体姿势地标,姿势地标模型如图 4 所示。由于人在行走过程中上身基本上没有明显周期动态变化的特征,而且步态周期检测在  $0^\circ$ 、 $180^\circ$  视角范围 (正背面视角) 和  $90^\circ$  视角范围 (侧面视角) 这 2 类视角范围下所选取的特征有所不同,比如人体正对摄像头时所具有的特征在侧面视角下不显著,同理在侧面视角下人体正对摄像头所具有的特征也不明显。所以选取下肢的人体关键点的多种组合进行尝试,最终选取两髋关节与左膝关节围成的三角形面积与两髋关节与右膝关节围成的三角形面积比值作为正背面视角下为主的步态周期检测特征,选取左腿膝关节角度作为侧面视角下为主的步态周期检测特征。

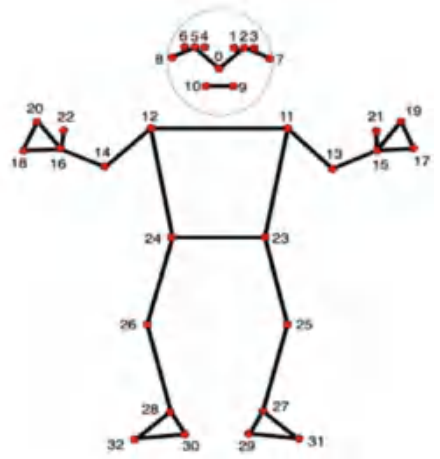


图 4 姿势地标模型

Fig. 4 Pose landmark model

### 2.1 下肢面积比值特征

此前,张云佐等学者<sup>[5]</sup>选取了人体下肢交叉髌踝连线欧氏距离比值作为正背面主要特征检测步态周期,本文选取面积比值对于行走步态周期的测量具有较好的稳定性。由于该特征是基于人体骨骼结构进行计算的,骨骼结构相对稳定,因此可以提供相对准确的周期测量结果,无论是正面、侧面还是斜视角,三角形面积比值特征都能够提供稳定和一致的步态周期信息。同时由于步态周期受到多种因素的影响,如摄像机角度、光线条件和行走速度等,选取的三角形面积比值特征利用了多个关节点的位置信息,相对于单一关节点的特征,这种组合特征能够在更大程度上减小视角变化对于步态识别的影响,提高步态周期识别的鲁棒性。该特征在视频帧中的可视化及面积比值原理如图 5 所示,用 MediaPipe 模型提取每一帧的人体姿态拓扑图,再通过提取到的关键点坐标进行计算。

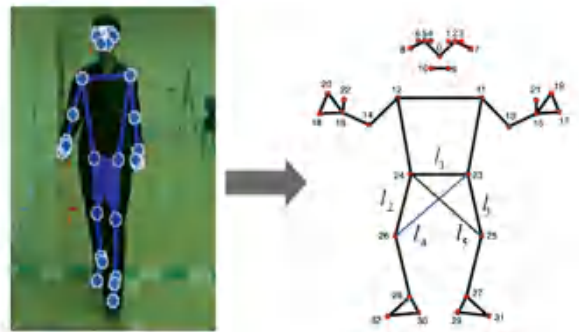


图 5 面积比值特征可视化

Fig. 5 Visualization of area ratio features

将两髋关节点间的线段长度  $l_1$ 、左大腿长度  $l_3$ 、右大腿长度  $l_2$ 、左髌到右膝关节距离  $l_4$ 、右髌到左



膝关节距离  $l_5$  在图 5 中做出标记。利用海伦 (Heran) 公式计算出三角形面积再求比值,方法如下:

