

基于几何与物理特征融合的智能下肢假肢运动意图识别

盛敏^{1,2†}, 夏安琦^{1,2}, 王可林¹, 查红丽¹, 吴红霞¹, 苏本跃^{2,3}

(1. 安庆师范大学数理学院, 安徽 安庆 246133; 2. 安庆师范大学安徽省智能感知与计算重点实验室, 安徽 安庆 246133; 3. 铜陵学院数学与计算机学院, 安徽 铜陵 244061)

摘要: 传统的意图识别方法所用传感器数量及种类较多, 特征向量维数偏高, 统计特征对短时样本具有不稳定性. 将关节角表示的几何特征与加速度、角速度表示的物理特征有机融合并应用于智能下肢假肢的运动意图识别. 首先, 利用惯性测量单元于健侧大腿、小腿处采集的摆动相前期短时时序数据解算膝关节角, 以获取大腿、小腿绕关节轴的转动特性; 其次, 对物理特征提取均值、方差以反映短时数据的平均水平及离散程度, 对几何特征提取最值斜率以反映短时数据的局部变化率并弥补统计特征的不稳定性; 最后, 将几何特征与物理特征融合, 采用支持向量机对 13 种日常行为进行分类. 实验结果表明, 对 5 类稳态模式: 平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡的识别率达到 96.9%, 对 8 类转换模式的识别率达到 97.1%, 对 13 种模式的识别率达到 94.3%. 仅用健侧两个传感器数据, 通过特征融合构成 25 维的混合特征, 实现了快速降维, 降低了算法复杂度.

关键词: 意图识别; 膝关节角; 几何特征; 物理特征; 最值斜率; 健侧

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1404

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 盛敏, 夏安琦, 王可林, 等. 基于几何与物理特征融合的智能下肢假肢运动意图识别[J]. 控制与决策, 2022, 37(4): 953-961.

Movement intention recognition of intelligent lower limb prosthesis based on the fusion of geometric and physical features

SHENG Min^{1,2†}, XIA An-qi^{1,2}, WANG Ke-lin¹, ZHA Hong-li¹, WU Hong-xia¹, SU Ben-yue^{2,3}

(1. School of Mathematics and Physics, Anqing Normal University, Anqing 246133, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Perception and Computing of Anhui Province, Anqing Normal University, Anqing 246133, China; 3. School of Mathematics and Computer, Tongling University, Tongling 244061, China)

Abstract: A large number of sensors are used in the method of traditional intention recognition. The feature space composed of data has high dimension, and the statistical features are unstable for short-term samples. In this paper, the geometric features represented by the joint angles and the physical features represented by the acceleration and angular velocity are organically integrated, and they are used in the motion intention recognition of the intelligent lower limb prosthesis. Firstly, the knee joint angle is calculated by using the short time series data collected from the healthy thigh and calf in the early swing phase by the inertial measurement unit, so as to obtain the rotation characteristics of the thigh and calf around the joint axis. Then, the mean value and variance of physical features are extracted to reflect the mean level and dispersion degree of short-term data, and the slopes of the maximum and minimum of geometric features are extracted to reflect the local change rate of short-term data and make up for the instability of statistical features. Finally, the geometric features and physical features are fused, and the support vector machine is used to classify 13 daily behaviors. The experimental results show that the recognition rate of 5 kinds of steady states including walking, stair ascent, stair descent, ramp ascent and ramp descent reaches 96.9%. The recognition rate of 8 kinds of transitional states reaches 97.1%. The recognition rate of 13 kinds of states reaches 94.3%. Only the data of two sensors on the healthy side are used to form a 25-dimensional hybrid feature by feature fusion, which achieves rapid dimensionality reduction and reduces the algorithm complexity.

Keywords: intention recognition; knee joint angle; geometric features; physical features; the slopes of the maximum and minimum; the healthy side

收稿日期: 2020-10-12; 录用日期: 2021-02-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61603003); 安徽省科技重大专项项目(18030901021); 安徽省高校领军人才团队项目; 安徽省高校优秀拔尖人才培养项目(gxbjZD26).

责任编辑: 瞿斌.

†通讯作者. E-mail: msheng0125@aliyun.com.

0 引言

智能下肢假肢是指假肢能够根据截肢者的行走速度、关节角度等的变化自动调整关节力矩,控制膝关节和踝关节的运动,使其接近自然步态. 智能下肢假肢既要重现肢体的动力学和运动学特性,又要假肢根据穿戴者的运动意图实现相应的运动,维持人体运动稳定性,帮助患者恢复已失去的站立和行走等功能. 下肢假肢运动意图识别效果不仅决定了假肢控制系统的性能,而且影响了人在运动/作业环境中的安全性,是智能下肢假肢控制需要解决的核心问题之一^[1].

在智能下肢假肢意图识别研究中,常用的信号有:生物力学信号^[2-4]、生物电学信号^[5-6]、多种类型数据融合的信号^[7-8]. 生物力学信号具有稳定性好、不易被干扰等优点,是目前智能下肢假肢运动意图识别的主要信号源.

基于生物力学信号的意图识别方法中,常将多个惯性传感器或多种机械传感器采集的生物力学信号作为输入信号,采用合适的分类器实现下肢运动意图的识别^[9]. 如:文献[10]使用置于患侧的多种机械传感器构建了一个意图识别系统,提取均值等统计特征,对包括5种稳态模式和8种转换模式的13种模式进行识别,总体识别率达到93.9%;文献[11]提出了一种参数优化策略,使用置于患侧的惯性测量单元和压力传感器,对6种稳态模式的识别率为94.6%;文献[12]使用置于患侧的惯性测量单元及载荷传感器采用级联分类策略,对6种稳态模式识别率达到93.21%;文献[13]对智能下肢假肢的运动模式进行重定义,将传感器置于健侧,在患侧运动模式进行转换之前,采用绑定在健侧的3个惯性测量单元采集的物理信号进行运动意图识别,解决了滞后性问题,对13种运动模式的识别率为95.1%;随后,该团队用此策略使用卷积神经网络对3个惯性测量单元采集的物理特征进行自学习,对13种运动模式的识别率为94.2%^[14]. 上述方法仅考虑了对物理特征的分析及提取.

