

粒子滤波 原理及应用

◎ MATLAB 仿真

■ 黄小平 王 岩 缪鹏程 编著

$$x_k = \Phi x_{k-1} + \Gamma u_{k-1}, k=1, 2, 3, \dots, n$$

$$z_k = \arctan(y_k/x_k) + v_k$$

中国工信出版集团



电子工业出版社
PUBLISHING HOUSE OF ELECTRONICS INDUSTRY
<http://www.phei.com.cn>

粒子濾波原理及應用

——MATLAB 仿真

黃小平 王 岩 繆鵬程 編著

電子工業出版社

Publishing House of Electronics Industry

北京·BEIJING

内 容 简 介

本书主要介绍粒子滤波的基本原理及其在非线性系统中的应用。为方便读者快速掌握粒子滤波的精髓，本书采用原理介绍+实例应用+MATLAB 程序仿真+中文注释相结合的方式，向读者介绍滤波的原理和实现过程。本书共 9 章，第 1 章绪论，介绍粒子滤波的发展状况；第 2 章简略地介绍 MATLAB 算法仿真编程基础，便于零基础的读者学习后续章节介绍的原理；第 3 章介绍与粒子滤波相关的概率论基础；第 4 章介绍蒙特卡洛的基本原理；第 5 章介绍粒子滤波的基本原理；第 6 章介绍粒子滤波的改进算法，主要是 EPF 算法和 UPF 算法。第 7 章和第 8 章为粒子滤波在目标跟踪、电池参数估计中的应用；第 9 章为 Simulink 环境下粒子滤波器的设计。

本书可以作为电子信息类专业高年级本科生和硕士、博士研究生数字信号处理课程或粒子滤波原理的教材，也可以作为从事雷达、无线传感器网络、数字信号处理的教师和科研人员的参考书。本书配套的电子版程序下载地址为 <http://yydz.phei.com.cn> 的“资源下载”栏目。

未经许可，不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。

版权所有，侵权必究。

图书在版编目（CIP）数据

粒子滤波原理及应用：MATLAB 仿真 / 黄小平，王岩，缪鹏程编著. —北京：电子工业出版社，2017.4
ISBN 978-7-121-31046-1

I. ①粒… II. ①黄… ②王… ③缪… III. ①Matlab 软件—应用—非线性控制系统 IV. ①TP273

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2017）第 046620 号

策划编辑：刘海艳

责任编辑：张京

印 刷：三河市鑫金马印装有限公司

装 订：三河市鑫金马印装有限公司

出版发行：电子工业出版社

北京市海淀区万寿路 173 信箱 邮编：100036

开 本：787×1092 1/16 印张：13.5 字数：345.6 千字

版 次：2017 年 4 月第 1 版

印 次：2017 年 4 月第 1 次印刷

印 数：2500 册 定价：49.00 元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题，请向购买书店调换。若书店售缺，请与本社发行部联系，联系及邮购电话：(010) 88254888, 88258888。

质量投诉请发邮件至 zlts@phei.com.cn，盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

本书咨询联系方式：lhy@phei.com.cn。

前　　言

粒子滤波，又名贯序的蒙特卡洛方法。它不像卡尔曼滤波那样从提出到成名基本都是由数学家鲁道夫卡尔曼（Rudolf Emil Kálmán, 1930.5—2016.7）主导的，粒子滤波则是由一群又一群的学者推动并发展壮大的。1996年，Del Moral在《非线性滤波：相互作用粒子解》一文中提出“粒子滤波”这一术语；刘军（北大数学系本科毕业，统计学领域的“大牛”，年仅35岁便成为哈弗大学终身正教授）在1998年提出“贯序的蒙特卡洛方法”；2000年，俄勒冈研究生院的鲁道夫范德莫维（Rudolph van der Merwe）、剑桥大学的阿尔诺（Arnaud Doucet）、加州大学伯克利分校的南多弗雷塔斯（Nando de Freitas）等提出“无迹粒子滤波”。粒子滤波是一个很新的算法并深受国内外研究者追捧。

本书主要介绍粒子滤波的基本原理及其在非线性系统中的应用。粒子滤波是基于概率统计的，因此在介绍粒子滤波之前重点介绍了蒙特卡洛原理，在深入了解蒙特卡洛的统计学原理之后，读者可以较轻松地理解粒子滤波的原理和方法。粒子滤波是近年来发展比较迅速的滤波算法，它在处理噪声方面有着任何滤波器都无法比拟的优点，即任何线性或非线性的系统模型、高斯或非高斯的噪声模型，粒子滤波都能有效地应用和处理。

