



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 基于步态分类辅助的虚拟 IMU 的行人导航方法

杨涵, 万游, 蔡洁萱, 方铭宇, 吴卓超, 金扬, 钱伟行

### 引用本文

杨涵, 万游, 蔡洁萱, 方铭宇, 吴卓超, 金扬, 钱伟行. [基于步态分类辅助的虚拟 IMU 的行人导航方法](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 759-763.

YANG Han, WAN You, CAI Jie-xuan, FANG Ming-yu, WU Zhuo-chao, JIN Yang, QIAN Wei-xing. [Pedestrian Navigation Method Based on Virtual Inertial Measurement Unit Assisted by Gait Classification](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 759-763.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [基于惯性导航的平面航迹推算的研究](#)

Research on Plane Dead Reckoning Based on Inertial Navigation System

计算机科学, 2017, 44(Z6): 582-586. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2017.6A.131>

### [面向行人导航的 RMLT DR 算法研究与实现](#)

RMLT DR Algorithm's Research and Implementation in Pedestrian Navigation System

计算机科学, 2011, 38(5): 240-243.

# 基于步态分类辅助的虚拟 IMU 的行人导航方法

杨 涵<sup>1</sup> 万 游<sup>1</sup> 蔡洁萱<sup>1</sup> 方铭宇<sup>1</sup> 吴卓超<sup>1</sup> 金 扬<sup>1</sup> 钱伟行<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 南京师范大学电气与自动化工程学院 南京 210046

<sup>2</sup> 南京师范大学江苏省大型科学仪器开放实验室 南京 210023

(21190117@njnu.edu.cn)

**摘 要** 当人体剧烈运动或撞到障碍物使足部惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)超程时,行人导航系统无法有效地实现定位导航。针对此问题,提出了一种行人导航方法,构建由步态分类辅助的虚拟惯性测量单元(Virtual Inertial Measurement Unit, VIMU)。此方法采用基于注意力的卷积神经网络(CNN)对常见的行人步态进行分类,以实际 IMU 实时采集的行人腿部和足部的惯性数据作为训练和测试样本。针对不同步态,分别建立了对应的 ResNet-GRU 混合神经网络模型,并根据这些模型构建足部 VIMU,在足部实际 IMU 超程的情况下进行定位。实验表明,此方法能够有效提高基于零速度更新的行人导航系统在行人剧烈运动或与障碍物碰撞时的性能,从而增强系统在复杂和未知地形中的适应性。综合步态下的定位误差约为路径总长的 1.43%,满足军用和民用的精度要求。

**关键词:** 行人导航;步态分类;虚拟 IMU 构建;基于注意力的卷积神经网络;ResNet-GRU 神经网络

**中图法分类号** O643;X703

## Pedestrian Navigation Method Based on Virtual Inertial Measurement Unit Assisted by Gait Classification

YANG Han<sup>1</sup>, WAN You<sup>1</sup>, CAI Jie-xuan<sup>1</sup>, FANG Ming-yu<sup>1</sup>, WU Zhuo-chao<sup>1</sup>, JIN Yang<sup>1</sup> and QIAN Wei-xing<sup>2</sup>

<sup>1</sup> School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210046, China

<sup>2</sup> Jiangsu Open Laboratory of Major Scientific Instrument and Equipment, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China

**Abstract** Due to the degraded performance of pedestrian navigation system when foot-mounted IMU is out of range during vigorous activities or collisions, a novel pedestrian navigation method is proposed based on construction of virtual inertial measurement unit (VIMU) assisted by gait classification. Attention-based convolutional neural network (CNN) is introduced to classify the common gaits of pedestrian. Then the inertial data from pedestrian's thigh and foot is collected synchronously via actual IMUs as training and testing samples. For different gaits, the corresponding ResNet-gated recurrent unit (Resnet-GRU) hybrid neural network models are built. According to these models, virtual foot-mounted IMU is constructed for positioning in case of actual foot-mounted IMU overrange. Experiments show that, the proposed method brings enhanced performance of pedestrian navigation system based on zero velocity update when the foot motion of pedestrian is violent, which makes the navigation system more adaptable in complex and unknown terrains. The positioning error during comprehensive gait is about 1.43% of the total walking distance, which satisfies the accuracy requirement of military and civilian applications.

