

单位代码： 10293 密 级： _____



南京邮电大学

硕士学位论文

论文题目： 基于无线传感器网络的高精度定位技术研究与应用

学 号	<u>Y001090410</u>
姓 名	<u>刘科峰</u>
指 导 教 师	<u>张 理 云 高级 工 程 师</u>
学 科 专 业	<u>通 信 与 信 息 系 统</u>
研 究 方 向	<u>IP 与 宽 带 网 络 技 术</u>
论 文 提 交 日 期	<u>2012 年 3 月 27 日</u>

南京邮电大学学位论文原创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得南京邮电大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

本人学位论文及涉及相关资料若有不实，愿意承担一切相关的法律责任。

研究生签名：_____ 日期：_____

南京邮电大学学位论文使用授权声明

本人授权南京邮电大学可以保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子文档；允许论文被查阅和借阅；可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索；可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编本学位论文。本文电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。论文的公布（包括刊登）授权南京邮电大学研究生院（筹）办理。

涉密学位论文在解密后适用本授权书。

研究生签名：_____ 导师签名：_____ 日期：_____

南京邮电大学

硕士学位论文摘要

学科、专业： 工学 通信与信息系统

研究方向： IP 和宽带网络技术

作者： 2009级硕士研究生 刘科峰 指导教师： 张理云

题目： 基于无线传感器网络的高精度定位技术研究与应用

英文题目： Research and application of high-precision positioning technology based on wireless sensor networks

主题词： 车辆定位， 里程表， 扩展卡尔曼滤波， 渐消因子

Keywords: Vehicle location, Odometer, Extended Kalman filter, Fading factor;

摘要

智能交通已成为将来交通系统发展的方向，它结合了现代通信、信号、控制等多种技术。智能交通的应用将使人们的出行变得更加便捷，它将对现代交通的各个方面产生深远的影响。定位是智能交通的重要功能之一，目前，已有很多种定位技术，例如卫星全球定位系统、基于手机基站的定位系统等，本文目的是研究适合于智能交通系统的车辆定位方法。

本文利用 ZigBee 技术组建无线传感器网络，通过 TDOA 技术进行测距初步定位，采用改进的扩展卡尔曼滤波技术对车辆的位置做出最终定位。为了提高算法定位的精度，将车辆行驶的路程信息即从车辆的里程表系统中所获取的数据作为卡尔曼观测方程中的一项观测量，为了增强系统定位的稳定性将渐消因子引入算法中并进行了改进。在仿真阶段将没有利用里程表观测量的算法与利用此观测量的算法的定位结果进行了详细的对比，最终结果表明本文算法的定位精度相对于没有利用里程表数据的定位算法有显著的提高。

关键字：车辆定位，里程表，扩展卡尔曼滤波，渐消因子；

ABSTRACT

Intelligent Transportation has become the development trend of future traffic, which uses a variety of electronic communication technologies, combined with the image, automation and other technology. Intelligent transportation application will allow people to travel more convenient, it will have a profound impact on various aspects of modern-pass. Positioning is one of the important functions of the Intelligent Transportation. Currently, there are a variety of positioning technologies, such as satellite global positioning systems, positioning systems based on mobile phone base station, the purpose of this paper is for intelligent transportation systems, vehicle location method.

The formation of wireless sensor networks using ZigBee technology, TDOA technology ranging Mapping extended Kalman filter using the improved position of the vehicle to make a final positioning. Introduced in order to improve the localization accuracy of algorithms, data obtained by the information of the vehicle away from the vehicle's odometer system as a concept of measurement in the Kalman observation equation in order to enhance the stability of the system positioning fading factor algorithm and improved. In the simulation stage, using the algorithm of odometer measurements and the positioning of this concept of measurement algorithms to the results of a detailed comparison, the end result showed that the positioning accuracy of the proposed algorithm is significantly improved compared to the odometer data location algorithm .

Key Words: Vehicle location, Odometer, Extended Kalman filter, Fading factor;

目录

摘要	I
ABSTRACT	II
目录	III
第一章 绪论	1
1.1 课题研究的背景	1
1.2 定位技术的发展及目前的研究现状	2
1.3 论文结构	3
第二章 无线传感网定位技术	4
2.1 近距离的无线通信技术简介	4
2.1.1 WLAN 技术	4
2.1.2 蓝牙技术	4
2.1.3 UWB 技术	5
2.1.4 射频识别技术简介	5
2.1.5 ZigBee 技术	6
2.2 定位技术介绍	9
2.2.1 卫星定位系统简介	9
2.2.2 基于蜂窝移动通信网络的手机定位系统[30]	10
2.3 基本的定位算法	11
2.3.1 不需要测量距离类的定位算法[31]	12
2.3.2 需通过测量距离来进行定位的算法	12
2.4 随机线性离散系统的卡尔曼滤波算法	16
2.4.1 随机线性离散卡尔曼滤波系统的模型	16
2.4.2 卡尔曼滤波算法中的状态量及观测量	19
2.5 里程表信息用于定位	22
第三章 基于里程表的改进扩展卡尔曼滤波算法	25
3.1 扩展卡尔曼滤波算法	25
3.1.1 扩展卡尔曼滤波[36]	25
3.1.2 随机非线性离散系统的标称状态线性化卡尔曼滤波	25

3.1.3 随机非线性离散系统的扩展卡尔曼滤波	28
3.2 改进的扩展卡尔曼滤波算法[39]	30
3.3 基于里程表的改进的扩展卡尔曼滤波算法的实现	32
第四章 模拟实验论证	35
4.1 模拟实验仿真环境介绍	35
4.2 初步定位	36
4.3 扩展卡尔曼滤波的仿真实验及分析	37
4.4 车辆运动中极端情况的处理	47
4.5 本章总结	50
第五章 总结及展望	51
参考文献	52
致谢	54

第一章 绪论

1.1 课题研究的背景

便利的交通运输是国民经济快速发展和社会稳定繁荣的必要条件,对交通运输来说最基本的要求就是安全,因为它涉及到人身和财产的安全,社会生产的稳定,所以各国政府以及社会各界都对交通安全给予高度重视。

据权威部门预测,按当前人们购买汽车的增长速度,在未来的十年之内,在我国公路上行驶的汽车数量将激增到 1.3 亿辆^[1]。道路面积和汽车数量的增长速度严重不协调^[2]。图 1.1 所表示的是北京市近几年来来的机动车数量增长趋势图。



图 1.1 北京市机动车数量增长趋势图 (单位: 万辆)

各国的相应职能部门为了提高道路的安全状况,从政策、法律、管理和技术等方面采取各种可行的措施,智能交通技术就是其中重要的举措之一,也是未来在这方面发展的重点^[3]。它融合了先进的信息处理技术、通讯传输技术、传感器技术、控制技术以及计算机技术等于一体形成了用于整个地面交通管理的统一系统,该系统能够在更大的范围内发挥整体协调作用它将在提高现代交通管理效率的基础上使其更加具有实时性和准确性^[4]。智能交通以现代电子信息技术为基础来改善交通运输系统服务质量,它在城市交通中的应用主要体现在交通信息的采集、交通控制和诱导等方面,通过对交通信息的有效使用来提高交通系统的效率。智能交通系统的主要研究对象是道路和车辆定位,以智能交通技术为基础的新一代交通运输系统显著地提高了道路运输效率、利用效率和安全性。在世界上较发达的地区,智能交通系统技术已经不仅仅用于缓解交通的拥堵,它还被用来提高道路行驶的可靠性、安全性、高效性、驾驶舒适性和减少环境

污染^[5]。经济的不断快速发展也使许多交通问题相继出现并日益严重，如交通拥挤频度增加、交通事故数量剧增等，这些问题急需得到有效的处理，而传统的拓建道路面积等措施受到多种因素的制约已经无法从根本上解决现代的交通问题。经研究发现，在有效的利用智能交通技术提高道路管理水平的基础上可使每年因交通事故而死亡的人数减少 30%以上，并且能够大大提高交通工具的利用效率^[6]。

1.2 定位技术的发展及目前的研究现状

早在公元前的十一世纪，古老的中国人已经开始使用烟雾信号来传递信息并用以寻找到回家的路；在公元前 3200 年，人们利用天体导航，通过测量太阳或星体的角度，领航员用数学知识计算出自己所在的坐标；公元前 1000 年，人们将某品种的野鸽经过驯养后用于传信，这主要应用在信使服务和自我导航上；公元 1100 年到公元 1200 年间，航海家们利用指南针来确定最终的前进方向；随着无线电的发现，在二十世纪的前十年，通过测量无线电信号的强度，飞机、轮船和部队可以远距离的估算出自己的大概位置；二十世纪六十年代 GPS 定位系统出现，它利用卫星通信技术来对地面上的物体进行定位。本段以上部分简要介绍了人类以前在定位方面的主要探索和尝试。

据有关资料表明，早在二十世纪的八十年代西方科学技术发达国家就已经开始对车辆的定位进行研究探索了，但由于当时技术发展水平的限制，在这方面始终没能够有很大的成就。一直到二十世纪末，当通信技术有了很大的发展以及全球定位系统技术的普遍使用，交通车辆定位技术的研究才得到较大的进步^[7]。近几年，我国也在智能交通方面进行了大量的研究工作，但大部分是利用 GPS 技术的，由于 GPS 的技术成本较高，加之后期的维护费用也不低^[8]，因此，有必要引进其它无线通信技术运用于智能交通领域。无线传感器网络无论从技术特性、网络结构、系统成本等方面都非常适合于智能交通的应用^[9]，因而，在上个世纪九十年代中后期，随着传感器技术的发展，越来越多的研究机构开始对无线传感器网络进行深入的研究。

目前，将无线传感器网络应用于智能交通系统中的研究工作还处在初步阶段，但已经有相当多的针对智能交通中各种问题的处理方案涌现出来，相信当智能交通系统真正普及时，人们的生活定会发生巨大的变化。

1.3 论文结构

本文主要研究利用无线通信技术组建无线传感器网络来实现车辆在公路上行驶时的定位等问题。此课题已经有很多学者曾经研究过，本文试图在前人研究的基础上提高车辆定位的精度。本论文的具体安排是：

- 第一章：绪论；
- 第二章：无线传感网传感器定位技术；
- 第三章：基于里程计的扩展卡尔曼滤波；
- 第四章：模拟实验论证；
- 第五章：总结及展望；

文章的第一章是绪论部分，主要介绍本文所研究的课题即智能交通中的车辆定位技术、此课题的研究背景以及定位技术的发展介绍；第二章按照本文后面章节的需要，分别介绍了无线传感器网络中的一些基本技术和基本的定位算法，其中有一些常用的近距离的无线通信技术，这些技术都可能用来组建无线传感网络，随后介绍了一般比较常用的定位算法以及基本的卡尔曼滤波算法；第三章是本文的重点章节之一，这一章详细介绍了本文的算法思想以及具体的理论推导过程，其中包括如何将里程表数据信息引入到本文的算法中以及如何选取扩展卡尔曼滤波算法等。第四章是本文的仿真论证部分，本章将对前面的章节提出的解决方案进行仿真论证，通过实际的数据来对本文的结论进行判断。第五章是本文的最后一章，主要是对本文做的工作进行简单的总结以及对以后的本文以后的工作进行合理性的展望。

第二章 无线传感网定位技术

无线传感器网络是由具有通信与计算能力的若干个传感器节点不按一定的规律分布通过自动组建网络而实现的一种智能网络^[10]。无线传感器网络能够在无人工看守的状态下根据具体的环境情况完成预先安排的任务。无线传感网技术的各种应用涉及到人们生活的方方面面, 研究学者们认为无线传感器网络技术将会成为近几十年来重要的科技创新之一。无线传感器节点可完成目标的检测、识别、坐标判断和实现本地操控执行器等功能^[11]。无线传感网具有显著的特点, 如分布无特定要求, 可自动相互通信组成网络组, 适应环境的能力非常强等。这些特点使该技术得到广泛的应用, 例如在军事方面的应用^[12], 在医疗方面的应用、在智能交通方面的应用、在家庭装备方面的应用^[13]、在环境保护与检测等方面的应用^[14]。在比较危险的场合如灾难拯救^[15]等方面该技术的应用保证了人员的生命和部分财产的安全, 将大大降低灾难所带来的损失。

2.1 近距离的无线通信技术简介

2.1.1 WLAN 技术

802.11 标准最初的业务很简单只是用于数据的存储与转发方面, 当时主要用来实现局域网中用户终端和用户终端之间的相互无线连接。近几年逐渐兴起的 Wi-Fi 技术俗称无线宽带, 可以利用该技术组建无线传感网并应用于智能交通等多种领域^[16], 现在 802.11 在很多场合已经被统称为 Wi-Fi。

Wi-Fi 具有如下的技术特点^[17]:

Wi-Fi 工作在 2.4GHz 频段, 最高支持 54Mbps 的速度(其中 802.11N 可达到 600Mbps 的速度)。设施简单, Wi-Fi 是通过设置“热点”来使移动设备连接到网络上的, 因此, 只需在需要的地点安装“热点”即可。Wi-Fi 技术的传输距离也很可观, 一般可以达到 100 米以上。

2.1.2 蓝牙技术

蓝牙技术的应用使得日常电子通信产品之间的相互通信发生了巨大的变化, 各种繁琐的数据线被人们抛弃。蓝牙技术可以实现两通信设备在近距离范围内数据的无线传输, 这里的近距离一般指的是 10 米的范围内。蓝牙技术的出现扩大了无线通信的市场, 同时也促进了无

线通信技术的不断发展。

蓝牙技术的特点^[18]：

典型的蓝牙技术使用分散式的网络拓扑结构，相对于其它技术采用更短的数据包传输技术。蓝牙通信采用跳频技术使得蓝牙技术与其它技术相比保密性更好。蓝牙技术使用的频段是全球免费的公共ISM频段即2.4GHz, 可实现单点与单点之间和单点与多点之间的相互通信。典型的蓝牙采用时分双工的方式传输数据，传输速率为1Mbps，这样的传输速率已经能够满足大多数情况下的通信需要，但有少部分的应用需要更高的传输速率，因此新一代的蓝牙技术也正在这方面不断努力^[19]。

蓝牙技术如今得到广泛的支持，功能不断丰富，越来越多的电子类产品都逐渐具有了蓝牙通信的功能，诸如，可以通过手机互相传输文件，通过手机播放音乐到蓝牙耳机，蓝牙鼠标让鼠标终于可以摆脱电线的束缚等。随着更多关于蓝牙技术的新应用不断涌现，人们将切实体会到该技术所带来的诸多便利。

2.1.3 UWB 技术

UWB(Ultra-Wideband)即超宽带技术，该技术相对于其它技术而言很特别的是它的信号中没有载波成分而是利用非正弦波窄带脉冲来直接传输数据的，该技术中的脉冲一般为纳秒到微微秒级的^[20]。UWB的数据传输范围与蓝牙技术的类似也在10米左右，但它的传输速率从数百Mbit/s到数Gbit/s这要比蓝牙技术的传输速率高很多。超宽带技术起初的开发目的是被当作军用雷达技术的，因此它的发展一直很缓慢，在2002年超宽带技术的民用被批准以后，凭借该技术相对于其它技术而显著的技术优势，超宽带技术得到飞速的发展。

超宽带系统的显著特点为：很强抗干扰性、广阔的带宽、极低的功耗、安全性好以及所需系统的发送功率极小等。

与带宽相对较窄的WLAN、蓝牙等技术相比，超宽带能在很宽的频带上发送带宽非常窄的低功率脉冲信号。在室内条件下，UWB所提供的性能和有线相比已经非常接近。超宽带的应用也很广泛，主要应用如高速的无线局域网中，用于取代有线的室内环境中，家庭无线网络中，用于无绳电话技术中、雷达技术、定位等方面。

2.1.4 射频识别技术简介

无线射频识别即RFID(Radio Frequency Identification)，俗称为电子标签。RFID可以

不和目标物体直接接触而仅仅通过射频信号自动识别便可获得所需要的数据，该技术是一种非接触式的自动识别技术，整个过程中不需要人的参与，无线射频识别的环境适应性很强，可在各种对人不利的环境中稳定的工作^[21]。

无线射频识别系统可用于对物体进行检测、控制和跟踪等，该系统由一个阅读器（或询问器）和很多标签（或应答器）组成^[22]。具体的组成如下^[23]：

(1) 标签（或应答器）：用于放置在目标物体中，其中含有耦合元件和芯片，为了与其它标签相区别每个标签都拥有一个唯一的电子序列号。

(2) 阅读器（或询问器）：用来读取标签中信息的设备，有的情况下还可将信息写到标签中。

(3) 天线：用于射频信号的发送与接收。

2.1.5 ZigBee 技术

ZigBee 技术也是一种性能很好的短距离无线通信技术，相对于人们把 bluetooth 翻译为蓝牙，有时候也把 ZigBee 技术翻译为“紫蜂”。ZigBee 的通信距离从一般的 75 米可根据需要扩展至几公里。一个 ZigBee “基站”节点的价格在千元左右，相对于移动通信网络的数百万元的基站价格来说 ZigBee 网络的成本非常的低。一个 ZigBee 网络中可以含有多达 65000 个节点^[24]。ZigBee 网络的节点可以作为终端的节点完成具体的数据采集功能，也可作为中间节点进行数据和命令的转发。

1. ZigBee 网络的组成简介：

ZigBee 网络中的设备依据所具有的功能可分为两类即具有全功能的设备（FFD）与只具有精简功能的设备（RFD）。由于 RFD 仅仅具有非常简单的功能，因此这种节点设备在网络中不能发送较大量的数据，只能作为简单的终端设备并且仅能与某个特定的 FFD 之间进行相互通信，而 FFD 由于具有的功能较强大，它可以胜任 ZigBee 网络中诸如网络主协调器、协调器，终端设备等中的各个角色^[25]。

ZigBee 网络分为 4 个层次，它们分别是物理层、媒体访问控制层、网络层以及应用层。ZigBee 网络层次中的物理层和媒体访问控制层使用国际统一标准即 IEEE802.15.4 标准，而上面两层网络层和应用层的标准则是由 ZigBee 联盟所制定的，规定每一层向它的上一层提供相关的数据与管理服务。

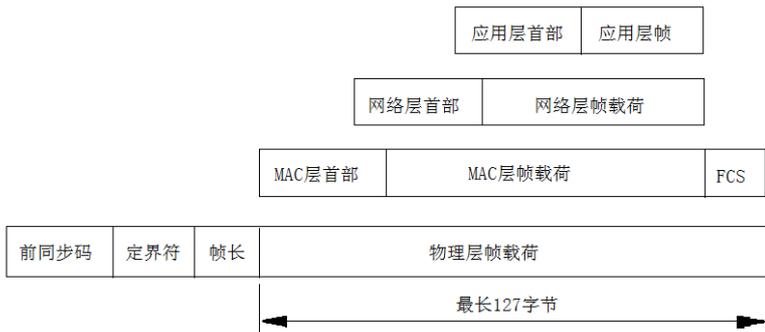


图 2.1 ZigBee 帧结构

2. ZigBee 网络的拓扑结构^[26]:

ZigBee 网络的拓扑结构主要有：含有主从设备的星形网络结构、树簇形网络结构和对等形网络结构。下面的图 2.2，图 2.3，图 2.4 分别为这三种网络拓扑结构。