本书主要由两部分构成：粒子滤波的原理和粒子滤波在非线性系统中的应用。在介绍原理的同时也给出了算法的程序代码，方便读者对照公式理解程序，同时也能从程序代码和注释中反过来理解算法原理。因此，它是粒子滤波方面的研究者快速上手并进入相关研究领域的快捷工具。对于有一定基础的研究者，可以在本书提供代码的基础上，做算法的进一步改进和优化。

与任何滤波器一样，粒子滤波最主要的用途在于处理噪声，降低噪声带来的干扰。所有传感器测量的数据都是受到噪声污染的，噪声不能消除，只能最大限度地降低。例如，在目标跟踪中，传感器一般都采集观测站与目标之间的距离、角度等信息，这些信息往往会被受到高斯噪声或非高斯噪声的干扰，导致观测站不能准确地估计目标的状态。常用的补偿措施就是滤波。

在现代时间序列里，常用的滤波算法有最小二乘估计、卡尔曼滤波、粒子滤波等。这些经典的算法已经广泛应用在雷达、声呐、无线传感器网络等领域中。本书主要结合实际中的应

用，如单观测站、多观测站情况下，对目标进行状态估计研究，希望对相关领域的研究者有所帮助。

写作本书其实是很偶然的，这要从我研究生毕业那一刻说起。毕业之初在 MATLAB 中文论坛上发表过几篇关于卡尔曼滤波和粒子滤波的帖子，后来很多人找我，向我发邮件求助。再后来工作逐渐繁忙，我没有时间一一回复大家，于是萌生了写一本教程的想法，让大家看教程多省事啊。于是，我将自己在研究生阶段如何在“黑暗”中摸索的痛苦经历和学习内容，用通俗易懂的学生语言写出来。在写教程的过程中，感觉越写内容越多，无奈只好整理成两本，将卡尔曼滤波和粒子滤波分开了。目前《卡尔曼滤波原理及应用》已于 2015 年 7 月在电子工业出版社出版，作为一本学术性强的科研参考书销量已经突破 8500 册，这算是一个小成功了。本书是前一本书的姊妹篇，写作风格也沿袭了上一本书，期望能得到广大读者的认同。

本书能得以撰写，在很大程度上要感谢我的导师王岩老师，她给了我一个很好的研究课题，并给了我学术上的指导，让我少走了很多弯路。本书的编写中，在核心原理推导、章节内容的编排等方面都得到了王老师的参与及支持，再次表示特别的谢意！参与本书编辑和撰写工作的还有王岩、缪鹏程、聂金平、闫芬菲、陈冰洁、田龙飞、李超、李超^①、王夏静、杨刚、钱琛、罗伟、许蓓蓓、汪本干、陈冬杰、丁成祥和杨振新。本书的编辑和勘误，得到了北航同课题组的实验室学弟学妹的帮助，还得到了广大网友的支持和鼓励。最后感谢我的妻子许蓓蓓的理解和支持，感谢可爱女儿黄悦昕给我写作的精神动力！

希望本书对相关领域的研究者有所帮助。由于作者水平有限，其中难免有疏忽及错误之处，恳请读者提出宝贵意见。我的邮箱是 xiaoping_444@126.com。



2017 年 2 月写于上饶

① 同名。——编者注

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 粒子滤波的发展历史	1
1.2 粒子滤波的现状及趋势	2
1.3 粒子滤波的特点	2
1.4 粒子滤波的应用领域	3
1.5 小结	7
1.6 参考文献	7
第 2 章 编程基础	11
2.1 MATLAB 简介	11
2.1.1 MATLAB 发展历史	11
2.1.2 MATLAB 7.10 的系统简介	12
2.1.3 M-File 编辑器的使用	14
2.2 数据类型和数组	15
2.2.1 数据类型概述	16
2.2.2 数组的创建	17
2.2.3 数组的属性	18
2.2.4 数组的操作	19
2.2.5 结构体和元胞数组	22
2.3 程序设计	23
2.3.1 条件语句	24
2.3.2 循环语句	25
2.3.3 函数	26
2.3.4 画图	28
2.4 常用的数学函数	30
2.5 编程基础实践	33

