

## 步态识别特征的提取和重要性排序

王浩伦<sup>1</sup>, 朱业安<sup>1</sup>, 徐唯祎<sup>1</sup>, 徐苒<sup>1</sup>, 黄月姑<sup>1</sup>, 卢巍<sup>2</sup>

1. 华东交通大学交通运输与物流学院, 江西 南昌 330013; 2. 江西省人民医院康复医学科, 江西 南昌 330006

**【摘要】**提出一种基于骨骼关键点检测技术的步态识别方法,并讨论常见的步态特征在障碍诊断时的重要性排序,以期步态障碍的及时检查和识别提供参考。首先,根据不同的步态模式设立试验组和对照组,受试者按照要求分别完成规定的范式动作,经由深度相机实时获取受试者骨骼关键点的运动轨迹数据;然后,从获取的数据中提取步态识别特征;最后,采用以信息增益为依据的模糊二元对比决策方法对步态识别特征的重要性进行排序。通过对每个特征的重要性进行排序,为步态障碍的诊断和自动识别提供参考。研究结果表明3种步态模式下所有步态识别特征的平均值之间均有显著差异,特征的优先排序为步频、膝关节最大屈曲角度、足偏角、髋关节最大屈曲角度、步幅、支撑相、步速、踝关节最大伸展角度、质心左右移动、膝关节最大伸展角度、质心上下移动、步长、步宽。

**【关键词】**步态障碍;步态识别;深度相机;信息增益;特征排序

**【中图分类号】**R318.01;R742.3

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2019)07-0811-07

## Extraction and importance ranking of features for gait recognition

WANG Haolun<sup>1</sup>, ZHU Ye'an<sup>1</sup>, XU Weiyi<sup>1</sup>, XU Ran<sup>1</sup>, HUANG Yuegu<sup>1</sup>, LU Wei<sup>2</sup>

1. College of Transportation and Logistics, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. Department of Rehabilitation Medicine, Jiangxi Provincial People's Hospital, Nanchang 330006, China

**Abstract:** A gait recognition method based on skeleton keypoint detection technology is proposed, and the importance of common gait features in the diagnosis of gait disorders is discussed, so as to provide a reference for the timely examination and recognition of gait disorders. Firstly, an experimental group and two control groups are set up according to different gait patterns. All the subjects complete the prescribed normal motions according to the requirements, and the real-time movement trajectory data of skeleton keypoints of the subjects are obtained via depth camera. Then, gait recognition features are extracted from the obtained data. Finally, the importance of gait recognition features is ordered by fuzzy binary comparison decision method based on information gain, thereby providing a reference for the diagnosis and automatic recognition of gait disorders. Significant differences are found in all features for gait recognition among 3 different gait patterns. The priority order of gait features is as follows: stride frequency, maximum flexion angle of knee, toe-out angle, maximum flexion angle of hip, stride, stance phase, gait speed, maximum extension angle of hip, L/R distance of the center of mass, maximum extension angle of knee, U/D distance of the center of mass, step length and stride width.

**Keywords:** gait disorder; gait recognition; depth camera; information gain; feature ranking

## 前言

步态分析旨在通过生物力学和运动学手段来获取定量的步态检查信息,从而为揭示异常步态原因、

矫正异常步态、制定治疗计划以及评估干预效果提供依据<sup>[1]</sup>。步态识别在神经病学、矫形病学和康复医学等临床医学中有着广泛应用,大多数临床医生使用观察和量表技术进行评估,但主观的观察评估在临床治疗中是不够可靠的<sup>[2]</sup>,量表评估虽然可以提供关于患者日常运动能力的信息,但也常被认为不客观以及对患者病情的改变评价不够敏感<sup>[3]</sup>。测力台和三维运动捕捉系统是实验室中用于步态识别的常用设备,这些测量工具能为评估患者的功能表现提供准确可靠的信息,但昂贵的设备和较高的技术要求限制了其在临床诊断中的大规模使用<sup>[4]</sup>。与传统的

**【收稿日期】**2019-02-03

**【基金项目】**国家自然科学基金(61703160);江西省科技厅重点研发计划(S2019ZPYFB1734)

**【作者简介】**王浩伦,博士,副教授,研究方向:工业工程、人因工程, E-mail: wanghl@ecjtu.edu.cn

**【通信作者】**卢巍,主任医师,研究方向:偏瘫步态的中西医结合治疗, E-mail: 13006209911@163.com

三维运动分析系统相比,微软公司的Kinect传感器系统是一种更切实可行的选择<sup>[5-7]</sup>。Kinect传感器系统成本低且性能受环境的影响小,并能通过较低的设置条件来获取患者的运动轨迹数据,操作简单。最近几年,有研究者已经证实Kinect传感器作为临床步态识别工具的准确性和有效性<sup>[8-11]</sup>。因此,本研究利用Kinect传感捕获受试者骨骼关键点的运动轨迹数据,并根据步态分析的内容实现相关识别特征的提取。

