

# 惯性动捕数据驱动下的智能下肢假肢运动意图识别方法

苏本跃<sup>1,2</sup> 王婕<sup>1,2</sup> 刘双庆<sup>2,3</sup> 盛敏<sup>2,3</sup> 向旭<sup>4</sup>

**摘要** 为了解决传统意图识别方法使用多模态传感器信号所带来的复杂性以及识别转换模式一般具有滞后性等问题, 本文提出了基于惯性传感器的智能下肢假肢的运动意图实时识别方法. 从模式识别的角度看, 在对象空间到模式空间的转换中, 对运动模式尤其是运动转换模式进行了重定义; 在模式采集中, 采用在患侧的运动模式进行转换之前, 采集绑定在健侧的传感器于摆动相前期所产生的时序运动数据, 选择均值、方差等特征统计量和支持向量机分类器对其进行特征选择提取与特征分类的策略, 实现对残疾人运动意图准确、实时地识别. 实验结果表明, 本文所提出的方法可以识别出单肢截肢患者在不同地形下的运动意图, 包括平地行走、上楼、下楼、上坡、下坡 5 种稳态模式, 识别率可达到 97.52%, 并且加入在 5 种模式之间相互转换的转换模式之后, 识别率可达到 95.12%. 本文方法可以极大提高智能下肢假肢的控制性能, 实现智能假肢能根据人的运动意图在多种运动模式之间进行自然、无缝的状态切换.

**关键词** 运动意图识别, 惯性传感器, 模式空间, 转换模式, 摆动相

**引用格式** 苏本跃, 王婕, 刘双庆, 盛敏, 向旭. 惯性动捕数据驱动下的智能下肢假肢运动意图识别方法. 自动化学报, 2020, 46(7): 1517–1530

**DOI** 10.16383/j.aas.c180070

## An Improved Motion Intent Recognition Method for Intelligent Lower Limb Prosthesis Driven by Inertial Motion Capture Data

SU Ben-Yue<sup>1,2</sup> WANG Jie<sup>1,2</sup> LIU Shuang-Qing<sup>2,3</sup> SHENG Min<sup>2,3</sup> XIANG Kui<sup>4</sup>

**Abstract** In order to overcome the drawbacks of conventional intention recognition methods, including complexities associated with multi-modal sensor signals and lags of transitional state recognition, this paper proposes a real-time motion intent recognition method for intelligent lower limb prosthesis base on inertial sensors. From the perspective of pattern recognition, the motion patterns, especially the motion transformation patterns, are redefined in the transformation from object space to pattern space. In pattern acquisition, our strategy is that, prior to the movement mode conversion of lower limb prosthesis, motion time-series data generated by the sensors bound to the contralateral side during the early swing phase are collected, and the corresponding statistical features such as mean and variance are extracted. Feature classification is performed by using a support vector machine classifier to achieve the accurate, real-time identification for motion intent of the disabled movement with intelligent lower limb prosthesis. Our proposal is able to recognize various motion intents containing 5 steady states as well as 8 transitional states among the steady states on different terrains including level ground, stair ascent, stair descent, ramp ascent and ramp descent. Experimental results show the recognition accuracy can reach at 97.52% and 95.12% on those patterns from steady states and transitional states, respectively. The proposed method can greatly improve the control performance of intelligent lower limb prostheses, and can achieve the natural and seamless state switch of the intelligent prosthesis movement according to the intention of the human movement.

**Key words** Motion intent recognition, inertial sensors, pattern space, transitional state, swing phase

**Citation** Su Ben-Yue, Wang Jie, Liu Shuang-Qing, Sheng Min, Xiang Kui. An improved motion intent recognition method for intelligent lower limb prosthesis driven by inertial motion capture data. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(7): 1517–1530

收稿日期 2018-01-27 录用日期 2018-04-16  
Manuscript received January 27, 2018; accepted April 16, 2018  
国家自然科学基金 (61603003, 11471093), 教育部科技发展中心“云数融合科教创新”基金 (2017A09116), 安徽省高校优秀拔尖人才培养资助项目 (gxbjZD26) 资助  
Supported by National Nature Science Foundation of China (61603003, 11471093), Funds of Integration of Cloud Computing and Big Data, Innovation of Science and Technology of Ministry of Education of China (2017A09116), and Anhui Provincial Department of Education Outstanding Top-notch Talent-funded Projects (gxbjZD26)  
本文责任编辑 陈积明

根据我国第二次全国残疾人抽样调查结果显示,

Recommended by Associate Editor CHEN Ji-Ming  
1. 安庆师范大学计算机与信息学院 安庆 246133 2. 安徽省智能感知与计算重点实验室 安庆 246133 3. 安庆师范大学数学与计算科学学院 安庆 246133 4. 武汉理工大学自动化学院 武汉 430070  
1. School of Computer and Information, Anqing Normal University, Anqing 246133 2. University Key Laboratory of Intelligent Perception and Computing of Anhui Province, Anqing 246133 3. School of Mathematics and Computational Science, Anqing Normal University, Anqing 246133 4. School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070

残疾人总人数达到 8502 万人, 其中肢体残疾 2472 万人, 占残疾人总数的 30% 左右<sup>[1]</sup>. 残疾人是当代社会的一个特殊群体, 由于其身体上的缺陷, 他们不仅在日常生活中有诸多不便, 而且同时心灵也遭受不同程度的折磨. 为了弥补截肢者或肢体不完全缺损的肢体, 设计者运用工程技术的手段和方法, 设计了各种各样的假肢. 假肢的主要作用是代替失去肢体的部分功能, 使得截肢者恢复一定的生活自理能力和工作能力. 假肢按照截肢部位分为上肢假肢和下肢假肢, 上肢假肢主要是为了弥补上半身外观以及维持肢体平衡, 同时在一定程度上恢复患者的自理能力, 由于步行是人体下肢的基本功能之一, 相比于上肢假肢, 下肢假肢则显得更加重要, 不仅需要维持基本的平衡, 更要尽可能地恢复人体的正常行走姿态, 重建已失去的站立和行走等功能. 下肢假肢按照控制方式可分为气压控制假肢、液压控制假肢以及计算机控制假肢<sup>[2]</sup>. 计算机控制假肢又称为智能假肢, 相比于压力控制假肢, 智能假肢不仅具有较好的仿真造型, 而且能够根据不同的地形自动地调节相应模式, 使得截肢患者在行走过程中更加接近正常人.

目前, 国内外关于智能假肢的研究, 主要包括两个方面<sup>[3]</sup>: 1) 智能假肢的设计方案与控制策略研究, 即主要通过探究人体关节在运动过程中的力学规律, 设计具有仿生特性以及配套控制方法的机械智能假肢结构. 2) 基于单模态或多模态传感器的运动意图识别研究. 具体来说, 就是根据传感器采集人体表面肌电或机械信号等进行分析, 抑或结合多种类型的传感器综合研究, 从而识别出残疾人的运动意图. 基于智能假肢的运动意图识别方法对于下肢残疾患者来说是十分重要的, 准确地识别运动意图能够使得假肢提前预知运动状态, 并做出相应的控制策略与参数的调整, 使患者的运动过程更加稳定、流畅、自然.

表面肌电信号<sup>[4]</sup> (Surface electromyogram signal, sEMG), 即可通过附着在皮肤表面的生物电极, 以非侵入式的方式记录直接反映肌肉收缩与舒张情况的生物电信号. sEMG 信号已被广泛应用于残疾人患者的智能假肢装置中<sup>[5]</sup>. Huang 等<sup>[6]</sup> 引入模式识别方法, 利用表面肌电信号成功识别出平地行走、跨越障碍、上楼、下楼、患侧旋转、健侧旋转以及站立 7 种日常运动模式, 提出了脚尖离地 (Foot-off) 和脚跟触地 (Foot-contact) 两个步态事件, 通过提取步态事件周围的时间窗口数据, 使得 7 种运动模式的平均识别错误率为 7.4%. 佟丽娜等<sup>[7]</sup> 提出了一种基于 sEMG 信号的人体运动模式识别方法, 根据信号波形相似度进行特征选择, 建立了描述各运动过程的多路 sEMG 时序特征的隐马尔科夫模型

(Hidden Markov model, HMM), 基于最大似然估计法对多模型匹配进行综合判决, 确定识别结果, 对下肢踏车、椭圆运动、步行三种运动模式成功识别, 识别率达到 91.67%. 此外, Hargrove 等<sup>[8]</sup> 采集了 6 名截肢患者在执行膝关节屈、伸、踝关节背屈、跖屈、股骨旋转和胫骨旋转 6 个动作时残余大腿肌肉上的 9 个通道 sEMG 信号, 提取时域特征并结合模式分类算法, 得到了 90% 左右的平均识别率. 但是, sEMG 信号易受神经萎缩、电极位置等其他因素影响, 从而带来信号不稳定, 系统不够鲁棒等缺陷<sup>[7]</sup>.

