

朱志宇 著

粒子滤波 算法及其应用



科学出版社

www.sciencep.com

粒子滤波算法及其应用

朱志宇 著

科学出版社

北京

内 容 简 介

本书系统介绍粒子滤波算法的基本原理和关键技术,针对标准粒子滤波算法存在的粒子退化、计算量大的缺点介绍了多种改进的粒子滤波算法,包括基于重要性密度函数选择的粒子滤波算法、基于重采样技术的粒子滤波算法、基于智能优化思想的粒子滤波算法、自适应粒子滤波算法、流形粒子滤波算法等,并将粒子滤波算法应用于机动目标跟踪、语音增强、传感器故障诊断、人脸跟踪等领域,最后探讨了粒子滤波算法的硬件实现问题,给出了基于 DSP 和 FPGA 的粒子滤波算法实现方法。

本书可供高等院校电子信息、自动化、计算机应用、应用数学等有关专业高年级本科生和研究生,以及从事控制科学与工程、信号与信息处理领域的工程技术人员和研究人员参考阅读。

图书在版编目(CIP)数据

粒子滤波算法及其应用/朱志宇著. —北京:科学出版社,2010.6

ISBN 978-7-03-027611-7

I. ①粒… II. ①朱… III. ①非线性控制系统 IV. ①O231.2

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2010)第 088221 号

责任编辑:孙 芳 王志欣 / 责任校对:陈玉凤
责任印制:赵 博 / 封面设计:耕者设计工作室

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>

丽源印刷厂 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2010年6月第一版 开本:B5(720×1000)

2010年6月第一次印刷 印张:16 3/4

印数:1—3 000 字数:324 000

定价:48.00元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

前 言

粒子滤波又称序贯蒙特卡罗方法,是一种基于蒙特卡罗方法和递推贝叶斯估计的统计滤波方法,它依据大数定理,采用蒙特卡罗方法来求解贝叶斯估计中的积分运算。粒子滤波算法首先依据系统状态向量的经验条件分布在状态空间产生一组随机样本的集合,然后根据观测值不断地调整粒子的权重和位置,通过调整后粒子的信息修正最初的经验条件分布。当样本容量很大时,这种蒙特卡罗描述就近似于状态变量真实的后验概率密度函数。粒子滤波适用于任何能用状态空间模型表示的非高斯背景的非线性随机系统,它完全突破了传统的 Kalman 滤波理论框架,对系统的过程噪声和量测噪声没有任何限制,可适用于任何非线性系统,精度可以逼近最优估计,是一种很有效的非线性滤波技术,可广泛应用于数字通信、金融领域数据分析、统计学、图像处理、计算机视觉、自适应估计、语音信号处理、机器学习等方面。粒子滤波算法是现代信号与信息处理学科和统计模拟理论之间的交叉学科,其研究有着重要的理论意义和现实价值,随着计算机性能的迅速提高,这一方法日益受到人们的关注。

近年来,从解决粒子退化和粒子多样性丧失、提高算法实时性和鲁棒性、降低计算复杂度等角度考虑,国内外学者广泛开展了粒子滤波研究。本书系统总结了近年来粒子滤波的研究成果,针对粒子滤波算法的缺点提出了若干种改进算法,包括基于微分流形的粒子滤波算法、基于人工鱼群的粒子滤波算法、基于神经网络的粒子滤波算法、自适应粒子滤波算法等;广泛探讨了粒子滤波算法的各种应用,给出了粒子滤波算法的硬件实现方法。

在本书编撰过程中,作者研读了大量文献,参考融合了国内外专家、学者们在相关领域的研究成果,在此,对他们表示衷心谢意!

王建华教授、姜长生教授、张冰教授对本书的编写工作提供了很多宝贵意见,杨官校、李冀、皇丰辉、刘炜、薄超等同学编制了书中的仿真程序,赵成、苏岭东、姜威威等同学绘制了书中的部分图表。在此,向参与和关心本书编写工作的各位同事和同学表示真诚的感谢!

