

一种基于信息决策树的低轨星座传感器调度方法

程洪玮^{1,2}, 王 博², 安 玮²

(1. 北京跟踪与通信技术研究所, 北京 100094; 2. 国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 针对低轨星座弹道目标连续跟踪传感器调度问题, 提出了一种基于信息决策树最优搜索的调度方法. 该方法首先将短时信息增量扩展到长时信息增量, 然后建立信息决策树, 并通过分支剔除搜索技术求解. 仿真实验表明, 本文所提方法有效克服了短时调度方法调度过于频繁且跟踪精度较低的问题, 且决策树分支剔除技术的引入大大降低了长时信息增量最优搜索的运算量.

关键词: 低轨星座; 调度算法; 决策树; 模型; 跟踪

中图分类号: TP212.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 11-2630-05

A Sensor Scheduling Method of LEO Constellation Based on Information Decision Tree

CHENG Hong-wei^{1,2}, WANG Bo², AN Wei²

(1. Beijing Institute of Tracking and Telecommunications Technology, Beijing 100094, China;

2. College of Electronic Science and Engineering, National University, of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: To deal with the sensor scheduling in continual object tracking of low earth orbit constellation, a method based on optimal search of information decision tree is proposed. The myopic information increment is extended to non-myopic one. The information decision tree is established and the pruning technology is utilized to search the best branch. The simulation results indicate that the excessive scheduling and lower tracking precision of myopic scheduling have been reduced effectively; The introduction of pruning technology has reduced the computation burden greatly.

Key words: low earth orbit constellation; scheduling algorithms; decision tree; models; tracking

1 引言

低轨星座各卫星平台或传感器资源的综合调度问题是典型的多约束条件下多目标优化决策问题, 随着天基系统在国民经济和国防建设中的应用日益广泛, 星座资源调度问题日益成为研究热门专题. 由于低轨星座跟踪传感器视场及目标和传感器几何关系等的限制, 通常单个跟踪传感器不能完成对弹道目标的连续全程跟踪, 也不能保证在每一时刻都是最优跟踪的传感器目标组合, 因此就需要依据高效的传感器调度算法对有限的传感器资源进行合理的管理调度, 以期完成对弹道目标的高精度全程连续跟踪.

传感器调度就是依据一段时间内的代价函数最优化, 对未来的可用传感器资源进行科学而合理的分配^[1]. 其最基本的目的^[2]就是在合适的时候选择合适的传感器对合适的目标做合适的服务. 通常, 在不同的应用背景下, 调度方法的代价函数不同. 例如, 文献[3]采用均方根误差代价调度雷达和红外传感器, 有效改善了

跟踪系统的性能; 文献[4~6]采用信息论代价调度传感器对目标进行跟踪定位, 较之无调度情况大大提高了系统的跟踪精度.

传统的实时调度方法多是短时(Myopic)调度, 即根据一步前向预测信息进行调度. 这种短时调度方法的运算量小, 但其调度结果对应的跟踪系统性能在时间上稳定性较差, 在某些情况下, 其跟踪性能可能会下降^[1]. 而长时(Non-Myopic)调度方法有效解决了这一问题, 但其可选择传感器序列数随着步长的增大而呈指数增长趋势, 相应的运算量也呈指数增长. 显然, 当步长较大时, 运算量成为长时调度方法要重点解决的问题. 本文参考文献[6,7]提出的分支剔除(Pruning)技术, 并结合标准代价搜索(UCS, Uniform Cost Search)方法^[1], 针对低轨星座弹道目标连续跟踪, 建立了实时传感器管理调度的 Non-Myopic 模型, 并提出基于决策树分支剔除搜索技术的优化求解算法. 仿真实验表明, 本文所提调度模型和求解算法可有效进行低轨星座的传感器资源调度.

