

基于贝塞尔曲线拟合骨架特征的身份识别方法

晏瑶琴¹, 袁健¹, 周永立²

(1. 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2. 长安科技有限责任公司, 上海 201105)

摘要: 提出一种以贝塞尔曲线拟合骨架运动特征的身份识别方法。首先, 利用 OpenPose 算法提取人体的关键骨骼点, 构建肢体步态特征三角形, 并通过贝塞尔曲线对其变化规律进行拟合, 从而得到具有强区分能力的肢体步态曲线。采用贪心算法结合递增式特征融合策略, 筛选出最优特征子集并构建步态特征向量; 基于欧几里得距离设计了特征向量的相似度度量机制, 实现肢体运动特征的精准对比。最终, 结合贝叶斯推理框架, 融合上下肢特征的相似度, 输出最终的身份识别结果。通过实验证明了该方法较之现有方法在识别精度与效率上均有显著提升, 展示了其在实际应用中的广阔前景。

关键词: 贝塞尔曲线; 步态特征; 身份识别; 骨架运动特征; 特征三角形; 特征融合; 贝叶斯推理

中图分类号: TP 31

文献标志码: A

An identification method based on skeleton feature fitting via Bézier curve

YAN Yaoqin¹, YUAN Jian¹, ZHOU Yongli²

(1. School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. Chang'an Technology Co., Ltd., Shanghai 201105, China)

Abstract: A method for identity recognition is proposed, which fit skeletal motion features using Bézier curves. First, the OpenPose algorithm extracted key skeletal points of the human body. Limb gait feature triangles were constructed, and their variation patterns were fitted using Bézier curves, resulting in limb gait curves with strong discriminative ability. The optimal feature subset was selected by a greedy algorithm combined with an incremental feature fusion strategy. A gait feature vector was constructed, and a similarity measurement mechanism based on Euclidean distance was designed for precise

收稿日期: 2025-01-18

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0909502); 国家自然科学基金资助项目(61602460)

第一作者: 晏瑶琴(2000—), 女, 硕士研究生。研究方向: 步态识别、目标检测。E-mail: 498988563@qq.com

通信作者: 袁健(1971—), 女, 副教授。研究方向: 自然语言处理、数据挖掘、深度学习。E-mail: yuanjianwq@163.com

引文格式: 晏瑶琴, 袁健, 周永立. 基于贝塞尔曲线拟合骨架特征的身份识别方法[J]. 上海理工大学学报, 2026, 48(2): 168-182.

Citation: YAN Yaoqin, YUAN Jian, ZHOU Yongli. An identification method based on skeleton feature fitting via Bézier curve[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2026, 48(2): 168-182.

comparison of limb gait features. Finally, the Bayesian inference framework was employed to integrate upper- and lower-limb feature similarities, producing the final identity recognition result. Experimental results demonstrate that this method significantly improves recognition accuracy and efficiency compared to existing methods, highlighting its broad application potential in practical scenarios.

Keywords: *Bézier curve; gait feature; identity recognition; skeletal motion features; feature triangle; feature fusion; Bayesian inference*

随着科学技术的不断发展, 监控系统在学校、公园、公路和城市中的应用越来越广泛。通常相关单位为了寻人、追踪等需要对监控视频中的某些人进行身份识别, 但却面临着从海量实时信息中搜索目标的挑战。常用的身份识别方法有人脸识别、声纹识别、DNA 识别和虹膜识别等生物认证技术。由于公共场所监控系统往往拍摄距离较远, 图像分辨率低, 因此, 上述方法并不适用。而步态识别能够远距离非接触地进行身份验证, 因此具有极强的实用价值。

目前, 步态身份识别可分为基于外观的方法^[1]和基于模型的方法^[2]。基于外观的方法, 是通过视频学习目标的形状特征, 因此, 容易受到光线及遮挡等环境因素的干扰。基于模型的方法则依赖于目标关键点或者骨架特征来提取动作模式, 在展现人体步态运动轨迹和相关信息方面表现更出色, 且不易受环境和伪装的影响, 逐渐引起广泛关注。然而该技术的实际应用仍面临多种挑战, 步态识别对视角、步速等协变量的敏感性是一个主要难题。已有的研究表明, 不同视角下拍摄的人体步态在外观和运动学特征上存在较大差异。Zhang 等^[3]探索了多视角步态识别方法, 提出了在不同视角条件下, 基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的步态识别模型。然而, 其研究也表明, 视角的显著变化仍然会对步态识别结果产生干扰, 导致模型的识别性能下降。López-Fernández等^[4]提出了一种多视角步态识别方法, 利用多个摄像机从不同角度捕获步态特征, 但指出该方法的实际应用受到设备和视角依赖性的限制。此外, Boulgouris 等^[5]研究了步态识别中高维特征的影响, 提出了动态时间规整(dynamic time warping, DTW)方法, 以应对不同协变量变化的挑战。然而, 这些方法在面对复杂外部环境时, 仍然容易受到大量无关特征的干扰,

导致计算复杂度上升和识别效率下降。

在公共安全领域, 快速锁定犯罪嫌疑人是案件侦破的核心环节。特别是在案件侦破的黄金 24 h 内, 现有步态识别技术往往因计算复杂度高、实时性不足等问题, 难以满足大规模视频监控数据的快速检索需求。

面对这些问题, 研究者们逐渐转向探索轻量化模型和特征降维技术, 以提高步态识别在实际应用中的稳定性和效率。为了解决上述问题, 本文提出了基于贝塞尔(Bézier)曲线拟合骨架特征的身份识别方法。本文的主要贡献如下:

- a. 提出了一种新的步态描述和识别方法, 通过提取人体关键骨骼点并构建步态特征三角形, 采用 Bézier 曲线拟合其动态变化规律, 从而得到具有显著辨识性的肢体步态特征曲线。
- b. 研究了基于 Bézier 曲线的相似度对比方法, 提出了步态特征向量的选取准则, 确保在不同视角、步速等协变量影响下, 步态相似度对比的稳健性。基于欧几里得距离(D_{Eucl})设计了特征向量的相似度度量机制, 结合贝叶斯推理融合上下肢特征的相似度, 实现了人体步态的精准对比与身份识别。
- c. 通过设计肢体步态特征对比实验, 对算法参数进行了初始标定, 并通过与现有步态识别方法的对比, 验证了本文算法在识别精度和整体性能方面的显著优势。

1 方法概述

本文所提出的基于 Bézier 曲线拟合骨架特征的身份识别方法的整体框架如图 1 所示。首先提取完整的人体步态周期, 将其在时域上等分为 10 个步态判别帧, 之后通过 OpenPose 算法^[6]提取关键骨骼点, 将上下肢提取关键骨骼点分别变换到统一的坐标系中, 通过连接肢体的关键骨骼

点，得到其步态特征三角形，并计算步态特征三角形的面积。采用高阶 Bézier 曲线拟合整个步态周期中步态特征三角形的面积变化规律，从而得到上下肢的步态特征曲线。在得到肢体的步态特征曲线后，为了对比曲线相似度，基于贪心算法和递增式特征融合原则，采用 C4.5 决策树分类算

法筛选出最优特征子集，构建步态特征向量，并基于 D_{Eucl} 设计特征向量的相似度度量方法。将待识别的步态特征向量与数据库中的注册步态进行对比，分别得到上下肢的步态相似度，并根据贝叶斯推理分配上下肢的比较权重，从而得到人体步态相似度，输出最终身份识别的判定结果。