本书的出版得到了江苏省高校自然科学基金(项目编号:06KJB510030)和中国船舶行业预研基金(项目编号:3.1.5)的资助。

由于作者学术水平有限,书中难免存在不妥之处,殷切期望广大读者批评指正。

作 者
2010年3月

目 录

前言

第一篇 粒子滤波算法

第 1 章 绪论	3
1.1 粒子滤波的发展和应用	4
1.2 粒子滤波的缺点和现有的解决方法	4
第 2 章 Kalman 滤波理论	9
2.1 标准 Kalman 滤波算法	9
2.2 α - β - γ 滤波器	10
2.3 EKF 滤波算法	11
2.4 MVEKF 算法.....	14
2.5 UKF 算法	15
第 3 章 从贝叶斯理论到粒子滤波	19
3.1 动态空间模型.....	19
3.2 贝叶斯估计理论.....	20
3.3 蒙特卡罗积分.....	22
3.4 序贯蒙特卡罗信号处理.....	24
3.5 粒子滤波.....	27
第 4 章 基于重要密度函数选择的改进粒子滤波算法	33
4.1 GHPF	33
4.2 EKPF	35
4.3 UPF	37
4.4 IMM PF 算法	38
4.5 二阶中心差分粒子滤波.....	40
4.6 基于 Stiefel 流形的粒子滤波器研究	43
4.7 混合退火粒子滤波器研究.....	45

第 5 章 基于重采样技术的改进粒子滤波算法	48
5.1 重要性重采样粒子滤波器	48
5.2 基于 MCMC 的粒子滤波	49
5.3 AVPF	52
5.4 RPF	54
5.5 核 K-粒子滤波算法(KPF)	55
5.6 基于权值选择的粒子滤波算法	57
5.7 线性优化重采样粒子滤波算法	58
5.8 基于 Stiefel 流形和权值优选的粒子滤波器(SM-WSPF)研究	60
5.9 基于 Stiefel 流形和线性优化重采样的粒子滤波器(SM-LOCR-PF) 研究	61
5.10 其他常用的重采样方法	62
5.11 仿真分析	63
第 6 章 基于智能优化思想的粒子滤波算法	73
6.1 GPF 算法	73
6.2 PSO-PF 算法	78
6.3 AFSA-PF 算法	83
6.4 AIPF 算法	90
6.5 仿真分析	97
第 7 章 基于神经网络的粒子滤波算法	102
7.1 基于神经网络的重要性权值调整粒子滤波(NNWA-PF)算法	102
7.2 基于神经网络的重要性样本调整粒子滤波(NNISA-PF)算法	105
7.3 仿真分析	109
第 8 章 APF 算法	114
8.1 似然分布自适应调整	114
8.2 样本数 APF	115
8.3 改进 APF	118
8.4 APF 的仿真分析	119
第 9 章 其他粒子滤波算法	126
9.1 免重采样粒子滤波	126
9.2 MPF	132

9.3 分布式粒子滤波	134
第二篇 粒子滤波算法的应用	
第 10 章 粒子滤波算法在机动目标跟踪中的应用	139
10.1 基于贝叶斯理论的目标跟踪技术	139
10.2 机动目标的运动模型	140
10.3 多目标跟踪中的联合概率数据关联方法	142
10.4 非线性、非高斯条件(闪烁噪声)下的机动目标跟踪	145
10.5 基于粒子滤波和 JPDA 的多目标跟踪数据关联算法	148
10.6 仿真实验	150
第 11 章 粒子滤波应用于语音信号增强	161
11.1 语音增强技术	161
11.2 TVAR 模型	165
11.3 基于 GPF 的语音增强算法	167
11.4 语音信号增强仿真实验	168
第 12 章 粒子滤波应用于传感器故障诊断	172
12.1 故障诊断的方法	172
12.2 传感器故障诊断的基本原理	174
12.3 应用粒子滤波进行故障诊断	177
12.4 仿真实例分析	180
第 13 章 粒子滤波算法在人脸跟踪中的应用	190
13.1 人脸跟踪介绍	190
13.2 跟踪算法相关理论基础	193
13.3 基于直方图的均值偏移人脸跟踪算法	196
13.4 基于直方图的粒子滤波人脸跟踪算法	201
13.5 基于椭圆拟合的人脸跟踪算法	206
13.6 基于流形的人脸跟踪算法	207
13.7 人脸跟踪仿真	210
第 14 章 粒子滤波在倒立摆控制系统中的应用	216
14.1 引言	216
14.2 倒立摆控制系统模型	216