$$p_1 = \frac{1}{2}(l_1 + l_2 + l_4) \quad (1)$$

$$S_1 = \sqrt{p_1(p_1 - l_1)(p_1 - l_2)(p_1 - l_4)} \quad (2)$$

$$p_2 = \frac{1}{2}(l_1 + l_3 + l_5) \quad (3)$$

$$S_2 = \sqrt{p_2(p_2 - l_1)(p_2 - l_3)(p_2 - l_5)} \quad (4)$$

$$u = \frac{S_1}{S_2} \quad (5)$$

## 2.2 左腿膝关节角度特征

侧面  $90^\circ$  视角附近范围内,人体下肢运动过程中具有较显著周期性变化的特征为大腿与图像  $y$  轴之间的夹角、左腿膝关节角度、小腿与水平地面的倾角,最终选择膝关节角度作为侧面视角的步态周期检测主要特征,侧面视角下 MediaPipe 模型识别情况如图 6 所示。



图 6 侧面视角  
Fig. 6 Side view

选取膝关节角度相比于另外 2 个角度有着如下优势:

(1) 不受地面倾斜影响。选取膝关节角度相对于小腿与地面倾角更不受地面倾斜的影响。在侧面视角下,地面的倾斜可能会导致小腿与地面的倾角发生变化,从而影响步态周期的检测。而膝关节角度不受地面倾斜的影响,因其只关注膝关节的屈伸运动,而不受地面倾斜的影响。

(2) 减少干扰。大腿与图像  $y$  轴的夹角可能会受到上半身的摆动和背景变化的影响,从而可能引

入干扰。相比之下,膝关节角度更集中在下半身,受到的干扰较小。

(3) 准确地反映步态周期。膝关节角度的变化与步态周期密切相关,当膝关节屈曲到一定角度时,可以判断为一个步态周期的开始或结束。因此,选取膝关节角度可以更准确地检测步态周期,提供更精确的步态分析结果。

对于左腿膝关节角度的计算则是运用了  $\text{atan2}$  函数。在计算角度时,分母为零是一个常见的问题,可能导致除零错误。 $\text{atan2}$  函数避免了这个问题,因为可将 2 个分量作为参数,分母和分子都可以是零,而不会引发错误。方法如下:

选取姿态地标模型的 23、25、27 三点的坐标计算弧度值  $r$ :

$$r = \arctan2(y_{27} - y_{25}, x_{27} - x_{25}) - \arctan2(y_{23} - y_{25}, x_{23} - x_{25}) \quad (6)$$

将弧度值  $r$  转换为角度值  $a$ :

$$a = \frac{|r| \times 180}{\pi} \quad (7)$$

$$a = \begin{cases} a, & a \leq 180 \\ 360 - a, & a > 180 \end{cases} \quad (8)$$

以人体关节构造为依据,人体膝关节的角度不会超过  $180^\circ$ ,所以若  $a$  大于  $180^\circ$ ,则视为异常情况并将其处理在  $180^\circ$  内。

## 3 实验与分析

### 3.1 实验数据选取及整体流程

本文使用中国科学院自动化研究所的 CASIA 步态数据库进行实验数据采集。CASIA 步态数据库包含 CASIA-A、CASIA-B 和 CASIA-C 三个数据集,数据集见表 1,本文选择使用 CASIA-B 数据集。该数据集包含 124 个被试者,每个被试者在 11 个不同视角 ( $0^\circ, 18^\circ, \dots, 162^\circ, 180^\circ$ ) 下,分别在三种行走条件<sup>[6]</sup> (普通条件、穿大衣条件、携带包裹条件) 下进行步态数据采集。步态周期检测的整体流程如图 7 所示。

表 1 CASIA 步态数据库

Table 1 CASIA gait database

数据库	人数	环境	影响因素
CASIA-A	20	室外拍摄	3 个视角
CASIA-B	124	室内拍摄	11 个视角,穿戴
CASIA-C	153	夜间红外热感拍摄	行走速度,穿戴

