

AI & IMU

一、综述文章

1、Deep Learning for Inertial Positioning: A Survey, 2024

主要包括了2018-2022的研究内容

全面回顾了基于深度学习的惯性定位及其在跟踪行人、无人机、车辆和机器人方面的应用，讨论如何应用深度学习来解决**传感器校准**、**惯性定位算法**和**多传感器融合**等问题。

- 在传感器层面，可以利用dl对imu中的误差进行建模和噪声消除（标定）
- 在算法层面，dl是为了部分或完全取代传统惯性导航机制中的模块，从而增强和纠正 IMU 积分，或者促进多传感器融合
- 在应用层面，深入研究了dl在行人、车辆、无人机、机器人惯性定位上的具体用例，如零速度更新（ZUPT），行人航位推算（PDR）

领域介绍：

- 行人航位推算 (PDR) 是一种利用有关人类行走的特定领域知识来跟踪行人运动的方法。PDR 包括三个主要步骤：步数检测、航向和步幅估计以及位置更新。在步数检测中，PDR利用惯性数据的阈值来识别步数峰值或姿态，并分割相应的惯性数据。然后通过经验公式实现动态步长估计。与捷联惯导系统类似，航向估计是通过将陀螺仪信号集成到方向变化中，并将方向变化添加到初始方向以获得当前航向来完成的。最后，估计的航向和步长用于更新行人的位置。通过避免加速度的双重积分并结合可靠的步幅估计模型，PDR 有效地减少了惯性定位漂移。PDR 仅限于行人导航，因为它取决于人类行走的周期性。
- 零速度更新（ZUPT）算法旨在通过识别人类行走的静止阶段并使用零速度作为卡尔曼滤波器中的观测值来补偿惯导系统的误差。为了促进静止阶段的检测，IMU 通常附着在用户的脚上，因为它会经历显著的运动并很好地反映步行模式。一旦检测到静止相位，零速度将被用作滤波过程中的伪测量，从而限制误差漂移。ZUPT 仅限于行人跟踪。

1. Learning to calibrate

一种自然的方法是开发一个深度神经网络，该网络接收原始惯性测量结果作为输入，并产生校准的惯性测量结果作为输出，代表实际的平台运动。通过使用随机梯度下降（SGD）[在标记数据集上训练该神经模型，神经网络可以隐式学习和纠正惯性测量误差。

- 完整的imu测量补偿

- 方向补偿
- 生成合适参数来调优经典算法

2. Learning to correct IMU intergration

使用深度学习网络来矫正IMU的积分结果，得到更准确的位姿

- 学习位置
- 学习速度，以矫正加速度
- 学习速度，将速度加入卡尔曼滤波

3. Learning based IMU integration positioning

将惯性传感器与其他传感器集成为多传感器导航系统一直是几十年来的研究领域。如今，机器人、车辆和 VR/AR 设备等平台都配备了 GNSS、摄像头、IMU 和 LIDAR 传感器。因此考虑引入多模态学习技术[77]并设计能够融合多模态信息以构建从传感器数据到姿势的映射函数的学习模型。

- VIO

网络中直接将imu和视觉观测融合，输出位姿。与传统 VIO 方法相比，学习的 VIO 模型通常对传感器噪声更加鲁棒，尽管其模型性能仍然无法与最先进的 VIO 方法竞争。

- IMU/GNSS fusion
- IMU/others

4. Learning to correct inertial position on vehicles

AI-imu dead-reckoning, 从imu数据中学习误差协方差，并合并到KF

odonet学习并利用汽车速度以及零速度检测器来减少汽车配备的 IMU 系统中的误差漂移。

零速检测: Rins-w: Robust inertial navigation system on wheels

imu data processing for inertial aided navigation: A recurrent neural network based approach