14.3	基于神经网络的倒立摆控制系统研究	219
14.4	粒子滤波优化神经网络倒立摆控制仿真	222
第 15 章	基于 DSP 实现的粒子滤波算法	225
15.1	FBPF 算法	225
15.2	基于硬件实现的改进 FBPF 算法	227
15.3	实现改进 FBPF 算法的 DSP	228
15.4	改进 FBPF 算法 DSP 实现的软件环境	230
15.5	改进 FBPF 算法的软件仿真与 DSP 实现	231
15.6	基于改进 FBPF 算法的 GPS 导航系统设计	237
第 16 章	基于 FPGA 的粒子滤波算法实现	241
16.1	基于 FPGA 的改进 FBPF 算法的总体设计	241
16.2	FPGA 简介	242
16.3	改进 FBPF 算法的软件仿真与 FPGA 实现	245
参考文献		253

第一篇 粒子滤波算法

第 1 章 绪 论

非线性、非高斯随机系统的数据分析和处理在统计学、语音和图像处理、数字通信、计算机视觉、自适应估计、机器学习及自动控制等领域有着广泛应用。以往由于实时处理的要求和计算存储量的限制,通常采用递推滤波算法来求解此类问题,即所谓的 Kalman 滤波理论,包括扩展 Kalman 滤波(EKF)、修正增益的扩展 Kalman 滤波(MGEKF)、多模型算法(MM)等,其基本思想是通过参数化的解析式对系统的非线性进行近似以得到满意的估计精度;但 Kalman 滤波理论仅仅采用均值和方差表征状态概率分布,当系统为线性系统,且过程和量测噪声为高斯分布时,Kalman 滤波可以获得最优状态估计,对于非线性、非高斯分布的状态模型,其滤波和预测精度很难保证。EKF 仅适用于滤波误差和预测误差很小的情况,否则滤波初期估计协方差下降太快会导致滤波不稳定甚至发散;MGEKF 虽然通过改进增益矩阵而相应改善了状态协方差的估计性能,但其对量测误差有一定的限制,若量测误差较大,算法在收敛精度、收敛时间和稳定性等方面的表现均不太理想。而且,两者仅仅利用了非线性函数泰勒展开式的一阶偏导部分(忽略高阶项),常常导致在估计状态后验分布时产生较大的误差,影响滤波算法的性能。总之,从理论上来说,当系统为线性系统,且过程和量测噪声为高斯分布时,Kalman 滤波可以获得最优状态估计;当不符合上述条件时,其滤波和预测精度将很难保证。

近几年发展起来的粒子滤波是一种基于蒙特卡罗思想的非线性、非高斯系统滤波方法,完全突破了 Kalman 滤波理论框架,它对系统的过程噪声和量测噪声没有任何限制。粒子滤波通过预测和更新来自于系统概率密度函数的采样集,来近似非线性系统的贝叶斯估计,在处理非高斯、非线性时变系统的参数估计和状态滤波问题方面有独特的优势和广阔的前景。粒子滤波是现代信号与信息处理学科和统计模拟理论之间的交叉学科,其研究有着重要的理论意义和现实价值。

尽管粒子滤波已成为解决非线性、非高斯动态系统的参数估计和状态滤波问题的主流方法,但粒子滤波在当前还不够成熟,仍有许多亟待克服的问题。例如,如何在具体应用中给出逼近最优的建议分布;如何用严格的数学方法给出粒子滤波的收敛性结论;研究在高维数条件下对维数真正不敏感的粒子滤波算法;如何设计更加有效的重采样算法;如何有效克服算法中的权值退化及样本枯竭等问题;各种形式粒子滤波算法的高效、实时实现问题等。因此,有必要进一步深入研究粒子滤波,完善其理论体系,拓展其应用领域。

