# 选题背景及意义

近年来，随着移动终端和和互联网的普及，定位和导航服务被广泛运用于日常生活中。国务院、科技部、工信部下发的多项指导政策中均提出要大力推动室内定位系统发展。据market&market的调查数据显示，最近几年，室内定位的全球市场将以42.0％的年复合成长率(CAGR)增长，市场规模预计从2017年的71亿1000万美元扩大到2022年的409亿9000万美元。在 Indoor Atlas 的研究报告中，301 家机构、单位参加了调研，99%的受访单位已经或计划安装室内定位系统。目前常用的室外定位服务大都是基于全球定位系统（GNSS）的，比如GPS或者北斗卫星。然而，GNSS无法在卫星信号受阻的环境中提供导航信息，例如建筑物内、隧道、高层建筑周围、矿井、地下停车场等，同时人类有80%的时间在室内，需要其他定位技术来弥补这一不足。室内定位技术就是这样一项与GNSS形成强烈互补作用的技术，所以近年来，室内定位技术逐渐成为一个研究热点。

当前室内定位导航技术主要分为局域室内导航系统和广域室内导航系统。前者主要包括基于WiFi、蓝牙、Zigbee、RFID、超宽带、红外线和超声波等定位技术的导航系统；后者主要包括基于伪卫星、移动基站、移动通信网络辅助GPS等定位技术的导航系统。这些室内定位技术都或多或少存在缺陷，比如人体随机遮挡信号、接入点间信道干扰、信号稳定性差、作用距离短和定位精度低等问题，并且这些技术需要在工作环境中部署设备提供基准信息，设备部署成本和维护成本与工作环境面积成正比，而对于需要接收和发送信号的系统，容易受到攻击，导致工作失灵，泄露隐私信息等问题。

基于可穿戴传感器的惯性行人导航系统(IPNS) 能够比较完美地规避前述室内定位技术的缺陷。随着微机电系统（MEMS）的发展，小型化、低功耗、低成本的传感器已广泛集成到移动终端和智能可穿戴设备中，这为IPNS系统提供了广泛应用的前景，并且越来越受到科研和工程技术人员的重视。IPNS使用佩戴在人体上的可穿戴传感器收集运动信息来测量相对于起点的位置。可穿戴传感器重量轻、价格便宜，对人体侵入性低，能在任意环境中随身佩戴，可以在不干扰日常生活的情况下收集人体步态数据，为长时间连续不断提供室内定位服务提供了新的解决方案。

IPNS具有很强的现实意义。2019年8月14日傍晚6时，为救乘皮划艇遇险的父子俩，在河水流速大、水域环境复杂的情况下，安吉县消防员吕挺下水施救，救起其中一人后不幸被冲走，经过37小时左右的搜救，遗体才在一处河道内被发现。2021年4月22日，上海市胜瑞电子科技有限公司发生火灾，下午15时30分许，两名消防员遇火情突变失联，经组织搜救后被发现倒在三楼救援现场，但已无生命体征，壮烈牺牲。2021年8月2日凌晨时分，秦皇岛海边三名女子溺水，17岁少年韩兴博奋不顾身跳入海中施救，遇险人员全部获救，而韩兴博却消失在大海中，事发26小时后，其遗体才被发现。救人人员为挽救他人而失去生命的新闻让人揪心不已。导致救援人员牺牲的一个很重要的原因就是无法快速定位他们的位置，特别是在复杂的地形环境下，只能依靠地毯式搜救，使得黄金救援时间白白流失。IPNS几乎不受使用环境的限制，可以实时跟踪佩戴者的运动轨迹，以最快的速度定位位置，为抢险救援提供重要技术支撑。此外，IPNS还可以使用在军事行动、医疗卫生、安全生产和交通出行等方面，具有很高的实用价值。

移动终端和可穿戴设备等已基本内置了惯性测量单元(加速度计和陀螺仪)和磁力计等传感器，可以轻易获取到携带者的步态数据。本课题拟对惯性行人导航系统进行深入研究，利用安装在双脚的Xsens传感器获取步态数据，从这些原始数据中划分支撑相和摆动相，结合惯导系统、零速度更新（ZUPT）、不等式约束条件和神经网络等解算出高精度的导航信息。