考虑到步态运动学分析参数的多样性和复杂性,大量参数可能存在信息冗余及属性重复等问题,因此对采集的数据信息进行特征参数提取后,需要利用属性选择方法对特征进行分析,获得识别特征的重要性排序,从而有效地提高步态模式的识别精度,这样既能为临床医生的识别诊断提供参考,也能为今后步态障碍的自动识别研究提供新的思路。属性选择方法在数据预处理和建模过程中也得到了广泛的应用,其主要目标就是去除一些不相关和冗余的特征属性,进而得到满足特定要求的、最优的特征属性集。属性选择的优点是不仅能够通过筛除不相关和冗余的属性使得数据挖掘算法效果更好,还能够使最后构建的模型具有较高的泛化能力。因此,本研究在提取3组步态模式的特征后,采用以信息增益为依据的模糊二元对比决策方法对步态模式影响因子的重要度进行排序。首先,通过计算所有特征

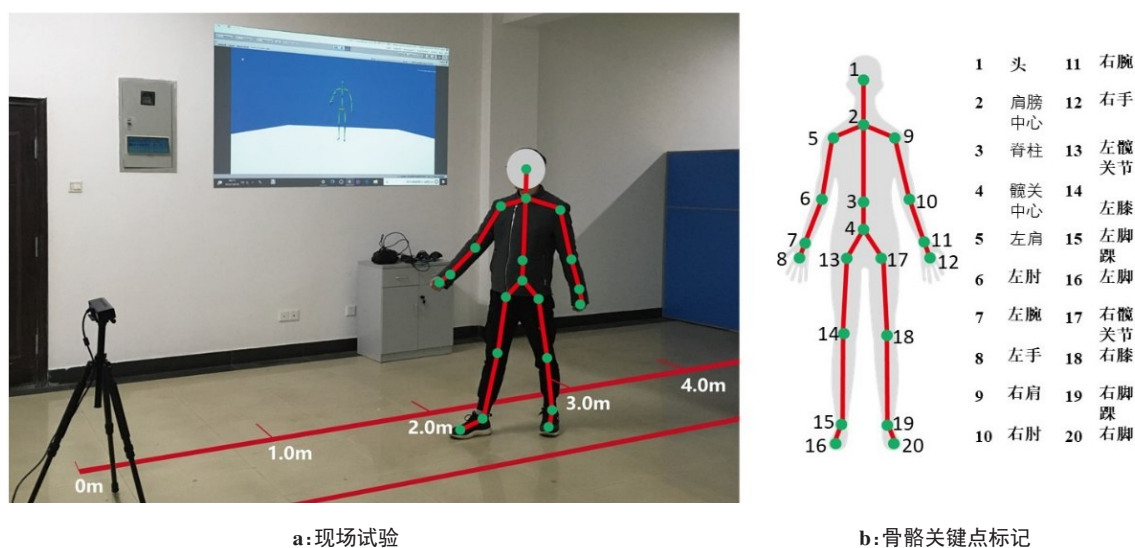
的信息增益来实现两两特征之间的二元对比,从而建立二元比较级;然后,利用模糊相对比较函数,建立模糊相及矩阵;最后,通过确定 $\lambda$ -截矩阵来对所有的特征进行排序。

## 1 材料与方法

### 1.1 临床试验

本研究共招募了60名受试者。其中,试验组为20名偏瘫患者,男性12名、女性8名,年龄( $54.3 \pm 12.2$ )岁,身高( $164.75 \pm 6.13$ ) cm,体质量( $61.5 \pm 10.1$ ) kg;对照Ⅰ组为20名健康老年受试者,男女各10名,年龄( $71.83 \pm 10.55$ )岁,身高( $159.83 \pm 10.49$ ) cm,体质量( $58.16 \pm 7.52$ ) kg;对照Ⅱ组为20名健康青年受试者,男性13名、女性7名,年龄( $24.43 \pm 3.83$ )岁,身高( $169.00 \pm 6.87$ ) cm,体质量( $59.93 \pm 13.58$ ) kg。两组对照组均无运动障碍相关疾病。临床试验在江西省人民医院康复医学科进行,由当地伦理委员会审批通过,受试者均签署知情同意书。

