

学号 2012302730010

密级 _____

武汉大学本科毕业论文

基于智能手机的汽车行驶状态判断方法

院（系）名称： 计算机学院

专业名称： 物联网工程

学生姓名： 张倬胜

指导教师： 艾浩军 副教授

二〇一六年五月

郑重声明

本人呈交的学位论文，是在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果，所有数据、图片资料真实可靠。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确的方式标明。本学位论文的知识产权归属于培养单位。

本人签名：_____

日期：_____

摘要

在共享经济的趋势下，基于社交网络的打车平台，比如优步、滴滴等，发展迅猛，大批新司机加入专车队伍。由于司机缺乏专业的训练，驾驶素质参差不齐，专车平台缺乏有效的手段评估司机的驾驶习惯来提高服务质量，安全驾驶成为乘客投诉的焦点，而驾驶行为的监测对于司机和乘客以及其它关联方，如保险公司等，都具有非常重要的意义。利用智能手机的惯性传感器（IMU），感知车辆的运动参数，可以分析车辆运动状态的改变，检测突然的变化，推断司机驾驶行为。

由于手机传感器的精度限制，通过采集手机中的传感器数据难以检测细微的汽车行驶状态变化，比如变道。粗粒度的检测系统一般只考虑 90° 转弯和 180° 变道等明显的转向，而难以检测不同角度的变化。检测方法方面，对于汽车行驶状态的时间序列分析，广泛采用动态时间规整（DTW）算法，该算法过于依赖端点检测。由于汽车行驶状态呈现出连续变化的特点，端点并不明显，采用 DTW 窗口机制难以识别出连续变化的汽车行驶状态以及组合状态，比如刹车转弯，左变道后掉头等。而机器学习方法，例如隐马尔可夫模型（HMM）、支持向量机（SVM），系统实现较为复杂，需要大量数据来训练模型，过程耗时。

本文提出了一个灵敏、准确的汽车状态检测系统，可识别加速、刹车、左右转弯、掉头、左右变道、经过减速带等 8 种汽车行驶状态，能精确检测转弯、变道角度。首先，将智能手机的加速度传感器、陀螺仪、地磁传感器信号互补滤波融合，提高传感器信号的信噪比，更精确地计算方位角。使用有限状态机（FSM）检测判断汽车的行驶状态。最后，随机邀请 5 位滴滴司机参与实验测试，收集近 10 小时的驾驶数据。结果显示本系统检测汽车行驶状态的准确率为 93.25%，且驾驶习惯的测试结果与乘客评分呈现明显的相关性。

本文在该领域的贡献包括如下几个方面：

- a) 使用互补滤波器来校正 IMU 信号并推算手机方位角，使得手机传感器数据能精确反映汽车的状态变化，从而可以检测到细微的方位变化。
- b) 为了准确识别 8 种汽车行驶状态，准确区分变道和转弯，从汽车状态改变的角度，提出一个基于有限状态机（FSM）的汽车行驶状态检测系统。
- c) 为了分析司机的驾驶习惯，设计了一个驾驶习惯评估机制对司机进行考核。

关键词：汽车行驶状态；智能手机；互补滤波器；状态机；驾驶行为分析

ABSTRACT

In the trend of sharing economic, social network-based taxi-hailing platforms, such as Uber, DiDi, etc., are developing rapidly, and a large number of new drivers join the team. Due to the lack of professional driver training, the driving ability of different drivers is uneven. Besides, there is no effective method taken by taxi-hailing platforms to ensure the service quality, which becomes the focus of complaints of passengers. Driving pattern recognition is affinitive to drivers, passengers and other related parties, like insurance companies. Taking use of the Inertial Measurement Unit (IMU) of smartphones, we can infer the driving maneuvers by analyzing the change of the vehicle's motion states and detecting the sudden changes.

Due to the pitiful accuracy of smartphone sensors, it is difficult to detect slight movements, like lane changes. And only standard turns (e.g. 90° left/right turns and 180° U turns) are considered in common methods. DTW is widely used to match driving events with templates but the recognition performance is over dependent on endpoint detection while the endpoints of driving patterns are not obvious because the driving states change in a successive way. The methods based on machine learning algorithms, such as the Hidden Markov Models (HMM) and Support Vector Machine (SVM), are time consuming, requiring a large number of training samples.

In this paper, we use complementary filters to fuse the accelerator data and gyroscope signals to improve SNR and calculate azimuth angles accurately. A Finite State Machine (FSM) is designed to recognize driving patterns (e.g. accelerations, brakes, turns, lane changes and crossing bumps). Finally, an evaluation mechanism is presented to assess the driver behaviors. After collecting samples of 5 drivers from DiDi taxi-hailing platform for nearly 10 hours, our system shows an average accuracy of 93.25% and the evaluation result proves obviously correlated to the ranks scored by passengers.

Our contributions to this area of research include:

- a) Using complementary filters to proceed IMU signals and calculate the orientation, which is sensitive to detect a vehicle's slight movements.

- b) A Finite State Machine (FSM) based driving pattern recognition system to recognize driving condition including successive changes and turning angles.
- c) A driving style evaluation mechanism by recording the frequency of aggressive driving maneuvers.

Key Words: driving pattern; smartphone; complementary filter; driver evaluation

目 录

| | | |
|-------|---------------------|----|
| 1 | 绪论 | 1 |
| 1.1 | 课题研究背景和意义 | 1 |
| 1.1.1 | 研究背景 | 1 |
| 1.1.2 | 研究意义 | 1 |
| 1.2 | 相关工作及存在的问题 | 2 |
| 1.2.1 | 相关工作 | 2 |
| 1.2.2 | 存在的问题 | 3 |
| 1.3 | 可行性研究 | 3 |
| 1.4 | 主要研究内容与贡献 | 4 |
| 1.5 | 论文组织结构 | 4 |
| 2 | 汽车状态检测相关技术 | 5 |
| 2.1 | 坐标系转换 | 5 |
| 2.1.1 | 手机坐标系转换为大地坐标系 | 5 |
| 2.1.2 | 大地坐标系转换为汽车坐标系 | 6 |
| 2.2 | 人体姿态检测 | 6 |
| 2.3 | 有限状态机 (FSM) | 8 |
| 2.4 | 本章总结 | 9 |
| 3 | 汽车行驶状态检测系统 | 10 |
| 3.1 | 系统概述 | 10 |
| 3.2 | 互补滤波与方位角测算 | 10 |
| 3.3 | 基于状态机的行驶状态检测 | 14 |
| 3.4 | 驾驶习惯评估机制 | 20 |
| 3.5 | 本章小结 | 20 |
| 4 | 实验结果与分析 | 21 |
| 4.1 | 实验条件 | 21 |
| 4.2 | 实验过程 | 21 |
| 4.3 | 数据处理 | 21 |
| 4.4 | 结果分析 | 21 |
| 4.5 | 本章小结 | 24 |

| | |
|----------------------------|----|
| 5 总结 | 25 |
| 参考文献 | 26 |
| 致谢 | 29 |
| 附录 A: 本科期间发表的学术论文 | 30 |
| 附录 B: 本科期间参加的科研项目 | 31 |
| 附录 C: 本科期间获得的主要荣誉与奖项 | 32 |

1 绪论

1.1 课题研究背景和意义

1.1.1 研究背景

在共享经济的趋势下，基于社交网络的打车平台，比如优步、滴滴等，发展迅猛，大批新司机加入专车队伍。资料显示，滴滴出行日订单超过 1100 万，并有 1400 多万名司机加盟，占据国内 87% 以上网约专车市场份额以及 99% 以上的网约计程车市场份额[1]。由于司机缺乏专业训练，驾驶素质参差不齐，而专车平台缺乏有效的手段评估司机的驾驶习惯来提高服务质量，安全驾驶成为乘客投诉的焦点[2]。

随着科技进步，智能手机也越来越普及。我国已成为全球智能手机普及率最高的国家之一。目前，智能手机普遍集成了加速度传感器、陀螺仪、地磁传感器等各式各样的传感器，并且配备大容量内存和高速 CPU，这些硬件条件已经能够通过智能手机反映汽车的运动参数，从而实现一套完整的汽车行驶状态识别系统，检测汽车行驶状态，评估司机的驾驶习惯，提供安全保障。

1.1.2 研究意义

安全高效的驾驶与驾驶员的开车习惯息息相关，例如在 Toyota 的研究中发现，驾驶习惯能对耗油量产生高达 20% 的影响[3]。同时不良的驾驶行为会造成安全隐患，从而导致交通事故。若智能手机能实时检测并识别驾驶员的驾驶行为，比如频繁加减速，快速急转弯等行为并提出提醒，则能减少安全隐患，减少因驾驶员不良驾驶导致的交通事故[4]。

汽车行驶状态可以反映驾驶员的驾驶习惯，目前保险公司主要通过加装摄像头来分析驾驶情况[5]，而安装在汽车上的装置太过昂贵，智能手机普及度高，通过传感器数据来反映汽车运动参数简单易行，能大大降低其成本。并且，手机便捷易用、成本低下、可网络通信、部署云端。通过实时检测汽车行驶状态，可以有效分析司机的驾驶行为，减少交通隐患，将交通事故防患于未然。此外，通过检测加速度是否达到碰撞阈值，判断是否发生交通事故，从而在第一时间提供交通疏散及医疗服务[6]。

1.2 相关工作及存在的问题

1.2.1 相关工作

Johnson 等在[7]提出将驾驶状态划分为两类：一类是正常驾驶行为，一类是存在危险的行为。通过使用动态时间规整方法（DTW）来区分这两类事件。由于传感器的噪声影响，难以识别平稳的变道。通过评估 200 个驾驶事件发现，通过融合 X 方向陀螺仪数据、Y 方向加速度、以及俯仰角数据，可以达到最佳的识别效果。

由于手机的摆放方式和汽车行驶时的震动影响，手机传感器的数据有时候并不能正确反映汽车的状态变化。因此，文献[8]提出将手机坐标系转为大地坐标系再转为汽车坐标系的方法，通过转换后的 X 和 Y 方向的加速度来判断刹车、加速、左转、右转四种情况，并基于 ISO 2631-1-1997 提出乘车舒适度打分公式（加速度阈值）。但是只考虑四种行驶状态，没有考虑变道、掉头、经过减速带、经过坑洼路段等情况。

