

# 地球观测网络成像任务可调度性预测方法

刘嵩<sup>1,2</sup>, 白国庆<sup>1</sup>, 陈英武<sup>1</sup>

(1. 国防科学技术大学信息系统与管理学院, 长沙 410073; 2. 驻沈阳铁路局长春军事代表办事处, 长春 130051)

**摘要:** 为了能够快速、合理地分配成像任务,充分发挥对地观测网络的观测效能,对成像任务可调度性预测问题进行了研究,提出一种由协同任务分配组件、任务调度组件、特征提取组件以及任务可调度性预测组件所构成的组件化求解架构。在成像卫星经典调度模型的基础上,提取成像任务特征,并采用变隐含层节点的反向传播(BP)神经网络集成技术求解成像任务可调度性问题。仿真结果表明,集成BP神经网络的平均预测准确度可以达到85%以上。

**关键词:** 对地观测网络; 任务可调度性; 预测; 神经网络集成; BP神经网络

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1328(2015)05-0583-06

**DOI:** 10.3873/j.issn.1000-1328.2015.05.013

## Prediction Method for Imaging Task Scheduling of Earth Observation Network

LIU Song<sup>1,2</sup>, BAI Guo-qing<sup>1</sup>, CHEN Ying-wu<sup>1</sup>

(1. College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. The Military Representative Office Stationed in Changchun, Changchun 130051, China)

**Abstract:** In order to achieve assigning imaging tasks quickly and efficiently in the earth observation network, a novel component-based solution structure. Composed of task coordinated allocator, task scheduler, feature extractor and schedulability predictor is proposed. Based on the classic imaging satellite scheduling model, the features of imaging tasks are extracted, and the imaging task scheduling prediction problem is solved by using the BP neural network ensemble technique for variable hidden layer nodes. Simulation results demonstrate that the back propagation (BP) neural network ensemble used in this paper for a single imaging satellite can reach daily schedulability prediction accuracy more than 85%.

**Key words:** Earth observation network; Task schedulability; Predict; Neural network ensemble; BP neural network

## 0 引言

对地观测网络由物理上互不连接的多颗对地观测卫星构成,能够从根本上克服目前单颗卫星观测效能不足等问题,已经成为空间应用技术发展的新趋势<sup>[1-5]</sup>。但是随着卫星数目与成像任务的不断增加,传统的多星联合调度算法<sup>[6-11]</sup>将面临计算成本过高、效率降低等问题<sup>[12]</sup>。若能够充分利用历史任

务数据,在成像任务分配之前,采用计算时间较短的方式对成像任务的可调度性进行预测,不但可以实现成像任务的高效分配,而且可以大大提高调度算法的求解效率。目前相关研究较少,仅有文献[12]针对多星单轨道圈次联合调度下的任务可调度性预测问题进行了研究。该文献采用HRL公司开发的基于语义的类比方法<sup>[13]</sup>建立的基于案例的推理引擎(Self-Aware Generalization Engine, SAGE)进行预

测,但是研究过程中所定义的任务特征仅可以描述任务之间关于持续观测能力的竞争情况,无法描述卫星使用约束情况,以至于在预测过程中,很可能遇到两个不同任务,特征完全相同,而调度结果却相反的情况。本文在文献[12]的基础上,针对对地观测网络中各卫星多轨道圈次成像任务可调度性预测问题展开研究,设计了一种组件化求解架构,提出了一种基于变隐含层节点的集成反向传播(Back Propagation, BP)神经网络算法,在特征值抽取方面增加了对卫星使用约束情况的描述。仿真结果表明,算法预测准确率可以达到 85% 以上,不但能够提高任务分配效率,而且能够解决文献[12]中提出的辅助用户需求定制问题。

## 1 问题描述

对地观测网络成像任务可调度性预测问题可以描述为针对资源集合  $S$ 、约束集合  $C$ ,面向调度优化目标  $G$ ,基于已经完成调度的任务样本集  $J'$ ,对新任务样本集  $J$  的决策变量  $X$  进行预测。问题的特点与难点如下:

1) 成像卫星调度问题的复杂性:无论是针对点目标还是针对区域目标<sup>[14-15]</sup>,成像卫星调度问题都是一个非常复杂的组合优化问题,不但具备 NP-hard 特性<sup>[16]</sup>,而且在任务、资源、约束和优化目标四个方面具有特殊性,因此普通模型与优化方法很难适用<sup>[17]</sup>。对可调度性的预测必须充分考虑成像卫星调度问题本身的复杂特性,否则无法保证预测的准确性和稳定性。

2) 调度算法的复杂性与不确定性:成像卫星调度问题十分复杂,即使采用相同的智能优化算法<sup>[18]</sup>,由于搜索的随机性使得调度结果不具备唯一性,增加了可调度性预测的难度。

3) 样本选择的复杂性:为提高预测效果必须精简样本数据,但是如何在海量的历史数据中选择具有代表性的样本数据存在一定难度。

4) 特征抽取的复杂性:成像任务具备两种特征属性,一种是静态特征属性,是指任务独立具备的属性,如优先级、观测持续时间等。另一种是动态特征属性,它随任务所在集合的变化而变化,如资源竞争情况、观测机会冲突情况等。如何抽取特征属性进行预测是十分复杂的。

## 2 求解算法

本文针对问题的特点和难点,设计了一个基于集成 BP 神经网络的组件化求解架构,如图 1 所示。该求解架构由任务协同分配组件(TCA)、任务调度组件(TS)、特征提取组件(FE)和任务可调度性预测组件(SP)组成,求解过程如下:

步骤 1:TCA 为每颗卫星分配成像任务,并将所分配的任务输入至 TS 和 FE。

步骤 2:TS 在满足资源的约束条件下,对成像卫星调度问题进行求解,并将调度结果输入至 SP。同时 FE 对任务进行特征提取,并将结果输入至 SP。

步骤 3:SP 根据 TS 和 FE 的输出结果进行训练学习。

步骤 4:TCA 利用 SP 对任务分配方案中各个任务的调度性进行预测,从而指导任务分配。

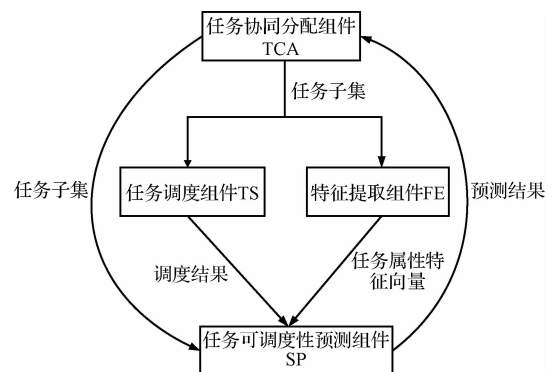


图 1 组件化求解架构

Fig. 1 Chart of components-based solution structure

组件功能实现方法如下:

1) TCA:将 1000 个全球分布的地表点目标成像任务进行 2000 次分配,每次从 1000 个任务中随机选取 20-60 个成像任务作为 TS 的输入。TCA 由 Visual Studio. NET 编程实现。

2) TS:针对单颗成像卫星点目标成像任务调度问题,在成像卫星调度领域公认的经典文献[10]的基础上进行了扩展并建立了问题模型。使用 IBM 公司约束规划算法引擎 ILOG CP Optimizer 进行求解。

模型输入:观测任务集合  $J$ ,每个任务  $j$  所对应的优先级  $w_j$ ,最短观测持续时间  $d'_j$  和最长观测持续时间  $d''_j$ ,能够对任务  $j$  进行观测的卫星圈次集合  $M_j$ ,以及每个圈次  $k$  所对应的观测时间窗口的开始时间  $s_{j,k}$  和结束时间  $e_{j,k}$ 。

模型输出:模型的决策变量  $x_{j,k}$ ,  $j \in J$ ,  $k \in M_j$ 。如果卫星在圈次  $k$  对任务  $j$  进行观测,则  $x_{j,k} = 1$ , 否则  $x_{j,k} = 0$ 。

