

知识辅助的多模型机动目标跟踪算法

黄建军¹ 王全辉¹ 胡坚耀²

(1. 深圳大学信息工程学院, 深圳, 518060; 2. 工业和信息化部电子第五研究所, 广州, 510610)

摘要: 多模型机动目标跟踪技术是一种先进的目标跟踪算法。由于目标类型越来越多、运动环境越来越复杂, 仅使用位置量测进行目标跟踪变得越来越难以满足应用要求。除位置量测之外, 引入目标和环境相关的知识, 对多模型算法中的模型集、转移概率矩阵和模型概率这3个关键因素进行自适应调整, 可以有效提高机动目标跟踪性能。本文对知识辅助多模型机动目标跟踪算法的原理和方法等进行了分析。按照知识作用的对象(模型集、转移概率矩阵和模型概率)和作用方式(智能法和非智能法)分别介绍了该类算法的原理及其特点, 最后对该类算法下一步的研究方向和发展趋势进行了展望。

关键词: 机动目标跟踪; 知识辅助多模型算法; 模型调整; 转移概率矩阵调整; 模型概率调整

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A

Knowledge-Aided Multi-model Maneuvering Target Tracking Algorithm

Huang Jianjun¹, Wang Quanhui¹, Hu Jianyao²

(1. College of Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, 518060, China; 2. The Fifth Research Institute, Ministry of Industry and Information Technology, Guangzhou, 510610, China)

Abstract: Multi-model algorithm is the state-of-the-art approach to maneuvering target tracking. Due to the increasing types of targets and complication of motion environment, it is more and more difficult to meet the target tracking requirements by only using the position measurement. In addition to the position measurement, the knowledge about targets and their environment can be adopted to adaptively adjust the three key factors, i. e., the model set, transition probability matrix and model probability in the multi-model algorithm to achieve better performance. This paper analyzes the principles and methods of knowledge-aided multiple-model maneuvering target tracking algorithm. According to the subjects (model set, transition-probability matrix and model probability) that the knowledge being used to adjust, the adjustment manner (intelligent methods and non-intelligent methods), the principles and characteristics of adjustments are introduced, respectively. Finally, future research of knowledge-aided multi-model maneuvering target tracking algorithm is given.

Key words: maneuvering target tracking; knowledge-aided multi-model algorithm; model adjustment; transition-probability matrix adjustment; model probability adjustment

引言

20世纪70年代以来,受航空、航天等应用的驱动,机动目标跟踪技术进入快速发展阶段^[1]。Singer于1970年提出了零均值一阶时间相关机动加速度的Singer模型,奠定了机动目标跟踪的研究基础^[2]。随后出现了各种统计意义上的修正模型和自适应算法^[3],其中周宏仁等提出的“当前”统计模型对目标机动的预先假设比Singer模型更加符合实际情况,被公认为是一种有效的机动目标跟踪方法^[4,5]。近年来,粒子滤波算法成为目标跟踪领域的研究热点。该算法采用基于非参数化的蒙特卡洛和递推贝叶斯估计的滤波方法,不受系统非线性、非高斯的约束^[6]。与此同时,基于生物仿生理论的一系列目标跟踪算法也不断涌现。如基于遗传算法及其改进的各种目标跟踪算法等,它们利用仿生学中的优化理论来指导目标跟踪过程,在某种程度上弥补了基于确定性方法的不足^[7,8]。上述机动目标跟踪算法通常采用单一的运动模型,要求运动模型能够准确地反映目标实际运动模式,当运动模型与实际运动模式相差较大时,算法性能急剧下降^[9-11]。为了解决该问题,采用多个模型同时工作的多模型目标跟踪算法应运而生。第一代多模型算法由Magill和Lainiotis提出^[12],由Maybech广泛应用并大力推广^[13],算法中的所有滤波器相互之间独立工作、不进行交互,与非多模型算法的区别在于它综合了多个滤波器的输出结果产生全局估计。Blom在基于广义伪贝叶斯算法的基础上提出交互式多模型(Interacting multiple model, IMM)算法^[14],该算法被认为是第二代多模型算法,与第一代不同之处是所有滤波器通过有效的内在交互协调工作,能获得更好的估计结果。随后,在以Bar-Shalom和Li X R为首的研究者推动下,该算法得到了广泛的应用和发展^[1,15,16]。IMM算法是一种基于固定模型集的算法,需要大量的模型来保证跟踪精度。庞大的模型集不仅会导致计算量巨大,过于细化的模型空间可能破坏贝叶斯推理要求模型间独立的要求,反而可能会降低跟踪性能^[17,18]。为了解决这一问题,Li X R在文献[19]中提出了第三代多模型算法:变结构多模型(Variable structure multiple model, VSMM)算法。该算法使用两层分级结构:高层结构负责模型集的确定,低层结构依据确定的模型集进行多模型滤波处理。高层结构采用一种称为模型集自适应(Model-set adaptation, MSA)的方法来获得最佳模型集,因此建立高效、智能的MSA方法是VSMM算法理论研究的核心^[20-22]。