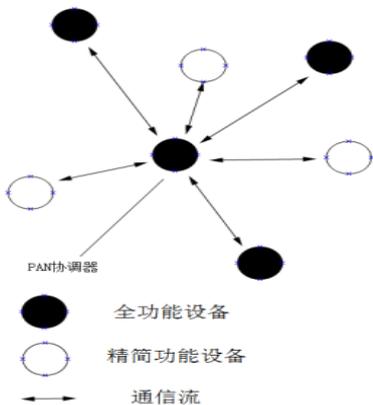


图 2.2 ZigBee 星形网络拓扑结构

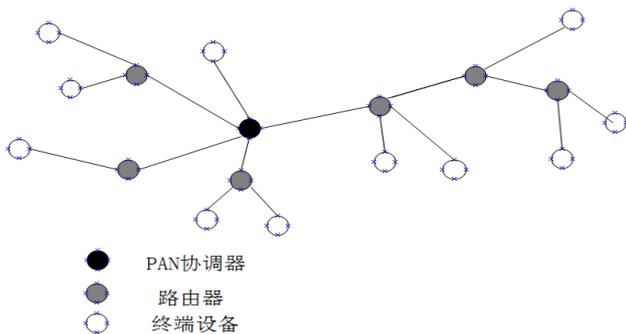


图 2.3 树簇形网络拓扑结构

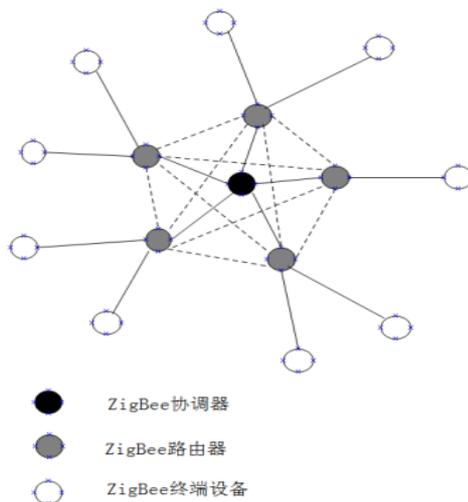


图 2.4 对等网络拓扑结构

3. ZigBee 的技术特点^[26]:

ZigBee 可工作在 2.4 GHz(全球)、915 MHz(美国)和 868 MHz(欧洲)3 个频段上,它们均属于 ISM (Industrial Scientific and Medical) 频段,分别具有最高 250 kbit/ s、40 kbit/ s 和 20 kbit/ s 的传输速率,具体特点如下:

- (1) 功率消耗少;
- (2) 生产成本低;
- (3) 时间延迟小;
- (4) 网络可容纳的设备数量多;
- (5) 可靠的网络通信;
- (6) 保密性高;

4. ZigBee 的应用^[26]:

ZigBee 技术有多种应用,本文在此简单列举如下:

- (1) 家庭生活中的应用;
- (2) 医学治疗方面的应用;
- (3) 现代化农业生产中的应用;
- (4) 工业自控化中的应用;
- (5) 未来交通中的应用;
- (6) 智能化建筑中的应用;
- (7) 环境方面的应用;

2.2 定位技术介绍

2.2.1 卫星定位系统简介

目前全球共有四大卫星导航定位系统，它们分别是美国的 GPS 全球卫星定位系统、俄罗斯的 GLONASS 即“格洛纳斯”定位系统、欧洲正在建成的“伽利略”定位系统以及我国初步建成的北斗卫星导航定位系统^[27]。其中 GPS 全球定位系统是美国在 20 世纪 70 年代开发的卫星导航系统，是目前最成熟得到最广泛应用的一种定位系统^[28]。全球定位系统可以提供全球范围内的定位导航信息，可以提供给用户当前的时间、地点（坐标）和速度信息，但定位的成本比较高。

我国的北斗卫星导航定位系统已在 2011 年的 12 月 27 号开始面向全球免费试运行，截至 2012 年 1 月我国已经发射了 10 颗卫星，建成了基本的系统，服务的区域主要为我国及周边一些地区，计划在 2012 年间再发送 6 颗卫星进一步扩大系统服务区域和提高服务性能，那时的服务区域将扩大到整个亚太地区。北斗卫星导航系统目前的定位精度为平面为 25 米，高度上的误差为 30 米，速度测量的精度为每秒 0.4 米，授时精度为 50 纳秒。当整个系统建成以后（计划在 2020 年建成），定位的精度将达到 10 米左右。

1. 卫星导航定位系统的组成

卫星定位系统一般可分为三个组成部分，它们分别是空中卫星部分、地面控制部分以及用户终端部分。空中卫星部分是指在空间中为了定位的需要而协同工作的卫星群，例如 GPS 系统包含 24 颗卫星，而我国的北斗卫星导航系统则包含 35 颗卫星，其中包括 5 颗地球同步卫星和 30 颗非地球同步卫星。这些卫星按照一定的规律分布在地球的上空，实现对地球的无缝覆盖。这样才有可能在地球上的任何地点都能实现定位的要求。地面控制部分是由主控站、注入站和监测站等组成，主控站完成数据的收集、计算、传输、判断等任务，监测站配备有卫星信号接收机、环境检测单元和处理单元等^[29]。用户终端部分的主要设备是卫星定位信号接收机，它的主要作用就是通过接收和测量到的卫星信号实现导航和定位的目的。

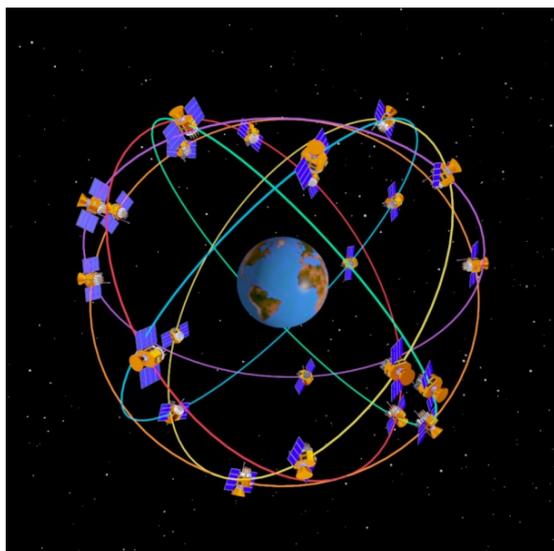


图 2.5 我国的北斗系统卫星分布示意图

2. 全球定位系统的原理

卫星定位的基本原理的是通过待测点与不在同一直线上的至少三颗卫星进行通信测距，从而通过测量的距离信息来通过一定的算法确定待测点的地理位置和速度等量。通过 GPS 系统来进行说明：上面已经介绍的 GPS 系统总共包含有 24 颗卫星，它们在距离地球表面 20200 千米的太空按照各自的轨道运行，这样保证了在任何时刻的地球表面的任何一点都可以同时收到四个以上卫星的信号。利用上面的提到的原理，只需要得到三个卫星提供的距离测定就可列出关于待测定点的三维坐标（即经度、纬度和高度）的方程，计算出结果，但事实上还存在一个问题，由于地面接收机的时钟与卫星的时钟不一定是完全同步的，这个时间误差也要考虑在方程中，因此需要四个方程才能解决问题，地面的接收点必须同时至少接收四个卫星的信号才能较精确的完成定位，实际上地面接收机每次可以接收到多于 4 颗卫星的信号。

3. 对卫星定位系统的评价

卫星定位系统可以实现全天候全球覆盖的快速高效的定位，适合于视野开阔，障碍物较少的环境下的定位。但卫星定位系统本身也有一些不利因素，不仅其建立和运维的成本很高，用户使用卫星定位系统的成本也不低，而且由其定位原理所限制，卫星定位系统在建筑比较稠密的环境下定位的效果不佳。

2.2.2 基于蜂窝移动通信网络的的手机定位系统^[30]

可以想到利用蜂窝通信网络对手机进行定位首先可以很容易的确定手机所处的大概位置即手机所在的蜂窝小区，从 HLC 和 VLC 中追踪到手机所在基站的信息，然而蜂窝小区是一个

不小的区域，这样的精度很难满足很多应用的需求。要进一步缩小定位的误差则需要在此基础上再利用其它的定位算法。以下是应用比较多的方法：

从不同的分类角度主要有两种分类方式：

第一种：从以什么为定位的基础角度来划分有基于终端方式和基于网络方式。

第二种：从定位技术的角度来划分有测量到达时间型（即 TOA），增强的测量时间差型（即 E-OTD）和 GPS 辅助型（即 A-GPS）。

其中测量到达时间型和增强的测量时间差型两种定位方式实现简单，在目前市面上的手机均可直接实现定位功能，而 GPS 辅助型则需要手机添加相应的硬件模块才能够实现该定位的功能。

基于蜂窝移动通信网络的的手机定位系统有它自己的优势和劣势，移动蜂窝通信网络跟固网电话线网络相似覆盖范围广阔，比如在我国大陆有中国移动，中国联通，中国电信三家运营商的网络重复覆盖各个地区，这样一旦某一应用被运用于移动蜂窝网络中，那么就可以省掉重新铺设网络的步骤和费用，这将大大的节约建设的成本。当然，由于移动蜂窝网络是为进行移动通信而专门建设的，有可能出现某些应用不能直接应用在该网络，而需要对网络进行改进或添加其它的硬件，面对如此庞大的网络，要对其进行整体改动要花费大量的人力财力，这样反而限制了某些具体应用的实现。

对于本文讨论的智能交通定位，从理论上利用移动蜂窝网络也是可以实现的，但就像提到的，需要对网络以及车辆进行改造，这样的代价要比其它方法实现交通定位的代价大的多，而且在定位的精度上也不比其它的方法得到精度高。

2.3 基本的定位算法

由无线传感器网络进行定位的算法中，有关未知节点的定位方法有很多种，其中按照是否需要进行距离的测定可分为无需测量距离类和需要测量距离类，除此之外还有绝对式定位和相对式定位等分类。本文以是否需要进行距离的测量为标准来对这几种定位算法进行简单的介绍。

首先需要指出的是，一般不需要测量距离类的定位精度不如需要测量距离类的定位算法的定位精度高，这是很容易就能想明白的道理，否则人们不会再花费精力去进行测距了。而需测距类为了换得相对较高的定位精度则对硬件等相关部分的要求更高，需要付出的成本代价更大。

2.3.1 不需要测量距离类的定位算法^[31]

质心定位算法

该算法是一种无需测量距离的粗略定位方法。此算法的基本思想是，利用未知的节点在某时刻接收到的锚节点信息直接对该时刻的未知节点进行定位。从下面的公式 2-1 可以得到未知节点的大致位置。

$$(X^*, Y^*) = \left(\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_N}{N}, \frac{Y_1 + Y_2 + \dots + Y_N}{N} \right) \quad (2-1)$$

由质心定位算法的思想可知，该算法的定位精确度与锚节点的分布有很大的关系，锚节点分布的越密集越均匀则定位的精度就越高。

除了质心定位算法以外，还有 PIT 定位算法以及 APIT 定位算法，本文在这里不做详细介绍。

2.3.2 需通过测量距离来进行定位的算法

在该类定位算法中，中心问题主要是围绕着测量距离来展开的，其中涉及到怎样测量距离和如何利用这个得到的测量距离。因此，这类算法一般是通过两个步骤来实现的，第一步，提取测量信号中的某一参数并将其转化为距离的测量值即如何得到测量的距离的问题；第二步，利用某一种几何算法对未知节点进行定位估计即如何使用测量距离的问题。

第一个问题，如何对节点之间的距离进行测量：

关于距离的测量问题，主要是通过从待定位节点与锚节点之间的通信信号中获得某一参量，进而将这一参量转化为相应的距离值。针对这一过程中所使用的信号参量的不同，一般有以下四种方法，即基于到达时间型（TOA 型）的、基于到达时间差型（TDOA 型）的、基于到达角度型（AOA 型）的以及基于到达场强型（RSSI 型）的。

第一种：到达时间 (TOA) 型，该方法的思想比较直观，直接利用信号从锚节点到待定位节点之间的传输到达时间，将该段时间和信号的传播速度相乘便可得到待定位节点和锚节点间的测量距离。

第二种：到达时间差 (TDOA) 型，该方法是指锚节点节点同时发射两种速率不同的信号，待定位节点在接收到这两种信号后，通过计算两信号的到达时间差来得到两节点之间的距离^[32]。

第三种：到达角度(AOA)型，此方法利用从不同方向到达的信号的到达角度不同，而待定位节点位于每一条从锚节点指向它的直线上，因此，当我们测得方向角后，就可以通过两条直线相交确定一点把待定位节点的坐标计算出来。

第四种：到达场强(RSSI)型，此方法通过测得信号到达接收机时的功率大小，利用信号在空间传输时的功率特性来判断两个节点之间的距离。

第二个问题，节点定位所采用的几何算法：

通过解决第一个问题，得到了两节点之间的测量距离或者信号的到达角度，剩下的问题就是使用一定的几何算法得出待定位节点的坐标，一般有以下三种方法：三边测量算法、三角测量算法以及最小二乘算法^[33]。下面分别简单介绍这三种算法：

1. 三边测量算法

如下图所示，为某一时刻，待定位节点与锚节点之间的示意图，其中M点代表待定位的节点，A、B、C三点为位置坐标已知的锚节点，若由前面的步骤已经测得了M点与A、B和C三个锚节点的距离，则在图2.5上分别以待定位的未知节点到三个锚节点的距离为半径，三个锚节点为圆心分别做圆，则在理论上三个圆应该相交于一点，该点的坐标即为待定位节点的坐标。具体的推到过程如下：

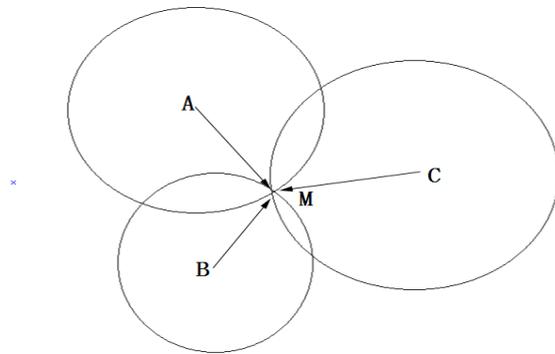


图 2.6 三边测量算法示意图

设三个圆心的坐标分别为 (x_1, y_1) ， (x_2, y_2) 和 (x_3, y_3) ，待定位节点的坐标为 (x^*, y^*) ，

该点到三个圆心的距离分别为 d_1 ， d_2 和 d_3 ，则有下面的方程成立：

$$d_1 = \sqrt{(x_1 - x^*)^2 + (y_1 - y^*)^2} \quad (2-2a)$$

$$d_2 = \sqrt{(x_2 - x^*)^2 + (y_2 - y^*)^2} \quad (2-2b)$$

$$d_3 = \sqrt{(x_3 - x^*)^2 + (y_3 - y^*)^2} \quad (2-2c)$$

由上面的三个方程可解得待定位节点的坐标为：

$$\begin{bmatrix} x^* \\ y^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_3) & 2(y_1 - y_3) \\ 2(x_2 - x_3) & 2(y_2 - y_3) \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_1^2 - x_3^2 + y_1^2 - y_3^2 + d_3^2 - d_1^2 \\ x_2^2 - x_3^2 + y_2^2 - y_3^2 + d_3^2 - d_2^2 \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

可是问题是三个测量的距离一定是存在误差的，那就会导致三个圆可能不能存在一个公共的交点。因此，此算法有很大的缺陷，对此算法的改进是三角形形心算法，如下图 2.6 所示，实际的情况往往是下图的情形，即三个圆相互交于三个点，则可判定待定位的节点应该在此三角形的区域内，此算法是取该三角形的形心来近似待定位的节点。

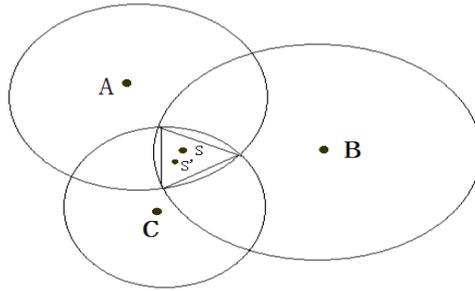


图 2.7 三角形形心定位示意图

2. 三角测量算法

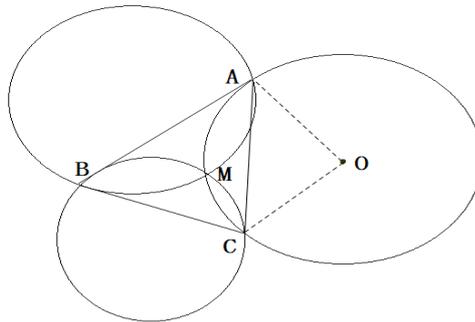


图 2.8 三角测量算法示意图

此算法的原理与三边测量算法的定位有些类似，也是通过三个圆的交点来确定待定位的节点，不同的是每个圆的获得是通过每两个锚节点以及待定位节点与两锚节点的角度来确定的。如上图所示，由锚节点 A 和 C 以及 $\angle AMC$ 三者所确定的圆 O，以此类推可到三个圆，此三圆相交于一点，则该点的坐标即为所求待定位节点的坐标。

设三个锚节点的坐标分别为点 $A(x_1, y_1)$ ，点 $B(x_2, y_2)$ 和点 $C(x_3, y_3)$ ，M 点的坐标为 (x^*, y^*) ，设圆心 O 的坐标为 (x_o, y_o) ，圆的半径为 r_o ，则，

$$\sqrt{(x_1 - x_o)^2 + (y_1 - y_o)^2} = r_o \quad (2-4a)$$

$$\sqrt{(x_3 - x_o)^2 + (y_3 - y_o)^2} = r_o \quad (2-4b)$$

由三角形余弦定理可得：

$$(x_1 - x_3)^2 + (y_1 - y_3)^2 = 2r_o^2 - 2r_o^2 \cos \angle AOC \tag{2-5}$$

由上面的三个公式即可得到 r_o ，同理可得到另外两个圆的半径，进而可以利用上面的三边测量算法来把问题解决。

3. 最小二乘算法

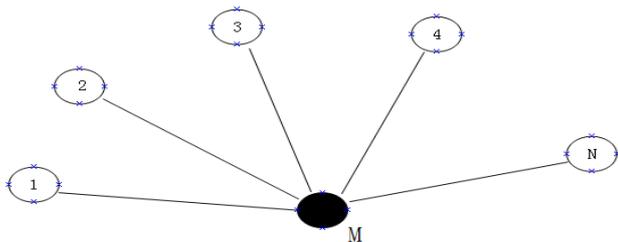


图 2.9 最小二乘定位算法示意图

如上图所示，在最小二乘算法中，待定位节点 M 同时与它临近的 N 个锚节点进行通信测距，其中 N 要至少大于等于 3，这样由不共线的三个已知点即可在平面内确定某一未知点的位置。为了定位的精度考虑，一般选择的 N 都要大于 3。比如选取 N=5，设这 5 个锚节点的坐标为 (x_i, y_i) ， $i=1,2,3,4,5$ ，待定位的未知节点坐标为 (x, y) ， d_i 为第 i 个锚节点与未知节点的测量距离，则有下面的公式成立：

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad \text{其中, } i=1,2,3,4,5 \tag{2-6}$$