成像任务调度问题的优化目标是使成像任务累积收益最大,目标函数为:

$$\max \left( \sum_{j \in J} \sum_{k \in M_j} w_j x_{j,k} \right) \quad (1)$$

约束条件:

(1) 每个观测目标最多只能被观测一次:

$$\sum_{k \in M_j} x_{j,k} \leq 1 \quad (2)$$

(2) 每个任务  $j$  的观测持续时间  $d_j$  必须在所允许的范围:

$$d_j' \leq d_j \leq d_j'' \quad (3)$$

(3) 每个观测窗口都要大于观测的最长持续时间:

$$d_j'' \leq e_{j,k} - s_{j,k} \quad (4)$$

(4) 每个任务必须在其对应的时间窗口内观测,  $s'_{j,k}$  和  $e'_{j,k}$  分别表示观测的开始和结束时间:

$$s_{j,k} \leq s'_{j,k} < e'_{j,k} \leq e_{j,k} \quad (5)$$

(5) 相邻成像任务必须满足侧摆的转换时间要求,  $a_{i,j,k} = \{0,1\}$ , 当任务  $i$  与  $j$  在第  $k$  个轨道圈次上被观测, 并且  $j$  紧随  $i$  之后被观测时,  $a_{i,j,k} = 1$ , 否则  $a_{i,j,k} = 0$ ,  $M$  表示一个非常大的正数,  $u_{j,k}$  表示任务  $j$  在第  $k$  个轨道圈次的观测机会所对应的侧摆角度,  $v$  表示卫星侧摆平均速度:

$$s'_{j,k} - e'_{i,k} - M(1 - a_{i,j,k}) \geq \frac{|u_{i,k} - u_{j,k}|}{v} \quad (6)$$

3) FE:负责抽取任务的特征属性。任务  $j$  的特征用  $\{d_j, w_j, c_j, f_j, b_j, r_j\}$  表示。其中,  $c_j$  用于描述任务  $j$  与其他任务的冲突情况, 计算方法的伪代码如图 2 所示。FE 由 Visual Studio. NET 编程实现。

$f_j$  用于描述任务  $j$  的成像持续时间与其各轨道圈次的每个观测时间窗口时间长度之和的关系。 $b_j$  用于描述任务  $j$  的观测持续时间与全部任务在各轨道圈次的每个观测时间窗口长度之和的关系。 $r_j = \{-1, 1\}$ , 当任务  $j$  可以被调度时,  $r_j = 1$ , 否则  $r_j = -1$ 。

$$f_j = \frac{\sum_{k \in M_j} (e_{j,k} - s_{j,k})}{d_j} \quad (7)$$

$$b_j = \frac{\sum_{j \in J} \sum_{k \in M_j} (e_{j,k} - s_{j,k})}{d_j} \quad (8)$$

4) SP:由基于不同隐含层节点数的多个 BP 神经

```

(1) input  J, M_J, v, c_j = 0
(2) for each  j in J
(3) for each  (s_j, k, e_j, k, u_j, k), k in M_j
(4) for each  i in J and i != j
(5) for each  (s_i, t, e_i, t, u_i, t), t in M_i
(6) if [s_j, k, e_j, k] overlap with
(7) [s_i, t, e_i, t]
(8) then c_j ++
(9) else if e_j, k_i + t * (u_j, k - u_i, t) / v > s_i, t
(10) or e_i, t + (u_j, k - u_i, t) / v > s_j, k
(11) then c_j ++
(12) return  c_j
    
```

图 2 伪代码

Fig. 2 Chart of pseudo-code

网络集成构建<sup>[19]</sup>, 并采用相对多数投票法(当且仅当某预测结果的神经网络的数目最多时, 该预测结果成为最终结果)对所有 BP 神经网络的结果进行合成, 从而形成最终结果。SP 由 Matlab 编程实现。