2 基于信息增量的传感器调度模型

2.1 优化目标函数

根据文献[8,9]的分析,对于弹道目标跟踪来说,信息增量定义为一次量测前后的信息熵差值.由于信息熵是对目标状态不确定性的度量,因此信息增量反映了量测前后目标状态不确定性的变化,也就是目标跟踪所获得的信息量.假设 \mathbf{X} 为一随机向量,且服从均值为 $\bar{\mathbf{X}}$,协方差阵为 \mathbf{P} 的高斯分布,即 $\mathbf{X} \sim N(\bar{\mathbf{X}}, \mathbf{P})$,则其概率密度函数 $p(\mathbf{X})$ 为

$$p(\mathbf{X}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \|\mathbf{P}\|} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T \mathbf{P}^{-1}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})\right) \quad (1)$$

由 Shannon 信息论可知,信息熵 $H(\mathbf{X})$ 为^[9]

$$\begin{aligned} H(\mathbf{X}) &= - \int_{-\infty}^{\infty} p(\mathbf{X}) \log(p(\mathbf{X})) d\mathbf{X} = - \int_{-\infty}^{\infty} p(\mathbf{X}) \log \\ &\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \|\mathbf{P}\|} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T \mathbf{P}^{-1}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})\right) \right) d\mathbf{X} \\ &= - \int_{-\infty}^{\infty} p(\mathbf{X}) \log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \|\mathbf{P}\|}\right) d\mathbf{X} + \log(e) \\ &\quad \cdot \int_{-\infty}^{\infty} p(\mathbf{X}) \\ &\quad \cdot \left(-\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T \mathbf{P}^{-1}(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})\right) d\mathbf{X} \\ &= \frac{1}{2} \log(2\pi e \|\mathbf{P}\|) \end{aligned} \quad (2)$$

则跟踪目标 k 时刻的信息增量 I_k 为第 k 次量测前后 Shannon 熵的变化量,即先验信息熵和后验信息熵的差值^[8,9].由于目标预测误差矢量 $\mathbf{X}(k|k-1)$ 和目标估计误差矢量 $\mathbf{X}(k|k)$ 均服从目标真实状态矢量为中心的高斯分布,则由式(2)可得

$$\begin{aligned} I_k &= H(\mathbf{X}(k|k-1)) - H(\mathbf{X}(k|k)) \\ &= \frac{1}{2} \log\left(\frac{\|\mathbf{P}(k|k-1)\|}{\|\mathbf{P}(k|k)\|}\right) \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $H(\mathbf{X}(k|k-1))$ 和 $H(\mathbf{X}(k|k))$ 分别表示先验信息熵和后验信息熵, $\mathbf{P}(k|k-1)$ 和 $\mathbf{P}(k|k)$ 分别表示目标预测误差协方差阵和估计误差协方差阵.

误差协方差矩阵的每个元素是状态向量的一个特定元素不确定性的度量,或两个元素间联合不确定性的度量,因而上式的信息增量可以作为传感器调度的优化准则,通常选择状态更新产生信息增量最大的一个目标优先进行跟踪.为了避免计算复杂,可去掉对数运算,这样处理虽然会影响协方差阵范数的相对增幅,但是不影响它们的增幅趋势,仍可以利用增幅单调性这一趋势来实现优化搜索.因而,可以用协方差阵范数变化表示信息增量.

$$I_k = \|\mathbf{P}(k|k-1)\| - \|\mathbf{P}(k|k)\| \quad (4)$$

由于只需一个相对值来比较信息增量的大小,而并不要求出一个绝对的信息增量值,因此为便于计算,可以用矩阵的迹代替矩阵的范数运算^[8],即

$$I_k = \text{Trace}(\mathbf{P}(k|k-1)) - \text{Trace}(\mathbf{P}(k|k)) \quad (5)$$

但是式(5)的信息增量只能反映当前时刻最优的跟踪传感器选择,定义为短时信息增量.基于短时信息增量的传感器调度方法虽然给出了当前时刻的最优解,但不能反映长期最优的跟踪传感器选择,尤其对于高速运动的低轨星座和弹道目标.因此,本文设定一定的步长 $step$,以一个步长内的长时信息增量作为传感器调度的优化目标函数.假定系统要处理弹道目标数为 N ,第 n 个目标可选择传感器个数为 M_n ,则第 l 个传感器组合对第 n 个弹道目标的长时信息增量 I_{nl} 定义为

$$I_{nl} = \sum_{i=0}^{step} I_{nl, k+i}, n=1, 2, \dots, N; l=1, 2, \dots, L_n \quad (6)$$