**Keywords** Pedestrian navigation, Gait classification, Virtual inertial measurement unit construction, Attention-based convolutional neural network, ResNet-gated recurrent unit neural network

## 1 引言

由于在军事和民事领域的广泛应用,行人导航系统成为了当下的研究热点<sup>[1]</sup>。由于在室外环境中的通用性,基于可穿戴微传感器的行人自主导航方案自被提出后就受到了广泛关注,其主要采用了两种技术:行人航位推算(PDR)和带零速度更新(ZUPT)的捷联惯性导航,两者都依赖于下肢的惯性信息。然而,当人体进行较为剧烈的运动,如奔跑、跳跃,以及视障人士意外撞到障碍物等情况下,足部的运动可能会超出 IMU 的测量范围,直接导致行人导航系统故障<sup>[2]</sup>。

近年来,一些学者开始将人工智能技术应用于导航系统中,有助于解决传感器出现故障时导航系统失灵的问题。Wang 等<sup>[3]</sup>研究了一种基于 BP 神经网络(BPNN)的融合模型,提取了 GPS 位置与惯性导航信息之间的运算关系。Yao 等<sup>[4]</sup>提出了一种基于多层感知器网络和卡尔曼滤波器的融合算法,用神经网络的输出补偿 GPS 信号中断时的惯导误差漂移。这些研究证明,将深度学习算法应用于导航方案是可行的。然而,这些方法只关注了 GPS 故障的情况,而没有考虑惯性传感器的故障或超程问题。此外,两组惯性传感器信息之间的运算关系还有待研究。

基金项目:南京师范大学江苏省大型科学仪器开放实验室开放课题

This work was supported by the Jiangsu Open Laboratory of Major Scientific Instrument and Equipment, Nanjing Normal University.

通信作者:钱伟行(61192@njnu.edu.cn)

在上述背景下,本文研究了一种基于深度学习的新型行人导航方法。该方法利用 ResNet-GRU 混合模型描述腿部和足部 IMU 信息的非线性映射关系,实时构建足部 VIMU,在惯性传感器超程的情况下辅助完成导航任务。此外,该方法加入了基于注意力机制 CNN 实现的步态分类方法,进一步提高了 ResNet-GRU 混合模型的回归精度。测试结果证明,当行人足部剧烈运动时,该方法能有效提升行人导航系统的性能。