机械信号 (Mechanical signal), 即通过加速度计、陀螺仪、压力计等设备, 采集记录人体运动过程中的加速度、角速度、关节角、地面接触力等运动学与动力学信息的传感器信号<sup>[9]</sup>. 基于机械信号的运动意图识别研究中, Liu 等<sup>[10]</sup> 提出一种基于机械传感器的运动意图识别方法, 其传感器系统由加速度计、陀螺仪和压力传感器组成, 通过 5 种不同的地形模式并结合三种速度水平定义了 15 种不同的运动模式, 根据实时运动数据和模板数据的组内相关系数 (Intra-class correlation coefficient, ICC) 计算, 结合 Dempster Shafer (D-S) 数据融合理论, 通过隐马尔可夫模型 (HMM) 来识别最终运动状态, 可识别出三种不同速度水平下平地行走、上楼、下楼、上坡以及下坡 5 种稳态运动模式, 识别率为 95.8%. 但该方法并没有涉及转换模式的识别问题. Young 等<sup>[11]</sup> 仅使用机械传感器数据, 构建包含运动模式过渡状态的意图识别系统, 即根据集成在假肢上的多种机械传感器 (惯性传感器、力传感器等) 所采集的数据进行运动模式的识别, 一共采集了 6 名截肢患者平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡 5 种稳态模式以及 5 种稳态模式之间的 8 种转换模式的数据, 其识别率可达到 93.9%, 但在意图识别模型的训练中需采用模式转换结束后的数据, 具有一定的滞后性. 随后, 该团队又改变了研究策略<sup>[12]</sup>, 将一段时间的历史数据作为先验知识参与训练并且加入了动态贝叶斯网络 (Dynamic Bayesian network), 在实验结果上, 相比之前的方法, 错误率降低了 50%. Yuan 等<sup>[13]</sup> 通过集成在假肢上的惯性传感器, 压力传感器等, 采集了 6 名正常人和 3 名残疾人的运动信号, 并提取关节角度, 脚的倾斜度等 5 个特征, 提出了一种基于模糊逻辑的识别方法来识别 13 种运动模式 (包括 5 种稳态模式和 8 种转换模式), 达到了 98.7% 的平均识别率, 但是在识别时间上, 平均延迟了 9.1% 个步态周期. 随后, 该团队又提出了一个非接触式电容感知的方法来识别智能假肢的运动意图, 电容式传感系统集成在假肢上, 并与嵌在假肢上的机械传感器结合使用, 通过转换模式的支撑阶段准确识别即将到来的运动模式, 一共采集了 6 名截肢患者

在 8 种转换模式中的数据并采用支持向量机和二次判别分析进行分类, 平均识别率分别达到 95.8% 与 94.9%<sup>[14]</sup>.

上述基于机械传感器的意图识别研究, 通过机械传感器数据或融合多种类型的传感器数据, 结合模式识别方法实现了对智能假肢多种运动模式和运动转换模式的识别分类, 相应的结果也表明这些研究达到了意图识别的目的. 但是, 由于传感器均内嵌在智能假肢本体中, 在进行转换模式识别时, 往往采用假肢摆动相数据进行分析, 而摆动相是连接前后两种不同稳态模式的中间过渡状态, 因此在分析假肢摆动相数据时, 下一稳态模式必然已经发生, 这就带来了意图识别的滞后性问题, 并不能真正体现运动的意图. 鉴于此, 本文提出了一种基于单一类型惯性传感器的运动意图实时识别方法, 首先, 在运动模式识别的对象空间到模式空间的转换中, 对运动模式尤其是运动转换模式进行了重定义, 目的是在新的稳态模式开始前即可根据转换模式的定义准确识别出运动转换模式, 从而体现真正的运动意图识别; 另外, 在模式采集中, 采用在患侧的运动模式进行转换之前, 采集绑定在健侧的传感器于摆动相前期所产生的时序运动数据, 选择均值、方差等特征统计量和支持向量机分类器对其进行特征选择提取与特征分类, 并根据识别结果及时将相关参数传递给患侧假肢进行控制, 从而实现对残疾人运动意图的准确实时识别. 从实现条件上来说, 随着可穿戴技术的迅猛发展, 现有的传感器已经足够灵巧轻便, 实时通信技术和无线传感技术也已成熟, 为本文方法的实现提供了硬件基础. 从算法复杂性上来说, 使用单一惯性传感器, 避免了因数据融合带来的复杂性问题, 简化了数据分析与处理的过程. 从实际应用角度来说, 在新一模式发生之前, 根据健侧的运动意图进行识别并改变假肢的控制策略, 可避免因假肢的动力参数改变不及时而引起的不必要的晃动与摔倒等意外.

## 1 智能下肢假肢中的运动意图识别

在智能下肢假肢控制系统中, 人体运动意图识别具有至关重要的作用. 控制系统主要由三个部分构成 (如图 1 所示): 高层控制器、中层控制器以及底层控制器<sup>[3]</sup>. 其中, 高层控制器主要用来接收输入信号, 并根据意图识别算法识别人的运动意图; 中层控制器通过已建立的运动意图与控制算法的映射关系, 根据实时运动意图调整控制策略; 最后, 底层控制器根据上层的控制算法控制和驱动假肢. 由分层控制策略可知, 能否及时准确地解码和识别出人神经中枢中的运动信息与运动意图, 直接影响着底层的控制策略是否能够正确地智能下肢假肢进行控制和驱动.

基于机械传感器的人体运动意图识别的一般流程是 (如图 2 所示): 首先, 从模式识别的一般流程看, 需经历对象空间、模式空间、特征空间到类型空间的不断转换, 涉及到模式的定义与采集, 特征提取与选择, 类型的判别与分类等多项任务, 本文的关键在于从运动的对象空间到模式空间的转换中对于运动意图的刻画和描述以及运动模式的数据采集 (图 2(a)). 其次, 再利用机器学习算法, 通过特征提取与选择以及分类器设计进行从模式空间到特征空间直至类型空间的全部操作 (图 2(b)), 其基本流程如下: 1) 采集人体运动过程中, 各传感器产生的数据信号; 2) 对信号进行去噪、滤波与加窗处理, 并提取特征; 3) 利用机械传感器信号的特征样本, 离线训练运动意图分类模型; 4) 利用训练模型对新输入的人体运动意图信号进行在线实时识别. 其中, 机械信号的特征包括均值<sup>[11]</sup>、方差<sup>[11]</sup>、相关系数<sup>[15]</sup>、最大值<sup>[11]</sup>与最小值<sup>[11]</sup>等; 而分类模型包括隐马尔可夫模型 (Hidden Markov model, HMM)<sup>[6]</sup>、支持向量机 (Support vector machine, SVM)<sup>[12]</sup>、线性判别分析 (Linear discriminate analysis, LDA)<sup>[6]</sup>、动态贝叶斯网络 (Dynamic Bayes network, DBN)<sup>[16]</sup>与二次判别分析 (Quadratic discriminant analysis, QDA)<sup>[17]</sup>等 (见表 1).

运动意图识别问题, 在模式空间到特征空间直至类型空间上的全部操作, 从数据处理方法上看, 与传统的人体行为识别方法具有相似性, 其本质都是根据一段时序数据判断对应行为或模式的类别归属. 特别地, 行为识别问题往往在多个步态周期数据采集完毕后进行数据训练和分类识别, 因此, 对应的时序数据常常为长序列数据, 所包含的特征信息足够丰富, 且相应统计量较为稳定. 而意图识别的本质就在于要求识别的行为模式持续时间短, 设计的算法能够实时地识别短时行为或短样本模式. 而短时行为所包含的特征信息较少, 且相应的特征统计量不稳定, 因此为模式分类算法的设计带来了一定的困难与复杂性, 但同时这又是意图识别的重点与难点所在. 在短时行为识别方面, Su 等<sup>[18]</sup>根据人体运动的三维物理特性, 提取均值、方差等数值特征并结合传统机器学习算法用于行为分类, 在其后续研究中, 该团队<sup>[19]</sup>将函数型数据分析方法引入行为识别, 挖掘运动周期规律, 并提取周期数据与函数型特征<sup>[20]</sup>用于行为分类, 在公开数据库和自采集数据集上都取得了不错的识别效果. 而对于短时人体行为的识别问题, 该团队<sup>[21]</sup>采用滑动窗口方法, 提取足够丰富的短时行为模式, 结合改进的模板匹配方法与卷积神经网络方法<sup>[22]</sup>, 成功地识别了短时行为模式, 为本文的意图识别研究提供了一定的方法基础.