式中 $I_{nl, k+i}$ 为第 $k+i$ 时刻第 l 个传感器组合对第 n 个弹道目标跟踪的信息增量,通过多步预测得到; L_n 为第 n 个目标可选择传感器组合数,则有

$$L_n = \sum_{j=1}^{M_n} C_M^j = 2^{M_n} - 1 \quad (7)$$

其中 C_M^j 为组合数.进而,定义第 n 个弹道目标的优化目标函数 f_n 为

$$\begin{aligned} f_n &= \max\{I_{nl}, l=1, 2, \dots, L_n\} \\ &= \max\left\{\sum_{i=0}^{step} I_{nl, k+i}, l=1, 2, \dots, L_n\right\} \end{aligned} \quad (8)$$

对于多目标的情况,采用联合信息增量作为传感器调度的优化目标函数,这里的联合信息增量 I_U 定义为目标优先级对各目标信息增量的加权和,即

$$I_U = \sum_{n=1}^N c_n I_{nl}, l=1, 2, \dots, L \quad (9)$$

其中, c_n 表示第 n 个目标的优先级, I_{nl} 表示第 l 个传感器组合对第 n 个目标跟踪获得的长时信息增量; L 为所有目标可选择传感器组合数,则有

$$L = \prod_{n=1}^N L_n = \prod_{n=1}^N (2^{M_n} - 1) \quad (10)$$

因此,多目标条件下的优化目标函数为

$$\begin{aligned} f &= \max\{I_U, l=1, 2, \dots, L\} \\ &= \max\left\{\sum_{n=1}^N c_n I_{nl}, l=1, 2, \dots, L\right\} \end{aligned} \quad (11)$$

2.2 传感器调度模型

低轨星座实时传感器优化调度实际上是一个约束最优化问题,根据式(11)的优化目标函数,本文建立如下的优化模型:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \left\{ \sum_{n=1}^N c_n I_n x_{nl}, l = 1, 2, \dots, L \right\} \\ \text{s.t.} \quad \sum_n x_{nm} \leq \tau_m, n = 1, 2, \dots, N; m = 1, 2, \dots, M_n \\ \sum_m x_{nm} \leq \lambda_n \\ x_{nm} \geq 0 \\ t_k \leq t_{\text{sup}}, k = 1, 2, \dots, T \end{array} \right. \quad (12)$$

式中 x_{nm} 表示传感器分配情况, $x_{nm} = 1$ 表示第 m 个传感器分配给第 n 个目标, 否则 $x_{nm} = 0$; τ_m 表示第 m 个传感器所能处理的最大目标数量; λ_n 表示第 n 个目标所分配的最大传感器个数; t_k 表示第 k 次调度的运算时间, t_{sup} 表示每次调度的运算时间上限。

对于式(12)的优化模型, N 个目标可选择的传感器组合数 $L = \prod_{n=1}^N (2^{M_n} - 1)$, 显然随着目标个数的增长而呈指数增长, 相应的运算量也呈现指数增长趋势。因而, 当目标个数 N 较大时, 通过遍历搜索求解优化模型的运算量将超过系统的运算负载, 难以实时实现, 需要探索高效求解该模型的优化搜索技术。

3 基于信息决策树最优搜索的传感器调度

3.1 信息决策树

当实时传感器调度算法的步长取 $\text{step} > 1$ 时, 由一个步长内各时刻可观测传感器组合可以构成如图 1 所示的深度 $P = \text{step}$ 的决策树^[10]。决策树每个深度 ($p, p = 1, 2, \dots, P$) 上任一结点表示一种传感器组合选择 s_{i+p-1} , 实际上, 每个深度层次 (即每时刻) 的可观测传感器组合个数是不同的, 为简便起见, 图 1 中假定每时刻可观测的传感器组合个数均为 4, 则决策树各深度层次的结点个数依次为 $4^0, 4^1, \dots, 4^p, \dots, 4^{P-1}$, 也就是说, 深度为 $P = \text{step}$ 的决策树对应的一个步长内所有可能的传感器组合选择方式有 4^{P-1} 种。决策树各树枝的权重为采用该传感器组合跟踪弹道目标的信息增量, 因此称所建立的决策树为信息决策树。因而传感器调度问题就转化为对信息决策树的最优搜索问题, 搜索的目标是最大化信息增量 (也就是优化目标函数)。