关节角作为步态运动学参数,有效反映了步态运动的细微变化. 考虑到人体运动的基础是关节的轴动和转动. 人体下肢运动是髋关节、膝关节与踝关节弯曲、伸展交替变化、双足与地面交替接触的过程. 此过程中膝关节角度的变化产生了丰富、直观的运动几何特征. 文献[15]将关节角度测量仪与惯性测量单元等相结合,提取均值、最大值、标准差,对6种稳态模式的识别率为92.7%. 但该方法仅采用统

计方法进行特征提取,而且该方法采用的关节角数据需要通过关节角度测量仪采集,易导致多源数据融合和异质数据干扰等问题.

基于此,本文仅使用置于健侧大腿、小腿的两个惯性测量单元,将采集的物理特征与解算的几何特征进行融合. 考虑到在人体运动学中,人体下肢运动可看作大腿、小腿绕关节轴做屈伸运动,是在与关节轴垂直的平面内进行的. 本文首先借鉴文献[16]的方法通过采集的加速度及角速度信息解算膝关节角,将膝关节轴平面内由关节运动产生的一维膝关节角作为几何信息,用函数型数据分析(functional data analysis, FDA)方法拟合线性函数,并求得反映函数局部特性的最值斜率进行特征提取;其次对物理特征提取均值、方差,并与几何特征相融合进行运动意图识别. 本文方法可减少传感器的数量及种类,降低特征向量的维数且避免滞后性问题,用加速度、角速度及膝关节角3个参数共同对人体下肢运动的运动学特点进行表征. 在特征的提取上,将FDA方法与统计方法相结合,可弥补仅提取统计特征的不稳定性问题.

1 特征融合的意图识别方法

区别于传统智能下肢假肢行为识别的一般流程(图1),本文在患侧的运动模式进行转换之前,采用绑定在健侧的惯性测量单元于摆动相前期所产生的运动时序数据作为样本,通过实时通讯技术以及无线传感器网络技术,将获取的信息及时上传“云端”进行运动意图识别,“云端”仅将处理结果实时映射到位于假肢本体的控制器中以有效避免识别的滞后性.

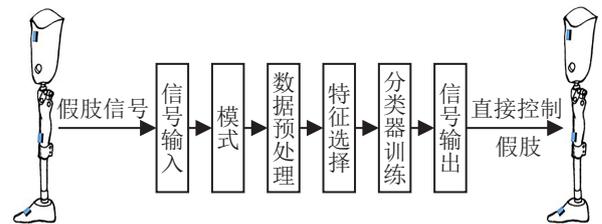


图1 传统智能下肢假肢行为识别的一般流程

在特征的选取上:将膝关节角作为几何特征,用FDA方法提取最值斜率;将加速度、角速度作为物理特征,用统计方法提取均值、方差,两者相融合构成25维的混合特征,进行意图识别. 具体流程(图2)如下: 1)采集实验人员在13类运动模式下健侧大腿、小腿的惯性测量单元信号;2)提取健侧大腿和小腿两个传感器位于摆动相前期的加速度、角速度数据;3)对数据使用移动平均滤波器进行滤波去噪;4)根据两个传感器的加速度、角速度计算一维的膝关节角;5)

选择均值、方差、最值斜率组成25维的特征基构建特征向量;6)用支持向量机(support vector machine,

SVM)分类器对样本进行训练;7)用训练好的分类模型对新输入信号进行在线实时识别.

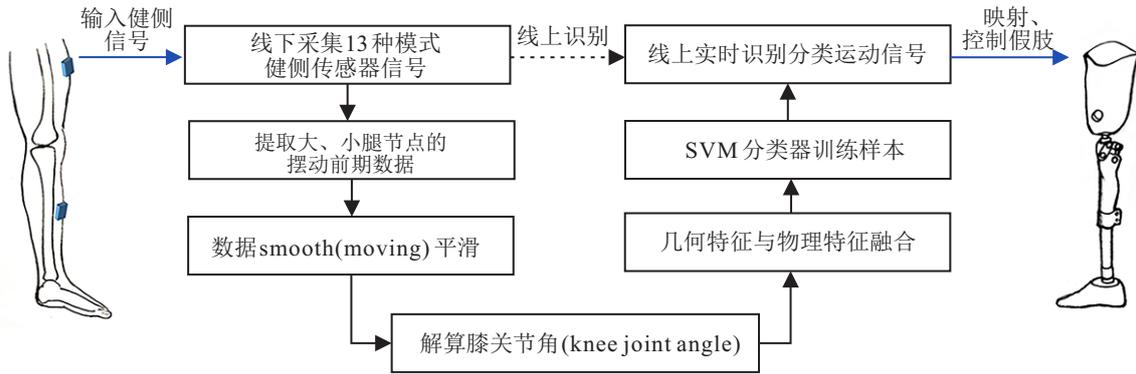


图2 本文意图识别流程

1.1 数据预处理

本文采用文献[13]的运动模式定义,包括5种稳态模式(在同一地形下保持相同的运动模式)与8种转换模式(由初始运动模式转换为不同地形下另一个运动模式的过渡模式).采集受试者13种运动模式的运动时序数据,先对数据按节点切割,然后提取健侧大腿、小腿的三轴加速度、三轴角速度,根据转换步与稳态步的定义提取摆动相前期序列,即前45帧窗口数据.