## 2 基于 VIMU 构建的行人导航系统概述

行人导航系统的硬件结构由一台穿戴式导航计算机和两个分布式安装的 IMU 构成。将两个 IMU 分别安装在穿戴者的同侧腿和足上,同步采集惯性信息,如图 1 所示。

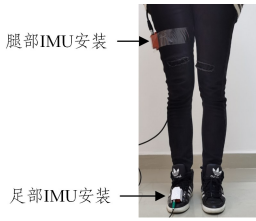


图 1 IMU 安装示意图

Fig. 1 Installation diagram of IMU

根据人体运动学,靠近躯干部位的运动剧烈程度远不如肢体<sup>[3]</sup>,因此腿部 IMU 超量程的可能性较小。本文假设腿部

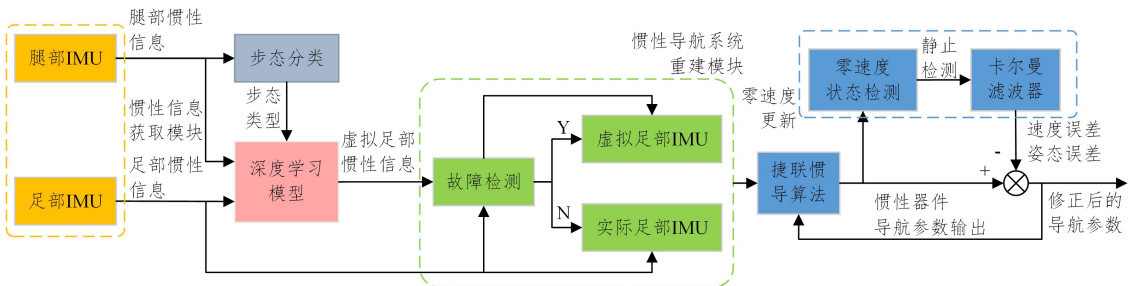


图 2 行人导航系统工作流程图

Fig. 2 Workflow of pedestrian navigation system

## 3 基于注意力机制 CNN 实现的步态分类

步态分类的模型训练通常需要大量的标记数据,但在数据收集的过程中,行人很难保持固定的活动。因此,本文采用的是基于注意力的 CNN 模型,在传统的 CNN 人体活动识别模型基础上作了改进<sup>[6]</sup>,用弱标记数据集进行训练。弱标记数据集收集的是综合步态类型信息,注意力模块可以放大其中较为突出的活动数据,摒弃不相关和易引起混淆的背景信息,从而对未知的腿部惯性信息样本实现较高的步态分类精度。

本文选择的注意力机制 CNN 模型为 SENet,其关键点在于训练过程中能够自动学习不同通道特征的重要程度。SENet 的核心部分为 SE 模块,包括压缩(Squeeze)和激活(Excitation)两个操作。

Squeeze 操作通过全局平均池化将一个通道上的所有空间特征编码为一个全局特征,其数学表达式如下:

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (1)$$

IMU 一直正常工作,重点是在足部 IMU 出现故障时优化导航系统的性能。由于人体腿部结构简单,且同侧腿与足之间的运动学关系比足部与人体其他部位之间的运动学关系更容易分析,本文在忽略人体柔性特征的前提下建立了腿部的刚体模型,从而简化了将腿部惯性信息映射到足部的深度学习模型。

图 2 给出了本文提出的行人导航方法的详细工作过程,可分为以下 3 个环节。

首先,利用注意力机制 CNN 进行步态分类,以腿部 IMU 的输出作为训练输入,以实际步态类型作为训练输出。经过充分的训练和测试后,使用上述数据集构建各步态的 CNN 模型。其次,采用 ResNet-GRU 混合网络提取腿部和足部 IMU 信息之间的非线性映射关系,构建各步态对应的 VIMU。最后,将 VIMU 数据与实际 IMU 数据进行比较,通过相对误差是否超过设定阈值来判断实际 IMU 是否存在故障。具体过程如下:通过捷联惯性导航算法,利用 IMU/VIMU 的输出计算行人的位置,并根据行人的步态特征设计零速度状态检测算法。一旦检测到零速度状态,便触发卡尔曼滤波器对系统输出误差进行估计和修正,从而实现高精度定位导航。

由于 VIMU 信息与实际 IMU 信息不能完全拟合,本文仅在实际 IMU 出现故障时使用 VIMU 数据。正常情况下,仍然使用足部的实际 IMU 信息进行导航定位。

利用 Squeeze 操作获取全局描述特征后,通过 Excitation 操作抓取各通道间的非线性关系,如式(2)所示:

$$s = F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (2)$$

Excitation 操作输出的权重可视为每个特征通道的重要性,最后须通过乘法将各权重逐通道加权到先前的特征上,在通道维度上完成对原始特征的重标定。此过程的数学表达式如下:

$$\tilde{x}_c = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c \cdot u_c \quad (3)$$

在整个运行过程中,SENet 模型学习到了各个通道的权重参数,从而使得模型对各个通道的特征更具有辨别能力。同时,SE 模块能够直接插入现有网络结构,具有较强的灵活性。该模型的详细工作流程以及其余算法的数学模型参见文献[7]。

下面的实验使用 SENet 进行了步态分类。实验按照 3:1 的比例划分训练集和测试集,以腿部 IMU 数据作为输入样本,以水平行走、跑步、上楼、下楼、上坡、下坡 6 种步态之一作为训练输出。步态分类结果如表 1 所列。