整理可得：

$$-2x_i x - 2y_i y + x^2 + y^2 = d_i^2 - x_i^2 - y_i^2, \quad \text{其中, } i=1,2,3,4,5 \tag{2-7}$$

用矩阵来表示，

$$Y = PX \tag{2-8}$$

其中，

$$Y = \begin{bmatrix} d_1^2 - d_2^2 + x_2^2 + y_2^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ d_1^2 - d_3^2 + x_3^2 + y_3^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ d_1^2 - d_4^2 + x_4^2 + y_4^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ d_1^2 - d_5^2 + x_5^2 + y_5^2 - x_1^2 - y_1^2 \end{bmatrix} \tag{2-9}$$

$$P = \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 \\ x_4 - x_1 & y_4 - y_1 \\ x_5 - x_1 & y_5 - y_1 \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2-10)$$

如果 $A^T A$ 是非奇异型的矩阵，那么 X 存在最优解，有：

$$X = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (2-11)$$

2.4 随机线性离散系统的卡尔曼滤波算法

卡尔曼 (Kalman) 滤波算法是由数学家卡尔曼在二十世纪六十年代提出的, 该滤波算法是一种实时递推算法, 它所需要的存储空间小, 实现起来简单, 适用的范围广, 比如在信号和图像处理、自动控制、通信、航空航天、制导、目标跟踪、石油勘探、故障诊断、卫星测量、GPS 定位、信息融合技术、机器人及生物医学等领域都有应用。

本部分介绍随机线性离散系统的卡尔曼滤波算法, 此算法是一种线性的最小方差估计, 适用于随机线性系统的估计, 有离散的和连续两种。

2.4.1 随机线性离散卡尔曼滤波系统的模型

卡尔曼滤波最基本的是状态方程和观测方程, 如下面的两公式:

$$X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} W_{k-1} \quad (2-12)$$

$$Z_k = H_k X_k + V_k \quad (2-13)$$

上面的两个公式中, 各个变量所代表的具体含义如下:

X_k 是状态向量, X_k 中的各个元素为系统所要估计的参量信息, 例如可以包括车辆的位置坐标、速度大小等参量;

$\Phi_{k,k-1}$ 为一步状态转移矩阵, 表示状态向量从 $k-1$ 时刻递变到 k 时刻的变换方式;

W_{k-1} 为状态转移误差矩阵, 表示系统状态方程中所引入的误差;

$\Gamma_{k,k-1}$ 为系统中的 $n \times p$ 维噪声驱动矩阵, $\Gamma_{k,k-1}$ 与 W_{k-1} 共同体现状态向量之间转换的精确度;

Z_k 为系统的观测矩阵, 它为系统每次的滤波过程更新观测值;

H_k 为观测转移矩阵，它体现的是状态向量与观测值之间的对应关系；

V_k 表示系统的观测值所引入的误差矩阵，反映观测值与真实值之间的误差程度；

关于系统中的噪声，有如下的假设和特性^[34]：

(1) 系统的过程噪声矩阵 W_k 和观测噪声矩阵 V_k 都是均值为零的或为非零的高斯白噪声矩阵，

即：

$$E[W_k] = 0; \text{或} E[W_k] = \mu w \quad (2-14)$$

$$E[W_k W_j^T] = Q_k \delta_{kj}; \text{或} E[(W_k - \mu w)(W_j - \mu w)^T] = Q_k \delta_{kj} \quad (2-15)$$

$$E[V_k] = 0; \text{或} E[V_k] = \mu v \quad (2-16)$$

$$E[V_k V_j^T] = R_k \delta_{kj}; \text{或} E[(V_k - \mu v)(V_j - \mu v)^T] = R_k \delta_{kj} \quad (2-17)$$

(2) 过程噪声矩阵 W_k 和观测噪声矩阵 V_k 不相关或 δ 相关，如下：

$$E[(W_k - \mu w)(V_j - \mu v)^T] = 0 \quad (2-18)$$

或者，

$$E[(W_k - \mu w)(V_j - \mu v)^T] = S_k \delta_{kj} \quad (2-19)$$

其中， S_k 为 W_k 与 V_k 的协方差矩阵。

(3) 系统滤波的初态值 X_0 ，为分布规律已知的随机向量，并且其均值和方差矩阵分别为：

$$\hat{X}_0 = E[X_0] \quad (2-20)$$

$$P_0 = E[(X_0 - \hat{X}_0)(X_0 - \hat{X}_0)^T] \quad (2-21)$$

(4) 过程噪声矩阵 W_k 和观测噪声矩阵 V_k 都和滤波的初态 X_0 不相关，如下：

$$E[(X_0 - \hat{X}_0)(W_k - \mu w)^T] = 0 \quad (2-22)$$

$$E[(X_0 - \hat{X}_0)(V_k - \mu v)^T] = 0 \quad (2-23)$$

上面式(2-15)中， Q_k 是关于系统的过程噪声的 $p \times p$ 维对称非负定方差矩阵，式(2-17)

中 R_k 是关于系统观测噪声的对称正定矩阵， δ_{kj} 在 $k=j$ 时为 1， $k \neq j$ 时为 0，也就是 Kronecker-

δ 函数，其定义为： $\delta_{kj} = \begin{cases} 0, & k \neq j \\ 1, & k = j \end{cases}$

由于本文后面的定位算法要利用卡尔曼滤波，现将其真实过程中的过程噪声矩阵和观测噪声矩阵假设满足如下条件：

$$E[W_k] = 0; \quad E[V_k] = 0; \quad (2-24)$$

$$E[W_k W_j^T] = Q_k \delta_{kj}; \quad E[V_k V_j^T] = R_k \delta_{kj}; \quad E[W_k V_j^T] = 0 \quad (2-25)$$

下面将介绍卡尔曼滤波基本过程的几个方程：

中间状态的一步预测方程：

$$\hat{X}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (2-26a)$$

滤波输出状态的估计方程：

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k [Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1}] \quad (2-26b)$$

上式(2-26b)中的 K_k 为滤波增益矩阵，它用来调节系统的上一次输出对本次输出的影响。

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T [H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k]^{-1} \quad (2-26c)$$

一步预测误差的方差矩阵

$$P_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k,k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k,k-1}^T \quad (2-26d)$$

估计误差方差阵

$$P_k = [I - K_k H_k] P_{k,k-1} [I - K_k H_k]^T + K_k R_k K_k^T \quad (2-26e)$$

其中式(2-26c)可以化简为：

$$K_k = P_k H_k^T R_k^{-1} \quad (2-26f)$$

式(2-26e)可以进一步改写为：

$$P_k = [I - K_k H_k] P_{k,k-1} \quad \text{或} \quad P_k^{-1} = P_{k,k-1}^{-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k \quad (2-26g)$$

由式(2-26a)和式(2-26b)可得到卡尔曼滤波的方框图：

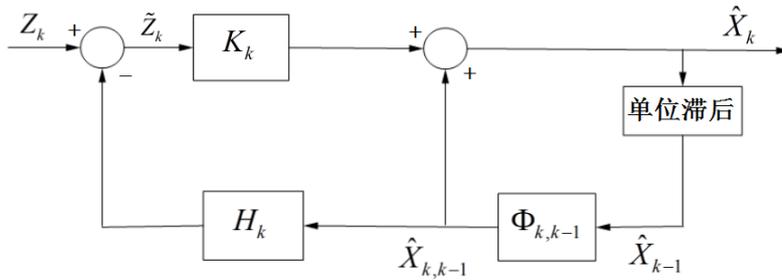


图 2.10 卡尔曼滤波方框简图

上面的框图可以很清晰的看清卡尔曼逐级迭代滤波的过程，将上一次滤波的结果滞后一个单位时间即成为 \hat{X}_{k-1} ，由式 (2-26a) 可得中间状态转移值 $\hat{X}_{k,k-1}$ ，将此值与观测转移矩阵 H_k 相乘即为系统前一时刻的滤波对本时刻滤波的修正。公式组 (2-26) 所表示的算法方框图如下：

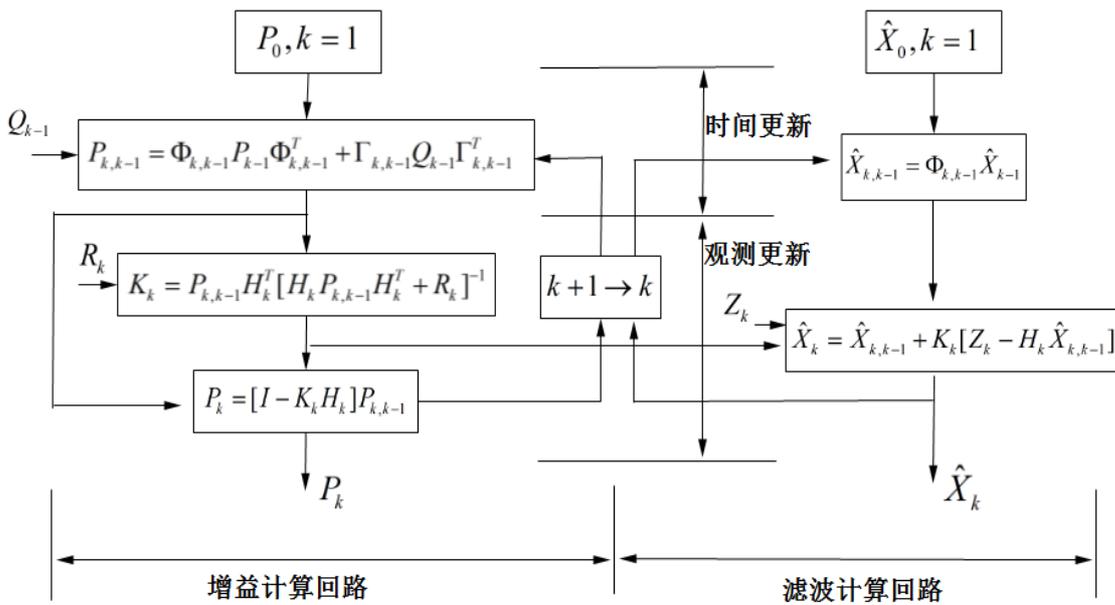


图 2.11 卡尔曼滤波算法方框简图

上图所示的卡尔曼算法框图中，可观察到，横向从左到右整个算法可分为增益计算回路部分和滤波计算回路部分，从上到下整个算法可分为时间更新部分和观测更新部分^[35]。

2.4.2 卡尔曼滤波算法中的状态量及观测量

若把车辆在道路上运动的状态看成是二维的运动，对于上面提到的滤波算法状态量 X 可以含有车辆运动时的位置坐标、速度和加速度等。一般有如下的设定：

$$X = \begin{bmatrix} S_x \\ S_y \\ v_x \\ v_y \\ a_x \\ a_y \end{bmatrix} \quad (2-27)$$

在式(2-27)中, S_x 表示车辆在当前时刻所在的 X 方向的位置, S_y 表示车辆在当前时刻所在的 Y 方向的位置, v_x 表示车辆在当前测量的单位时刻在 X 方向上所行进的速度, v_y 表示车辆在当前测量的单位时刻在 Y 方向上所行进的位移, a_x 表示车辆在当前测量的单位时刻在 X 方向上的加速度, a_y 表示车辆在当前测量的单位时刻在 Y 方向上的加速度。

由状态量 X_k 中各变量的意义, 我们有如下的关系式:

$$S_{x,k} = S_{x,k-1} + v_{x,k-1}t + \frac{a_{x,k-1}t^2}{2} \quad (2-28a)$$

$$S_{y,k} = S_{y,k-1} + v_{y,k-1}t + \frac{a_{y,k-1}t^2}{2} \quad (2-28b)$$

$$v_{x,k} = v_{x,k-1} + a_{x,k-1}t \quad (2-28c)$$

$$v_{y,k} = v_{y,k-1} + a_{y,k-1}t \quad (2-28d)$$

$$a_{x,k} = a_{x,k-1} + j_{x,k-1}t \quad (2-28e)$$

$$a_{y,k} = a_{y,k-1} + j_{y,k-1}t \quad (2-28f)$$

从以上关系式可得到状态转移矩阵 $\Phi_{k,k-1}$ 的值为:

$$\Phi_{k,k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 & \frac{1}{2}t^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t & 0 & \frac{1}{2}t^2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-29)$$

系统噪声驱动方程 $\Gamma_{k,k-1}$ 为:

$$\Gamma_{k,k-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2-30)$$

系统的观测方程:

$$Z = \begin{bmatrix} S'_x \\ S'_y \end{bmatrix} \quad (2-31)$$

其中, 观测量和状态量之间的关系如下:

$$S'_x = S_x + V_x \quad (2-32a)$$

$$S'_y = S_y + V_y \quad (2-32b)$$

于是系统的观测方程可表示为:

$$Z = \begin{bmatrix} S'_x \\ S'_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_x \\ S_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} \quad (2-33)$$

式中: V_x , V_y 分别为 X 和 Y 方向的位置坐标的观测噪声, 可近似为 $(0, \delta_x^2)$ 、 $(0, \delta_y^2)$ 的高斯白噪声, 由系统的观测方程:

$$Z_k = h(X_k, k) + V_k$$

可得:

$$Z_k = h(X_k) + V_k \quad (2-34)$$

其中,

$$h(X_k) = \begin{bmatrix} S_x \\ S_y \end{bmatrix}, \quad V_k = \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} \quad (2-35)$$

则有

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2-36)$$

2.5 里程表信息用于定位

里程表是每一辆汽车所必不可少的仪表，一般情况下里程表和速度计是连系在一起的，在车辆的正常行驶中，里程表和速度仪表能够较准确的显示出车辆所行驶的总里程数和目前的车速。本文主要是利用卡尔曼滤波算法对按照一定规律运动的车辆进行定位，而每一时刻车辆运动状态的观测值的误差大小将必然会影响到最终的定位结果，因此，本文试图从里程表中获取有价值的信息作为观测量用于上面介绍的定位算法中。

1. 汽车里程表基本原理

在早期安装于汽车中的里程表都是采用机械式的，这种里程表系统使用一根能够自由转动的钢丝线缆连接变速器、里程计和速度计。随着车辆的移动使变速器端带动钢丝线缆产生相应的转动，而钢丝线缆的转动则将变速器端的运动信息传送到仪表端，再通过电磁原理，将钢丝线缆的转量转化为而相应的驱动仪表的指针移动，从而指示出汽车当前的速度信息和总共行驶的里程数。但机械式里程计存在一些缺陷，比如测量的精度不高，容易损坏，安装不便等。

现在安装在汽车里的里程计已经更新换代为电子式里程计，其基本原理是通过统计汽车前轮的转动圈数来根据轮胎的周长来进行转换的。在电子里程表系统里有一个重要的装置叫轮速传感器，它能够根据车轮转动的情况产生相应的电磁脉冲信号，并将此脉冲信号传送到里程表系统的另一端进行速度和里程信息的转化，其功能原理的简单示意图 2.12 如下所示，

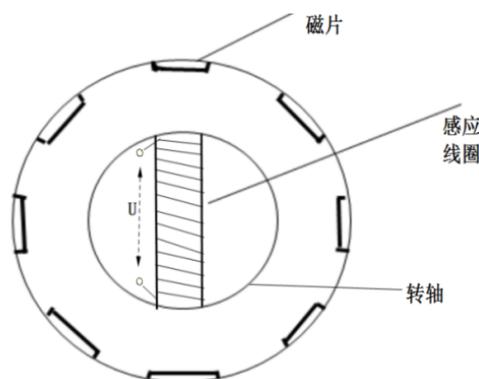


图 2.12 车辆轮毂上用于测定里程的装置示意图 a

由于此传感器利用的是电磁感应原理，故称之为磁电式传感器。它通过转轴的旋转，使永久磁铁的线圈上产生脉冲感应电动势，可以通过转轴转动的圈数和转动一圈产生的脉冲数来计算车辆的实时速度和累计行驶的里程。例如，在车辆的转轴上，一圈中均匀分布的安装了八片磁性钢片，那么车辆的轮胎每滚动一圈就会产生八个电磁脉冲。在里

程计的信息接收端, 统计某段时间 t (如 $t=1$ 秒钟) 内接收到的脉冲数 N , 设车辆轮胎的半径是 R 米, 则有车辆在时间段 t 内的行驶里程 S 为:

$$S = 2 \times \pi \times R \times \frac{N}{8} \quad (2-37)$$

2. 里程表信息运用于定位算法

上面介绍了汽车里程表的工作原理, 本文的目的是将取自于里程表系统的数据用于定位, 从而相对于没有应用此项观测数据的定位系统的定位精度有所提高, 并且发现, 从汽车的里程表系统中获得所需要的数据并不是很困难, 由前面介绍的卡尔曼算法得到提示, 该算法需要的是车辆在每隔较小的时间间隔内的行驶的距离。从上面的图3.1可知, 可以控制在轮毂上安装磁性钢片的对数来控制产生的脉冲数即可达到所需要的数量级(例如每个0.1秒采集一次车辆的里程信息)。因此, 只要对车辆进行较简单的改装便可将单位时间内车辆所行驶的里程信息采集到。

3. 里程计观察量的误差以及分析

通过对车辆进行简单的改造, 就可以实现从里程计和相关的装置中获取车辆在一定的时间间隔 t 内所行驶的位移是多少。里程计是本算法中的一个很重要的观测量, 取自里程计中的数据的精确度将会对最终的定位结果产生很大的影响, 本部分讨论与里程计相关的一些具体问题。

(1) 里程计的误差来源

造成里程计产生误差的原因有多个, 根据平时生活的经验, 发现主要有以下的问题, 其一, 由测量车辆所行驶里程的系统本身所带来的精度上的误差; 其二, 由车辆的非正常行驶, 所带来的里程统计误差, 比如, 在恶劣的天气, 车辆的轮胎出现空转即打滑的现象, 此时车辆虽然没有移动, 但轮胎旋转了, 根据前面介绍过的现在里程计系统的原理, 此时里程计的读数会发生变化, 即里程表上显示车辆发生了移动。还有一种情况是, 当车辆在紧急刹车时, 轮胎会被制动, 但车辆由于自身的惯性还会继续向前滑行一段距离才能停下来, 此时的情况与前面的现象正好相反, 车辆实际是移动了, 里程计的读数虽然发生了变化, 但它所显示的车辆的位移要小于车辆实际的位移。从上面的误差原因可看出, 后两种原因不是车辆所常有的现象, 因此, 以后的分析讨论中主要是把里程计系统自身的误差来作为里程计观测量在定位滤波系统中的误差。

(2) 里程计系统自身的误差分析

图3.1所示的现代里程计的原理图中, 当轮胎转动时, 被安放在轮毂上的磁片跟着一起同步旋转, 由此, 带动了安装在转轴上的线圈产生感应电动势, 即脉冲形感应电动

势，这些脉冲随后被传送到仪表端，系统通过统计电磁脉冲的个数来计算出车辆轮胎在测量的时间间隔内所滚动圈数，之后将轮胎的圈数转换成相应的里程数并显示出来。

从上面的里程计的原理简述中，可以发现，如下图 2.13 所示，由于车辆的速度是会发生变化的，因此，在一个测量时刻开始时，与感应线圈对齐的轮毂位置，并不一定刚好有磁片，同理，在一个测量时刻结束时，与感应线圈对齐的轮毂位置，也并不一定刚好有磁片。另一方面，里程计系统是通过统计电子脉冲数从而来确定轮胎转过的圈数，当在一个测量时刻，若统计得到的电子脉冲数不是轮胎转动一周所产生的脉冲个数的整数倍时，系统会按照四舍五入或直接取整等方法来得到一个整数，这样就造成了一定的误差，但这样的误差最大不超过轮胎的周长。