1.1 粒子滤波的发展和應用

早在 20 世纪 50 年代,统计学和理论物理领域就引入了粒子滤波方法,并于 60 年代末在自动控制领域得到了应用,70 年代得到了一定的发展。但是,由于始终未能解决粒子退化现象和计算量制约等问题,因而并未引起足够重视,直到 1993 年,Gordon 等提出了自举粒子滤波(bootstrap particle filter)算法^[1],该算法在递推过程中引入了重新采样思想以克服退化问题;同时,计算机运算能力的急剧增长也为粒子滤波的物理实现提供了客观条件。因此,随后粒子滤波得到了长足发展,而后又有许多改进算法相继被提出,掀起了一股研究粒子滤波的热潮。

在粒子滤波算法的发展历程中,出现了许多不同的称谓,如自举滤波、凝聚算法、蒙特卡罗滤波、序贯蒙特卡罗方法、适者生存、粒子滤波,现在通称为粒子滤波。

2000 年,Doucet 等在前人研究的基础上给出了基于序贯重要性采样(sequence importance sampling, SIS)^[2]的粒子滤波的通用描述,即采用蒙特卡罗方法求解贝叶斯估计中的多重积分运算,并利用 SIS 技术在动态状态空间上得到一组粒子,每一个粒子都对应一个重要性权值,最后通过对这些粒子加权求和来获得状态后验概率密度的估计。其后针对粒子滤波不足之处提出的各种改进算法都是在 SIS 的基础上得到的。另外,Doucet 等也证明了当采样粒子足够多时,粒子滤波算法是收敛的,收敛速度不受状态维数的限制^[3]。他们为粒子滤波的研究奠定了坚实的基础。

目前,粒子滤波在定位、跟踪领域得到了深入研究^[4~6],主要包括汽车定位、通过地图匹配或地形辅助导航的飞机定位、综合导航及测角、测距或测速跟踪等;国内也有学者将粒子滤波应用于空对海单站无源跟踪、多目标跟踪等领域;视觉跟踪是当前一个热门的研究领域,粒子滤波因其较强的非线性处理能力而被成功地应用于该领域^[7];粒子滤波较好地解决了机器人定位问题;在无线通信中的应用包括盲均衡、平坦衰落信道中的盲检测、盲解卷、信号解调、多用户检测和衰落信道中空时编码的估计与检测等;语音信号是一种典型的非高斯、非平稳信号,因此,应用粒子滤波可以进行语音识别、语音增强与消噪、语音信号盲分离等;粒子滤波还被用于目标识别、系统辨识参数估计、自动控制、动态系统中的故障检测、经济统计等。可以说,凡是需要用到非线性、非高斯递推贝叶斯估计的地方都可以应用粒子滤波,所以,粒子滤波的应用领域极为广泛。

1.2 粒子滤波的缺点和现有的解决方法

1. 重要性函数选择问题

在标准粒子滤波算法中,为了求解方便,一般取重要性概率密度为先验概率密

度,但是,这种方法丢失了当前时刻的量测值,使得当前时刻的状态严重依赖于模型。如果模型不准确,或者量测噪声突然增大,则这种选取方法将不能有效地表示概率密度函数的真实分布。同时,在这种分布下,计算权重时没有考虑系统的模型噪声。因此,从重要性概率密度采样得到的样本与从真实后验概率密度采样得到的样本之间有很大的偏差,尤其当似然函数位于系统状态转移概率密度的尾部或似然函数呈尖峰状态时,这种偏差就更加明显。解决的办法是设法将粒子向似然函数的峰值区移动,如“预编辑”法及类似的“取舍法”采样;或者选用其他更合适的建议分布,如采用先验转移密度的退火形式作为建议分布^[8];用似然函数作为建议分布,用先验转移密度作为权值迭代的比例因子,这就是似然粒子滤波^[9];用于克服尖锐型的似然函数与先验转移密度重叠区过小问题的建议分布还有桥接密度、分割采样、基于梯度的转移密度^[10];此外,还有用 EKF、无味 Kalman 滤波(UKF)或高斯-厄米滤波(GHF)将最近的量测信息计入建议分布的扩展 Kalman 粒子滤波(extended Kalman particle filter, EKPF)、无味粒子滤波(unscented particle filter, UPF)^[11]和高斯-厄米粒子滤波(GHPF)等。