2.6 小结	34
第3章 概率论与数理统计基础	35
3.1 基本概念	35
3.1.1 随机现象	35
3.1.2 随机试验	35
3.1.3 样本空间	36
3.1.4 随机事件、随机变量	36
3.2 概率与频率	37
3.2.1 相关定义	37
3.2.2 大数定律	38
3.2.3 中心极限定律	39
3.3 条件概率	39
3.3.1 相关概念	39
3.3.2 全概率公式和贝叶斯公式	40
3.4 数字特征	41
3.5 几个重要的概率密度函数	44
3.5.1 均匀分布	44
3.5.2 指数分布	47
3.5.3 高斯分布	47
3.5.4 伽马分布	49
3.6 白噪声和有色噪声	52
3.6.1 白噪声和有色噪声的定义	52
3.6.2 白噪声和有色噪声的比较	53
3.7 小结	59
第4章 蒙特卡洛原理	60
4.1 蒙特卡洛概述	60
4.1.1 历史及发展	60
4.1.2 算法引例	60
4.2 蒙特卡洛方法	61
4.2.1 主要步骤	61

4.2.2 随机数的产生	62
4.2.3 Monte Carlo 方法的收敛性	63
4.2.4 Monte Carlo 的应用特征	65
4.3 模拟	65
4.3.1 物理模拟	66
4.3.2 计算机模拟	67
4.4 蒙特卡洛的应用	76
4.4.1 蒲丰针实验	76
4.4.2 定积分的计算	78
4.5 小结	85
第 5 章 粒子滤波原理	86
5.1 算法引例	86
5.2 系统建模	87
5.2.1 状态方程和过程噪声	87
5.2.2 观测方程和测量噪声	88
5.3 核心思想	89
5.3.1 均值思想	89
5.3.2 权重计算	90
5.4 优胜劣汰	92
5.4.1 随机重采样	93
5.4.2 多项式重采样	96
5.4.3 系统重采样	98
5.4.4 残差重采样	101
5.5 粒子滤波器	103
5.5.1 蒙特卡洛采样	103
5.5.2 贝叶斯重要性采样	103
5.5.3 SIS 滤波器	104
5.5.4 Bootstrap/SIR 滤波器	105
5.5.5 粒子滤波算法通用流程	107
5.6 粒子滤波仿真实例	108

5.6.1 一维系统建模	108
5.6.2 一维系统仿真	108
5.6.3 数据分析	112
5.7 小结	118
5.8 参考文献	118
第6章 改进粒子滤波算法	119
6.1 基本粒子滤波存在的问题	119
6.2 建议密度函数	120
6.3 EPF 算法	120
6.4 UPF 算法	122
6.5 PF、EPF、UPF 综合仿真对比	124
6.6 小结	137
6.7 参考文献	138
第7章 粒子滤波在目标跟踪中的应用	139
7.1 目标跟踪过程描述	139
7.2 单站单目标跟踪系统建模	140
7.3 单站单目标观测距离的系统及仿真程序	142
7.3.1 基于距离的系统模型	142
7.3.2 基于距离的跟踪系统仿真程序	143
7.4 单站单目标纯方位角度观测系统及仿真程序	149
7.4.1 纯方位目标跟踪系统模型	149
7.4.2 纯方位跟踪系统仿真程序	150
7.5 多站单目标纯方位角度观测系统及仿真程序	153
7.5.1 多站纯方位目标跟踪系统模型	153
7.5.2 多站纯方位跟踪系统仿真程序	155
7.6 非高斯模型下粒子滤波跟踪仿真	160
7.7 小结	166
第8章 粒子滤波在电池寿命估计中的应用	167
8.1 电池寿命课题背景	167
8.2 电池寿命预测模型	169

8.2.1 以容量衰减为基础的储存寿命模型.....	169
8.2.2 以阻抗增加、功率衰退为基础的储存寿命模型.....	171
8.2.3 以阻抗增加、功率衰退为基础的循环寿命模型.....	171
8.2.4 以容量衰减为基础的循环寿命模型.....	172
8.3 基于粒子滤波的电池寿命预测仿真程序.....	172
8.4 小结.....	179
8.5 参考文献.....	179
第9章 Simulink 仿真.....	180
9.1 Simulink 概述	180
9.1.1 Simulink 启动	180
9.1.2 Simulink 仿真设置.....	181
9.1.3 Simulink 模块库简介	186
9.2 S 函数	190
9.2.1 S 函数原理	190
9.2.2 S 函数的控制流程	193
9.3 目标跟踪的 Simulink 仿真.....	194
9.3.1 状态方程和观测方程的 Simulink 建模	194
9.3.2 基于 S 函数的粒子滤波器设计及其在跟踪中的应用	197
9.4 小结.....	204

