
摘要

目标跟踪是运用各种观测和计算手段,对目标状态建模、估计、跟踪的过程。近年来目标跟踪技术已被成功应用于战略预警与防御、精确导航与制导、卫星姿态与轨迹估计和无人机定位系统等军事领域,并逐渐推广到智能交通、遥感监测与故障诊断等民用领域。目标跟踪的精度取决于传感器精度和目标跟踪算法设计,然而由于工业技术限制导致传感器的量测误差无法完全消除,因此目标跟踪算法设计是本文的工作重心。在目标跟踪算法设计中,不完全量测场景导致系统模型不再满足高斯分布假设,进而严重影响目标状态的估计精度。此外,纯方位目标跟踪存在不完全可测性和强非线性特征,造成目标状态估计困难。因此,本文基于变分贝叶斯(Variational Bayesian, VB)推断研究了不完全量测场景下目标跟踪问题,具体研究内容如下:

针对非线性状态估计中量测噪声时变以及量测数据随机丢失导致跟踪精度下降的问题,提出了一种基于变分贝叶斯推断的自适应滤波算法,能够在不完全量测场景下,通过变分贝叶斯推断来实现目标状态的准确估计。首先,在容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter, CKF)框架下引入逆威沙特分布对时变量测噪声建模。其次,引入伯努利随机变量作为量测丢失的判定因子,并选取贝塔分布作为量测丢失概率的共轭先验分布保证其后验分布与先验分布有相同的函数形式。最后,通过变分贝叶斯推断近似解耦待估计变量的联合后验概率密度函数,并利用定点迭代更新待估计变量。仿真结果表明,本文所提算法相较于现有其他算法在不完全量测场景中有更好的估计精度。

针对纯方位目标跟踪场景中传感器瞬时故障造成量测数据异常值导致运动目标跟踪精度下降的问题,提出了一种基于变分贝叶斯推断的分布式纯方位目标跟踪算法,实现在量测噪声异常场景下通过变分贝叶斯推断实现目标状态准确估计。首先,在分布式融合框架下结合测向交叉定位方法优化多传感器量测信息。其次,选取 Student's-t 分布对量测似然概率密度函数建模,通过变分贝叶斯推断近似解耦待估计变量联合后验概率密度函数。最后,将各局部滤波器估计结果送入融合中心并将融合结果反馈给各局部滤波器。仿真结果表明,本文所提算法综合考虑了纯方位目标跟踪系统中量测的不完全可测性以及量测噪声存在异常值的影响,在提高运动目标状态估计精度的同时具有良好的自适应性和鲁棒性。

目录

摘要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状与进展.....	2
1.2.1 运动目标跟踪研究现状与进展.....	2
1.2.2 变分贝叶斯推断研究现状与进展.....	5
1.3 论文主要工作与创新点.....	6
第 2 章 基础理论.....	9
2.1 引言.....	9
2.2 非线性滤波.....	9
2.2.1 非线性系统建模.....	9
2.2.2 扩展卡尔曼滤波.....	10
2.2.3 无迹卡尔曼滤波.....	11
2.2.4 容积卡尔曼滤波.....	13
2.2.5 粒子滤波.....	15
2.3 变分贝叶斯推断原理.....	17
2.3.1 自然梯度.....	19
2.3.2 平均场理论.....	20
2.4 纯方位目标跟踪.....	21
2.4.1 纯方位目标跟踪建模.....	22
2.4.2 测向交叉定位.....	23
2.5 本章小结.....	24
第 3 章 基于 VB 推断的自适应 CKF 目标跟踪算法.....	25
3.1 引言.....	25
3.2 问题描述.....	26
3.3 基于 VB 推断的自适应 CKF 滤波器设计与实现.....	27
3.3.1 先验建模.....	27
3.3.2 后验更新.....	29
3.3.3 算法实现流程.....	33
3.4 实验与分析.....	34
3.4.1 场景设置.....	34
3.4.2 参数设置.....	35
3.4.3 结果分析.....	37
3.5 本章小结.....	40
第 4 章 基于 VB 推断的纯方位 CKF 目标跟踪算法.....	41
4.1 引言.....	41
4.2 问题描述.....	42
4.3 基于 VB 推断的纯方位 CKF 滤波器设计与实现.....	42
4.3.1 设计思路.....	42
4.3.2 基于 Student-t 分布的分层高斯模型.....	43