由于传感器技术、航空航天技术和智能制造技术等快速发展,传统的机动目标跟踪算法面临着越来越多的问题和挑战,主要包括:(1)目标机动模式差异巨大。通用航空飞行器、无人机和自动无人搬运车等新兴目标与以往传统目标(民航、军用飞机)相比,具有类型多、体积小和运动速度变化大的特点,使得新兴目标机动频次更高且模式更复杂,传统机动目标跟踪算法难以应对。(2)目标运动环境更复杂。传统多模型算法假定目标运动在自由、无障碍的区域,不考虑环境因素对目标运动的影响。随着研究的深入,人们发现对于低空、建筑物区域甚至建筑物内部运动的目标,必须考虑环境对目标运动的影响。多模型算法由以前不考虑地形、地物的影响,到现在必须考虑这些因素的制约。(3)量测更具多样性。近年来传感器技术有了很多新的发展,比如多输入多输出(Multiple-input multiple-output, MIMO)雷达提升了雷达的目标分辨率,可以提供除了目标位置外的目标特征信息^[23];超宽带(Ultra wide band, UWB)技术可以在测量的同时进行通信,能够在提供目标精确位置的同时传输目标上的陀螺仪、激光雷达等信息^[24];广播式自动相关监视(Automatic dependent surveillance-broadcast, ADS-B)技术可以提供目标的位置、飞行状态、识别号和导航精度等级等信息^[25,26];通航监测站不仅提供飞机位置信息外还提供来自空管中心的飞机类型、飞行计划、航路管制等信息^[27];无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)除了采用GPS跟踪定位,还可提供惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)、电子高度计等量测信息^[28,29]。传统多模型跟踪算法需要适应传感器技术的新发展,充分利用新出现的量测信息进行更好的跟踪。为了应对上述问题和挑战,知识辅助的机动目标跟踪算法应运而生^[30,31]。而信号与信息处理技术的新发展也使得知识辅助的方法成为可能。例如:研究者将随机集^[32]、深度学习^[33]、大数据分析^[34]、

证据理论^[35]、模糊理论^[36-41]、神经网络^[42]、轮廓跟踪^[43]以及粗糙集^[44]等与传统的目标跟踪算法相结合,提出了大量新跟踪算法,取得了更好的跟踪性能。

目前可资利用的知识主要有:目标类型信息、气象信息、运动环境信息、目标轮廓信息、运动轨迹规划信息、冲突碰撞信息、导航精度等级以及姿态角信息等。运用这些知识辅助多模型算法进行机动目标跟踪,具有模型准确率高、跟踪精度高以及计算复杂度低等一系列的优点^[24, 25, 31, 45-47]。本文对知识辅助的多模型机动目标跟踪算法进行了归纳和总结,以期作为相关研究的参考。

1 多模型跟踪算法

目标机动时其运动模式会发生改变,这一改变过程对应着若干不同的运动模型,采用单一模型难以匹配目标的机动运动模式,因此多模型跟踪算法采用多个滤波器(每个滤波器对应一个模型)同时工作来匹配目标机动。这些滤波器采用的运动模型的集合称为模型集,它一般由目标真实运动模型集的抽样组成。假设 k 时刻目标运动模型集为 $\mathbf{M}_k = \{m_k^1, m_k^2, m_k^3, \dots, m_k^r\}$, 系统模型可以用以下状态方程和量测方程来表示

$$\mathbf{x}_{k+1} = F_k^i(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k^i; m_k^i) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = H_k^i(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k^i; m_k^i) \quad i=1, 2, 3, \dots, r \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k 和 \mathbf{z}_k 分别为目标的状态和量测向量; $F_k^i(\cdot)$ 和 $H_k^i(\cdot)$ 分别为第 i 个模型的状态转移函数和量测函数; \mathbf{w}_k^i 为过程噪声; \mathbf{v}_k^i 为量测噪声。模型集 M_k 的设置既有像 IMM 算法那样固定不变的^[48], 也有像 VSMM 算法那样根据目标运动模式自适应更新的^[10]。式(2)中的 \mathbf{v}_k^i 反映的是传感器量测误差, 量测噪声协方差阵通常是依据先验信息预先设定的^[48]。但是当它未知时, 也可以建立不同的量测(噪声)模型集, 然后在滤波过程中对量测噪声参数进行估计。

多模型算法对多个滤波器的输出(目标状态的单独估计结果)进行综合以得到对目标状态的整体估计, 这种综合一般是根据相应模型的后验概率——模型概率(Model probability, MP)来进行。MP 通常是根据模型似然函数在迭代过程中进行自适应更新的, 其具体计算公式为

$$\mu_k^i = \frac{\mu_{k|k-1}^i \Delta_k^i}{\sum_j \mu_{k|k-1}^j \Delta_k^j} \quad (3)$$

式中: Δ_k^i 为模型 m_k^i 的似然函数; $\mu_{k|k-1}^i$ 为模型 m_k^i 的模型概率预测。

当目标机动时, 其运动模式会随之改变, 多模型跟踪算法假设这种模式的改变符合马尔科夫过程, 对应的马尔科夫转移概率矩阵称为模型的转移概率矩阵(Transition-probability matrix, TPM)。模型转移概率用 p_{ji} 来表示, 即

$$p_{ji} = p(m_k^i | m_{k-1}^j) \quad (4)$$

式中: m_k^i 为 k 时刻滤波采用的模型; m_{k-1}^j 为 $k-1$ 时刻采用的模型, 则 $\text{TPM} = [p_{ji}]$ 。TPM 通常采用两种方式设定: 离线设计法和在线自适应法。在前者中, TPM 是先验设定, 固定不变的; 在后者中, 先设定 TPM 的初值, 然后在滤波过程中采用准贝叶斯估计器等方法对该矩阵参数进行在线自适应^[49]。