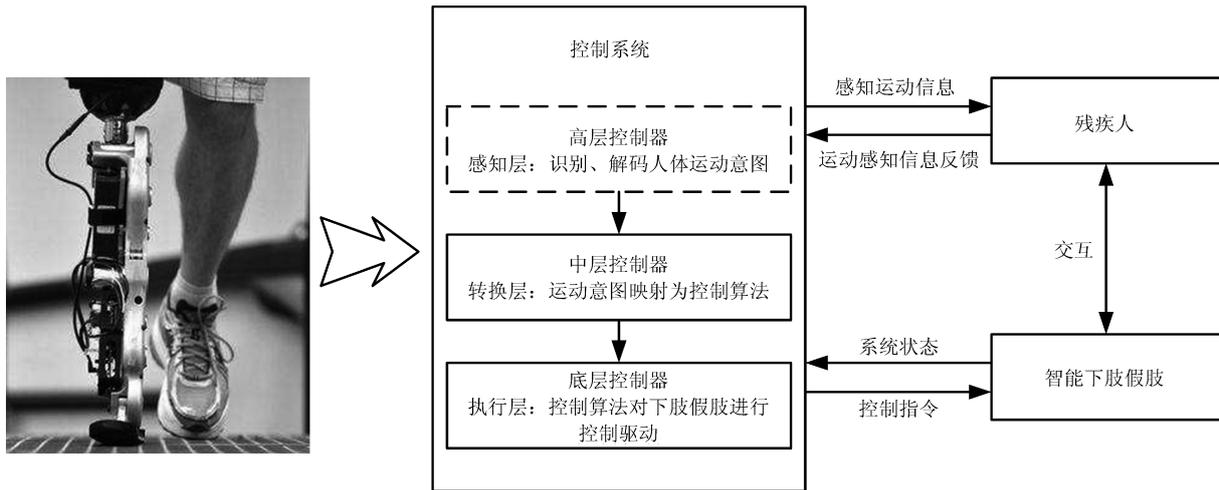
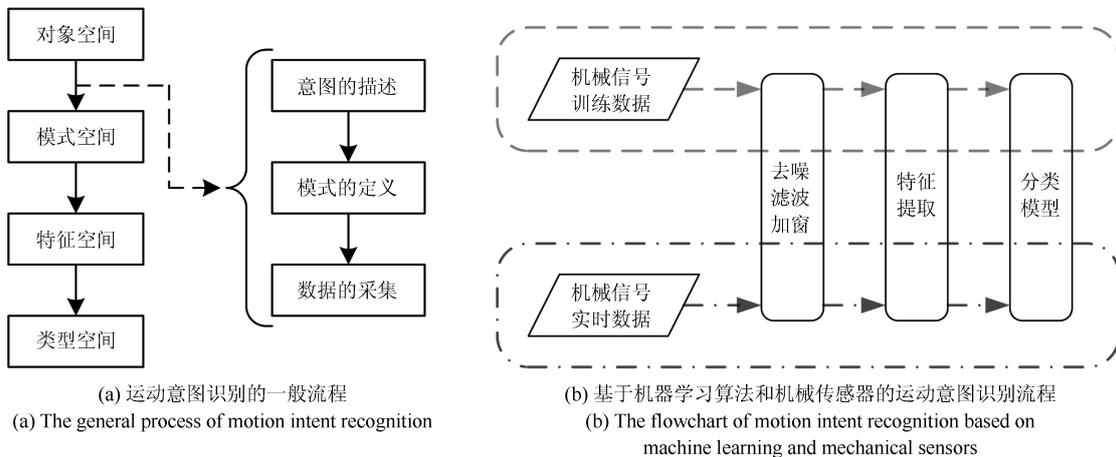


图 1 智能下肢假肢中的分层策略

Fig. 1 Hierarchical control strategy of robotic lower-limb prostheses



(a) 运动意图识别的一般流程  
(a) The general process of motion intent recognition

(b) 基于机器学习算法和机械传感器的运动意图识别流程  
(b) The flowchart of motion intent recognition based on machine learning and mechanical sensors

图 2 基于机械传感器的人体运动意图识别方法

Fig. 2 Method of motion intent recognition based on mechanical sensors

表 1 基于机械传感器的人体运动意图识别研究

Table 1 Research on motion intent recognition based on mechanical sensors

| 文献                             | 机械传感器类型            | 机械信号特征             | 分类器     | 模式种类 | 识别精度   |
|--------------------------------|--------------------|--------------------|---------|------|--------|
| Liu 等 <sup>[10]</sup> (2017)   | 加速度计、陀螺仪、<br>压力传感器 | 组内相关系数             | HMM     | 5    | 95.8 % |
| Young 等 <sup>[11]</sup> (2014) | 加速度计、陀螺仪、<br>压力传感器 | 均值、标准差、<br>最大值、最小值 | LDA     | 13   | 93.9 % |
| Young 等 <sup>[12]</sup> (2014) | 惯性测量单元、<br>压力传感器等  | 均值、标准差、<br>最大值、最小值 | DBN     | 5    | 94.7 % |
| Zheng 等 <sup>[14]</sup> (2017) | 加速度计、陀螺仪、<br>压力传感器 | 均值、标准差、<br>绝对值等    | SVM+QDA | 8    | 94.9 % |
| Young 等 <sup>[16]</sup> (2016) | 惯性测量单元、<br>压力传感器   | 均值、标准差、<br>最大值、最小值 | DBN     | 13   | 90.0 % |
| Chen 等 <sup>[17]</sup> (2015)  | 惯性测量单元、<br>压力传感器   | 均值、标准差、<br>最大值等    | LDA+QDA | 6    | 90.0 % |

## 2 本文意图识别方法

### 2.1 运动模式的相关定义

人体下肢运动具有一定规律性与周期性. 据此可定义步态周期, 且可将步态周期划分为不同的阶段, 如支撑相、摆动相. 本文在此基础上提出了运动稳态模式以及运动转换模式等相关概念.

**定义 1.** (步态周期) 水平地面条件下的步态周期定义为从一只脚的后跟着地开始, 终止于同侧脚的下次脚后跟着地<sup>[23]</sup> (如图 3). 根据下肢所起的不同作用, 可将一个步态周期分成两个部分, 即支撑相 (Stance phase) 和摆动相 (Swing phase), 其中前者约占一个步态周期的 60%, 后者占 40% 左右.

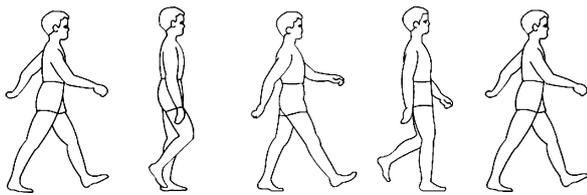


图 3 一个步态周期  
Fig. 3 Gait cycle

**定义 2.** (支撑相) 在一个步态周期中, 同侧脚的后跟着地到脚尖离地的时间间隔称为支撑相 (如图 4).

**定义 3.** (摆动相) 在一个步态周期中, 同侧脚的脚尖离地到脚后跟触地的时间间隔称为摆动相 (如图 4).

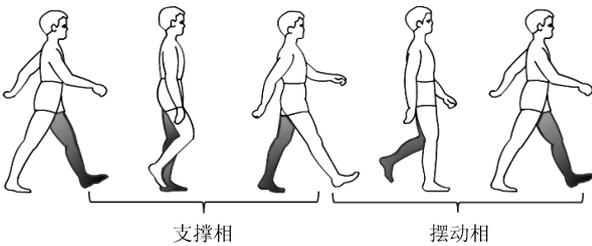


图 4 支撑相与摆动相  
Fig. 4 Stance phase and swing phase

由于本文研究涉及平地行走、上楼、下楼, 上坡以及下坡 5 种稳态模式以及代表 5 种模式之间相互转换的转换模式, 现将涉及 5 种模式的相关定义如下:

**定义 4.** (稳态模式) 始终在同一地形条件下保持相同的运动模式, 该运动模式可称为稳态模式.

**定义 5.** (转换模式) 由一个初始运动模式转换为不同地形条件下另一个运动模式过程中的过渡模式.

**定义 6.** (稳态步) 起始于一只脚的脚尖离地时刻, 终止于同一个地形条件下同侧脚后跟着地 (如图 5).

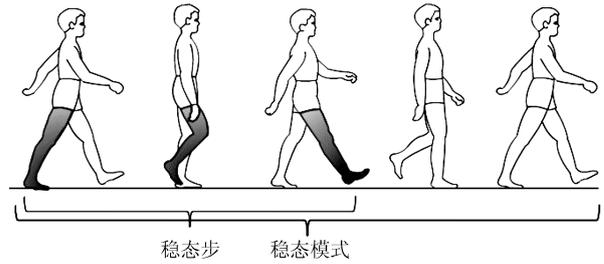


图 5 稳态模式与稳态步  
Fig. 5 Steady state and steady step

**定义 7.** (转换步) 起始于前一个地形条件下前一只脚的脚尖离地时刻, 终止于同侧脚后跟着地于后一个地形 (如图 6).

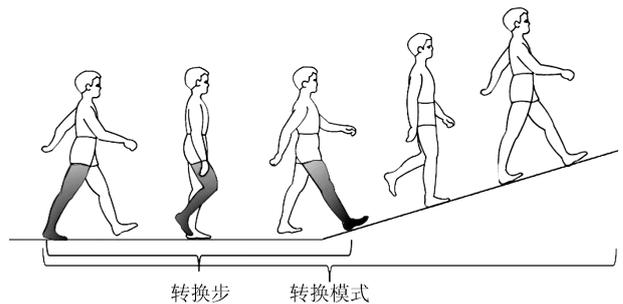


图 6 转换模式与转换步 (平地行走—上坡)  
Fig. 6 Transitional state and transitional step (level ground to up ramp)

特别地, 对于上楼到平地的转换以及下楼到平地的转换两种运动模式的转换步定义如下:

**定义 8.** (转换步) 起始于前一个地形条件下后一只脚的脚尖离地时刻, 终止于同侧脚后跟着地于后一个地形 (如图 7).

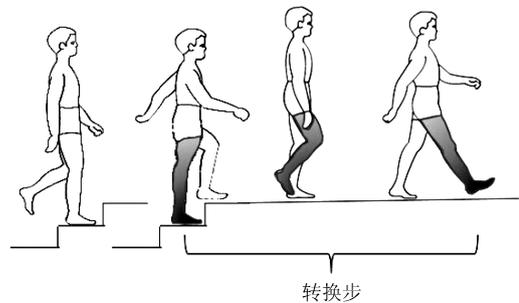


图 7 转换模式与转换步 (上楼—平地行走)  
Fig. 7 Transitional state and transitional step (up stair to level ground)

本文涉及平地、上坡、下坡、上楼以及下楼 5 种地形. 由建筑学特点可知, 上楼到楼下的突然转换是

不可能出现的, 中间必然包含过渡的阶段. 因此, 5 种地形之间的转换模式主要包括平地行走向上楼转换, 上楼向平地行走转换, 平地行走向下楼转换, 下楼向平地行走转换, 平地行走向上坡转换, 上坡向平地行走转换, 平地行走向下坡转换, 下坡向平地行走转换 8 种, 加上 5 种稳态模式, 共有 13 种运动模式 (如表 2).