试验时,每名受试者均需完成规定的范式动作:单次直线行走5 m,一次试验走3次,重复3次试验。因Kinect传感器测量精度的限制,本研究确定的有效试验范围为1.5~4.5 m,现场试验如图1a所示。由Kinect传感器捕获到的骨骼关键点如图1b所示。在试验过程中,受试者骨骼节点的三维坐标位置会被实时捕获和存储。



a: 现场试验

b: 骨骼关键点标记

图1 试验示意图

Fig.1 Schematic diagram of test

### 1.2 三维步态分析特征的提取方法

**1.2.1 时空特征提取** 本研究从Kinect传感器捕获的运动轨迹数据中提取出步幅、步长、步宽、步速、步

频、足偏角和支撑相时间比作为步态的时空特征。提取算法可归纳为以下几个步骤:(1)对Kinect传感器捕获的标记点坐标数据进行预处理,去除标记点

坐标的粗误差;(2)计算标记点15和16的中心位置坐标,获得左足底坐标;计算标记点19和20的中心位置坐标,获得右足底坐标;(3)利用单侧足底坐标间的欧氏距离来计算平均步幅,利用左右足底间的水平距离来计算平均步宽,利用一足着地至对侧足着地的距离来计算平均步长,如图2所示;(4)测量所有受试者的腿长,即计算节段13~15和节段17~19之间的欧氏距离,并利用它们的均值来对步幅、步长、步

宽进行标准化<sup>[12]</sup>。在获得步幅后,由步速=步幅/步行周期,计算出步速特征。以标记点15(19)和16(20)的向量方向为足中心线方向,计算足中心线与同侧步行直线之间的夹角来度量足偏角。另外,通过统计单位时间内行走的步数计算出步频特征;以足底与地面接触的时间计算支撑相时间,从而推算完整步态周期下支撑相的时间比重。

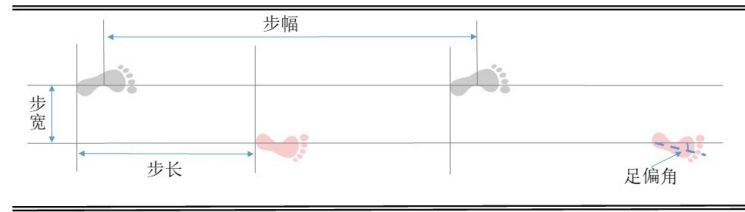


图2 步态时空特征示意图

Fig.2 Schematic diagram of gait spatiotemporal features

**1.2.2 质心特征提取** 人体质心的移动范围是进行步态运动学分析的一个重要指标。Winter<sup>[13]</sup>提出的身体节段法是质心测量的“金标准”,该方法首先将人体分为头、躯干、上臂、前臂、手、骨盆、大腿、小腿、足等15个独立的身体节段,本研究利用Kinect传感器采集该方法所定义的所有身体节段的近端坐标和远端坐标。然后,利用采集到的标记点位置计算出每个节段的质心位置,定义一个身体节段质心位置的计算公式如式(1)所示:

$$x_{cm} = x_p l_p + x_d l_d; y_{cm} = y_p l_p + y_d l_d; z_{cm} = z_p l_p + z_d l_d \quad (1)$$

其中,  $x_{cm}$ 、 $y_{cm}$ 、 $z_{cm}$  为节段质心坐标;  $x_p$ 、 $y_p$ 、 $z_p$  是节段近端的坐标;  $x_d$ 、 $y_d$ 、 $z_d$  是节段远端的坐标;  $l_p$  是从近端到末端的节段长度的百分比;  $l_d$  是从远端到末端的节段长度的百分比<sup>[14]</sup>。

最后,利用各节段质心位置来计算人体质心位置,其计算公式如式(2)所示:

$$x_{icm} = \frac{\sum_{k=1}^{15} m_k x_k}{M}; y_{icm} = \frac{\sum_{k=1}^{15} m_k y_k}{M}; z_{icm} = \frac{\sum_{k=1}^{15} m_k z_k}{M} \quad (2)$$

其中,  $x_{icm}$ 、 $y_{icm}$ 、 $z_{icm}$  为人体质心的坐标;  $x_k$ 、 $y_k$  是第  $k$  段的坐标;  $m_k$  是第  $k$  段的质量;  $M$  是15个身体节段的总质量。本研究获得的质心移动范围(上下和左右方向)如图3所示,在此基础上,可计算出受试者质心左右移动范围(L/R Distance of the Center of Mass, L/R COM)和上下移动范围(U/D Distance of the Center of Mass, U/D COM)的平均值。