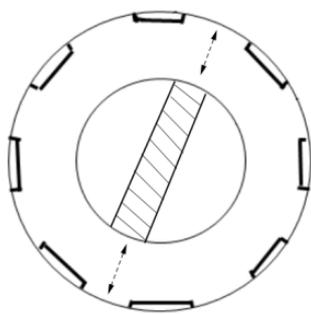


图 2.13 车辆轮毂上用于测定里程的装置示意图 b

从上面对于里程计观测的误差来源及分析可以看出，里程计的精度已经很高了，在还没做仿真试验验证前，推测把车辆在每一测量时刻的位移作为观测量之一，有可能提高车辆定位的精度。

前面介绍了随机线性离散卡尔曼滤波在车辆定位中的应用。该算法包括两个基本方程即状态转移方程和观测方程，其中观测方程中的数据是实时更新的观测数据，卡尔曼方程之所以能够一直递推并对每一时刻的滤波结果进行有效的修正是因为有观测方程不断提供的实时数据。可以将里程表中的信息作为卡尔曼观测方程中的一个观测量，但会产生问题：因为此信息包含两维的信息即是非线性的，而前面介绍的卡尔曼滤波是应用于线性状态时的情况。因此在卡尔曼滤波中利用里程表信息就要想办法将里程表数据进行线性化，于是就需要利用下面一章将要介绍的扩展卡尔曼滤波算法。

第三章 基于里程表的改进扩展卡尔曼滤波算法

3.1 扩展卡尔曼滤波算法

3.1.1 扩展卡尔曼滤波^[36]

随机非线性系统的状态方程和观测方程为非线性的，它违背卡尔曼滤波的前提条件，所以将非线性系统直接进行卡尔曼滤波必然会出现问题，具体表现在如下方面：

(1) 即使非线性系统的初始态和噪声符合高斯特性，但由于非线性的原因，其各个时刻的输出和转移状态也不再符合高斯分布，所以在标准卡尔曼滤波中得到的一些与高斯分布有关的结论将不在适用。

(2) 由非线性导致的每一时刻状态对于新信息的条件均值和条件协方差矩阵可能要依赖于新信息的高阶次矩阵，因此，用简单的递推关系式或简单的微分方程将无法表示。

(3) 叠加原理不再成立，对输入的控制将对状态的估计产生重大的影响，所以在非线性系统中，实时的信息将含有输入和输出数据。

目前在理论上，还无法找到关于一般非线性系统的严格滤波递推公式，所以，主要是采用将非线性近似化的方法来考虑，即将非线性问题通过近似转化成线性问题来处理。对于卡尔曼滤波来说，主要有两种方式来线性化：随机非线性系统标称状态线性化卡尔曼滤波和随机非线性系统扩展卡尔曼滤波^[37]。

要将非线性系统进行卡尔曼滤波需要有下面的假设为前提：

非线性方程的理论解必存在，并且这个理论解与实际之差可以用一个或几个线性微分方程来表示^[38]。那么，我们就可认为，理论解能充分的描述系统实际的特性。

上面的假设在一般情况下是符合工程实际中的要求的。将理论解与实际解的差的线性微分方程称为小偏差方程或摄动方程。

3.1.2 随机非线性离散系统的标称状态线性化卡尔曼滤波

对于如下的非线性系统方程

$$X_k = f(X_{k-1}, k-1) + \Gamma(X_{k-1}, k-1)W_{k-1} \quad (3-1a)$$

$$Z_k = h(X_k, k) + V_k \quad (3-1b)$$

其中， W_{k-1} 和 V_k 均为零均值的白噪声序列，它们的统计特性由式（3-2）给出：

$$\begin{aligned} E[W_k] &= 0, \quad E[W_k W_j^T] = Q_k \delta_{kj} \\ E[V_k] &= 0, \quad E[V_k V_j^T] = R_k \delta_{kj} \\ E[W_k V_j^T] &= 0 \end{aligned} \quad (3-2)$$

当噪声矩阵 W_{k-1} 和 V_k 恒等于零时，称非线性系统（3-1）的解为此非线性方程的理论解，也称为标称状态或者标称轨迹，并且将系统存在噪声时的实际解称为真状态或真轨迹。

不考虑非线性系统的噪声时，则标称状态可写为：

$$X_k^* = f(X_{k-1}^*, k-1), \quad X_0^* = E[X_0] \quad (3-3a)$$

$$Z_k^* = h(X_k^*, k) \quad (3-3b)$$

真实状态和标称状态的 X_k^* 之差

$$\Delta X_k = X_k - X_k^* \quad (3-4a)$$

$$\Delta Z_k = Z_k - Z_k^* \quad (3-4b)$$

称为状态偏差。

如果 ΔX_k 和 ΔZ_k 足够小，则可以标称状态 X_k^* 将方程（3-1a）中的非线性函数 $f(X_{k-1}, k-1)$ 进行泰勒级数展开，并取其一阶项作为近似，则有：

$$X_k \approx f(X_{k-1}^*, k-1) + \frac{\partial f}{\partial X_{k-1}^*} (X_{k-1} - X_{k-1}^*) + \Gamma(X_{k-1}, k-1) W_{k-1}$$

将式（3-3a）代入上式，可得：

$$X_k = X_k^* + \frac{\partial f}{\partial X_{k-1}^*} (X_{k-1} - X_{k-1}^*) + \Gamma(X_{k-1}, k-1) W_{k-1} \quad (3-5)$$

将式（3-5）中的 X_k^* 移至等号左边，并以 $\Gamma(X_{k-1}^*, k-1)$ 代替 $\Gamma(X_{k-1}, k-1)$ ，有：

$$X_k - X_k^* = + \frac{\partial f}{\partial X_{k-1}^*} (X_{k-1} - X_{k-1}^*) + \Gamma(X_{k-1}^*, k-1) W_{k-1} \quad (3-6)$$

由（3.4a），可得基于状态偏差的近似线性化方程：

$$\Delta X_k = \frac{\partial f}{\partial X_{k-1}^*} \Delta X_{k-1} + \Gamma(X_{k-1}^*, k-1) W_{k-1} \quad (3-7)$$

其中

$$\frac{\partial f}{\partial X_{k-1}^*} = \frac{\partial f(X_{k-1}, k-1)}{\partial X_{k-1}} \Big|_{X_{k-1}=X_{k-1}^*} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f^1}{\partial X_{k-1}^1} & \frac{\partial f^1}{\partial X_{k-1}^2} & \cdots & \frac{\partial f^1}{\partial X_{k-1}^n} \\ \frac{\partial f^2}{\partial X_{k-1}^1} & \frac{\partial f^2}{\partial X_{k-1}^2} & \cdots & \frac{\partial f^2}{\partial X_{k-1}^n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial f^n}{\partial X_{k-1}^1} & \frac{\partial f^n}{\partial X_{k-1}^2} & \cdots & \frac{\partial f^n}{\partial X_{k-1}^n} \end{pmatrix}_{X_{k-1}=X_{k-1}^*} \quad (3-8)$$

为 $n \times n$ 维矩阵，称为向量函数 $f(X_{k-1}, k-1)$ 的雅可比矩阵。

同理，将观测方程式 (3.1b) 其中的非线性函数 $h(X_k, k)$ 在状态 X_k^* 处进行泰勒级数展开，并取一阶项，得：

$$Z_k = Z_k^* + \frac{\partial h}{\partial X_k^*} (X_k - X_k^*) + V_k \quad (3-9)$$

由式 (3.4) 可得到观测方程的近似线性化为：

$$\Delta Z_k = \frac{\partial h}{\partial X_k^*} \Delta X_k + V_k \quad (3-10)$$

其中

$$\frac{\partial h}{\partial X_{k-1}^*} = \frac{\partial h(X_{k-1}, k-1)}{\partial X_{k-1}} \Big|_{X_k=X_k^*} = \begin{pmatrix} \frac{\partial h^1}{\partial X_k^1} & \frac{\partial h^1}{\partial X_k^2} & \cdots & \frac{\partial h^1}{\partial X_k^n} \\ \frac{\partial h^2}{\partial X_k^1} & \frac{\partial h^2}{\partial X_k^2} & \cdots & \frac{\partial h^2}{\partial X_k^n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial h^n}{\partial X_k^1} & \frac{\partial h^n}{\partial X_k^2} & \cdots & \frac{\partial h^n}{\partial X_k^n} \end{pmatrix}_{X_k=X_k^*} \quad (3-11)$$

为 $m \times n$ 维的矩阵，称为向量函数 $h(X_{k-1}, k-1)$ 的雅可比矩阵。

由上面的式 (3-7) 和式 (3-10) 可看出，它们已经是线性的，符合卡尔曼滤波的状态方程和观测方程形式，因此由第 2 章中介绍的标准卡尔曼滤波的基本方程，可推得状态偏差的卡尔曼滤波递推公式如式 (3-12)：

$$\Delta \hat{X}_{k,k-1} = \frac{\partial f}{\partial X_{k-1}^*} \Delta \hat{X}_{k-1} \quad (3-12a)$$

$$\Delta \hat{X}_k = \Delta \hat{X}_{k,k-1} + K_k \left[\Delta Z_k - \frac{\partial h}{\partial X_k^*} \Delta \hat{X}_{k,k-1} \right] \quad (3-12b)$$

$$K_k = P_{k,k-1} \left[\frac{\partial h}{\partial X_k^*} \right]^T \left[\frac{\partial h}{\partial X_k^*} P_{k,k-1} \left[\frac{\partial h}{\partial X_k^*} \right]^T + R_k \right]^{-1} \quad (3-12c)$$

$$P_{k,k-1} = \frac{\partial f}{\partial X_{k-1}^*} P_{k-1} \left[\frac{\partial f}{\partial X_{k-1}^*} \right]^T + \Gamma(X_{k-1}^*, k-1) Q_{k-1} \Gamma^T(X_{k-1}^*, k-1) \quad (3-12d)$$

$$P_k = \left[I - K_k \frac{\partial h}{\partial X_k^*} \right] P_{k,k-1} \quad (3-12e)$$

其中，系统滤波的初始值和滤波误差方差矩阵的初始值如式（3-12f）：

$$\Delta \hat{X}_0 = E[\Delta X_0], \quad P_0 = Var[\Delta X_0] \quad (3-12f)$$

则系统滤波的状态输出值为

$$\hat{X}_k = X_k^* + \Delta \hat{X}_0 \quad (3-13)$$

3.1.3 随机非线性离散系统的扩展卡尔曼滤波

上面介绍的是在标称状态 X_k^* 处把非线性状态转移函数 $f(X_{k-1}, k-1)$ 和观测函数 $h(X_{k-1}, k-1)$ 展开成泰勒级数并截取它们的一次项来作为线性的近似，并由此得到线性化的方程，从而推导出卡尔曼滤波的递推方程。上面进行线性化近似方法的缺点是其真轨迹和标称轨迹之间的状态偏差 ΔX_k 并不能保证足够的小。因此，本部分将采用在上一次的滤波输出值 \hat{X}_k 处将 $f(X_{k-1}, k-1)$ 和 $h(X_{k-1}, k-1)$ 进行泰勒级数展开并各取它们的一次项来近似线性化，通常称这种线性化的卡尔曼滤波为扩展卡尔曼滤波。

将式(3-1a)中的函数 $f(X_{k-1}, k-1)$ 在 \hat{X}_k 处进行泰勒级数展开并截取一次项后可得：

$$X_k \approx f(\hat{X}_{k-1}, k-1) + \frac{\partial f}{\partial \hat{X}_{k-1}} (X_{k-1} - \hat{X}_{k-1}) + \Gamma(\hat{X}_{k-1}, k-1) W_{k-1} \quad (3-14)$$

设其中的

$$\left. \frac{\partial f}{\partial \hat{X}_{k-1}} = \frac{\partial f(\hat{X}_{k-1}, k-1)}{\partial \hat{X}_{k-1}} \right|_{X_{k-1}=\hat{X}_{k-1}} = \Phi_{k,k-1} \quad (3-15)$$

$$\left. f(\hat{X}_{k-1}, k-1) - \frac{\partial f}{\partial \hat{X}_{k-1}} \right|_{X_{k-1}=\hat{X}_{k-1}} \hat{X}_{k-1} = \varphi_{k-1} \quad (3-16)$$

则有状态方程：

$$X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + \Gamma(\hat{X}_{k-1}, k-1) W_{k-1} + \varphi_{k-1} \quad (3-17)$$

其中 $\hat{X}_0 = E[X_0]$

同标准线性卡尔曼滤波的基本方程比较，扩展卡尔曼滤波的状态方程多出了一个非随机项 φ_{k-1} 。

将观测方程式 (3.1b) 其中的非线性函数 $h(X_k, k)$ 在上一次的滤波输出值 \hat{X}_{k-1} 处进行泰勒级数展开，并截取一阶项，得：

$$Z_k = h(\hat{X}_{k,k-1}, k) + \left. \frac{\partial h}{\partial X_k} \right|_{\hat{X}_{k,k-1}} (X_k - \hat{X}_{k,k-1}) + V_k \quad (3-18)$$

设

$$\left. \frac{\partial h}{\partial X_k} \right|_{\hat{X}_{k,k-1}} = H_k$$

$$y_k = h(\hat{X}_{k,k-1}, k) - \left. \frac{\partial h}{\partial X_k} \right|_{\hat{X}_{k,k-1}} \hat{X}_{k,k-1} \quad (3-19)$$

则观测方程可写为：

$$Z_k = H_k X_k + y_k + V_k \quad (3-20)$$

由卡尔曼滤波标准方程可得：

$$\hat{X}_{k,k-1} = f(\hat{X}_{k-1}, k-1) \quad (3-21a)$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k [Z_k - h(\hat{X}_{k,k-1}, k)] \quad (3-21b)$$

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T [H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k]^{-1} \quad (3-21c)$$

$$P_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma(\hat{X}_{k-1}, k-1) Q_{k-1} \Gamma^T(\hat{X}_{k-1}, k-1) \quad (3-21d)$$

$$P_k = [I - K_k H_k] P_{k,k-1} \quad (3-21e)$$

其中：

$$\hat{X}_0 = E[X_0] \quad , \quad P_0 = E[(X_0 - \hat{X}_0)(X_0 - \hat{X}_0)^T] \quad (3-21f)$$

相对于标称状态线性化卡尔曼滤波而言，扩展卡尔曼滤波不用提前计算出标称状态，但此方法仅仅适用于滤波误差 $\tilde{X}_k = X_k - \hat{X}_k$ 和 $\tilde{X}_{k,k-1} = X_k - \hat{X}_{k,k-1}$ 都比较小的情况下。

3.2 改进的扩展卡尔曼滤波算法^[39]

对于在 3.1 小节中介绍的扩展卡尔曼滤波算法主要是为了应用于非线性的情况，其中主要介绍了两种将非线性系统近似成线性系统来研究的方法，即标称状态线性化和滤波状态线性化。这两种方法的思想都是将非线性部分进行泰勒级数展开并取其一次项作为近似来达到线性化的目的，但是对于扩展卡尔曼滤波本身还存在有其它问题，如当滤波模型中的参数与系统输入的状态参数严重不协调时就会出现定位的精度急剧下降甚至无法定位的情况等。为了避免出现上述现象，对本文在 3.1 节中提出的算法进行了更进一步改进，将卡尔曼滤波过程中的某些步骤进行了局部的修改，在此将一个重要参量——渐消因子引入到本文算法中。

以 3.1 中的扩展卡尔曼滤波中式 (3-21) 中的五个公式为例子，其中式 (3-21b) 可以改写为：

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k \mu(k) \quad (3-22)$$

即有：

$$\mu(k) = Z_k - h(\hat{X}_{k,k-1}, k) \quad (3-23)$$

将 $\mu(k)$ 称为系统输出残差，当系统的输入状态发生较大的突然变化时必然引起 $\mu(k)$ 相应的有较大的起伏，然而此时系统中的滤波增益矩阵 K_k 由于系统已经达到一个平衡状态而没有做出相应的变化，导致上面提到的种种现象发生，因此需要根据实际的系统变化情况使 K_k 做出实时的调整，即有：

$$P_{k,k-1} = \lambda_k \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma(\hat{X}_{k-1}, k-1) Q_{k-1} \Gamma^T(\hat{X}_{k-1}, k-1) \quad (3-24)$$

将式 (3-24) 中的子式 λ_k 称为渐消因子，它的作用为通过实时的调节系统的一步预测误差方差矩阵 $P_{k,k-1}$ 使系统的滤波增益矩阵 K_k 发生相应的改变，确保在系统的状态发

生较大的突然变化时仍能保持较高的定位精度。

其中，对于 λ_k 最优解的计算需要经过多步的数学推导，为了提高效率一般采取如下的计算方式求得 λ_k 的次优解：

当系统满足下面的两条条件时，

- (1) Q_k 是非负定对称时， R_k 和 P_k 的初始值为正定对称时；
- (2) H_k 是非奇异矩阵时；

可以通过下式 (3-25) 渐消因子的次优解：

$$\lambda(k) = \begin{cases} \lambda_0, \lambda_0 \geq 1 \\ 1, \lambda_0 < 1 \end{cases} \quad (3-25)$$

其中，

$$\lambda_0 = \frac{\text{tr}[N_k]}{\text{tr}[M_k]} \quad (3-26)$$

$$N_k = \eta U_k - \varphi H_k \Gamma_k Q_k \Gamma_k^T H_k^T - \alpha R_k \quad (3-27)$$

$$M_k = H_k \Phi_k P_k \Phi_k^T H_k^T \quad (3-28)$$

式 (3-27) 中的 U_k 为系统输出的均方误差矩阵，即有：

$$U_k = \begin{cases} \mu(0)\mu^T(0), k=0 \text{ 时} \\ \frac{\beta U_{k-1} + \mu(k)\mu^T(k)}{1+\beta}, k \geq 1 \text{ 时} \end{cases} \quad (3-29)$$

式 (3-27) 中的系数 α 为系统的弱化系数，其范围大小为 $\alpha \geq 1$ ， α 的大小会影响系统状态预测与定位的质量，因此 α 的值取得过大或过小都不能使系统达到比较理想的状态，处于这样的考虑，系数 η 和 φ 是为了配合 α 更灵活的调节 N_k 而设计的，它们值的大小分别为： $\eta \geq 1$ 和 $\varphi \geq 1$ ，这三个系数的具体值可根据实际情况调整其大小以使系统达到最佳的效果。

式 (3-29) 中的系数 β 称为遗忘系数，它的大小范围为 $0 < \beta \leq 1$ 。

对本文算法进行的以上改进是很具有实际意义和价值的，虽然与原来的算法相比运算量增加了不少，但由此换来的是整体算法稳定性的增强以及定位精度的提高。

3.3 基于里程表的改进的扩展卡尔曼滤波算法的实现

要实现本算法，需要首先确定卡尔曼滤波中的状态方程和观测方程，进而，利用前面介绍的滤波过程来逐一确定各个矩阵的值。

1. 系统状态方程的建立

首先确定本定位算法的状态变量：

$$X = \begin{bmatrix} S_x \\ S_y \\ v_x \\ v_y \\ a_x \\ a_y \end{bmatrix} \quad (3-30)$$