# 国内外本学科领域的发展现状与趋势

行走过程中的姿态和动作叫做步态，步态数据中包含着丰富的运动学和动力学信息，这些运动信息可以通过惯性传感器采集加速度和角速度信号计算出来，从而达到导航和定位的目的。根据工作原理区分，IPNS可以分为两类算法[1]：行人航位推算算法（PDR）和捷联惯导解算（SINS）算法。PDR在每个步态周期结束时进行一次航位推算：步数和步态周期一般是使用加速度计或计步器检测，步长使用加速度计或者步长模型计算，航向变化量使用陀螺仪或者磁力计来推算。获取了每一步的距离和航向之后，PDR就可以推断行人步行轨迹。而SINS需要在传感器的每个采样周期结束时进行导航解算：角速度数据一次积分后得到姿态的变化量，加速度数据一次积分后得到速度变化量，二次积分后得到位置变化量。根据前述内容，PDR能得到步进的速度、位置数据和二维航向信息；SINS能够得到提供连续的速度、位置和三维姿态信息。一般来说，根据自身实际需求，只需要选择其中一种导航类型研究即可。

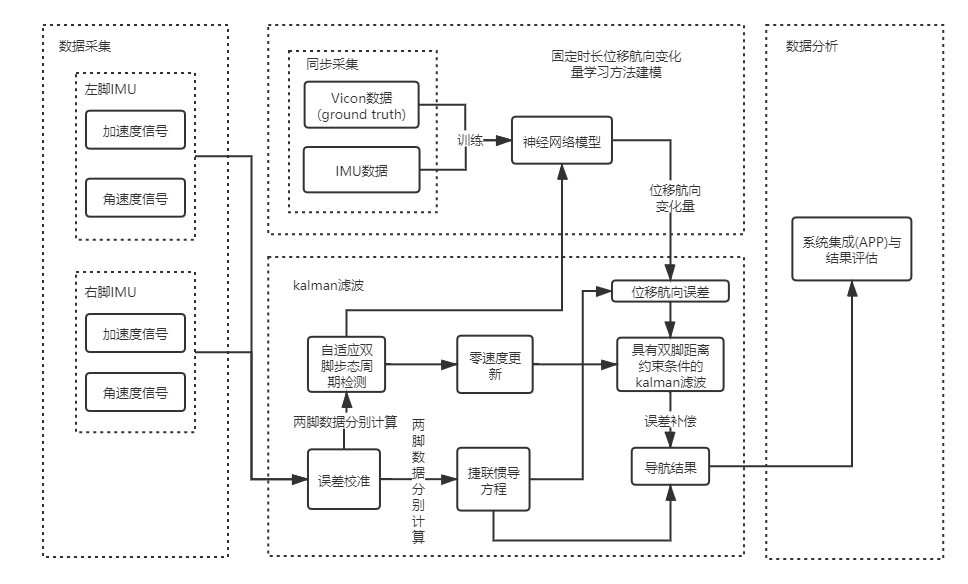
对于导航和定位应用来说，传感器最好的放置位置是脚上，早在2005年，Foxlin等人[2]第一次通过置于鞋上的传感器采集的信号来构建PDR系统，把传感器绑在脚上的优势在于脚部数据具有最强的周期性和规律性，同时在脚接触地面的时间里，脚面的速度和位移可以视为零，这有利于提高步态划分、ZUPT和ZARU的性能。正确划分出步态时相成为影响导航效果的关键一步。步态周期划分主要包括峰值检测、阈值检测、启发式分割方法[3-5]等，除此之外，也提出了其他方法。Sang Kyeong Park[6]等人通过把一个陀螺仪输出信号(矢状面) 划分为4种状态来构建马尔可夫模型，有效地检测出了跑步运动类型下的零速度区间。Wang[7]等人结合单检测阈值方法(STM)和固定时间启发式方法(FHM)而提出的自适应检测方法(ADM)可以划分出正确的支撑相，同时使用聚类技术找到自适应时间阈值和合理设置其他参数。

