

# Kalman滤波器理论与应用

## ——基于MATLAB实现

金学波 著



科学出版社

# Kalman 滤波器理论与应用 ——基于 MATLAB 实现

金学波 著

科学出版社

北 京

## 内 容 简 介

本书以 Kalman 滤波器为主要介绍对象, 包含基本原理、推导方法及其在跟踪系统中的应用, 同时配套 MATLAB 源程序。具体内容  
包括 Kalman 滤波器、扩展 Kalman 滤波器、不敏 Kalman 滤波器及其  
在 RFID 系统的跟踪应用研究。

本书凝练了作者二十余年来对 Kalman 滤波器基础理论及在目标  
跟踪应用的研究成果, 具体内容包括: 根据目标运动特征进行自调整  
参数的“自适应动力学模型”、不敏变换的性能分析、RFID 跟踪系  
统的测量方程及其仿真平台等。

本书可作为自动化、电子信息、计算机应用、控制科学与工程、  
信号处理、导航与制导等相关专业高年级本科生和研究生的教材, 也  
可供相关领域的工程技术人员和研究人员参考。

---

### 图书在版编目 (CIP) 数据

Kalman 滤波器理论与应用: 基于 MATLAB 实现/金学波著. —北  
京: 科学出版社, 2016

ISBN 978-7-03-049655-3

I. ①K… II. ①金… III. ①卡尔曼滤波器—滤波理论  
IV. ①TN713

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2016) 第 201409 号

---

责任编辑: 王 哲 赵微微 / 责任校对: 郭瑞芝

责任印制: 张 倩 / 封面设计: 迷底书装

科 学 出 版 社 出 版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码: 100717

<http://www.sciencep.com>

中国科学院印刷厂 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

\*

2016 年 8 月第 一 版 开本: 720×1 000 1/16

2016 年 8 月第一次印刷 印张: 12 1/4

字数: 237 000

定价: 72.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

# 前 言

Kalman 滤波器是目前应用最广泛的估计方法,在实时跟踪领域具有不可替代的学术价值和应用价值。尤其是在今天,信息技术已经跨入“互联网+”的时代,基于各种传感器的处理是物联网、信息物理系统(Cyber Physical System, CPS)的关键技术,研究者及应用者对实时估计方法的认知度具有巨大的需求。

本书以 Kalman 滤波器为主要内容,较全面地介绍了 Kalman 滤波器的基本原理、推导过程以及在跟踪领域中的应用。全书分两个部分,第一部分为基础知识,共包括 5 章。第 1 章介绍了 Kalman 滤波器的基本特点、应用领域等,并简单介绍了本书的特色。第 2 章简要介绍了 MATLAB 语言的使用方法和编程技巧。第 3 章介绍了最小二乘估计方法的基本原理和推导过程,并给出了几种不同的最小二乘估计方法表达式,它们是 Kalman 滤波器的理论基础。第 4 章在第 3 章的基础上,给出了基于线性系统的 Kalman 滤波器的递推算法。第 5 章首先给出了非线性系统模型,然后给出了能够应用于非线性系统的 Kalman 滤波器算法,包括扩展 Kalman 滤波器、不敏 Kalman 滤波器。

第二部分为应用部分,共包括 3 章,是前面基础知识的必要补充,分别是第 6~8 章。第 6 章介绍了跟踪系统的测量模型,并给出了跟踪系统仿真研究中经常用到的几种仿真轨迹。第 7 章给出了机动目标的建模方法,并在第 6 章给出的仿真轨迹的基础上,使用不同的运动模型进行了仿真研究。第 8 章介绍了基于 RFID 室内跟踪系统的仿真研究,包括 RFID 跟踪系统的特点、不规则采样系统模型及跟踪方法。

同时,本书还配有 MATLAB 程序源程序,其中包括 1 个已经取得软件著作权专利的软件平台——“基于 RFID 系统的移动目标轨迹数据软件平台”。本书的源程序可在科学出版社的网站([www.ecsponline.com](http://www.ecsponline.com))下载,同时利用微信公众号(智能感知数据研究中心,微信号 datamole)对书中的知识点进行说明及解答疑问。

本书以 Kalman 滤波器为主要介绍对象,从基本原理、推导方法及其在跟踪系统中的应用完整勾勒出来。同其他相关著作比较,本书的学术价值在于:

(1) 脉络更清晰、体系更完整。本书对 Kalman 滤波器理论的讲述更加完整,更加注重 Kalman 滤波器基础原理、推导过程,加之配套的 MATLAB 程序,能够使读者更容易理解和掌握 Kalman 滤波器理论体系。