在数据切割和提取后,使用移动平均滤波器进行低通滤波去噪,过滤掉时间序列中的高频扰动,保留有用的低频趋势,减少随机干扰的影响.去噪效果如图3所示,图3(a)、图3(b)分别为行走动作去噪前、后的三轴加速度信号.

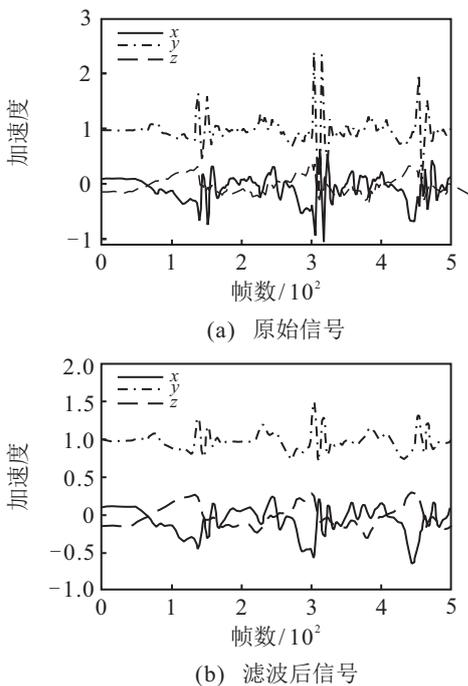


图3 加速度信号(行走)

1.2 膝关节角的定义与解算

1.2.1 膝关节角的定义

膝关节角的定义:大腿与小腿两环节的纵轴的夹角,如图4(a)所示.图4(b)展示了下肢传感器佩戴的位置以及三轴方向.

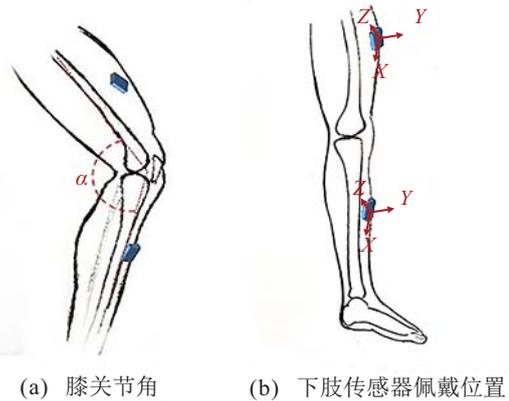


图4 膝关节角与下肢传感器佩戴位置

1.2.2 膝关节轴坐标及联合位置坐标的识别

1) 膝关节轴坐标的识别.

在数据准备阶段,采样周期 Δt 内,健侧大腿、小腿惯性测量单元测得的加速度 $a_1(t)$ 、 $a_2(t) \in R^3$ 和角速度 $g_1(t)$ 、 $g_2(t) \in R^3$,通过三阶逼近计算角速率的时间导数 $\dot{g}_1(t)$ 、 $\dot{g}_2(t) \in R^3$,即

$$\begin{aligned} \dot{g}_{1/2}(t) \approx & [g_{1/2}(t - 2\Delta t) - 8g_{1/2}(t - \Delta t)]/12\Delta t + \\ & [8g_{1/2}(t + \Delta t) - g_{1/2}(t + 2\Delta t)]/12\Delta t. \end{aligned} \quad (1)$$

每1帧可获得1个数据集 $S(i) = a_1(t_i), a_2(t_i), g_1(t_i), g_2(t_i), \dot{g}_1(t_i), \dot{g}_2(t_i), i \in [1, N]$,用于识别两个传感器局部坐标中膝关节屈伸轴的单位长度方向向量 $j_1, j_2 \in R^3$.每帧的 $g_1(t_i), g_2(t_i)$ 取决于关节角速度矢量和旋转矩阵.因此,它们在关节平面中的投影

对于每个时间点具有相同的长度,即

$$\|g_1(t) \times j_1\|_2 - \|g_2(t) \times j_2\|_2 = 0. \quad (2)$$

其中: j_1, j_2 在球坐标中记为

$$\begin{aligned} j_1 &= (\cos \varphi_1 \cos \theta_1, \cos \varphi_1 \sin \theta_1, \sin \varphi_1)^T, \\ j_2 &= (\cos \varphi_2 \cos \theta_2, \cos \varphi_2 \sin \theta_2, \sin \varphi_2)^T. \end{aligned} \quad (3)$$

定义平方误差之和

$$\Psi(\varphi_1, \varphi_2, \theta_1, \theta_2) := \sum_{i=1}^N e_i^2, \quad (4)$$

$$e_i = \|g_1(t_i) \times j_1\|_2 - \|g_2(t_i) \times j_2\|_2.$$

利用最小二乘法将误差最小化,即可确定真实的关节轴坐标 j_1, j_2 .

2) 识别联合位置坐标.

从膝关节中心到大腿和小腿传感器框架原点的向量是 $o_1, o_2 \in R^3$. 每个传感器的加速度是关节中心加速度与该传感器围绕关节中心旋转所产生的加速度之和,而在两个局部框架中,关节中心的加速度必须相同,大腿、小腿传感器两个局部框架可通过某时旋转变换矩阵进行彼此旋转满足该约束条件,此约束表示为

$$\|a_1(t) - \Gamma_{g_1(t)}(o_1)\|_2 - \|a_2(t) - \Gamma_{g_2(t)}(o_2)\|_2 = 0, \quad \forall t; \quad (5)$$

$\Gamma_{g_i(t)}(o_i) := g_i(t) \times (g_i(t) \times o_i) + \dot{g}_i(t) \times o_i, i = 1, 2$. 其中 $\Gamma_{g_1(t)}(o_1)$ 是由于绕关节中心旋转而引起的径向和切向加速度. 通过减去 $\Gamma_{g_1(t)}(o_1)$ 可得测得的加速度 $a_i(t)$ 偏移 $-o_i$, 从而得出加速度联合中心. 这样就从传感器的加速度得到关节中心的加速度.