由于状态变量与第二章的卡尔曼滤波算法中的相同，故在此省略推导过程直接写出下面的各矩阵方程。

$$\Phi_{k,k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 & \frac{1}{2}t^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t & 0 & \frac{1}{2}t^2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-31)$$

系统噪声的驱动方程 $\Gamma_{k,k-1}$ 为：

$$\Gamma_{k,k-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-32)$$

2. 建立系统的观测方程

将系统通过 TDOA 测距得到的带有较大误差的估计位置坐标 (S'_x, S'_y) 和测量时间间隔内车辆所行驶的位移 ΔS 作为系统每次滤波的观测量。即有：

$$Z = \begin{bmatrix} S'_x \\ S'_y \\ \Delta S \end{bmatrix} \quad (3-33)$$

其中，观测量和状态量之间的关系如下：

$$S'_x = S_x + V_x \quad (3-34a)$$

$$S'_y = S_y + V_y \quad (3-34b)$$

$$\Delta S = t\sqrt{v_x^2 + v_y^2} + \varepsilon_s \quad (3-34c)$$

于是系统的观测方程可表示为：

$$Z = \begin{bmatrix} S'_x \\ S'_y \\ \Delta S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_x \\ S_y \\ t\sqrt{v_x^2 + v_y^2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ \varepsilon_s \end{bmatrix} \quad (3-35)$$

式中： ε_s 为里程表的观测噪声，可近似为 $(0, \delta_s^2)$ 的高斯白噪声。

即有：

$$h(X_k) = \begin{bmatrix} S_{x,k} \\ S_{y,k} \\ t\sqrt{v_x^2 + v_y^2} \end{bmatrix}, \quad V_k = \begin{bmatrix} V_{x,k} \\ V_{y,k} \\ \varepsilon_{s,k} \end{bmatrix} \quad (3-36)$$

由式(3-30)可发现，观测方程中存在非线性关系，因此，采用扩展卡尔曼滤波将其线性化，将 $h(X_k)$ 在预测值 $\hat{X}_{k,k-1}$ 处进行泰勒级数展开，并截取一次项忽略二次以上的项，得到：

$$Z_k = h(\hat{X}_{k,k-1}) + H_k(X_k - \hat{X}_{k,k-1}) + V_k \quad (3-37)$$

化简后得：

$$Z_k = H_k X_k + V + h(\hat{X}_{k,k-1}) - H_k \hat{X}_{k,k-1} \quad (3-38)$$

上式中：

$$H_k = \left. \frac{\partial h(X_k)}{\partial X_k} \right|_{X_k = \hat{X}_{k,k-1}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & h_1 & h_2 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3-39)$$

其中，

$$h_1 = \frac{tv_{x,k-1}}{\sqrt{v_{x,k-1}^2 + v_{y,k-1}^2}}, \quad h_2 = \frac{tv_{y,k-1}}{\sqrt{v_{x,k-1}^2 + v_{y,k-1}^2}} \quad (3-40)$$

则式 (3-32) 就是我们所建立起来的系统的观测方程。

由扩展卡尔曼滤波的递推方程以及上面所建立的状态方程和观测方程，可得系统的滤波递推公式如下^[39]：

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k [Z_k - h(\hat{X}_{k,k-1})] \quad (3-41a)$$

$$\hat{X}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (3-41b)$$

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T [H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k]^{-1} \quad (3-41c)$$

$$P_{k,k-1} = \lambda_k \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma Q_{k-1} \Gamma^T \quad (3-41d)$$

$$P_k = [I - K_k H_k] P_{k,k-1} \quad (3-41e)$$

上面的递推方程中， Q_k 是系统的过程噪声向量序列 W_k 的方差矩阵， Q_k 为对称非负定矩阵， R_k 与系统的观测噪声序列的协方差有关，是对称正定矩阵。

本章小结：本章首先介绍了什么是扩展卡尔曼滤波，即按照泰勒级数展开的点不同详细说明了两种离散类型的扩展卡尔曼滤波，其次，在以上算法的基础上，为了提高系统的定位稳定性引进了渐消因子参数，这也有利于提高算法的定位精度，随后逐步推导了本文算法的具体步骤。

第四章 模拟实验论证

4.1 模拟实验仿真环境介绍

1. 定位系统结构简介

在进行车辆定位之前，首先要做好前期的准备工作，即需要根据预先设计好的方案对 ZigBee 节点进行布置。其中包括安放在公路两旁的 FFD 节点或 RFD 节点，至于在公路的哪些位置安放 FFD 哪些位置安放 RFD, 要根据具体的情况来处理，比如，用来与车辆上的节点进行交互的锚节点需要用 FFD 来充当，在定位过程中，它们要不断的与车辆进行通信测距等。网络协调器要用 FFD 设备，而在路旁安置一些 RFD 设备可以用来传递一些简单的信息，例如，实时的发送现场的交通数据，路况等信息。而车辆上要安放全功能节点，它不仅需要与分布在公路两旁的锚节点进行通信，而且还可能与附近的其它车辆、监控中心进行通信，以便收集更多的信息。图 4.1 为一个简单的应用 ZigBee 技术实现智能交通定位的示意图。

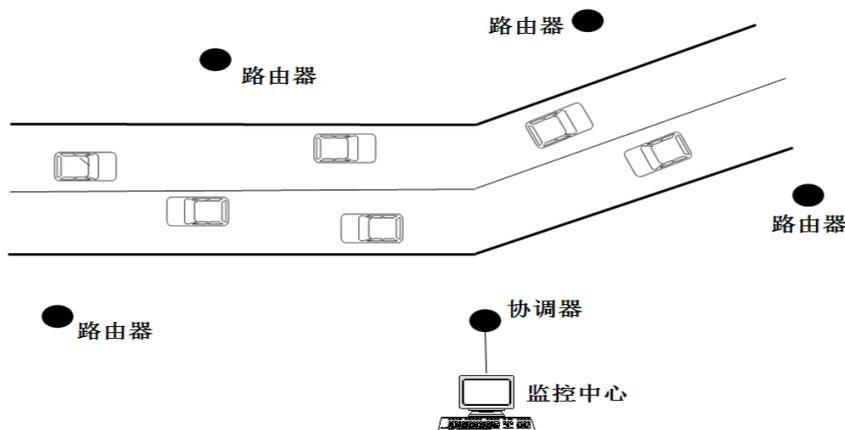


图 4.1 智能交通基站分布简图

2. 具体的定位节点分布

在本文的定位算法中，本着在尽量不影响精度的情况下，使用较少的锚节点的出发点，将锚节点均匀分布在公路的两旁。具体的分布为：在公路每一边的基站每相邻两个之间相隔 100 米，而公路两边相邻的基站之间在横向上相距 50 米，纵向上相距 80 米。如图 4.2 所示，并且各个基站的位置坐标已经被精确的计算出，为定位的已知条件，当这些锚节点参与定位运算时，认为它们的位置坐标是没有误差的。

4.2 初步定位

1. 初步定位的方式

前面的章节介绍过定位的模式一般是选用合适的定位算法进行初步定位,再选用滤波算法进行滤波,将定位的精度在原来的基础上进行再提高。本文的初步定位算法采用的是基于到达时间差的算法即 TDOA 技术,原因是此法较基于 TOA 技术定位算法相比的优点是它可以消除测距时的相对误差,在定位精度上要比 TOA 算法的效果好。

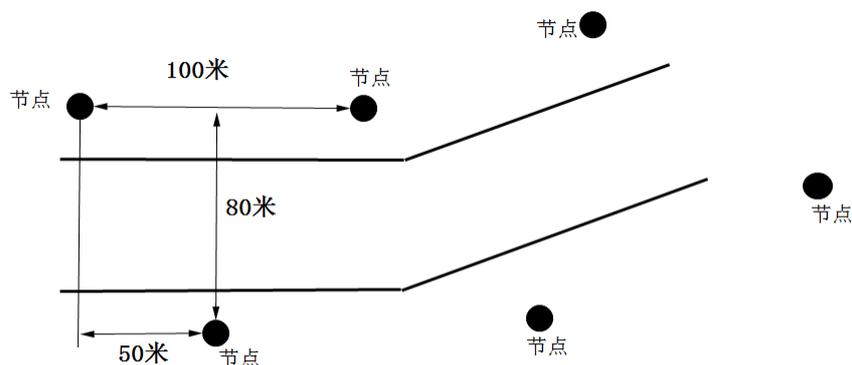


图 4.2 网络节点的分布图

在 TDOA 测距中,每次利用车辆与其距离最近的六个基站与车辆的测量距离为前提对车辆进行定位。

在这里有必要介绍一下集中式定位和分布式定位。

2. 集中式定位

此定位算法如下图 4.4 所示,车辆在定位的过程中不断的发出信息给距离它较近的几个基站,这些基站在收到相关信息后将信息发送给网络控制中心,之后控制中心根据接收到的信息利用 TDOA 算法对车辆进行定位。此方法的优势是利用控制中心的复杂设备使用较高级的算法来达到较好的定位效果。

3. 分布式定位

此定位算法与集中式定位不同的是,它要由车辆自身来进行定位的计算。如下图 4.4 所示,各个基站节点每隔一个单位时间就会向它们附近的车辆重复发送同一个数据包,里面包含关于该基站的一些相关信息,例如,该基站的位置坐标,发送此数据包的具体时刻等等。当车辆节点在接收到这些基站节点所发送的信息后,它就可以利用这些信息计算出此刻车辆的具体位置。

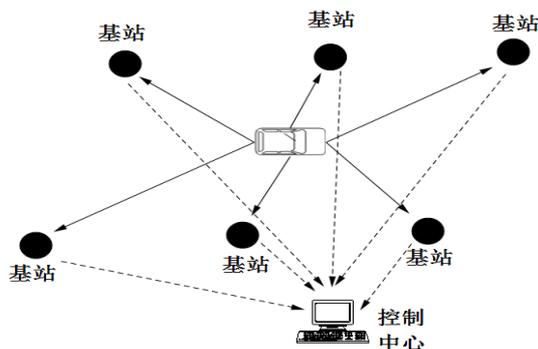


图 4.3 集中式定位简图

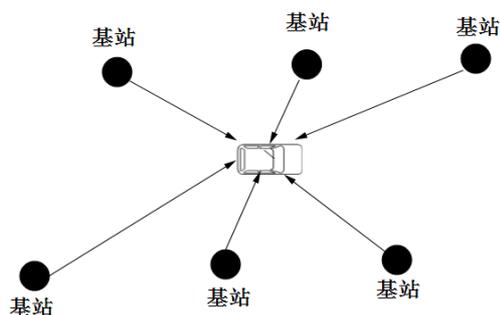


图 4.4 分布式定位简图

以上两种定位方式，根据不同的设计要求分别有各自的优势，因此，具体采用哪一种定位方式，要根据具体的实际情况和要求来选择。

4.3 扩展卡尔曼滤波的仿真实验及分析

本部分是本文的仿真验证部分，在本文前面章节已经讨论了利用 TDOA 定位算法进行的初步定位，在这里我们将直接利用 TDOA 得到的结果，在本部分的扩展卡尔曼仿真中将从 TDOA 出来的数据误差设定为 10 米。

在以下的仿真中，我们会模拟车辆在现实中的各种运动状态，并与没使用里程计作为观测量的卡尔曼滤波结果进行对比，从中来分析本文算法的定位精度及误差。在各个模拟实验中，我们设定车辆、公路以及公路两旁的基站节点都在一个统一的坐标系内，如下图 4.7 所示：

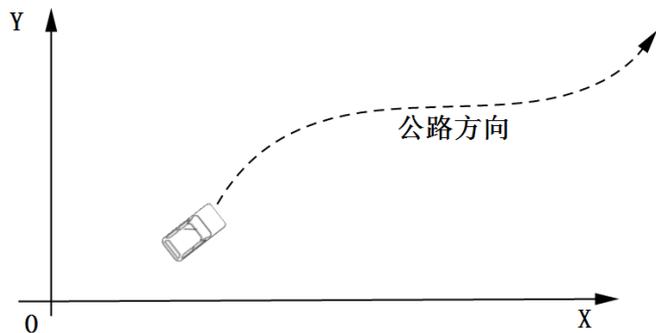


图 4.5 仿真环境的坐标示意图

模拟 1： 车辆在 X 和 Y 方向都匀速行驶的情况

参数设置： 设定车辆初始时刻的位置在坐标系的值为 (200, 15) 单位为米，车辆在 X 方向上做初速度为 25 米每秒的匀速直线运动，Y 方向上初速度为 0 米每秒，滤波的周期为 0.1 秒。下面是具体的实验截图及结果：

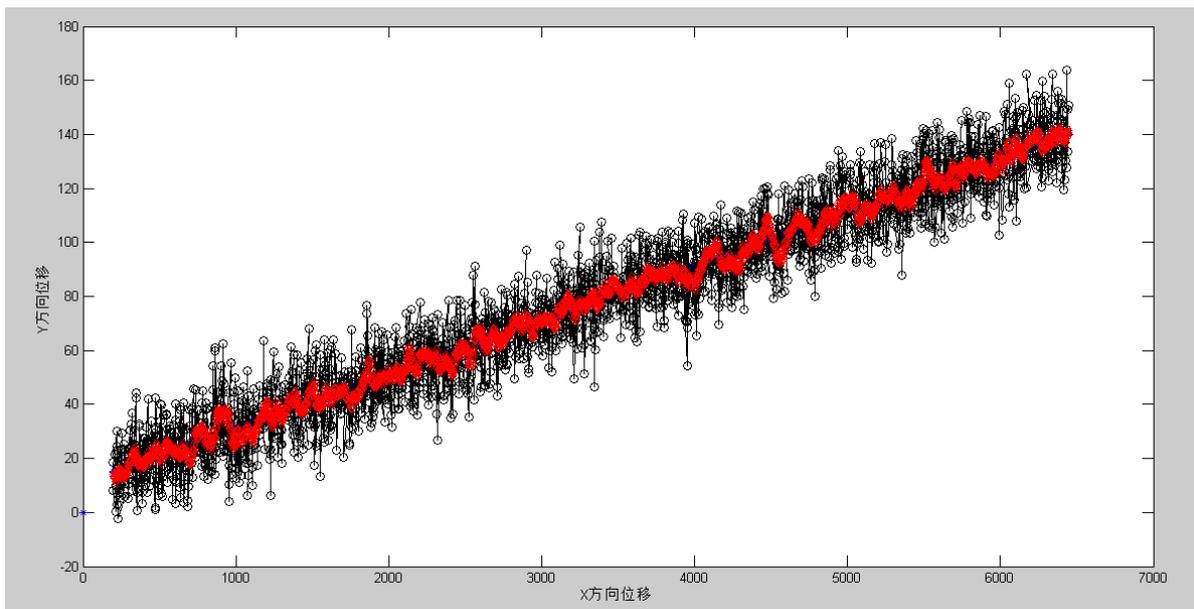


图 4.6a 有里程表数据作为观测量的轨迹图

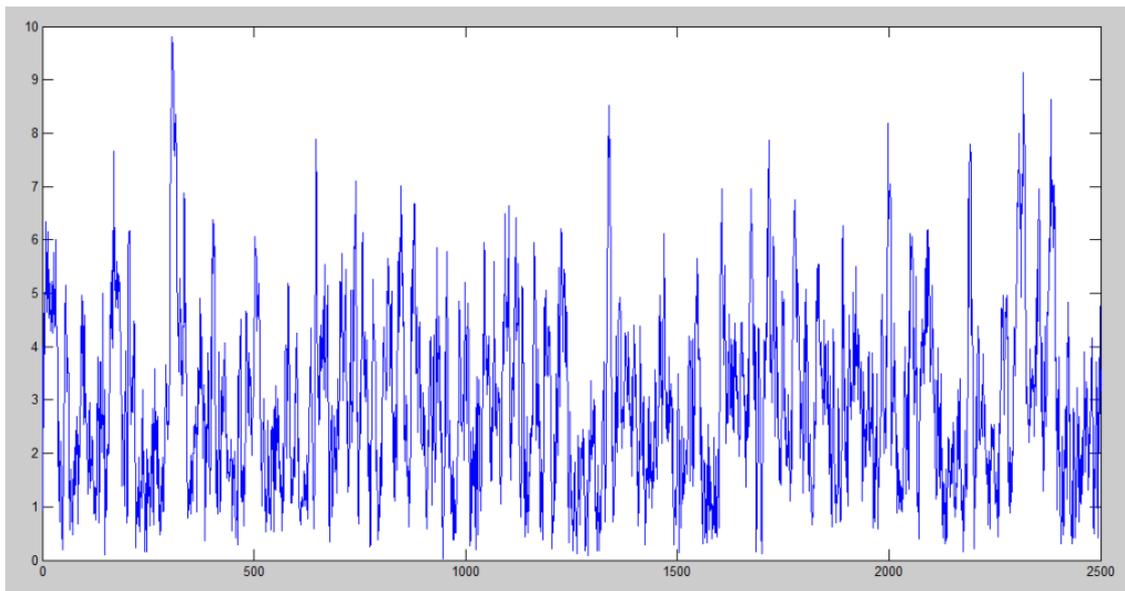


图 4.6b 有里程表数据作为观测量时最终的定位误差

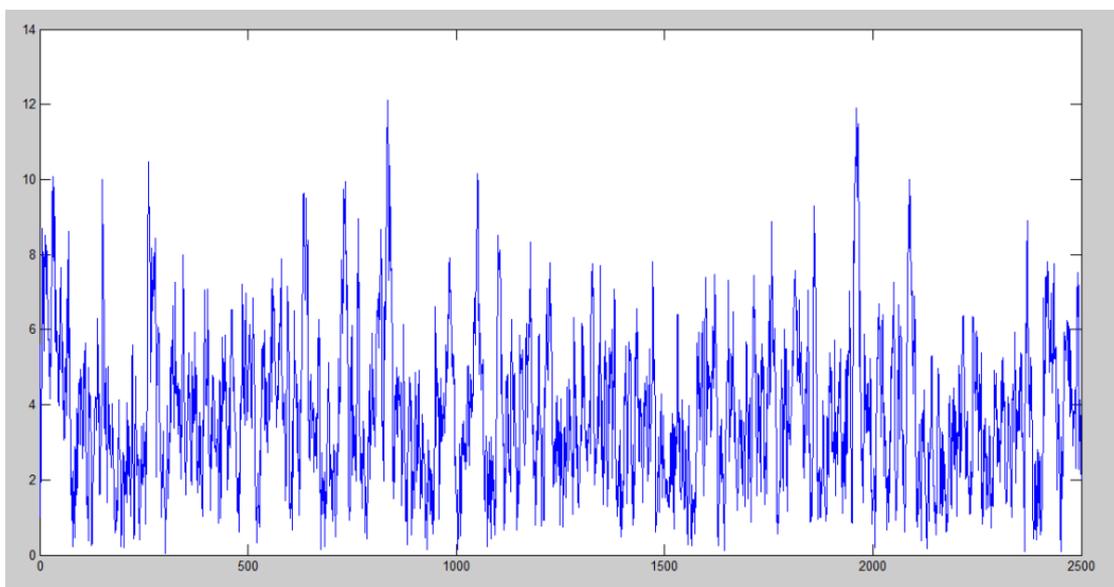


图 4.6c 无里程表数据作为观测量时最终的定位误差

表 4.1 模拟实验 1 中各次测得的定位误差

	第 1 次实验	第 2 次实验	第 3 次实验	第 4 次实验
有里程计做观测量	4.6	4.6	4.3	4.9
无里程计做观测量	6.0	5.8	6.0	6.4