惯性导航的关键就是位置和航向的误差校准。随着步行速度增加，单个步态周期内支撑相持续时间逐渐缩短，这会大大增加支撑相的漏检测和误检测概率；同时，在kalman滤波惯导系统的观测值只有速度误差的情况下，随着导航时间推移，速度、俯仰角和翻滚角的误差会与位置和航向角的误差无关[8]。这些问题都会导致逐渐积累导航误差，使计算结果大大偏离实际导航轨迹。为了解决些问题，基于生物力学模型限制的多传感器结合的计算方法被相继提了出来。[8]结合INS和PDR两种导航方式矫正双脚的轨迹，INS中的误差协方差矩阵小于阈值并且满足其他条件时触发PDR更新位置和航向信息，重置相关参数。[9]中提出了基于二连杆倒立摆模型的步长估计方法，其结果与惯导系统计算出的两脚位置距离相减之后当作kalman误差模型中位置误差伪测量，使得kalman滤波也拥有对位置误差的观测值，有效地减少了航向误差。同时一些研究[10-12]基于双脚之间的运动距离具有上限这一客观事实，增加自适应不等式约束来有效纠正导航信息，其中，[11]还研究了磁力计误差模型，提出自适应阈值的磁力数据kalman滤波方法，降低本地磁干扰的影响，滤波后的磁力计数据再用于纠正航行信息，有效的提高了导航精度。Hsu[13]等人提出了一种基于四元数的双阶段扩展卡尔曼滤波数据融合技术来融合加速度、角速度和磁信号，并从速度中提取步态特征以区分步态类型(上楼，下楼和水平行走)，进而根据预设台阶高度更新垂直方向的位移。惯性传感器除了被用来跟踪步态信息，也可以用来跟踪手臂等其他身体部位的运动轨迹[14]。

上述这些研究表明，基于惯性传感器的行人导航系统可以通过一些手段和处理补偿导航误差，从而提供有效定位导航信息，这具有很高的研究价值、应用潜力和商业价值。但是，目前的很多研究很少与神经网络结合起来，缺乏不同行走方式下（步行、跑步、上楼、下楼和随意方向行走）、长距离的立体轨迹重建方法，并且在位置和航向矫正的精确度方面仍然有很大的提升空间。所以，本课题拟针对前述问题做更进一步研究。

# 课题主要研究内容、预期目标

IP​​NS的主要焦点是如何抑制和减少惯性传感器引起的漂移和偏差误差。课题拟采用XSENS传感器自带的三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计采集不同运动速度下(走路和跑步)的步态数据，利用隐马尔可夫（HMM）等方法对采集到的加速度和陀螺仪数据进支撑相和摆动相划分，并结合零速度更新(ZUPT)、零角速率更新(ZARU)等约束条件限制计算偏差随时间的增加而增大，然后对基于多传感器和卡尔曼滤波的数据融合方法问题进行研究，以实现步态运动学参数精确解算。本课题总体框架图如下图所示，主要流程包括：数据采集、数据预处理、步态周期检测、神经网络模型构建与训练、惯导系统计算，kalman滤波数据融合解算，实验结果评估等步骤。



# 创新点

动态变化速率下正确检测步态周期（利用双脚数据），神经网络估计摆动相期间的位移，一次预测两次更新的卡尔曼滤波（加入相对位置做约束，双脚单独的INS结合起来）。

主要研究内容如下：

## 步态周期检测

1、不同运动速度下（步行、跑步）的步态周期检测方法。划分步态周期的目的有两个：计步和识别零速度点。这两个步骤在行人轨迹估计中起着重要的作用。在本课题中，一个步态周期定义为两次脚跟触地之间的时间。步态周期的准确检测与时相划分是步态分析的重要依据，同时直接关系到后续步态运动学参数解算的准确度。现有的方法大多是一定环境和条件下采集的波动性小的步态数据，并且采用固定时间长度阈值的步态周期检测方法，要么错把摆动相识别为支撑相，要么直接不加选择地过滤掉所有的短支撑相。因为缺少对动态环境的自适应特性，所以这些方法往往在不同速度下步态周期检测上的表现不佳。因此，如何从动态环境下准确检测出步态周期是本课题需要解决的第一个研究内容。

## 捷联惯导系统中涉及的内容

2、惯导算法和误差方程研究。近年来，捷联惯导系统被广泛地应用到工业、军事和民用上，越来越多地学生、研究者和技术人员加入到惯导系统的队伍中来。如何从加速度计、陀螺仪和磁力计原始数据中计算出尚未经过误差补偿的姿态角等参数是本研究内容关心的问题。本课题旨在研究捷联惯导数值更新算法(包括姿态更新算法、速度更新算法和位置更新算法)和误差方程(姿态误差方程、速度误差方程和位置误差方程)，另外此部分也涉及惯导系统初始对准和坐标系转换等相关内容。为简化相关计算，本课题忽略地球的自转和曲率、地转偏向力力和离心力等因素对惯导系统的影响，使用简化的惯导算法和误差方程。