Eren[9] 通过融合处理加速度、陀螺仪、地磁传感器数据，设计了一个基于 DTW 的汽车状态识别系统来区分安全和危险的驾驶行为。通过评估 15 个司机的驾驶习惯，区分“安全”和“危险”两种行为的精度达到 93.3%

为了给司机提供驾驶建议来减少油耗，文献[10]设计了“Driving coach”系统，结合 GPS 和 CAN-bus 数据，通过计算速度、加速度的平均值、最大值、最小值来检测汽车行驶状态，并基于模糊推理机制，设计了“关闭引擎”、“提前换档”、“加速太快”、“减速过快”、“减速”等一系列提示来给司机提供驾驶建议。

Fazeen [11]提出了一种基于反馈的检测方法来收集不良的驾驶行为和习惯。通过智能手机三轴加速度数据来记录评估司机的驾驶行为。开展一系列实验分析加速、刹车、变道等驾驶事件的运动参数变化，通过分析加速度的变化差值以及最大加速度，检测道路状态来分析司机是否具有潜在的驾驶陋习，并提示司机如何安全高效地驾驶汽车。

为了识别更为复杂的汽车行驶状态，比如刹车同时转弯，文献[12]使用马尔可夫模型（HMM）通过 Z 轴陀螺仪数据识别汽车横向状态，通过 Y 轴加速度识别纵向状态，区分变道、转向、急刹车等状态，并提出基于马尔可夫模型的驾驶行为评估方法。由于未进行数据融合，只考虑单一传感器特定方向的数据，容易产生误差，且未区分左右转，左右变道、掉头等情况。文献[13]基于 SVM 训练了多层分类器来分析分析加速度和方位信息，从而确定汽车的行驶状态。

1.2.2 存在的问题

目前，在基于智能手机的汽车行驶状态判断领域，主要存在以下几个问题：

- a) 由于手机传感器的精度限制，通过采集手机中的传感器数据难以检测细微的汽车行驶状态变化，比如变道。
- b) 粗粒度的检测系统一般只考虑 90°转弯和 180°变道等明显的转向，而难以检测不同角度的变化[14]。
- c) 对于汽车行驶状态的时间序列分析，广泛采用动态时间规整（DTW）算法[15]，该算法过于依赖端点检测。由于汽车行驶状态呈现出连续变化的特点，端点并不明显，采用 DTW 窗口机制难以识别出连续变化的汽车行驶状态以及组合状态，比如左变道后掉头，减速转弯等。
- d) 基于机器学习的方法，例如隐马尔科夫模型(HMM)，支持向量机(SVM)，系统实现较为复杂，并需要大量的训练数据来建立模型，过程耗时[9]。

1.3 可行性研究

由于目前智能手机普及度高，且搭载了众多的内置传感器，包括加速度传感器、陀螺仪、地磁传感器等。经过滤波、融合、校正的手机传感器数据，可以实时、有效地反映汽车行驶状态的改变。

众多数据融合及滤波方法为本研究提供了数据保障，并有学者提出将坐标系转换、传感器数据融合等多种方法来校正传感器数据[8]，使得智能手机传感器能较好地反映出汽车真实的行驶情况。

状态机在模式识别领域具有广泛的应用，在人体姿态检测中具有很高的识别率。由于姿态检测与汽车行驶状态的共性，状态机在汽车行驶状态检测中亦具有较好的应用前景。

汽车的行驶状态与驾驶员的习惯息息相关，汽车行驶状态改变的剧烈度和频度能有效反映驾驶员驾驶汽车的平稳度。因此，可通过记录司机出现不良驾驶行为的频度来评估驾驶员的驾驶习惯。

1.4 主要研究内容与贡献

为了灵敏、准确地感知车辆的运动参数，分析车辆运动状态的改变，检测突然的变化，推断司机驾驶行为，本文提出了一个汽车状态检测系统，可识别加速、刹车、左转、右转、掉头、左变道、右变道、经过减速带等 8 种汽车行驶状态。首先，针对手机传感器精度较低，加速度抖动、陀螺仪漂移的问题，使用互补滤波器来校正手机惯性测量单元（IMU）信号，并推算手机方位角。其次，为了能够区分 8 种汽车行驶状态，并能精确地检测出转弯及变道的角度，在有限状态机（FSM）的基础上，采用滑动窗口机制和决策树方法来确定汽车的行驶状态。最后，设计一个驾驶习惯评估机制来评估司机的驾驶习惯，并将评估的结果与滴滴打车平台上的乘客评分比较，分析检测结果与客观评分的相关性。

1.5 论文组织结构

本文共分为 5 个章节，组织结构如下：

第 1 章绪论，介绍共享经济下基于社交平台的打车软件及智能手机的发展，总结汽车行驶状态检测和驾驶习惯分析的研究现状及存在的问题，阐述课题的可行性，并给出本文的研究内容和论文结构。

第 2 章相关技术概述，主要包括手机坐标系转弯成汽车坐标系的方法，姿态检测的主要技术。阐述有限状态机的基本原理，为汽车行驶状态检测系统的研究提供理论基础。

第 3 章汽车行驶状态检测系统，详细阐述数据采集与预处理过程，使用互补滤波器推算航位角的方法，提出基于状态机的行驶状态判断方法，最后介绍基于不良驾驶行为频度的驾驶习惯评估机制。

第 4 章实验结果与分析，介绍实验环境与方法，通过实验结果得出汽车行驶状态检测的灵敏度和准确度，分析影响识别精度的主要因素和系统不足，并对比驾驶习惯评估结果与滴滴打车平台上的乘客评分。

第 5 章总结，归纳总结本文提出的基于智能手机的汽车行驶状态判断方法及实验结果及本文在该领域的贡献，并提出后续工作展望。

2 汽车状态检测相关技术

2.1 坐标系转换

在汽车行驶问题中，存在三个坐标系，分别是智能手机坐标系、大地坐标系和汽车坐标系。在智能手机坐标系中，以手机屏幕为基准，X轴方向水平向右，Y轴方向垂直向前，Z轴方向与屏幕垂直指向屏幕外。在大地坐标系中，X轴方向指向正东，Y轴方向指向正北，Z轴从地心出发指向天空。在汽车坐标系中，X轴方向为汽车行驶方向，Y轴方向为指向驾驶员左手方向，Z轴从地心出发指向天空。

当手机横向平放时，手机坐标系与汽车坐标系重合，手机传感器的数据能反映汽车行驶状态。然而，当驾驶员驾驶汽车时，手机摆放位置可能并未固定，导致手机坐标系与汽车坐标系存在一定的偏移角度。因此，需要将手机坐标系转换为汽车坐标系，以准确反映汽车的运动参数，文献[16]提出了一种转换方法。

2.1.1 手机坐标系转换为大地坐标系

为了解决坐标系的问题，可从方位传感器读取手机方位信息来转换坐标系，校正加速度。手机方位信息包含三个方位角，分别是：

- a) 偏航角(yaw): 围绕Y轴旋转的角度
- b) 俯仰角(pitch): 围绕X轴旋转的角度
- c) 翻滚角(roll): 围绕Z轴旋转的角度

用 $\{\alpha, \beta, \gamma\}$ 分别表示智能手机的偏航角、俯仰角、翻滚角，如图2.1所示。

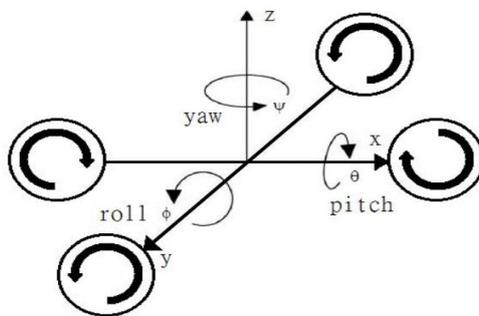


图 2.1 智能手机方位角示意图

首先计算 y 轴的单位向量在地面参照系中 3 个方向的分量。

$$\begin{cases} y_x = \cos \beta \cos \alpha \\ y_y = \cos \beta \sin \alpha \\ y_z = \sin \beta \end{cases} \quad (2.1)$$

然后求 x 轴的单位向量在地面参照系的 3 各方向的分量。

$$\begin{cases} \theta = \arccos(-\tan \beta \tan \gamma) \\ x_x = \cos \gamma \cos(\alpha + \theta) \\ x_y = \cos \gamma \sin(\alpha + \theta) \\ x_z = \sin \gamma \end{cases} \quad (2.2)$$

得到 z 轴的单位向量在地面参照系的 3 各方向的分量。

$$\begin{cases} z_x = x_y y_z - x_z y_y \\ z_y = x_z y_x - x_x y_z \\ z_z = x_x y_y - x_y y_x \end{cases} \quad (2.3)$$

最后，计算相对于地面参照系的 3 个方向的加速度

$$\begin{cases} a_{ex} = a_x x_x + a_y y_x + a_z z_x \\ a_{ey} = a_x x_y + a_y y_y + a_z z_y \\ a_{ez} = a_x x_z + a_y y_z + a_z z_z \end{cases} \quad (2.4)$$

$\{a_{ex}, a_{ey}, a_{ez}\}$ 即为手机相对于地面参照系的绝对加速度。

2.1.2 大地坐标系转换为汽车坐标系

由于大地和汽车坐标系的 Z 轴方向相同，因此只需要对 X 和 Y 轴坐标进行转换。如公式 2.5 所示，通过计算汽车与正北方向的夹角 φ 来计算汽车坐标系中加速度值。

$$\begin{cases} a_{cx} = a_{ex} \sin \varphi + a_{ey} \cos \varphi \\ a_{cy} = -a_{ex} \cos \varphi + a_{ey} \sin \varphi \\ a_{cz} = a_{ez} \end{cases} \quad (2.5)$$

2.2 人体姿态检测

随着智能手机的普及及其强大的计算能力，通过获取基于智能手机的传感器的数据，进行人员状态识别、跌倒检测目前已成为一个热门的课题。根据国内外研究，通用的方法即采集加速度传感器数据进行建模，使用 KNN 算法进行特征匹配。

人体姿态检测方法主要遵循以下 3 个步骤：

(1) 获取原始数据与预处理

获取加速度传感器、陀螺仪、地磁传感器数据，并进行预处理。文献[17-18]使用一种平均平滑法进行去噪，即计算与两个相邻数据的平均值来替换原始数据，从而减少因手机突然的掉落而产生的噪声。[17]通过使用两个滤波器来进行数据预处理，通过带通滤波器来消除低频加速度，该加速度包含了传感器关于地面的方位信息以及噪声产生的高频信号分量，从而保留了姿态发生变化时的中频信号分量；通过低通滤波器来消除行驶过程中产生的噪声并保留中频信号分量。