说明：上面的表 4.1 列出了多次实验中的其中 4 此的实验数据。其中的数值表明了该次实验的定位误差。单位是：米。

实验结果分析：从以上的图 4.6 的各图中可以大体总结出，有里程表数据作为观测量参与的试验效果明显要比没有的效果要好，从表 4.1 所示最终的定位误差上可以更直观的

看出里程表数据对本实验的结果所产生的影响。

结论：本组实验的车辆在整个坐标系中以斜线的方式进行了匀速直线运动，经过多次的反复实验，在此试验的环境下，在无里程表数据参与时的定位误差大约在 6 米左右，而有里程表数据参与时最终的定位误差则在 4.7 米左右。

模拟 2：车辆做环形运动

参数设置：我们设定车辆初始时刻的位置在坐标系的值为 (200, 15) 单位为米，本次的运动轨迹是模拟的车辆在盘山公路上行驶的情形。下面是具体的实验截图及结果：

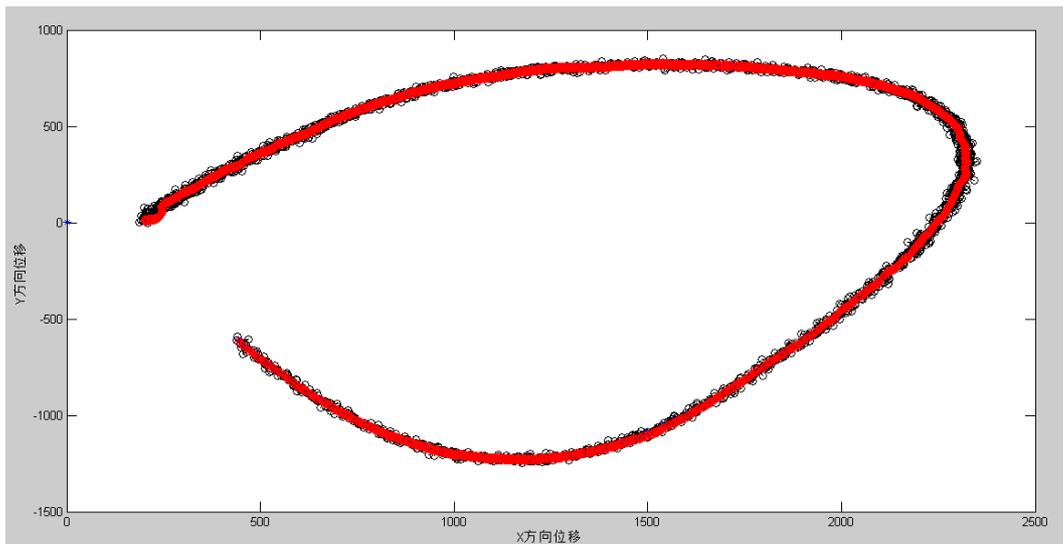


图 4.7a 有里程表数据作为观测量时整体的车辆运动轨迹

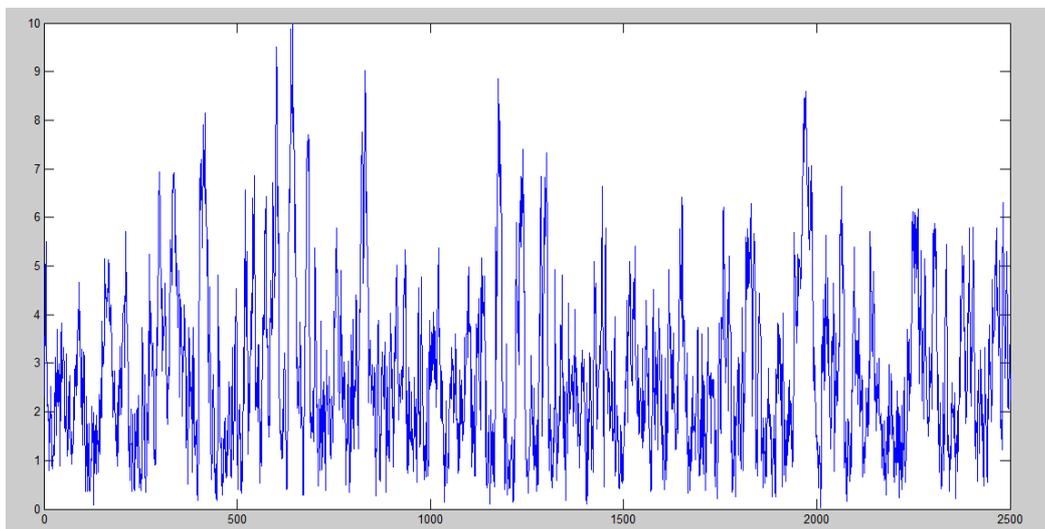


图 4.7b 有里程表数据作为观测量时最终的定位误差

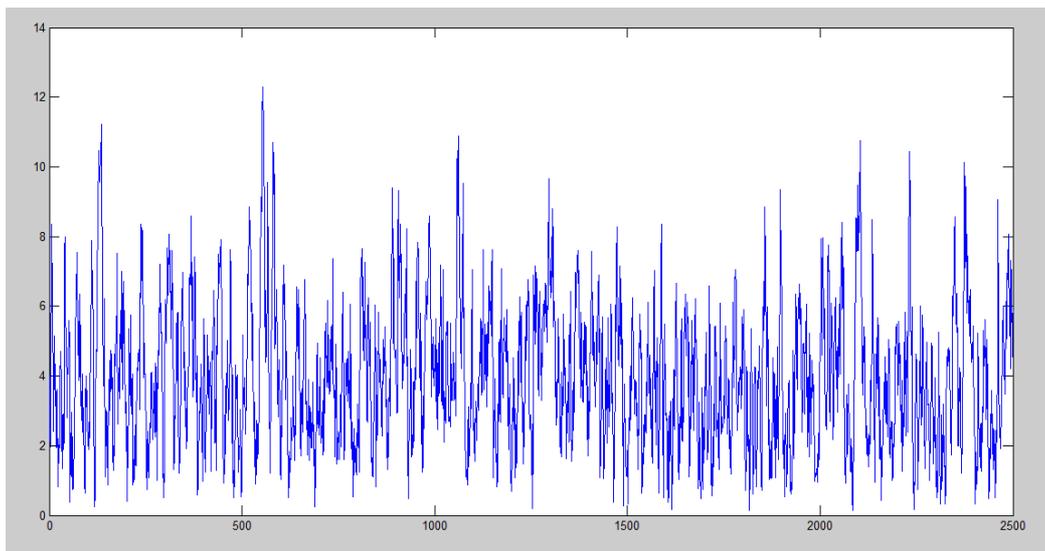


图 4.7c 无里程表数据作为观测量时最终的定位误差

表 4.2 模拟实验 2 中各次测得的定位误差

	第 1 次实验	第 2 次实验	第 3 次实验	第 4 次实验
有里程计做观测量	4.5	4.4	4.5	4.2
无里程计做观测量	6.8	7.0	6.7	6.8

说明：上面的表 4.2 列出了多次实验中的其中 4 次的实验数据。其中的数值表明了该次实验的定位误差。单位是：米。

实验结果分析：从以上的图 4.7 的各图中可以大体总结出，有里程表数据作为观测量参与的试验效果明显要比没有的效果要好很多，从表 4.2 所示最终的定位误差上可以更直观的看出里程表数据对本实验的结果所产生的影响。

结论：本组实验的车辆进行了较复杂运动，模仿了车辆在道路上的加速状态。从速度估计图上可以看到，车辆先匀速后加速一段时间后又保持匀速直线运动，经过多次的反复实验，在此试验的环境下，得出：在无里程表数据参与时的定位误差大约在 7 米左右，而有里程表数据参与时最终的定位误差则在 4.5 米左右。

模拟 3： 车辆沿着 X 方向先加速后减速行驶的情况

参数设置：设定车辆初始时刻的位置在坐标系的值为 (200, 15) 单位为米，车辆沿着 X 做初速度为 10 米每秒的匀速运动 50 秒，之后以加速度为 5 米每平方秒的匀加速直线运动，30 秒后，车辆继续做加速度为 3 米每平方秒的匀减速直线运动 30 秒，之后车辆保持匀速行驶。Y 方向上速度恒为 0 米每秒，滤波的周期为 0.1 秒。下面是具体的实验截图及结果：

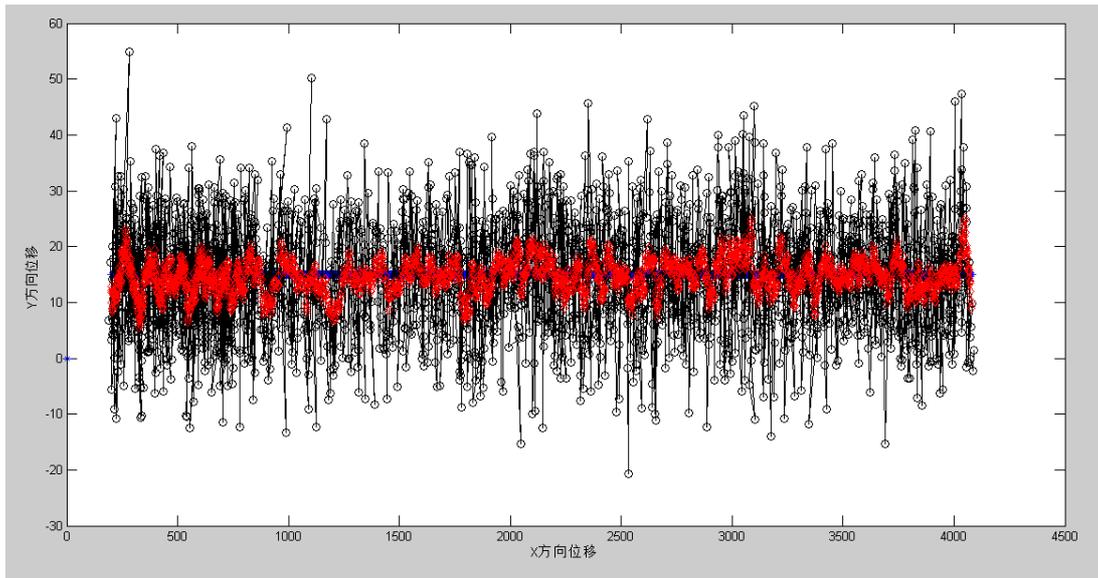


图 4.8a 有里程表数据作为观测量时整体的车辆运动轨迹

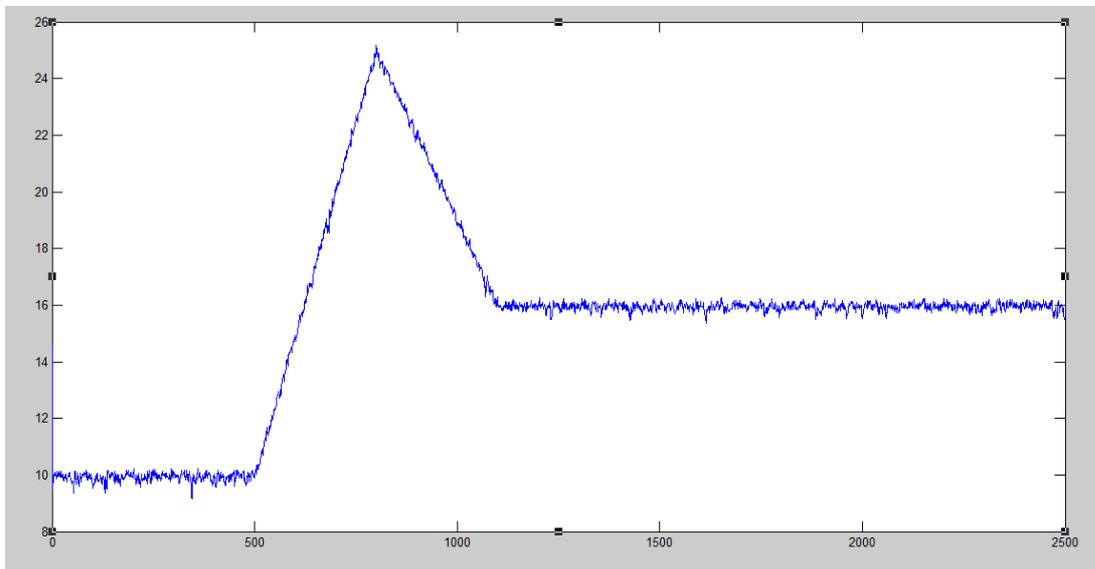


图 4.8b 有里程表数据作为观测量时的 X 方向的速度估计

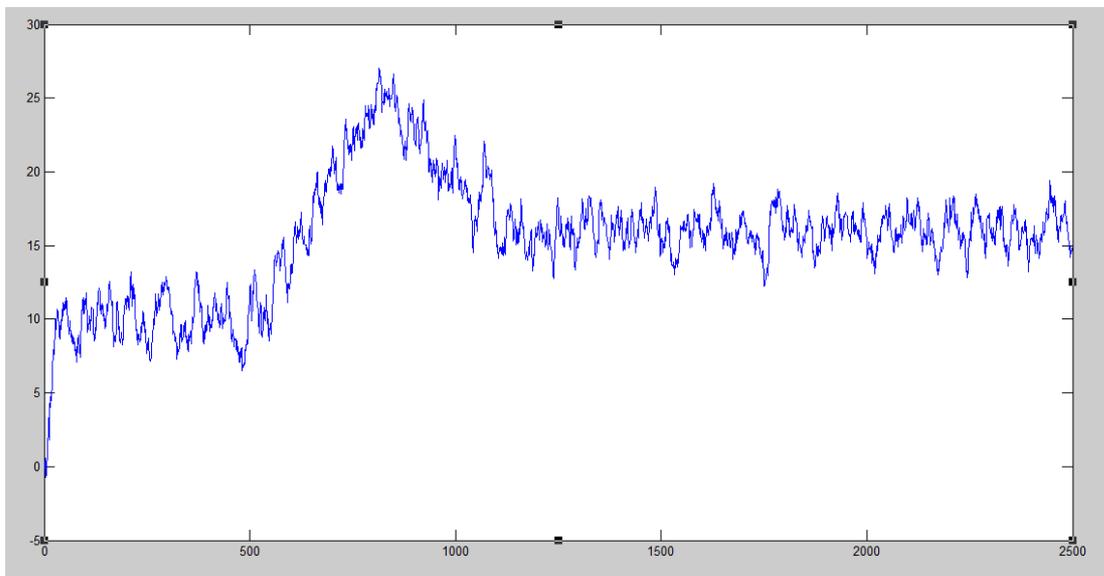


图 4.8c 无里程表数据作为观测量时的 X 方向的速度估计

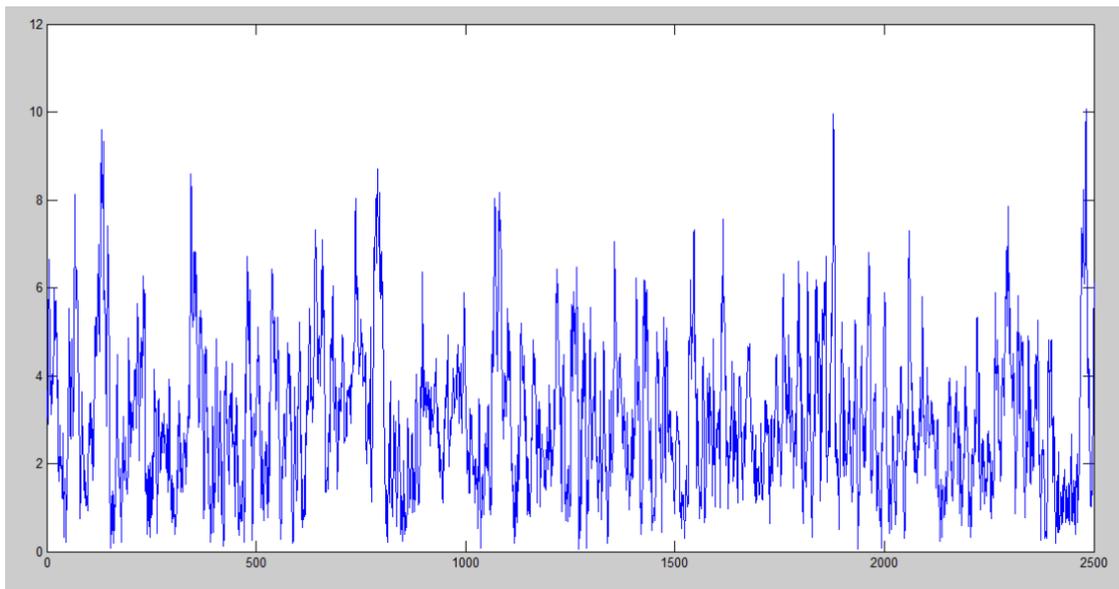


图 4.8d 有里程表数据作为观测量时的定位误差

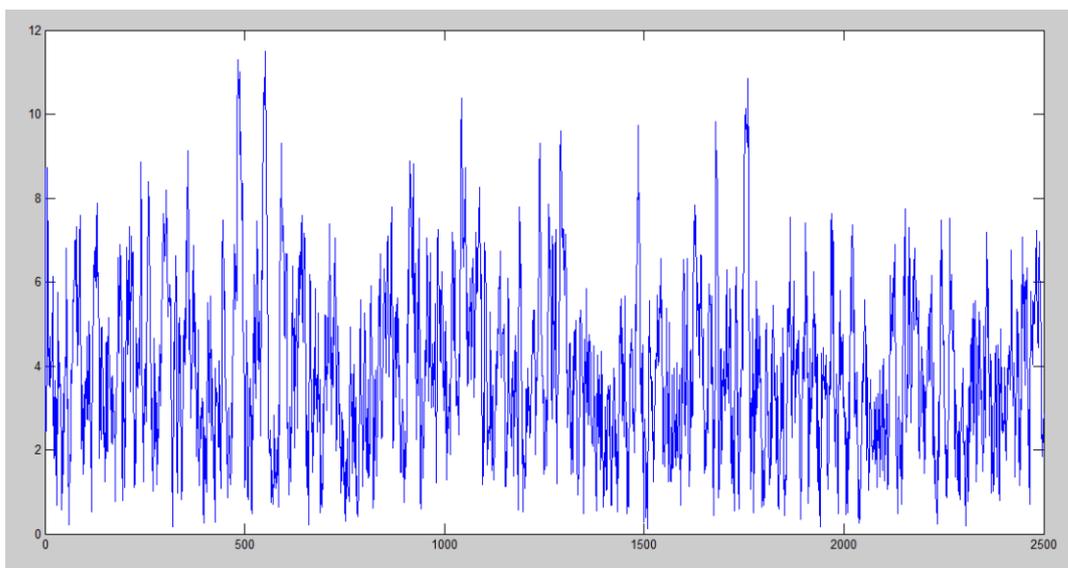


图 4.8e 无里程表数据作为观测量时的定位误差

表 4.3 模拟实验 3 中各次测得的定位误差

	第 1 次实验	第 2 次实验	第 3 次实验	第 4 次实验
有里程计做观测量	5.0	5.3	5.4	5.2
无里程计做观测量	6.9	7.2	7.2	7.0