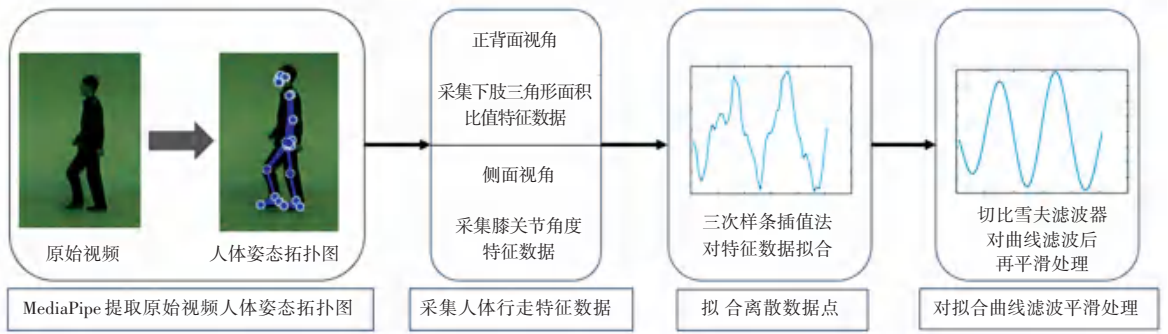


图 7 本文所提方法流程图

Fig. 7 Flow chart of the method proposed in this paper

首先选取 CASIA-B 视频数据集中的 001-nm-01 上 11 个视角的视频作为原始视频输入, 通过 MediaPipe 的 BlazePose 模型对人体姿态拓扑图进行提取, 从而可以提取人体模型 33 个关键点的坐标值信息。通过采集到的坐标点信息对正背面视角和侧面视角的主要特征进行计算然后输出, 再用三次样条插值法将离散的特征数据拟合成连续曲线, 最后用 15 阶切比雪夫滤波器和平滑函数对拟合后的波形进行降噪处理。由于面积比值的数据在  $[0, 2]$  之间变化, 而膝关节角度数据在  $[0^\circ, 180^\circ]$  之间变化, 为了更好地观察 2 个特征的周期性变化规律, 将膝关节角度数据缩小 100 倍, 将 2 种特征数据放在  $[0, 2]$  同一个区间做对比, 具有更好的可视化效果。通过相邻的周期性波形的波峰和波谷点信息来得出一个周期的值。

### 3.2 评价指标

本文引用文献 [5] 中提出的步态周期的量化标准来评估本文算法的性能。数学公式如下:

$$C = \frac{|T - T_s|}{T} \quad (9)$$

其中,  $T$  表示对视频处理后检测到出现运动人体的总帧数,  $T_s$  表示 BlazePose 模型检测到人体关键点坐标数值的总帧数。  $C$  表示帧误差与检测到出现运动人体总帧数的比值。  $C$  值越小, 表示检测精

度越高;  $C$  值越大, 表示检测精度越低。

本文在检测时首先要考虑视频数据集中存在空帧情况, 空帧即在视频的开头或者结尾的某些帧人体未出现或者已经离开摄像头拍摄范围的情况。由于视频数据集中只有人体在运动, 但是摄像头可能会受到噪音或环境因素的影响, 例如风吹动树叶、光线变化、镜头抖动等因素都可能导致图像的微小变化, 触发运动检测算法。由于本文数据集是在室内采集, 所以对光线和镜头抖动等因素进行处理。首先调节视频亮度增益和对比度增益, 改善图像的质量, 使人体特征更加清晰可见, 更准确地将人体区域与背景分离开, 然后将视频图像转换为灰度图像, 有利于简化后续的处理步骤, 再选择视频流中的第一帧作为背景帧, 因为首帧中没有运动物体, 可用作后续帧的基准。稍后则对当前帧进行高斯模糊处理, 高斯模糊有助于平滑图像, 减少噪音和细节, 使后续的差异检测更加稳定。此后将当前帧与背景帧进行像素级差异比较, 得到一个表示两帧之间差异的二值图像, 其中运动物体的区域会显示出明显的差异。检测运动人体总帧数流程如图 8 所示。图 8 中, 白色表示变化区域, 黑色表示未变化区域。再对二值图像进行腐蚀膨胀操作, 去除小的噪点、填补运动物体的空洞并增加运动区域的连通性。通过找到二值图像中的轮廓, 计算每个轮廓的面积。