上述各种针对实际问题改进的粒子滤波算法对非线性系统的状态模型仍有一定的限制,如要求系统状态的后验分布必须能够用高斯分布近似等,因而对粒子滤波的重要性概率密度函数的通用选择方案的研究缺乏一般借鉴意义;现有的各种粒子滤波算法仍未能很好地解决重采样过程中计算量较大的问题、出现样本枯竭而面临粒子匮乏时导致滤波发散现象。

2. 重采样的样本枯竭问题

粒子退化是标准粒子滤波算法的主要缺陷。粒子退化是指随着迭代次数增加,粒子丧失多样性的现象, Doucet 从理论上证明了粒子退化现象的必然性。解决该问题的最有效方法是选择好的重要性概率密度函数和采用重采样方法。其中,好的重要性概率密度函数的选择准则是使重要性权值的方差最小,重要性概率密度函数应尽可能接近系统状态后验概率密度函数。重采样包括系统重采样、分层重采样和残差重采样等方法,其基本思想是通过用粒子和相应权值表示的后验概率密度函数重采样产生新的支撑点集。系统重采样由于实现简单、算法复杂度低而得到了广泛运用。但是,重采样带来了新问题:权值越大的粒子的子代越来越多,而权值较小的粒子被剔除,最糟糕的情形是新的粒子集实际都是一个权值最大的粒子的子代,即所谓“样本枯竭”现象,从而导致粒子集的多样性变差,不足以用来近似表征后验密度,难以保证估计精度,尤其是在过程噪声较小时问题就更严重。为保证粒子的多样性,又提出了重采样-移动算法(resampling move algorithm)、正则化方法等。

(1) 重采样-移动算法。在重采样之后加上一步 MCMC(Markov chain Monte

Carlo)移动处理使粒子集趋于平稳分布,减弱粒子间的相关性;而且 Markov 链能使粒子分布更加接近状态概率密度函数分布,使样本分布更加合理。典型的 MCMC 算法有 MH(Metropolis Hastings)算法和 Gibbs 采样。采用 MCMC 移动方法的突出缺陷就是为了保证收敛所需的概率转移次数大,算法增加的运算量大,而且收敛的判断也是个问题。

(2) 正则粒子滤波(regularized particle filter, RPF)。正则化方法通过引入核密度函数和核带宽系数以连续形式计算状态后验概率。较之于标准粒子滤波的离散形式,该算法可以有效缓解重采样过程造成的粒子退化问题,在过程噪声较小时可获得较好的滤波精度,但不能保证样本粒子都能近似表示状态后验概率,而且对非高斯情况核函数和核带宽系数不能达到最优,只是一种次优滤波方法。此外,高维时的正则化难以实现,而且重采样后的粒子集不再是后验密度的渐近无偏估计。

(3) 辅助变量粒子滤波(auxiliary variable particle filter, AVPF)。在重采样前,AVPF 依据似然值的大小对原粒子集中的各个权值进行修正,使得重采样后的粒子向似然函数的高值区移动。该算法从经过平滑的后验密度中重采样,更接近于状态的真值,因此,可以获得更小的权值方差。但是,由于在 AVPF 算法的一次迭代中,对于每个粒子需要计算两次似然函数和权值,所以,其计算量增大了。

(4) 裂变自举粒子滤波(fission bootstrap particle filtering, FBPF)。FBPF 算法在自举粒子滤波算法的基础上改进了重采样过程,引入了权值退化检测和“权值排序(sorting)—裂变繁殖(fission)—权值归一(normalizing)过程”(简称 SFN 预处理过程)。裂变过程是一种随机采样方法,它的采样计划不是始终保持不变的,而是根据实验结果不断进行调整,设计出新的采样计划,从而克服了粒子匮乏问题。