去噪后需进行数据分割，即把连续的数据流分割成数据片段从而进行特征提取和模型训练。数据分割方法可分为两种，一种是重叠分割，一种是不重叠分割。固定大小的无数据重叠窗口分割方法可减少计算复杂度并在按时间片检索中效率较高，被广泛用于行为识别系统，其窗口大小的选择会对识别精度产生重要影响。

文献[19]通过实验得出，随着窗口的增加，识别精度会降低。另一种无数据重叠方法是动态窗口分割方法，在这种方法中，窗口大小取决于所有传感器同时工作的时间，对于处理多模态传感器数据较为高效，然而这种方法对不同传感器分配相同的权重，结果可能不是最优。还有一种方法是使用动态窗口机制，对于不同状态之间切换时非常有效。而通过使用数据重叠方法可以减少状态切换时产生的误差。

(2) 特征提取

状态特征包括时间域特征和空间域特征。时间域特征包括平均值、最大值、最小值、标准差、方差、相关性、信号幅度区，空间域特征则主要通过快速傅立叶变换（FFT）计算，包括能量、熵、峰值时间、分级分布。

(3) 分类与识别

可采用多种分类器来进行分类，其优缺点如表 2.1 所示

表 2.1 各分类器优缺点

| 方法 | 优点 | 缺点 | 备注 |
|-----|--------------------|------------------------|----------------------|
| 分类树 | 低复杂度，易于理解和解释 | 模型难以更新，难以适应新的训练集 | 广泛应用于运动检测 [20] |
| KNN | 低复杂度，识别精度高，重新训练代价低 | 懒惰算法，内存开销大，评分慢；可解释性较差。 | 基于实例和权重分配，模式识别的重要方法 |
| HMM | 行驶状态发生变化时非常有效[21] | 应用范围较为局限 | 可动态选择高精度的传感器进行计算[22] |

文献[23]中通过对加速度传感器、陀螺仪、地磁传感器数据建模后，在 KNN 分类器的基础上使用不同的改进算法最高达到了 97% 的分类精度。各因素对精度影响如表 2.2 所示。

表 2.2 考虑不同因素对 KNN 分类器的精度影响

| 分类器 | 考虑因素 | 精度 |
|---------|------------------|-----|
| KNN 分类器 | 时间域特征（平均值、方差、偏差） | 83% |
| | 频率域特征（FFT） | 85% |
| | 考虑线性加速度（减少方位误差） | 93% |
| | 将手机坐标系转换为大地坐标系 | 97% |

2.3 有限状态机（FSM）

有限状态机 (FSM) [31]是一种用来表示有限多个状态，以及在各个状态之间达到某种触发条件时发生的转移和动作的数学模型。FSM 有下述 4 种类型的动作：

- a) 进入动作：在进入状态时发生；
- b) 退出动作：在退出状态时发生；
- c) 输入动作：依赖当前状态和输入条件发生；
- d) 转移动作：在特定转移时发生。

在描述有限状态机时，主要有“状态”、“事件”、“转换”和“动作”四种概念。“状态”反映了从系统开始到当前时刻输入的变化，“事件”表示状态变化的结果，“转移”指示着状态的变更，可用来使得转移发生的条件来描述；“动作”则是在给定时刻进行的具体活动描述。

- a) 状态（State）指某个对象在它的生命周期中出现的一种状况，处于特定状态中的对象必定满足某些条件、即将执行某个动作或者是在等待某些事件。
- b) 事件（Event）指的是在时间或者空间上占据了一定的位置，并且对状态机而言，具有特定意义的一些事情。事件通常会引起状态的变化，导致状态机从某一种状态切换到另一种状态。
- c) 转换（Transition）指的是两个状态之间包含的一种关系，表示对象将在某个状态中执行特定的动作，并将在某个事件发生的同时，以及某个特定条件满足时，进入新的状态。
- d) 动作（Action）指的是在有限状态机中可以执行的某些原子操作，即这些操作在运行的过程中，不会被其他动作所中断，而是一直执行下去。

在有限状态机的应用中，根据有限状态机是否需要输入信号可分为

- a) **Moore 型**：输出信号仅仅与当前的状态有关，而与其他的输入信号无关，即可把 Moore 型有限状态的输出视为当前状态的函数。
- b) **Mealy 型**：输出信号不仅仅与当前的状态有关，而且还与全部的输入信号有关，即可把 Mealy 有限状态机的输出视为当前状态以及所有输入信号的函数。

2.4 本章总结

本章主要介绍汽车状态检测的相关技术，包括智能手机坐标系转换成汽车坐标系的方法，人体姿态检测的基本步骤与技术手段，以及有限状态机（FSM）的基本原理。为汽车行驶状态检测系统的研究提供理论基础。

3 汽车行驶状态检测系统

3.1 系统概述

本系统使用互补滤波器融合校正来自智能手机加速度传感器、陀螺仪和地磁传感器的原始数据来提高信噪比（SNR），并推算出融合方位角，然后使用基于有限状态机（FSM）的识别方法来检测并识别汽车行驶状态。最后，基于司机出现不良驾驶行为的频度来评估其驾驶习惯。系统流程图如图 3.1 所示。

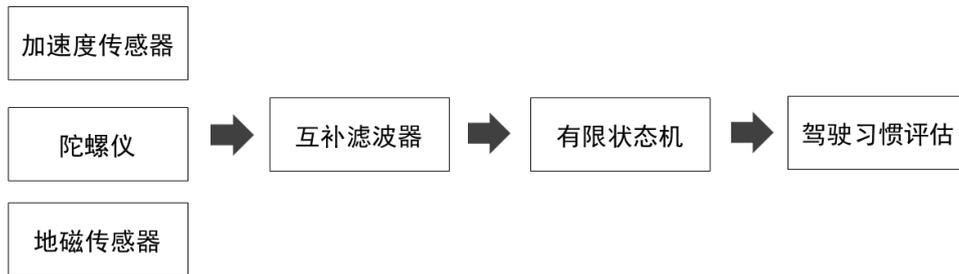


图 3.1 系统流程图

本系统检测 8 种汽车状态：加速（AC）、刹车（BR）、左转（LT）、右转（RT）、掉头（UT）、左变道（LC）、右变道（RC）、经过减速带（CB）。

3.2 互补滤波与方位角测算

使用 HTC M8 手机作为实验平台，设置采样率为 100Hz，采集加速度、陀螺仪、地磁传感器数据。采集程序如图 3.2 所示

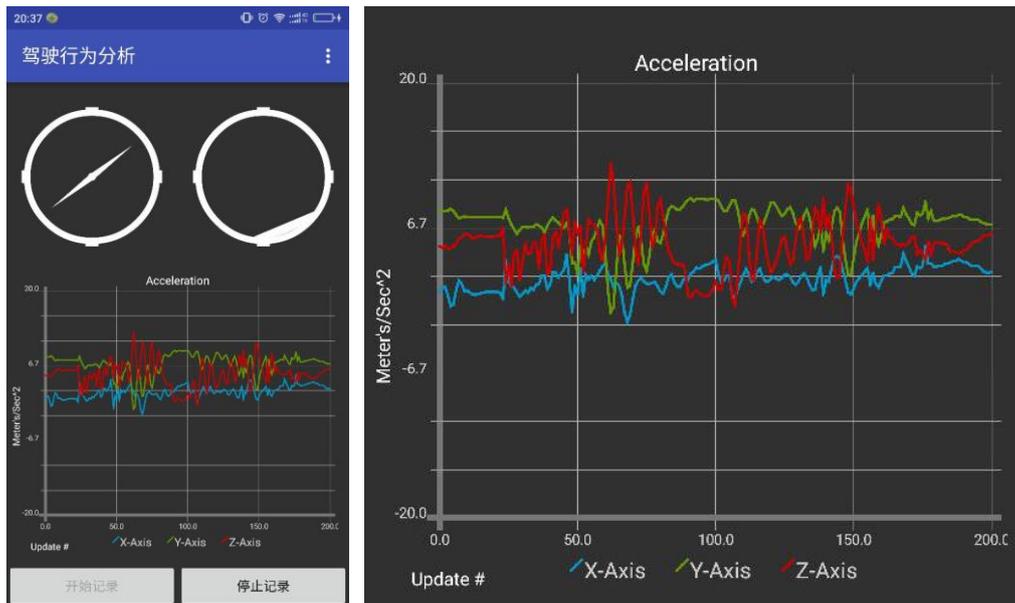


图 3.2 采集程序截图

惯性测量单元(IMU)主要包括加速度传感器、陀螺仪、地磁传感器等传感器。当汽车静止时,加速度传感器输出重力加速度的分量值,分别用 $\{a_x, a_y, a_z\}$ 表示。根据重力加速度在手机坐标轴上的分量值,可以计算出智能手机在垂直和水平方向上的倾斜角度,即俯仰角和翻滚角,分别用 β, γ 表示。

$$\begin{cases} \beta = \arcsin \frac{a_x}{g} \\ \gamma = \arcsin \frac{a_y}{g} \end{cases} \quad (3.1)$$

根据推算出来的俯仰角和翻滚角,通过地磁传感器读取磁场强度并换算到水平方向,可计算出方位角,从而得到出汽车行驶时的角度变化。分别用 $\{M_x, M_y, M_z\}$ 表示智能手机坐标系上的磁场分量。通过坐标系换算,可得到磁场在汽车坐标系水平方向的分量:

$$\begin{cases} M'_x = M_x \cos \beta - M_y \sin \beta \\ M'_y = M_x \sin \beta \sin \gamma - M_y \sin \gamma \cos \beta \end{cases} \quad (3.2)$$

从而得到加速度与磁场分量融合得出的方位角:

$$\alpha = \begin{cases} 360 - \frac{180}{\pi} \arctan \frac{M'_y}{M'_x} & M'_x > 0, M'_y > 0 \\ 180 - \frac{180}{\pi} \arctan \frac{M'_y}{M'_x} & M'_x > 0, M'_y < 0 \\ -\frac{180}{\pi} \arctan \frac{M'_y}{M'_x} & M'_x < 0 \\ 90 & M'_x = 0, M'_y < 0 \\ 270 & M'_x = 0, M'_y > 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