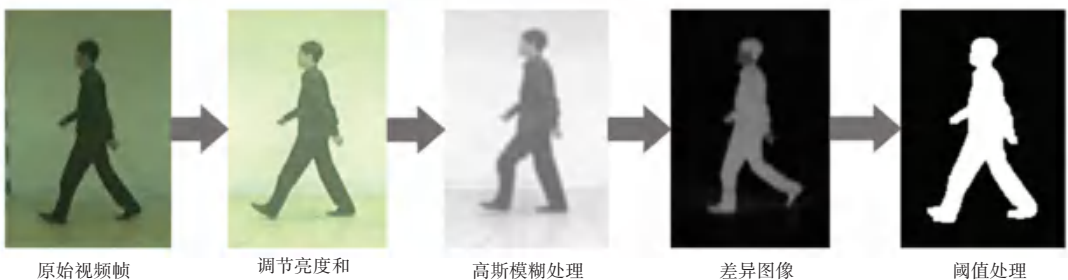


图 8 检测运动人体总帧数流程图

Fig. 8 Flow chart of the total number of frames of the human body in motion

设置面积阈值为 50,若轮廓面积大于阈值,则计为检测到运动人体。

### 3.3 实验结果分析

本文选取了数据集中的前 5 名受试者进行测试以确保实验结果的稳定性,不同视角的视频数据集时长有所不同,大致为 3~5 s(即 75~125 帧)。而在采集过程中由于有些视频数据集开头结尾存在空帧现象以及 BlazePose 模型采集的精确度影响,采集到的帧数大致处于 60~90 帧范围内。图 9 展示了在 001-nm-01 数据集上 11 个视角下得到的特征数据经过三次样条插值法处理、再经过切比雪夫滤波器滤波后输出的波形。

从图 9 可以看出,实线代表膝关节角度特征在人体行走过程的变化波形,虚线代表下肢三角形面

积比值的波形。膝关节特征一个周期具有 2 个波峰,面积比值特征一个周期有一个波峰。膝关节角度在  $0^\circ$  和  $180^\circ$  视角附近周期性不明显,在  $54^\circ \sim 108^\circ$  视角范围波形周期性较为显著,在  $90^\circ$  视角周期性最明显,面积比值特征在  $0^\circ$  和  $180^\circ$  视角附近波形的周期性十分显著,在  $54^\circ \sim 90^\circ$  视角变化过程中周期性逐渐减弱,在  $90^\circ \sim 144^\circ$  视角变化过程中周期性逐渐增强。两特征在 11 个视角范围内对于人体步态周期检测的作用互为补充,两特征的协同配合可以使步态周期的检测精度更高,本文选取了基于人体姿态几何特征的相关的步态周期检测方法进行实验对比分析,包括基于髌踝欧氏距离比<sup>[5]</sup>、基于高宽比<sup>[7]</sup>、基于椭圆拟合<sup>[8]</sup>、基于腿部面积<sup>[9]</sup>、基于足趾离地状态<sup>[6]</sup>的方法。