多重采样粒子滤波包括高斯粒子滤波(Gaussian particle filter, GPF)、高斯和粒子滤波(Gaussian sum particle filter, GSPF)等。

(1) GPF^[12]。它将高斯滤波和粒子滤波相结合。其前提是用高斯分布来近似后验分布,比其他的高斯滤波方法适用性更强,能处理更多的非线性动态系统问题;而与一般的粒子滤波相比,因为 GPF 用高斯分布近似后验分布,所以,只要所用的高斯分布是正确的,就不会产生粒子退化问题,就不需要对粒子进行重采样,从而降低了算法计算量和复杂度。

(2) GSPF^[13]。针对后验分布不能用高斯分布近似的非线性动态空间模型或噪声模型为非加性高斯噪声模型时 GPF 的滤波性能不佳的情形,提出了 GSPF,即用多个高斯分布加权累加来近似滤波和预测分布。

(3) 基于智能优化思想的粒子滤波。在实际应用中,粒子滤波器的样本集合不能太大,否则,将增加算法计算量;但样本集合太小,又会导致样本枯竭现象,影响到粒子的多样性,使得估计精度下降。近些年来,不少学者将模拟退火、遗传算法、模糊^[14]、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法、人工免疫算法等

引入到粒子滤波的重采样过程中,通过优化搜索保留那些能够反映系统概率密度函数的最好粒子,在一定程度上使先验粒子向高似然域移动,从而改善了粒子分布,增加了粒子的多样性,提高了估计精度,为解决粒子退化问题提供了新的思路,同时还能加速粒子集的收敛。

3. 粒子滤波的实时性问题

与传统的 Kalman 滤波理论相比,粒子滤波的实时性较差,其计算量随着粒子数的增加成级数增加。因此,粒子滤波算法的实时性问题使粒子滤波距离工程应用尚有一定距离。目前,降低粒子滤波计算量的方法主要有自适应粒子滤波(adaptive particle filter, APF)和实时粒子滤波(real-time particle filter, RTPF)。

(1) APF。APF 是指所用的粒子数不再固定,而是随着信号环境的变化而自适应改变,剔除冗余粒子数可以降低算法实现的复杂度和运算量。目前,用于自适应改变粒子数的方法主要有两类:①基于似然函数的 APF(L-APF),即所需的粒子数应能保证非归一化似然值的和超过某一预定的门限;②基于 Kullback-Leibler (KL)信息数或 KL 距离(KLD)采样的 APF(KLD APF)^[15],即通过粒子数的自适应变化来保证后验密度的真值与估计值之间的误差限,这种误差限用 KLD 表示。这两种方法都是当概率密度集中在状态空间的小范围内(即状态分布不确定性较小)时采用少量的粒子数,反之采用较多的粒子。但是,KLD APF 的缺点是计算负荷过高;L-APF 的优点是实现简单,缺点是权值方差对确定粒子数影响很大,而且还会增强粒子间的相关性,增加了高速并行实现的难度。

(2) RTPF。通常采用三种方法,即减少粒子集中的粒子数、丢弃数据或组合数据。第一种方法可能会因为粒子数的不足而导致滤波发散;第二种方法在状态剧变时会因为丢失有用数据而导致滤波发散;第三种方法需要对传感器数据作特殊的假定。此外,还可以将 APF 和 RTPF 相结合,得到自适应 RTPF。

(3) 边缘化粒子滤波(marginalized particle filter, MPF)^[16]。某些非线性系统可以看做是一个含有线性子结构的状态空间模型,在动态地剔除出状态变量的线性部分后,用 Kalman 滤波器处理线性部分,用粒子滤波处理非线性部分。MPF 有两大优点:第一,对于线性变量的状态估计, Kalman 滤波器是最优的;第二,由于减少了状态变量的维数,所以,较好地克服了粒子滤波的退化现象,并且算法的计算复杂度也得到了降低。类似的还有 Rao-Blackwellised 粒子滤波(RBPF)^[17]。