(2) 包含创新研究成果、具有较大学术价值。本书凝练了作者二十余年关于 Kalman 滤波器基础理论及在目标跟踪应用中的研究成果,包括已授权国家发明专利 4 项, EI、SCI 检索论文 40 余篇,多项软件著作权登记等。涉及的研究成果包括能够根据目标运动特征进行自调整参数的“自适应动力学模型”、不敏变换的性能分析、RFID 传感器

测量方程及其仿真平台等。其中，基于自适应动力学模型的 Kalman 滤波方法已经获得了国家发明专利授权，利用该方法的应用成果发表了 SCI 检索论文 *Closed-Loop Estimation for Randomly Sampled Measurements in Target Tracking System*。

感谢国家自然科学基金（No.61273002）、北京市教委科研计划重点项目（No.KZ201510011012）以及北京工商大学学术出版项目（No.ZZCB2015-15）对本书出版提供的经费资助。

本书的撰写工作历时近 3 年时间，作者编写、调试并运行了所有的 MATLAB 程序，对公式推导及文字描述进行了多次校正，希望做到深入浅出地叙述 Kalman 滤波器理论、方法及其应用。同时，也很希望和广大读者进行交流，恳请专家同仁批评指正（datamole@126.com），作者将不胜感激。

作 者

2016 年 8 月

# 目 录

## 前言

|       |                                        |    |
|-------|----------------------------------------|----|
| 第 1 章 | 绪论                                     | 1  |
| 1.1   | Kalman 滤波器简介                           | 1  |
| 1.2   | Kalman 滤波器的历史与研究现状                     | 3  |
| 1.3   | 本书的基本结构                                | 5  |
| 第 2 章 | MATLAB 基础知识介绍                          | 7  |
| 2.1   | MATLAB 语言的主要特点                         | 7  |
| 2.2   | MATLAB 编程介绍                            | 7  |
| 2.3   | MATLAB 函数文件                            | 11 |
| 2.4   | 本章小结                                   | 11 |
| 第 3 章 | 最小二乘估计                                 | 12 |
| 3.1   | 最小二乘估计方法描述                             | 14 |
| 3.2   | 最小二乘加权估计                               | 22 |
| 3.3   | 线性最小二乘递推估计                             | 24 |
| 3.4   | 最小二乘的性能——估计方差                          | 29 |
| 3.5   | 本章小结                                   | 31 |
| 第 4 章 | Kalman 滤波器                             | 35 |
| 4.1   | 系统模型描述                                 | 37 |
| 4.2   | 向前一步预测估计 $\hat{\mathbf{x}}(k k-1)$ 的求法 | 38 |
| 4.3   | 更新估计 $\hat{\mathbf{x}}(k k)$ 的求法       | 39 |
| 4.4   | 离散 Kalman 滤波器                          | 40 |
| 4.5   | 本章小结                                   | 46 |
| 第 5 章 | 非线性 Kalman 滤波器                         | 47 |
| 5.1   | 扩展 Kalman 滤波器                          | 47 |
| 5.2   | 不敏 Kalman 滤波器                          | 52 |
| 5.2.1 | 非线性变换的均值和方差                            | 52 |
| 5.2.2 | 不敏变换                                   | 58 |
| 5.2.3 | 无迹 Kalman 滤波器                          | 69 |
| 5.3   | 本章小结                                   | 72 |

|       |                           |     |
|-------|---------------------------|-----|
| 第 6 章 | 模型的离散化及目标机动轨迹仿真           | 74  |
| 6.1   | 随机线性系统的数学描述               | 75  |
| 6.2   | 几类跟踪系统中常用曲线的模拟            | 78  |
| 6.3   | GPS 跟踪系统的机动目标轨迹模拟         | 84  |
| 6.4   | RFID 跟踪系统的机动目标轨迹模拟        | 86  |
| 6.4.1 | RFID 系统测量模型               | 87  |
| 6.4.2 | RFID 室内跟踪系统仿真数据平台软件       | 87  |
| 6.5   | 本章小结                      | 96  |
| 第 7 章 | 机动目标动力学模型                 | 105 |
| 7.1   | CV 模型                     | 106 |
| 7.2   | CA 模型                     | 108 |
| 7.3   | Singer 模型                 | 116 |
| 7.4   | 当前统计模型                    | 120 |
| 7.5   | Jerk 模型                   | 130 |
| 7.6   | 交互式多模型算法                  | 132 |
| 7.6.1 | 初始量的假设                    | 133 |
| 7.6.2 | 状态估计的交互式作用                | 133 |
| 7.6.3 | 模型并行滤波                    | 134 |
| 7.6.4 | 模型概率更新                    | 134 |
| 7.6.5 | 模型输出                      | 135 |
| 7.7   | 数据驱动模型数学基础                | 140 |
| 7.7.1 | 最小二乘估计方法                  | 141 |
| 7.7.2 | Yule-Walker 估计方法          | 142 |
| 7.8   | 自适应参数机动目标模型估计方法           | 147 |
| 7.9   | 本章小结                      | 159 |
| 第 8 章 | 基于 RFID 的室内跟踪系统仿真研究       | 161 |
| 8.1   | RFID 跟踪系统的特点              | 161 |
| 8.2   | 不规则采样系统的模型转化              | 162 |
| 8.3   | RFID 系统模型                 | 165 |
| 8.3.1 | RFID 测量模型                 | 165 |
| 8.3.2 | 机动目标运动模型                  | 166 |
| 8.4   | 基于可变数量 RFID 阅读器的 EKF 跟踪方法 | 168 |
| 8.5   | 基于可变数量 RFID 阅读器的 UKF 跟踪方法 | 172 |
| 8.6   | 仿真研究                      | 179 |
| 8.7   | 本章小结                      | 186 |
| 参考文献  |                           | 187 |