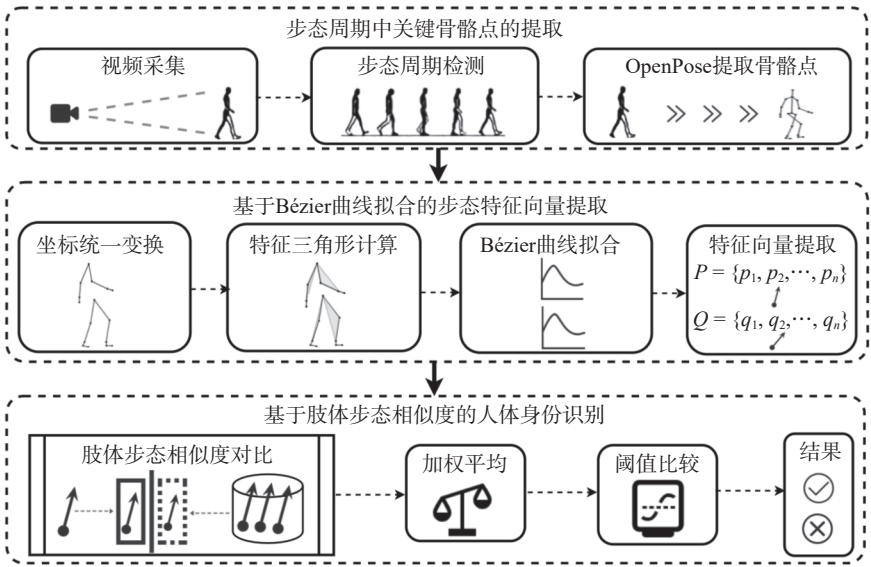


图 1 基于 Bézier 曲线拟合骨架特征的身份识别方法框架

Fig.1 Framework of identity recognition method based on skeleton feature fitting using Bézier curves

2 步态周期中关键骨骼点的提取

2.1 步态周期检测

步态周期检测是步态识别的重要环节，事实上，任何人的步态采样序列的分割结果均呈现出周期性重复，其中一个重复周期被称为步态周期。本文定义以右脚在前且足跟着地时刻，到再

次出现右脚在前且足跟着地时刻，所经历的时间作为一个步态周期，具体如图 2 所示。

在步态识别之前，需要提取步态序列中的单个周期，本文按照文献 [7] 的方法进行步态周期提取，然后将提取的步态周期在时间轴上均等分为 10 份，也就是一个步态周期提取 10 个关键帧作为步态判断的判别帧。

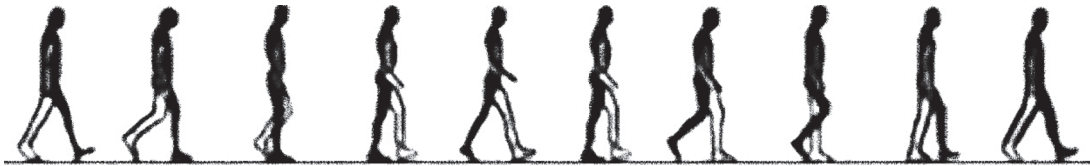


图 2 完整的步态周期

Fig.2 A complete gait cycle

2.2 基于 OpenPose 算法提取关键骨骼点

在获取步态判别帧后，通过 OpenPose 算法对判别帧提取特定骨骼点，作为步态的关键骨骼点。在本文中 OpenPose 算法通过深度神经网络从监控视频中精确地提取人体骨架信息，生成包括关键骨骼点坐标的高维描述，这种描述涵盖了人

体运动的几何特性和时空动态，为步态识别提供了更精细的结构化数据。

参与本文步态识别的骨骼点有右肩关节，右肘关节，右手腕；左肩关节，左肘关节，左手腕；右髋关节，右膝盖，右脚踝；左髋关节，左膝盖，左脚踝共 12 个关键骨骼点，如图 3 所示。

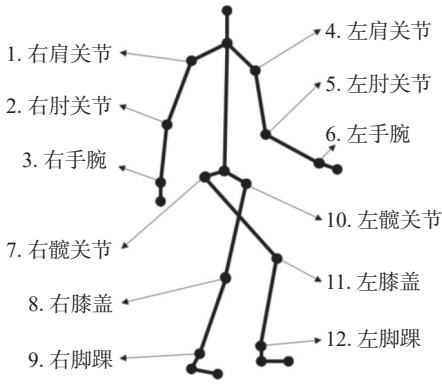


图3 步态识别的关键骨骼点

Fig.3 Key skeleton points for gait recognition

3 基于 Bézier 曲线拟合的步态特征向量提取

3.1 特征融合处理与坐标的统一变换

3.1.1 骨骼点的特征融合和归一化处理

由于不同场景下摄像头的位置不同, 为了消除不同景深带来的差异, 需要对图像的步态特征进行统一融合和归一化处理。

在得到人体骨架节点的坐标后, 构建时空骨架图 $G=(V, E)$, 其中: V 表示骨骼关节点; E 表示关节点之间的连接关系。骨骼特征通过关节点之间的向量差 $V_{\text{bone}} = \{v_j - v_i\}$ 来表示, V_{bone} 包含了关节连接的长度和方向信息。将所有关节点的 3D 坐标转换到新的坐标系中, 通过式(1)中的归一化函数, 调整各关节点的位置特征, 消除距离远近带来的骨架大小变化误差。

$$\theta_i = \sum_{i=x}^z \left(\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N J_t^i \right) \quad (1)$$

式中: θ_i 为归一化处理后, 第 i 维(空间坐标维度)的骨骼关节点特征值; i 为空间坐标维度索引, $i = x, y, z$ 分别对应三维空间的 x 轴、 y 轴、 z 轴方向; z 为空间坐标维度的上限; N 为当前步态序列的总帧数; t 为步态序列中的时间帧索引 ($t = 1, 2, \dots, N$); J_t^i 为第 t 帧中, 第 i 维坐标下的原始骨骼关节点坐标值。

3.1.2 骨骼点的坐标变换

为解决不同角度下步态特征的对比问题, 突出局部特征, 便于提取与比较, 将关键骨骼点位置统一变换到固定局部坐标系中表示。

此处以右上肢为例, 对于每一个特定的步态周期中抽取的关键帧, 根据其右肘关节、右手腕

与右肩关节的相对位置关系, 重新计算以右肩关节为原点的坐标系下右肘关节与右手腕的坐标。对一个步态周期中的 10 帧关键骨骼点重复进行该计算, 从而将右上肢对应的 10 个运动状态变换到同一个坐标系中, 具体的坐标变换式如下:

$$\text{肩部的编号坐标1: } P_1 = \left\{ \left(x_1^i, y_1^i, z_1^i \right) \right\}_{i=1}^{10}$$

$$\text{肘部的编号坐标2: } P_2 = \left\{ \left(x_2^i, y_2^i, z_2^i \right) \right\}_{i=1}^{10}$$

$$\text{手腕的编号坐标3: } P_3 = \left\{ \left(x_3^i, y_3^i, z_3^i \right) \right\}_{i=1}^{10}$$

将右肩设置为坐标原点, 即

$$P_1 = \left\{ \left(x_1^i, y_1^i, z_1^i \right) \right\}_{i=1}^{10} = \{(0, 0, 0)\}_{i=1}^{10} \quad (2)$$

式中: P 是坐标, x 、 y 、 z 分别代表 x 轴、 y 轴和 z 轴; i 代表第 i 帧采样(后续公式中的 i 含义同此)。

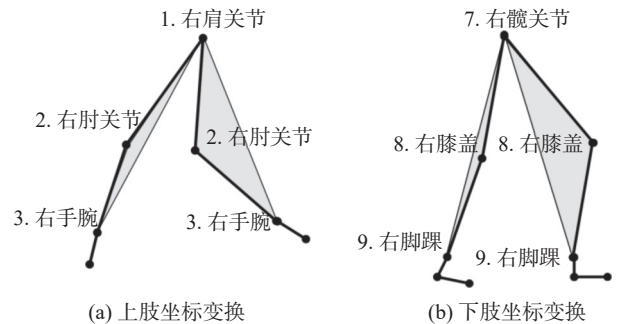
将肘部和手腕变换到以肩部为原点的新坐标系中, 坐标变换后肘部的新坐标 $P_{2_{\text{new}}}$ 的计算方法如式(3)所示。

$$P_{2_{\text{new}}} = \left\{ P_2^i - P_1^i \right\}_{i=1}^{10} = \left\{ \begin{pmatrix} x_2^i \\ y_2^i \\ z_2^i \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} x_1^i \\ y_1^i \\ z_1^i \end{pmatrix} \right\}_{i=1}^{10} \quad (3)$$

坐标变换后手腕的新坐标 $P_{3_{\text{new}}}$ 的计算方法如式(4)所示。

$$P_{3_{\text{new}}} = \left\{ P_3^i - P_1^i \right\}_{i=1}^{10} = \left\{ \begin{pmatrix} x_3^i \\ y_3^i \\ z_3^i \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} x_1^i \\ y_1^i \\ z_1^i \end{pmatrix} \right\}_{i=1}^{10} \quad (4)$$