表 2 13 种不同运动模式  
Table 2 13 classes of motion states

| 编号 | 行为模式 | 行为模式描述    |
|----|------|-----------|
| 1  | 走—上楼 | 平地行走向上楼转换 |
| 2  | 走—下楼 | 平地行走向下楼转换 |
| 3  | 走—上坡 | 平地行走向上坡转换 |
| 4  | 走—下坡 | 平地行走向下坡转换 |
| 5  | 上坡—走 | 上坡到平地行走转换 |
| 6  | 下坡—走 | 下坡到平地行走转换 |
| 7  | 上楼—走 | 上楼到平地行走转换 |
| 8  | 下楼—走 | 下楼到平地行走转换 |
| 9  | 行走   | 平地行走      |
| 10 | 上楼   | 稳步上台阶     |
| 11 | 下楼   | 稳步下台阶     |
| 12 | 上坡   | 稳步上坡      |
| 13 | 下坡   | 稳步下坡      |

## 2.2 意图识别方法

### 2.2.1 数据预处理

首先, 本文使用低通滤波对原始数据进行处理 (图 8 (a) 为脚部传感器的三轴加速度的原始信号, 图 8 (b) 为低通滤波器处理后的信号), 对于 8 种转换模式, 根据惯性传感器获得的触地状态序列找到转换步的起始点即脚尖离地的位置 (图 9, 其中 0 表示脚触地状态, 1 表示脚离地状态, 图 9 (a) 为右脚触地状态示意, 图 9 (b) 为双脚触地状态示意), 接着从转换步的起始点位置开始, 往后提取若干帧窗口数据 (图 10 (a) 为记录的整段数据, 图 10 (b) 为截取的转换步数据), 所提取的窗口数据约为转换步的前 1/2 阶段. 对于 5 种稳态模式, 首先找到每一步脚尖离地的位置, 然后提取与转换模式相对应的数据, 即从脚尖离地开始窗口长度为 45 帧的数据. 图 11 为 8 种转换模式的脚部传感器的加速度信号示例.

### 2.2.2 特征选择及特征分类

根据人体运动的三维特性可知, 加速度和角速度数据的均值, 方差可作为代表性的数据特征, 并且可取得不错的识别效果<sup>[18]</sup>. 实验中, 本文提取了位

于转换步和稳态步中处于摆动相的大腿、小腿、脚踝三个部位惯性传感器所采集的数据, 即加速度数据和角速度数据 (窗口长度为 45 帧), 并选取数据的均值 (式 (1))、方差 (式 (2))、最大值 (式 (3))、最小值 (式 (4)) 4 个时域特征作为本文所使用的特征集合.

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

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

$$\text{Max} = \max\{a(t_i)\} \quad (3)$$

$$\text{Min} = \min\{a(t_i)\} \quad (4)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $a(t_i)$  表示  $t_i$  时刻单个传感器的加速度或角速度,  $N$  表示采样帧数. Mean 和  $\mu$  反映的是人体运动的基本趋势与姿态, Variance 以及 Max、Min 共同反映的是运动的剧烈程度, 这 4 个统计量作为特征, 可以用于区分不同的意图数据类别.

**注 1.** 本文采用健侧的三个传感器, 每个传感器由三个方向的加速度和角速度构成, 每个加速度或角速度提取上述 4 个特征统计量, 故整个特征向量由 72 维特征统计量构成.

另外, 本文采用支持向量机作为分类器模型. 其已被证明是较好的强分类器模型, 并成功地运用于模式识别, 特别是运动模式分类问题. 不仅能够很好解决小样本的分类问题, 而且对于解决线性不可分问题以及高维度的分类问题都有非常好的效果, 其基本模型定义为特征空间上的间隔最大的线性分类器, 其学习策略便是间隔最大化, 最终可转化为一个凸二次规划问题的求解. 关于此优化问题的求解是支持向量机的关键环节, 优化问题如下:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (5)$$

$$\text{s. t. } y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

其中,  $\xi_i$  ( $\xi_i \geq 0$ ) 称为松弛变量,  $C$  是惩罚参数.

核函数是 SVM 的关键因素之一. 本文主要采用以径向基函数为核函数的 SVM 模型, 函数的形式如下:

$$K(x, x_1) = \exp \left[ -\frac{\|x - x_1\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (6)$$

其中,  $\sigma$  为核半径.

**注 2.** 式 (5) 中的参数  $C$  以及式 (6) 中的参数  $\sigma$  是通过算法自动搜索的, 会根据训练样本的不同发生变化. 为确定其最优参数, 防止过拟合和欠拟合

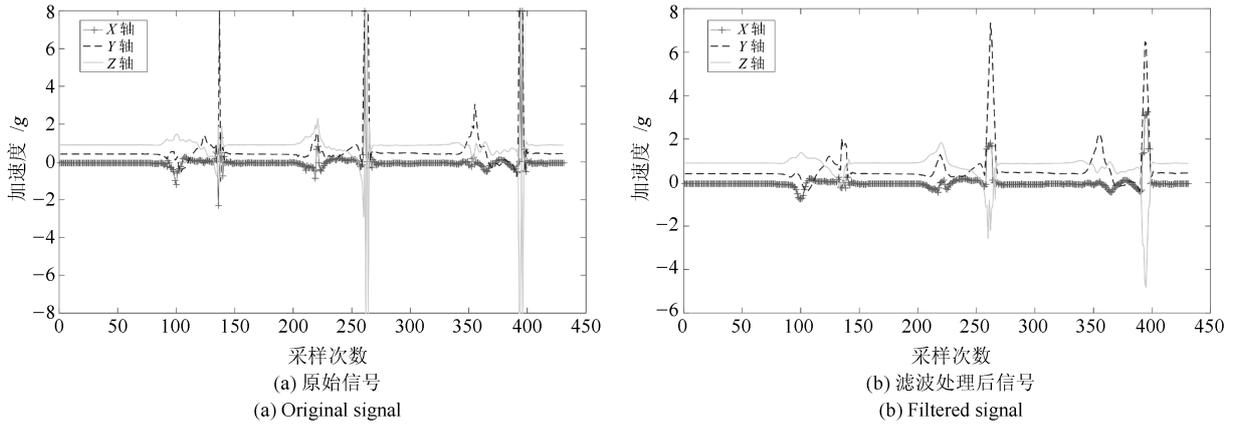


图 8 加速度信号 (平地行走走到上楼)

Fig. 8 Signals of accelerometer (level ground to stair ascent)