表 1 行人步态分类准确度  
Table 1 Classification accuracy of pedestrian gaits

Actual	Classified						Accuracy/%
	Horizontal walking	Running	Upstairs	Downstairs	Upslope	Downslope	
Horizontal walking	292	2	2	1	2	1	97.3
Running	2	294	2	1	1	0	98.0
Upstairs	2	1	243	0	4	0	97.2
Downstairs	1	1	0	245	0	3	98.0
Upslope	1	1	1	0	295	2	98.3
Downslope	1	2	0	3	1	293	97.7

可以看出,本文使用的基于注意力机制的 CNN 模型可以实现 97.8% 的平均分类准确率。由于第 4 节中使用的 ResNet-GRU 混合模型具有一定的容错能力,此精度足以用于进一步构建 VIMU。

#### 4 基于 ResNet-GRU 混合模型的 VIMU 构建

步态分类完成后,下一步是根据腿部和足部 IMU 信息的非线性映射关系,通过深度学习模型构建 VIMU。本文采用了 ResNet-GRU 混合模型,将残差网络 ResNet 与深度网络 GRU 相结合,旨在实现深度与梯度的兼顾。文献[8]介绍了该模型的详细结构。

ResNet 的核心思想是跨层连接,其输出的一般表达式如下:

$$y = F(x, \{W_i\}) + x \quad (4)$$

其中,  $x$  为输入,  $F(x)$  为残差映射函数,  $F(x, \{W_i\})$  为输入到输出的残差映射。若  $x$  和  $F(x, \{W_i\})$  的通道维度相同,即可在同一通道的同一位置将数值直接相加;若维度不同,则需要通过线性映射来匹配。

本文使用的残差网络类型为 ResNet50, 共由 50 层网络构成,包括一个卷积层、16 个 3 层结构的构建块以及一个全连接层。与浅层的网络相比,ResNet50 的结构块采用瓶颈结构,从而减少参数量,简化计算。

GRU 网络的核心模块是更新门和重置门。更新门决定上一时刻的状态变量被带入当前状态的程度,重置门则控制上一时刻的信息被写入当前候选集的量。其前向传播的表达式如下:

$$\begin{cases} r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, \mathbf{x}_t]) \\ z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, \mathbf{x}_t]) \\ \tilde{h}_t = \tanh(W_h \cdot [r_t \times h_{t-1}, \mathbf{x}_t]) \\ h_t = (1 - z_t) \times h_{t-1} + z_t \times \tilde{h}_t \\ y_t = \sigma(W_o \cdot h_t) \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{x}_t$  为输入向量,  $h_{t-1}$  为上一时刻记忆状态变量,  $h_t$  为当前时刻记忆状态变量,  $r_t$  为重置门状态,  $z_t$  为更新门状态,  $\tilde{h}_t$  为当前候选集状态,  $y_t$  为当前时刻输出向量。  $W_r, W_z, W_h, W_o$  分别表示重置门、更新门、候选集、输出向量的权重参数。sigmoid 函数  $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$  为重置门与更新门的激活函数, tanh 函数为记忆门的激活函数。

本文使用 ResNet-GRU 混合模型,利用 ResNet50 提取输入数据中隐含的运动特征信息,再输入 GRU 神经网络,进一步挖掘惯性数据的时序特征。最后,将提取的特征输入到全连接层,建立腿部与足部惯性数据之间的非线性关系。

为了测试 ResNet-GRU 构建的足部 VIMU 的功能,我们收集了 6 种步态下 IMU 的输出,按照 3:1 的比例划分为训练

集和测试集。训练中,将腿部 IMU 的输出作为输入,将足部 IMU 的输出作为输出。测试中,将腿部 IMU 的输出作为输入,生成 VIMU 的输出,并与实际足部 IMU 的输出进行对比,从而验证模型的准确性。

#### 5 基于系统重构的行人导航系统性能验证

由图 2 可知,计算出实际 IMU 与 VIMU 的输出后,通过捷联惯性导航算法以及零速度检测算法可以得到导航参数,具体的过程以及公式可以参考文献[9]。当系统在穿戴者行走过程中检测到零速度状态时,会触发卡尔曼滤波器来估计并消除系统误差。文献[10]描述了相应的误差数学模型以及卡尔曼滤波算法的工作过程。