由于加速度传感器动态响应较慢,难以跟踪动态的角度运动,并且加速度传感器容易受到汽车行驶中高频振动的影响,计算出来的角度包含大量的噪声。加上加速度传感器测量范围的限制,仅仅使用加速度传感器和地磁传感器难以准确地测算出方位角。

陀螺仪输出的是角速度值,通过将角速度对时间积分可以得到汽车旋转的角度值。相对于加速度传感器,陀螺仪的动态响应特性良好,可以提供瞬时的动态角度变化。但由于摩擦力矩、地区差异、温度变化、碰撞等因素,陀螺仪容易在短时间内出现漂移,随着采集时间的增加,会逐渐产生累计误差。因此,需要对陀螺仪

数据进行校正。

针对加速度传感器受到高频振动和陀螺仪低频漂移的影响，通过互补滤波融合校正 IMU 数据，提高动态响应的性能和角度测量的精度，从而获得准确的方位角估测值。

融合 IMU 数据的方法主要有 2 类，一类是基于卡尔曼滤波器的滤波算法，例如扩展卡尔曼滤波[24]，无迹卡尔曼滤波[25]以及联邦卡尔曼滤波[26]。另一类为基于互补滤波器的滤波算法，包括经典互补滤波器[27]，直接互补滤波器[28]以及梯度下降互补滤波器[29]。

相对于卡尔曼滤波器，互补滤波算法不需要考虑信号的统计特性，并不需要对干扰信号进行建模，而是从频率域来区分和消除干扰。对于加速度传感器，针对设备震动产生的大量噪声，使用高通滤波器去除短时间内迅速变化的信号，保留长时间缓慢变化的数据。对于陀螺仪的数据漂移，使用低通滤波器去除低频扰动产生的误差，保留瞬时变化的角速度信号[30]，最后融合推算方位角。

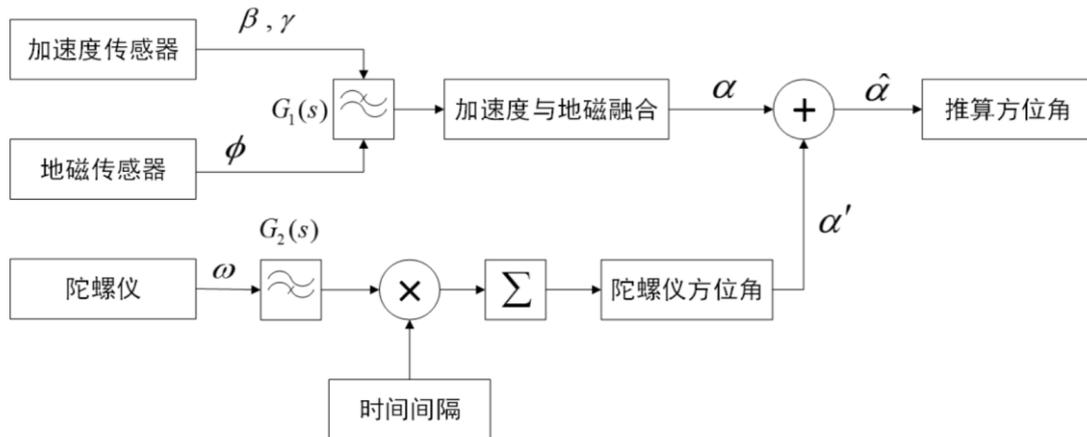


图 3.3 滤波流程图

图 3.3 为通过互补滤波器融合加速度传感器、陀螺仪、地磁传感器数据，推算方位角的流程图。其中， α 表示加速度传感器测算的俯仰角 β 和翻滚角 γ 与地磁信号 ϕ 通过低通滤波器 $G_1(s)$ 滤波后融合得出的加速度与地磁传感器融合方位角， α' 表示陀螺仪测算的角速度通过低通滤波器 $G_2(s)$ 积分后累加得出的陀螺仪方位角。融合方位角估计值 α 和 α' ，可将互补滤波推算后的方位角表示为

$$\hat{\alpha} = G_1(s)\alpha + G_2(s)\alpha' \quad (3.4)$$

其中，互补滤波器中的传递函数满足 $G_1(s) + G_2(s) = 1$ ，设 τ 为互补滤波器的时间常数， $\frac{1}{\tau}$ 为截止频率， dt 为传感器的采样时间间隔，可将 $G_1(s)$ 、 $G_2(s)$ 表示为

$$\begin{aligned} G_1(s) &= \frac{dt}{\tau + dt} \\ G_2(s) &= \frac{\tau}{\tau + dt} \end{aligned} \quad (3.5)$$

由于 $\alpha'(n) = \hat{\alpha}(n-1) + \omega(n)dt$ ，推算出方位角

$$\hat{\alpha}(n) = \frac{\tau}{\tau + dt} (\alpha'(n-1) + \omega(n)dt) + \frac{\tau}{\tau + dt} \alpha \quad (3.6)$$

通过调整滤波器的截止频率 $\frac{1}{\tau}$ ，从而实现对陀螺仪方位角和加速度与地磁融合方位角所占的权重调整。

假设手机在短时间内水平旋转 90° 后再转回初始状态，互补滤波器中传感器的数据变化及融合结果如图 3.4 所示。

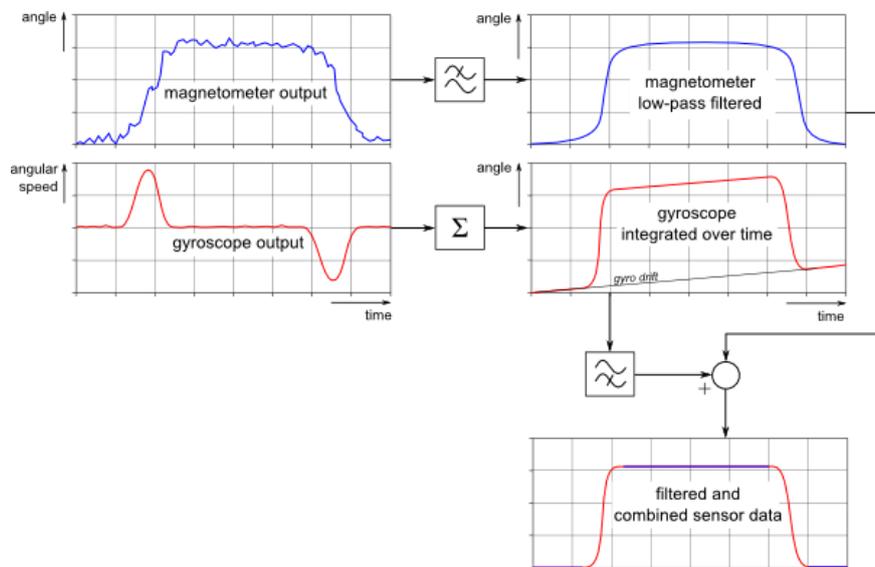
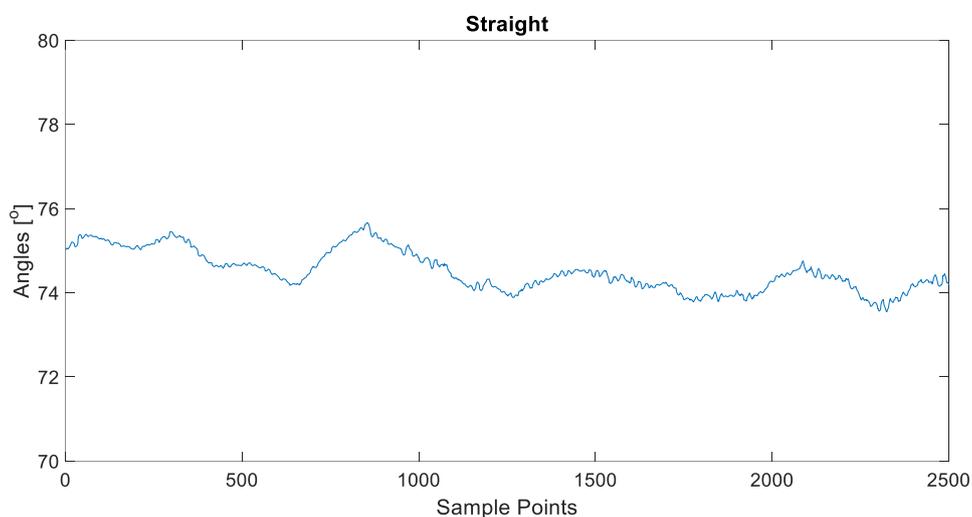


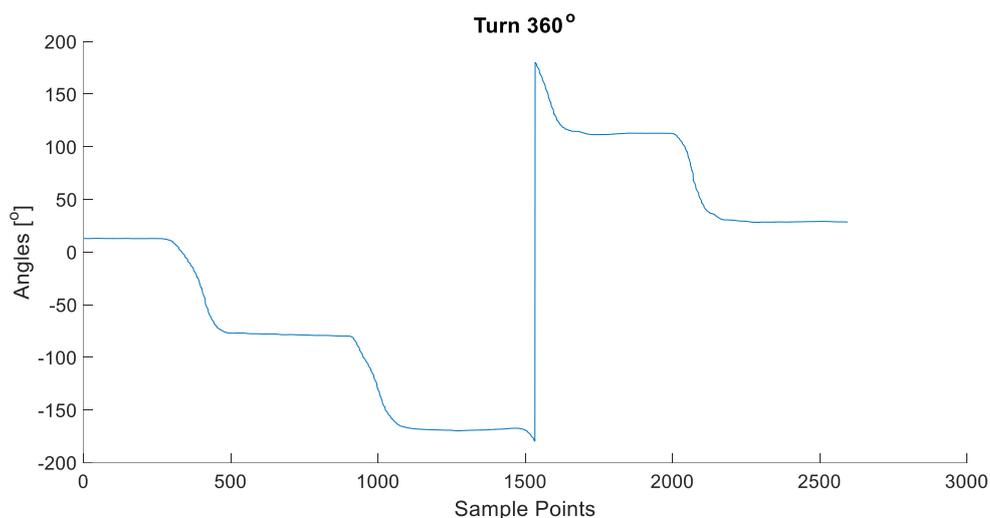
图 3.4 水平旋转 90° 时传感器数据变化

为了测试该滤波器的实验效果，使用 HTC M8 智能手机在汽车直线行驶时采集加速度传感器、陀螺仪和地磁传感器数据，采样率为 100Hz ，互补滤波器截止频率为 20Hz 。如图 3.4 (a)所示，由于路况变化以及司机的驾驶习惯，存在轻微的方向变化，但陀螺仪短时间内的变化基本不超过 2° 。除了测试直线行驶时方位角的稳定性外，测试滤波测算出来的方位角在转弯时的方向指示效果，收集并推算汽车