# 第 1 章 绪 论

## 1.1 Kalman 滤波器简介

Rudolph Emil Kalman 在 1960 年给出了离散时间系统的 Kalman 滤波器,也就是现在多数教材可以看到的方程形式。目前, Kalman 滤波器有多种实现形式,通常,其最初提出的形式称为标准 Kalman 滤波器。除此以外,还有施密特扩展滤波器、信息滤波器以及平方根滤波器等变换形式。

先通过下面关于温度问题的例子来说明一下 Kalman 滤波器的原理。假设研究的是某个房间内的温度。这里假设该房间内各处的温度是相等的,房间内不存在空调、风扇、暖气等局部发热或散热的设备,根据生活经验,认为这个房间内的温度是恒定的。也就是说,下一时刻的温度等于当前时刻的温度。但是,这也并不是绝对的准确,所以,房间内温度的估计存在上下几摄氏度的偏差,用公式表示就是  $x(k+1) = A(k)x(k) + w(k)$ , 其中  $A(k) = 1$ 。偏差  $w(k)$  在这里假设是满足高斯白噪声分布的,即偏差跟时间没有关系而且是服从高斯分布的,已知噪声的方差用  $Q(k)$  表示。另外,在房间内放置一个温度计,用于测量房间内的温度。但是,由于制造工艺等因素,温度计的测量值也不是绝对准确的,即温度计的测量值与真实值之间也存在一定的偏差,用公式表示是  $z(k) = C(k)x(k) + v(k)$ , 其中  $C(k) = 1$ 。这个偏差  $v(k)$  也假设是高斯白噪声的,方差为  $R(k)$ 。那么,对于任意时刻,可以得到该房间的两个温度值:根据生活经验得到的估计值(系统的预测值)和温度计的测量值(系统的测量值)。下面用这两个值结合他们各自的噪声来估算出房间的实际温度值。假如要估算  $k$  时刻的实际温度值,首先要根据  $k-1$  时刻的温度值,来预测  $k$  时刻的温度。

(1) 假设知道前一时刻的温度是  $23^{\circ}\text{C}$ ,  $Q(k) = 9$ 。因为相信温度是恒定的,所以会得到  $k$  时刻的温度预测值是跟  $k-1$  时刻一样的结论,也是  $23^{\circ}\text{C}$ ,考虑噪声则该值偏差是  $3^{\circ}\text{C}$ 。

(2) 从温度计那里得到了  $k$  时刻的温度值,假设是  $25^{\circ}\text{C}$ ,同时该值的偏差是  $2^{\circ}\text{C}$ ,即  $R(k) = 4$ 。

由于用于估算  $k$  时刻的实际温度有两个温度值,分别是  $23^{\circ}\text{C}$  和  $25^{\circ}\text{C}$ 。究竟实际温度是多少呢?相信自己还是相信温度计呢?究竟相信谁多一点, Kalman 滤波器给出了这样的判断  $23 + K(25 - 23)$ , 式中  $K$  称做 Kalman 滤波增益。其实  $K$  的取法有很多种,不同的取法给出的估计结果也不一样,估计的准确度也是不一样的。Kalman 滤波器的

优势在于, 如果系统满足  $A(k)$ 、 $C(k)$  已知,  $w(k)$  及  $v(k)$  为高斯白噪声且方差  $Q(k)$ 、 $R(k)$  已知的条件, Kalman 给出的  $K$  能给出最优的估计结果。

那么到底房间的温度是多少呢? Kalman 估计方法给出的  $K$  值为 0.75, 即房间的温度估计值为  $23 + 0.75 \times (25 - 23) = 23.5$  (具体计算方法见第 4 章例题 4.3)。可以看到, 估计的温度是在预测温度的基础上进行了一个修正, 修正的大小由测量值和滤波增益的乘积决定的, 而滤波增益是由两个噪声方差决定的 (具体计算方法见第 4 章)。