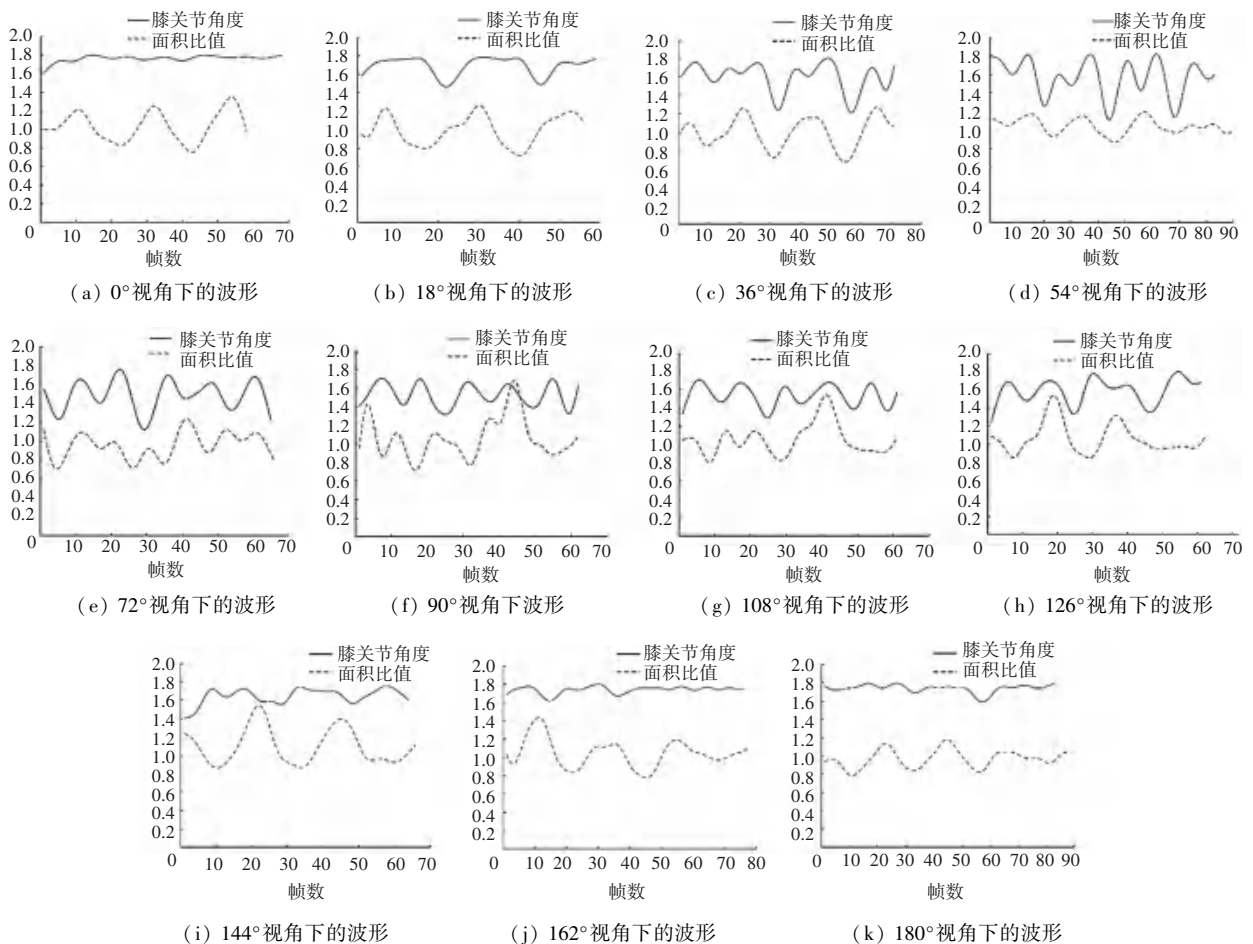


图 9 001-nm-01 数据集上 11 个视角下的波形

Fig. 9 Waveforms from 11 perspectives on the 001-nm-01 dataset

$C$  值对比结果见表 2。由表 2 中  $C$  值对比分析表明:

(1) 本文方法相比其他方法而言,在 11 个视角下检测精度的平均值更高。

(2) 与文献[5]的方法相比都是以 MediaPipe 模

型为基础,本文选取了不同的人体特征进行提取,识别精度平均值略有提高,在  $18^\circ$ 、 $144^\circ$ 、 $162^\circ$  视角下,精度分别提高了 0.04、0.19、0.20,在其他视角的周期检测也保持着较高的精度。