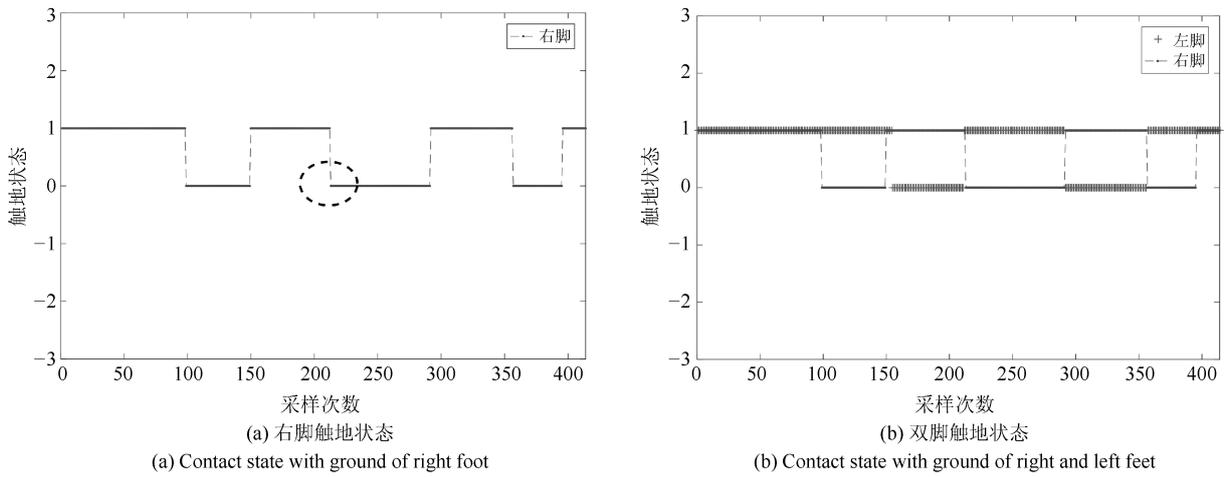


图 9 触地状态

Fig. 9 Signals of contact state with ground

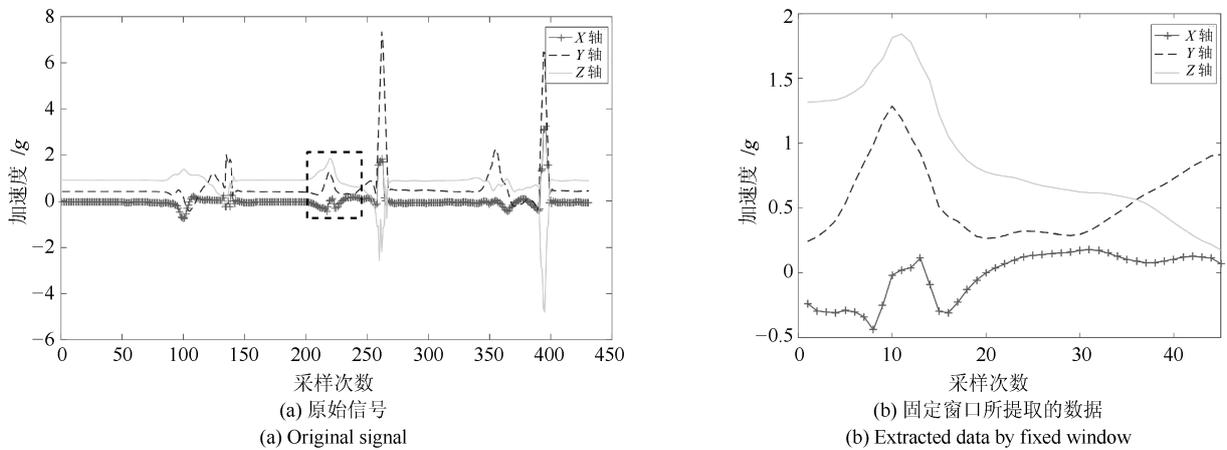


图 10 本文所提取窗口数据

Fig. 10 Data extracted by the window method in this paper

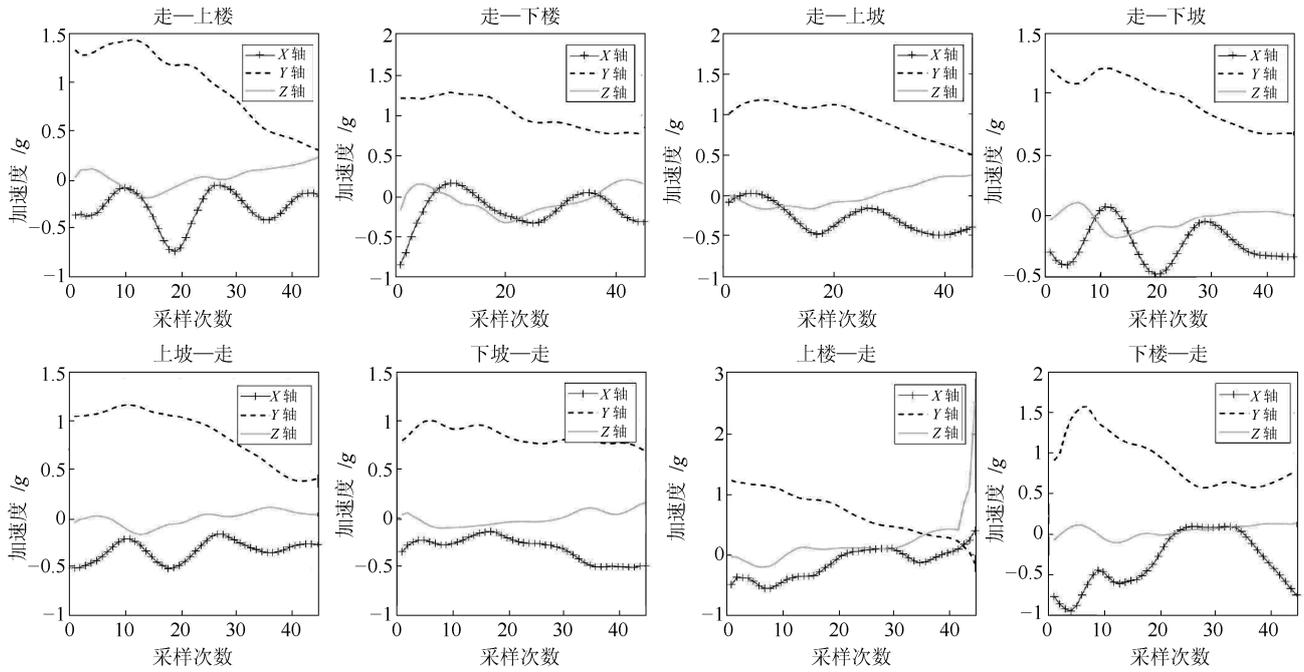


图 11 转换模式样本的加速度信号 (大腿处传感器数据)

Fig. 11 Acceleration signals of transitional state (data of sensor placed on thigh)

现象的发生, 本文首先给出  $C$  和  $\sigma$  的初始范围 (一般取  $[2^{-5}, 2^5]$ ), 然后对训练集随机进行最多  $K$  次分组进行测试, 将初始的  $C$  和  $\sigma$  代入, 得到初始的准确率, 随后以固定的步长搜索更新  $C$  和  $\sigma$  的值, 经过最多  $K$  次迭代 (每次迭代即更新一次  $C$  和  $\sigma$  的值), 选取准确率达到最大时所对应的最新  $C$  和  $\sigma$  值, 即得到惩罚参数  $C$  和核半径  $\sigma$  的最优值<sup>[24]</sup> (下节实验中惩罚参数  $C$  的值为 32, 核半径  $\sigma$  的值为 0.25).

### 2.2.3 评价标准

本文使用  $K$  折交叉验证 (K-fold cross validation, K-CV) 对结果进行评估.  $K$  取值为 5, 即 5 折交叉验证, 具体来说, 就是将数据集划分成 5 个大小相等的子集, 然后每次用 4 个子集的并集作为训练集, 剩下的 1 个子集作为测试集, 然后进行 5 次训练和测试, 最终返回 5 个测试结果及其均值. 系统性能评估采用稳态识别率与整体识别率两项指标, 稳态识别率为 5 种稳态模式的识别准确率, 如式 (7), 而整体识别率为加入 8 种转换模式的识别准确率, 如式 (8):

$$ASS(\%) = 1 - \frac{MSS}{TSS} \quad (7)$$

$$ATS(\%) = 1 - \frac{MS}{TS} \quad (8)$$

其中, 式 (6) 中的  $ASS$  (Accuracy of steady steps) 表示稳态步的识别率,  $MSS$  (Misclassified steady

steps) 表示错误识别的稳态步样本数,  $TSS$  (Total steady steps) 表示所有稳态步的样本数. 式 (7) 中的  $ATS$  (Accuracy of total steps) 表示整体识别率,  $MS$  (Misclassified steps) 表示所有识别错误的样本数,  $TS$  (Total steps) 表示所有样本数.

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验方案

#### 3.1.1 实验设备

本文所使用的设备为 Noitom Perception Legacy — 基于惯性传感器的动作姿态捕捉系统 (如图 12(a)), 整套系统包括 17 个传感器, 每个传感器由一个三轴陀螺仪和一个三轴加速度计构成, 可同时采集全身 21 个节点数据, 包括加速度、角速度、位移、速度、四元数、触地状态. 采样频率为 96 Hz, 加速度量程高达 24 g, 角速度测量精度可达 0.02 度, 数据通过 ISM 2.4 GHz 无线频段传输. 实验场景包括 8 节高度为 16 cm 的楼梯以及一个坡度为 10°, 长度为 6 m 的斜坡 (图 12(b)).

#### 3.1.2 实验方案

每个健康受试者 (共 10 名受试者, 5 男 5 女, 年龄: 18~30 岁, 身高 1.58 m~1.83 m, 体重 40 kg~86 kg) 在健侧 (本文健侧为右侧, 模拟患侧为左侧) 的大腿、小腿、脚踝处分别穿戴好惯性传感器 (如图 13). 惯性传感器能记录运动过程中每个

时刻的加速度、角速度等信息. 实验过程中, 由于要采集到健侧于摆动相的运动数据, 即要使得在转换步的时候健侧处于摆动相, 患侧处于支撑相, 所以要求每个受试者按照事先设定好的迈步顺序 (具体迈步顺序见表 3), 以正常速度在平地、上楼、下楼、上坡、下坡 5 种不同的地形上行走, 包括 5 种稳态模式以及 8 种转换模式, 每个动作重复 10 遍, 直到所有的 13 种模式全部完成. 实验人员负责收集与记录传感器所产生的时序数据, 每个受试者的数据分开记录保存, 且每个不同的步态行为需要标上相应的标签.



(a) 惯性传感器  
(a) Inertial sensors



(a) 实验所用斜坡与楼梯  
(a) Ramp and stairs for experiment

图 12 实验设备与实验环境

Fig. 12 Experimental equipment and environment

### 3.2 实验结果

实验中, 若只考虑平地行走、上楼、下楼、上坡以及下坡 5 种稳态运动模式, 本文方法的识别结果为 97.52%. 图 14 为稳态模式分类结果的混淆矩阵. 观察发现, 上楼与上坡的识别率分别为 96% 和 97%, 其中, 所有被错分的上楼稳态模式的样本被识别为上坡模式, 而 2% 的上坡模式的样本被识别为上楼. 同样的, 下楼稳态模式的识别率达到 98%, 下坡稳态模式的识别率为 99%. 由于运动姿态的相似性, 这几种运动模式相互之间较难被区分, 而其他模式本文方法已经能够较好地进行分类.