通过上面的例子可以看到, 在估计的时候需要知道两个模型: 一个是描述待估计状态变化规律的数学表达式 (过程模型); 另一个是描述传感器与待估计状态之间测量关系的数学表达式 (测量模型)。估计方法可以对变化规律和测量关系的偏差进行修正, 而这些偏差如果满足高斯白噪声分布的话, Kalman 滤波器就会给出误差的方差最小的估计结果。

下面说明一下使用 Kalman 滤波器必需的模型, 先来看过程模型。前面已经提到, 它是待估计量  $x(k)$  随着时间变化的一种关系, 对于 Kalman 滤波器来说, 它必须是已知的。那么, 如何才能知道这个模型呢? 这需要考虑需要估计的对象。

再来看看从牛顿惯性运动定律到 Kalman 滤波器, 这是 Kalman 滤波器的一个很典型的应用, 就是估计机动目标的运动问题。和温度估计问题不同的是, 现在假设目标是在移动的, 而不像刚才假设温度是不变的, 因此就需要考虑目标的运动规律, 假设目标运动符合牛顿惯性定律, 小车做匀速直线运动, 有一辆质量为  $m$  的小车, 受恒定的力  $F$ , 沿着  $r$  方向做匀速直线运动。已知小车在  $t - \Delta T$  时刻的位移是  $s(t-1)$ , 此时的速度为  $v(t-1)$ 。求  $t$  时刻的位移  $s(t)$  是多少?

先来看看如图 1-1 所示的目标运动示意图。假设目标沿着虚线运动, 每个空心圆圈是目标在某一时刻的位置, 现在来判断一下, 下一时刻目标会在 A、B、C 哪一个点?

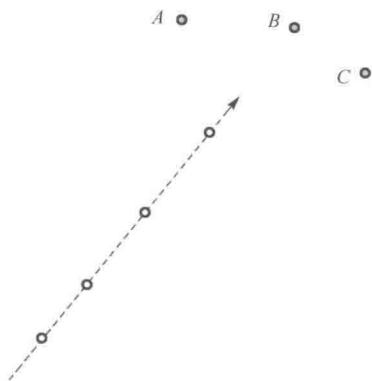


图 1-1 目标运动示意图

从图上可以看出, 目标做的是匀速直线运动, 再继续向前走, 如果还是做这样的运动, 根据惯性定律目标应该会在 B 点, 而不是在 A 和 C 点。这里注意到, 假设目标

还是做这样的运动，完全符合惯性定律。不考虑目标由于某种原因突然停下来、突然转弯的情况，因此，给出的基于牛顿惯性定律的运动目标模型只能描述这类目标的运动。

那么这类目标模型岂不是不十分准确？回答是：任何一个模型都只是某类实际目标的简单数学表达式，是有一定的偏差的。为了弥补这类偏差，过程模型往往会含有一个噪声项（如前面提到的  $w(k)$ ），来适当地扩大模型所能描述的实际情况。

使用 Kalman 滤波器必需的另一个模型是测量模型。通常，测量模型也是有噪声的，这比较好理解，因此测量时候的不确定因素造成不准确，如读数有一定的偏差、传感器的内部转换。测量矩阵是测量模型很重要的参数，它描述待估计量与可测量量之间的关系。例如，待估计状态为运动目标的位移  $s(k)$ 、速度  $v(k)$ 、加速度  $a(k)$ ，但我们只能通过传感器得到目标的位移量  $s(k)$ ，则测量方程为  $z(k) = [1 \ 0 \ 0]x(k)$ ，其

中测量量用  $z(k)$  表示，待估计变量  $x(k) = \begin{bmatrix} s(k) \\ v(k) \\ a(k) \end{bmatrix}$ 。如果能得到二维测量量，包含位移

$s(k)$  和加速度  $a(k)$ ，则测量方程就变为  $z(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x(k)$ ，待估计变量仍为

$$x(k) = \begin{bmatrix} s(k) \\ v(k) \\ a(k) \end{bmatrix}。$$

## 1.2 Kalman 滤波器的历史与研究现状

1809 年，高斯提出了一种称为最小二乘法的最优滤波方法，用来从已知的量测数量中确定天体所运行的轨道。由于最小二乘法在估计的时候不需要知道信号的先验统计知识，因此，最小二乘法在很多领域都有广泛的应用。