4.3.3 后验更新	46
4.3.4 算法实现流程	50
4.4 实验与分析	52
4.4.1 场景设置	52
4.4.2 参数设置	52
4.4.3 结果分析	54
4.5 本章小结	57
第 5 章 总结与展望	59
5.1 总结	59
5.2 展望	60
参考文献	61
致 谢	65
攻读学位期间发表的学术论文目录	67

第1章 绪论

1.1 研究背景及意义

目标跟踪问题的本质就是通过对噪声污染的观测信息进行处理来实时准确地估计目标运动状态，即状态最优估计问题^[1]。近年来目标跟踪技术已被广泛应用于军事领域，如弹道导弹的追踪和拦截，舰船的监控，舰载机的精确定位，无人机的预报，以及潜艇的检测等。由于其精准的定位和跟踪功能，它也被拓展到计算机视觉、智能机器人、自动驾驶、安防监控、服务机器人、智能家居等民用领域^[2, 3]。

从跟踪方式来看，常见的目标跟踪方式主要由传感器发射电磁波去接收目标散射返回的能量，以此判断目标的位置。纯方位目标跟踪是目标跟踪的一种特殊情况，仅利用目标所释放的方位信息来求得目标的位置、速度等运动参数，而无需依赖主动测量装置^[4, 5]。由于传感器不主动发射信号，有更好的隐蔽性和更强的战场生存能力，因此在军事领域具有重要的研究价值^[6, 7]。

从跟踪精度来看，目标跟踪的精度主要取决于两个因素：传感器硬件性能和滤波算法优劣。其中，传感器精度往往受限于现代工业技术，因此提高目标跟踪精度的重心就放在滤波算法设计上，性能优越的滤波器能够在传感器精度受到限制的情况下保证目标跟踪精度。此外，各种外界干扰因素给目标状态估计带来严峻挑战，考虑在实际目标跟踪场景中出现的不完全量测情况，传感器出现漏检导致量测随机丢失，传感器老化或电磁干扰导致量测噪声时变异常等复杂情况会使传统滤波器性能下降，因而针对上述复杂场景设计精度高，鲁棒性强的滤波器有着重要的现实意义和理论价值^[8, 9]。

为解决被动跟踪中非线性量测方程和状态的不完全可测问题，当前的主流技术采用单站机动跟踪以及多站融合跟踪，单站机动跟踪应用范围涵盖了固定辐射源目标、匀速直线运动的辐射源目标等，并且还提出了一系列优化机动算法，典型的包括定位跟踪算法、观测器载体的优化算法^[10, 11]；多站融合跟踪通过使用多个被动传感器检测辐射源角度和信号的到达时间差以实现目标有效跟踪和定位^[12, 13]。近年来，利用多个被动传感器实现目标检测的技术已经迅速发展，并且受到广泛关注。针对目标跟踪系统中传感器量测随机丢失问题，传统处理方法主要为丢失判定补偿法，通过建立模型来模拟量测随机丢失的过程，比如构造独立的伯努利随机分布和多状态的马尔科夫

链模型，并结合量测丢失的判定情况采取相应的滤波策略^[14]。针对目标跟踪系统中噪声时变和异常的问题，传统解决方法主要包括协方差匹配法、自适应估计算法以及异常值判别法等^[15, 16]。协方差匹配算法和自适应估计算法一般通过构造状态估计残差协方差，并将估计值与理论值进行对比来实现系统噪声协方差矩阵的自适应调整。异常值判别法的主要实现思想是判断当前时刻量测是否为异常值，进而根据判定结果采取相应滤波策略。

上述方法大多将目标状态估计过程和复杂场景参数处理过程分开进行，其计算过程较为复杂且滤波精度有待提高。近些年随着机器学习领域的不断发展，部分学者使用变分贝叶斯推断实现对目标状态和未知参数的联合后验分布进行求解，此方法引起了学术界的广泛关注^[17]。VB 推断在概率统计学基础上使用共轭分布对系统噪声、系统参数建模，使用待估计参数对系统的不确定性建立关系，并将参数的不确定性通过概率分布的形式表示，使得对系统噪声和系统参数的估计可以用对待估计参数的概率分布来代替^[18, 19]。VB 推断使得噪声参数、系统参数和目标状态可以被同时估计，不仅有效降低了计算复杂度，同时滤波器估计精度也得到了提高。