综上所述,本文方法在以人为圆心,从  $0^\circ$  视角

(摄像机正对人体)至 180°视角(摄像机正对人体背面)形成的半圆多视角范围对人体行走步态周期检

测具有较好的效果,验证了本文方法的正确性及可行性。

表 2 C 值对比表

Table 2 Comparison table of C values

检测方法	0°	18°	36°	54°	72°	90°	108°	126°	144°	162°	180°	Mean
文献[4]方法	0.48	0	0.08	0.08	0.07	0	0	0	0	0.41	1.00	0.19
文献[5]方法	0.06	0.40	0.23	0.03	0	0	0	0.06	0.26	0.32	0.07	0.13
文献[7]方法	0.48	0.92	0.95	0	0.12	0.05	0	0.01	0	0.04	0.12	0.24
文献[8]方法	0.18	0.95	0	0	0.07	0.05	0.05	0.05	0	0.04	0.40	0.16
文献[9]方法	0.54	0.40	0.22	0.12	0.04	0.04	0.04	0.18	0.44	0.50	0.62	0.29
本文方法	0.08	0.36	0.23	0.13	0.06	0	0.04	0.13	0.07	0.12	0.07	0.12

## 4 结束语

针对远距离非接触式的人体步态周期检测精度不高的问题,本文以 MediaPipe 的 BlazePose 模型为基础,BlazePose 使用了一种轻量级的卷积神经网络架构,在推理过程中能够以高帧率运行,不仅降低内存占用,还提高了运行效率。然后提出了以下肢三角形面积比值特征与膝关节角度特征相结合的方法检测步态周期,充分利用了人体行走的姿态信息,保证了所选特征在步态检测方面的鲁棒性,同时对 CASIA-B 数据集的原始视频进行降噪处理,准确将人体区域与背景分离开,使评价指标的结果更加精确。实验结果表明基于 MediaPipe 的下肢特征分析与步态周期检测研究方法在多视角下具有较好的步态周期检测精度,可以有效地检测步态周期。

## 参考文献

- [1] 宋广玥,宋智斌,项忠霞. 基于足底压力传感器的不控制减重比例下步态相位识别[J]. 工程设计学报,2019,26(3):260-266.
- [2] 王科俊,刘亮亮,丁欣楠,等. 基于卷积神经网络的步态周期检

测方法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2021,42(5):656-663.

- [3] 吕子阳,王立,岳晓婧,等. 基于步态参数分析的老年跌倒人群步态特征研究[J]. 现代仪器与医疗,2022,28(4):58-63.
- [4] BAZAREVSKY V, GRISHCHENKO I, RAVEENDRAN K, et al. BlazePose: On-device real-time body pose tracking [EB/OL]. [2020-06-23]. <https://arxiv.org/pdf/2006.10204.pdf>.
- [5] 张云佐,董旭,蔡昭权. 拟合下肢几何特征的多视角步态周期检测[J]. 吉林大学学报(工学版),2023,53(9):2611-2619.
- [6] 李一波,李昆. 双视角下多特征信息融合的步态识别[J]. 智能系统学报,2013,8(1):74-79.
- [7] BEN Xianye, MENG Weixiao, YAN Rui. Dual-ellipse fitting approach for robust gait periodicity detection [J]. Neurocomputing, 2012, 79(3): 173-178.
- [8] SARKAR S, PHILLIPS P J, LIU Zongyi, et al. The humanID gait challenge problem: data sets, performance, and analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(2): 162-177.
- [9] TANG Yunqi, XUE Ao, DING Jianwei, et al. Gait cycle detection by fusing temporal and spatial features with frame difference[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2017, 32(3): 533-539.
- [10] WANG Liang, TAN Tieniu, MEMBER S, et al. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1505-1518.