定义另一个平方误差总和

$$\tilde{\Psi}(o_1, o_2) := \sum_{i=1}^N e_i^2, \quad (6)$$

$$e_i = \|a_1(t) - \Gamma_{g_1(t)}(o_1)\|_2 - \|a_2(t) - \Gamma_{g_2(t)}(o_2)\|_2.$$

用最小二乘法最小化优化,得到 \hat{o}_1, \hat{o}_2 表示的是沿关节轴的任意点. 再通过式(7)使其尽可能靠近传感器,即

$$\begin{aligned} o_1 &= \hat{o}_1 - j_1 \frac{\hat{o}_1 \cdot j_1 + \hat{o}_2 \cdot j_2}{2}, \\ o_2 &= \hat{o}_2 - j_2 \frac{\hat{o}_1 \cdot j_1 + \hat{o}_2 \cdot j_2}{2}. \end{aligned} \quad (7)$$

得到的 \hat{o}_1, \hat{o}_2 为最终的关节轴位置.

1.2.3 膝关节角的解算及分析

通过积分围绕关节轴的角速度之差,将结果减少到一维,得到非常精确但有漂移的角度 $\alpha_{\text{gyr}}(t)$. 然后,

将加速度的关节角度估计用于消除漂移,得到嘈杂但无漂移的角度 $\alpha_{\text{acc}}(t)$,将两个角度使用滤波器组合为最终膝关节角度 $\alpha_{\text{acc+gyr}}(t)$ (如图5所示).

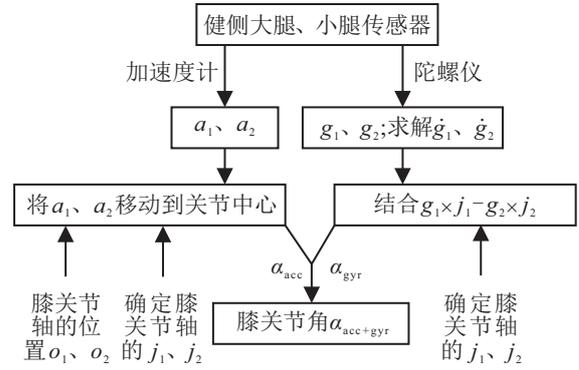


图5 膝关节角解算方法

基于陀螺仪的屈伸角度可以通过积分围绕关节轴的角速度之差计算,即

$$\alpha_{\text{gyr}}(t) = \int_0^t (g_1(\tau) \cdot j_1 - g_2(\tau) \cdot j_2) d\tau. \quad (8)$$

通过应用以下公式将测得的加速度移动到关节轴上:

$$\begin{aligned} \tilde{a}_1(t) &= a_1(t) - \Gamma_{g_1(t)}(o_1), \\ \tilde{a}_2(t) &= a_2(t) - \Gamma_{g_2(t)}(o_2). \end{aligned} \quad (9)$$

局部坐标系中测量的相同量围绕一个轴相对旋转,因此,屈展角可以通过 $\tilde{a}_1(t), \tilde{a}_2(t)$ 投影到关节平面之间的角度近似得出. 对于关节平面有

$$\begin{aligned} x_1 &= j_1 \times c, \quad y_1 = j_1 \times x_1, \\ x_2 &= j_2 \times c, \quad y_2 = j_2 \times x_2. \end{aligned} \quad (10)$$

计算基于加速度计的关节角度

$$\alpha_{\text{acc}}(t) = \angle_{2d} \left(\begin{bmatrix} \tilde{a}_1(t) \cdot x_1 \\ \tilde{a}_1(t) \cdot y_1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \tilde{a}_2(t) \cdot x_2 \\ \tilde{a}_2(t) \cdot y_2 \end{bmatrix} \right). \quad (11)$$

其中: \angle_{2d} 表示 R^2 中两个向量之间的(正负号)角度,用卡尔曼滤波器组合两个角度,最终膝关节角度用 $\alpha_{\text{acc+gyr}}(t)$ 表示为

$$\begin{aligned} \alpha_{\text{acc+gyr}}(t) &= \\ &\lambda \alpha_{\text{acc}}(t) + (1 - \lambda)(\alpha_{\text{acc+gyr}}(t - \Delta t) + \\ &\alpha_{\text{gyr}}(t) - \alpha_{\text{gyr}}(t - \Delta t)), \quad \lambda \in [0, 1]. \end{aligned} \quad (12)$$

通过绑定在健侧大腿、小腿的传感器数据可解算出膝关节角,本文使用13种运动模式摆动相前期数据,为方便表示,随机选取一个个体的每个模式的一遍动作为示例,其膝关节角如图6和图7所示. 在图6和图7中:点划线表示 α_{acc} ,虚线表示 α_{gyr} ,实线表示 $\alpha_{\text{acc+gyr}}$.