**1.2.3 下肢关节活动度提取** 关节活动范围是肢体运动功能检查的最基本内容之一。下肢关节活动度测

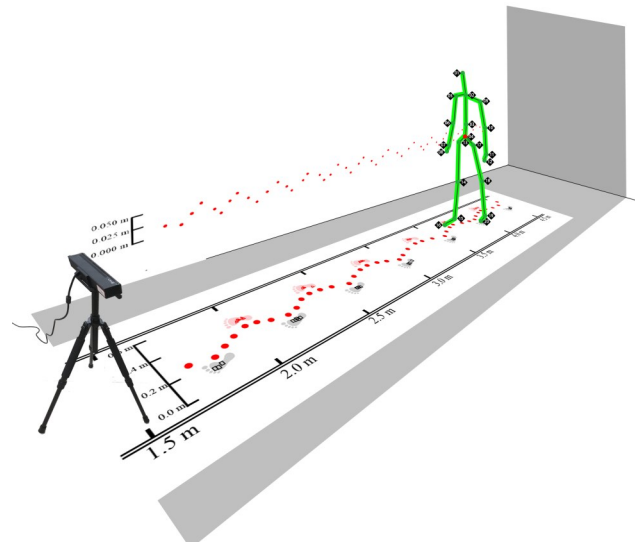


图3 步行过程中人体质心移动示意图

Fig.3 Schematic diagram of the movement of the center of mass during walking

量科目众多,本研究根据步态分析的要求提取了膝关节最大屈曲角度、膝关节最大伸展角度、髋关节最大屈曲角度和髋关节最大伸展角度作为评定特征,本节将以膝关节的屈曲角度测量为例阐述特征提取过程,其余特征可按运动向量法计算<sup>[15]</sup>。首先,设髋关节、膝关节和踝关节的坐标分别为  $(X_{hip}, Y_{hip}, Z_{hip})$ 、 $(X_{knee}, Y_{knee}, Z_{knee})$ 、 $(X_{ankle}, Y_{ankle}, Z_{ankle})$ ,利用Kinect传感器获取骨骼节点数据,得到各关节的空间坐标点;然后,采用空间中两点间的距离公式计算髋到膝、膝到踝、髋到踝的距离,分别以  $L_1$ 、 $L_2$ 、 $L_3$  表示,  $L_1$  的计算如式(3),其余距离的计算方法类似;最后,利用运动空



间三角形法计算膝关节屈曲角度 $\alpha$ ,如式(4)所示。

$$L_1 = \sqrt{(X_{\text{hip}} - X_{\text{knee}})^2 + (Y_{\text{hip}} - Y_{\text{knee}})^2 + (Z_{\text{hip}} - Z_{\text{knee}})^2} \quad (3)$$

$$\alpha = 180^\circ - \arccos \left( \frac{L_1^2 + L_2^2 - L_3^2}{2 \times L_1 \times L_2} \right) \times \frac{180^\circ}{\pi} \quad (4)$$

### 1.3 模糊决策

模糊决策的目的是要把论域中的对象按优劣进行排序。实践表明,人们认识事物往往是从两个事物的对比开始的。一般先对两个对象进行比较,然后再换两个进行比较,如此重复多次,每做一次比较就得到一个认识,而这种认识是模糊的,需要将这种模糊认识数量化,最后用模糊数学方法给出总体排序,这就是模糊二元对比决策。模糊相对比较决策就是一种二元对比决策,该方法首先在二元对比中建立二元比较级,然后利用模糊相对比较函数,建立模糊相及矩阵,最后通过确定 $\lambda$ -截矩阵来对所有的备选方案进行排序。模糊相对比较决策的具体步骤如下。

设论域 $U=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是对象集, $A$ 是 $U$ 上的一个模糊集。首先,在二元对比中建立二元比较级。对于给定的一对元素 $(x_i, x_j)$ ,若存在数对 $(f(x_i), f(x_j))$ 满足 $0 \leq f(x_i) \leq 1, 0 \leq f(x_j) \leq 1$ ,使得在 $x_i$ 与 $x_j$ 的比较中,如果 $x_i$ 具有 $A$ 的程度为 $f(x_i)$ ,那么 $x_j$ 具有 $A$ 的程度为 $f(x_j)$ ,这时称 $(f(x_i), f(x_j))$ 为 $x_i$ 与 $x_j$ 对 $A$ 的二元相对比较级,简称二元比较级。当 $i=j$ 时,令 $f(x_i)=1$ 。然后,利用模糊相对比较函数,建立模糊相及矩阵。若论域 $U=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , $x_i$ 与 $x_j$ 的二元比较级为 $(f(x_i), f(x_j))$ ,称:

$$f(x_i|x_j) \triangleq \frac{f(x_i)}{f(x_i) \vee f(x_j)} \quad (5)$$

为模糊相对比较函数。记 $r_{ij}=f(x_i|x_j)$ ,则称以 $r_{ij}$ 为元素的矩阵 $R=(r_{ij})_{n \times n}$ 为模糊相及矩阵,于是有:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & f(x_1|x_2) & \cdots & f(x_1|x_n) \\ f(x_2|x_1) & 1 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & f(x_{n-1}|x_n) \\ f(x_n|x_1) & \cdots & f(x_n|x_{n-1}) & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