说明：上面的表 4.3 列出了多次实验中的其中 4 此的实验数据。其中的数值表明了该次实验的定位误差。单位是：米。

实验结果分析：从以上的图 4.8 的各图中可以大体总结出，有里程表数据作为观测量参与的试验效果要比没有时的效果好很多，从表 4.3 所示最终的定位误差上可以更直观的

看出里程表数据对本实验的结果所产生的影响。

结论：本组实验的车辆进行了较复杂的运动，既有加速运动又有减速运动，经过多次的反复实验，在此本次试验的环境下，得出，在无里程表数据参与时的定位误差大约在 7 米左右，而有里程表数据参与时最终的定位误差则在 5 米左右。

模拟 4： 车辆做一般转弯行驶的情况

参数设置：设定车辆初始时刻的位置在坐标系的值为（200， 15）单位为米，车辆沿着 X 做初速度为 25 米每秒的匀速直线运动，Y 方向上速度恒为 0 米每秒，50 秒钟后，车辆开始做 S 形转弯，滤波的周期为 0.1 秒。下面是具体的实验截图及结果：

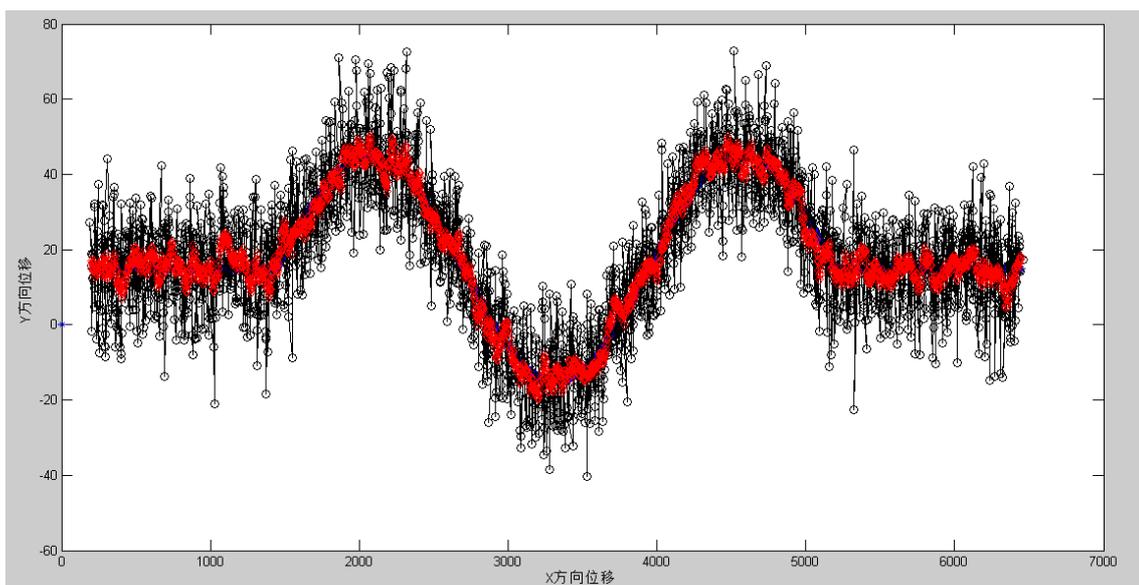


图 4.9a 有里程表数据作为观测量时整体的车辆运动轨迹

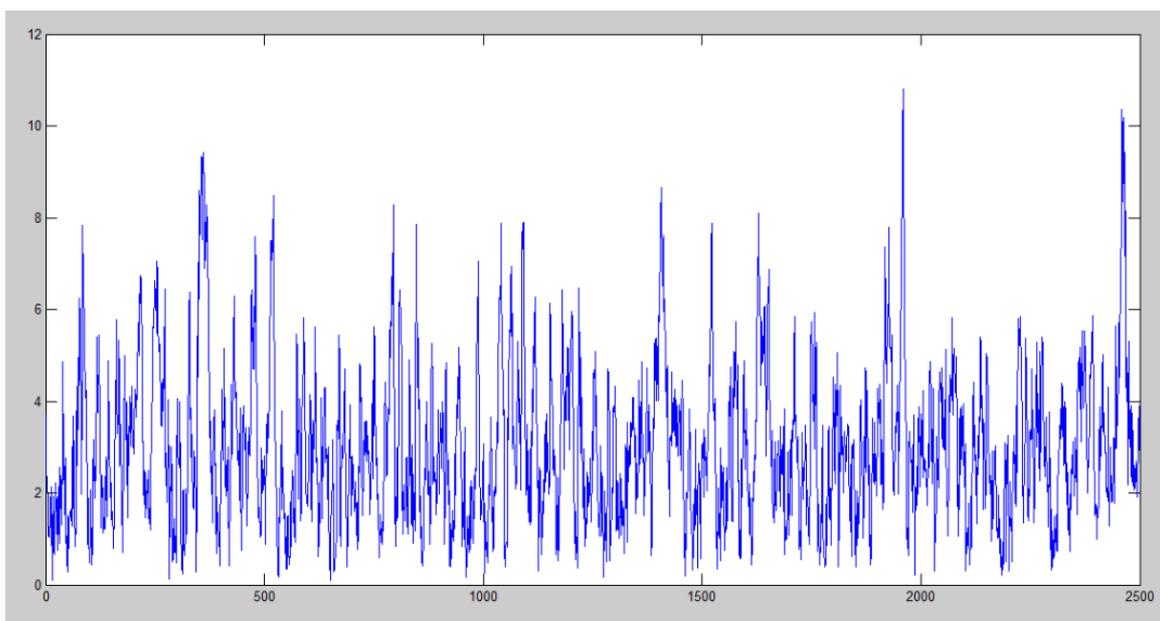


图 4.9b 有里程表数据作为观测量时的定位误差

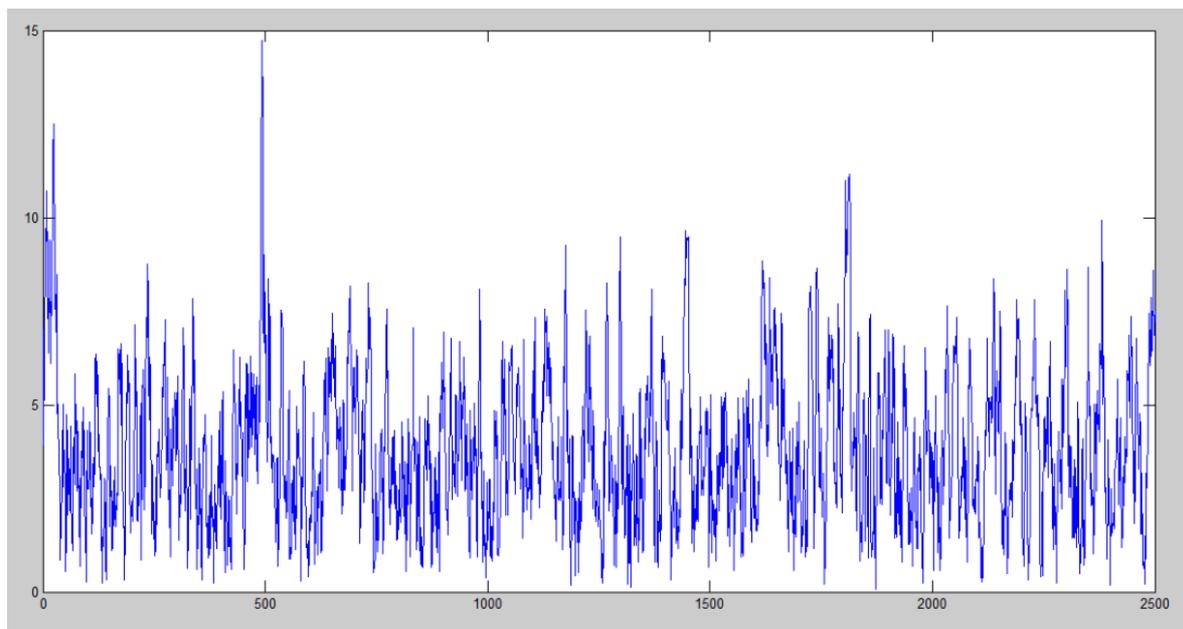


图 4.9c 无里程表数据作为观测量时的定位误差

表 4.4 模拟实验 4 中各次测得的定位误差

	第 1 次实验	第 2 次实验	第 3 次实验	第 4 次实验
有里程计做观测量	5.5	5.2	5.4	5.2
无里程计做观测量	6.5	6.8	7.2	6.5

说明：上面的表 4.4 列出了多次实验中的其中 4 此的实验数据。其中的数值表明了该次实验的定位误差。单位是：米。

实验结果分析：从以上的图 4.9 的各图中可以大体总结出，有里程表数据作为观测量参与的试验效果明显与没有的效果相比要好很多，从表 4.4 所示最终的定位误差上可以更直观的看出里程表数据对本实验的结果所产生的影响。

模拟 5： 车辆做连续的转弯行驶的情况

参数设置：设定车辆初始时刻的位置在坐标系的值为（200，15）单位为米，车辆从开始运动即做连续的 S 型转弯，初始时刻车辆在 X 方向的初速度为 5 米每秒，在 Y 方向上的初速度为 0.5 米每秒，随后在两个方向上有相应的加速与减速过程，下面是具体的实验截图及结果：

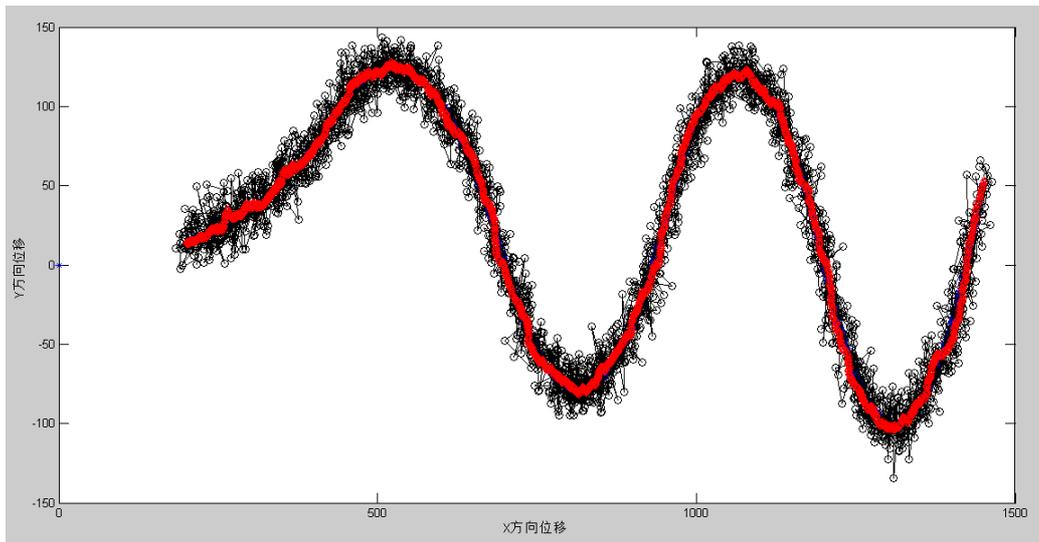


图 4.10a 有里程表作为观测量时整体的车辆运动轨迹

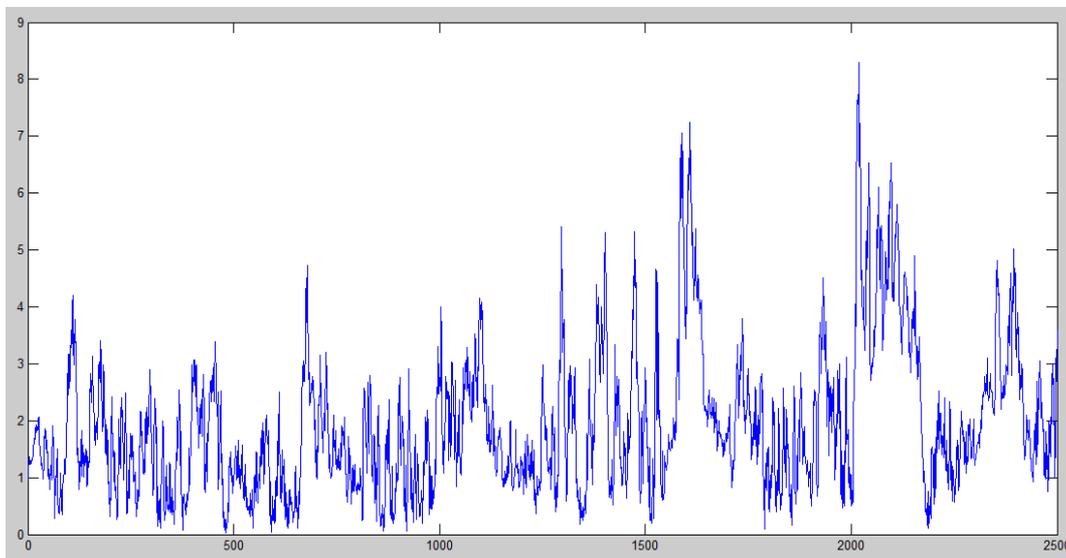


图 4.10b 有里程表数据作为观测量时的定位误差

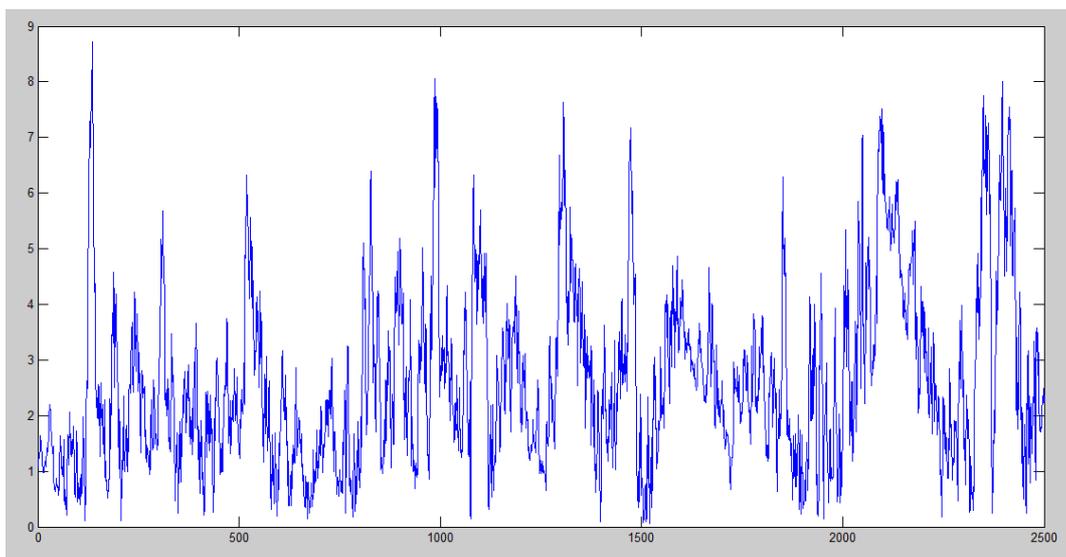


图 4.10c 无里程表数据作为观测量时的定位误差

表 4.5 模拟实验 5 中各次测得的定位误差

	第 1 次实验	第 2 次实验	第 3 次实验	第 4 次实验
有里程计做观测量	3.8	3.5	4.0	3.7
无里程计做观测量	5	4.8	5.3	5.1

说明：上面的表 4.4 列出了多次实验中的其中 4 此的实验数据。其中的数值表明了该次实验的定位误差。单位是：米。

实验结果分析：从以上的图 4.10 的各图中可以大体总结出，有里程表数据作为观测量参与的试验效果明显与没有的效果相比定位精度要提高 1.5 米左右，从表 4.5 所示最终的定位误差上可以更直观的看出里程表数据对本实验的结果所产生的影响。

结论：本组实验的车辆进行了较复杂的变向运动，即本次实验模仿车辆在蜿蜒的山路上行驶时的场景。经过多次的反复实验，在本次试验环境下得出：在无里程表数据参与时的定位误差大约在 7 米左右，而有里程表数据参与时最终的定位误差则在 4 到 5 米左右。

4.4 车辆运动中极端情况的处理

仿真中遇到的问题：在上面一节的模拟实验中车辆的运动方向都是在向着 X 和 Y 的正方向运动或者缓慢的经过转向到 X 的反方向行驶，当车辆的运动方向发生较突然的变化时，会发生定位误差突然变大以至跟踪丢失的情况，如图 4.11 和图 4.12 所示。

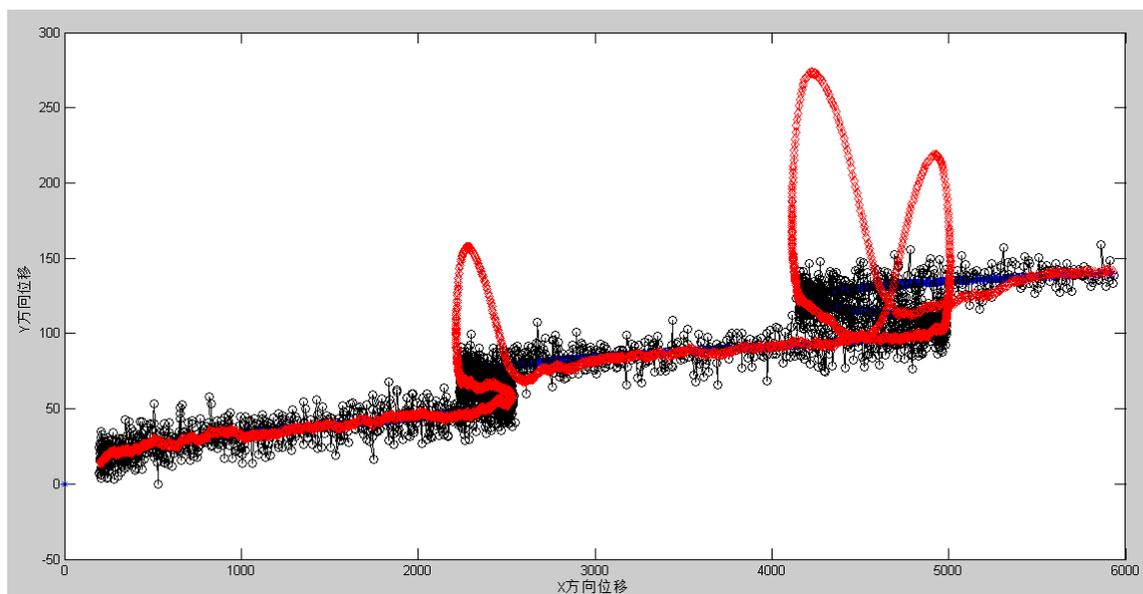


图 4.11 跟踪丢失时的情形

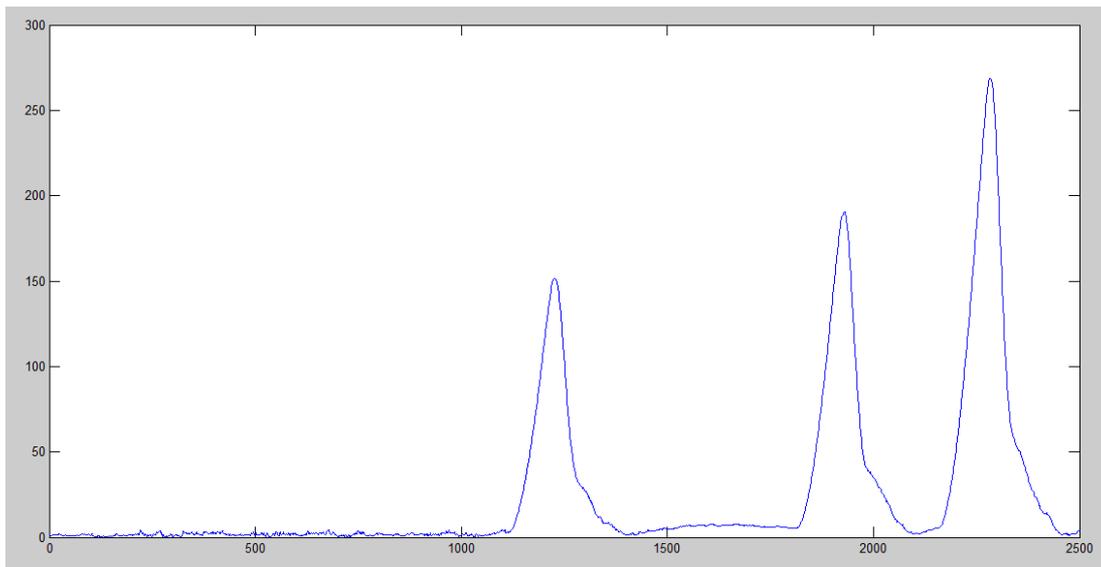


图 4.12 跟踪丢失时的定位误差图

上述车辆的运动轨迹有三处急转弯，因此在误差曲线图上可以很清楚的看到有三个对应的误差波峰。为了解决以上的问题，将本文 3.2 节中介绍的改进算法应用在此种情况。由 3.2 节中相应的滤波公式 (3-24) 可知，通过调节其中的系数即渐消因子 λ_k 来对本次的滤波进行稍微的调整，以达到预防可能发生的错误定位。当前一时刻的定位出现较大的误差时，系统就会在下一次的滤波前根据公式 (3-25) 至 (3-29) 得到一个数值较大的 λ_k ，由此来调节 $P_{k,k-1}$ 使本时刻定位的误差减小，否则不用对本次的滤波系数进行调整， λ_k 的值为常数值 1。