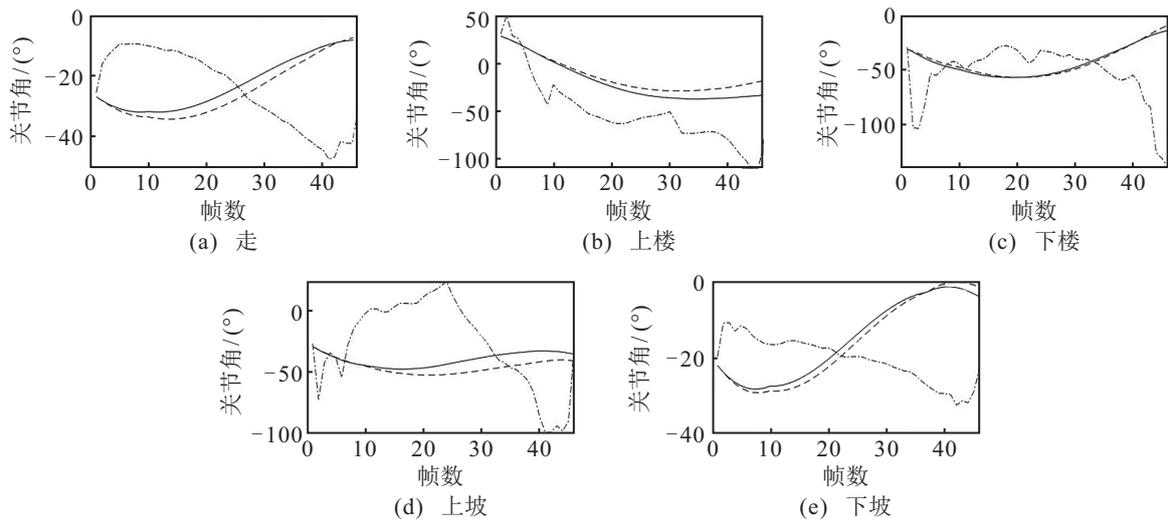


图6 5种稳态模式的膝关节角

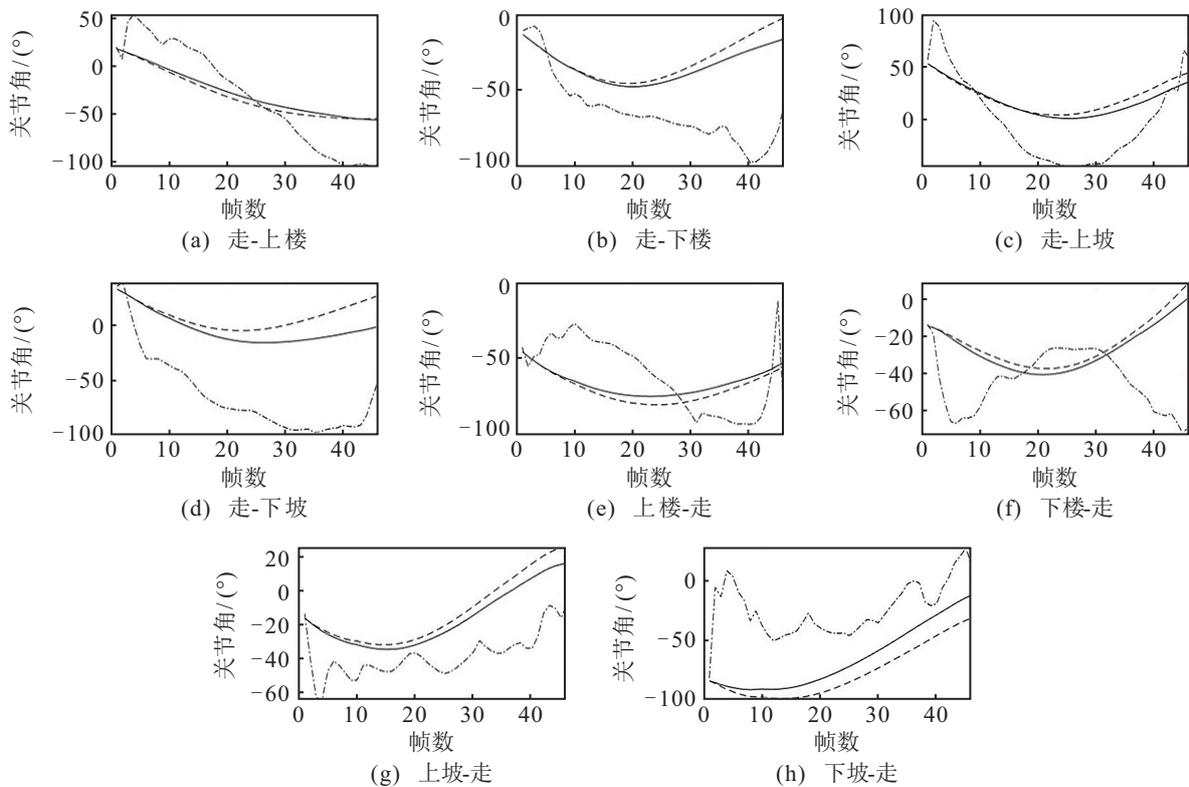


图7 8种转换模式的膝关节角

膝关节角的变化可直观反映人体下肢运动状态,由图6和图7可看出,在短时数据的情况下,不同的运动模式下线性拟合具有明显不同的曲线形态,这种形态的差异是由于人在不同地形下执行相应运动模式,大腿、小腿的运动姿态与轨迹以及膝关节屈伸角度也随之不同,膝关节角的变化展现了跨步大小、膝关节的运动幅度,模式间的类间差异性较大,可作为模式分类的依据。

1.3 特征选择与提取

意图识别属于短时行为识别,当数据长度较短时,统计特征具有不稳定性.图8是健侧大腿传感器

行走模式 x 轴方向的1000帧加速度原始数据,约6个周期,用函数 $f(t)$ 表示。

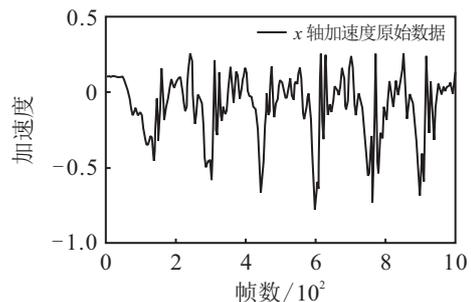


图8 x 轴加速度原始数据(行走)