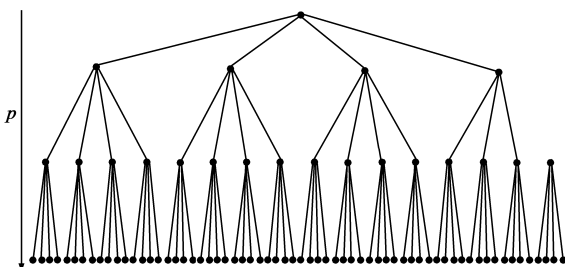


图1 决策树($P=\text{step}=3$)

信息决策树的建立主要有两个优点^[10]:

- (1) 加速了调度过程, 不需要每一时刻都进行一次优化调度;
- (2) 一旦深度为 P 的信息决策树建立, 则任何深度 $p < P$ 的子树同样可以用来进行传感器的调度, 且步长变为子树的深度, 即 $\text{step} = p$ 。

3.2 分支剔除搜索技术

根据文献[7]的分析, 分支剔除搜索技术可以在不丢失最优传感器序列的前提下, 减少搜索时间, 因此可用于实时传感器调度。常用的分支剔除方法主要有平滑窗法和阈值法^[7]。平滑窗法类似于 Viterbi 算法的伪实时形式, 定义窗长 $d < P$ (窗长 d 是一个随机参数), 若 d 足够大, 则对应于最大信息增量的传感器组合序列将近似等于整个步长内的最优序列。阈值法首先定义一个取舍参数 $\eta \geq 1$, 其步骤如图 2 所示。该方法实际上是直觉地认为任意深度上过小信息增量对应的传感器组合序列不可能是整个步长内生成最大信息增量的传感器组合序列的一部分, 并引入 η 参数剔除掉过小信息增量对应的结点。

本文针对目标跟踪传感器优化调度问题的特征, 引入基于阈值的分支剔除搜索技术, 进一步减少搜索结点数。其中, 阈值的设定如下:

- (1) 设定信息增量的阈值取舍参数为 η , 若搜索的传感器组合序列对应的信息增量 I_i 满足 $I_i < \eta \cdot \max \{I_i\}$, 则剔除该结点, 其后的所有结点均认为失败;
- (2) 设定一个步长内传感器跟踪交接次数阈值为 1, 如果搜索的传感器组合序列存在超过该阈值次数的交接, 则认为搜索失败, 其后的所有结点均认为失败。

上述第(1)个阈值设定实际上是去除信息决策树中信息增量值过小的结点 (及其后所有结点), 而保留较优的结点序列; 第(2)个阈值设定实际上是去除一个步长内存在 2 次以上 (含 2 次) 传感器跟踪交接的情况, 以避免系统过于频繁的交接。

- Step1: 从根结点开始搜索, 代价函数初始值为 0。
- Step2:
 - 从当前结点向下一深度搜索所有路径;
 - 计算直到这一深度的最大信息增量;
 - 剔除代价值小于 η 倍最大信息增量的分支;
 - 对于保留的分支, 记录信息增量值和与之对应的搜索路径。
- Step3: 将下一深度的每一结点作为根结点并重复 Step2 的分支剔除;
- Step4: 当搜索到深度 P , 或搜索了足够大的时间间隔时, 输出直到这一深度的最大信息增量对应的最优传感器组合序列。