第1章 緒論

1.1 粒子濾波的发展历史

濾波是系統的状态估计問題，要求系統觀測具备时间序列的条件。参数估计主要在科学理论、工程应用及金融财经领域广泛应用。濾波的先决条件是给系統建立数学模型，包括状态方程和觀测方程。通常，系統模型具有复杂的非线性和非高斯分布的特性。

1960 年，Kalman 先生提出了经典的卡尔曼濾波器（Kalman Filter, KF），为线性高斯問題提供了一种最优解决方法。迄今，卡尔曼濾波器仍然被广泛采用，成为解决现实应用问题的标准框架。然而，在现实世界中，科学領域中的实际問題大都具有非线性特性，使得非线性濾波問題广泛存在于现实問題中，对于这些非线性問題，卡尔曼濾波都无能为力。

在 1979 年，Anderson 和 Moore 提出的扩展卡尔曼濾波（the Extended Kalman Filter, EKF）^[1]是解决非线性系統濾波的利器。该濾波算法的基本原理是将非线性的测量方程和状态方程用 Taylor 公式展开，得到一阶线性化的結果。这个过程是一种近似，因为它抛弃了高阶项，也就是很多文献中提到的截断误差問題，用这个近似的方程来表征原有系統的方程，可能会导致濾波发散。

Julier 和 Uhlmann 在 1996 年发表的论文介绍了一种对高斯分布的近似方法，后来被命名为无迹卡尔曼濾波（the Unscented Kalman Filter, UKF）^[2]，该方法基于无迹变换与 EKF 的算法框架，其基本思想是：近似一种高斯分布比近似任何一种非线性方程容易得多，因此 UKF 不对系統模型进行线性化，从而能够更加真实地反映整个系統的特性。对于任意的非线性系統，使用 UKF 都能够获得精确到三阶矩的系統后验均值和协方差估计，但是 UKF 的使用具有一定的局限性。由于它以 EKF 框架为基础，与 EKF 一样对非线性系統的后验概率密度进行高斯假设，对于一般的非高斯分布模型仍然不适用。2000 年，Wan 和 Nelson 扩展了无迹卡尔曼濾波的使用，即既能同时估计动态系統的状态又能估计模型参数。但是很不幸的是，无迹卡尔曼濾波依然受限于高斯分布条件，不能用在非高斯分布的场景。

目前，更为流行的解决通用濾波問題的方法是采用貫序的蒙特卡洛方法（Sequential Monte Carlo Method），也叫粒子濾波（见参考文献 Doucet1998, Doucet 2000, Gordon 1993）^[3-5]。粒子濾波方法允许一个完整的状态后验分布表现，这样任何统计学上的数据，如均值、模、峭度、方差，均能容易地计算得到。粒子濾波很强大，强大到能处理任意非线性模型，任意噪声分布。

粒子濾波算法的出現最早要追溯到 20 世纪 40 年代 Metropolis 等人提出的蒙特卡洛方法（Monte Carlo Method），20 世纪 70 年代，蒙特卡洛方法首次用于解决非线性濾波問題，当时

使用的是一种序贯重要性采样算法。粒子滤波的正式建立应归功于 Gordon、Salmond 和 Smith 所提出的重采样（Resampling）技术，几乎同时，一些统计学家也独立地发现和发展了采样-重要性重采样思想（Sampling-Importance Resampling, SIR），该思想最初由 Rubin 于 1987 年在非动态的框架内提出。到了 20 世纪 90 年代中期，粒子滤波的重新发现并成为热点应部分归功于科学计算机的计算能力的提高。

1.2 粒子滤波的现状及趋势

粒子滤波的思想基于蒙特卡洛方法，它利用粒子集来表示概率，可以用在任何形式的状态空间模型上。其核心思想是通过从后验概率中抽取的随机状态粒子来表达其分布，是一种顺序重要性采样法（Sequential Importance Sampling）。最近几年，粒子方法有了一些新的发展，一些领域用传统的分析方法解决不了的问题，现在可以借助基于粒子滤波仿真的方法来解决。