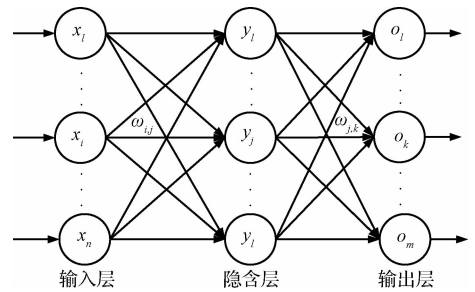


图 3 BP 神经网络结构图

Fig. 3 Chart of BP neural network structure

典型的 BP 神经网络结构模型如图 3 所示,  $x_i$ 、 $y_j$  和  $o_k$  分别表示输入层、隐含层和输出层的第  $i$  个节点, 第  $j$  个节点和第  $k$  个节点。 $\omega'_{i,j}$  表示  $x_i$  和  $y_j$  之间的连接权值。 $\omega''_{j,k}$  表示  $y_j$  和  $o_k$  之间的连接权值。 $\theta_j$  和  $a_k$  分别表示  $x_i$  和  $o_k$  的阈值。 $t_k$  表示  $o_k$  的期望值。 $\mu$  表示学习速度。BP 神经网络训练的实质是让网络不断对权值和阈值进行修正, 从而使误差函数沿负梯度方向下降, 具体训练步骤如下:

步骤 1: 确定输入层、隐含层和输出层的神经元

数量  $n$ 、 $l$  和  $m$ 。将  $\{d_j, w_j, c_j, f_j, b_j\}$  作为输入, 将  $r_j$  作为输出。

步骤 2: 计算隐含层节点  $y_j$ ,  $f(x)$  表示激励函数

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega'_{i,j} x_i - \theta_j\right) \quad (9)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (10)$$

步骤 3: 计算输出层节点  $o_k$

$$o_k = \sum_{j=1}^l y_j \omega''_{j,k} - a_k \quad (11)$$

步骤 4: 计算预测误差  $E_k$

$$E_k = t_k - o_k \quad (12)$$

步骤 5: 更新网络连接权值

$$\omega'_{i,j} = \omega'_{i,j} + \mu y_j (1 - y_j) x_i \sum_{k=1}^m \omega''_{j,k} E_k \quad (13)$$

$$\omega''_{j,k} = \omega''_{j,k} + \mu y_j E_k \quad (14)$$

步骤 6: 更新阈值

$$\theta_j = \theta_j + \mu y_j (1 - y_j) \sum_{k=1}^m \omega''_{j,k} E_k \quad (15)$$

$$a_k = a_k - E_k \quad (16)$$

步骤 7: 判断训练是否结束, 若没有结束, 返回步骤 2。

### 3 实验及分析

实验计算机配置为 Intel (R) Core (TM) i7-3517U CPU @ 1.90 GHz 2.40 GHz, 内存为 4 G, 操作系统为 Windows 7。先后使用 TCA 和 FE 对成像任务进行分配和特征抽取, 累计产生 2000 组任务样本数据, 其中随机选取 1950 组作为训练数据, 50 组作为测试数据, 并且以 50 组预测结果的平均值作为最终结果, 神经网络训练次数为 20。实验相关数据均为目前正在使用的地面任务调度系统所提供的真实数据, 调度周期为 24 小时, 任务优先级分布在  $[1, 8]$ 。通过 SP 对任务  $j$  进行预测后, 若结果大于 0, 则表示该任务可以被调度, 若小于等于 0 表示该任务不可以被调度。

表 1 为 BP 神经网络预测性能的部分数据, 隐含层节点数量范围为 2 至 50。由该表可以看出针对相同的数据, 不同隐含层节点数量会产生不同的预测效果。隐含层节点数为 23、29、40 时的准确率最高, 可达 88%。隐含层节点数为 2 时准确率最低, 仅为 62%, 这是由于隐含层节点太少, 网络不能

建立复杂的映射关系, 无法很好地学习。同时可以发现并不是隐含层节点数越多预测效果就越好, 这是由于节点太多, 网络容易出现过拟合现象, 导致准确率降低。

表 1 不同隐含层节点的 BP 神经网络预测性能排序

Table 1 Ranking of the prediction performance of BP neural network

序号	节点数	准确率
1	23	88%
2	29	88%
3	40	88%
4	13	87%
5	19	87%
6	32	87%
7	36	87%
8	48	87%
9	8	86%
10	10	86%
⋮	⋮	⋮
49	2	62%