同理, 对于左上肢, 以左肩关节为坐标原点进行坐标变换; 对于右下肢, 以右髋关节为坐标原点进行坐标变换; 对于右上肢, 以右肩关节为坐标原点进行坐标变换。为了更直观地展示坐标变换的结果, 对于坐标变换后的右上肢用图 4(a) 进行表示, 坐标变换后的右下肢用图 4(b) 进行表示。



(a) 上肢坐标变换

(b) 下肢坐标变换

图4 上下肢的坐标变换

Fig.4 Coordinate transformation of limbs

3.2 肢体步态特征三角形的计算

3.2.1 构建步态特征三角形

由于不同人之间走路过程中步态的差异性, 不同人的同一肢体的关键骨骼点, 在其步态周期中不同时刻的摆动幅度、运动速率、运动加速度、运动相位等运动特征都是不同的。而这些状态的不同, 直接影响该肢体上不同骨骼点在不同时刻的相对位置, 从而影响该肢体上关键骨骼点所围成的图形形状。

本文在身份识别中共选取 12 个关键骨骼点, 即每一个肢体 3 个关键骨骼点。所以对于某一具体肢体, 其关键骨骼点所围成的图形形状是三角形, 三角形形状的变化规律, 即该肢体上关键骨骼点的运动特征的映射, 故本文将该三角形称之为肢体的步态特征三角形。对于图 4(a)和图 4(b)中对应的阴影区域, 分别是右上肢与右下肢的步态特征三角形。

3.2.2 步态特征三角形的面积计算

步态特征三角形形状的改变同时会影响三角形面积的改变, 本文将一个步态周期中三角形面积的变化规律作为步态变化特征, 所以需要计算每一判别帧中步态特征三角形的面积。为便于描述, 此处同样以右上肢为例, 说明特征三角形的面积计算方法。在通过 OpenPose 算法得到右上肢的关键骨骼点坐标后, 首先计算相邻骨骼点的长度, 即特征三角形的三边长。

在第 i 帧中, 肘部 1 的坐标: $P_1^i = (x_1^i, y_1^i, z_1^i)$

在第 i 帧中, 肘部 2 的坐标: $P_2^i = (x_2^i, y_2^i, z_2^i)$

在第 i 帧中, 手腕的坐标: $P_3^i = (x_3^i, y_3^i, z_3^i)$

通过式 (5) 计算肩部到肘部的长度:

$$L_{12}^i = \sqrt{(x_2^i - x_1^i)^2 + (y_2^i - y_1^i)^2 + (z_2^i - z_1^i)^2} \quad (5)$$

同理计算肘部到手腕的长度 L_{23}^i , 以及肩部到手腕的长度 L_{13}^i , 通过式 (6) 便可得到三角形半周长 s :

$$s = \frac{L_{12}^i + L_{23}^i + L_{13}^i}{2} \quad (6)$$

最后通过海伦式 (7) 可以计算该肢体的特征三角形面积:

$$A = \sqrt{s \times (s - L_{12}^i) \times (s - L_{13}^i) \times (s - L_{23}^i)} \quad (7)$$

为了更直观地展示一个步态周期中肢体的步态特征三角形变化规律, 图 5 为右上肢一个步态周期中 10 个关键判别帧所对应的三角形面积。

图 6 为右下肢 1 个步态周期中 10 个关键判别帧所对应的三角形面积。

3.3 基于 Bézier 曲线拟合肢体特征三角形

为分析步态周期中某一肢体步态特征三角形的变化特点, 首先通过构建步态周期中的 10 帧步态判别帧, 计算每帧对应的特征三角形面积。接着, 采用 Bézier 曲线对这些面积数据进行拟合, 将步态周期中的运动特征映射到 Bézier 曲线上。

选择 Bézier 曲线的原因在于其平滑且连续的导数特性, 能够较好地避免高阶多项式曲线可能带来的过拟合问题, 并有效规避 Runge 现象造成的边界偏差。

此外, Bézier 曲线具有较强的全局调控能力, 控制点的变动能显著影响整个曲线的形状, 这使

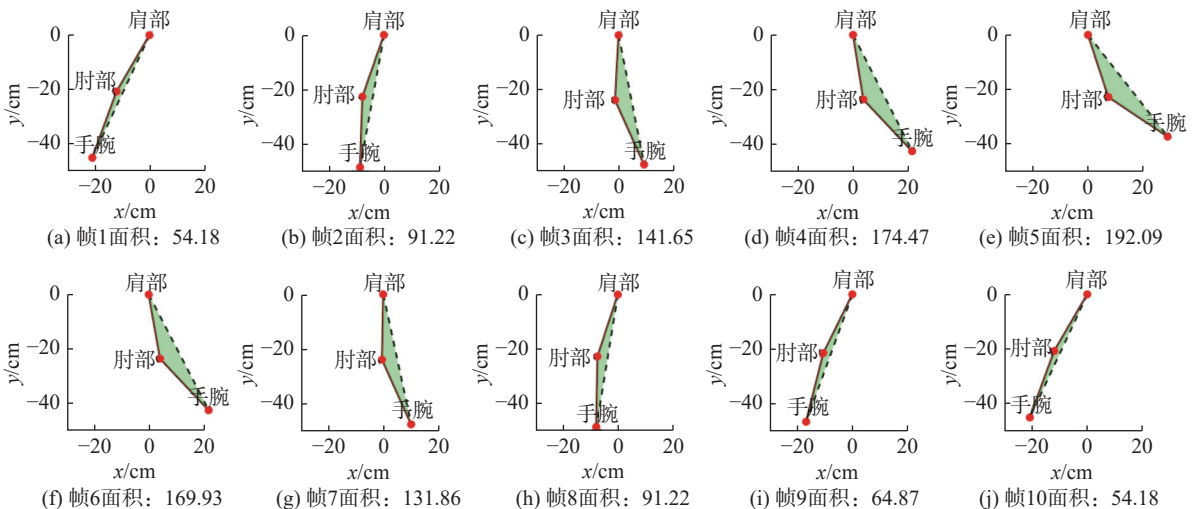


图 5 步态周期中右上肢步态特征三角形

Fig.5 Gait feature triangle of the right upper limb during gait cycle

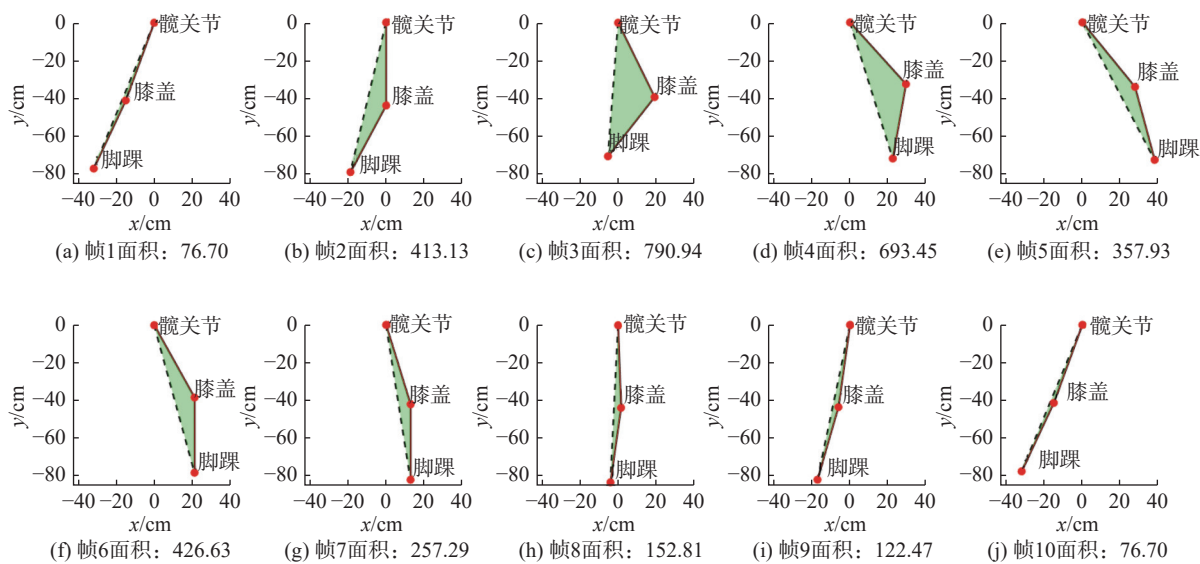


图 6 步态周期中右下肢步态特征三角形

Fig.6 Gait feature triangle of the right lower limb during gait cycle

其在步态识别中尤其适合全局调整的应用场景。对于一个 n 阶的 Bézier 曲线, 其数学表达式为

$$B(t) = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} (1-t)^{n-k} t^k P_k \quad (8)$$