在动态系统的模型选择、故障检测和诊断方面，出现了基于粒子的假设检验、粒子多模型、粒子似然度比检测等方法；在参数估计方面，通常把静止的参数作为扩展的状态向量的一部分，但是由于参数是静态的，粒子会很快退化成一个样本，为避免退化，常用的方法有给静态参数人为增加动态噪声及 Kernel 平滑方法，而 Doucet 等提出的点估计方法避免对参数直接采样，在粒子滤波框架下使用最大似然估计及期望值最大算法直接估计未知参数；在随机优化方面，出现了基于粒子滤波的梯度估计算法，使得粒子滤波也用于最优控制等领域。Andrieu、Doucet 等人做了大量的工作，同时也总结了粒子滤波方法在变化检测、系统辨识和控制中的应用及理论上的一些最新进展，许多在几年前不能解决的问题现在可以借助粒子滤波算法来仿真。

目前粒子滤波的研究已取得许多可喜的进展，应用范围也由滤波估计扩展到新的领域，作为一种新方法，粒子滤波还处于发展之中，还存在许多有待解决的问题，例如，随机采样带来 Monte Carlo 误差的积累甚至导致滤波器发散；为避免退化和提高精度而需要大量的粒子，使得计算量急剧增加。粒子滤波是否是解决非线性非高斯问题的万能方法还值得探讨。此外，粒子滤波还只停留在仿真阶段，全面考虑实际中的各种因素也是深化粒子滤波研究不可缺少的一个环节。尽管如此，在一些精度要求高而经典的分析方法又解决不了的场合，这种基于仿真的逼近方法发挥了巨大潜力，而现代计算机的并行计算技术迅速发展，又为粒子滤波方法的发展和应用提供了有力支持，相信粒子滤波器的研究将朝着更深、更广的方向发展。

1.3 粒子滤波的特点

粒子滤波（Particle Filter, PF）是一种基于蒙特卡洛仿真的近似贝叶斯滤波算法。它通过

计算粒子集合的样本均值来估计被辨识的参数，是一种概率统计的算法。它的核心思想是用一组离散的随机采样点（即粒子集合）来近似系统随机变量的概率密度函数，以样本均值代替积分运算，从而获得状态的最小方差估计。粒子滤波的粒子集合根据贝叶斯准则进行适当的加权和递归传播。从其滤波机理来讲，主要有以下特点。

1. 噪声模型不受限制

与卡尔曼滤波相比，粒子滤波无须知道系统的噪声模型，即可以估计被任何形式的噪声干扰过的数据。而卡尔曼滤波只能用在高斯噪声模型中，而且必须知道系统过程噪声和测量噪声的均值和方差，而这些参数在实际应用中往往很难获取。粒子滤波是基于概率统计的，它可以不用知道系统的过程噪声和测量噪声，因此它能够广泛应用在线性与非线性系统的参数估计中。

卡尔曼滤波只能处理高斯噪声，粒子滤波既可以处理高斯噪声，又可以处理非高斯噪声；粒子滤波是不受噪声模型限制的。

2. 系统模型不受限制

卡尔曼滤波只能处理线性系统，对于非线性系统的处理，往往需要借助扩展卡尔曼滤波或无迹卡尔曼滤波。而粒子滤波既可以处理线性系统中的滤波问题，也可以处理非线性系统滤波问题。简单来说，粒子滤波法是指通过寻找一组在状态空间传播的随机样本对概率密度函数进行近似，以样本均值代替积分运算，从而获得状态最小方差分布的过程。这里的样本即指粒子，当样本数量 $N \rightarrow \infty$ 时可以逼近任何形式的概率密度分布。

尽管算法中的概率分布只是真实分布的一种近似，但由于非参数化的特点，它摆脱了解决非线性滤波问题时随机量必须满足高斯分布的制约，能表达比高斯模型更广泛的分布，对变量参数的非线性特性也有更强的建模能力。因此，粒子滤波能够比较精确地表达基于观测量和控制量的后验概率分布，可以用于解决 SLAM 问题。

3. 精度优势

粒子滤波与卡尔曼滤波相比有其优越性，理论上粒子滤波的估计精度比非线性卡尔曼滤波（如扩展卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波）的精度高，但是这仅是从理论上论证的，实际中，因为噪声特点、系统模型等因素的不同，粒子滤波的精度未必优于前者。

1.4 粒子滤波的应用领域

粒子滤波技术在非线性、非高斯系统表现出来的优越性，决定了它的应用范围非常广泛。另外，粒子滤波器的多模态处理能力也是它应用广泛的原因之一。国际上，粒子滤波已被应用于各个领域，见表 1-1。