在 20 世纪 40 年代，为了对火力进行控制，美国学者维纳（Wiener）等在频域设计了 Wiener 滤波器，在平稳随机过程系统中实现了线性最优动态估计。通过维纳-霍普方程的计算，Wiener 滤波器获得了滤波器最优传递函数的解析解，从而可以实现抑制或选通包含多种信息的信号。但是，由于 Wiener 滤波器要求被估计信号和量测信号都必须符合平稳随机过程，并且在滤波过程中需要求解维纳-霍普方程，这使其计算量变大，需要的存储空间也很大，工程实现困难，因此，限制了 Wiener 滤波器的实用和推广。

为了克服 Wiener 滤波器的缺点，1960 年，匈牙利数学家 Rudolf Emil Kalman 出现现代滤波理论。他在随机估计理论中引入了状态空间的概念，并将信号过程看作白噪声作用下线性系统的输出，从而用状态方程来描述输入与输出之间的关系，从观测

量中估计出所需要的信号。Kalman 滤波不需要存储所有的历史数据,根据前一时刻的状态估计值和当前量测的信息,根据递推方式就可以计算出新的估计值,这大大降低了计算机的存储量和计算量,提高了实时处理的能力。与此同时,由于 Kalman 滤波器在时域内对信息进行分析,因此其不但可以对一维、平稳的随机过程进行估计,还可以对多维、非平稳的随机过程进行估计。

Kalman 滤波器由于涉及方法简单易行而得到了广泛应用,但是必须通过计算机才能执行。由于计算机在计算的过程中会不断累积、传递舍入误差和截断误差,而使误差协方差矩阵失去正定性,造成滤波估计不稳定。因此,研究者又陆续提出了一系列的数值鲁棒滤波算法,如平方根滤波、UD 分解滤波、奇异值分解滤波等。这些方法在有效改善 Kalman 滤波数值稳定性的同时,也提高了计算效率。

另一方面,标准的 Kalman 滤波器要求所建立的数学模型是精确的,随机干扰信号的统计特性是已知的,并且其对适用条件的要求也比较苛刻。例如,系统噪声是白色噪声,模型噪声和量测噪声相互独立,等等,但在实际系统中,系统由于一些不确定性导致不能满足这些条件,从而使 Kalman 滤波器失去了最优性,这大大降低了估计精度,甚至导致发散。为了解决这个问题,近年来研究者在滤波中引入了鲁棒控制思想,从而形成了鲁棒估计。

在实际的工程实践中,由于系统存在高斯或非高斯随机噪声干扰等不确定性,会导致系统存在不同程度的非线性滤波问题。但是, Kalman 最初提出的滤波理论只适用于线性系统,且要求观测方程也是线性的,因此,20 世纪 70 年代, Bucy 和 Sunahara 等提出了扩展 Kalman 滤波器 (Extended Kalman Filter, EKF)。EKF 首先将非线性系统进行线性化处理,然后再利用广义 Kalman 滤波器进行状态估计。EKF 由于滤波思路简单明了而广泛应用于各个领域。但是,由于非线性系统在线性化过程中会引入线性化误差,导致最终的状态估计精度变差。由于需要计算雅克比矩阵, EKF 的计算量也很大,并且当雅克比矩阵计算不准确时,也会产生滤波发散问题。

Sigma 点 Kalman 滤波 (SPKF) 方法是一类基于高斯分布的近似非线性滤波方法,包括不敏 Kalman 滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF)、中心分布 Kalman 滤波 (Central Difference Kalman Filter, CDKF)、平方根无迹 Kalman 滤波 (Square-root Unscented Kalman Filter, SRUKF)、平方根中心分布 Kalman 滤波 (Square-root Central Difference Kalman Filter, SRCDF) 等。这些方法的基本滤波思想大致相同,其中以 UKF 最为著名。对于非线性系统来说, EKF 是基于非线性函数的一阶泰勒公式展开实现的,因而其近似精度仅能达到一阶,而 UKF 采用若干服从高斯分布的函数组合来驱动,其精度至少可达二阶。并且, UKF 不需要计算雅克比矩阵,实时性更好。

随着研究的不断深入,针对非线性特性的逼近问题,在高斯域滤波体系中,对原有的方法进行了改进,并提出了一些新的方法。例如, Haykin 等于 2009 年提出了一种独立于 EKF、UKF 算法体系的新的滤波策略容积 Kalman 滤波器 (Cubature Kalman Filter, CKF),该滤波器由于具有更加优良的特性而被广泛应用。

总的来说,对于很多问题,Kalman 滤波器及其衍生算法都可以得到较好的估计结果,效率最高甚至是最有用的。

### 1.3 本书的基本结构

本书配有与理论研究、仿真研究配套的近百个 MATLAB 源程序,包括 1 个已经取得软件著作权专利的软件平台“基于 RFID 系统的移动目标轨迹数据软件平台”。在与本书配套的网站上可以下载源程序及解答疑问,同时,读者也可以通过微信平台向作者提问或探讨。