式中: $B(t)$ 是参数 t 对应的曲线上的点; P_k 代表第 k 个控制点; t 为 Bézier 曲线的插值参数, 范围为 $[0,1]$; $\binom{n}{k}$ 为 Bézier 曲线的组合参数, 表示第 k 个元素的方式数, 如式(9)所示。

$$\binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!} \quad (9)$$

在步态周期中某一步态判别帧进行 Bézier 曲线拟合时, 其横坐标为该帧对应的时间, 纵坐标为其特征三角形面积。为使 10 帧特征三角形面积都参与拟合, 应使用 9 阶 Bézier 曲线进行拟合, 其中第 1 帧作为曲线的起始点 P_1 , 第 10 帧作为曲线的终止点 P_{10} , 其余点为控制点, 则其对应的 9 阶 Bézier 曲线表达式为

$$B(t) = \sum_{k=0}^9 \binom{9}{k} (1-t)^{9-k} t^k P_k \quad (10)$$

其对应的 Bernstein 级数具体表示为

$$B(t) = \binom{9}{0} (1-t)^9 P_1 + \binom{9}{1} (1-t)^8 t P_2 + \dots + \binom{9}{9} t^9 P_{10} \quad (11)$$

图 7 为该方法拟合的 1 个步态周期中右上肢的 Bézier 曲线, 该曲线称为右上肢的步态特征曲线。

图 8 为该方法拟合的 1 个步态周期中右下肢的 Bézier 曲线, 该曲线称为右下肢的步态特征曲线。

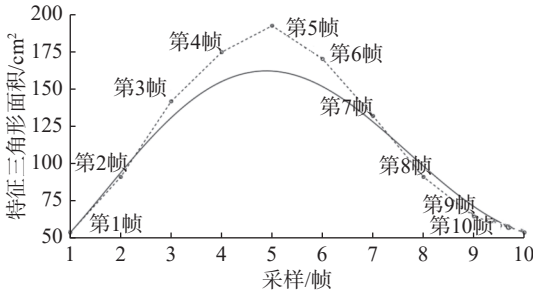


图 7 步态周期中右上肢步态曲线

Fig.7 Bézier curve of the right upper limb during gait cycle

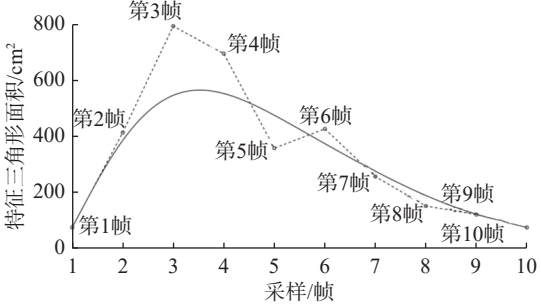


图 8 步态周期中右下肢步态曲线

Fig.8 Bézier curve of the right lower limb during gait cycle

3.4 Bézier 步态曲线特征点分析选取方法

3.4.1 常用的曲线相似度对比的特征点

在获得某肢体的步态特征曲线后, 想要精确地对比曲线相似度, 特征点的选取至关重要。表 1 汇总了现有技术中, 常用于曲线相似度比较的特征点^[7-11]。

3.4.2 步态特征曲线的变化特点分析

由于曲线比较方法的应用场景不同, 上述特征点并不一定能够完全适用于本方法, 为筛选出

表 1 常用于曲线相似度对比的特征点

Tab.1 Feature points commonly used for curve similarity comparison

标号	曲线特征点	标号	曲线特征点
1	最大斜率	13	最小值与最大值之比
2	最小斜率	14	过零点的时间
3	最小斜率与最大斜率之比	15	四分位数
4	最大斜率对应的时间	16	曲线长度
5	最小斜率对应的时间	17	能量
6	曲线拐点	18	峰值间隔
7	曲线标准差	19	均方根
8	曲线中点	20	曲线周期
9	最大值	21	偏度
10	最小值	22	局部方差
11	最大值对应的时间	23	平均绝对查
12	最小值对应的时间	24	曲线均值

最适合本文的特征点，需要对 Bézier 步态曲线变化特点进行分析。图 9 为某人分别在慢速行走、正常速率行走、快速行走时的步态特征曲线，3 种步速下步态的基本特征图如表 2 所示。

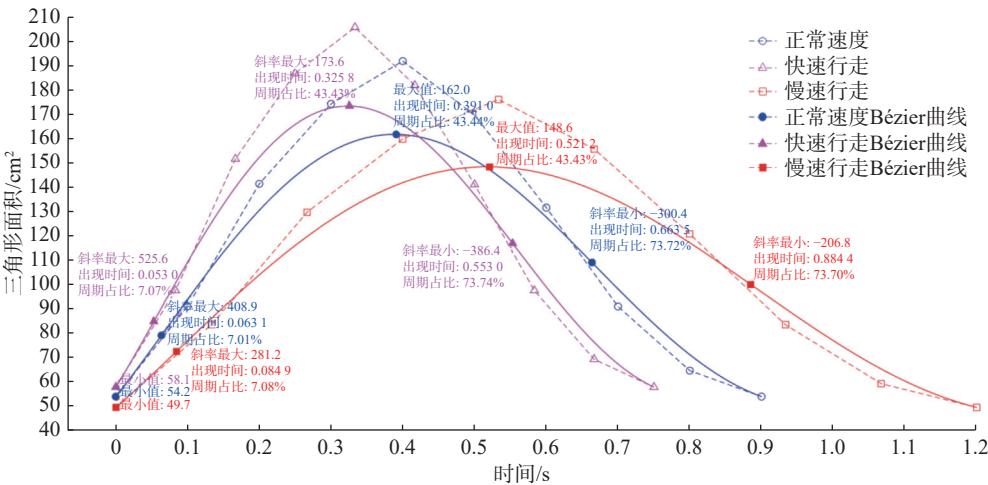


图 9 不同步速下右上肢的步态特征曲线

Fig.9 Gait characteristic curve of the right upper limb at different walking speeds

表 2 3 种不同步速下的基本特征

Tab.2 Basic characteristics under three different walking speeds

走路方式	步幅/cm	周期/s	速率/(km·h ⁻¹)
正常行走	87.5	0.90	3.5
快速行走	93.8	0.75	4.5
慢速行走	80.3	1.2	2.5

综合对比图 9 和表 2，不难发现如下规律：
a. 随着步速的降低，步频相应减慢，步态周期延长，步态曲线的振幅有所减小，曲线形状趋于平坦，表明较慢的步行速率伴随较小的肢体运动幅度和较平缓的步态特征；

b. 随着步速的升高，步频相应加快，步态周期缩短，步态曲线的振幅有所增大，曲线形状趋于陡峭，表明较快的步行速率，伴随较大的肢体运动幅度和较剧烈的步态特征。

3.4.3 适用于步态曲线相似度对比的特征点

由 3.3 中描述的步态曲线的拟合方法可知，步态曲线的周期与被测试者的步态周期相同。为了进行步态比较时剔除周期不同所带来的影响，在选取特征点时，对于与时间相关的特征，本文都将该特征对应的时间与步态周期相比，求其相对于整个步态周期的时间占比，称之为该特征点的时间周期比。此外，鉴于最小斜率与最大斜率的符号相异，为了简化后续计算过程，将最小斜率与最大斜率的比值转换为它们绝对值的比值。对于调整后的适用于步态曲线相似度对比的特征点如表 3 所示。

3.4.4 最优步态特征对比向量提取

3.4.4.1 构建最优特征集合的方法

在确定适用的特征点后，需要选择最优特征点来构建特征向量用于比较。并非特征点数量越多，识别率就越高，有时特征点过多反而会导致识别率下降。因此，合理选择特征点对识别性能至关重要。本文使用决策树分类器(C4.5)，基于逐步前向选择(sequential forward selection, SFS)的