表 1-1 粒子滤波的应用领域

应用领域	解决的实际问题	代表性工作
视觉跟踪	目标轮廓跟踪	Isard
	平滑运动目标跟踪	Oron, Duffner, Kwon, Li
	关节目标跟踪	Wang, Rincon
	突变运动跟踪	Kwon, Zhou, Wang
目标定位、导航、跟踪领域	目标定位与导航	Gustafsson
	机动目标跟踪	Wang, Liu, Wang, Ohlmeyer, Kim
通信与信号处理领域	无线网络中的定位和跟踪	Mihaylova
	盲符号探测	Yoshida
	联合信道估计与解码	Lehmann, Hoang
其他领域	图像处理	Shu, Dalca, Tang, Lu, Windynski
	机器人	Duan, Zhao, Ibarguren, Zhu
	卫星遥感	Movaghati
	核医学成像	Rahni
	化工	Tang
	金融经济	Wang, Creal, Duan

1. 视觉跟踪

在过去的十多年里，粒子滤波算法在视觉跟踪领域的应用取得了非常大的成功。Isard 等人^[6]首次使用粒子滤波算法解决视觉跟踪问题。由于卡尔曼滤波技术需要的条件是系统状态噪声为高斯分布的，使其对于多峰态分布不能很好地应用。Isard 提出的算法为粒子滤波算法在视觉跟踪中的应用研究提供了重要的理论支撑，几乎所有研究者的工作都是以其算法为基础进行粒子滤波跟踪研究的。

Oron 等人^[7]基于粒子滤波算法的解决框架，提出了一种局部无序跟踪算法（Locally Orderless Tracking, LOT），该算法不需要先验假设，能够在线估计和更新目标的刚性，实现对刚体目标、变形目标的稳定跟踪。Duffner 等人^[8]针对单目标跟踪问题中考虑多个目标特征引起的高维状态空间问题，提出了采用动态分治采样策略（Dynamic Partitioned Sampling）的粒子滤波跟踪算法。这种分治采样策略把高维状态空间分成多个子空间，其中每一个子空间对应一种特征。然后使用分层采样的方法在各子空间中采样粒子。采样的优先级则是根据目标特征的可靠性来进行排序，目标特征的可靠性依靠该特征从背景中区别出目标的能力进行度量。该算法能够在复杂场景中准确地跟踪目标，具有较好的鲁棒性。

Kwon 等人^[8]提出了一种基于仿射群的粒子滤波算法。首先，在建立目标状态空间模型时，采用仿射群作为状态，并将状态转移模型定义为几何自回归过程。设计建议分布时，将建议分布近似为高斯分布，然后采用局部线性化观测模型的方式得到一阶泰勒展开式，其思想与扩展

卡尔曼滤波相似，缺陷是需要计算雅可比（Jacobian）矩阵，这是非常耗时的。该算法在跟踪单个目标时比 Isard 算法效果好。Li 等人^[9]针对仿射群上的目标跟踪问题提出了一种渐进自调整粒子滤波跟踪框架。算法采用 SIFT 描述子来描述目标特征，并使用渐进主成分分析方法学习自适应外观子空间以产生相似性度量，该算法能够以较少的粒子获得鲁棒、高精度的跟踪效果。

Wang 等人^[10]针对三位关节人体运动跟踪中参数空间维数过高的问题，提出了基于退火粒子群优化的粒子滤波算法，在实验中，与 PF、APF 算法相比较，该算法能够获得较低的运动估计误差。Rincón 等人^[11]针对关节人体跟踪中的难点问题，提出一种基于图（Graph）的粒子滤波跟踪框架，在该框架中融入基于 GLE 维度约减技术的先验信息，以及基于图的概率传递方法，在跟踪过程中有效减少了滤波发散的概率，在跟踪失败时能够自动进行恢复，提高了跟踪的准确性。

粒子滤波算法在上述视觉跟踪应用中都是基于平滑运动假设的，突变目标运动在现实世界中广泛存在，传统的基于平滑运动假设的粒子滤波跟踪算法在突变运动的跟踪中很难获得满意的结果。Kwon 等人^[12]针对由于摄像机镜头切换、低帧率视频、目标动力学突变运动跟踪问题，使用 Wang-Landau 蒙特卡洛采样方法进行采样，以粒子滤波算法跟踪框架为基础，提出了一种可以有效处理运动突变跟踪的算法，并且在实验中验证了算法的有效性。但是 Wang-Landau 蒙特卡洛采样方法缺少严格的收敛理论支持，应用范围非常有限。Zhou 等人^[13]针对该问题提出了基于随机逼近蒙特卡洛采样的突变运动跟踪框架，该框架以粒子滤波算法为基础，结合 Kwon 等人提出的基于态密度（Density of State）的思想，引入随机逼近蒙特卡洛采样，克服传统的马氏链蒙特卡洛采样方法陷入局部最优的问题，提高了突变运动跟踪的鲁棒性，对各种突变运动场景均能实现稳定的跟踪。但是无论是随机逼近理论，还是 Wang-Landau 蒙特卡洛采样理论，其实现均基于随机游动方法，而随机游动方法存在一个明显的缺陷，即在高维状态空间搜索中同样易陷入局部最优。如何克服随机游动存在的影响仍是当前视觉跟踪领域研究的重点问题，而粒子滤波算法的解决框架得到了广泛的重视。