最后,通过确定 $\lambda$ -截矩阵来对所有对象进行排序。取定阈值 $\lambda \in [0, 1]$ 得 $\lambda$ -截矩阵 $R_\lambda = (r_{ij}^{(\lambda)})$ ,其中:

$$r_{ij}^{(\lambda)} = \begin{cases} 1, & r_{ij} \geq \lambda \\ 0, & r_{ij} < \lambda \end{cases} \quad (7)$$

当 $\lambda$ 由1逐渐下降时,若首次出现的 $R_\lambda$ ,它的第 $i$ 行元素全等于1,则认定 $x_i$ 是第一优越对象;再在 $R$ 中划去 $x_i$ 所在的行与列,得到一个新的 $n-1$ 阶模糊矩阵,用同样的方法获取最优对象作为第二优越对象。如此递推下去,可将全体对象排出一定的优劣次序。

### 1.4 信息增益

建立二元比较级矩阵是模糊相对比较决策的关键,通过计算特征的信息增益可实现两个特征之间的二元对比,从而建立二元比较级矩阵。信息增益表示得知特征 $X$ 的信息使得类 $Y$ 的信息的不确定性减少的程度,信息增益大的特征具有更强的分类能力,在本研究中能更好地体现最重要特征的属性,因此本研究将所有特征与步态类别之间的信息增益作为评价函数对特征的相对重要性进行评价。信息增益的概念是在信息熵的基础上建立的,信息熵是一种常见的用于统计离散变量不确定性的度量。

设 $X$ 是一个取有限个值的离散随机变量,其概率分布为 $P(X=x_i)=p_i, i=1, 2, \dots, n$ ,则随机变量 $X$ 的熵的定义为:

$$H(X) = -\sum p_i \log p_i \quad (8)$$

因为熵只依赖于 $X$ 的分布,而与 $X$ 的取值无关,所以也可以将 $X$ 的熵记作 $H(p)$ ,即:

$$H(p) = -\sum p_i \log p_i \quad (9)$$

随机变量 $X$ 给定条件下随机变量 $Y$ 的条件熵 $H(X|Y)$ ,定义为 $X$ 给定条件下 $Y$ 的条件概率分布的熵对 $X$ 的数学期望:

$$H(X|Y) = \sum p_i H(Y|X=x_i) \quad (10)$$

加入条件 $X$ 前、后 $Y$ 信息熵的差异即为 $X$ 与 $Y$ 之间的信息增益。特征 $A$ 对数据集 $D$ 的信息增益 $g(D, A)$ ,定义为集合 $D$ 的经验熵 $H(D)$ 与特征 $A$ 给定条件下 $D$ 的经验条件熵 $H(D|A)$ 之差,即:

$$g(D, A) = H(D) - H(D|A) \quad (11)$$

设数据集为 $D$ , $|D|$ 表示其样本容量,即样本个数。设有 $K$ 个类 $C_k, k=1, 2, \dots, K, |C_k|$ 为属于类 $C_k$ 的样本个数,设特征 $A$ 有 $n$ 个不同的取值 $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ ,根据特征 $A$ 的取值将 $D$ 划分为 $n$ 个子集 $D_1, D_2, \dots, D_n, |D_i|$ 为 $D_i$ 的样本个数。记子集 $D_i$ 中属于类 $C_k$ 的样本的集合为 $D_{ik}, |D_{ik}|$ 为 $D_{ik}$ 的样本个数。信息增益的算法如下。

首先,计算数据即 $D$ 的经验熵 $H(D)$ :

$$H(D) = -\sum_{k=1}^K \frac{|C_k|}{|D|} \log_2 \frac{|C_k|}{|D|} \quad (12)$$

然后,计算特征 $A$ 对数据 $D$ 的经验条件熵 $H(D|A)$ :

$$H(D|A) = \sum_{i=1}^n \frac{|D_i|}{|D|} H(D_i) = -\sum_{i=1}^n \frac{|D_i|}{|D|} \sum_{k=1}^K \frac{|D_{ik}|}{|D_i|} \log_2 \frac{|D_{ik}|}{|D_i|} \quad (13)$$