在本文的仿真中，对于公式 (3-27) 和公式 (3-29) 中的四个系数的具体值的设定为： β 取值为 0.95， α 取值为 6， η 取值为 1.6， φ 的取值为 1.2，以上四个参数的值是通过对多次仿真实验结果的分析后确定的，当取以上的具体数值时，系统在车辆的运动状态发生突变时能够保证最终的定位精度达到相对于取其它数值情况下的最好。经过仿真实验后可以得到图 4.13 和图 4.14 如下：

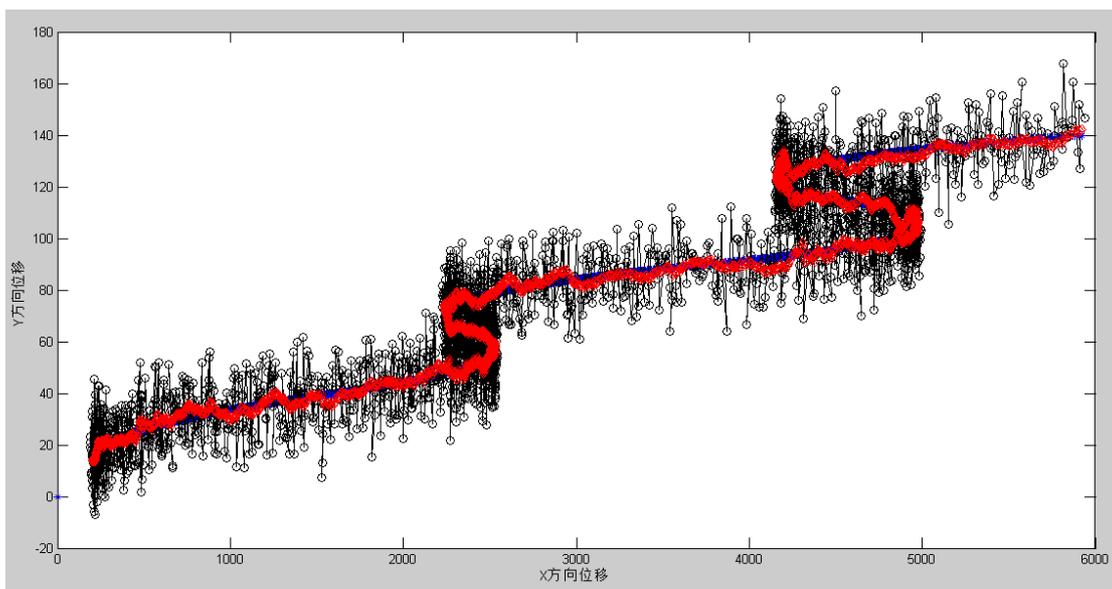


图 4.13 经过算法改进后的车辆运动跟踪图

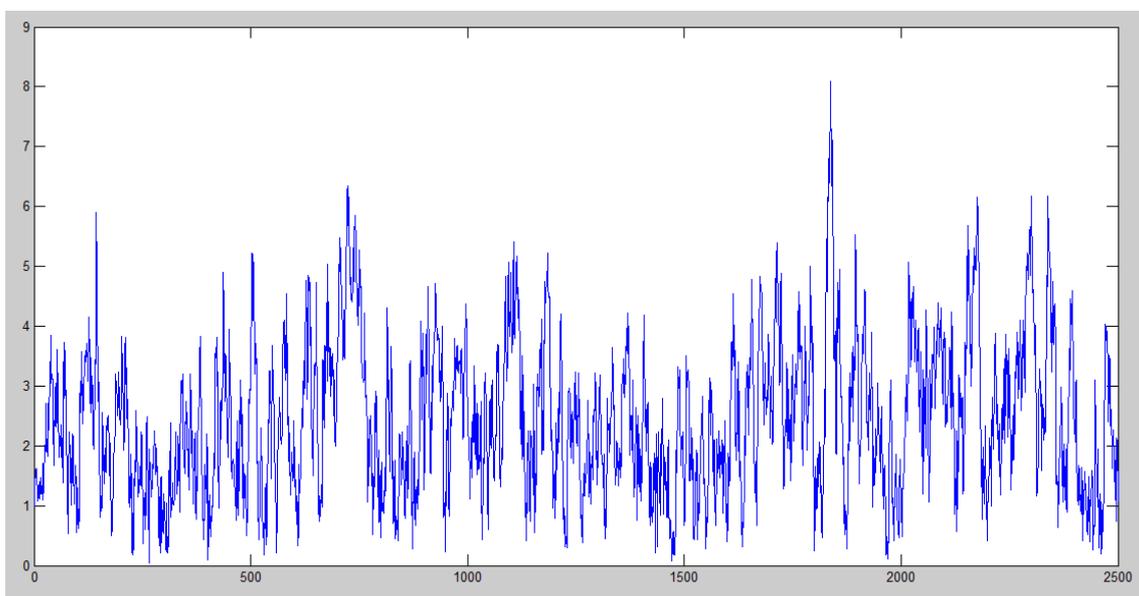


图 4.14 经过算法改进后的定位误差曲线图

上面两图表明改进的算法对于抑制此种问题的发生是很有效的，但问题是经过多次的反复实验表明，改进的算法对于车辆在一般的运动状态下的定位误差并没有精度上的提高反而变差了 0.5 到 1 米，因而，这涉及到何时采用哪种算法的问题，比较图 4.11 和图 4.13 可观察到，在定位发生突变前两图几乎没有区别，在仿真中是通过实时定位数据与真实数据相比较才得出定位发生了突变，但在实际情况中根本不知道已知的真实位置数据，因此很难预测到突变将在下一时刻发生。为了使在各个路段车辆的定位误差都达到最优，本文采用如下的措施：

当车辆在一般性的路段行驶时采用未加入渐消因子的算法进行定位，当车辆将要驶

进可能发生定位突变的路段时采用加入渐消因子的算法。本文采用一个变量 FF 来标志某一路段是一般路段还是特殊路段，当某一路段为一般路段时 FF 的实际值为 0，此时系统按着未加入渐消因子的算法进行滤波定位，当某一路段为急转弯等特殊路段时 FF 的实际值则被定义为 1，此时系统按照加入渐消因子的算法进行运转。其中 FF 变量被安排在路边固定的锚节点中，当车辆行驶到锚节点附近并与之进行通信时，锚节点将路段的标志信息实时的传送给车辆用来进行定位处理。

仿真实验总结：经过 4.3 节以及本节对车辆在真实运动时的各种情况的模拟实验，我们基本可以得出以下结论：

1. 若车辆的位置经过 TDOA 定位之后的定位误差在 10 米左右，那么若不利用里程表数据作为观测量，经卡尔曼滤波后的定位误差在 6 到 7 米左右。
2. 若车辆的位置经过 TDOA 定位之后的定位误差在 10 米左右，那么若利用里程表数据作为观测量，经扩展卡尔曼滤波后的定位误差在 4 到 5 米左右。
3. 由结论 1 和 2，在各次的实验中，有里程表数据作为观测量时的实验定位结果总是要比没有里程表数据作为观测量时的定位精度高 2 米左右。
4. 在较特殊的路段（如急转弯）加入渐消因子的算法能抑制定位突变的发生，进而保证车辆在整个运动状态下的定位精度。

4.5 本章总结

本章在前面章节所做工作的基础上，对第三章给出的定位算法进行仿真实验的验证，用实验得出的数据作为分析依据，对本文所提出的问题和解决方案做了详细的验证。

本章首先说明了所做仿真实验所处环境各个参数设置，以期尽量模拟现实中的车辆运动环境，其中还包括了 ZibBee 无线通信网络的布局以及在实验中的车辆运动的仿真参数。接下来，在本章的仿真实验环节中，模拟了车辆在真实环境中运动的 5 种可能情况，这 5 种运动情况几乎包括了车辆一般情况下的各种运动状态。在每次的模拟实验中，分别对有无里程表数据参与定位的两种定位结果从仿真图片和实验数据等方面进行了详细的对比，随后给出了每次实验结果的分析 and 该次实验的结论。在 5 次实验结束之后，对这 5 此实验进行总体比较，体现出里程表数据作为卡尔曼滤波的观测量对最终定位精度所产生的影响，经过本文的论证推导及仿真验证表明本文所提出的算法能够有效的提高车辆定位的精度。

第五章 总结及展望

总结:

智能交通是未来交通发展的趋势，智能交通中的车辆定位是很重要的一项的功能，虽然目前已经有其它比较成熟的定位技术，如卫星定位系统等，但这些技术若应用于智能交通系统的定位中会有种种问题存在，或网络布置不方便或经济代价上不划算。本文在以上考虑的基础上，试图利用短距离的无线通信技术研究适合运用于智能交通系统中的定位方法。

本文研究以 ZigBee 技术为基础的无线传感器网络在智能交通定位中的应用。本文采用的是先利用 TDOA 技术测得车辆和锚节点之间的距离，根据已知的信息进而获得车辆的粗略位置信息，最后通过滤波算法实现对车辆的高精度定位。本文在考虑定位的滤波算法时采用的是卡尔曼滤波算法，由于算法中采用了从里程表中采集获得的实时数据作为卡尔曼观测方程中的一个观测量，并且此观测量为非线性的，因此需要利用扩展卡尔曼滤波才能解决问题。

为了能够确定利用了里程表数据后是否能够真的对车辆的定位的精度有所提高，本文在第四章的仿真试验中，对每一次的模拟实验都进行了细致的对比。文中的几种车辆运动状态尽量模仿车辆在真实的环境中的情形，整个的仿真实验完成后，其实验结果与本文预期的结论相吻合。这就说明在理论上本文的定位算法是可行的。但本文毕竟只是在原理上对文章提出的问题进行了，在具体的实际操作上可能还会有这样或那样的问题，因此，本文的具体应用还有很大一部分的工作需要做。

展望:

由于本人学识浅薄和时间的关系，本文的研究工作到此暂告一段落，本课题还有很大的研究潜力，比如初始定位部分即 TDOA 定位部分的定位精度是否能够进一步提高，进而整体的定位精度将得到很大的提高；是否有更好的方法来优化滤波算法来提高定位的精度；是否考虑有其它的滤波算法来取代卡尔曼滤波，如粒子滤波等；相信以后定会有很多关于本文课题更深入探索的文章涌现，而且，我坚信在大家的共同努力下，智能交通的完全实现与普及一定会早日到来的。

参考文献

- [1] 郑增威, 车辆无线传感器网络与智能交通, 信息化建设, 2009/12, 21-22.
- [2] 中国社科院城市发展与环境研究中心, 中国城市发展报告NO.1, 2007.
- [3] 于海斌, 曾鹏等, 智能无线传感器网络系统[M], 科学出版社, 2006, 92-95.
- [4] 重庆康维投资顾问有限公司, 我国智能交通的现状与发展趋势, KVI报告数据, 2008.
- [5] 国外智能交通系统介绍, 广东交通 Guangdong Traffic, 2011/05.
- [6] 刘阳, 我国智能交通运输系统之浅见, 吉林省交通信息通信中心, 2011/03.
- [7] 袁俊, 美军GPS及其技术发展, 航空科学技术, 2007/03.
- [8] 韩高楼, GPS定位技术的优缺点, 陕西建筑, 2010/02.
- [9] Bar-Shalom Yaakov, Li Xiao-Rong. Estimation and Tracking: Principles, Techniques, and Software .Boston;Norwood;Dedham: Artech House,1993, .
- [10] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking.Part I: Dynamic models .IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2003,39(4):1333-1364.
- [11] 赵忠华, 皇甫伟, 孙利民, 杜腾飞, 无线传感器网络管理技术, 计算机科学, 2011/01.
- [12] 胡曦明, 董淑福, 王晓东, 韩仲祥, 无线传感器网络的军事应用模式研究进展, 传感器与微系统, 2011/03
- [13] 裴忠民, 邓志东, 王盛慧, 基于无线传感器网络的家用保安机器人环境监控单元, 2007年中国智能自动化会议论文集, 2007.
- [14] 刘佳, 薛文, 何坚强, 王正中, 高冈, 戎非, 无线传感器网络在环境监测中的应用, 后勤工程学院学报, 2011/03.
- [15] 张秀菊, 曲国臣, 张新华, 基于无线传感器网络的危险品灾难应急救援系统, 港口科技, 2009/12.
- [16] 周蔚文, 俞东慧, 孙美艳, Wi-Fi全球商用发展及分析[J], 电信科学, 2008, (05).
- [17] TALUCCI F,GERLA M,FRATTA L. MACA-BI(MACA by invitation)-A Receiver Oriented Access Protocol for Wireless Multihop Networks[A.Proc.IEEE PIMRC97[C.Sept1997, .
- [18] 张华星. 蓝牙技术与应用[J]. China's Foreign Trade, 2011, (08).
- [19] Research on Development and Application of Tele-medicine[A]. 2010 International Conference on Computer and Communication Technologies in Agriculture Engineering (CCTAE 2010) (Volume 2)[C], 2010 .
- [20] 魏为民, 唐振军. UWB超宽带无线通信技术研究[J]. 计算机工程与设计, 2008,(11).
- [21] 周白霞, 吴立辉. 无线射频识别技术在危险化学品运输中的应用[J]. 消防科学与技术, 2007,(06).
- [22] 闫柏睿. RFID在物流系统中的应用分析及实证[J]. 价值工程, 2010,(19).
- [23] 戴冠军. 射频识别技术在物流系统管理中的应用[J]. 物流工程与管理, 2009,(02).
- [24] 伍琛尧, 刘建煌. 基于ZigBee的工业设备监控系统[J]. 计算机与数字工程, 2007,(09).
- [25] 陆楠. 基于ZigBee技术的震后局部环境监测系统的设计[D]. 成都理工大学, 2009.
- [26] 吕治安, ZigBee网络原理与应用开发, 北京航空航天大学出版社, 2008年2月第1版.
- [27] 周凤艳, 张玉川, 余华鸿. 卫星导航系统研究[J]. 今日科苑, 2007,(14).
- [28] 余美义. GPS技术在上海城市规划建设中的应用与展望[J]. 城市勘测, 2005,(01).
- [29] 吴娜. GNSS接收机捕获算法的研究及实现[D]. 北京邮电大学, 2010
- [30] 李达全. 手机位置确定技术及其应用[J]. 无线电工程, 2002,(12).
- [31] 徐增友, WSN无线传感网络定位技术的研究, 山东大学, 2009
- [32] 李铁奇, 郑晓势, 郭强. 国内外无线传感器网络研究透视[J]. 山东轻工业学院学报(自然科学版), 2008,(04).
- [33] 包志华, 周晖, 邵世煌, 徐晨. 基于智能估计的无线传感器网络定位算法[J]. 传感技术学报, 2008,(10).

- [34] 陆芳. MIMU中陀螺随机漂移建模及Kalman滤波技术研究[D].中北大学, 2007.
- [35] 赵俊梅. GPSSINS组合导航系统滤波算法研究.中北大学,2006.
- [36] 付梦印, 邓志红, 张继伟, Kalman滤波理论及其在导航系统中的应用[M], 科学出版社, 2003.
- [37] 李秋荣. 基于SUKF方法在组合导航系统中的应用研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2008.
- [38] 朱海棠. 车载组合导航系统的卡尔曼滤波器设计, 沈阳理工大学,2007.
- [39] 郝桂芳, 阴志先, 强跟踪有限微分扩展卡尔曼滤波算法在异步电机中的应用, 太原理工大学学报, 2011, (06).
- [40] 王成, 王英民, 陶林伟, 甘甜. 扩展卡尔曼滤波在双基地信息融合中的应用[J]. 火力与指挥控制, 2010,(09).

致谢

转眼之间在南邮的两年多的研究生时光即将结束,这将是人生道路的一个里程碑,意味着属于我的学生时代马上就要画上句号了。在经过长期的努力,克服种种困难完成我的硕士论文这一重要时刻,我想要对和我一起走过人生这阶段的大家表达我的感谢。

首先,我要感谢我的导师尊敬的张理云老师,感谢您这两年多来的悉心栽培。我的论文之所以能够顺利的完成除了我的努力部分以外,很大程度上要归功于张老师的耐心指导。从论文的选题、搜集与课题相关的资料、到实验仿真以及论文的撰写等各个阶段都有张老师的真知灼见。还记得在论文仿真实验的调试阶段,有次遇到一个棘手的问题,自己反复调试了三天仍然没有任何进展,最后去请教张老师,张老师的三言两语就把我问题的要害指出,之后我很快就把这个问题的处理掉了。

其次,我要感谢乔光明师兄,在我做论文期间,得到了乔光明师兄的大力支持。

最后,我要感谢始终支持鼓励我的家人和朋友,你们是我的精神支柱。是你们的关心和帮助使我能够勇敢的一步步走到现在。有你们在我身后,我会继续勇敢面对人生中的各种挑战。

刘科峰

基于无线传感器网络的高精度定位技术研究与应用

作者: [刘科峰](#)
学位授予单位: [南京邮电大学](#)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Thesis_D208956.aspx