全书主要分成两部分,第一部分为基础知识,共包括 5 章。

第 1 章介绍了 Kalman 滤波器的基本特点,并介绍了一个应用例子。

第 2 章对 MATLAB 语言的使用方法、必要函数和一些编程技巧进行了简介。本书假设读者已经熟悉 MATLAB 语言,并能够利用该语言进行编程,所以本章并没有对 MATLAB 进行深入介绍,有需要的读者可以参考 MATLAB 相关书籍。

第 3 章介绍了最小二乘估计方法的基本原理和推导过程,并给出了几种不同的表达形式,包括基本最小二乘估计方法、最小二乘加权估计和线性最小二乘递推估计方法,并对最小二乘方法的估计方差进行了深入研究,该方差是评价估计性能的定量指标。本章是 Kalman 滤波器的理论基础,尤其是递推最小二乘估计方法。值得一提的是,本章的估计方法都假设待估计量是恒定不变的。

第 4 章在第 3 章的基础上,假设待估计量是变化的,进而基于线性系统介绍了 Kalman 滤波器的递推算算法。先对待估计量如何变化进行研究,前一时刻的待估计量  $x(k-1)$  如何变为  $x(k)$ ? 这需要系统模型之一——过程模型来描述。由于待估计量的变化,前一时刻的估计量在  $k$  时刻已经变为  $\hat{x}(k|k-1)$ ,将其称为“向前一步预测估计”,在  $k$  时刻的测量  $z(k)$  到来时,向前一步预测估计  $\hat{x}(k|k-1)$  又被进一步估计,得到了与真值更接近的当前步的估计结果  $\hat{x}(k|k)$ 。本章详细推导了 Kalman 滤波器,这其实是贝叶斯估计的过程。

第 5 章研究了非线性系统的 Kalman 估计方法,第 4 章的系统模型——过程模型和测量模型,都是具有线性关系的,如果系统模型包括非线性关系,就不能使用基本的 Kalman 滤波器。因此,研究者推导了几种能够估计非线性系统状态的方法,本章给出其中的两个:扩展 Kalman 滤波器、不敏 Kalman 滤波器。书中给出了详细的推导过程,并利用 MATLAB 进行仿真研究,如不敏变换和泰勒级数展开方法线性化的区别等。

作为前面基础知识的必要补充,本书的第二部分为应用部分,包括第 6~8 章。

第 6 章介绍了跟踪系统的测量模型,并给出了很多跟踪系统研究中经常用到的仿真轨迹,如蛇形机动、圆形机动、匀速直线运动、在 2 维平面内任意机动的仿真程序和数据,数据包括传感器测量模拟数据及运动目标的参考轨迹。另外本章还给出了

RFID 系统的测量数据仿真平台，可以任意设置 RFID 阅读器的个数和位置，模拟目标在 2 维平面内任意机动的采集数据。

第 7 章给出了机动目标的模型建模方法，包括常速度模型、常加速度模型、Singer 模型以及当前统计模型、Jerk 模型等，并介绍了基于数据驱动思想——状态估计闭环方法，给出了基于目标动力学统计特征的自适应动力学模型，大量仿真研究表明该模型可以很好地适应目标的运动特征。本章还包括对前一章给出的移动目标轨迹在不同运动模型下，对移动目标进行跟踪的仿真结果。

第 8 章介绍了基于 RFID 室内跟踪系统的仿真研究，包括 RFID 跟踪系统的特点，不规则采样测量下的系统模型以及不规则采样跟踪理论。其中，本章对基于多 RFID 阅读器的 EKF 跟踪，以及基于可变数量 RFID 阅读器的 UKF 跟踪，进行了仿真，结果表明即使在阅读器数量已经发生很大变化的情况下，通过本章给出的估计方法仍然可以得到平滑的估计结果。

## 第2章 MATLAB 基础知识介绍

本书分享了 Kalman 滤波器的 MATLAB 源程序，为了方便读者理解，本章对 MATLAB 基础知识进行简要介绍。

### 2.1 MATLAB 语言的主要特点

MATLAB 语言广泛应用于各种仿真研究中，尤其是自动控制领域。与 Python、R 等具有计算功能的语言相比，MATLAB 具有更为专业的工具包。MATLAB 语言由 Mathworks 公司开发，主体框架非常统一，因此也比其他语言更稳定。与此同时，由于售价太贵，MATLAB 也受到批评，在亲民方面与 Python、R 语言相差甚远，因此，很多人积极推崇后两者语言。