## 基于Karman滤波器的零速度更新(ZUPT)算法

3、由于高斯白噪声等因素的存在，传感器直接得到的测量值并不是实际值。在测量方差已知的情况下，卡尔曼滤波能够从存在测量噪声的数据中估计动态系统的状态。卡尔曼滤波主要分为线性卡尔曼滤波(KF)、扩展卡尔曼滤波(EKF)和无迹卡尔曼滤波(UKF)[15,16]。本课题根据实际应用要求，将选择合适的滤波方法做为参数解算滤波模型。

众所周知在纯惯导系统中，位置等信息是通过积分得来的，然而计算过程中存在的误差也会随着时间的增加而迅速累积，比如传感器的确定性误差与随机误差、计算误差、初值误差、建模误差等[13,17]。为了补偿这些误差，研究人员已经提出了自回归(AR)、移动平均(MA)和自回归移动平均等模型，但在复杂环境和剧烈运动中，误差难以用这些数学模型来描述[10]，但是可以通过生物力学模型来有效约束误差。步态是四肢运动产生的周期性活动，包括腿、手臂、臀部、脚和躯干的运动，当脚处于支撑相的时候，此时脚相对于地面时静止不动的，速度近似为0，所以当检测到步态处于支撑相时，这时把速度置为零就可以抑制整个导航过程中的误差积累，这就是ZUPT的工作原理。

ZUPT可以分为几种类型[17]。第一种是直接把支撑相内的速度置为零即可，这种方法并没有对摆动相内的速度进行误差矫正，并且会导致摆动相到支撑相过渡中的导航信息突变。第二种是把支撑相内的速度零偏误差线性补偿到摆动相中。前两种方法都无法对姿态信息进行矫正。第三种就是kalman滤波算法，利用速度和姿态数据之间的耦合关系矫正姿态误差，但无法矫正摆动相的姿态误差并且会造成摆动相到支撑相的导航突变。第四种就是kalman平滑算法，这种方法可以有效矫正整个步态周期的导航信息并且不发生突变。本课题主要研究后两种ZUPT类型。

## 基于神经网络的位移和航向变化量的计算方法

4、基于神经网络的位移和航向变化量的计算方法。从惯导系统误差方程导出的kalman滤波算法如果仅仅依靠ZUPT方法限制导航误差积累的话，那么随着导航时间推移，速度、俯仰角和翻滚角的误差会与位置和航向角的误差无关[8]，一种解决办法是在kalman滤波的观测方程中加入对位置和航向角的观测[9]。怎么从传感器的原始数据中直接提取出摆动相期间的位置和航向变化量呢？神经网络提供了一个可行的解决方案。研究内容一提出的方法正确分割出步态周期后，同一个步态周期的加速度、陀螺仪序列输入到神经网络模型中，从而得出位移和航向变化量，该变化量再作为伪测量输入到kalman滤波模型的测量方程中。