最后,计算信息增益:

$$g(D, A) = H(D) - H(D|A) \quad (14)$$

### 1.5 统计学分析

采用SPSS 24.0软件对特征提取结果进行统计学分析。计量数据用均数±标准差表示,组间均数比较采用单因素方差分析。 $P<0.05$ 表示差异有统计学意义。

## 2 结果

### 2.1 特征提取结果

利用单因素方差分析对3种步态模式的评定特征的平均值之间是否存在差异进行检验。由表1可以看出3种步态模式下所有评定特征的平均值之间均有显著差异,也就是说这些评定特征对于步态模式的识别有着重要影响。

表1 实验组与对照组特征参数比较

Tab.1 Comparison of feature parameters between experimental group and control groups

特征	试验组	对照 I 组	对照 II 组	F 值	P 值
ST/m	0.75±0.13	1.03±0.13	1.24±0.10	78.46	0.000
SL/m	0.37±0.07	0.50±0.08	0.60±0.05	60.05	0.000
SW/m	0.12±0.02	0.07±0.01	0.08±0.01	79.11	0.000
GS/m·s <sup>-1</sup>	0.61±0.08	0.81±0.12	1.07±0.12	77.37	0.000
SF/步·min <sup>-1</sup>	57.55±11.46	70.62±10.30	71.42±4.28	14.42	0.000
TOA/°	7.83±1.30	6.96±1.97	6.02±1.36	6.589	0.002
SPTR/%	64.25±3.47	59.60±0.99	58.64±1.05	38.08	0.000
L/R COM/dm	1.06±0.18	0.85±0.19	0.45±0.06	77.52	0.000
U/D COM/dm	0.53±0.09	0.35±0.06	0.26±0.04	74.53	0.000
MFAK/°	44.21±7.60	68.08±5.05	70.24±5.84	106.5	0.000
MEAK/°	2.36±1.18	1.20±0.60	1.59±0.58	9.84	0.000
MFAH/°	31.02±3.81	33.97±5.08	35.84±3.05	7.117	0.001
MEAH/°	7.24±2.12	10.97±1.57	12.46±1.95	40.02	0.000

ST:步幅;SL:步长;SW:步宽;GS:步速;SF:步频;TOA:足偏角;SPTR:支撑相时间比;L/R COM:质心左右移动范围;U/D COM:质心上下移动范围;MFAK:膝关节最大屈曲角度;MEAK:膝关节最大伸展角度;MFAH:髋关节最大屈曲角度;MEAH:髋关节最大伸展角度

### 2.2 特征的重要性排序

设论域  $U=\{\text{步幅,步长,步宽,步速,步频,足偏角,支撑相,质心上下移动,质心左右移动,膝关节最大屈曲角度,膝关节最大伸展角度,髋关节最大屈曲角度,髋关节最大伸展角度}\}$ ,  $A$ ="最重要的分类特征"是  $U$  上的模糊集。将计算得到的特征  $x_i$  和  $x_j$  对数据集  $D$  的信息增益  $g(D, x_i)$  和  $g(D, x_j)$  代入:

$$(f_j(x_i), f_i(x_j)) = \left( \frac{g(D, x_i)}{g(D, x_i) + g(D, x_j)}, \frac{g(D, x_j)}{g(D, x_i) + g(D, x_j)} \right) \quad (15)$$

得到两两特征之间的二元比较级,其中  $x_i, x_j \in U$ 。从而构建二元比较级矩阵(图4)。

$$\text{将 } (f_j(x_i), f_i(x_j)) \text{ 代入 } f(x_i|x_j) \triangleq \frac{f_j(x_i)}{f_j(x_i) \vee f_i(x_j)} \text{ 中,}$$

计算得到模糊相及矩阵(图5)。

利用 $\lambda$ -截矩阵方法对所有对象进行排序,得到优先排序结果:步频、膝关节最大屈曲角度、足偏角、髋关节最大屈曲角度、步幅、支撑相、步速、髋关节最大伸展角度、质心左右移动、膝关节最大伸展角度、质心上下移动、步长、步宽。

## 3 讨论

本研究获取了偏瘫患者、健康老年、健康青年的骨骼关键点的运动轨迹数据,从中提取了步幅、步长、步宽、步速、步频、足偏角、支撑相、质心左右移动、质心上下移动、膝关节最大屈曲角度、膝关节最大伸展角度、髋关节最大屈曲角度、髋关节最大伸展角度作为步态模式的识别特征。通过单因素方差分析发现3种步态模式下所有特征的平均值之间均有显著差异。利用以信息增益为依据的模糊二元对比决策方法对步态识别特征的重要度进行排序可为步