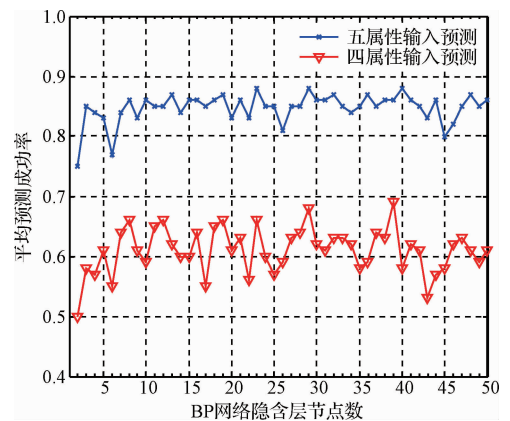


图 4 不同属性输入随隐含层节点变化的预测效果

Fig. 4 Chart of the prediction performance of BP neural network with different inputs

由图 4 可以看出, 不论隐含层节点数量如何变化, 如果输入节点不包括  $c_j$ , 那么预测效果将会下降, 这说明  $c_j$  对成像任务可调度性预测起着至关重要的作用。这是因为任务之间的冲突是卫星成像调度问题中的主要约束之一, 卫星成像调度问题主要就是解决任务之间, 任务和资源之间的冲突问题, 因此  $c_j$  能够反映成像任务的可调度性。

由表 2 可以看出, 与 BP 神经网络相比, 集成 BP 神经网络的预测效果更好。但是不同 BP 神经网络的集成, 会得到不同的预测效果。其中第 3 种预测效果最好, 预测准确率可达到 91%。从表中还可以发现, 并不是子网越多预测效果越

好,比如第 6 种共有 10 个子网,但预测准确率为 88%。这是由于隐含层节点数量不同的 BP 神经网络的预测准确率均无法达到 100%,所以多 BP 神经网络同时预测能够提高预测准确率,但是随

着集成的 BP 神经网络数量不断增加,一些预测效果不佳的 BP 神经网络也被集成进来,太多错误的预测结果会导致最终结果出错,所以并不是子网数越多,预测效果就越好。

表 2 各 BP 神经网络集成预测性能

Table 2 Prediction performance of BP neural network ensemble

集成编号	各子网络隐含层节点数	集成 BP 神经网络预测成功率	子网络平均预测成功率
1	23,29	89.00%	88.00%
2	23,29,40	90.00%	88.00%
3	23,29,40,13	91.00%	87.75%
4	23,29,40,13,19,32	90.00%	87.50%
5	23,29,40,13,19,32,36,48	89.00%	87.38%
6	23,29,40,13,19,32,36,48,8,10	88.00%	87.10%

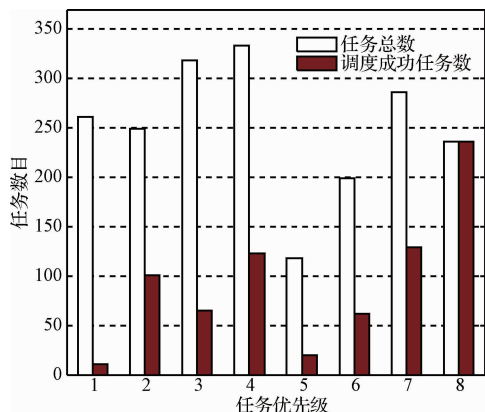


图 5 任务优先级与 TS 期望输出之间的关系

Fig. 5 Chart of the link between task priority and the results of TS

由图 5 可以看出,使用 TS 对单颗卫星点目标成像任务调度问题进行求解后,不同优先级任务的调度性是不同的。优先级为 8 的任务全部调度成功,优先级为 1 的任务调度成功率最低,这与本文提出的优化目标是一致的,本问题的优化目标是使得成像任务累积收益最大,因此优先级最高的任务在求解过程中会被优先考虑,而优先级较低的任务由于资源被高优先级的任务所占用,所被调度的可能性就会变小。