表 3 适用于 Bézier 步态曲线相似度对比的特征点

Tab.3 Feature points applicable to similarity comparison of Bézier gait curves

标号	曲线特征点	标号	曲线特征点
1	最大斜率	13	最小值与最大值之比
2	最小斜率	14	过零点的时间周期比
3	最小斜率与最大斜率绝对值之比	15	四分位数
4	最大斜率的时间周期比	16	曲线长度
5	最小斜率的时间周期比	17	能量
6	曲线拐点	18	峰值间隔
7	曲线标准差	19	均方根
8	曲线中点	20	曲线周期
9	最大值	21	偏度
10	最小值	22	局部方差
11	最大值对应的时间周期比	23	平均绝对差
12	最小值对应的时间周期比	24	曲线均值

特征选择算法, 通过贪心策略和递增式特征融合, 逐步构建最优特征集合, 具体步骤如下。

a. 初始化: 从特征空间 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 中, 依次对每个单一特征进行训练和验证, 选取性能最优的特征 a_k , 构建初始最优特征集 $B = \{b_k\}$, 此时候选特征空间为 $B\{b_k\}$ 。

b. 特征合并: 在候选特征空间 $A\{a_k\}$ 中, 逐个将每个特征与当前最优特征集 B 进行组合, 构建新的特征子集, 每次对组合后的特征子集进行模型训练和验证, 记录分类性能。

c. 更新最优子集: 选取性能最优的组合特征 (如 a_i 与 B 的组合)。若该组合提升了分类性能, 则更新最优特征集为 $B = B \cup \{a_i\}$, 并将 a_i 从候选特征空间中移除。

d. 终止选择: 当加入新的特征不再带来显著性能提升时, 算法终止, 输出当前最优特征子集。

3.4.4.2 最优特征集合选择实验

表 4 展示了采用该方法完成最优特征点选取后, 通过决策树分类器 (C4.5) 对不同特征组合进行分类所得到的分类精度, 该精度代表模型在测试集上的总体准确率 (overall accuracy), 其计算方式为正确分类的样本量与被测样本量的比值。

由表 4 结果可见, 最优特征子集为 $\{3, 4, 5, 11, 13\}$, 此时分类精度为 96.45%。当加入超过最优子集的其他特征后, 不仅未能提升性能, 反而引入了噪声或冗余信息, 导致模型的表现变差, 分类精度逐步下降。因此本文选取上述最优特征子集构建步态特征曲线的特征向量 GaitFeaVector。

表 4 最优特征点选择过程

Tab.4 Selection process of optimal feature points

特征选取	分类精度/%
{3}	76.75
{3, 4}	80.34
{3, 4, 5}	85.10
{3, 4, 5, 8}	81.21
{3, 4, 5, 11}	92.05
{3, 4, 5, 11, 12}	88.58
{3, 4, 5, 11, 13}	96.45
{3, 4, 5, 11, 13, 20}	91.56
{3, 4, 5, 11, 13, 24}	90.39

4 基于肢体步态相似度的人体身份识别

4.1 基于步态特征向量的肢体步态相似度对比

在获取步态曲线的特征向量后, 本文采用 D_{Eucl} 来判断特征向量的临近程度。 D_{Eucl} 是一种常用的距离度量, 在平面中表示两点之间的“直线距离”, 多维空间中从一个点到另一个点的最短路径, 通常用于计算两个向量或点之间的相似度或差异。一般地说, 对于 n 维空间中的两个特征向量 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 与 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$, 其间的 D_{Eucl} 如式 (12) 所示。

$$D_{\text{Eucl}}(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}$$

(12)

为了更直观地展示出两个特征向量的相似程度, 且将相似度控制在 0% 到 100% 之间, 本文基于 D_{Eucl} 定义相似度计算式 (13), 对于两个特征向量 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 与 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 的相似度为

$$S(P, Q) = \frac{1}{1 + k \cdot D_{\text{Eucl}}(P, Q)^2}$$

(13)

相似度计算的展开如式 (14) 所示。

$$S(P, Q) = \frac{1}{1 + k \left[\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2 \right]}$$

(14)

式中: k 是一个调节因子, 用于调节 D_{Eucl} 对相似度的敏感性。通过调整 k , 使得最接近的两个向量相似度尽可能接近 100%, 而距离最远的两个向量相似度尽可能接近 0%。本研究所有实验采样点

的最小 D_{Eucl} 为 3.48×10^{-3} ，最大 D_{Eucl} 为 984.9×10^{-3} 。将这些值代入式(14)，发现在 $k=100$ 时，最小 D_{Eucl} 对应的相似度为99.88%，最大 D_{Eucl} 对应的相似度为3.01%。因此，选择将 k 设置为100相对合适。

4.2 基于贝叶斯推理的人体步态相似度对比

在确立肢体步态相似度的量化对比方法后，进一步通过融合上下肢相似度特征，进行人体身份识别。人在行走过程中，通常上肢是悬空摆动状态，其摆动相对自由；下肢处于支撑状态，其摆动相对稳定，为确保整体判定的稳定性与精确性，本文采用贝叶斯推理中的置信度加权策略，对于具有较高信息熵的变量，需要降低其在最终决策中的贡献。因此，人体步态相似度 S 被定义为上下肢步态相似度所占权重 W 的平均值，具体为

$$S = S_{\text{Upper}}W_{\text{Upper}} + S_{\text{Lower}}W_{\text{Lower}} \quad (15)$$

在 S 高于一定值后，判定为同一个体，反之判定为不同个体，该门限值称为人体步态相似度判定门限 $S_{\text{Threshold}}$ 。

5 对比实验与参数标定

5.1 实验目的

该实验采用本文提出的基于 Bézier 曲线拟合骨架特征的身份识别方法，通过对比不同步速和视角下，同一被测试者相同肢体或左右侧肢体的步态相似度，以及不同被测试者相同肢体之间的步态相似度，完成了本文所述方法的参数的初始标定。此外，实验将本文所采用的步态识别方法与其他相关文献中的步态识别方法进行系统的比较分析。

5.2 实验方案设计

5.2.1 样本选取

实验随机抽取10名健康男性和10名健康女性作为被测对象，身高在1.58~1.87 m之间，平均身高为 (1.72 ± 0.05) m；体重为40.0~82.0 kg，平均体重为 (62.7 ± 1.5) kg；年龄为18.0~50.0岁，平均年龄为 (32.0 ± 0.5) 岁；身体质量指数BMI为18.11~24.87，平均身体指数为 (22.01 ± 1.26) ；被测试者均无神经、肌肉、骨骼病史，且上下肢各关节活动正常。

5.2.2 实验设备

为了模拟日常监控设备的数据采集，本实验

采用海康威视的户外监控摄像头 HIKVISIONDS-2CD3T86WDA-PW 作为视频采集设备，该设备的主码流帧率为60 Hz。

为了模拟不同步速、不同路面坡度，采用 ICON NTL19524 坡度可调跑步机，该设备的速率调节范围为0~22 km/h，误差控制为0.1 km/h，坡度调节范围为0~12%。

为了严格评估各步态识别算法的计算效率，所有算法均在相同的硬件配置下进行，具体硬件参数详见表5。算法的实现基于模型设计(model-based design, MBD)框架，本研究采用 Simulink 进行系统建模与仿真，开发环境为 Matlab。

表5 实验环境配置表
Tab.5 Experimental environment configuration table

实验环境	环境配置
操作系统	Windows10
处理器	Intel(R) Core(TM) i5-9300HF CPU
内存	16 GB
显卡	NVIDIA GeForce GTX 1660 Ti
编程语言	Matlab\Simulink
开发工具	Matlab