图 2 阈值法分支剔除步骤

4 仿真实验分析

星座轨道参数取 $28/4/2/1596/77.8^{[11]}$. 两个目标相关参数分别为:(1)目标 1:发射点 $E116.000^\circ$, $N26.000^\circ$, 落点 $E138.372^\circ$, $N35.697^\circ$, 远地点高度 1112.4km , 发射 71 秒后进入中段飞行;(2)目标 2:发射点 $E170.000^\circ$, $N26.000^\circ$, 落点 $E138.639^\circ$, $N35.694^\circ$, 远地点高度 1532.1km , 97 秒后进入中段飞行. 发射时间分别设定为 1s 、 101s , 传感器观测间隔为 1s , 视线测量误差 $90\mu\text{rad}$. 式(12)中优化模型的参数取值分别为 $\tau_m = 1$, $\lambda_n = M_n$, $t_{\text{sup}} = \text{step}$, $c_1 = 1$, $c_2 = 2$, 其中 M_n 由星座对目标的可见性分析^[12]得到, 这里不再赘述. 在 CPU 为 Cu02 E8400 内存 4G 的台式机进行仿真(50 次 Monte Carlo 实验)实现本文所提基于信息决策树最优搜索的传感器调度算法(IDTA), 步长取 $\text{step} = 5\text{s}$, 并与基于信息增量的短时传感器调度算法(MIA)的仿真结果进行比较. 两种方法调度传感器跟踪目标的误差如图 3 所示; 而传感器调度结果如表 1 所示.

表 1 两种方法的调度结果

算法	MIA		IDTA	
	目标 1	目标 2	目标 1	目标 2
调度次数	19	15	7	5
最小调度间隔(s)	6	13	83	104
每步长平均运算时间(s)	0.101		0.982	

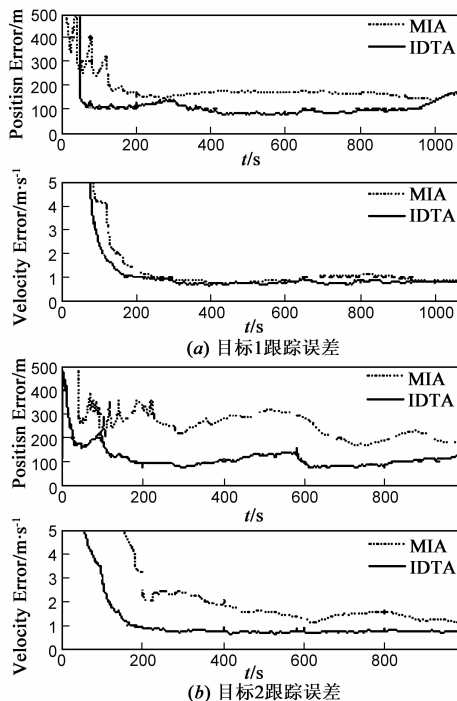


图 3 两种方法调度传感器的跟踪误差

由表 1 和图 3 可得如下结论:

(1)MIA 方法的跟踪位置误差和速度误差明显大于 IDTA 方法, 可见长时调度的引入有效提高了系统的跟

踪性能;

(2)MIA 方法的调度次数较多, 且最小调度间隔很小, 不利于传感器之间的实时跟踪交接, 可能出现上一次跟踪交接还未完成, 而下一次交接指令已经到达的情况; IDTA 方法的调度次数较少, 且最小调度间隔较大, 有效解决了实时交接问题;

(3) IDTA 方法的运算量按步长平均到每秒只有 0.1964s , 虽仍大于 MIA 方法, 但较之未采用信息决策树最优搜索的长时调度要大大减少. 根据仿真实验, 对于长时信息增量方法, 采用决策树最优搜索和不采用决策树最优搜索在跟踪性能上差不多. 但决策树最优搜索的引入, 使得长时信息增量方法的搜索路径数由 2.26×10^9 降至 3.17×10^3 , 显然运算量大大降低.

5 结论

本文在分析低轨星座对多目标跟踪应用背景的基础上, 建立了基于长时信息增量的传感器实时调度模型, 并提出了基于信息决策树分支剔除的优化求解算法. 仿真实验充分显示了本文算法相对于短时调度方法的优越性, 以及分支剔除搜索在运算量上的优势. 但是, 本文方法适用于系统传感器资源冗余的情况, 而对于较多目标密集分布条件下的传感器调度, 由于系统传感器资源不足, 因此不能有效处理传感器对目标的合理分配. 进一步的研究可从以下三个方面展开:

(1)适应较多目标密集分布条件下的资源非冗余传感器调度方法研究;

(2)针对低轨星座系统分布式处理结构的分布式传感器资源调度方法研究;

(3)针对低轨星座对目标搜索捕获任务的传感器资源调度方法研究.