基于上述分析，针对实际目标跟踪系统中存在的量测随机丢失以及噪声时变异常等问题，传统的滤波算法在该类复杂场景下无法对运动目标状态进行有效估计，本文结合 VB 推断及容积卡尔曼滤波研究上述提到的问题，并在此基础上结合分布式融合框架进一步研究不完全量测场景下纯方位目标跟踪问题。

1.2 国内外研究现状与进展

1.2.1 运动目标跟踪研究现状与进展

在线性目标跟踪系统中，最优滤波估计可以通过使用卡尔曼滤波器来实现，而对于非线性目标跟踪系统，利用线性滤波精确求解非线性系统的状态后验分布难以实现，导致无法得到准确的非线性最优滤波估计。一些学者提出以高斯滤波为理论框架，基于模型线性化近似和数值积分近似的非线性估计方法优化非线性问题。扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)通过对非线性状态转移函数和观测函数进行一阶泰勒展开，实现非线性系统模型线性化近似，但是当系统具有复杂的非线性特性和高维数据时，扩展卡尔曼滤波的数值稳定性会受到影响，线性化精度也会受到限制，而且还需要计算复杂的雅可比矩阵，从而无法得到最佳的目标状态估计^[20, 21]。经过深入研究，学者们发现，近似非线性函数的概率密度分布具有较高的准确性，且与近似非线性函

数相比更容易实现，这为解决复杂的非线性问题提供了更为可行的选择，其中最常见的做法就是使用采样方法近似非线性分布。Julie 提出的无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)是一种确定型采样方式，其核心思想是无迹变换，通过有限个样本点表述概率密度函数的均值和方差，再利用非线性方程对样本点进行映射，从而实现状态的准确估计。对非线性方程进行泰勒级数展开，无迹卡尔曼滤波可以提供与三阶泰勒级数展开式精度相当的均值和方差。相比于扩展卡尔曼滤波通过线性化方法来逼近非线性状态方程和量测方程，无迹卡尔曼滤波性能更优^[22, 23]。然而，对于维数较高的系统，使用无迹卡尔曼滤波会导致协方差阵非正定，从而导致滤波发散。2009年，Arasaratnam 和 Haykin 通过对非线性滤波的深入研究，提出了容积卡尔曼滤波算法。容积卡尔曼滤波是一种基于三阶球面径向容积准则的算法，它使用容积点逼近非线性系统的状态后验均值和协方差^[24, 25]。容积卡尔曼滤波在非线性和状态估计中表现出色，对于高维系统也能够精确地拟合系统函数的状态后验均值和协方差。相比于扩展卡尔曼滤波算法，对于非线性程度较高的系统，容积卡尔曼滤波的估计精度较高，同时省略雅可比矩阵的计算；相比于无迹卡尔曼滤波，容积卡尔曼滤波的数值稳定性较高且适用于高维系统。随机性采样方法的典型代表是粒子滤波(Particle Filter, PF)及其改进算法，粒子滤波利用状态空间的一组加权粒子集来逼近目标状态的后验概率分布。每个样本代表系统当前目标运动的一种可能性，使用均值运算替代积分运算，最终获得目标状态的最小均方估计。然而，由于需要随机采样粒子，因此需要大量的计算资源，并且具有一定数量的样本误差。同时在高维状态空间中，由于粒子数目爆炸式增长，所需计算资源也呈指数级增加。

纯方位目标跟踪作为目标跟踪的一种特殊情况，在跟踪过程中观测平台不主动发射电磁信号，而是依靠接收辐射源信号来被动估算目标位置，从而实现精确的目标跟踪^[26, 27]。根据不同跟踪机制，可以将跟踪方法划分为基于测向系统的测角跟踪方法、基于测信号到达观测站的时差跟踪方法、基于相对运动产生多普勒频率的频率跟踪以及基于以上方法的联合跟踪^[28]。此外，根据观测平台数量，可以将跟踪方法分为单站跟踪和多站跟踪。纯方位目标跟踪作为一种常见方位角量测获取跟踪方式，最早是由 Stansfield 在书中介绍有关于利用方位角量测进行二维静止目标跟踪定位的方法^[29]。由此开始，学者们展开了纯方位目标跟踪方法的一系列研究。纯方位目标跟踪中量测数据指在二维平面内利用传感器获取目标方位角信息，将其扩展到三维场景下传感器可