连续转 4 个 90° 弯而发生的角度变化，如图 3.5 (b)所示。可见推算后的方位信息能精准且平稳地反映出汽车的角度变化。其中，航位角 180° 与 -180° 实际上所表示的是同一方向，因此在方向变化时会出现一次跳变。



(a) 直线行驶方位角变化



(b) 90° 转弯行驶方位角变化

图 3.5 直线与 90° 转弯时方位角的变化

3.3 基于状态机的行驶状态检测

对于汽车行驶状态的时间序列分析，广泛采用动态时间规整（DTW）算法。然而，这种方法仅适合在小段时间的片段检测，并且需要知道状态改变的起始点，即需要人工确定不同状态之间的边界。因此，DTW 算法难以区分连续的状态变化，比如转弯后马上掉头，减速转弯等。

有限状态机是一种用于分析有限个状态以及每个状态之间发生转移和动作等

行为的数学模型，在建模应用领域得到广泛应用[31]。汽车行驶呈现出明显的时间序列特征[32]。因此，可使用有限状态机（FSM）[33]来描述汽车行驶时的运动参数，从而检测汽车状态变化，识别汽车行驶状态。识别过程分为以下四步：

a) 系统初始化

当汽车开始行驶时系统进入初始化阶段，初始化各个状态检测的阈值以及基线。汽车直线行驶时可能由于手机摆放位置的影响及其他因素，加速度数据基线可能并不是 0 m/s^2 而陀螺仪的数据在某个角度小幅波动。因此，系统预处理一段采集到的数据，通过均值滤波设置检测基线并记录，设置各个行驶事件的判断阈值，随后进入检测阶段。

b) 行驶趋势检测

行驶趋势分为三种：直行、左转趋势和右转趋势。当陀螺仪角度或者加速度发生改变时，系统计算滑动窗口内的变化量并与预先设置的阈值对比。若达到阈值则进入判定阶段。

c) 行驶事件判定

当行驶趋势发生变化时，使用决策树机制确定汽车的行驶事件：加速、刹车、左转、右转、掉头、左变道、右变道、经过减速带等。

d) 行驶趋势更新

判定行驶事件后滑动窗口并重新计算窗口中加速度和陀螺仪的阈值，并更新行驶趋势。

状态变化图如图 3.6 所示。

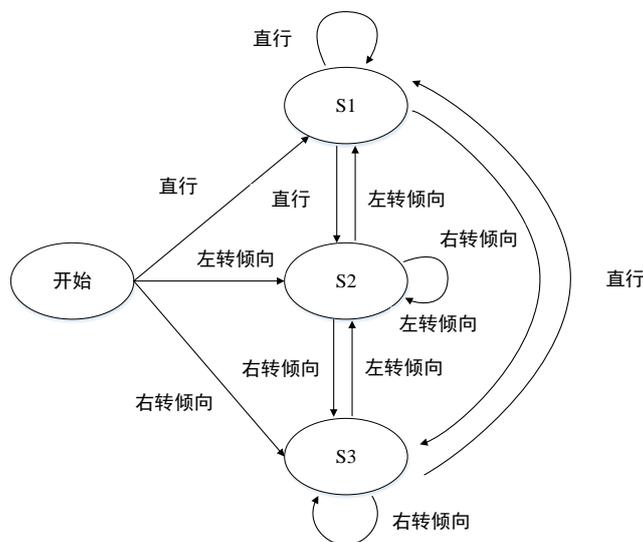


图 3.6 汽车行驶状态转换图

定义状态集{S1, S2, S3}分别代表汽车的三种行驶趋势{直行, 左转趋势, 右转趋势}。使用窗口检测的机制来检测状态变化, 根据汽车状态改变所需要的时间, 窗口长度设为 2 秒, 包含有 300 个采样点。对于每个窗口, 系统分别计算并记录窗口内累积的加速度和角度的变化量, 并与设定的阈值对比, 实时更新状态改变的趋势, 累计状态改变阈值设置如表 3.1 所示

表 3.1 累计状态改变阈值

| 行驶状态 | 加速度变化 | 方位角变化 |
|------|--|----------|
| 直行趋势 | -0.5m/s ² 至 0.5m/s ² | -5° 至 5° |
| 左转趋势 | +0.5m/s ² | -5° |
| 右转趋势 | +0.5m/s ² | 5° |

当行驶趋势发生变化时, 使用基于 FSM 的决策树分类器, 根据表 3.2 中的行驶事件检测阈值来确定转向事件 (转弯、掉头、变道), 如图 3.7 所示。由于转向事件和直行状态中都可能包含加速和刹车, 因此将加速和刹车事件与转向事件分开识别, 即在汽车行驶过程中检测加速度变化, 而不仅仅基于状态改变。加速和刹车事件通过表 3.2 加速度变化阈值判断。

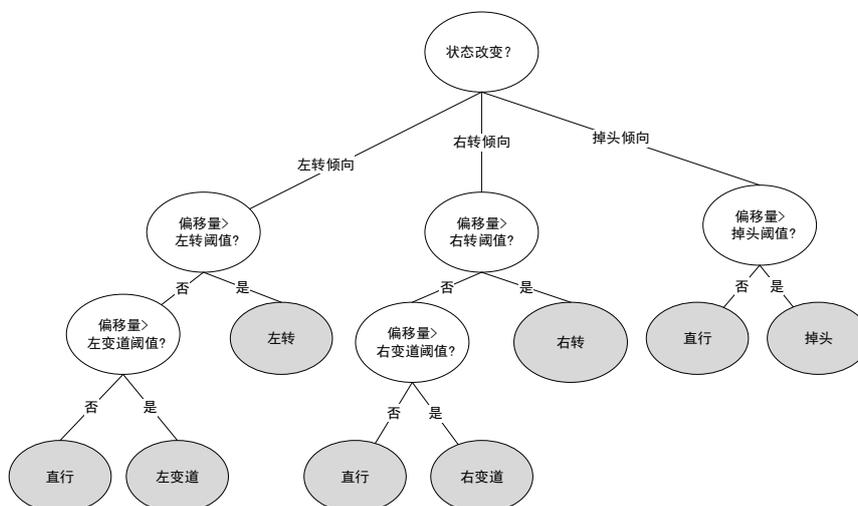


图 3.7 基于 FSM 的决策树分类方法

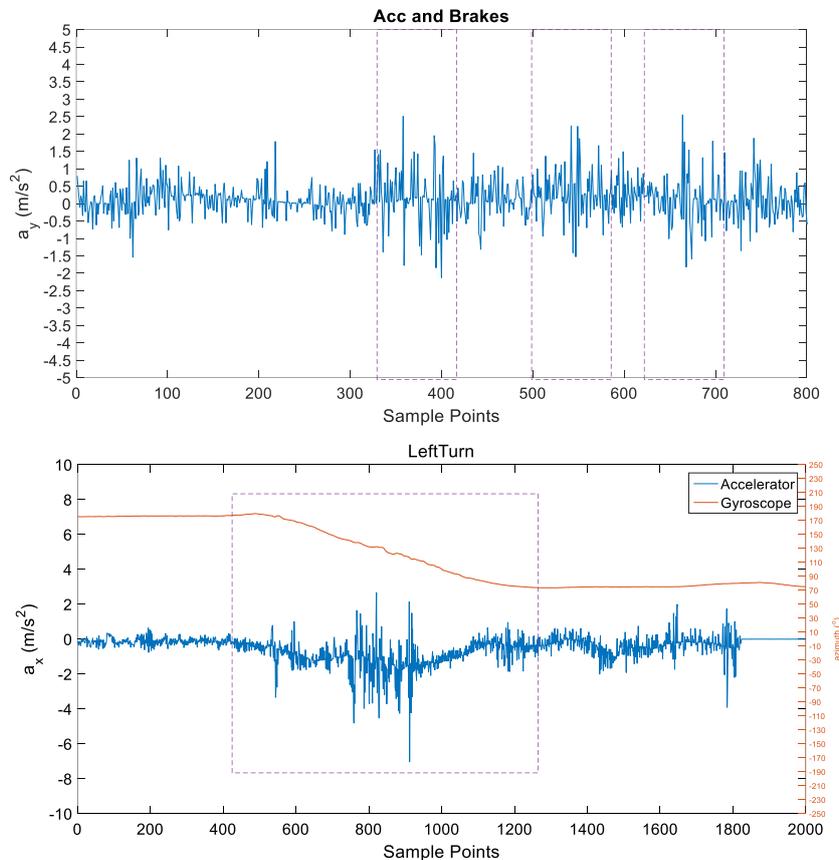
该决策树分类器分别计算滑动窗口中加速度和方位角的最大值与最小值的差值来判断汽车直行、左转和右转的行驶趋势, 若达到设定的阈值, 则更新当前行驶事件; 若未达到阈值, 则继续保持当前行驶事件。