0.500	0.532	0.551	0.503	0.493	0.495	0.500	0.506	0.514	0.496	0.504	0.495	0.510
0.468	0.500	0.520	0.471	0.461	0.464	0.468	0.474	0.482	0.464	0.472	0.464	0.478
0.449	0.480	0.500	0.452	0.442	0.444	0.449	0.455	0.462	0.445	0.452	0.444	0.459
0.497	0.529	0.548	0.500	0.490	0.492	0.497	0.503	0.511	0.493	0.501	0.492	0.507
0.507	0.539	0.558	0.510	0.500	0.502	0.507	0.513	0.521	0.503	0.511	0.502	0.517
0.505	0.536	0.556	0.508	0.498	0.500	0.505	0.511	0.518	0.501	0.508	0.500	0.515
0.500	0.532	0.551	0.530	0.493	0.495	0.500	0.506	0.513	0.496	0.504	0.495	0.510
0.494	0.526	0.545	0.497	0.487	0.489	0.494	0.500	0.507	0.490	0.497	0.489	0.504
0.486	0.518	0.538	0.489	0.479	0.482	0.487	0.493	0.500	0.482	0.490	0.482	0.497
0.504	0.536	0.555	0.507	0.497	0.499	0.504	0.510	0.518	0.500	0.508	0.499	0.514
0.496	0.528	0.548	0.499	0.489	0.492	0.496	0.503	0.510	0.492	0.500	0.492	0.506
0.505	0.536	0.556	0.508	0.498	0.500	0.505	0.511	0.518	0.501	0.508	0.500	0.515
0.490	0.522	0.541	0.493	0.483	0.485	0.490	0.496	0.504	0.486	0.494	0.485	0.500

图4 二元比较级矩阵

Fig.4 Binary comparative matrix

1.000	1.000	1.000	1.000	0.972	0.981	1.000	1.000	1.000	0.984	1.000	0.981	1.000
0.881	1.000	1.000	0.891	0.856	0.864	0.881	0.903	0.930	0.866	0.894	0.864	0.917
0.814	0.925	1.000	0.824	0.791	0.799	0.815	0.835	0.860	0.801	0.826	0.799	0.848
0.988	1.000	1.000	1.000	0.961	0.970	0.989	1.000	1.000	0.972	1.000	0.970	1.000
1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999	1.000
0.999	1.000	1.000	1.000	0.972	0.981	1.000	1.000	1.000	0.983	1.000	0.981	1.000
0.975	1.000	1.000	0.987	0.948	0.957	0.976	1.000	1.000	0.959	0.990	0.957	1.000
0.947	1.000	1.000	0.959	0.921	0.930	0.948	0.971	1.000	0.932	0.961	0.930	0.986
1.000	1.000	1.000	1.000	0.988	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.998	1.000
0.985	1.000	1.000	0.997	0.958	0.967	0.986	1.000	1.000	0.969	1.000	0.967	1.000
1.000	1.000	1.000	1.000	0.991	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
0.961	1.000	1.000	0.972	0.934	0.943	0.961	0.985	1.000	0.945	0.975	0.943	1.000

图5 计算得到的矩阵

Fig.5 Calculated matrix

态障碍的及时检查和识别提供参考。本研究的不足之处在于只提取了步态的时空特征和运动学特征,并没有提取动力学特征,因此在后续的工作中,本课题组将会利用基于逆向动力学的骨肌仿真模型来获取患者步行时的动力学参数,以提高研究结果的精确性。这类方法利用运动捕捉系统捕获的患者运动轨迹作为输入,然后基于逆向动力学模型来预测患者在整个步态周期内的动力学参数<sup>[16-18]</sup>。此外,本研究的样本量不大,以后的研究还可以根据更多的样

本和试验来提高结果的准确性。

基于骨骼关键点检测技术的步态检查方法具有成本低、操作简单的特点,其采集数据的准确性和有效性也得到了验证<sup>[19-20]</sup>。对于我国康复医疗发展来说,这一新技术可以有效降低治疗成本,提高行业的服务能力。另外,人工智能正在深刻地改变人们的生活,在提升医生工作效率、提高医生服务能力等方面展现出巨大优势,“人工智能+医疗”无论是从政策上的支持还是经济上的表现,都承载着“改善医疗现

状”的使命。属性选择一直是构建智能诊断算法的关键所在,通过去除一些不相关和冗余的特征属性,得到满足特定要求的、最优的特征属性集不仅能够使得诊断算法效果更好,还能够使最后构建的模型具有较高的泛化能力。因此对步态识别特征进行分析,得到识别特征的重要性排序,可为今后步态障碍的自动识别和智能诊断研究提供借鉴。