参考文献:

- [1] A Chhetri, D Morrell, A Papandreou-Suppappola. Efficient search strategies for non-myopic sensor scheduling in target tracking[A]. IEEE 38th Annual Asilomar Conference on Signal, Systems, and Computers[C]. Pacific Grove, USA: Institute of Electrical and Electronic Engineers, 2004. 2106 – 2110.
- [2] N Xiong, P Svensson. Multi-sensor management for information fusion: Issues and approaches[J]. Information Fusion, 2002. 163 – 186.
- [3] A Chhetri, D Morrell, A Papandreou-Suppappola. Scheduling multiple sensors using particle filters in target tracking[A]. IEEE Workshop on Statistical Signal Processing[C]. St. Louis, Mo, USA: Institute of Electrical and Electronic Engineers, 2003. 549 – 552.
- [4] C M Kreucher, A O Hero, K D Kastella, et al. An information-based approach to sensor management in large dynamic net-

- works[J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(5): 978 – 999.
- [5] J M Aughenbaugh, B R La Cour. Metric selection for information theoretic sensor management[A]. 11th International Conference on Information Fusion[C]. Cologne, Germany: International Society of Information Fusion, 2008. 832 – 839.
- [6] Jason L. Williams. Information Theoretic Sensor Management [D]. Massachusetts, USA: Doctor of Philosophy in Electrical Engineering and Computer Science at the Massachusetts Institute of Technology, 2007.
- [7] Marco F Huber, Uwe D Hanebeck. Priority list sensor scheduling using optimal pruning[A]. 11th International Conference on Information Fusion[C]. Cologne, Germany: International Society of Information Fusion, 2008. 1 – 8.
- [8] 刘先省, 周林, 杜晓玉. 基于目标权重和信息增量的传感器管理方法[J]. 电子学报, 2005, 33(9): 1683 – 1687.
LIU Xian-xing, ZHOU Lin, DU Xiao-yu. A method of sensor management based on target priority and information gain[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(9): 1683 – 1687. (in Chinese)
- [9] 申石磊, 刘先省, 潘泉. 基于运动模型的一类传感器管理方法[J]. 电子学报, 2002, 30(2): 201 – 204.
SHEN Shi-lei, LIU Xian-xing, PAN Quan. A method of sensor management based on dynamical model[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(2): 201 – 204. (in Chinese)
- [10] A Chhetri, D Morrell, A Papandreou-Suppappola. Energy efficient target tracking in a sensor network using non-myopic sensor scheduling[A]. 8th International Conference on Information Fusion[C]. Philadelphia, PA, USA: International Society of Information Fusion, 2005. 558 – 565.
- [11] Irene A Budianto, John R Olds. A collaborative optimization approach to design and deployment of a space based infrared system constellation[A]. IEEE Aerospace Conference Proceedings[C]. Big Sky, Montana, USA: Institute of Electrical and Electronic Engineers, 2000. 385 – 393.
- [12] 王博, 许丹, 陈延军, 等. 低轨星座红外凝视传感器覆盖性能分析[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2009, 36(10): 68 – 74.
WANG Bo, XU Dan, CHEN Yan-jun, et al. Analysis of the coverage of LEO constellation based infrared staring sensors [J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2009, 36(10): 68 – 74. (in Chinese)

作者简介:

程洪玮 男, 1964 年生, 广西宾阳, 工学博士, 北京跟踪与通信技术研究所研究员, 国防科技大学电子科学与工程学院硕士生导师, 主要研究方向为空间信息处理.

王 博 男, 1981 年生于陕西商州, 国防科技大学电子科学与工程学院博士研究生, 主要研究方向为多传感器管理调度、空间信息对抗技术等. E-mail: Xshshxyby@163.com

安 玮 女, 1969 年生于山东淄博, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为空间信息获取与处理等.