二、普通论文

1、AI-imu dead-reckoning

source: <https://github.com/mbrossar/ai-imu-dr>

提出了一种仅基于IMU的轮式车辆航位推算的新型精确方法，为iekf提供自适应的协方差估计深度学习方法来动态适应KF的协方差参数

2、odonet

为了给没有轮速计的设备提供前进速度信息，提出了 OdoNet，一种不受限制的一维基于卷积神经网络 (CNN) 的伪里程计模型，从单个惯性测量单元 (IMU) 学习，它可以作为轮式里程表。**学习单个imu的数据来估计车辆速度，用作里程计。**

本文创新点：

- 我们提出了一种基于 CNN 的伪里程计来估计车辆的前进速度。组合导航系统采用伪里程计与有效的零速探测器相结合，以提高 GNSS 干扰环境下的定位精度。
- 数据清理模块，来减轻IMU偏差和安装角度的影响（类似一个偏差补偿模块）

相关研究

- 基于imu的里程计

1、纯imu里程计

IONet：这是一个两层 Bi-LSTM 网络，从原始 IMU 数据中学习极坐标中的位置变换，但该网络仅用于 2D 导航。

AbolDeepIO：一种基于三通道 LSTM（长短时记忆）的车辆 DNN，它可以从加速度计、陀螺仪和时间间隔中提取特征。

2、基于DNN的VIO