由于 MATLAB 语言稳定，并且在控制系统及相关领域具有非常丰富的工具包可供调用，研究人员可以非常方便地试验自己的算法思想，因此，本书沿用 MATLAB 进行讲解。虽然不能将算法直接写成执行文件，如果想开发真正的软件系统还需要使用其他的语言重写算法，但是对于算法研究人员说，MATLAB 仍然是首选。另外，作为入门方面的书籍，MATLAB 具有门槛低的优势，对一个大学本科生来说，几个学时之后就可以进行独立编程。特别地，MATLAB 语言在国内非常具有市场，很多高校仍然采用 MATLAB 作为主流的仿真工具。

MATLAB 参考书非常多，本书不再进行推荐列举，默认读者已经掌握了一定的 MATLAB 语言基本知识，并且曾经使用该语言编写过简单的小程序，因此，在 MATLAB 操作方面也不做过多的赘述。不过，2.2 节和 2.3 节简单回顾一下本书会用到的一些 MATLAB 编写程序的基本方法，以减轻读者重新翻阅其他参考书的负担。

### 2.2 MATLAB 编程介绍

MATLAB 程序通常包括四部分，下面来详细说明。

第一部分为清除主界面和内存空间。MATLAB 几十年来一直沿用主界面风格，可以在命令窗口（Command Window）上调试某一条语句是否正确，还可以执行输入命令。当程序出现错误时，命令窗口也会出现红色报错提示，想要输出某个变量的结果时，命令窗口也会非常方便地显示运行结果。可见主界面的内容是相当丰富的，但主界面保存的变量并不会自己清空，其历史命令（Command History）及工作空间（Workspace）

的变量自动保存着。这会使用户弄不清楚哪个是当前程序的执行结果，当程序报错时，也给错误排查带来困难。因此在程序执行的开始，最好清除主界面现有的内容，这样在本次程序执行之后，方便分析本次程序执行的结果。

在 MATLAB 中，清除主界面的语句如下。

`clc`: 清空命令窗口的内容；

`clear`: 清空内存变量；

`close all`: 关闭所有图形窗口。

建议使用者在程序的开始就使用以上命令，这个习惯对管理程序数据空间很有帮助。MATLAB 的“管辖”的数据空间范围包括内存空间、路径，输入命令：

```
a=b+1
```

MATLAB 首先寻找变量  $b$  的值，如果内存空间已经有该变量的值，该语句在执行的时候就不会出错。但如果变量  $b$  在之前的程序中已被赋值，那么，在内存空间中已经存在  $b$  值，当前执行的程序当中并没有对  $b$  进行赋值，但由于 MATLAB 在内存空间中有  $b$  值就导致  $a$  被赋值。然而，此时程序是错的，因为没有在使用变量之前进行赋值。人们会大呼“程序通过了！”然后，很开心地关机，当下一次打开 MATLAB 时，MATLAB 会再次运行原程序，会发现系统出现错误提示“ $b$  没有赋值”，这对一个初学者来讲是相当费解的一件事：程序昨天还好好的，为什么又出现了错误？现在明白了吧：由于没有使用 `clear` 语句清除内存空间，导致最初运行程序时， $b$  变量没有初始化的错误“漏”报。

这样的错误不是每次都会有，但是在算法研究的过程中错误率的确非常高。初学者由于缺乏专业的编程经验，在变量命名时比较随意，常常使用“ $c$ 、 $A$ 、 $PP$ 、 $n$ ”等简单的字母变量，在内存空间中留下痕迹。因此，养成一个好习惯至关重要，即在程序的开始使用清除主界面的 `clc` 语句，在“视觉”上有一个良好的开始，迎接“干干净净”的主界面；使用 `clear` 清除内存空间，使内存空间“干干净净”，程序每次都重新开始。

MATLAB 语言编写程序的第二部分是设置问题中交代的因变量，一般是一些已知的数据。第三部分是需要解决计算问题的结果变量，需要依据题意进行计算。第四部分是结果输出，有的只需要输出数据，而大多数情况下都需要用图形来表达。这几部分很多 MATLAB 书籍进行了详细介绍，本书不再赘述。下面使用一段具体的实例进行说明。

**例 2.1** 假设温度传感器  $A$  具有均匀分布测量噪声，噪声的均值为 0，方差为 2，请模拟当室内温度是  $20^{\circ}\text{C}$  的时候，传感器的输出数据是多少？给出 1000 个数。

```
% 清除主界面和内存空间
clc;
clear;
% 设置变量
m=20;
v=2;
```

在 MATLAB 中, 通过使用 `randn` 函数产生随机数。这里, 测量值是真实值与测量噪声的叠加。根据测量方差和均值可以模拟出噪声, 也就是将 `randn` 产生的结果乘以标准差, 然后加上期望均值并将其与真实值叠加:

```
% 室内温度  
s1=m+sqrt(v)*randn(1,1000); %这里期望均值为 0, 所以语句中没有显示均值。
```