2. 在目标跟踪、导航、定位中的应用

导航、定位及目标跟踪问题涉及车辆、火箭、潜艇和导弹等多种对象。Gustafsson 等人^[13]提出了一种使用粒子滤波算法进行定位、导航和跟踪的框架。该框架包含了一组运动模型和一个关于位置的一般观测模型，并根据该框架提出了一种通用的算法，为了降低粒子滤波算法中粒子的维数，采用边缘化方法，使用卡尔曼滤波器来估计所有的位置导数，从而可以实现高速实时环境中的应用。在汽车与飞机等跟踪及定位应用中进行的测试表明粒子滤波算法达到的精度与 GPS 相比具有更高的完整性。

使用粒子滤波算法还可实现以下应用：飞行目标的完整导航及无人机和汽车等移动载体上的目标跟踪；基于地图匹配的汽车定位、飞行器定位；实现地空、陆海导航并进行目标跟踪；汽车相对位置预测、实现汽车防撞等^[14]；实现海洋潜艇、鱼群等移动目标的声呐探测；无线传感器网络是一个自组织环境监测网络，可以实现对目标的定位和跟踪。

在机动目标跟踪问题中，Wang 等人^[16]针对仅有角目标跟踪问题，提出了融合当前时刻观

测信息的卡尔曼粒子滤波算法，其跟踪效果与传统卡尔曼滤波算法及 Bootstrap 滤波算法相比具有明显优势。但该算法采用传统卡尔曼滤波器更新粒子，对强非线性系统无法获得满意的跟踪结果。Liu 等人^[17]提出了一种基于自适应马尔科夫链的粒子滤波跟踪算法，能够以较少的迭代次数使得粒子滤波收敛于后验分布，在实时环境中跟踪机动目标获得较高的准确率。Wang 等人^[18]针对杂波环境下的机动目标跟踪问题提出了一种新型的交互式多模粒子滤波跟踪算法，该算法将基态估计和模态估计完全分开，以此来控制每一个机动峰处的粒子数。与传统的多模粒子滤波算法相比，该算法的跟踪精度得到较大的提高。

Ohlmeyer 等人^[19]使用粒子滤波算法跟踪强推力弹道导弹和机动飞机等多个目标，通过不同复杂场景下的实验，表明粒子滤波算法能够辨别出被跟踪目标并维持准确的跟踪。Kim 等人^[20]则在跟踪螺旋上升的弹道导弹实验背景下，对包括粒子滤波、扩展卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波及其改进算法在内的非线性滤波算法进行了对比，在计算有效性方面，在合理的初始估计值条件下，扩张卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波表现出较好的性能。粒子滤波算法的计算复杂性随着问题维数的增加而增加，因而对于本书中的特定应用，粒子滤波不一定是最佳的选择。

但是，粒子滤波算法在目标跟踪、定位及导航领域的应用依然逐步走向成熟并应用于相关产品的研发。

3. 通信与信号处理领域

近几年，粒子滤波算法在通信领域的应用取得了飞速的发展。Mihaylova 等人^[21]针对无线蜂窝网络中的移动跟踪等挑战性问题，提出了基于粒子滤波算法的解决框架，该算法框架能够准确地估计移动站点的位置和速度，其中移动站点的命令处理使用一阶马尔科夫模型表示，这样能够从有限加速水平集中提取数据值。实验结果表明，在无线网络的移动跟踪中，粒子滤波算法的性能优于传统的扩展卡尔曼算法。Mihaylova 等人^[22]将室内和室外的无线定位问题描述为贝叶斯框架下的状态估计问题，并给予接收信号前度指示器，提出了基于辅助粒子滤波算法的定位方法，实现对无线网络中的移动节点进行同步定位，且具有非常准确的定位精度。