由图 6 可以看出,使用第 3 种集成方式进行预测时,任务优先级为 8 的任务可调度性预测准确率接近 100%,优先级为 1 的任务可调度性预测准确率也大于 95%,说明本算法能够较为准确地预测最低与最高优先级成像任务的调度性。对于任务优先级为 3 至 7 的任务可调度性预测准确率在 75% 至 90% 之间,预测效果同样具有可靠性。任务优先级为 2 的任务与其他优先级任务相比,虽然预测准确率明显下降,但是准确率在 60% 至 65% 之间。这

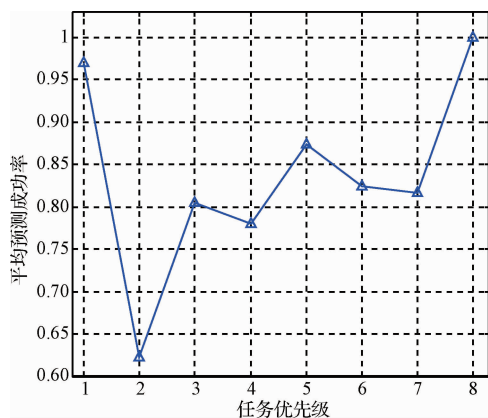


图 6 任务优先级与预测成功率之间的关系

Fig. 6 Chart of the link between task priority and prediction performance

说明根据任务的调度性预测结果对成像任务进行快速分配,具有一定的可靠性和参考价值,尤其可以保证一些高优先的任务能够分配至合理的卫星资源上面,同时还能避免某些不可被调度的低优先级任务浪费运算资源。

#### 4 结 论

本文面向对地观测网络成像任务可调度性预测问题展开研究,设计了组件化的求解架构,并在对经典调度模型进行扩展的基础上,采用基于变化隐含层节点的多 BP 神经网络集成技术对该预测问题进行求解。仿真结果表明,本文对任务子集内单任务的特征抽取是有效的,采用基于变隐含层节点的多 BP 神经网络集成技术对问题进行求解。仿真结果表明,对任务特征的抽取是有效的,采用的集成 BP 神经网络预测技术能够降低单个 BP 神经网络的泛化误差。应用神经网络技术对成像任务可调度性进