2 知识辅助的多模型机动目标跟踪算法研究进展

知识辅助能够提高多模型机动目标跟踪算法的跟踪性能。通过对以往该领域研相关究的总结归纳发现, 研究主要围绕着多模型算法中的模型集、转移概率矩阵和模型概率的调整展开, 有以下 3 种调整方式: 知识辅助的模型集调整和知识辅助的转移概率矩阵调整、知识辅助的模型概率调整。

2.1 知识辅助的模型集调整

模型集可以分为目标运动模型集和传感器量测模型集两类, 通过引入关于环境信息、目标类型、运

动态姿态角、量测精度等级(Navigational accuracy category for position, NACp)^[50]和IMU量测等先验知识,可以起到对模型集的约束作用,使之更加符合目标真实运动模式或量测模式,从而提高了跟踪性能。

2.1.1 知识辅助的运动模型集调整

调整运动模型集的方法通常有模型集的自适应和模型集的切换。采用的知识有目标类型、障碍物信息、道路信息和姿态角信息等。知识辅助调整模型集的基本流程是:首先建立一个由多个独立且相容的模型集合序列组成模型总集,然后根据目标跟踪过程中获取的目标类型信息、障碍物信息、道路信息和姿态角信息等知识,分别采用模型集自适应和模型集切换的方法对模型集进行动态调整,该类算法工作流程如图1所示。

在模型集自适应调整的过程中,首先根据获取的知识将目标运动模型集划分为可能的模型集、应该增加的模型集和应该删除的模型集,然后从当前模型集中去掉应该删除的模型集,添加应该增加的模型集,从而实现模型集的动态调整。如文献[24]中的算法采用目标预测位置到障碍物区域的张角(多边形障碍物面向目标的视场角,它反映了目标与障碍物之间的相对位置)对模型集进行调整。张角可以判断状态预测值 $\mathbf{x}_{k|k-1}$ 在障碍物内部或外部。文献[24]认为:当张角 $B_k = \pi$ 时,说明 $\mathbf{x}_{k|k-1}$ 在障碍物区域内或边界上,此时位置估计是错误的,对应模型估计是不可能的,应该将该模型删除,从而实现了模型集的自适应。此外,文献[51]对不同运动模型时姿态角的变化规律进行了分析,根据姿态角求解转弯角度变化率来实时更新模型集。若偏航角或俯仰角滤波过程中检测到机动,则利用获取的转弯角速率添加相应的转弯模型,实现了模型集的自适应。

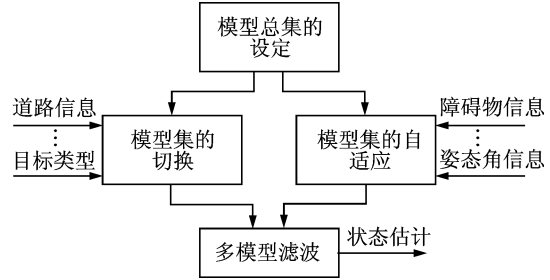


图1 运动模型知识辅助调整

Fig. 1 Knowledge-aided adjustment of motion model

图1中模型集切换是指利用目标类型信息、道路信息等知识对模型集进行整体切换。例如:量测信息中的目标分类信息(如:ADS-B信息中的目标类型信息等)可以辅助调整模型集^[25]。目标类型信息的引入可以更快切换到适合的模型集,从而使模型集更快地匹配上目标的真实运动。采用道路信息的模型集切换方法首先需要对道路进行分类归纳,不同类型的道路对应不同的模型集。然后在滤波过程中根据当前道路类型信息,实时切换为道路类型对应的模型集^[45]。文献[30, 52, 53]则将超出道路范围的区域认为是障碍物,用障碍物信息来切换模型集。这几种模型集的调整算法分别利用不同的道路信息来切换模型集,可适应不同的应用场景。

2.1.2 知识辅助的量测模型集调整

在目标的量测方程式(2)中,如果量测噪声模型 \mathbf{v}_k^i 的协方差阵未知时,必须先对协方差阵进行估算(即对量测模型进行估计),然后再进行跟踪滤波。采用知识辅助调整量测噪声可以更有效地将量测噪声参数正确估计出来,常用的知识有:NACp,IMU和高度计等。辅助调整的主要方法有变分贝叶斯、基于线性矩阵不等式(Linear matrix inequality, LMI)的Luenberger状态观测器等方法。例如:多模型算法中的量测噪声协方差阵可以采用NACp信息辅助调整。NACp是ADS-B中的量测精度等级,它提供了目标量测数据的噪声协方差阵范围,而真实噪声协方差阵会随着目标机动而不断变化。变分贝叶斯法可以以较小的计算负荷将噪声协方差阵估计出来^[25, 54-56],它采用多个已知分布的近似来表示状态和噪声分布,认为目标状态和噪声协方差阵的分布 $p(\mathbf{x}_k, C_k | z_{1:k-1})$ 近似为一个高斯分布和倒伽马分布乘积的形式,可以表示为

$$p(\mathbf{x}_k, C_k | z_{1:k-1}) \approx N(\mathbf{x}_k | \bar{\mathbf{m}}_k, \bar{\mathbf{P}}_k) \times$$

$$\prod_{i=1}^d \text{Inv-Gmama}(\sigma_{k,i}^2 | \bar{\alpha}_{k,i}, \bar{\beta}_{k,i}) \quad (5)$$