同时获取目标方位角与高低角信息，然后进行目标位置估计。对于纯方位目标跟踪问题的研究，主要集中在解决系统可观测性、模型强非线性、多传感器数据融合进行纯方位目标跟踪以及观测器机动策略等方面^[21, 30]。

由于纯方位目标跟踪系统中传感器仅能测量目标俯仰角和方位角，无法获取距离信息，因此必须依赖角度信息来实现目标定位和跟踪，这就导致纯方位目标跟踪系统呈现强非线性，这是目标跟踪领域一直以来面临的最大挑战。纯方位目标跟踪系统中存在的可观测性问题是1978年由Lindgren AG提出的。Alfonso Farina等学者在论文中对可观测性进行较为详细的分类和证明^[31, 32]。关于单传感器被动跟踪系统的研究，Kenneth Ho等学者提出单站多普勒频率定位法和到达时间定位法要求观测平台在可观测条件下运动，再通过测量目标辐射电磁波的载频和脉冲重复周期信息来实现定位，其精度在目标与观测平台距离较远时优于测角定位方法，但是定位所需的时间较长，效率较低^[33]。Liu等学者提出的方位/到达时间定位方法通过使用多个观测平台同时获取信号的到达角度和到达时间，进而通过最小二乘、卡尔曼滤波等算法，实现目标位置的有效估计^[34]。Aidala等学者提出采用最小二乘法可以有效地通过多次观测数据对目标轨迹进行拟合^[35]。Webster等学者提出了频率法，通过测量观测平台与辐射源之间因相对运动而产生的多普勒频率来确定目标的位置信息^[36]。Chan等学者提出方位频率联合定位法能够有效地整合测向和测频，从而实现无源定位^[37]。然而在实际应用场景中，传感器机动受到限制导致无法完成工作。此外仅采用一个传感器导致搜索范围小、作用距离短且抗干扰能力差。因此，设计基于数据融合机制的多传感器目标跟踪系统不仅可以解决上述问题，还可以有效缓解不完全量测场景下单传感器量测值异常对目标跟踪精度的影响。

多传感器数据融合就是通过对各传感器的量测数据和各局部滤波器的目标状态估计结果进行分析整合以得到关于目标状态的全局最优估计。近年来，随着多传感器数据融合技术的发展，多传感器融合目标跟踪方法已经被广泛地应用于雷达监测、无人机定位以及视频监控等诸多领域，越来越多的学者开始关注并使用多传感器进行纯方位目标跟踪的相关研究。采用多传感器进行纯方位目标跟踪时，被动传感器系统大体上可分为三大类：测时差定位系统、测向测时差定位系统和测向交叉定位系统^[38, 39]。其中，测向交叉定位系统在实际应用中被使用较多，通过使用高精度测向设备，测向

交叉定位系统可以在多个观测点对目标进行定位，并将它们的交点作为目标位置。在解决待估计目标定位问题后就要考虑数据融合策略。

在多源信息融合结构中，分布式信息融合结构因其计算量小、实时性强、灵活性强、抗干扰能力强等优点而受到了学术界的广泛重视和深入探索。在假设分布式信息融合结构中各局部状态估计误差相互独立的情况下，使用简单凸组合的融合算法能够得到关于目标状态的全局最优估计，并且该算法的架构简单易于实现^[40, 41]。然而在实际应用场景中，各局部状态估计误差之间的独立性往往难以预测。这种情况就无法使用简单凸组合的融合算法得到理想的融合结果，而通过计算各局部状态估计之间的互协方差矩阵来获取目标状态全局估计的方法又会极大地增加计算量^[42, 43]。针对该问题，Chen 等学者提出协方差交叉融合算法，该算法能够无视各局部估计误差之间相关性而直接对所有局部状态估计进行融合，避免了计算复杂的局部状态估计互协方差，有效地降低了存在公共系统噪声情况下多传感器信息融合的计算量^[44]。此外，带反馈的分布式融合结构可以实现对局部状态估计修正并减小局部估计误差协方差矩阵，因而也能够得到关于目标状态的全局最优估计。Carlson 等学者提出的联邦卡尔曼滤波器是一种具有高度灵活性、低计算量和良好的容错性的带反馈的分布式融合结构，它已经被选为美国空军“公共卡尔曼滤波器”计划的基本算法，受到了广泛的关注和应用^[45]。针对无融合中心的多传感器分布式融合问题，Benediktsson 等学者首次在传感器网络信息融合中引入统计学的一致性概念，有效提高了分布式传感器网络的灵活性^[46]。Battistelli 等学者将概率密度一致性算法应用于参数的后验分布，在高斯假设下得到了信息一致性算法^[47]。与量测一致性算法相比，信息一致性算法无需进行太多次迭代就能够收敛至最优，并且当一致性迭代次数为 1 时退化为经典的协方差交叉融合算法。