最后, 模拟出的测量噪声如图 2-1 所示, 测量噪声是一个离散序列, 所以形式非常简单, 使用 `plot` 函数就可以实现:

```
plot(s1)  
xlabel('采样时刻')  
ylabel('测量数据')
```

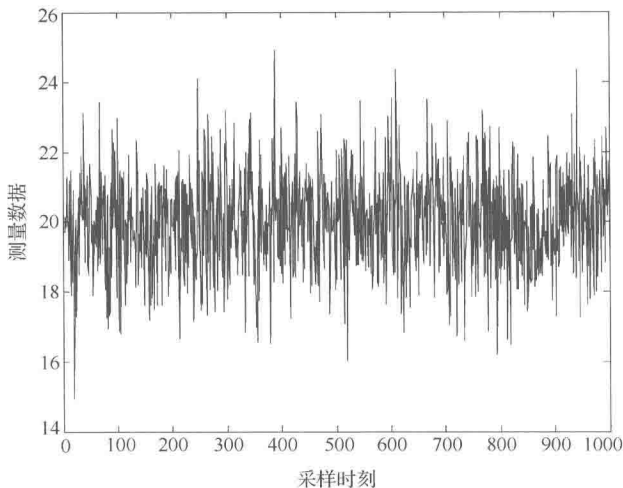


图 2-1 模拟传感器 A 的测量数据输出

MATLAB 画图函数非常丰富, 还可以对图设定适当的标注来提高效果图的表达方式和内容, 增强可视化效果, 如横、纵坐标的设置, 用不同线型来区别不同变量的曲线, 或在一张图上画出多个图进行对比分析。详情可查阅 MATLAB 相关书籍, 本书不再详述, 在以后的应用中, 会直接给出程序及对应的函数。

下面再看几个类似的例子。

**例 2.2** 若传感器 B 的噪声更大些, 其噪声的均值为 0, 方差为 8, 请模拟当室内温度是 20℃ 的时候, 传感器的输出数据是多少? 给出 1000 个数。

同理, MATLAB 程序应该有四大部分, 可以给出下面这段程序:

```
%C2_1  
clc;  
clear;  
m=20;
```

```
v=8;
s2=m+sqrt(v)*randn(1,1000);
plot(s2)
xlabel('采样时刻')
ylabel('测量数据')
```

相应的结果如图 2-2 所示。

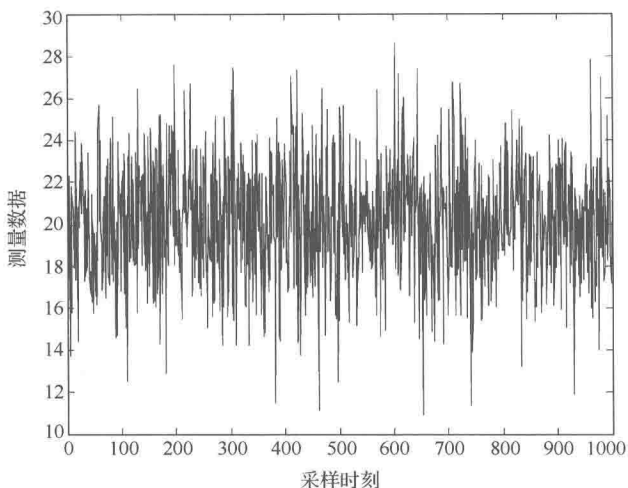


图 2-2 模拟传感器  $B$  的测量数据输出

**例 2.3** 如果室温在上升,实际的上升曲线是  $2t+20$ ,传感器  $A$  的输出数据是多少? 给出 1000 个数。

与例 2.1 和例 2.2 不同,本例的实际室温随着时间的变化而变化,为了描述这个关系,需要给出时间  $t$  的变化,然后再考虑测量噪声与真值的关系。在实际的仿真中,需要指定时间  $t$  的仿真范围,也就是开始时间和结束时间,一般情况下开始时间可以设为从 0 开始,而结束的时间则可以根据实际情况进行设置。但是题中要求给出 1000 个数据,也就是  $t$  要包含 1000 个数据点。

可以用语句  $t=0:0.01:9.99$  来表示从 0 时刻到 9.99s 的采样时间,每 0.01s 采集一个数据共获得 1000 个测量数据。或者使用另外一个语句  $t=\text{linspace}(0,9.99,1000)$ ,也能输出 1000 个结果值。若使用传感器  $A$  进行测量,在真值之上需要叠加测量噪声获得测量数据,程序如下,图形结果如图 2-3 所示。

```
%C2-2
clc;
clear;
t=0:0.01:9.99;
m=2*t+20;
v=2;
```