式中: $N(\mathbf{x}_k | \bar{\mathbf{m}}_k, \bar{\mathbf{P}}_k)$ 为目标状态的分布; $\alpha_{k,i}, \beta_{k,i}$ 是倒伽马分布的两个参数^[55]。算法在计算过程中采用了启发式逼近,用了 $\alpha_{k,i}, \beta_{k,i}$ 的后验分布一阶逼近来实现对噪声协方差阵的估计。引入的 NACp 用以限定 $\bar{\alpha}_{k,i}, \bar{\beta}_{k,i}$ 的初值和范围,如文献[54]那样设置一个自适应的衰减系数,还有像文献[57]在 NACp 等级不变或降低时,将后验分布参数修正为算法外推近似值与 NACp 对应的方差上界的加权和形式,在 NACp 提高时利用 NACp 重置后验分布参数。算法经过数次迭代估计得到噪声协方差阵,然后输入相应的滤波器进行跟踪滤波。

针对 UAV 的跟踪监视中偶尔出现的 GPS 量测缺失问题,文献[29]提出一种将 IMU、电子高度计等机载传感器信息引入到目标跟踪中的算法。该算法采用基于 LMI 的 Luenberger 观测器方法对量测增益矩阵进行判别,通过在 GPS 量测缺失时切换到 IMU 等量测对应的量测增益矩阵以限定量测噪声范围,进而得到噪声协方差阵。

2.2 知识辅助的转移概率矩阵调整

在知识辅助的转移概率矩阵 TPM 调整方法中,引入了包括目标状况报告、航迹基准点信息、气象环境信息以及障碍物信息等先验知识。这些先验知识可以预判目标的运动模型转移情况,降低转移到不合理模型的概率,使机动模式估计更加符合实际情况。TPM 调整方法可以分为非智能法和智能法。统计法和方程法是非智能法的常用方法^[58],采用的知识包括目标状况报告、航迹基准点信息和障碍物信息等。统计法是通过历史记录获得运动状态的条件转移概率,其获取过程有以下几个步骤:(1)根据预测模型的要求,获取大量的飞行航迹、运动轨迹信息等,筛选并处理所得数据。(2)应用已有数据,计算状态转移概率的初始值。(3)根据目标机动时运动模型转移频次情况,计算出状态转移概率矩阵。根据概率论与数理统计知识可知,当试验次数相当大的时候,频次可以作为概率的一个近似^[58]。上述知识与 TPM 的关系可以采用文献[46]中的方法,即令模型转移概率为

$$p_{ji} = \sum_{R_k} p(m_k^i | m_{k-1}^j, R_k) p(R_k | m_{k-1}^j) = \sum_{R_k} p(m_k^i | m_{k-1}^j, R_k) p(R_k) \quad (6)$$

式中: R_k 为知识信息; $p(R_k)$ 为不同知识信息的发生概率; $p(m_k^i | m_{k-1}^j, R_k)$ 为不同知识信息下的模型条件转移概率。当 R_k 为目标状况报告如起飞、途中、进场等时,每个状况对应的 TPM 是不相同的,利用状况报告调整更新 TPM 可以提高多模型算法的性能^[59];当 R_k 为气象环境信息时,由于气象环境对低空通航、无人机等目标的影响较大,在恶劣气象环境下其飞行表现出较高频次的机动,TPM 的对角线元素要减小,以适应这种机动情形^[46]。

非智能法常用的方法还包括方程法,方程法利用函数方程可以快速估算出 TPM。例如:状态相关信息的 IMM(State-dependent variations of the interacting multiple model, SD-IMM)算法^[60],该算法把障碍物信息和 TPM 的对应关系看成是函数方程关系,利用距目标预测位置最近的障碍物与目标之间距离的函数来对模型转移概率加权,最后再进行归一化。目标的预测位置由各个运动模型给出,距离越小则说明目标越可能与障碍物相撞,因而该模型对应的权值就应该越小;反之则应该赋予较大的权值。

除了非智能法外,智能法也得到了快速的发展,主要方法有:气象环境信息模糊调整法、障碍物信息模糊调整法等,常用的知识有目标类型、气象信息、距离和张角等。智能法根据经验建立知识与 TPM 的对应关系,其工作过程如图 2 所示。例如:采用障碍物信息的模糊调整法中,障碍物被建模成多边形后提取目标预测位置 $\mathbf{x}_{k|k-1}$ 到障碍物的距离和张角,用来调整 TPM。当不同大小障碍物与目标之间距离相同时,张角越大,目标需要采取的机动动作越大,反之亦然。这种关系很难

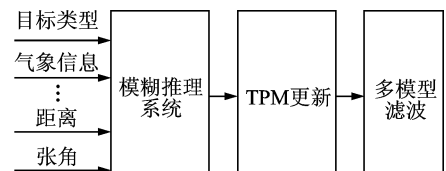


图 2 知识辅助模糊调整 TPM

Fig. 2 Knowledge-aided fuzzy adjustment TPM

定量表达,所以采用模糊推理来描述这种关系^[37-39, 47]。该算法首先计算距离 S_k 和张角 B_k ,随后障碍物信息 (S_k, B_k) 被输入一个模糊推理系统,模糊系统输出每个模型的期望停留时间 τ_k^i 用来更新 TPM^[61]。