图9是原始数据的全局均值和局部均值,分别用下式表示:

$$F_1(t) = \frac{1}{t_0} \int_0^{t_0} f(x)dx \equiv \text{const}, t \in [0, t_0]; \quad (13)$$

$$F_2(t) = \frac{1}{t} \int_0^t f(x)dx, t \in [0, t_0]. \quad (14)$$

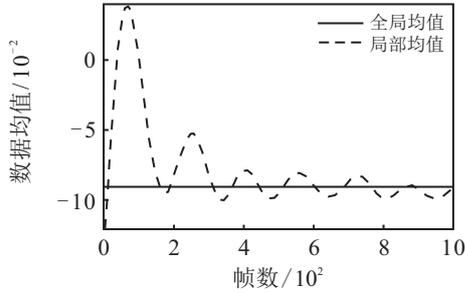


图9 全局均值和局部均值

由图9可见,数据长度越短,局部均值波动越大,表明统计特征对短时样本具有不稳定性.因此,本文在特征提取上:首先,对几何特征采用FDA方法,定义最值斜率弥补统计特征的不稳定性问题,反映短时数据的局部变化率;其次,对物理特征采用统计方法,利用均值和方差反映短时数据的平均水平及离散程度;最后,将两种特征进行融合,组成25维的混合特征向量进行识别.

$$A(j) = \max(E(t_i)), \quad (15)$$

$$B(k) = \min(E(t_i)), \quad (16)$$

$$S = \frac{A(j) - B(k)}{j - k}, \quad (17)$$

$$\text{mean} = \mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a(t_i), \quad (18)$$

$$\text{variance} = v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (a(t_i) - \mu)^2, \quad (19)$$

$$T = [\mu, v, S]. \quad (20)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, N$, N 为采样帧数; $a(t_i)$ 为 t_i 时刻的三轴加速度或三轴角速度; $E(t_i)$ 为 t_i 时刻的膝关节角; $A(j)$ 和 $B(k)$ 为膝关节角的最大值和最小值, j 和 k 为膝关节角取最大值和最小值所对应的帧数; S 为膝关节角的最值斜率,反映数据的震荡幅度和局部特性,体现人体运动时膝关节转动的幅度和趋势; mean 反映数据的平均水平,体现的是人体运动的基本姿态; variance 反映数据的波动幅度,体现的是人体运动的剧烈程度, T 是25维的混合特征向量.

本文提取健侧大腿、小腿传感器摆动相前期(窗口长度为45帧)的加速度和角速度数据,并取其均值(式(18))、方差(式(19))两个统计特征,组合膝关节角

的最值斜率(式(17))作为本文所使用的特征集合 T .

1.4 分类器

本文使用的分类器为SVM, SVM借助二次规划求解支持向量,进行模式识别和分类,具有较好的鲁棒性. SVM学习策略中的优化问题如下:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{n=1}^m \zeta_n; \quad (21)$$

$$\text{s.t. } y_n(w^T x_n + b) \geq 1 - \zeta_n, \zeta_n \geq 0, n = 1, 2, \dots$$

核函数为高斯径向基函数,形式如下:

$$K(x, x_n) = \exp \left[-\frac{\|x - x_n\|^2}{2\sigma^2} \right], n = 1, 2, \dots, \quad (22)$$

其中 σ 为核半径.

注1 本文采用的符号如表1所示.

表1 符号表

符号	意义
$a(t)$	加速度
$g(t)$	角速度
$\dot{g}(t)$	角速度的时间导数
j	关节轴坐标
$\Gamma_{g_1(t)}(o_1)$	径向和切向加速度
o	关节轴位置
$\alpha_{\text{acc}}(t)$	基于加速度的膝关节角
$\alpha_{\text{gyr}}(t)$	基于角速度的膝关节角
$\alpha_{\text{acc+gyr}}(t)$	最终膝关节角
$F(t)$	均值函数
$A(j)$	最大值
$B(k)$	最小值
S	最值斜率
mean	均值
variance	方差

2 实验结果与分析

2.1 实验设备与方案

本文采集数据所用的设备为诺亦腾惯性动作捕捉系统(图10),该设备的惯性测量单元由一个三轴加速度计与一个三轴陀螺仪构成,采样频率为96 Hz,每一帧的数据包含位移、速度、四元数、加速度、角速度与两脚触地状态序列.实验场景(图11)包括一个坡度为 10° 且长度为6m的斜坡、八节踏步高度为16cm的楼梯以及足够大的平地.



图10 实验设备

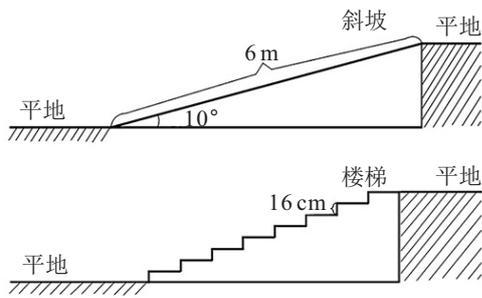


图 11 实验环境

实验共有 10 名健康受试者, 5 男 5 女, 年龄为 18 岁~42 岁, 身高是 1.55 m~1.80 m, 体重是 45 kg~78 kg, 受试者穿戴设备模拟残疾人的 13 种运动模式, 包括 5 种稳态模式和 8 种转换模式, 每类模式执行 10 遍, 共计 1 300 个样本。