本节通过两个实验验证了系统性能。第一个实验旨在验证步态分类在系统工作流程中的重要作用,第二个实验旨在验证所提出的导航方法在实际足部 IMU 超量程情况下的可行性。在以上两个实验中,两组 IMU 传感器都安装在穿戴者下肢的同一侧,并且都使用了一组差分 GPS 数据作为定位参考值。

##### 5.1 步态分类性能验证实验

第一个实验的路径总长约为 276 m, 包含了水平行走、跑步、上坡、下坡、下楼梯 5 种步态类型。图 3 给出了 3 种不同定位方法下得到的三维定位轨迹曲线。其中,黑色虚线表示由差分 GPS 数据得到的实际路线轨迹,蓝色、绿色和红色曲线分别表示由实际 IMU、进行步态分类的 VIMU 和没有进行步态分类的 VIMU 输出的路线轨迹。由实验数据可知,实际 IMU 输出的路线轨迹与实际路线轨迹之间的定位误差为 0.7%, 进行步态分类环节的 VIMU 输出的定位误差为 2.4%, 而未进行步态分类的 VIMU 输出的定位误差为 5.1%。由此可知,步态分类可以有效提升系统的导航性能。另外,通过比较实际 IMU 与进行步态分类的 VIMU 的输出路径轨迹可以发现,VIMU 无法完全代替实际 IMU 工作,因此仅在实际 IMU 出现故障时使用 VIMU 来重构导航系统。

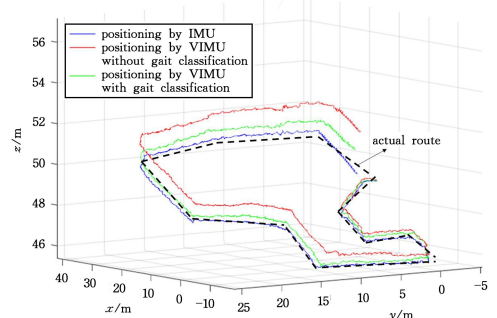


图 3 不同方法下的输出路线 3D 轨迹(电子版为彩图)  
Fig. 3 3D trajectories of output routes with different methods

## 5.2 传感器数据分析与导航实验

在第二个实验中,根据腿部与足部 IMU 采集到的惯性数据构建 ResNet-GRU 混合网络模型,对比各轴实际 IMU 与 VIMU 的输出。由用户手册可知加速度计与陀螺仪的测量范围,如果有数据超出了量程,则可判断实际 IMU 中某一轴的惯性传感器已经出现了故障。随后,相应的 VIMU 的输出就会代替故障段数据,并通过捷联惯导算法与零速修正算法重构导航系统。通过对比重构后的导航系统与差分 GPS 的定位结果可以验证本文方法的导航性能。