除了利用障碍物信息辅助外,还可以采用目标类型和气象环境信息模糊调整 TPM^[46]。其过程为,首先将目标类型、气象环境输入到一个模糊推理系统中得到每个模型的期望停留时间 τ_k^i ,然后对模型转移概率进行自适应调整得到 TPM,最后进行下一步多模型滤波。

2.3 知识辅助的模型概率调整

传统多模型算法中的模型概率是通过滤波残差来估计,由于滤波残差不够准确,因而不能全面反映目标的机动,尤其是在机动发生的瞬间。引入航迹基准点信息、障碍物信息等先验知识,可以为模型概率 MP 提供一种新的判断渠道。通过知识辅助可以判定目标当前的运动模式,然后对目标的 MP 进行调整,提高可能模型的概率,降低不可能模型的概率,从而提高模型概率的准确性。MP 调整的具体方法包括智能法和非智能法,非智能法也可分为统计法和方程法。统计法中的航迹基准点信息调整法的调整过程为:当目标到达飞行计划基准点附近时,计算航路宽度制约的目标当前位置可能转弯角度的高斯概率密度函数得到 MP^[62]。该算法的优点是简单准确,缺点是需要设置一定量的航迹基准点,灵活性不高。

除了统计法,也可以采用方程法,例如:SD-IMM 算法中采用与目标到最近障碍物的距离成反比的方式对每个模型的 MP 进行加权修正,随着目标到障碍物距离的减小,权重相应减小,从而降低模型概率 MP。具体方法见文献[60, 63]。

智能法中主要有障碍物信息模糊调整法。该方法假设 J_k^i 为第 i 个模型 MP 的权重,该权重反映了障碍物区域对第 i 个模型 MP 的影响程度。权重 J_k^i 要由目标到障碍物的距离和张角等知识确定。采用文献[60]的方法可以得到加权后的 MP。算法原理框图如图 3 所示。

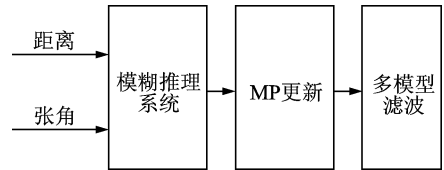


图 3 障碍物信息辅助模糊调整 MP
Fig. 3 Obstacle information aided fuzzy adjustment MP

设 μ_k^i 为 k 时刻第 i 个模型所对应的 MP,其计算方法为

$$\mu_k^i = \frac{1}{C} \Delta_k^i J_k^i \sum_{j=1}^r P_{ij} \mu_{k-1}^j \quad (7)$$

式中: C 为归一化因子; μ_{k-1}^j 为 $k-1$ 时刻所对应的 MP。利用模糊推理计算得到 J_k^i ,进而得到 MP。

除了上述三类调整方法以外,模型集、转移概率矩阵和模型概率联合调整方法也常常被使用。主要方法有:联合调整模型概率和模型转移概率矩阵、联合调整模型概率和模型集、联合调整模型集和模型转移概率矩阵等方法。同时要注意到模型集一旦有变化,其对应的 MP 和 TPM 都要进行相应调整。联合调整方法一般情况下要比单独调整方法性能要好,但是有时可能会因调整配合不好而造成算法发散。

3 结束语

知识辅助多模型机动目标跟踪算法近年来取得了很大进展,但还未达到理想的性能,仍存在很多挑战,而这些挑战也正是该类算法的发展方向。

(1) 获取知识的方法和手段发展迅速,其中的代表就是深度学习和大数据分析,因此知识更准确的获取方法将是一个重要的研究方向。例如文献[33]借鉴深度学习的思想,利用深度学习网通过对雷达得到的船只初始航迹弧段数据可以挖掘得到雷达噪声水平、观测方程的模型参数以及状态方程、描述船只运动的非线性模型等。利用获取的知识对算法估计结果不断递归校正,使得随着获取数据的增加跟踪准确性不断提高。在大数据分析中,传感器数据集包含大量的由数个特征量组成的运动记录,记录有目标类型、姿态角、速度、目标状况报告、气象环境、飞行计划或路径规划、空域管制以及航迹基准点等。需要针对每类目标在不同知识影响下的运动模式进行分析,判断哪些知识才是有价值,可以利用的。最后出现多种知识同时作用时,如何能够自适应分配不同知识的权重也是一个非常值得研究的

问题。

(2) 随着传感器对目标和环境信息的感知能力和手段的提高,可以获取更多新知识信息,如何将其引入到多模型算法也是一个重要研究方向。例如,UWB定位系统中的电子陀螺仪和激光雷达信息可用来辅助滤波;还有本文提到道路信息为理想道路模型,如果能引入实际的道路地形和其他地理信息则可以提高算法的适用性;此外,目标跟踪中采用的传感器为雷达时还可以利用雷达的杂波幅度信息、杂波分布图、主动式侧视雷达系统图像等信息来提高目标跟踪性能。

(3) 知识辅助多模型算法的关键为获取知识与多模型算法3个关键因素之间的关联关系,深度学习和大数据技术对挖掘上述关联关系提供了先进的手段和方法,如何运用这些手段和方法进行挖掘得到上述关联关系将是一个重要的研究方向。深度学习与目标跟踪算法相结合能够找出知识与模型集、模型概率和转移概率等的对应关系,用以辅助多模型跟踪算法以提高跟踪性能。数据挖掘算法是大数据分析理论的核心,数据挖掘算法采用聚类、分割以及孤立点分析等方法深入数据的内部,挖掘价值^[64, 65]。近年来人们开始尝试将大数据方法应用于自然灾害的预防^[66]、高速公路事故原因分析^[67]以及飞机中断着陆原因分析^[68]等领域,并取得了一定的成果。采用大数据技术挖掘出运动模式、知识等关联关系,将其应用于多模型目标跟踪将能够取得更好的跟踪性能。