2.2 实验结果

只考虑 5 种稳态模式的实验, 本文方法的平均识别结果为 96.9%, 混淆矩阵如图 12 所示。

真实标签	走	100				100.0%		
	上楼		100			100.0%		
	下楼		1	94	1	4	94.0%	6.0%
	上坡		1		98	1	98.0%	2.0%
	下坡			6		94	94.0%	6.0%
			100.0%	98.0%	94.0%	99%	94.9%	
		2.0%	6.0%	1.0%	5.1%			
		走	上楼	下楼	上坡	下坡		

图 12 5 种稳态模式的混淆矩阵

观察可发现: 下楼的识别率为 94%, 其中 4% 被错分为下坡; 而下坡的识别率为 94%, 其中 6% 被错分为下楼。由于运动姿态相似, 这两种运动模式相互之间较难区分。其他动作分类效果较好, 其中走和上楼达到了 100%。

只考虑 8 种转换模式, 本文方法的平均识别结果可达到 97.1%, 图 13 为转换模式分类结果的混淆矩阵。

观察发现: 走-下楼的识别率为 94%, 其中有 6% 的样本被识别为走-下坡模式; 走-下坡的识别率为 95%, 其中有 2% 的样本被识别为走-下楼模式。由生活经验可知, 走-下楼和走-下坡都是转换成重心向下的过程, 因此容易混淆, 其他动作分类效果较好。

在两种模式合成的 13 种动作中, 实验结果稍有下降, 平均结果为 94.3% (见图 14)。除较难区分的下楼与下坡、走-下楼与走-下坡外, 类间相似性较高的上楼和上楼-走, 下坡和下坡-走, 以及下楼和下楼-走 3 组数据错分率相对偏高, 其他动作相互之间能够较好区分。

真实标签	走-上楼	98		1				1		98.0%	2.0%	
	走-下楼		94		6					94.0%	6.0%	
	走-上坡			98	2					98.0%	2.0%	
	走-下坡		2	1	95	1	1			95.0%	5.0%	
	上坡-走		1			99				99.0%	1.0%	
	下坡-走				1		98		1	98.0%	2.0%	
	上楼-走							99	1	99.0%	1.0%	
	下楼-走								100	100.0%		
			100.0%	96.9%	98.0%	91.3%	99.0%	99.0%	99.0%	98.0%		
			3.1%	2.0%	8.7%	1.0%	1.0%	1.0%	2.0%			
			走-上楼	走-下楼	走-上坡	走-下坡	上坡-走	下坡-走	上楼-走	下楼-走		

图 13 8 种转换模式的混淆矩阵

真实标签	上坡	93	4	1				1		1	
	上坡-走	1	99								
	上楼			97	3						
	上楼-走			4	95						1
	下坡				1	83	12	4			
	下坡-走				1	5	93				1
	下楼	1	1	1	2	4	81	9			1
	下楼-走						5	94			
	走	1			1	1			94		1
	走-上坡									98	1
	走-上楼				3					1	96
	走-下坡	1							2		93
	走-下楼									2	
				1						3	94
				上坡-走	上楼-走	下坡-走	下楼-走	走	走-上坡	走-上楼	走-下坡

图 14 13 种运动模式的混淆矩阵

2.3 实验分析

表 2 给出了特征对比实验。

表 2 特征对比实验

特征	特征维数	识别率/%	时间复杂度/s
物理特征	24	93.2	0.0496
物理特征+几何特征	25	94.3	0.0534

采用本文采集的信号, 对比仅用物理特征(式(18)和(19))、物理特征与几何特征(式(17)~(19))相融合的方法对 13 种运动模式进行识别。特征融合方法与仅使用物理特征的方法相比, 特征向量的维数仅提高一维, 时间略有增加, 但整体上提升了识别性能。

表3 实验方法与结果对比

文献	传感器		生物力学信号			运动模式类型		识别精度/%
	类型/数量	位置	特征类型	特征	特征维数	稳态	转换	
[10]	3个惯性测量单元; 1个压力传感器等	患侧	物理特征	均值、标准差、 最大值、最小值	52	5	8(下一模式已 发生,有滞后性)	93.9
[11]	2个惯性测量单元; 1个压力传感器	患侧	物理特征	均值、标准差、 最大值等	61	6	\	94.6
[15]	1个关节角度测量仪;2个惯 性测量单元;1个压力传感器	患侧	物理特征 几何特征	均值、标准差、 最大值	54	6	\	92.7
[14]	3个惯性测量单元	健侧	物理特征	\	\	5	\	96.0
						5	8(无滞后性)	94.2
[13]	3个惯性测量单元	健侧	物理特征	均值、方差、 最大值、最小值	72	5	\	97.5
						5	8(无滞后性)	95.1
						5	\	96.9
本文方法	2个惯性测量单元	健侧	物理特征 几何特征	均值、方差 最值斜率	25	\	8(无滞后性)	97.1
						5	8(无滞后性)	94.3

从表3可以看出:传统方法将传感器嵌于患侧,如文献[10-11, 15].与文献[10-11, 15]相比,本文仅采用健侧大腿和小腿处的两个惯性测量单元,传感器数量较少、种类单一,避免了多源数据融合问题,特征维数也大幅减少.本文方法与文献[13-14]采用相同的识别策略,即将传感器放置于健侧,在患侧运动模式产生之前进行运动意图识别,均可有效避免滞后性问题且识别率相当.但是,从传感器个数来看,文献[13-14]采用置于大腿、小腿及脚部位的3个传感器,本文仅采用置于大腿、小腿部位的两个传感器;从特征类型来看,文献[13-14]均采用物理特征,运用加速度、角速度两个参数挖掘人体下肢运动行为的运动学特点,本文通过解算关节角,在不增加传感器类型及个数的基础上,采用几何特征与物理特征相融合,运用加速度、角速度及关节角3个参数对下肢运动行为的运动学特点进行挖掘;从特征提取来看,文献[13]采用统计方法对物理特征进行提取,文献[14]通过卷积神经网络对特征进行自选择,没有进行特征提取,本文采用FDA方法及统计方法分别对几何特征与物理特征进行提取;从特征向量维数来看,与文献[13]相比,在传感器种类与分类器相同的情况下,本文将特征向量的维数从72维降低到25维.