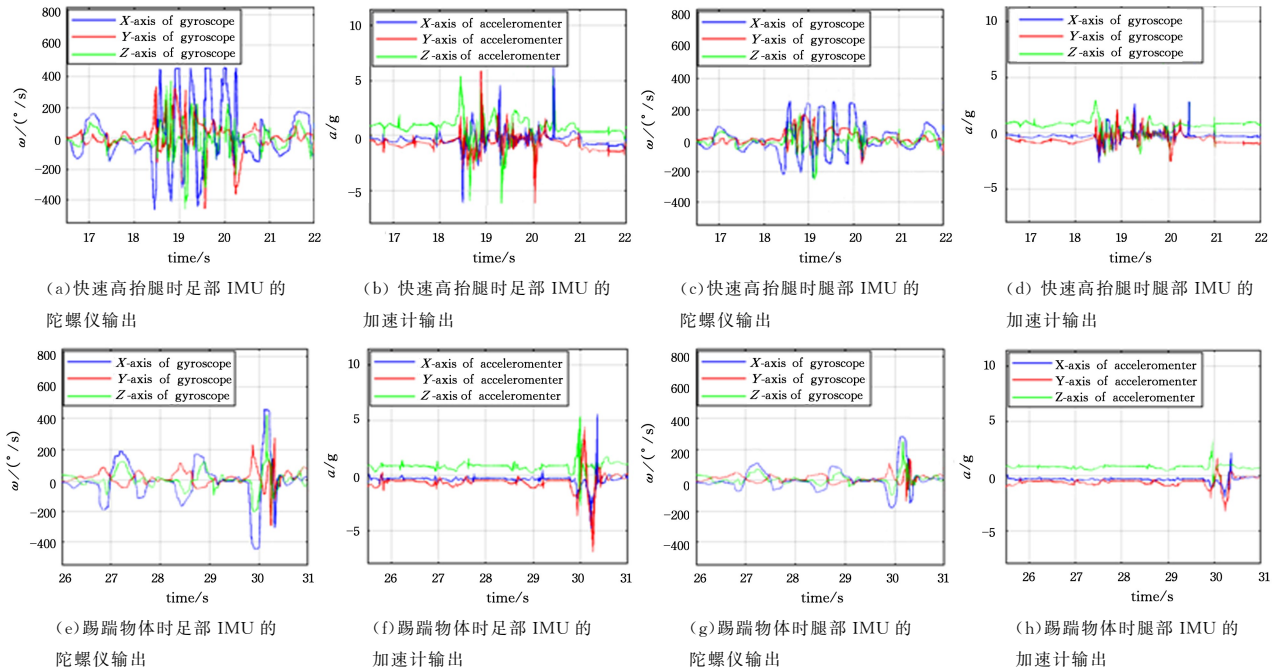


图 4 剧烈运动时 IMU 的输出

Fig. 4 Outputs of IMUs during vigorous motions

本实验中,实验路径总长约为 357 m,图 5(a)给出了实验路径的卫星地图。路径为一较为崎岖的路线,AB 段包含一段上坡与一段向上的楼梯,BC 段为上坡、CD 段为下坡、DE 段为水平道路。整条路径按图示步态正常行进结束后,在路径中的 P、Q 两点处分别加入使 IMU 超量程的剧烈动作,再次实验,以此来验证本文提出的导航方法在复杂与未知环境

为了更好地模拟在实际场景中的应用情况,首先测试了两种会导致器件超量程的大幅度动作:高抬腿与踢踹。图 4 给出了穿戴者在进行相应的剧烈动作时 IMU 陀螺仪与加速计的输出。从图 4(a)、图 4(b)、图 4(e)和图 4(f)可以看出,足部 IMU 的陀螺仪在进行高抬腿动作(18.5~20.4 s)和踢踹动作(29.8~30.3 s)时会发生超量程故障,但是加速计在整个过程中均能正常工作。此外,对比对应曲线可以看出,腿部 IMU 的最大输出值约是足部 IMU 的一半,所以腿部 IMU 器件发生超量程故障的可能性较小,验证了本文导航方法的基础假设。

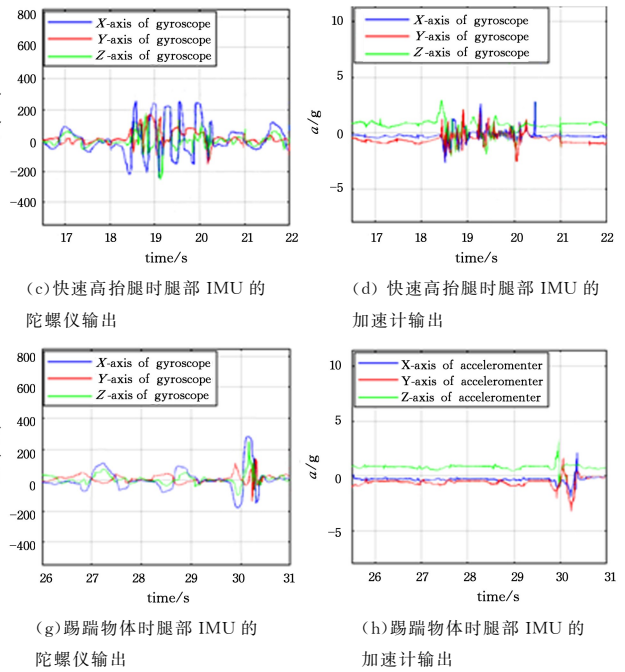
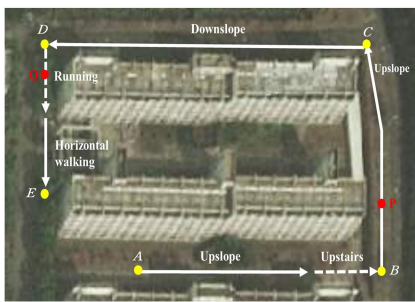