Yoshida 等人^[23]针对无线通信设备中不精确的模拟电路所引起的非线性信号变形，即模拟缺陷，提出了使用盲 Marginalized 粒子滤波探测器来处理模拟缺陷问题，实现盲符号探测。Lehmann^[24]提出一种针对未知 MIMO 平稳衰落信道中的空时网格码联合信道估计与探测方法，为了在接收端应用确定性粒子滤波算法，作者引入了一个关于空时编码和 Rayleigh 衰落 MIMO 信道的联合状态空间模型，该模型独立于衰弱速度。最终通过接收端的确定性粒子滤波算法实现联合信道估计与解码。Hoang 等人^[25]提出了一种用于 MIMO 平稳衰弱信道估计的次优粒子滤波算法。由于传统的基于先验概率转移密度的粒子滤波算法没有考虑当前时刻观测值的影响，所以算法的估计精度较差。为了解决该问题，其提出了粒子群优化方法的次优粒子滤波算法，在盲信道估计问题中表现出了较好的性能。

4. 其他应用领域

在模式识别与图像处理领域，粒子滤波算法被成功应用于图匹配^[26]、图像分割^[27]、图像的骨架化^[28]、轮廓提取等问题^[29-31]。

Zhao 等人^[32]将粒子滤波算法应用于机器人视觉伺服中的雅可比矩阵在线估计,实验证明,粒子滤波算法与使用传统的卡尔曼滤波进行在线估计相比具有更高的估计精度和更强的鲁棒性。基于粒子滤波的方法不仅可以避免系统标定,而且对系统噪声的类型没有具体要求。Ma 等人^[33]提出的基于模糊粒子滤波算法的总雅可比矩阵的在线估计,通过模糊规则动态调整粒子数目,提高了算法的效率。参考文献[32]和[33]中采用的均是 2 自由度的机器人系统,Ibarguren 等人^[34]针对工业 6 自由度的机器人系统,使用粒子滤波算法提出了基于位置的视觉伺服算法,该系统采用单目视觉,在非自动化工业环境中运用 6 自由度的机械手来抓取目标。粒子滤波算法在整个视觉伺服算法中用于处理不同的噪声。对于工业环境中的光照变化、灰尘等噪声引起的不确定性,粒子滤波算法均能够克服。

Zhu 等人^[35]结合最近点迭代算法和 Rao-Blackwellized 粒子滤波算法 (RBPF) 实现移动机器人的同步定位与地图创建 (SLAM), 该算法以较少的粒子数实现 SLAM, 具有较高的抽样效率和定位精度。其同时针对 FastSLAM 算法中采用扩展卡尔曼滤波算法性能较差问题, 提出了利用中心差分滤波算法改进粒子滤波算法的建议分布函数, 提高了移动机器人位姿估计的精度。

在核医学成像领域, Rahni 等人^[36]运用粒子滤波算法实现呼吸运动的估计。在核医学放射成像中, 由于人体正常的肺部换气引起的呼吸运动能够影响腹部胸廓凹槽的大部分区域, 是主要的伪影来源。Rahni 采用粒子滤波算法估计内部器官的运动来实现对运动的补偿矫正。这充分说明了粒子滤波算法在解决现实世界非线性滤波问题方面的特殊优势和广泛的适用性。

在卫星遥感领域, Movaghati 等人^[37]使用粒子滤波算法实现了基于卫星图片的道路提取。

在化工领域, Tang 等人^[38]提出了使用粒子滤波算法实现混合染液染料浓度的测定, 将粒子滤波算法的应用领域拓展到了化工领域。

在金融经济领域, 粒子滤波算法被成功应用于期权定价^[39]、商品价格分析^[40]等问题。

目前我国科技领域关于粒子滤波算法研究及应用的个人及团体不断增多, 无论是在理论研究方面, 还是在移动机器人、目标跟踪、图像处理、神经网络、计算机视觉等领域的应用^[41]方面, 都取得了丰硕的成果, 这将极大地激发我国各领域学者对粒子滤波算法的研究热情。

1.5 小结

本章作为开篇, 简单介绍了粒子滤波的发展过程及特点, 推荐读者阅读文献[1-5], 这些文献基本是经典算法的源头, 建议精读。其他文献为粒子滤波的应用进展, 相应研究领域的读者可选读。

1.6 参考文献

- [1] Anderson, B.D. andmoore, J.B.(1979). Optimal Filtering, Prentice-Hall, New Jersey.
- Andrien, C, deFreitas, J, F. G. andDoucet, A. (1999a). Sequential Bayesian estimation and model selection applied to neural networks, Technical Report CUED/F-INFENG/TR341,