## 【参考文献】

- [1] FERRARELLO F, BIANCHI V A, BACCINI M, et al. Tools for observational gait analysis in patients with stroke: a systematic review [J]. *Phys Ther*, 2013, 93(12): 1673-1685.
- [2] TORO B, NESTER C, FARREN P. A review of observational gait assessment in clinical practice[J]. *Phys Theory Pract*, 2003, 19(3): 137-149.
- [3] FRENKEL T S, GILADI N, PERETZ C, et al. Effect of gait speed on gait rhythmicity in Parkinson's disease: variability of stride time and swing time respond differently[J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2005, 2(1): 23-27.
- [4] CLARK R A, PUA Y H, FORTIN K, et al. Validity of the microsoft kinect for assessment of postural control[J]. *Gait Posture*, 2012, 36(3): 372-377.
- [5] ALEXANDRA P, ALEXANDRE M W, SHAW B, et al. Comparative abilities of microsoft kinect and vicon 3D motion capture for gait analysis[J]. *J Med Eng Technol*, 2014, 38(5): 274-280.
- [6] 朱业安,徐唯祎,王睿,等. 偏瘫步态障碍的自动识别和分析[J]. *生物医学工程学杂志*, 2019, 36(2): 306-314.  
ZHU Y A, XU W W, WANG R, et al. Automatic recognition and analysis of hemiplegia gait[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2019, 36(2): 306-314.
- [7] DOLATABADI E, TAATI B, MIHAILIDIS A. Concurrent validity of the Microsoft Kinect for Windows v2 for measuring spatiotemporal gait parameters[J]. *Med Eng Phys*, 2016, 38(9, SI): 952-958.
- [8] LATORRE J, LLORENS R, COLOMER C, et al. Reliability and comparison of Kinect-based methods for estimating spatiotemporal gait parameters of healthy and post-stroke individuals[J]. *J Biomech*, 2018, 72(27): 268-273.
- [9] ELTOUKHY M, KUENZE C, OH J A, et al. Microsoft kinect can distinguish differences in over-ground gait between older persons with and without Parkinson's disease[J]. *Med Eng Phys*, 2017, 44(44): 1-7.
- [10] 段增武,肖金壮,王洪瑞. 基于Kinect的人体三维质心动态测量及准确性分析[J]. *中国生物医学工程学报*, 2015, 34(6): 752-756.  
DUAN Z W, XIAO J Z, WANG H R. The Kinect measurement and accuracy analysis of human body three-dimensional center of mass using Kinect[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2015, 34(6): 752-756.
- [11] 瞿畅,丁晨,王君泽,等. 基于Kinect体感交互技术的上肢关节活动度测量方法[J]. *中国生物医学工程学报*, 2014, 33(1): 16-21.  
QU C, DING C, WANG J Z, et al. A method to measure the range of motion of human upper limbs based on Kinect somatosensory interaction technology [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2014, 33(1): 16-21.
- [12] ĆUPA O, PROCHAZKA A, VYSATA O, et al. Motion tracking and gait feature estimation for recognising Parkinson's disease using MS Kinect[J]. *Biomed Eng Online*, 2015, 14(1): 97.
- [13] WINTER D. *Biomechanics and motor control of human movement* [M]. 4th ed. Canada: John Wiley & Sons, 2009: 327-330.
- [14] LAFOND D, DUARTE M, PRINCE F. Comparison of three methods to estimate the center of mass during balance assessment [J]. *J Biomech*, 2004, 37(9): 1421-1426.
- [15] 王伟伟,郭远其,高卉,等. 基于深度图像的关节活动度测量及其结果评价[J]. *中国医学物理学杂志*, 2016, 33(3): 262-269.  
WANG W W, GUO Y Q, GAO H, et al. Measuring joint range of motion and evaluating measured results based on depth images[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2016, 33(3): 262-269.
- [16] ELTOUKHY M, KUENZE C, ANDERSEN M S, et al. Prediction of ground reaction forces for Parkinson's disease patients using a Kinect-driven musculoskeletal gait analysis model[J]. *Med Eng Phys*, 2017, 50(50): 75-82.
- [17] PENG Y H, ZHANG Z F, GAO Y C, et al. Concurrent prediction of ground reaction forces and moments and tibiofemoral contact forces during walking using musculoskeletal modelling[J]. *Med Eng Phys*, 2018, 52(52): 31-40.
- [18] CHEN Z X, ZHANG Z F, WANG L, et al. Evaluation of a subject-specific musculoskeletal modelling framework for load prediction in total knee arthroplasty[J]. *Med Eng Phys*, 2016, 38(8): 708-716.
- [19] GALNA B, BARRY G, JACKSON D, et al. Accuracy of the Microsoft Kinect sensor for measuring movement in people with Parkinson's disease[J]. *Gait Posture*, 2014, 43(39): 1062-1068.
- [20] OBDZALEK S, KURILLO G, OFLI F, et al. Accuracy and robustness of Kinect pose estimation in the context of coaching of elderly population [C]. *Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2012: 1188-1193.

(编辑:谭斯允)