行预测,虽然只是一次尝试,接下来还有很多工作要做,但确实为快速合理地分配成像任务提供了一个可行的方向,具有一定的实用前景。

### 参 考 文 献

- [1] 李德仁. 论空天地一体化对地观测网络[J]. 地球信息科学学报, 2012, 14(4): 419-425. [Li De-ren. On space-air-ground integrated earth observation network [J]. Journal of Geo-Information Science, 2012, 14(4): 419-425.]
- [2] 林宗坚, 李德仁, 胥燕婴. 对地观测技术最新进展评述[J]. 测绘科学, 2011, (4): 5-8. [Lin Zong-jian, Li De-ren, Xu Yan-ying. General review on the new progress of earth observations [J]. Science of Surveying and Mapping, 2011, (4): 5-8.]
- [3] 林来兴. 协同小卫星系统和服务[J]. 航天器工程, 2013, 22(5): 110-118. [Lin Lai-xing. Synergic small satellites systems and services[J]. Spacecraft Engineering, 2013, 22(5): 110-118.]
- [4] 闵士权. 我国天基综合信息网构想[J]. 航天器工程, 2013, 22(5): 1-14. [Min Shi-quan. An idea of China's space-based integrated information network [J]. Spacecraft Engineering, 2013, 22(5): 1-14.]
- [5] 陈盈果, 刘晓路, 贺仁杰, 等. 试验设计在对地观测卫星系统顶层设计中的应用研究[J]. 宇航学报, 2012, 33(12): 1852-1859. [Chen Ring-guo, Liu Xiao-lu, He Ren-jie, et al. Application of experimental design in top level design of earth observation satellite system [J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(12): 1852-1859.]
- [6] 阮启明, 谭跃进, 李永太, 等. 基于约束满足的多星对区域目标观测活动协同[J]. 宇航学报, 2007, 28(1): 238-242. [Luan Qi-ming, Tan Yue-jin, Lin Yong-tai, et al. Using constraint satisfaction to cooperate satellites' activities for the mission of area target observation [J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(1): 238-242.]
- [7] 高黎, 沙基昌. 基于合同网的分布式卫星系统任务优化分配研究[J]. 宇航学报, 2009, 30(2): 815-820. [Gao Li, Sha Ji-chang. Research on task optimal allocation for distributed satellites system based on contract net protocol [J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(2): 815-820.]
- [8] 高黎. 对地观测分布式卫星系统任务协作问题研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2007. [Gao Li. Research on earth observation task cooperation for distributed satellites system [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2007.]
- [9] 姜维, 庞秀丽. 面向成像卫星组网的群任务规划方法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(8): 2154-2162. [Jiang Wei, Pang Xiu-li. The group scheduling method for the tasks of imaging satellite network [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2014, 34(8): 2154-2162.]
- [10] 郭玉华, 李军, 赵珂, 等. 多星联合任务规划中不同迭代修复策略比较研究[J]. 宇航学报, 2009, 30(3): 1255-1260. [Guo Yu-hua, Li Jun, Zhao Ke, et al. A comparison of iterative repair strategies for earth observing satellites imaging scheduling [J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(3): 1255-1260.]
- [11] 郭玉华, 李军, 赵珂, 等. 多星联合任务规划中的启发式求解方法研究[J]. 宇航学报, 2009, 30(2): 652-658. [Guo Yu-hua, Li Jun, Zhao Ke, et al. A heuristic method for earth observing satellites united imaging scheduling [J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(2): 652-658.]
- [12] Tinker P, Fox J, Green C, et al. Analogical and case-based reasoning for predicting satellite task schedulability [J]. Case-Based Reasoning Research and Development, 2005: 566-578.
- [13] Hummel J E, Holyoak K J. A symbolic-connectionist theory of relational inference and generalization [J]. Psychological Review, 2003, 110(2): 220-64.
- [14] 靳肖冈, 李军, 刘湘辉, 等. 基于拉格朗日松弛和最大分支算法的成像调度算法[J]. 宇航学报, 2008, 29(3): 694-699. [Jin Xiao-shan, Li Jun, Liu Xiang-hui, et al. An algorithm for satellite imaging scheduling based on Lagrangian relaxation and max weighted component algorithm [J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(3): 694-699.]
- [15] 白保存, 陈英武, 贺仁杰, 等. 综合点目标和区域目标的多星观测调度[J]. 宇航学报, 2009, 30(2): 754-759. [Bai Bao-cun, Chen Ying-wu, He Ren-jie, et al. Multi-satellite scheduling toward spot and polygon observing requests [J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(2): 754-759.]
- [16] Bensana E, Verfaillie G, Agnese J C, et al. Exact and inexact methods for the daily management of an earth observation satellite [C]. The 5th Space Symposium on Space Mission Operations and Ground Data Systems, Munich, Germany, September 16-20, 1996.
- [17] 罗开平, 李一军. 系统科学视角下高分辨率对地观测系统任务管控统筹优化[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(1): 43-54. [Luo Kai-ping, Li Yi-jun. Planning overall high-resolution earth observation system mission in the perspective of systems science [J]. System Engineering Theory & Practice, 2011, 31(1): 43-54.]
- [18] 贺仁杰, 高鹏, 白保存, 等. 成像卫星任务规划模型、算法及其应用[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(3): 411-422. [He Ren-jie, Gao Peng, Bai Bao-cun, et al. Models, algorithms and applications to the mission planning system of imaging satellites [J]. System Engineering Theory & Practice, 2011, 31(3): 411-422.]
- [19] Hansen L K, Salamon P. Neural network ensembles [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(10): 993-1001.

作者简介:

刘嵩(1980-),男,博士生,主要从事系统规划与管理决策研究。  
通信地址:湖南长沙国防科技大学五院管理系4室(410073)  
E-mail: liusongchina@hotmail.com