## 预期目标

1、设计一个利用双脚运动数据进行自适应步态周期检测方法，此方法能准确检测出不同运动速度下的步态周期。

2、设计一个基于空间约束和ZUPT的kalman运动轨迹计算方法，实现不同步态时相下的速度、位置和姿态信息误差校正，该方法能够有效抑制误差的积累。

3、设计一个基于神经网络的位置和航向变化量计算方法，此方法可以有效计算出一个步态周期内的相关参数变化量。

4、结合2和3的研究成果，设计出一个自适应、精确度高的行人导航系统，并把相关算法集成到APP中，搭建一个实时显示行人轨迹的系统。

# 拟采用的研究方法、技术路线、实验方案及其可行性分析

## 研究方法

研究人员对使用惯性测量单元(IMU,包括加速度计和陀螺仪)对行人导航系统的研究已经有很长的时间了，有着各式各样的研究成果。其中有的使用磁力计、气压计、计步器、GPS、RFID和蓝牙等额外设备搭配IMU提高导航精度，有的就是只使用IMU，因为更缺乏测量信息以纠正误差积累，后者在一定程度上精度会不及前者，但是后者使用了更少的设备，成本更低，如果能过有效提高精度的话，就具有更高的商业价值和实用价值。本课题使用纯IMU研究IPNS，旨在有效降低误差积累，提高定位精度，初步达到短时间导航应用中的实用标准。本课题使用Xsens传感器采集双脚运动数据，因缺乏相关检测方法，故默认Xsens传感器的各个轴是正交的。另外，因为Xsens是低成本、精度不高的IMU，并且本课题的目标是搭建短时间导航系统，所以忽略地球的自转和曲率、地转偏向力力和离心力等因素对惯导系统的影响。最后，本课题拟通过阅读大量国内外相关文献，结合已有的知识和成果，对步态周期提取、惯性行人导航算法、神经网络进行研究。

## 技术路线及实验方案

## 数据预处理

加速度和陀螺仪的误差分为：确定性误差和随机误差。其中，随机误差主要是高斯白噪声，而确定性误差包括偏差(bias)和比例因子(scale factor)，数据预处理部分主要是消除确定性误差，具体公式如下：

其中是原始角速度，是原始加速度，是陀螺仪bias，是加速度计bias，是陀螺仪scale factor,是加速度计scale factor。

加速度计的bias和scale factor可以使用六面标定法来计算，具体操作是：把加速度计的三个轴依次朝上和朝下放置于水平台上并采集一段时间数据，然后通过下面的公式即可完成标定：

其中，l表示轴，up和down分别轴表示朝上和朝下，g是当地加速度。

陀螺仪也使用类似的六面标定法，但是其真实值需要高精度转台提供。

### 步态周期检测

（是否涉及两只脚数据来检测步态周期）本课题中，把步态周期划分成两个阶段：摆动相和支撑相。摆动相是指脚跟离地(heel off)到脚跟触地(heel strike)之间的时间段，大约占步行周期的百分之40；支撑相是指脚面接触地面支撑身体的时间段，大约占步行周期的百分之60。本课题拟采用两种步态周期检测方式，分别是基于合成加速度幅度阈值和基于隐马尔夫模型的方法。

1. 合成加速度幅度阈值方法：

此方法主要用于低速率步态周期检测。主要过1程如下：

1. 计算合成加速度：

，其中，，是三轴加速度计输出值。

1. 人体正常步频一般在1.6至2.8Hz之间[18]。本课题使用截止频率为0.001HZ的高通巴特沃斯滤波器对合成加速度进行滤波从而消除重力因素的影响。然后再利用截至频率为5HZ的低通巴特沃斯滤波器过滤掉高频噪声得到过滤后的合成加速度。
2. 幅度小于0.05(值有待确定)的连续数据点构成支撑相，大于该值的则标记为摆动相
3. 隐马尔可夫模型(HMM)方法

第一种方法主要用于低速率步态周期检测，而HMM方法主要用于高速率步态周期检测。主要过程可参考[6]，属于第一部分的研究内容，主要是在[6]的基础上改进，使用双脚的数据建立模型，这里暂不展开。

### 捷联惯导系统中涉及的内容

本部分的内容主要包括坐标系转换、惯导系统初始对准、捷联惯导系统更新算法和误差方程。

坐标系转换是IPNS中不可或缺的内容。常用的参考坐标系包括地心惯性坐标系、地球坐标系、地理坐标系、导航坐标系、载体坐标系和传感器坐标系等。Xsens传感器输出的数据是传感器坐标系下的测量值，需要把传感器坐标系转换成导航坐标系。由于传感器固定在载体(肢体)上，所以本课题假设传感器坐标系与载体坐标系重合，并选择地理坐标系作为导航坐标系(北-东-地)。

初始对准影响惯导系统的精确度，一般情况下，初始速度和初始位置的误差小，不需要对其校准，但需要注意的是初始时刻的姿态矩阵。姿态的初始对准主要是在初始静止状态下，使用重力与传感器的测量值来计算初始俯仰角和翻滚角的过程，但是无法得出初始航向角(可以使用磁力计得出,但磁力计易受本地磁干扰影响)，两脚的两个INS子系统需要调整到同一个航向角。