(4) 由于知识表述和关联关系描述具有不确定性,运用新方法处理这些不确定信息是未来另一个重要研究方向。传统的目标跟踪算法主要采用概率统计理论和模糊理论来解决目标跟踪过程的不确定信息。基于概率统计的方法计算过程复杂,应用范围受限。基于模糊理论的方法凭借模糊信息处理技术能够简化计算复杂度,适用于存在较大误差的跟踪系统。然而基于模糊理论的方法并不能直接描述和处理目标跟踪过程中的不确定信息或事件,在实际应用中依然受到约束。为了解决不确定信息的度量问题,Smarandache教授在模糊集的基础上提出了中智集理论^[69]。它使用隶属度 T 、不确定度 I 和非隶属度 F 来描述对信息或事件的度量。由于中智集中对不确定度直接明确量化,比直觉模糊集理论具有更好的不确定信息表达能力^[70]。中智集理论为知识辅助多模型目标跟踪算法中的不确定信息处理提供了一条新的解决途径。

参考文献:

- [1] Bar-Shalom Yaakow, Li Xiaorong. Estimation and tracking: Principles, techniques, and software[M]. Boston, MA: Artech House, 1993.
- [2] Robert S. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1970, 6 (4): 473-483.
- [3] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92 (3): 401-422.
- [4] Kumar K, Zhou H. A current statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1984, 7 (5): 596-602.
- [5] 黄伟平, 徐毓, 甘少武. FB-CS模型的两层嵌套机动目标跟踪算法[J]. 数据采集与处理, 2012, 27 (2): 230-235.
Huang Weiping, Xu Yu, Gan Shaowu. Double-layer maneuver tracking algorithm of function based current statistic (FB-CS) model[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27 (2): 230-235.
- [6] Foo P H, Ng G W. Combining the interacting multiple model method with particle filters for maneuvering target tracking[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011, 5 (3): 234.
- [7] 李翠芸, 姬红兵. 新遗传粒子滤波的红外弱小目标跟踪与检测[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2009, 36 (4): 619-623.
Li Cuiyun, Ji Hongbing. IR dim target tracking and detection based on new genetic particle filter[J]. Journal of Xidian University, 2009, 36 (4): 619-623.
- [8] Vahabian A, Sedigh A K, Akhbardeh A. Optimal design of the variable structure IMM tracking filters using genetic algorithms[C]//IEEE International Conference on Control Applications. Taipei, China: IEEE, 2004: 1485-1490.
- [9] Chen Hongda, Chang K C. Novel nonlinear filtering & Prediction method for maneuvering target tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45 (1): 237-249.
- [10] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking, Part V: Multiple-model methods[J]. IEEE Transactions on

Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41 (4): 1255-1321.

- [11] Rong L X, Jilkov V P. Survey of maneuvering targettracking, Part I: Dynamic models[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39 (4): 1333-1364.
- [12] Magill D. Optimal adaptive estimation of sampled stochastic processes[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1965, 10 (4): 434-439.
- [13] Maybeck P S. Stochastic models, estimation and control volume 3 [M]. New York: Academic Press, 1982: 868-869.
- [14] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33 (8): 780-783.
- [15] Li X R, Bar-Shalom Y. Performance prediction of the interacting multiple model algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29 (3): 755-771.
- [16] Li X R, Bar-Shalom Y. Design of an interacting multiple model algorithm for air traffic control tracking [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1993, 1 (3): 186-194.
- [17] Qu Hongquan, Li Shaohong. The model set multiple hypotheses IMM algorithm for maneuvering target tracking[C]// International Conference on Signal Processing. Beijing, China: IEEE, 2008: 2302-2305.
- [18] 陈晓峰, 嵇成新, 陈阳. 机动目标跟踪中的多模型算法[J]. 舰船电子对抗, 2008, 31 (1): 85-88.
Chen Xiaofeng, Ji Chengxin, Chen Yang. Multi-model algorithm for maneuvering target tracking[J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2008, 31 (1): 85-88.
- [19] Li Xiaorong, Bar-Shalom Y. Multiple-model estimation with variable structure [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1996, 41 (4): 478-493.
- [20] Rong L X. Multiple-model estimation with variable structure II model-set adaptation [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45 (11): 2047-2060.
- [21] Li X R, Zhang Y M, Zhi X R. Multiple-model estimation with variable structure—Part IV: Design and evaluation of model-group switching algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace And Electronic Systems, 1999, 35 (1): 242-254.
- [22] Li X, R, Xiaorong Zwi, Youmin Zwang. Multiple-model estimation with variable structure III model-group switching algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35 (1): 225-241.
- [23] Bjørnson Emil, Larsson Erik G, Marzetta Thomas L. Massive MIMO: Ten myths and one critical question [J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 54 (2): 114-123.
- [24] 王全辉, 黄建军, 胡坚耀. 超宽带定位的 AGV 定位跟踪算法研究 [J]. 信号处理, 2017, 33 (4): 516-522.
Wang Quanhui, Huang Jianjun, Hu Jianyao. AGV tracking algorithm on ultra wide band location [J]. Journal of Signal Processing, 2017, 33 (4): 516-522.
- [25] Wang Quanhui, Huang Jianjun. A VB-IMM filter for ADS-B data [C]// 12th International Conference on Signal Processing (ICSP). Hangzhou: IEEE, 2014: 2130-2134.
- [26] Strohmeier M, Schafer M, Lenders V, et al. Realities and challenges of nextgen air traffic management: The case of ADS-B [J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52 (5): 111-118.
- [27] 汪万维, 王晓亮, 章涛, 等. 民航空管自动化系统 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
Wang Wanwei Wang Xiaoliang, Zhang Tao, et al. Civil aviation air traffic control automation system [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [28] Lynen Simon, Achtelik Markus W, Weiss Stephan, et al. A robust and modular multi-sensor fusion approach applied to MAV navigation [C]// IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. Tokyo: IEEE, 2013: 3923-3929.
- [29] Elzoghby M, Li F, Arafa I, et al. Multi-mode estimation for small fixed wing unmanned aerial vehicle localization based on a linear matrix inequality approach [J]. Sensors, 2017, 17 (4): 1-19.
- [30] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y, Pattipati K R, et al. Ground target tracking with variable structure IMM estimator [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36 (1): 26-46.
- [31] Benavoli A, Chisci L, Farina A, et al. Knowledge-based system for multi-target tracking in a littoral environment [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2006, 42 (3): 1100-1119.
- [32] Vo BaNgu, Vo BaTuong, Phung Dinh. Labeled random finite sets and the Bayes multi-target tracking filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62 (24): 6554-6567.
- [33] 张玲, 刘旭, 姜羲, 等. 基于弧段检测的高频地波雷达特定目标航迹跟踪方法研究 [J]. 海洋科学, 2016, 40 (6): 133-138.
Zhang Ling, Liu Xu, Jiang Yi, et al. Research on a specific target tracking method based on arc-detection with HF surface wave radar [J]. Marine Sciences, 2016, 40 (6): 133-138.
- [34] Bei-Bei M, Xue-Bo J. Compression processing estimation method for time series big data [C]// The 27th Chinese Control and