在加入了平地行走到上楼转换, 平地行走到下

楼转换, 平地行走到上坡转换, 平地行走到下坡转换, 上坡到平地转换, 下坡到平地转换, 上楼到平地转换, 下楼到平地行走 8 种转换模式之后, 实验结果稍有下降, 结果为 95.12% (图 15). 除下楼和下楼到平地行走以及下坡和下坡到平地行走两组数据错分率相对偏高以外, 其他模式已经能够得到很好的区分.



图 13 惯性传感器穿戴示意

Fig. 13 Position of inertial sensors

|      |      |      |      |      |      |
|------|------|------|------|------|------|
| 平地行走 | 0.97 | 0.00 | 0.01 | 0.00 | 0.02 |
| 上楼   | 0.00 | 0.96 | 0.00 | 0.04 | 0.00 |
| 下楼   | 0.00 | 0.01 | 0.97 | 0.01 | 0.01 |
| 上坡   | 0.01 | 0.02 | 0.00 | 0.97 | 0.00 |
| 下坡   | 0.00 | 0.00 | 0.01 | 0.00 | 0.99 |
|      | 平地行走 | 上楼   | 下楼   | 上坡   | 下坡   |

图 14 5 种稳态模式的混淆矩阵

Fig. 14 Confusion matrix of five steady states

### 3.3 对比实验

由于残疾人患者的患侧 (健侧) 在转换模式下处于支撑相或摆动相具有随机性. 为了尽量考虑到所有的情况, 即在转换步的时候要分别包括患侧处于摆动相的状态和患侧处于支撑相的状态. 因此, 本文在数据采集时, 首先增加了一组转换步时患侧处于摆动相的样本作为对比. 相比于第 3.2 节中的数据样本, 差别在于, 采集患侧摆动组样本只是要求传感器置于受试者的患侧, 即样本数据均取自于患侧, 且发生转换模式时, 患侧应处于摆动相. 此时规定的迈步顺序见表 4. 本组实验的目的在于, 验证本文算法能够不加区分地根据传感器数据识别患者患侧和健侧的运动模式, 其中重点验证算法是否能够识别患

表3 运动模式及迈步顺序  
Table 3 Motions and step sequence

| 运动模式    | 迈步顺序具体描述   |
|---------|--|
| 5 种稳态模式 | 健侧—模拟患侧—健侧—模拟患侧  |
| 走—上楼    | 健侧 (平地行走) —模拟患侧 (平地行走) —健侧 (平地行走向上楼转换) —模拟患侧 (平地行走向上楼转换) |
| 走—下楼    | 健侧 (平地行走) —模拟患侧 (平地行走) —健侧 (平地行走向下楼转换) —模拟患侧 (平地行走向下楼转换) |
| 走—上坡    | 健侧 (平地行走) —模拟患侧 (平地行走) —健侧 (平地行走向上坡转换) —模拟患侧 (平地行走向上坡转换) |
| 走—下坡    | 健侧 (平地行走) —模拟患侧 (平地行走) —健侧 (平地行走向下坡转换) —模拟患侧 (平地行走向下坡转换) |
| 上楼—走    | 模拟患侧 (上楼) —健侧 (上楼) —模拟患侧 (上楼向平地行走转换) —健侧 (上楼向平地行走转换)     |
| 下楼—走    | 模拟患侧 (下楼) —健侧 (下楼) —模拟患侧 (下楼向平地行走转换) —健侧 (下楼向平地行走转换)     |
| 上坡—走    | 健侧 (上坡) —模拟患侧 (上坡) —健侧 (上坡向平地行走转换) —模拟患侧 (上坡向平地行走转换)     |
| 下坡—走    | 健侧 (下坡) —模拟患侧 (下坡) —健侧 (下坡向平地行走转换) —模拟患侧 (下坡向平地行走转换)     |

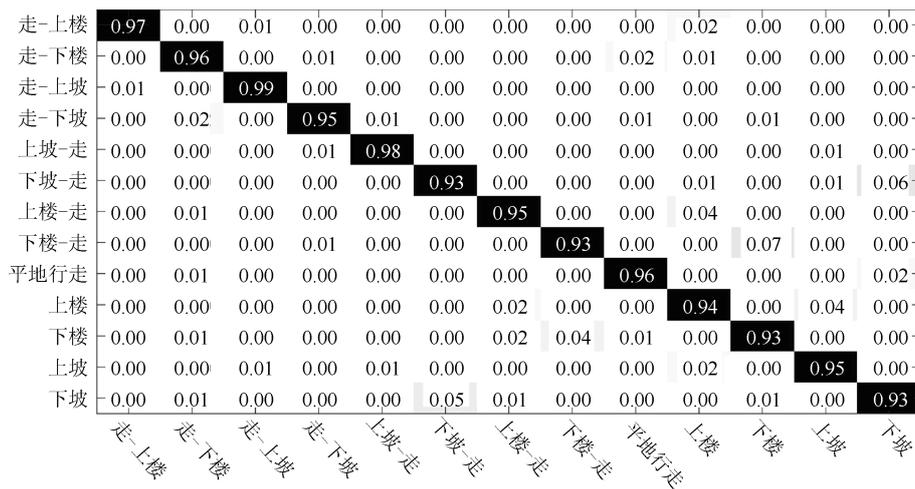


图 15 13 种运动模式的混淆矩阵

Fig. 15 Confusion matrix of 13 motion states classes

侧转换步时处于摆动相的运动模式, 从而进行更加准确, 合理地意图识别. 对应的实验结果见图 16 和 17. 5 种稳态模式的识别率为 97.04%, 加入转换模式后, 13 种模式的识别率为 94.97%.

相比于第 3.2 节中的实验结果, 该组实验结果表明, 当传感器置于患侧时, 本文算法也能够准确识别患者的运动模式, 且亦能够识别患侧转换步时的运动意图. 但是相比于通过识别健侧的转换模式预测患侧的运动意图而改变假肢控制策略, 本组实验所识别的是患侧已发生的转换模式, 此时改变患侧假肢的控制策略已略显滞后.

除此之外, 再增加一组实验, 即受试者不进行任何模拟状态, 按照正常人姿态进行行走, 完成所有规定步态动作 (具体迈步顺序见表 5). 此时, 13 种运动模式的识别率为 96.69% (图 18), 略高于以上两组实验. 究其原因, 由经验可知, 正常人的下一个运动模式的意图表现的较为明显, 而残疾人基于安全的考虑比较侧重先完成当前的运动模式.

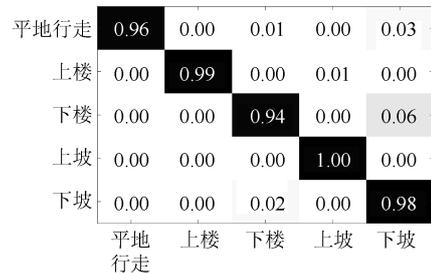


图 16 传感器置于患侧时 5 种稳态模式的混淆矩阵  
Fig. 16 Confusion matrix of steady states when sensors placed at affected side

### 3.4 分析

在目前关于智能下肢假肢运动意图识别研究中, 往往是将传感器嵌在假肢本体中, 通过采集假肢于转换步摆动相产生的数据进行分析, 而在转换模式中, 转换步承接了前后两个运动模式, 摆动相是连接前后两个不同稳态模式的过渡状态, 所以, 此时根据

表 4 传感器置于患侧时的迈步顺序

Table 4 Step sequence of the situation where sensors placed at affected side

| 运动模式 | 迈步顺序具体描述  |
|------|---|
| 走-上楼 | 模拟患侧(平地行走) - 健侧(平地行走) - 模拟患侧(平地行走向上楼转换) - 健侧(平地行走向上楼转换) |
| 走-下楼 | 模拟患侧(平地行走) - 健侧(平地行走) - 模拟患侧(平地行走向下楼转换) - 健侧(平地行走向下楼转换) |
| 走-上坡 | 模拟患侧(平地行走) - 健侧(平地行走) - 模拟患侧(平地行走向上坡转换) - 健侧(平地行走向上坡转换) |
| 走-下坡 | 模拟患侧(平地行走) - 健侧(平地行走) - 模拟患侧(平地行走向下坡转换) - 健侧(平地行走向下坡转换) |
| 上楼-走 | 健侧(上楼) - 模拟患侧(上楼) - 健侧(上楼向平地行走转换) - 模拟患侧(上楼向平地行走转换)     |
| 下楼-走 | 健侧(下楼) - 模拟患侧(下楼) - 健侧(下楼向平地行走转换) - 模拟患侧(下楼向平地行走转换)     |
| 上坡-走 | 模拟患侧(上坡) - 健侧(上坡) - 模拟患侧(上坡向平地行走转换) - 健侧(上坡向平地行走转换)     |
| 下坡-走 | 模拟患侧(下坡) - 健侧(下坡) - 模拟患侧(下坡向平地行走转换) - 健侧(下坡向平地行走转换)     |