3 结论

本文使用健侧大腿、小腿两个关节节点的传感器数据,对几何特征和物理特征分别运用FDA方法和统计方法提取特征,并将二者融合作为SVM的特

征向量进行分类,取得不低于传统意图识别方法的识别率,且有传感器数量少、特征空间维数低、算法复杂度低、无滞后性的优点.

从实验结果来看,13种动作的识别率有待提高,后期工作会集中于对类间相似性相对较强较难区分的动作进行分类,如:下楼与下坡,走-下楼与走-下坡等.此外,关节角度是一个可深度挖掘的几何信息,如:除膝关节外的髌关节和踝关节对下肢假肢运动意图中的作用有待进一步探究.最后,在分类策略(如分类器)上,依然有改进的空间.

参考文献(References)

- [1] Hitt J, Sugar T, Holgate M, et al. Robotic transtibial prosthesis with biomechanical energy regeneration[J]. *Industrial Robot: An International Journal*, 2009, 36(5): 441-447.
- [2] Li X, Zong Y, Li S, et al. Assessing muscle compliance in stroke with the myotonometer[J]. *Clinical Biomechanics*, 2017, 50: 110-113.
- [3] 盛敏, 刘双庆, 王婕, 等. 基于改进模板匹配的智能下肢假肢运动意图实时识别[J]. *控制与决策*, 2020, 35(9): 2153-2161.
(Sheng M, Liu S Q, Wang J, et al. Real-time motion intent recognition of intelligent lower limb prosthesis based on improved template matching technique[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(9): 2153-2161.)
- [4] 赵晓东, 刘作军, 苟斌, 等. 下肢假肢斜坡路况运动控制策略分析[J]. *控制与决策*, 2019, 34(6): 1160-1168.
(Zhao X D, Liu Z J, Gou B, et al. Analysis of slope motion

- control strategy of lower limb prostheses[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(6): 1160-1168.)
- [5] 王启宁, 郑恩昊, 许东方, 等. 基于非接触式电容传感的人体运动意图识别[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(11): 19-27.
(Wang Q N, Zheng E H, Xu D F, et al. Noncontact capacitive sensing based human motion intent recognition[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(11): 19-27.)
- [6] Zhang F, Liu M, Huang H. Effects of locomotion mode recognition errors on volitional control of powered above-knee prostheses[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2015, 23(1): 64-72.
- [7] Huang H, Zhang F, Hargrove L J, et al. Continuous locomotion-mode identification for prosthetic legs based on neuromuscular-mechanical fusion[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2011, 58(10): 2867-2875.
- [8] Spanias J A, Simon A M, Finucane S B, et al. Online adaptive neural control of a robotic lower limb prosthesis[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(1): 1-25.
- [9] Labarrière F, Thomas E, Calistri L, et al. Machine learning approaches for activity recognition and/or activity prediction in locomotion assistive devices—A Systematic Review[J]. *Sensors*, 2020, 20(21): 1-30.
- [10] Young A J, Simon A M, Hargrove L J. A training method for locomotion mode prediction using powered lower limb prostheses[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2014, 22(3): 671-677.
- [11] Chen B J, Zheng E H, Wang Q N, et al. A new strategy for parameter optimization to improve phase-dependent locomotion mode recognition[J]. *Neurocomputing*, 2015, 149: 585-593.
- [12] Xu D F, Feng Y G, Mai J G, et al. Real-time on-board recognition of continuous locomotion modes for amputees with robotic transtibial prostheses[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2018, 26(10): 2015-2025.
- [13] 苏本跃, 王婕, 刘双庆, 等. 惯性动捕数据驱动下的智能下肢假肢运动意图识别方法[J]. *自动化学报*, 2020, 46(7): 1517-1530.
(Su B Y, Wang J, Liu S Q, et al. An improved motion intent recognition method for intelligent lower limb prosthesis driven by inertial motion capture data[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(7): 1517-1530.)
- [14] Su B Y, Wang J, Liu S Q, et al. A CNN-based method for intent recognition using inertial measurement units and intelligent lower limb prosthesis[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27(5): 1032-1042.
- [15] Zheng E H, Wang Q N, Qiao H. Locomotion mode recognition with robotic transtibial prosthesis in inter-session and inter-day applications[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27(9): 1836-1845.
- [16] Seel T, Raisch J, Schauer T. IMU-based joint angle measurement for gait analysis[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2014, 14(4): 6891-6909.

作者简介

盛敏(1975—), 女, 教授, 博士, 从事模式识别与图像及视频处理等研究, E-mail: msheng0125@aliyun.com;

夏安琦(1996—), 女, 硕士生, 从事模式识别与运动意图识别的研究, E-mail: 1947948166@qq.com;

王可林(1999—), 男, 本科生, 从事运动意图识别的研究, E-mail: 2650398071@qq.com;

查红丽(2000—), 女, 本科生, 从事运动意图识别的研究, E-mail: 2912438196@qq.com;

吴红霞(1999—), 女, 本科生, 从事运动意图识别的研究, E-mail: 1156598367@qq.com;

苏本跃(1971—), 男, 教授, 博士, 从事模式识别与机器学习、图形图像处理等研究, E-mail: bysu@aqnu.edu.cn.

(责任编辑: 闫妍)