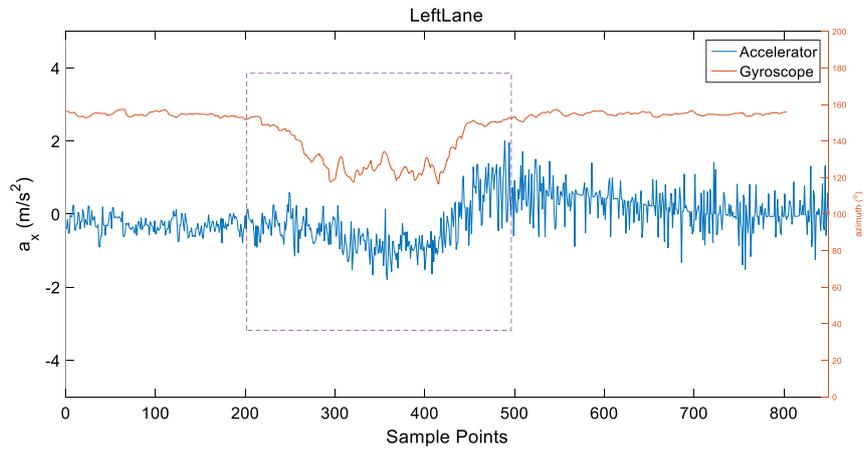
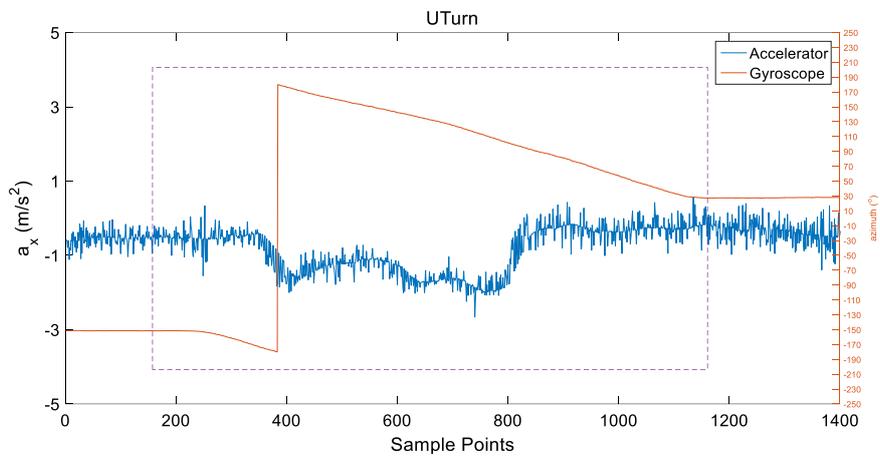
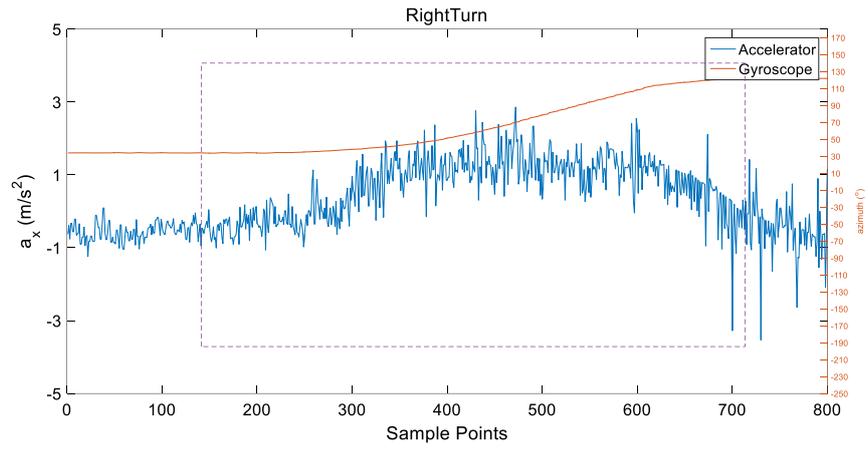
表 3.2 行驶事件检测阈值

| 行驶状态 | 加速度变化 | 方位角变化 |
|-------|---|-------|
| 加速 | +1.6 m/s ² 至 +2.7 m/s ² | / |
| 减速 | -2.7 m/s ² 至 -1.6 m/s ² | / |
| 经过减速带 | ±2.7 m/s ² | / |
| 左转 | ±0.7m/s ² | -60° |
| 右转 | ±0.7m/s ² | +60° |
| 掉头 | ±0.8m/s ² | +150° |
| 左变道 | ±0.5m/s ² | -5° |
| 右变道 | ±0.5m/s ² | +5° |

我们来看一个汽车状态连续变化时通过状态机检测的实例，汽车向同一个方向角度变化量达到 5 度时，系统认为可能会出现变道事件，如果接下来的行驶过程中，角度变化趋于稳定则判断为一个变道，如果继续变化达到 60 度判断为转弯，达到 150 度则为掉头。

使用 HTC M8 手机作为数据采集平台来采集汽车行驶时加速度、陀螺仪和地磁传感器数据，采样率设为 100Hz。使用前面提到的方法来滤波得出方位角，以加速度作为校正参数来检测该算法。特征识别结果如图 3.8 所示。





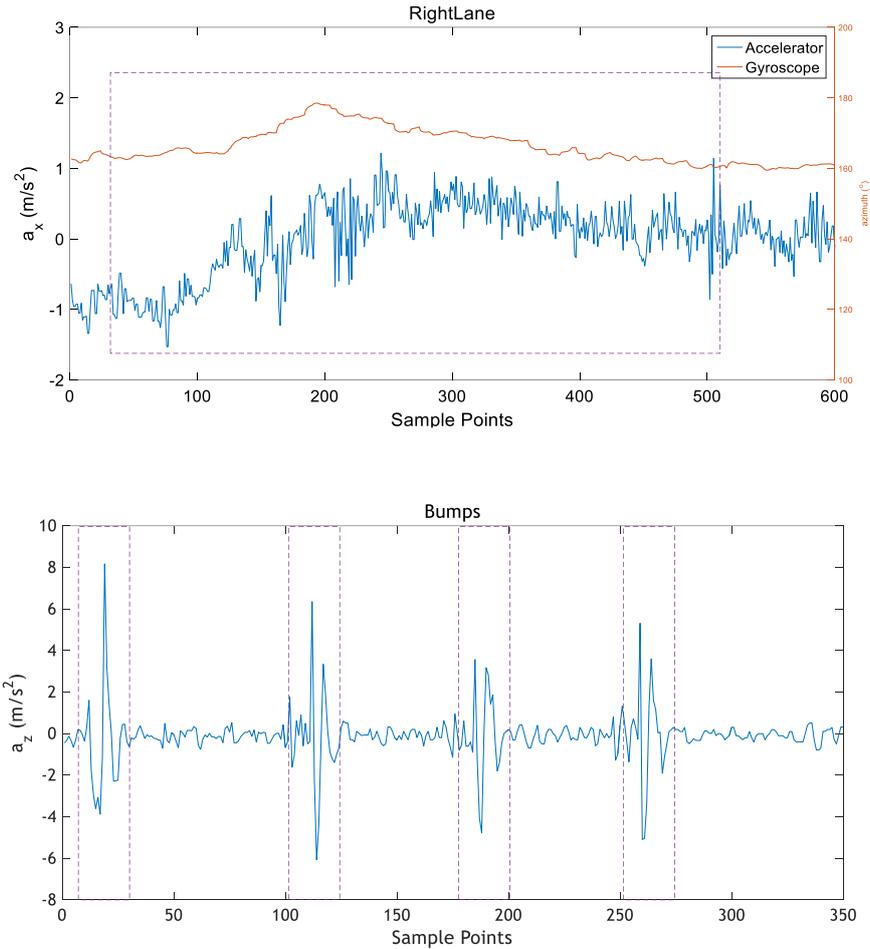


图 3.8 行驶状态样本检测结果

其中， a_x, a_y, a_z 分别表示 X 方向（水平向右）、Y 方向（水平向前）、Z 方向（垂直向上）的加速度， a 表示合加速度。

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (3.7)$$

通过大量的实验样本可观察到每个汽车行驶状态均对应不同的曲线特性：

- a) 加速刹车：Y 方向加速度出现变化，变化幅度超过 1.6m/s^2
- b) 左右转：X 方向加速度出现变化，方位角变化 $60^\circ\text{-}90^\circ$ 并稳定在最终状态
- c) 掉头：X 方向加速度出现变化，方位角变化 $120^\circ\text{-}180^\circ$ 并稳定在最终状态
- d) 左右变道：X 方向加速度出现变化，方位角变化 $10^\circ\text{-}60^\circ$ 并回到与最初方位相差不超过 5°
- e) 经过减速带：Z 方向加速度出现变化，变化幅度超过 2.7m/s^2 ，前由于汽车前后轮依次经过减速带，Z 方面的加速度曲线出现 2 个连续的波峰和波谷。

3.4 驾驶习惯评估机制

驾驶行为的监测对于司机和乘客以及其它关联方，如保险公司等，都具有非常重要的意义，汽车行驶时转弯的平稳度以及经过减速带时汽车所受到的冲击力能有效地反映出驾驶员的驾驶习惯。

确定汽车行驶状态后，通过一个评价机制来评估司机的驾驶行为。在使用有限状态机确定汽车行驶状态时，系统记录窗口中的加速度变化量和行驶事件改变频度，并将与评估标准对比判断司机是否存在安全隐患。

司机驾驶汽车出现不良驾驶行为的频度可以反映司机的驾驶平稳度和安全性。不良驾驶行为主要考虑：

- a) 加速度超过安全阈值
- b) 频繁加减速
- c) 频繁变道

定义变量 λ 代表 T （单位：小时）时间司机出现不良驾驶行为的次数 N 来评估驾驶习惯。

$$\lambda = \frac{N}{T} \quad (3.8)$$

3.5 本章小结

本章首先介绍传感器数据采集平台及使用互补滤波器来校正手机惯性测量单元（IMU）信号并推算手机所在的方位角的方法。其次，阐述有限状态机（FSM）在汽车行驶状态检测中的实际应用，包括状态和事件的定义，系统初始化阶段设置状态变化阈值并通过采集一小段初始数据确定检测基线，行驶事件检测阶段则基于滑动窗口机制的阈值检测方法和行驶事件判定阶段所采用的基于决策树的识别方法，检测 8 种行驶状态（加速、刹车、左转、右转、掉头、左变道、右变道、经过减速带）。最后，介绍了一个基于统计司机不良驾驶频度的驾驶习惯评估机制来评估司机的驾驶习惯，并将评估的结果与滴滴打车平台上的乘客评分比较。

4 实验结果与分析

4.1 实验条件

使用 HTC M8 手机作为实验平台，设置采样率为 100Hz，采集加速度、陀螺仪、地磁传感器数据。

4.2 实验过程

在武汉使用滴滴打车软件随机邀请 5 名快车司机，采集约 10 小时的驾驶数据作为样本数据，来分析本系统的实验效果。

4.3 数据处理

对于采集到的加速度、陀螺仪、地磁传感器数据，使用互补滤波器滤波并推算方位角。编写代码实现基于状态机的识别系统，分析汽车方位角和加速度的变化，确定各个时间段里汽车的行驶状态，并与实际情况对比。最后，通过记录司机出现不良驾驶行为的频度评估司机的驾驶习惯。

4.4 结果分析

表 4.1 为系统对于加速、减速、左右变道、掉头、左右转弯、经过减速带等 8 种汽车行驶状态的检测准确度。系统总体准确度为 93.25%，并能准确区分转弯和变道事件。