Decision Conference. Qingdao, China: IEEE, 2015: 1807-1811.

- [35] Fan Lixin, Fan En, Yuan Changhong, et al. Weighted fuzzy track association method based on Dempster-Shafer theory in distributed sensor networks[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2016, 12 (7): 1-10.
- [36] Lee Yung-Lung, Chen Yiwei. IMM estimator based on fuzzy weighted input estimation for tracking a maneuvering target [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2015, 39 (19): 5791-5802.
- [37] 范恩. 基于模糊信息处理的传感网系统中多目标跟踪方法 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
Fan En. Research for multi-target tracking methods based on fuzzy information processing in sensor network system[D]. Xian: Xidian University, 2015.
- [38] Li Liangqun, Xie Weixin. Intuitionistic fuzzy joint probabilistic data association filter and its application to multitarget tracking[J]. *Signal Processing*, 2014, 96, Part B: 433-444.
- [39] Fan En, Xie Weixin, Liu Zongxiang. Maneuvering target tracking using fuzzy logic-based recursive least squares filter[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2014, 1: 1-9.
- [40] 范恩, 谢维信, 刘宗香, 等. 传感器组网中基于模糊信息处理的多目标跟踪[J]. *指挥信息系统与技术*, 2014, 5 (6): 1-8.
Fan En, Xie Weixin, Liu Zongxiang, et al. Multiple target tracking in sensor network based on fuzzy information processing [J]. *Command Information System and Technology*, 2014, 5 (6): 1-8.
- [41] 李鹏飞, 黄建军, 黄敬雄, 等. 一种模糊 Kalman 滤波机动目标跟踪的新算法[J]. *数据采集与处理*, 2009, 29 (4): 483-486.
Li Pengfei, Huang Jianjun, Huang Jingxiong, et al. A novel fuzzy kalman filter for maneuvering target tracking[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2009, 29 (4): 483-486.
- [42] Qu Shiru, Yang Honghong. Multi-target detection and tracking of video sequence based on Kalman_BP neural network[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013(9): 558-574.
- [43] Cao Xiaomeng, Lan Jian, Li X Rong. Extension-deformation approach to extended object tracking[C]// 19th International Conference on Information Fusion. Heidelberg, Germany: IEEE, 2016: 1185-1192.
- [44] Shanmugapriya K, Malar R, Suja Mani. A multi-balanced hybrid optimization technique to track objects using rough set theory[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2017, 11 (3): 415-421.
- [45] 刘瑶. 基于知识辅助的多目标跟踪技术研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2013.
Liu Yao. Study on knowledge-based multi-target tracking [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013.
- [46] 王全辉, 黄敬雄, 黄建军. 通航目标监视中的多因素辅助多模型滤波算法[EB/OL]. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/2015-05-184>.
Wang Quanhui, Huang Jingxiong, Huang Jianjun. Multi-factor aided IMM algorithm for general aviation target tracking [EB/OL]. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/2015-05-184>.
- [47] Wang Quanhui, Huang Jianjun, Huang Jingxiong. Fuzzy logic-based multi-factor aided multiple-model filter for general aviation target tracking[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2015, 29(6): 2603-2609.
- [48] Busch M T, Blackman Samuel S. Evaluation of IMM filtering for an air defense system application[J]. *Proceedings of SPIE , The International Society for Optical Engineering*, 1995, 2561: 435-447.
- [49] Jilkov V P, Li X R. Online bayesian estimation of transition probabilities for markovian jump systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52 (6): 1620-1630.
- [50] Mueller R K. Quality of reported nacp in surveillance and broadcast services systems[C]//IEEE 28th Digital Avionics Systems Conference, Vols 1-3. Orlando, FL: IEEE, 2009: 1623-1630.
- [51] 赵军, 单甘霖, 吉兵, 等. 飞机姿态角辅助的交互式多模型跟踪算法[J]. *电光与控制*, 2011, 18 (3): 43-47.
Zhao Jun, Shan Ganlin, Ji Bing, et al. IMM tracking algorithm with the aid of pose-angle of plane[J]. *Electronics Optics & Control*, 2011, 18 (3): 43-47.
- [52] Chen Yangsheng, Jilkov Vesselin, Li X R. Multilane-road target tracking using radar and image sensors[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51 (1): 65-80.
- [53] Zhang Miao, Knedlik S, Loffeld O. An adaptive road-constrained IMM estimator for ground target tracking in GSM networks[C]// International Conference on Information Fusion. Cologne, Germany: IEEE 2008: 1-8.
- [54] 黄建军, 刘杰, 魏珺婷. 精度分类量测数据的变分贝叶斯自适应 Kalman 滤波算法[J]. *信号处理*, 2013, 29 (11): 1482-1487.
Huang Jianjun, Liu Jie, Guo Junting. Variational Bayesian adaptive Kalman filtering algorithm for measurement data with accuracy category[J]. *Journal of Signal Processing*, 2013, 29 (11): 1482-1487.