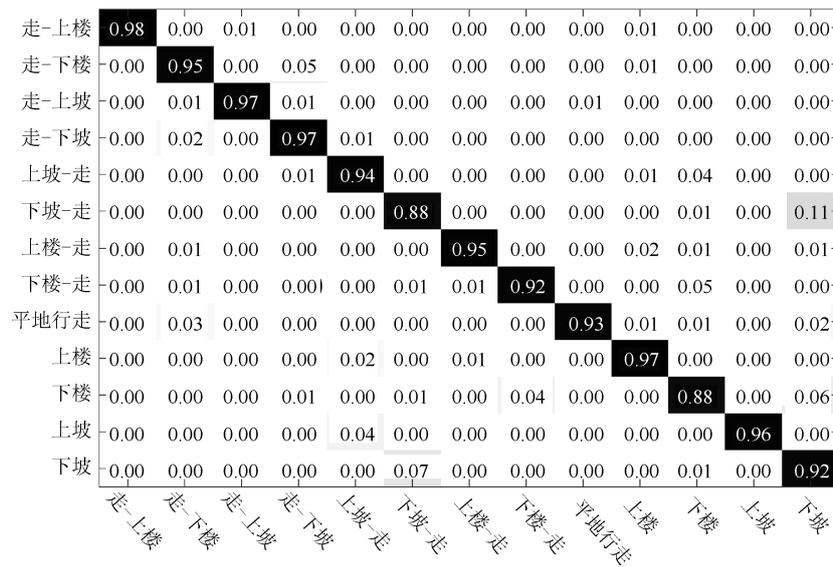


图 17 传感器置于患侧时 13 种运动模式的混淆矩阵

Fig. 17 Confusion matrix of 13 motion states classes when sensors placed at affected side

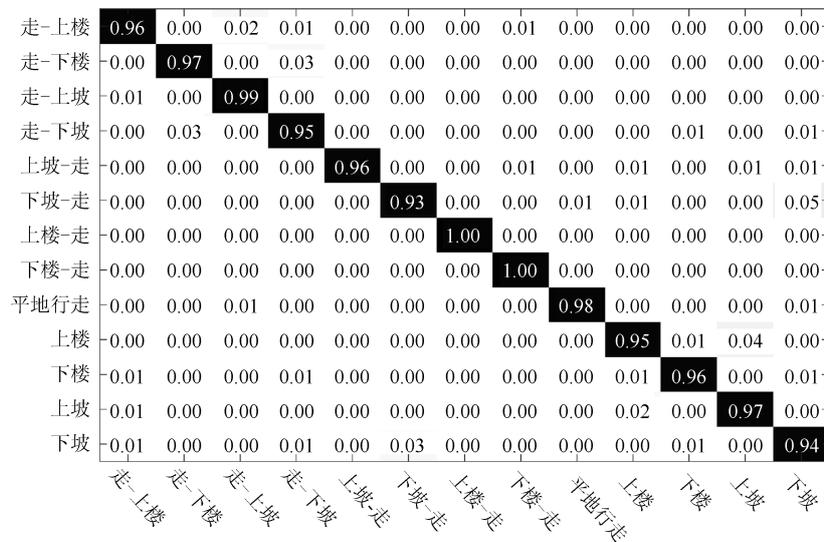


图 18 正常组 13 种运动模式的混淆矩阵

Fig. 18 Confusion matrix of 13 motion states classes with simulation of normal subjects

绑定在假肢中的传感器所产生的数据进行分析, 必然存在一定的滞后性, 并不能真正体现运动的意图. 本文首先对运动模式尤其是运动转换模式进行了重定义, 并通过采集处于健侧的摆动相传感器数据进行分析, 在检测到健侧下肢的运动意图变化以后, 可以及时地在假肢运动模式未转换之前进行参数传递, 使得假肢能够提前改变状态参数, 适应新的模式并进行驱动. 此外, 本文所提出的关于转换步的定义与相关文献所述也有所不同, 文献 [11] 中转换步起始于脚跟触地的时刻, 在脚跟触地时或者脚跟触地后. 而本文定义的转换步起始于前一个地形条件下一只脚的脚尖离地时刻, 终止于同侧脚后跟着地于后一个地形. 因此, 就时间方面来看, 本文方法试图在运动模式还未发生时预测出下一运动模式, 从而更好地实现对意图的识别. 对比实验与分析如表 6.

当只考虑 5 种稳态运动模式时, 本文识别率达到 97.52%, 略高于文献 [10] 和文献 [12] 的方法, 而在加入 8 种转换模式以后, 识别率为 95.12%, 仍然高于文献 [11] 和文献 [14] 所用方法, 这跟本文关于转换步的特殊定义有着密不可分的关系, 本文定义的转换步起始于前一个地形条件下一只脚的脚尖离地时刻, 终止于同侧脚后跟着地于后一个地形. 不仅如此, 本文所采集的是绑定在健侧的传感器所产生的数据, 在转换步的摆动相前期就能识别出运动意图, 并且此时假肢运动模式未转换, 此时进行参数传递, 可是及时调整假肢控制参数, 从而解决了传统方法所带来的滞后性问题. 此外, 文献 [10-12, 14, 16-17] 中大多运用多种类型传感器, 如惯性测量单元加压力传感器等, 需要解决数据融合的问题. 而本文采用单一惯性传感器, 在患侧的运动模

表 5 正常组的迈步顺序

Table 5 Step sequence of the situation with simulation of normal subjects

| 运动模式    | 迈步顺序具体描述   |
|---------|--|
| 5 种稳态模式 | 健侧 (左) - 健侧 (右) - 健侧 (左) - 健侧 (右)                    |
| 走-上楼左侧  | (平地行走) - 右侧 (平地行走) - 左侧 (平地行走向上楼转换) - 右侧 (平地行走向上楼转换) |
| 走-下楼左侧  | (平地行走) - 右侧 (平地行走) - 左侧 (平地行走向下楼转换) - 右侧 (平地行走向下楼转换) |
| 走-上坡左侧  | (平地行走) - 右侧 (平地行走) - 左侧 (平地行走向上坡转换) - 右侧 (平地行走向上坡转换) |
| 走-下坡左侧  | (平地行走) - 右侧 (平地行走) - 左侧 (平地行走向下坡转换) - 右侧 (平地行走向下坡转换) |
| 上楼-走右侧  | (上楼) - 左侧 (上楼) - 右侧 (上楼向平地行走转换) - 左侧 (上楼向平地行走转换)     |
| 下楼-走右侧  | (下楼) - 左侧 (下楼) - 右侧 (下楼向平地行走转换) - 左侧 (下楼向平地行走转换)     |
| 上坡-走左侧  | (上坡) - 右侧 (上坡) - 左侧 (上坡向平地行走转换) - 右侧 (上坡向平地行走转换)     |
| 下坡-走左侧  | (下坡) - 右侧 (下坡) - 左侧 (下坡向平地行走转换) - 右侧 (下坡向平地行走转换)     |

表 6 方法与实验结果对比

Table 6 Comparison of the methods and experimental results

| 文献                             | 传感器<br>类型/数量            | 传感器<br>位置 | 机械信号<br>特征     | 分类器     | 运动模式种类 |                   | 识别<br>精度 |
|--------------------------------|-------------------------|-----------|----------------|---------|--------|-------------------|----------|
|                                |                         |           |                |         | 稳态     | 转换                |          |
| Liu 等 <sup>[10]</sup> (2017)   | 1 个加速度计、1 个陀螺仪、2 个压力传感器 | 患侧        | 组内相关系数         | HMM     | 5      | /                 | 95.8 %   |
| Young 等 <sup>[11]</sup> (2014) | 3 个加速度计、3 个陀螺仪、1 个压力传感器 | 患侧        | 均值、标准差、最大值、最小值 | LDA     | 5      | 8 (下一模式已发生, 有滞后性) | 93.9 %   |
| Young 等 <sup>[12]</sup> (2014) | 1 个惯性测量单元、1 个压力传感器等     | 患侧        | 均值、标准差、最大值、最小值 | DBN     | 5      | /                 | 94.7 %   |
| Zheng 等 <sup>[14]</sup> (2017) | 2 个加速度计、2 个陀螺仪、1 个压力传感器 | 患侧        | 均值、标准差、绝对值等    | SVM+QDA | /      | 8 (下一模式已发生, 有滞后性) | 94.9 %   |
| Young 等 <sup>[16]</sup> (2016) | 1 个惯性测量单元、1 个压力传感器      | 患侧        | 均值、标准差、最大值、最小值 | DBN     | 5      | 8 (下一模式已发生, 有滞后性) | 90.0 %   |
| Chen 等 <sup>[17]</sup> (2015)  | 2 个惯性测量单元、1 个压力传感器      | 患侧        | 均值、标准差、最大值等    | LDA+QDA | 6      | /                 | 90.0 %   |
| 本文方法                           | 3 个惯性测量单元               | 健侧        | 均值、方差、最大值与最小值  | SVM     | 5      | /                 | 97.52 %  |
|                                |                         |           |                |         | 5      | 8 (下一模式未发生, 无滞后性) | 95.12 %  |

式进行转换之前, 采集绑定在健侧的传感器于摆动相前期所产生的时序数据进行识别, 识别结果达到 95.12%。因此本文方法无需考虑机械传感器, 压力传感器等多类型传感器以及多模态数据信号的融合问题, 降低了算法的复杂度, 在识别时间上也不存在滞后性的问题, 并且取得了不低于甚至优于传统方法的识别精度。