表 4.1 汽车行驶状态检测结果 (%)

| | 加速 | 刹车 | 左转 | 右转 | 掉头 | 左变道 | 右变道 | 减速带 | 拒识别 |
|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|
| 加速 | 95 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 |
| 刹车 | 0 | 97 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 左转 | 0 | 0 | 94 | 0 | 1 | 3 | 0 | 0 | 2 |
| 右转 | 0 | 0 | 0 | 96 | 0 | 0 | 4 | 0 | 0 |
| 掉头 | 0 | 0 | 4 | 0 | 95 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 左变道 | 0 | 0 | 4 | 0 | 1 | 89 | 0 | 0 | 6 |
| 右变道 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 90 | 0 | 5 |
| 减速带 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 90 | 10 |

由于校准推算出来的方位角能准确反映汽车的角度变化，系统可准确检测细微的状态变化和连续的驾驶事件。如图 4.1 所示，当汽车掉头后迅速向左变道能检测出来，而不会被误判为一个变道。

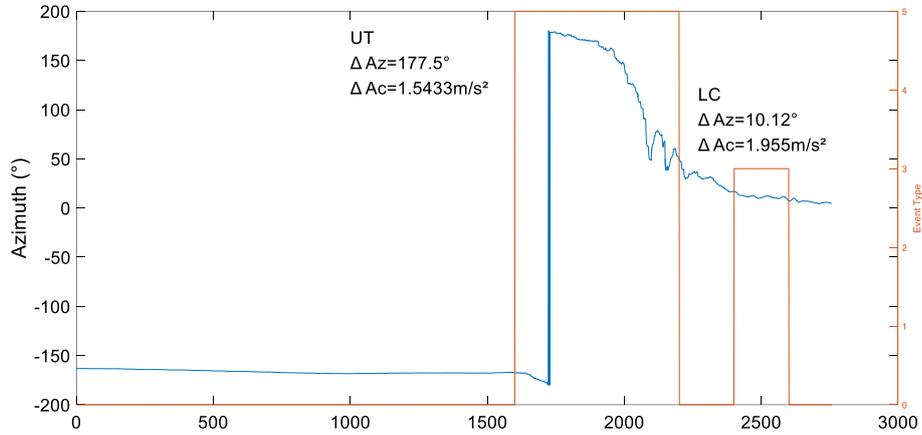


图 4.1 行驶状态样本检测结果

其中， ΔAz 和 ΔAc 分别代表检测窗口中方位和加速度的差值。

在实验过程中，主要有以下方面产生虚警率和误警率

- a) **虚警率**: 设置的检测阈值相对较低，在使用 FSM 状态机跟踪状态变化时会出现比预期更多的行驶事件。在汽车持续转弯时，可能存在一定的概率判断为掉头事件，反之亦然。如图 4.2 所示，系统识别出了一个右变道、一个左变道、一个左变道、一个右变道、一个掉头和一个左变道。而事实上，由于司机需要给其他车辆让道，在掉头前后调整过几次方向，因此被系统检测为变道。付出了过识别的代价，我们的系统可以检测连续的细行驶事件和组合事件。

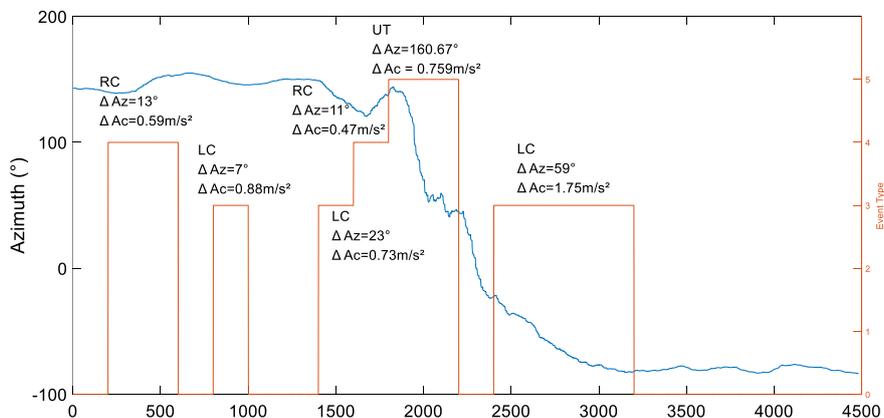


图 4.2 出现比预期更多的行驶状态

b) **误警率:** 系统采用方位角和加速度共同确定汽车的行驶状态,然而在有些时候,当汽车缓慢、平稳地变道时,尽管方位角出现了变化,而加速度变化较小,可能无法达到状态变化的阈值,从而出现误差。

最后,通过评价机制来评估司机的驾驶安全性,根据具体实验数据分析及相关文献[11]的实验结果,得出驾驶剧烈度评估和频度评估标准如表 4.2 和表 4.3。每达到一次加速度或者频度上限记为一次不良驾驶行为,以每 1 小时为单位统计累积的不良驾驶行为次数,计算司机在行驶过程中出现不良驾驶行为的频度,评估司机的驾驶习惯。

表 4.2 驾驶剧烈度评估

| 行驶事件 | 加速度上限 |
|------|----------------------|
| 加速 | 3.0 m/s ² |
| 减速 | 3.0 m/s ² |
| 左转 | 1.2m/s ² |
| 右转 | 1.2m/s ² |
| 掉头 | 0.8m/s ² |
| 左变道 | 1.5m/s ² |
| 右变道 | 1.5m/s ² |
| 减速带 | 4.5 m/s ² |

表 4.3 驾驶事件频度评估 (30s)

| 行驶事件 | 频度上限 |
|---------|------|
| 频繁变道 | 5 |
| 频繁加减速 | 5 |
| 频繁转弯或掉头 | 5 |

将 5 位司机的出现不安全驾驶行为的频度与滴滴打车平台上的订单数和客户评分对比,如表 4.4 所示。

表 4.4 评估结果

| 司机 | 不良驾驶行为频度 | 评分 | 订单数 |
|----|----------|-----|------|
| 1 | 13/hr | 4.7 | 293 |
| 2 | 1/hr | 4.9 | 1080 |
| 3 | 5/hr | 4.8 | 803 |
| 4 | 6/hr | 4.9 | 1325 |
| 5 | 8/hr | 4.6 | 169 |

根据表 4.4 绘制不良驾驶行为的频度与滴滴打车平台上客户评分的相关性曲线,如图 4.3 所示。相关系数为 0.934,呈现明显的相关性。

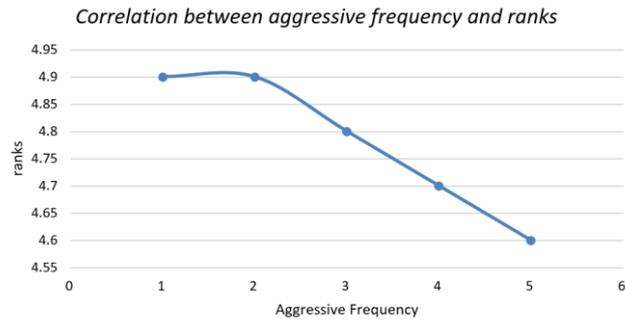


图 4.3 驾驶评估结果与订单数和评分相关性

4.5 本章小结

本章介绍了系统的实验部分，包括实验条件、实验过程、数据处理及实验分析。实验证明本系统能以 93.25% 的准确度识别 8 种汽车行驶状态，能有效区分转弯和变道事件，并可准确检测细微的状态变化和连续的驾驶事件。基于对实验过程和实验结果的观察，阐述可能会出现虚警率和误警率的因素。最后，通过实验数据评估司机的驾驶习惯，5 名司机的评估结果与滴滴平台乘客反馈评分呈明显相关性。

5 总结

本文通过在数据预处理阶段、汽车行驶状态检测算法、驾驶评估机制等方面提出新颖、有效的方法，一种更灵敏的基于智能手机 IMU 的司机驾驶行为检测方法被呈现出来。来自智能手机 IMU 的三轴加速度、陀螺仪和地磁传感器信号，经过互补滤波器滤波后，信噪比得到了提高，推算出的方位角能更精准、平稳地反映出汽车行驶时的角度变化。基于滑动窗口和决策树检测机制，有限状态机 (FSM) 组成的分类器可以更准确地识别出 8 种行驶状态，包括加速、刹车、左转、右转、掉头、左变道、右变道、经过减速带等。最后，提出了简单的评价模型，评估司机的驾驶习惯。为了验证算法的有效性，5 名来自滴滴公司的司机被邀请参与测试，测试数据达到 10 小时。实验结果显示本系统能准确检测 93.25% 的驾驶事件，能有效区分转弯和变道事件，并可准确检测细微的状态变化和连续的驾驶事件。对于司机驾驶习惯的评价，5 名司机的评估结果与滴滴平台查询到的乘客反馈评分呈现明显的相关性。

本文在该领域的贡献包括如下三个方面：

- a) 使用互补滤波器来校正 IMU 信号并计算手机方位，使得手机传感器数据能精确反映汽车的状态变化，从而可以检测到细微的方位变化。
- b) 为了准确识别 8 种汽车行驶状态，准确区分变道和转弯，从汽车状态改变的角度，提出一个基于有限状态机 (FSM) 的汽车行驶状态检测系统。
- c) 为了分析司机的驾驶习惯，设计一个驾驶习惯评估机制对司机进行考核。在未来的工作中，将主要从以下角度对系统进行改进：

- a) 使用自适应窗口大小机制来检测窗口内加速度、方位角的变化。通过这种方式，来有效提高长时间的掉头、转弯等状态检测的准确度。比如，在司机掉头过程中，需要给其他车辆让道或者弯道较大，固定的窗口机制难以准确检测，可能会将长时间掉头判定为两个连续的转弯。
- b) 增加阶数，完善识别模型。目前对变道的检测主要基于角度阈值变化，而变道时间上是从某个角度小幅度变化为另一个角度，再回到初始角度的过程。系统并未考虑回到初始角度阶段所产生的状态变化，通过对该特征进行识别，能更为有效地区分变道和转弯事件。
- c) 收集更多数据，进一步完善模型，识别更多的行驶状态，比如起步、换挡、熄火等。并完善司机考核评估机制，更加准确有效地评估司机的驾驶习惯。