4. 粒子滤波的收敛性问题

虽然当前出现了不少关于粒子滤波的文献,但很少涉及对粒子滤波算法的严格证明,未能从数学上解决算法收敛性的证明问题。各种文献的仿真和实验数据从各个侧面验证或证明了粒子滤波算法的有效性,但仍缺乏说明粒子滤波算法性

能的综合指标体系。若能有效解决收敛性问题,则对粒子退化现象的抑制将有很大帮助。但是,由于粒子间的交互作用使得统计独立的假设不再成立,所以,粒子滤波算法收敛性的分析要复杂得多,这是继续研究粒子滤波算法的一大瓶颈,也是未来研究的重要方向。

5. 粒子滤波算法的硬件实现问题

为了提高粒子滤波算法的运算速度和鲁棒性,研究粒子滤波的硬件实现方法尤为关键。粒子滤波硬件实现的基本思想是^[18]:将粒子滤波划分为初始采样、重采样、状态更新等不同过程,利用流水线实现分时并行处理。但迄今为止,尚未研究出成功实用的粒子滤波算法器件。

目前,粒子滤波算法在国外发展得很快,并取得了许多研究成果。国内许多学者也开始积极探索粒子滤波的各种改进算法,并成功地将粒子滤波算法应用到人脸识别、语音增强、目标跟踪、故障诊断等诸多领域,促进了国内粒子滤波算法理论和应用研究的发展。

第 2 章 Kalman 滤波理论

2.1 标准 Kalman 滤波算法

所谓最优滤波或最优估计,是指在最小方差意义下的最优滤波或估计,即要求信号或状态的最优估计值应与相应的真实值的误差方差最小。经典最优滤波理论包括 Wiener 滤波理论和 Kalman 滤波理论,前者采用频域方法,后者采用时域状态空间方法。

Wiener 滤波理论在方法论上采用频域法,局限于处理平稳随机过程,它利用谱分解和平稳随机过程的谱展式解决最优滤波问题,所得到的 Wiener 滤波器是物理上不可实现的。Kalman 突破了经典 Wiener 滤波理论和方法的局限性,提出了时域的状态空间方法,将信号视为状态或状态的分量。状态空间方法的基本特征是:①利用状态方程描写动态系统,利用量测方程提供状态的量测信息;②将状态视为抽象空间中的“点”,从而利用 Hilbert 空间中的影射理论解决最优状态估计问题。Kalman 滤波给出了一套在计算机上容易实时实现的最优递推滤波算法,适合处理多变量系统、时变系统和非平稳随机过程。

Kalman 滤波假定在每一时刻后验概率密度是高斯型的,因此,全部参数为均值和协方差。假设线性系统的离散模型为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k \cdot \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (2.1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2.2)$$

式中, \mathbf{F}_k 和 \mathbf{H}_k 是已知的系统矩阵和测量矩阵; \mathbf{w}_{k-1} 和 \mathbf{v}_k 分别是均值为零、方差为 \mathbf{Q}_{k-1} 和 \mathbf{R}_k 且相互独立的过程噪声和量测噪声。初值 $\hat{\mathbf{X}}(0)$ 即 $\hat{\mathbf{X}}_{0|0}$, 一般取 $\hat{\mathbf{X}}_{0|0} = E(\mathbf{X}_0) = 0, \mathbf{P}(0)$ 可任意假定。

Kalman 滤波是典型的最小方差(MMSE)估计方法。最优 Kalman 滤波问题就是给定量测序列 $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_{k+1}$, 要求找出状态 \mathbf{x}_{k+1} 的最优线性估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}$, 使得估计误差 $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \mathbf{x}_{k+1} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}$ 的方差最小。

Kalman 滤波算法阐述如下: Kalman 滤波是一个带回馈的估计方法, 滤波器先做出相应的估计, 然后以含有噪声的量测的形式获得反馈。因此, Kalman 滤波分为两个阶段: 时间更新(time update, 又称预测)和量测更新(measurement update, 又称修正)。预测阶段利用当前的状态及其协方差估计得出下一个时刻这两