捷联惯导系统更新算法和误差方程是本课题的关键技术之一。本课题拟对运动过程中的加速度、角速度、速度、位移和姿态之间的耦合关系进行研究。因为使用的是低成本IMU，所以本课题忽略地球的自转和曲率、地转偏向力力和离心力等因素对惯导系统的影响，使用简化版的更新算法和误差方程。相关方程如下所示。

(1)简化的姿态更新方程为：





m表示时刻,b表示传感器坐标系，n表示世界坐标系，表示时刻的姿态变换四元数，是从时刻到时刻的姿态四元数变化，采样间隔为，是陀螺在时间段内输出的角增量且。

(2)简化的速度更新方程为：





为时刻的惯导速度，为与四元数对应的姿态阵，是加速度计在时间段内输出的比力增量，实际中也可采用比力输出乘以采样间隔进行近似。

（3）简化的位置更新方程为：



（4）三个简化的更新方程对应的误差方程为：







## 基于Kalman滤波器的零速度更新(ZUPT、ZARU)算法

（本部分内容还停留在为什么，而不是怎么做）由于积分的特性，使用纯惯导系统计算出来的运动轨迹误差会随着时间急剧变大，即使是传感器加速度数据中存在的小误差，计算得到的位移会与时间的二次方成正比，使得在短时间内被放大到影响导航的程度，这对于IPNS来说是不可容忍的。(不对传感器误差进行建模)，Kalman滤波可以有效改善这个情况，本质上是一个数据融合算法，可以将不同传感器的数据融合在一起，从而得到一个更精确的测量值。行走是一个周期性的过程，脚面接触地面时(支撑相)，脚的速度和位移近似为零，利用这样一个事实，我们可以使用支撑相内计算出的速度作为伪测量输入到kalman滤波更新方程中，有效抑制每一步的导航误差，从而是整个导航过程的更加精确。根据研究需要，后续会加入零角速度更新ZARU和双脚距离约束[19]进一步矫正数据。

## 基于神经网络的位移和航向变化量的计算方法

模型选择和训练网络的数据来源是本部分的研究重点。在物理模型中，某时刻导航信息的变换会影响所有的后续输出，同时传感器输出的数据具有很强的时序关系，而模型输入数据是连续IMU测量的独立窗口，强烈依赖时间。为了恢复运动特征和数据特征之间的潜在联系，可以使用RNN、LSTM或者其变体来保存窗口内的隐藏状态以利用时间依赖性。本部分需要使用光学动作捕捉系统(Vicon)采集的数据作为Ground Truth（同时采集IMU测量值），以此来训练神经网络模型。本课题拟采集不同运动类型(走路、跑步)和多个受试者(男性、女性)的运动数据，以此来检验该算法的泛化能力（怎么训练，同时训练还是分开训练）。

## 实验评估和验证

本课题主要分为神经网络模型训练与评估和导航信息评估。前者主要评价指标主要使用绝对轨迹误差(ATE)、相对轨迹误差(RTE)、绝对偏航误差(AYE)和相对偏航误差(RYE)等；后者主要评价指标包括距离误差(DE)，姿态误差(AE)，端到端误差(ETEE)等。

## 可行性分析

步态是指人的运动姿态，步态数据中包含着丰富的运动学和动力学信息，通过采集和处理数据后，可以实现行人导航和定位功能。早在2005年，Foxlin等人第一次通过置于鞋上的传感器采集的信号来构建IPNS系统，为后续相关研究奠定了基础。在2017年，Zhang[20]等人使用气压计、ZUPT、零角速度更新、启发式航向减少和地球磁偏航方法来限制IMU导航信息漂移，所提出的基于EKF的脚踏式INS已实现小于0.3%的错误率。在2018年，Qiu[21]等人提出了一种基于多传感器融合的方法，并使用扩展卡尔曼滤波融合不同类型的数据，能够在不同场景下提供一致的无信标导航信息，实现小于1%的距离误差和端到端位置误差。在2019年，Shi[22]等人使用低成本IMU(不超过15美元，而Xsens售价2000多美元)，采用角速率的方差和大小检测步态，通过合理假设偏差误差，对摆动阶段的速度进行标定，实现了小于1.2%的平局距离误差和平局端到端位置误差。IPNS定位精度通常在总行驶距离的 0.3% 到 10% 之间 [23]，但实施算法的精度在很大程度上取决于道路状况、导航时间、传感器性能、磁干扰和其他几个因素。