VINET：第一个端到端的深度学习VIO网络，从图像提取特征并使用LSTM处理IMU，再结合视惯信息

VIO Learner [20-21]：是VIO的无监督深度网络，可以在线纠正错误。

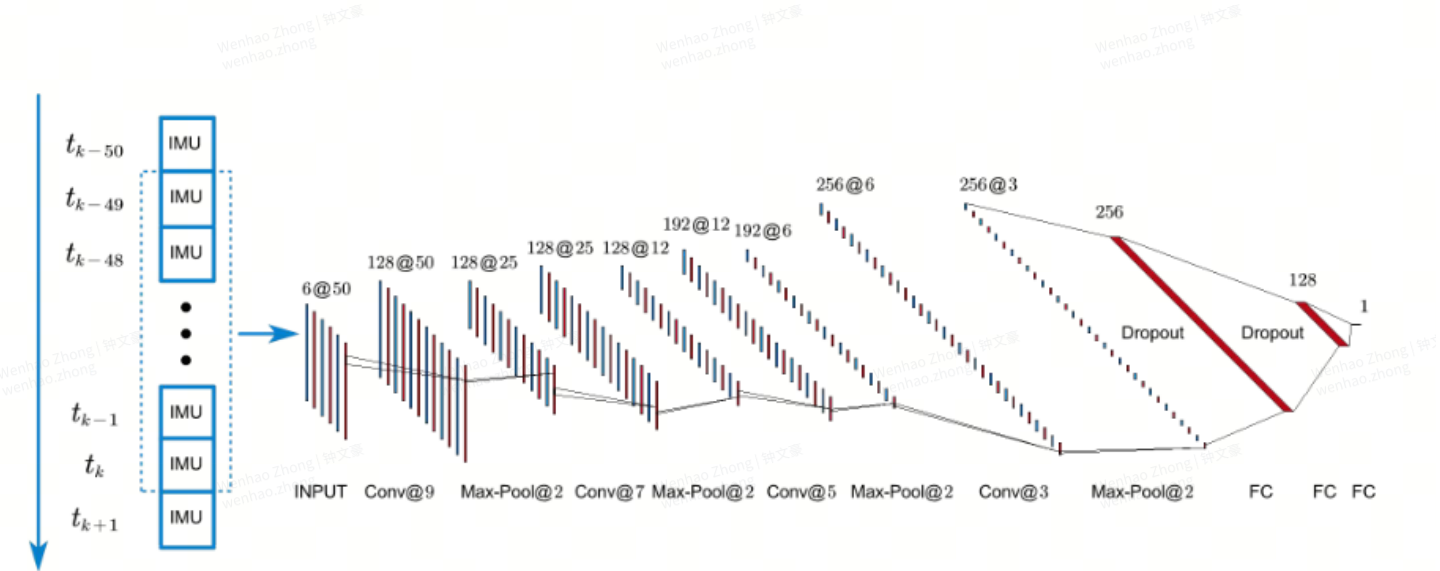
- 速度估计

一些研究人员仅构建分类问题来检测一些特殊状态，例如零速度和零角速度状态。其他人则采用基于 IMU 的 DNN 来直接估计速度。

方法

速度网络

使用cnn网络来估计车辆的速度，窗口大小为1秒（50hz），网络结构如下图所示：



损失函数是预测的速度与真实速度的均方误差

<0.1m/s的速度被认为是零速。

数据清理

IMU 偏差和安装角度对 OdoNet 的精度有很大影响。为了减轻或消除它们的影响，我们在数据清理过程中对其进行精确补偿，事实证明这可以显著提高 OdoNet 的稳健性和精度。

GNSS/IMU的集成系统可以有效估计imu偏差，估计出偏差然后提前进行补偿（在EKF中估计并给出）；还有imu安装角度的偏差

系统

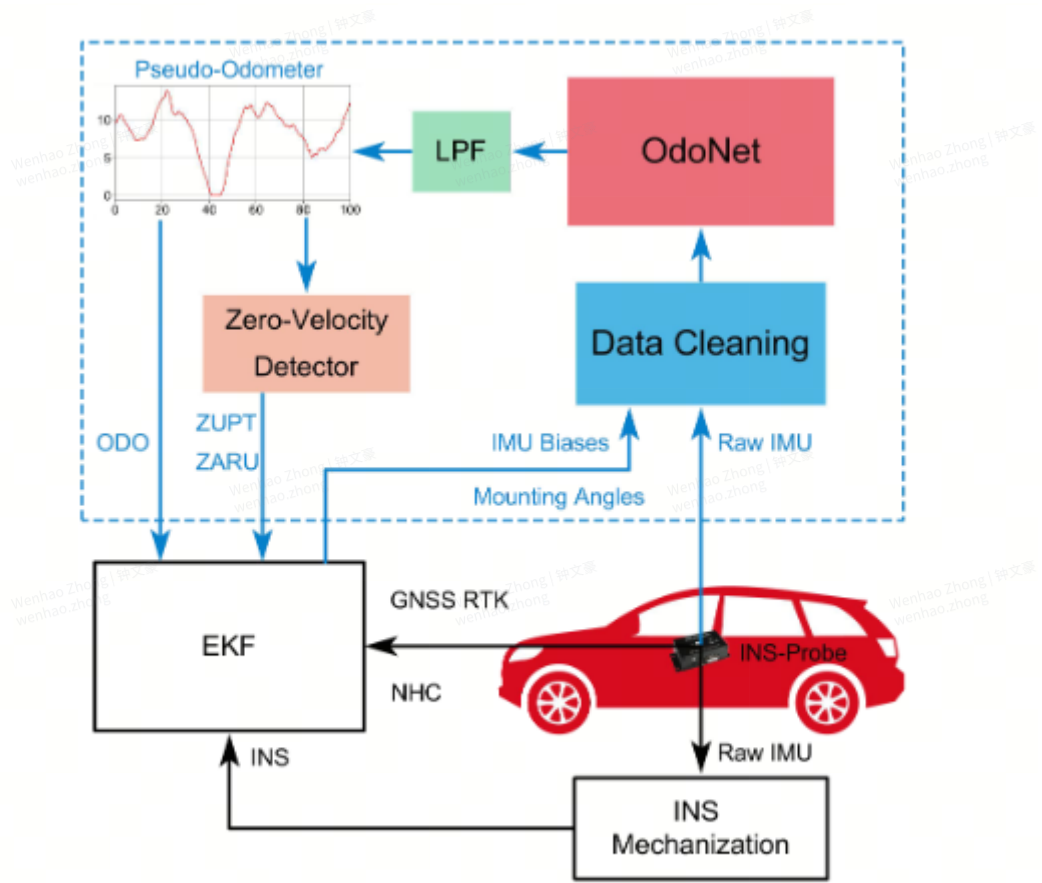


Fig. 1. An overview of the proposed vehicle integrated navigation system based on the OdoNet.