5.2.3 试验场景设计

a. 步速设置

为采集不同步速下的步态特征，被测试者在跑步机上以设定的速率行走，对每一测试对象分别设置3.5、4.5、2.5 km/h代表其正常速率、快速、慢速行走。

b. 机位设置

为采集不同视角下的步态特征，对每一被测试者，分别在左右两侧架设机位拍摄，以右侧为例，详细为如下5个采样机位，具体如图10所示。

(a)视角1：摄像机在被采样者正右方，距离采样者5 m。

(b)视角2：摄像机在被采样者右前方30°，距离采样者5 m。

(c)视角3：摄像机在被采样者右后方30°，距离采样者5 m。

(d)视角4：摄像机在被采样者右前方30°、上方30°，距离采样者5 m。

(e)视角5：摄像机在被采样者右后方30°、上方30°，距离采样者5 m。

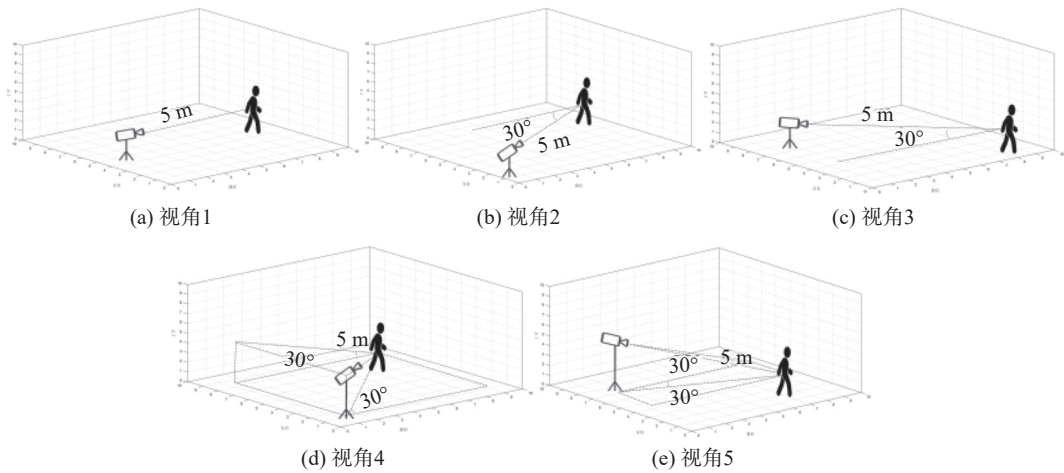


图 10 不同的采样视角下的机位

Fig.10 Camera positions under different sampling perspectives

5.2.4 数据采集

对于任一被测对象, 分别在不同视角和步速下各采集数据 1 组, 单个测试对象采集数据 30 组, 20 个被测对象共采集数据 600 组。对单个被测试者有如下 3 种采样方式:

a. 摄像机在右侧, 分别放置在视角 1~5 处, 步行速率为正常、快速、慢速 3 种, 共 15 组, 数据编号为采样 1~15。

b. 摄像机在左侧, 分别放置在视角 1~5 处, 步行速率为正常、快速、慢速 3 种, 共 15 组, 数据编号为采样 16~30。

c. 由于任一采样数据同时包含了上肢和下肢的步态影像, 而其采样编号一致, 为了便于实验结果的对比分析, 对同一采样数据中的上肢和下肢的数据进行独立编号。表 6 列出了单一被测对象的所有采样数据的采样编号及其对应的数据标号。

5.3 实验数据分析

5.3.1 同一人同肢体相似度对比

a. 对比目的

该实验旨在验证如下两条假设:

假设 1: 步速的变化源于步幅和步态周期的差异。为剔除步态周期和幅值差异的影响, 通过选择特征点的时间周期比而非直接选取特征点对应的的时间, 避免了步态周期差异对曲线相似度结果的干扰; 同样, 通过选择曲线极值比而非直接选取极值, 有效消除了幅值差异的影响。因此, 假设步速的变化不会显著影响曲线相似度的计算结果。

假设 2: 拍摄角度的变化会直接影响步态平面视图的形状。然而, 在本文步态特征三角形的计算过程中, 采用了将关键骨骼点位置统一变换到

固定局部坐标系中表示的方法来获取关键骨骼点的深度信息, 使得特征三角形的顶点均以三维坐标系中的点为基准。因此, 即使拍摄角度发生变化, 也不应显著影响特征三角形面积的计算结果。基于此, 假设视角变化不会显著影响曲线相似度的结果。

b. 实验数据

该实验选择被测试者 1 在不同速率和不同视角下采集的 15 组采样数据, 两两交叉对比。此处以右上肢为例进行说明, 按照 5.2.4 中数据标号规则, 这里提取数据标号为 1~15 的数据。为直观地展示对比结果, 这里将实验结果可视化, 图 11 是实验结果矩阵, 该矩阵的 x 轴和 y 轴对应的是右上肢的实验数据编号 1~15, z 轴代表的是实验数据标号为 x 和数据标号为 y 的相似度。图 11 可以直观展示同一肢体不同速率不同视角下 15 组数据两两相互对比的相似度, 因此该图被称为某一肢体的相似度矩阵。

c. 实验结论

实验对比结果表明, 同一被测试者右上肢的步态曲线相似度介于 99.88%~96.18% 之间。在不同步速和视角条件下, 相似度的波动范围仅为 3.70%, 表明步速和视角变化对相似度的影响极为有限。这一结果验证了本实验假设的有效性, 即步速和视角的变化对步态相似度的影响可以忽略不计。

5.3.2 同一人左右肢相似度对比

a. 对比目的

本实验通过对比同一被测试者左右肢的步态曲线相似度, 旨在评估人体步态识别中同侧与对

表 6 单个被测对象的采样编号和数据标号规则

Tab.6 Rules for sampling numbers and data labels of a single tested object

肢体	视角	走路速率	采样编号	肢体	视角	走路速率	采样编号
右上肢	视角1	正常	1	右下肢	视角1	正常	31
		快速	2			快速	32
		慢速	3			慢速	33
	视角2	正常	4		视角2	正常	34
		快速	5			快速	35
		慢速	6			慢速	36
	视角3	正常	7		视角3	正常	37
		快速	8			快速	38
		慢速	9			慢速	39
	视角4	正常	10		视角4	正常	40
		快速	11			快速	41
		慢速	12			慢速	42
	视角5	正常	13		视角5	正常	43
		快速	14			快速	44
		慢速	15			慢速	45
左上肢	视角1	正常	16	左下肢	视角1	正常	46
		快速	17			快速	47
		慢速	18			慢速	48
	视角2	正常	19		视角2	正常	49
		快速	20			快速	50
		慢速	21			慢速	51
	视角3	正常	22		视角3	正常	52
		快速	23			快速	53
		慢速	24			慢速	54
	视角4	正常	25		视角4	正常	55
		快速	26			快速	56
		慢速	27			慢速	57
	视角5	正常	28		视角5	正常	58
		快速	29			快速	59
		慢速	30			慢速	60

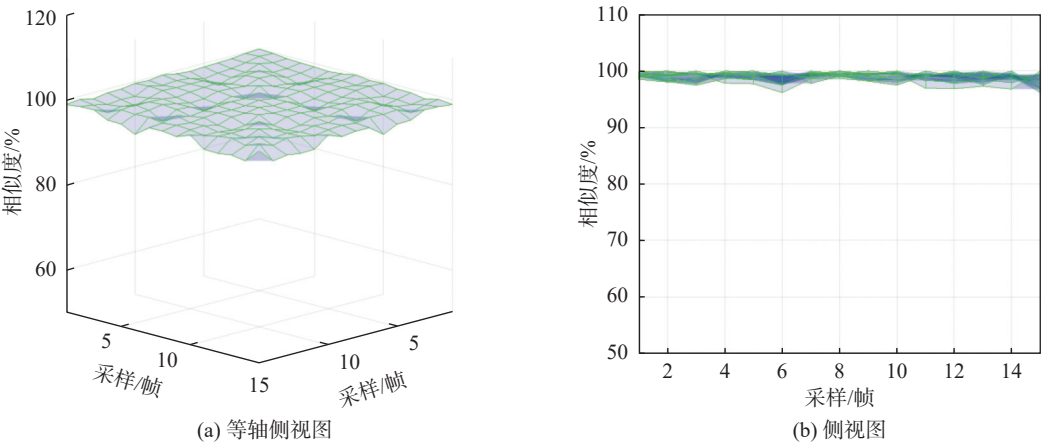


图 11 右上肢不同速率和视角下的曲线相似度对比

Fig.11 Comparison of curve similarities of the right upper limb under different speeds and viewing angles