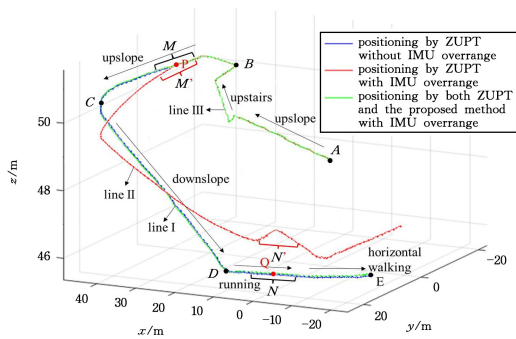
图 4 剧烈运动时 IMU 的输出

Fig. 4 Outputs of IMUs during vigorous motions

中的性能。实验路径中,P 点处为山路,在上坡步态中加入踢踹石块的剧烈动作,模拟爬山时被绊的情形,对应曲线 II 中的 M'段;Q 点处为水平道路,在跑步步态中加入快速高抬腿的剧烈动作,模拟军警行动中高速行进或越野任务等情形,对应曲线 II 中的 N'段。图 5(b)给出了该路线下本文方法实现的导航定位结果。



(a) 路径卫星地图



(b) 导航性能曲线

图 5 行人导航系统性能验证实验

Fig. 5 Performance verification experiments of pedestrian navigation system

曲线 I 表示在没有传感器故障的情况下,由 ZUPT 辅助的实际足部 IMU 的定位结果:定位误差约为 3.88 m,占总路程的 1.09%。曲线 II 表示在传感器出现故障的情况下,由

ZUPT 辅助的实际足部 IMU 的定位结果。系统的陀螺仪在 M'段和 N'段发生了超量程故障,分别对应 P 点与 Q 点两处的剧烈运动。当传感器多次超出量程后,导航系统的定位误

差迅速增大,无法满足行人导航的应用要求。曲线 III 表示在出现与上述相同的故障情况时,本文提出的导航方法的定位结果。比较由足部 IMU 数据检测到的故障段(图 5(b)中的  $M, N$  段)与实际发生故障的路段可知,本文提出的故障检测方法是有用的。此外,在故障段利用 VIMU 重构导航系统之后,定位误差大幅减小,符合行人定位导航系统的精度要求。

表 2 各导航方案性能比较

Table 2 Performance comparison of different navigation schemes

Navigation scheme	Installation of IMU	Experimental environment	Ability of overrange tolerance of IMU	Positioning accuracy (3D trajectories)/%
Navigation based on gait classification <sup>[11]</sup>	Unilateral foot	Flat ground and stairway	No	<2
Navigation based on deep learning <sup>[12]</sup>	Ipsilateral thigh and foot	Flat ground and slope	Yes	1.68
Proposed scheme	Ipsilateral thigh and foot	Flat ground, stairway and slope	Yes	1.43