参考文献

- [1] 冷希. 苹果首次投资国内企业 滴滴打车获 10 亿[EB/OL]. <http://mobile.it168.com/a2016/0513/2637/000002637040.shtml>, 2016-05-13.
- [2] 韩元佳. 专车乱象丛生 看滴滴快的等平台如何应对[EB/OL]. http://tech.ifeng.com/a/20150505/41074868_0.shtml, 2015-05-05
- [3] Toyota, "Numerous Benefits of Eco Driving," 2009.
- [4] Ghose, Avik, et al. "An enhanced automated system for evaluating harsh driving using smartphone sensors." International Conference on Distributed Computing and NETWORKING ACM, 2016.
- [5] "How snapshot works," 2011. [Online]. Available: <http://www.progressive.com/auto/snapshot-how-it-works.aspx>
- [6] Ghose, Avik, et al. "An enhanced automated system for evaluating harsh driving using smartphone sensors." International Conference on Distributed Computing and Networking ACM, 2016.
- [7] D. A. Johnson, and M. M. Trivedi. "Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform." International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems IEEE, 2011:1609-1615.
- [8] Zhao, Hongyang, et al. "Join driving: A smart phone-based driving behavior evaluation system." GLOBECOM 2013 - 2013 IEEE Global Communications Conference 2013:48-53.
- [9] H. Eren, S. Makinist, E. Akin and A. Yilmaz, "Estimating driving behavior by a smartphone," Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012 IEEE, Alcala de Henares, 2012, pp. 234-239.
- [10] R. Araujo, A. Igreja, R. de Castro, and R. Araujo, "Driving coach: A smartphone application to evaluate driving efficient patterns," in Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp. (IV), June 2012, pp. 1005–1010.
- [11] M. Fazeen, B. Gozick, R. Dantu, M. Bhukhiya, and M. Gonzalez, "Safe driving using mobile phones," IEEE Trans. Intell. Transport. Syst., vol. 13, no. 3, pp. 1462–1468, 2012.
- [12] S. Daptardar, et al. "Hidden Markov Model based driving event detection and driver

- profiling from mobile inertial sensor data." *Sensors IEEE*, 2015.
- [13]Z. Chen, J. Yu, Y. Zhu, Y. Chen and M. Li, "D3: Abnormal driving behaviors detection and identification using smartphone sensors," *Sensing, Communication, and Networking (SECON)*, 2015 12th Annual IEEE International Conference on Seattle, WA, 2015, pp. 524-532.
- [14]D. A. Johnson, and M. M. Trivedi. "Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform." *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems IEEE*, 2011:1609-1615.
- [15]R. Araujo, A. Igreja, R. de Castro, and R. Araujo, "Driving coach: A smartphone application to evaluate driving efficient patterns," in *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symp. (IV)*, June 2012, pp. 1005–1010.
- [16]S. Kozina, H. Gjoreski, M. Gams, and M. Lustrek, Efficient activity recognition and fall detection using accelerometers, in *Evaluating AAL Systems Through Competitive Benchmarking*, Springer, 2013, pp. 13-23.
- [17]A. M. Khan, Y.-K. Lee, S. Y. Lee, and T.-S. Kim, A triaxial accelerometer-based physical-activity recognition via augmented-signal features and a hierarchical recognizer, *Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, no. 5, pp.1166-1172, 2010.
- [18]E. Garcia-Ceja and R. Brena, Long-term activity recognition from accelerometer data, *Procedia Technology*, vol. 7, pp. 248-256, 2013.
- [19]L. Wang, T. Gu, X. Tao, and J. Lu, A hierarchical approach to real-time activity recognition in body sensor networks,*Pervasive and Mobile Computing*, vol. 8, no. 1, pp. 115-130, 2012.
- [20]P. Siirtola and J. Roning, Recognizing human activities user-independently on smartphones based on accelerometer data, *International Journal of Interactive Multimedia & Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 5, pp.38-45, 2012.
- [21]J. Lester, T. Choudhury, and G. Borriello, A practical approach to recognizing physical activities, in *Pervasive Computing*, Springer, 2006, pp. 1-16.
- [22]P. Zappi, C. Lombriser, T. Stiefmeier, E. Farella, D. Roggen, L. Benini, and G. Troster, Activity recognition from on-body sensors: Accuracy-power trade-off by dynamic sensor selection, in *Wireless Sensor Networks*, Springer, 2008, pp. 17-33.

- [23] YE, Ustev, O, Durmaz, Incel, C, Ersoy. User, device and orientation independent human activity recognition on mobile phones: Challenges and a proposal[C]. Acm Conference on Pervasive & Ubiquitous Computing Adjunct Publication, 2013: 1427-1436
- [24] TARHAN M, ALTUG E. EKF based attitude and stabilization of a quadrotor UAV using vanishing points in catadioptric images[J]. Journal of Intelligent and Robotic System, 2011, 62(3/4): 587-607. 2011
- [25] MARINA H G, ESPINOSA F, SANTOS C. Adaptive UAV attitude estimation employing unscented Kalman filter, FOAM and low-cost MEMS sensors[J]. Sensors, 2012, 12(7): 9566-9585. 2012
- [26] Long Zhao, "Federated Adaptive Kalman Filtering and its application," Intelligent Control and Automation, 2008. WCICA 2008. 7th World Congress on Chongqing, 2008, pp. 1369-1372.
- [27] EUSTON M, COOTE P, MAHONY R, et al. A complementary filter for attitude estimation of a fixed-wing UAV[C]. Nice, France: 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and system, 2008: 340-345. 2008
- [28] ROBERT M, TAREK H, JEAN-MICHEL P. Nonlinear complementary filters on the special orthogonal group[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2008, 53(5): 1203-1218. 2008
- [29] SEBASTIAN O H, MADGWICK, ANDREW J L, et al. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm[C]. Switzerland: 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics. 2011
- [30] 边群星, 陈锟, 陈郑洲. 基于互补滤波器的两轮平衡车姿态角度测量[J]. 电子设计工程, 2014(18): 55-58.
- [31] 谭超. 有限状态机及其应用[D]. 广州: 华南理工大学, 2013. Tan Tong chao. Finite state machine and its application[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2013
- [32] S. Daptardar, et al. "Hidden Markov Model based driving event detection and driver profiling from mobile inertial sensor data." Sensors IEEE, 2015.
- [33] Schneider, Fred B. "Implementing fault-tolerant services using the state machine approach: A tutorial." ACM Computing Surveys (CSUR) 22.4 (1990): 299-319.

致谢

大学四年，俯仰之间。感悟良多，离别不舍。佛说：“每个人所见所遇到的都早有安排，一切皆缘。缘起缘灭，缘聚缘散，皆为天意。”

在本科阶段，艾浩军老师是我的科研启蒙老师，也是我最想感谢的恩师。大一暑假有幸进入艾老师实验室，参与课题研究，艾老师的循序善诱使得我对科研产生了浓厚的兴趣，对自己专业也有了一定的认识。在实验室的经历中，我的专业素养不断提高并走上了学术之路。艾老师能够在思想和生活上，认真倾听学生的想法，从自己的人生经历和专业实践方面言传身教，让我自觉地积极向上，体会一份耕耘一份收获。

本文是在艾老师的悉心指导下完成的，从题目拟定、方案选择到算法攻关、论文撰写，整个过程倾注了艾老师大量的时间和心血。导师指导我修改论文到晚上十二点，依然记忆犹新。“老师的本职工作是培养学生”，艾老师渊博的专业知识、严谨的科研态度、开阔的视野以及实事求是的态度深深触动了我，对我今后的人生道路产生深远的影响，令我终身受益。“鹤发银丝映日月，丹心热血沃新花”。值此论文完成之际，再次衷心感谢导师对我的耐心指导！

在三年的科研工作期间，感谢王琦璠、刘振华、薛静远、马方方、李祖超等实验室成员的团结合作，一起探讨研究令我收获颇丰。感谢辅导员韩笑老师，给予了我充分的帮助，让我能够专心学习，潜心学术。感谢武汉大学 IBM 学生技术俱乐部，让我两年的社团生涯充满归属感和荣誉感。感谢我的室友张文杰和李攀，相互支持，互相勉励，共度四年韶华。感谢我的女朋友李璐，感谢你的鼓励与支持，让我保持饱满的斗志，大步向前。

最后，衷心感谢我的父母，他们多年来无私的关怀、悉心的培养和多年来对我的一贯支持与鼓励让我在人生道路上不断的前进。

“逝者如斯夫，不舍昼夜”。人之一生，沧海一粟，不断跟过去的自己告别，也难免有与你们的分离。一路上，感谢你们的陪伴，感谢命运让我们相遇！

感谢岁月，于世间之欢愉与悲苦，许以宽宏。

附录 A：本科期间发表的学术论文

- [1] 张倬胜, 艾浩军, 薛静远, 马方方, 章尹圣原. 基于 iBeacon 的精细室内定位方法研究[J]. 地理信息世界, 2015, 22(2):26-30.
- [2] 张倬胜, 艾浩军, 薛静远, 马方方, 章尹圣原. 基于 iBeacon 定位技术的智慧图书馆[J]. 电子产品世界, 2015, 22(1): 16-21.
- [3] Mang Ye, Bingyue Huang, Lei Yao, Jian Qin, Jian Guan, Xiao Wang, Bo Luo, Zheng Wang, Dongjing Liu, Zhuosheng Zhang, Su Mao, Chao Liang. WHU-NERCMS at TREVCID 2014:Instance search task. Participant Notebook Paper , TRECVID, 2014.

附录 B：本科期间参加的科研项目

- [1] 国家科技支撑计划项目：位置传感网与全息位置地图关键技术及其应用（2012BAH35B00）
- [2] 湖北省科技支撑计划项目：公共服务中的室内外一体化定位关键技术与示范（2014BAA153）
- [3] 武汉大学大学生科研项目：基于视频的实例图片检索（S2014634）

附录 C：本科期间获得的主要荣誉与奖项

- [1] 2015 年度“中国大学生自强之星”
- [2] CCF（中国计算机学会）优秀大学生
- [3] 武汉大学十大“自强之星”
- [4] 武汉大学“珞珈十大风云学子”入围奖
- [5] 武汉大学 IBM 俱乐部终身荣誉奖
- [6] 2015 年“TI 杯”全国大学生物联网设计竞赛全国总决赛一等奖
- [7] 2015 年全国大学生信息安全大赛二等奖
- [8] 2014 年“TI 杯”全国大学生物联网设计竞赛全国总决赛一等奖
- [9] 第二十三届全国大学生数学建模大赛湖北赛区二等奖
- [10] 第七届华中区大学生数学建模邀请赛三等奖
- [11] 首届 IBM 移动创新应用挑战赛优秀奖
- [12] 第二十届湖北省翻译大赛优秀奖