#### 4 总结与讨论

本文提出了一种惯性传感器数据驱动的残疾人运动意图识别方法。具体来说, 首先对运动模式尤其是运动转换模式进行了重定义, 接着通过采集绑定在健侧的传感器于摆动相时所产生的时序数据, 通过提取该时序数据的均值、方差等特征统计量作为特征向量并结合支持向量机进行模式分类。而传统的智能下肢假肢运动意图识别方法, 一般通过检测嵌在假肢本体内的传感器所产生的数据进行分析, 在转换模式中, 摆动相是连接前后两个稳态模式的中间过渡状态, 由于所提取的是假肢摆动相数据, 所以意味着下一运动模式必然已经发生, 这就带来了滞后性的问题。本文方法在检测到健侧下肢的运动意图变化以后, 可以及时在假肢运动模式未转换之前进行参数传递, 从而调整患侧假肢控制参数, 以此解决了传统运动意图识别的滞后性问题, 使得假肢运动意图得到真正的识别。该研究的意义在于, 它能够使得假肢控制系统提前改变下肢假肢的相关参数, 从而帮助残疾人实现更加稳定、流畅的行走。这为安装单侧下肢假肢的残疾人的运动意图预测和识别提供了新思路。

当然, 由于本文主要考虑模式空间中的模式再定义及相关的分类问题, 在特征空间中并没有更深层次探讨与挖掘数据的内在特征, 因此, 如何选取更好的数据特征以及分类模型, 如何更精准地识别更多复杂的运动模式, 仍需要进一步讨论。另外, 从智能下肢假肢的应用出发, 如何进一步提高意图识别精度依然是一个值得探讨的问题。

#### References

- 1 中国残疾人联合会. 第二次全国残疾人抽样调查主要数据公报. 2006
- 2 喻洪流, 关慎远, 钱省三, 赵展. 膝上假肢的智能控制方法. 中国康复医学杂志, 2008, **23**(2): 145–147
- 3 Wang Q N, Zheng E H, Chen B J, Mai J G. Recent progress and challenges of robotic lower-limb prostheses for human-robot integration. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(12): 1780–1793  
(王启宁, 郑恩昊, 陈保君, 麦金耿. 面向人机融合的智能动力下肢假肢研究现状与挑战. 自动化学报, 2016, **42**(12): 1780–1793)
- 4 Nazarpour K, Sharafat A R, Firoozabadi S M. Application of higher order statistics to surface electromyogram signal classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, **54**(10): 1762–1769
- 5 Ding Qi-Chuan, Xiong An-Bin, Zhao Xin-Gang, Han Jian-Da. A review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition methods. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(1): 13–25  
(丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 韩建达. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述. 自动化学报, 2016, **42**(1): 13–25)
- 6 Huang H, Kuiken T A, Lipschutz R D. A strategy for identifying locomotion modes using surface electromyography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009, **56**(1): 65–73
- 7 Tong Li-Na, Hou Zeng-Guang, Peng Liang, Wang Wei-Qun, Chen Yi-Xiong, Tan Min. Multi-channel sEMG time series analysis based human motion recognition method. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(5): 810–821  
(佟丽娜, 侯增广, 彭亮, 王卫群, 陈翼雄, 谭民. 基于多路 sEMG 时序分析的人体运动模式识别方法. 自动化学报, 2014, **40**(5): 810–821)
- 8 Hargrove L J, Simon A M, Lipschutz R, Finucane S B, Kuiken T A. Non-weight-bearing neural control of a powered transfemoral prosthesis. *Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation*, 2013, **10**(1), Article No. 62
- 9 Young A J, Hargrove L J, Kuiken T A. Improving myoelectric pattern recognition robustness to electrode shift by changing interelectrode distance and electrode configuration. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, **59**(3): 645–652
- 10 Liu Z J, Lin W, Geng Y L, Yang P. Intent pattern recognition of lower-limb motion based on mechanical sensors. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2017, **4**(4): 651–660
- 11 Young A J, Simon A M, Hargrove L J. A training method for locomotion mode prediction using powered lower limb prostheses. *IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, 2014, **22**(3): 671–677
- 12 Young A J, Simon A M, Fey N P, Hargrove L J. Intent recognition in a powered lower limb prosthesis using time history information. *Annals of Biomedical Engineering*, 2014, **42**(3): 631–641
- 13 Yuan K B, Wang Q N, Wang L. Fuzzy-logic-based terrain identification with multisensor fusion for transtibial amputees. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2015, **20**(2): 618–630
- 14 Zheng E H, Wang Q N. Noncontact capacitive sensing-based locomotion transition recognition for amputees with robotic transtibial prostheses. *IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, 2017, **25**(2): 161–170
- 15 Preece S J, Goulermas J Y, Kenney L P, Howard D. A comparison of feature extraction methods for the classification of dynamic activities from accelerometer data. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009, **56**(3): 871–879
- 16 Young A J, Hargrove L J. A classification method for user-independent intent recognition for transfemoral amputees using powered lower limb prostheses. *IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, 2016, **24**(2): 217–225

- 17 Chen B J, Zheng E H, Wang Q N, Wang L. A new strategy for parameter optimization to improve phase-dependent locomotion mode recognition. *Neurocomputing*, 2015, **149**(B): 585–593
- 18 Su B Y, Tang Q F, Wang G J, Sheng M. The recognition of human daily actions with wearable motion sensor system. *Transactions on Edutainment XII*, 2016, 68–77
- 19 Su Ben-Yue, Jiang Jing, Tang Qing-Feng, Sheng Min. Human dynamic action recognition based on functional data analysis. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(5): 866–876 (苏本跃, 蒋京, 汤庆丰, 盛敏. 基于函数型数据分析方法的人体动态行为识别. *自动化学报*, 2017, **43**(5): 866–876)
- 20 Su B Y, Jiang J, Tang Q F, Sheng M. Human periodic activity recognition based on functional features. In: Proceedings of SIGGRAPH ASIA 2016 Symposium on Education, 2016, Article 6
- 21 Su B Y, Tang Q F, Jiang J, Sheng M, Yahya A A, Wang G J. A novel method for short-time human activity recognition based on improved template matching technique. In: Proceedings of the 15th ACM SIGGRAPH Conference on Virtual-Reality Continuum and Its Applications in Industry, 2016, **1**: 233–242
- 22 Sheng M, Jiang J, Su B Y, Yahya A A, Wang G J. Short-time activity recognition with wearable sensors using convolutional neural network. In: Proceedings of the 15th ACM SIGGRAPH Conference on Virtual-Reality Continuum and Its Applications in Industry, 2016, **1**: 413–416
- 23 Au S K, Weber J, Herr H. Powered ankle foot prosthesis improves walking metabolic economy. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, **25**(1): 51–66
- 24 MATLAB Chinese Forum. *MATLAB neural network 30 case analysis*. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2010. 120–132 (MATLAB 中文论坛. MATLAB 神经网络 30 个案例分析. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010. 120–132)



**苏本跃** 安庆师范大学计算机与信息学院、安徽省智能感知与计算高校重点实验室教授. 2007 年获得合肥工业大学计算机与信息学院博士学位. 主要研究方向为模式识别与机器学习, 图形图像处理. 本文通信作者.

E-mail: bysu@aqnu.edu.cn

(**SU Ben-Yue** Professor at the

School of Computer and Information, Anqing Normal University and the University Key Laboratory of Intelligent Perception and Computing of Anhui Province. He received his Ph. D. degree from the School of Computer and Information, Hefei University of Technology in 2007. His research interest covers pattern recognition, machine learning, image processing, and computer graphics. Corresponding author of this paper.)



**王 婕** 安庆师范大学计算机与信息学院、安徽省智能感知与计算高校重点实验室硕士研究生. 主要研究方向为机器学习, 运动意图识别.

E-mail: wangjiexiaogui@126.com

(**WANG Jie** Master student at the School of Computer and Information, Anqing Normal University and the University Key Laboratory of Intelligent Perception and Computing of Anhui Province. Her research interest covers machine learning and pattern recognition.)



**刘双庆** 安庆师范大学数学与计算科学学院、安徽省智能感知与计算高校重点实验室硕士研究生. 主要研究方向为机器学习, 运动意图识别.

E-mail: liushuangqing11@126.com

(**LIU Shuang-Qing** Master student at the School of Mathematics and Computational Science, Anqing Normal University and the University Key Laboratory of Intelligent Perception and Computing of Anhui Province.

His research interest covers machine learning and pattern recognition.)



**盛 敏** 安庆师范大学数学与计算科学学院、安徽省智能感知与计算高校重点实验室教授. 2009 年获得合肥工业大学计算机与信息学院博士学位. 主要研究方向为模式识别与图像及视频处理.

E-mail: msheng0125@aliyun.com

(**SHENG Min** Professor at the School of Mathematics and Computational Science, Anqing Normal University and the University Key Laboratory of Intelligent Perception and Computing of Anhui Province. She received her Ph. D. degree from the School of Computer and Information, Hefei University of Technology in 2009. Her research interest covers pattern recognition and image & video processing.)

She received her Ph. D. degree from the School of Computer and Information, Hefei University of Technology in 2009. Her research interest covers pattern recognition and image & video processing.)



**向 馗** 武汉理工大学自动化学院教授. 2006 年获得浙江大学控制理论与控制工程博士学位. 主要研究方向为人体行走机理, 仿生智能关节.

E-mail: xkarcher@126.com

(**XIANG Kui** Professor at the School of Automation, Wuhan University of Technology. He received his

Ph. D. degree from control theory and control engineering, Zhejiang University in 2006. His research interest covers human walking mechanism and bio-inspired intelligent joint.)