侧比较的判定门限值 $S_{Threshold}$ 。

b. 实验数据

根据 5.2.4 中的采样编号规则, 右上肢的数据编号为 1~15, 左上肢的数据编号为 16~30, 右下肢的数据编号为 31~45, 左下肢的数据编号为

46~60。实验通过对同一被测试者的 60 组数据进行两两交叉对比, 以获得左右肢体间的相似度对比结果。由于上下肢体间的对比不具备比较意义, 故未进行相关对比。最终的对比结果如图 12 所示。

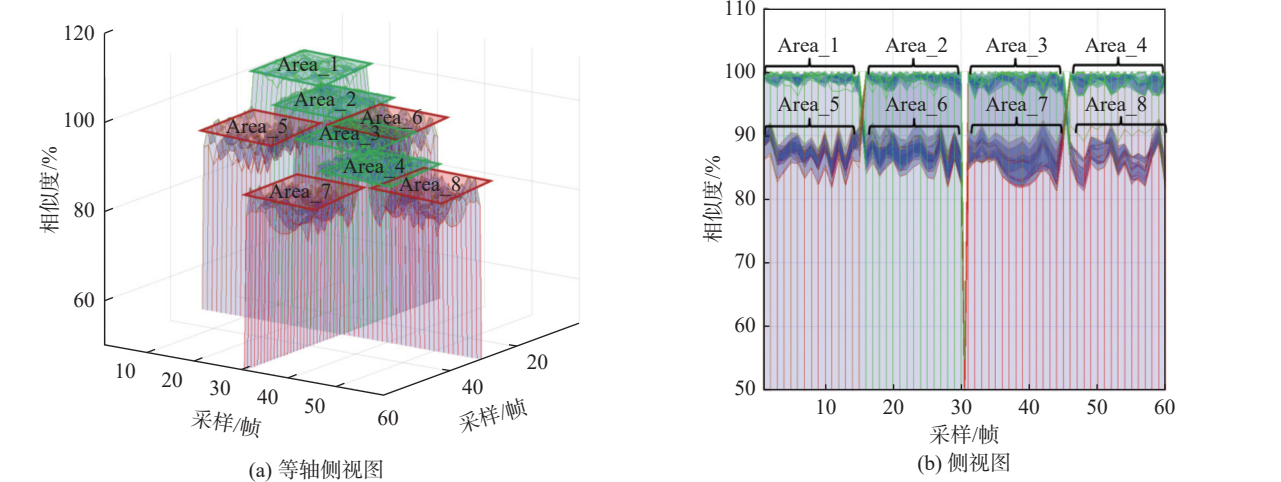


图 12 左右肢体的曲线相似度对比

Fig.12 Comparison of curve similarities between left and right limbs

表 7 总结归纳了图 12 中实验结果的统计数据。综合分析图 12 和表 7 的结果, 以上肢为例, 左上肢与右上肢的最高相似度为 92.11%, 略低于右上肢之间的最低相似度 96.18%, 同样略低于左

上肢之间的最低相似度 95.73%。然而, 左上肢与右上肢的最低相似度为 80.12%, 表明左右上肢之间仍存在一定的相似度。以同样的方式对下肢进行对比, 其相似度对比结果与上肢的变化趋势相似。

表 7 左右肢体间步态曲线相似度对比

Tab.7 Comparison of gait curve similarities between left and right limbs

对比肢体	右上肢(采样1~15)	左上肢(采样16~30)	右下肢(采样31~45)	左下肢(采样46~60)
右上肢(采样1~15)	区域: Area_1 相似度: [96.18%, 99.88%]	区域: Area_6 相似度: [80.09%, 92.11%]	上下肢之间不做对比	
左上肢(采样16~30)	区域: Area_5 相似度: [80.12%, 92.85%]	区域: Area_2 相似度: [95.73%, 99.68%]		
右下肢(采样31~45)	上下肢之间不做对比		区域: Area_3 相似度: [96.21%, 99.98%]	区域: Area_8 相似度: [80.15%, 91.36%]
左下肢(采样46~60)			区域: Area_7 相似度: [80.15%, 91.36%]	区域: Area_4 相似度: [97.46%, 99.91%]

c. 实验结论

实验结果表明, 尽管人体步态表面上呈现出左右肢体相互对称的特征, 但实际上存在一定的差异性, 且对侧(左与右)肢体间的相似度略低于同侧(左与左、右与右)肢体间的相似度。因此, 在进行人体步态相似度判定时, 必须区分同侧对比与对侧对比的相似度门限。根据对比结果, 无论是上肢还是下肢, 同一被测试者同侧肢体间的相似度均高于 90%, 而对侧肢体间的相似度均高于 80%。因此, 将同侧步态相似度的判定门限

$S_{ThresholdSame}$ 设定为 90%, 将对侧步态相似度判定门限 $S_{ThresholdSame}$ 设定为 80%。

5.3.3 不同人相同肢体相似度对比

a. 对比目的

本实验旨在对不同被测试者间肢体步态曲线相似度的分布特征进行量化分析, 以确定在人体步态识别过程中, 上肢与下肢相似度的权重分配策略。

b. 实验数据

实验结果发现两侧肢体趋势相似, 所以此处

以右侧肢体为例进行展示和说明。图 13(a) 与 13(c) 分别呈现了不同被测试者右上肢与右下肢步态曲线相似度矩阵的等轴侧视图， x 轴与 y 轴分别代表 1~20 号被测试者的编号， z 轴则表示被测试者 x 与 y 之间肢体步态曲线的相似度。图 13(b) 为图 13(a) 的侧视图，直观展示了不同人右上肢相似度的波动范围为 [0.89%， 62.11%]；图 13(d) 为 13(c) 的侧视图，直观展示了不同人右下肢相似度的波动范围为 [1.01%， 39.98%]。

c. 实验结论

从实验结果可以看出，不同人上肢步态特征的相似度表现出较大的波动性，信息熵较高，意味着其识别精度相对较低；相反，下肢步态特征的相似度波动较小、信息熵较低，从而具有较高的识别精度。根据图 13，右上肢与右下肢的波动性之比约为 6 : 4。结合 4.2 中关于贝叶斯推理中的置信度加权策略，对于具有较高信息熵的变量，其在最终决策中的贡献应予以降低。因此，在人体步态相似度对比式 (15) 中，上肢相似度权重

W_{Upper} 应设定为 60%，下肢相似度权重 W_{Lower} 应设定为 40%。

5.3.4 人体身份识别方法对比

a. 对比目的

本实验在实验 1~3 中确立的肢体权重和判定门限的基础上，旨在验证本方法在人体身份识别中的最终效果。此外，为了全面评估所采用方法的性能，本实验引入了深度学习几个经典的基于步态的身份识别算法，并进行了对比验证，以探讨不同算法的优劣，并评估其识别准确性和计算效率。

b. 实验数据

实验选取各个采样者的第 1 组采样作为注册步态录入数据库，注册步态身份是已知的，用于与查询步态进行对比和步态识别。根据 5.2.4 中的采样描述，注册步态均为右侧步态。随后，从每个被采样者的左侧（采样 1~15）和右侧（采样 16~30）的采样数据中随机抽取 5 组，针对 20 名