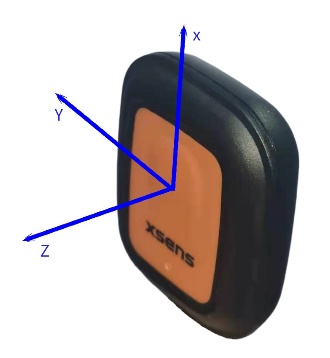
近年来，基于神经网络构建导航系统的研究也逐渐增多。Chen[24-26]等人使用iPhone 7 Plus采集了包括手持、口袋、手提袋和购物车多种场景中的数据，也采集了多个受试者和多种设备的数据(数据集已开源)，计算固定窗口长度内的位移和航向变化量来实现轨迹重建，其结果优于纯惯性导航系统和基于模型的步长估计的算法。Yan[27]等提出了鲁棒的神经惯性导航架构(RoNIN)，并提供了最大的惯性导航数据库。上述两个研究只能提供二维平面上的航向和位移信息。Liu[28]等人将神经网络融入EKF，所提出的方法避免了传统方法步态检测的局限性和复杂性，与RoNIN等深度学习方法相比，将导航范围提升到3D领域，并且在其采集的测试数据集上分别将平均偏航和位置漂移降低了27%和33%。以上的研究表明，使用或者结合神经网络得出导航信息是可行的。

本课题使用Xsens DOT传感器采集脚上的运动数据，并没有使用手机自带的传感器，Xsens设备提供商提供了Xsens DOT SKD(Android/IOS) [29]，这为我们把相关算法集成到APP里面去提供了方便。

# 所需的研究条件

（1）Xsens DOT：

Xsens DOT是一款体积小、重量轻、具备蓝牙传输能力的传感器，它便于携带，属于 IP68 防水等级，拥有超长的电池寿命可以提供足够一天的电量。Xsens DOT配备了对应的数据采集APP，设置快速简便，易于与任何设备集成，独立于操作系统。Xsens DOT集成了三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计，数据采集模式有实时和离线模式两种，适用于步态分析、惯性导航等任务。



（2）Vicon 光学动作捕捉系统

Vicon是由一组相互连接的高分辨率、高捕捉频率和高精度的运动捕捉摄像机和其他设备构成，组成了一个完成的三维运动捕捉系统，其应用领域涉及体育训练、虚拟现实、动画制作、文化娱乐和人体工程学等方面。Vicon通过摄像机跟踪贴在人体上的反光点来捕捉人体运动信息，采集和计算出的人体运动参数精度极高，基于Xsens DOT的数据解算结果（步速，步长等）可以与之对比，从而评估本课题提出来的算法的有效性。

# 研究工作计划与进度安排

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 时间 | 工作 | 阶段成果 |
| 2021.08-2020.09 | 了解选题背景及意义，明确研究目标、内容及方法、完成关键技术设计，撰写开题报告。 | 开题报告 |
| 2021.09-2021.11 | 研究一种基于双脚步态数据的自适应步态周期分割方法。 | 所设计的方法能够准确不同速度下的步态周期 |
| 2021.11-2022.02 | 解算单脚运动轨迹，研究一种基于零速度更新的kalman滤波算法。 | 该方法可以粗略解算出单脚运动轨迹（航向误差较大） |
| 2022.02-2022.05 | 研究一种基于神经网络的位移和航向变化量测量方法 | 该方法可以计算出一个步态周期内的位移和航向变化量 |
| 2022.05-2022.07 | 研究基于自适应不等式约束条件的kalman滤波算法。 | 此方法可以有效矫正双脚运动轨迹（航向误差减小）。 |
| 2022.07-2022.10 | 对前几个月的研究总结。 | 中期报告 |
| 2022.10-2023.01 | 完善每个细节的实现 | 完善每个细节的实现 |
| 2023.01-2023.03 | 整理相关文档，撰写毕业论文。 | 毕业论文初稿 |
| 2023.03-2023.04 | 修改和完善毕业论文，准备毕业论文答辩。 | 毕业论文定稿 |

# 参考文献

1、A Survey of the Research Status of Pedestrian Dead Reckoning Systems Based on Inertial Sensors[J]. International Journal of Automation and Computing, 2019, 16(01):65-83.

2、Foxlin E . Pedestrian Tracking with Shoe-Mounted Inertial Sensors[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2005, 25(6):38-46.