本文的实验环境是 3 篇文章中最复杂的,在平坦路面、楼梯和坡道上均进行了导航性能测试,表明本文的导航方法具有很强的适应性。文献[11]三维轨迹的定位误差较大,且主要依赖于足部惯性数据,无法应对惯性传感器超量程或故障的情况;文献[12]针对 IMU 的超量程问题设计了相应的 GRU-SVR 深度混合神经网络模型,用于 VIMU 的构建,但该系统无法在复杂环境中或剧烈运动时使用。本文提出的方案具有较小的三维轨迹定位误差,且结构比 GRU-SVR 模型简单,有效缩短了计算时间。实验结果表明,本文方案的性能优于表 2 中列出的其他行人导航方案。通过在同侧大腿上安装惯性传感器构建 VIMU,本导航方案解决了足部 IMU 出现超量程故障导致导航系统失效的问题,使得该导航系统可以应用于穿戴者剧烈运动时或复杂环境中。

**结束语** 本文提出了一种基于深度学习的重建惯性导航系统。该方法首先采用基于注意力的 CNN 模型进行步态类型识别,然后利用 Resnet-GRU 混合模型根据特定的步态类型构建 VIMU。如果足部 IMU 的输出超出范围,则用虚拟数据代替错误的实际数据,由重建的系统继续为行人提供准确的导航。实验证明,采用 VIMU 重建的导航系统与基于实际足部 IMU 的导航系统性能基本相当,能够满足惯性传感器超量程情况下行人定位的精度要求。该方案可在军事作战、火灾应急、盲人导航等场景中提供更准确可靠的导航信息,为可穿戴设备的发展提供了可靠的技术支持。

未来,IMU 的安装方式仍需进一步优化以便于穿戴,还可以考虑将此方案与惯性导航以外的其他导航方案配合,改善行人导航系统的灵活性与鲁棒性。

## 参 考 文 献

- [1] HSU Y L, WANG J S, CHANG C W. A wearable inertial pedestrian navigation system with quaternion-based extended Kalman filter for pedestrian localization [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(10): 3193-3206.
- [2] ABDELMOUMEN N, ZAKARIA K, JOERG B. Step detection for ZUPT-aided inertial pedestrian navigation system using foot-mounted permanent magnet [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(17): 6766-6773.
- [3] WANG G C, XU X S, YAO Y Q, et al. A novel BPNN-based method to overcome the GPS outages for INS/GPS system [J]. IEEE Access, 2019, 7: 82134-82143.

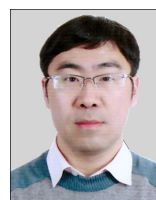
比较曲线 I、曲线 III 的定位结果可知,利用 VIMU 重构后的导航系统在发生超量程故障情况下的定位精度与正常情况下的定位精度相当,说明本文提出的方法能够有效增强导航系统的鲁棒性。

表 2 从系统结构和定位性能方面将本文提出的导航方法与其余 2 篇相关文献中的方案进行了比较。

- [4] YAO Y Q, XU X S, ZHU C C, et al. A hybrid fusion algorithm for GPS/INS integration during GPS outages [J]. Measurement, 2017, 103: 42-51.
- [5] HAMILL J, KNUTZEN K M. Biomechanical basis of human movement [M]. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2006.
- [6] WANG L, ZANG J L, ZHANG Q L, et al. Action recognition by an attention-aware temporal weighted convolutional neural network [J]. Sensors, 2018, 18: 1979-1997.
- [7] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-Excitation Networks [C] // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 7132-7141.
- [8] XIAO X, LI K. Multi-Label classification for power quality disturbances by integrated deep learning [J]. IEEE Access, 2021, 9: 152250-152260.
- [9] FAN Q G, SUN Y, SUN B W, et al. Pedestrian indoor positioning system based on GLRT zero speed detection [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2017, 30(11): 1706-1711.
- [10] LIU J Y. Theory and application of navigation system [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2010.
- [11] DENG Z, WANG P, YAN D, et al. Foot-Mounted pedestrian navigation method based on gait classification for three-dimensional positioning [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(4): 2045-2055.
- [12] YANG S Q, XING L, LIU W H, et al. Robust navigation method for wearable human-machine interaction system based on deep learning [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(24): 14950-14957.



**YANG Han**, born in 2001, undergraduate. Her main research interests include navigation technology and deep learning.



**QIAN Wei-xing**, born in 1981, Ph.D., associate professor, master supervisor. His main research interests include integrated navigation technology, robot engineering and artificial intelligence.