1.2.2 变分贝叶斯推断研究现状与进展

贝叶斯估计是一种基于先验概率、给定假设下获取到不同量测数据计算后验概率的方法，它能够在给定已有量测数据的情况下结合先验概率计算得到后验概率。然而，贝叶斯估计的难点在于它需要先验概率分布的信息，以及计算后验概率分布和边缘概率分布等复杂的数学运算。变分法为数学研究带来了新视角，在 17 世纪末迅速发展，并成为泛函分析领域的一个重要组成部分。与传统最优化算法相比，变分算法所求结果是包含多个参数最优函数解，因而变分问题可以看成是泛函的一个极值问题。将变分法结合到贝叶斯估计方法中得到的就是变分贝叶斯推断^[18, 48]。

VB 推断是一种能够有效地处理复杂的高维积分的方法，在贝叶斯估计和机器学习等领域得到了广泛的应用。该方法主要被应用于包含观测变量，未知参数和隐变量等三类变量的复杂统计模型。当被应用于贝叶斯估计，未知参数和隐变量又被统称为不可观测变量。VB 推断主要有两大用途：(1)对不可观测变量的后验概率进行近似，并通过近似结果做出相关推断。传统近似后验概率的方法主要为蒙特卡洛采样近似方法，该类方法的实现思想是通过大量样本点来估计真实后验概率，其近似结果带有一定的随机性，且近似精度提高需要以更大计算量为代价，而 VB 推断能够避免复杂采样操作，提供一种局部最优近似且具有确定解的近似后验方法^[49, 50]。(2)对于一个确定的模型，给出其边缘量测似然函数下界。这种情况下 VB 推断被用来对多个备选模型进行筛选，认为具有更高边缘量测似然值的模型更贴近已有量测数据拟合的结果，量测数据来自于该模型的几率也越大^[51]。相比与传统方法，例如最小二乘法、最大后验概率估计等拟合方法，VB 推断具有计算量更小，拟合精度更高等特点。在很多统计估计问题和机器学习领域中，往往需要对不可观测变量的后验概率分布近似求解，而 VB 推断关注的就是如何简便快捷地求得后验概率分布的近似解，因此 VB 推断在统计估计、机器学习等领域应用较为广泛。

在上个世纪 90 年代到本世纪初，VB 推断得到了快速发展。Beal 等学者较早地深入探讨了 VB 推断，并将其成功地运用到隐马尔可夫模型、混合因子分析、非线性动力学和图模拟等多个领域，从而为 VB 推断在机器学习及信号处理等领域的普遍应用奠定了坚实的基础^[52]。Yu 等学者通过 VB 推断深入探索了非线性状态空间模型中多参数估计、模型辨识以及非高斯不确定性扰动抑制等问题^[53]。Hua 等学者针对分布式传感器网络中的贝叶斯学习问题，延续经典 VB 框架并与分布式信息处理有机结合，提出具有一般通用性的分布式 VB 推断。然后将其应用于密度估计、稀疏信号恢复、鲁棒卡尔曼滤波以及扩展目标跟踪等问题，系统性地发展了一套分布式 VB 推断理论^[54]。除此以外，VB 也已经被证明在目标跟踪领域具有良好效果，学者们对此也进行了大量研究。Huang 等学者致力于研究开发使用各种共轭分布对线性高斯或非高斯目标跟踪系统中的不确定变量建模，并通过 VB 推断对其联合后验分布进行求解^[55-57]。Wang 等学者针对目标跟踪系统中存在的量测随机缺失、量测噪声存在异常值等不完全量测问题，基于 VB 推断提出了一系列鲁棒滤波算法，并取得较好估计效果^[58]。