3、Dehzangi O , Taherisadr M . Human Gait Identication using Two Dimensional Multi-resolution Analysis[J]. Smart Health, 2020, 19:100167.

4、Sun F , Mao C , Fan X , et al. Accelerometer-Based Speed-Adaptive Gait Authentication Method for Wearable IoT Devices[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018.

5、Fs A , Wz A , Rg B , et al. Gait-based identification for elderly users in wearable healthcare systems[J]. Information Fusion, 2020, 53:134-144.

6、Park S K , Suh Y S . A Zero Velocity Detection Algorithm Using Inertial Sensors for Pedestrian Navigation Systems[J]. Sensors, 2010, 10(10):9163-9178.

7、Wang Z , Zhao H , Qiu S , et al. Stance-Phase Detection for ZUPT-Aided Foot-Mounted Pedestrian Navigation System[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2015, 20(6):3170-3181.

8、Nilsson J O , Zachariah D , Skog I , et al. Cooperative localization by dual foot-mounted inertial sensors and inter-agent ranging[J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2013, 2013(1):164.

9、Zhao H , Wang Z , Qiu S , et al. Heading Drift Reduction for Foot-Mounted Inertial Navigation System via Multi-Sensor Fusion and Dual-Gait Analysis[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, PP:1-1.

10、Lower Limb Model Based Inertial Indoor Pedestrian Navigation System for Walking and Running[J]. IEEE Access, 2021, PP(99):1-1.

11、Research on the improved method for dual foot-mounted Inertial/ Magnetometer pedestrian positioning based on adaptive inequality constraints Kalman Filter algorithm

12、A Novel Kalman Filter with State Constraint Approach for the Integration of Multiple Pedestrian Navigation Systems[J]. Micromachines, 2015, 2015(6):926-952.

13、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, PP(10):1-1.

14、Design, Implementation, and Experimental Results of a Quaternion-Based Kalman Filter for Human Body Motion Tracking[J]. IEEE, 2006.

15、Crassidis J L , Junkins J L . Optimal Estimation of Dynamic Systems[M]. Chapman and Hall/CRC, 2004.

16、<https://www.doc88.com/p-9874166941224.html?r=1>

17、赵红宇. 惯性行人导航系统的算法研究[D]. 大连理工大学, 2015.

18、Gait-Key: A Gait-Based Shared Secret Key Generation Protocol for Wearable Devices[J]. Acm Transactions on Sensor Networks, 2017, 13(1).

19、A Novel Kalman Filter with State Constraint Approach for the Integration of Multiple Pedestrian Navigation Systems[J]. Micromachines, 2015, 2015(6):926-952.

20、Zhang W , Li X , Wei D , et al. A foot-mounted PDR system based on IMU/EKF+HMM+ZUPT+ZARU+HDR+compass algorithm[C]// 2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, 2017.

21、Qiu S , Wang Z , Zhao H , et al. Inertial/magnetic sensors based pedestrian dead reckoning by means of multi-sensor fusion[J]. Information Fusion, 2017, 39:108-119.

22、Shi L F , Zhao Y L , Liu G X , et al. A Robust Pedestrian Dead Reckoning System Using Low-Cost Magnetic and Inertial Sensors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(8):2996-3003.

23、Ruiz A J , Granja F S , Honorato J P , et al. Accurate Pedestrian Indoor Navigation by Tightly Coupling Foot-Mounted IMU and RFID Measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 61(1):178-189.

24、Chen C , Zhao P , Lu C X , et al. Deep-Learning-Based Pedestrian Inertial Navigation: Methods, Data Set, and On-Device Inference[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, PP(99):1-1.

25、Deep Neural Network Based Inertial Odometry Using Low-cost Inertial Measurement Units[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, PP(99):1-1.

26、Chen C , Lu X , Markham A , et al. IONet: Learning to Cure the Curse of Drift in Inertial Odometry[J]. 2018.

27、Yan H , Herath S , Furukawa Y . RoNIN: Robust Neural Inertial Navigation in the Wild: Benchmark, Evaluations, and New Methods[J]. 2019.

28、Liu W , Caruso D , Ilg E , et al. TLIO: Tight Learned Inertial Odometry[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4):5653-5660.

29、https://www.xsens.com/xsens-dot