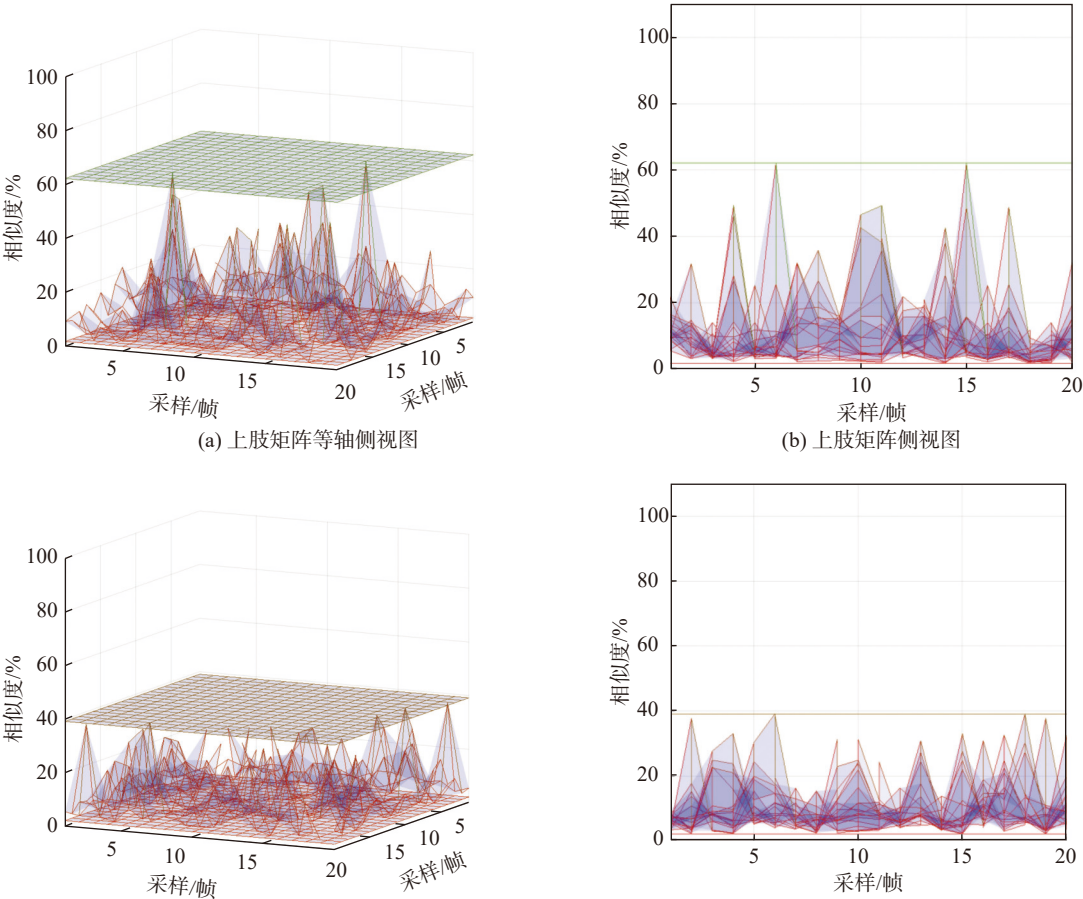


图 13 不同人右侧肢体的步态曲线相似度对比

Fig.13 Comparison of gait curve similarities of the right limb among different individuals

被测试者, 左右侧各随机抽取 100 组数据作为查询步态。实验分别采用本文提出的方法和深度学习的步态识别算法进行对比, 比较不同算法在同侧和对侧识别准确率上的表现, 同时记录步态识别所需的总时间, 具体结果如表 8 所示。

表 8 不同算法的识别准确率和计算时间比较
Tab.8 Comparison of recognition accuracy and computing time of different algorithms

步态识别算法	同侧识别精准度/%	对侧识别精准度/%	识别总时间/s
本文	97	95	8.7
GaitPart ^[12]	96	91	23.4
GaitTransformer ^[13]	95	93	18.2
GLN ^[6]	94	93	20.4
PoseGait ^[14]	96	94	22.8
GaitSet ^[15]	95	92	19.8

c. 实验结论

通过对实验结果的分析, 本文提出的方法在同侧步态识别准确率上表现出色, 达到 97%, 与 GaitPart^[12]的结果一致, 均显著高于 GaitTransformer^[13]的 95%。然而, 在对侧步态识别的准确率上, 本文通过引入与同侧识别不同的判定门限策略, 依然保持了较高的准确性, 达到了 95%, 超过了 GaitPart^[12]和 GaitTransformer^[13]的相关结果。这表明本文的方法无论是同侧对比或对侧对比, 都能够有效维持较高的识别精度和鲁棒性。

GaitPart^[12]采用基于 3D 姿态估计的步态识别方法。该方法首先通过深度学习模型提取行人的 3D 骨架姿态特征, 并结合步态特征进行识别。通过监督学习, 模型在不同视角下的表现得到了有效优化, 从而确保其在复杂环境中的识别精度。而 GaitTransformer^[13]则引入基于多支路残差深度网络的步态识别框架, 通过多支路网络分别处理步态图像在不同视角下的特征, 借助残差网络的结构提高了步态识别的准确性, 尤其是在复杂环境下的识别能力。

从计算速率的角度来看, 本文的方法显著优于其他深度学习方法。由于本文并未依赖深度学习或机器学习算法, 而是采用了纯数学方法进行特征提取与相似度比较(如极值、斜率、相对时间、 D_{Eucl} 等), 使得计算效率大幅提升。针对 200 组样本的识别, 本文方法的总计算时间为 8.5 s,

单个样本的识别时间仅为 85 ms。相比之下, 深度学习方法计算时间更长, 这表明本文方法在处理大规模数据时具备更高的执行效率。

6 结 论

本文区别于传统的步态特征对比方法, 提出了一种新的步态识别思路, 将人体关键骨骼点构成的特征三角形面积的动态变化规律, 通过 Bézier 曲线进行拟合分析。该方法从几何特征的演变过程入手, 对步态特征的提取与对比进行了深层次的分析。整个算法设计完全基于纯数学模型, 实现了步态特征的精准对比与身份识别。

实验数据验证了该方法的有效性, 其识别精度相比当前主流的基于步态的身份识别技术有显著提升。同时, 由于不依赖于神经网络或深度学习框架, 没有复杂的大规模矩阵运算与反向传播过程, 整体计算资源的消耗显著减少, 运算效率得到了大幅提升, 尤其在大规模数据处理时表现尤为突出。

然而, 在本研究的实验设计中, 仅采用了两两对比实验对步态识别参数进行了初步校准, 算法的全部潜力尚未得到充分发挥。未来的研究计划将扩展样本量, 并在更加复杂和多样化的场景中, 对算法的关键参数进行优化调整, 进一步提升识别精度和鲁棒性, 从而为身份识别领域提供更具广泛应用前景的解决方案。

参考文献:

[1] WANG C, ZHANG J P, WANG L, et al. Human identification using temporal information preserving gait template[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2164–2176.

[2] YAM C, NIXON M S, CARTER J N. Automated person recognition by walking and running via model-based approaches[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(5): 1057–1072.

[3] ZHANG Y Q, HUANG Y Z, WANG L, et al. A comprehensive study on gait biometrics using a joint CNN-based method[J]. *Pattern Recognition*, 2019, 93: 228–236.

[4] LÓPEZ-FERNÁNDEZ D, MADRID-CUEVAS F J, CARMONA-POYATO A, et al. A new approach for multi-view gait recognition on unconstrained paths[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 38: 396–406.

[5] BOULGOURIS N V, PLATANIOTIS K N, HATZINAKOS D. Gait recognition using dynamic time warping[C]//Proceedings of the IEEE 6th Workshop on Multimedia Signal Processing. Siena: IEEE, 2004: 263–266.

[6] LI G, ZHANG H, WANG P, et al. GLN: Gait lateral network for gait recognition under various clothing and carrying conditions[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA: IEEE, 2022: 2257-2267.

[7] WATANABE Y. Influence of holding smart phone for acceleration-based gait authentication[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Emerging Security Technologies. Alcalá de Henares: IEEE, 2014: 30–33.

[8] PRIMO A, PHOHA V V, KUMAR R, et al. Context-aware active authentication using smartphone accelerometer measurements[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Columbus: IEEE, 2014: 98–105.

[9] HOANG T, CHOI D. Secure and privacy enhanced gait authentication on smart phone[J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014: 438254.

[10] HOANG T, CHOI D, VO V, et al. A lightweight gait authentication on mobile phone regardless of installation error[C]//Proceedings of the International Conference on Security and Privacy Protection in Information Processing Systems. Auckland: Springer, 2013: 83–101.

[11] 刘雅坤. 基于运动信息的步态模式与步态变换研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2014.

[12] WANG X, ZHANG Y, LI J, et al. PointGait: boosting End-to-end 3D gait recognition with point clouds via spatiotemporal modeling[C]//2024 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Waikoloa, HI, USA: IEEE, 2024: 245-254.

[13] FAN C, LIANG J, SHEN C, et al. OpenGait: revisiting gait recognition toward better practicality[C]// 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA: IEEE, 2022: 9707-9716.

[14] ZHANG Z Y, TRAN L, YIN X, et al. Gait recognition via disentangled representation learning[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach: IEEE, 2019: 4705–4714.

[15] HAN J, BHANU B. Individual recognition using gait energy image[J]. [IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence](#), 2006, 28(2): 316–322.

(编辑：何代华)