1.3 论文主要工作与创新点

本文主要是在目标跟踪系统中结合容积卡尔曼滤波和变分贝叶斯推断，解决跟踪过程中量测随机丢失和量测噪声时变异常导致滤波器跟踪精度下降的问题，并以分布式融合结构为主要框架，引入侧向交叉定位将问题扩展至纯方位目标跟踪场景中。

在实际的目标跟踪场景下，由于外界的环境、气候条件、海拔等多种因素，传感器量测噪声会随之变化；同时，由于传感器信道阻碍阻塞，或者是人为操作失误，也会造成量测随机缺失，从而无法满足容积卡尔曼滤波模型的高斯分布假设，进而严重降低了目标状态估计精度。为了解决该问题，本文第三章提出基于变分贝叶斯推断的自适应 CKF 目标跟踪算法，能够在对量测丢失情况实时监测，并修正量测丢失的目标状态估计结果。除此以外，纯方位目标跟踪场景中量测不完全可测性让量测方程呈现强非线性，并且当传感器收到电磁干扰造成量测数据异常，这些都将导致量测误差较大。因此针对上述提到的问题，本文第四章提出基于变分贝叶斯推断的 CKF 纯方位目标跟踪算法，能够在量测噪声异常场景下实现对目标状态被动跟踪。本文章节安排示意图如图 1-1 所示。

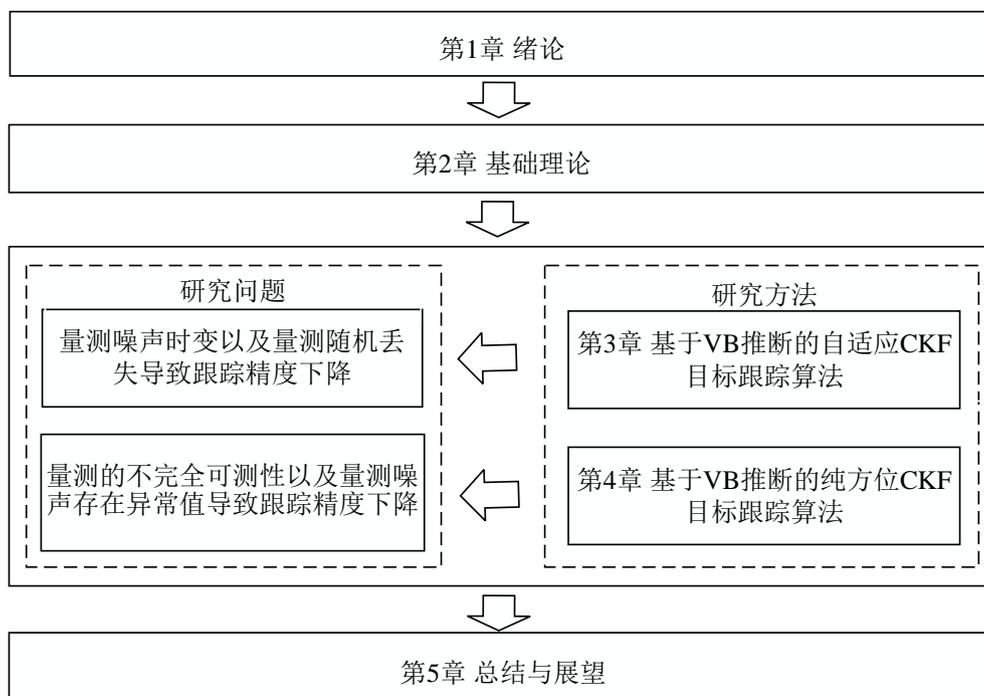


图 1-1 本文研究内容及结构安排

本文的各章节安排及其研究内容如下：

第一章，绪论首先对论文研究背景进行介绍，给出当前目标跟踪领域在跟踪方式和跟踪精度存在的研究价值。然后简要介绍了运动目标跟踪以及 VB 推断的国内外研究现状与进展。最后在此基础上指出本文研究的问题，并简要介绍了研究内容。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/565212332112012011>