- [55] Sarkka S, Nummenmaa A. Recursive noise adaptive Kalman filtering by variational Bayesian approximations[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54 (3): 596-600.
- [56] Li W, Jia Y. State estimation for jump Markov linear systems by variational Bayesian approximation[J]. IET Control Theory & Applications, 2012, 6 (2): 319-326.
- [57] 黄建军, 刘杰. 基于自适应衰减系数的 VB-AKF 滤波算法[J]. 新型工业化, 2013, 3(11): 27-31.
Huang Jianjun, Liu Jie. A VB-AKF algorithm based on adaptive attenuation parameter[J]. New Industrialization Strategy, 2013, 3 (11): 27-31.
- [58] 许智慧. 马尔可夫状态转移概率矩阵的求解方法研究 [D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2013.
Xu Zhihui. Research of method to estimate Markov state transition probability matrix[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2013.
- [59] 宫淑丽. 机场场面移动目标监视系统关键技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
Gong Shuli. Research on key techniques of moving target surveillance system on airport surface [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.
- [60] Rastgoufard R, Jilkov V P, Li X R. Incorporating world information into the IMM algorithm via state-dependent value assignment[C]// IEEE International Conference on Information Fusion. Salamanca, Spain: IEEE, 2014: 1-8.
- [61] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y, Blair W D, et al. IMMPPDAF for radar management and tracking benchmark with ECM[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34 (4): 1115-1134.
- [62] Chze Eng Seah, Inseok Hwang. State estimation for stochastic linear hybrid systems with continuous-state-dependent transitions: An IMM approach[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45 (1): 376-392.
- [63] Rastgoufard Rastin. The interacting multiple models algorithm with state-dependent value assignment [D]. New Orleans, USA: University of New Orleans, 2012.
- [64] 孟小峰, 慈祥. 大数据管理:概念、技术与挑战[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50 (1): 146-169.
Meng Xiaofeng, Ci Xiang. Big data management: Concepts, techniques and challenge[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50 (1): 146-169.
- [65] 谢维信, 陈曾平, 裴继红, 等. 大数据背景下的信号处理[J]. 中国科学:信息科学, 2013, 43 (12): 1525-1546.
Xie Weixin, Chen Zengping, Pei Jihong, et al. Signal processing in the context of big data[J]. Scientia Sinica Informationis, 2013, 43 (12): 1525-1546.
- [66] Tin Pyke, Zin Thi Thi, Toriu Takashi, et al. An integrated framework for disaster event analysis in big data environments [C]//Ninth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. Beijing, China: IEEE, 2013: 255-258.
- [67] Chung Duckwon, Rui Xuhua, Min Dugki, et al. Road traffic big data collision analysis processing framework [C]// International Conference on Application of Information and Communication Technologies. Baku, Azerbaijan: IEEE, 2014: 1-4.
- [68] Sherry L, Wang Zhenming, Kourdali H K, et al. Big data analysis of irregular operations: Aborted approaches and their underlying factors[C]// Integrated Communications, Navigation and Surveillance Conference. Herndon, VA, USA: IEEE, 2013: 1-10.
- [69] Smarandache Florentin. A unifying field in logics: Neutrosophic logic[J]. Multiple-Valued Logic, 2002, 8 (3): 489-503.
- [70] Chaira Tamalika. A novel intuitionistic fuzzy C means clustering algorithm and its application to medical images[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11 (2): 1711-1717.

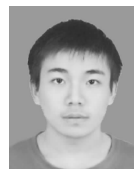
作者简介:



黄建军(1971-),男,教授,研究方向:智能信息处理、多传感器信息融合等, E-mail: huangjin@szu.edu.cn.



王全辉(1978-),男,博士研究生,研究方向:智能信息处理、传感器信号处理等。



胡坚耀(1990-),男,博士,研究方向:信号处理与可靠性等。