

一种基于 TOPSIS 的卫星资源选择模型

袁伟伟¹ 孟繁伦² 彭 钧² 孙 宵³ 刘日初¹

(陆军工程大学指挥信息系统学院 南京 210007)¹

(解放军 61096 部队 北京 102800)² (解放军 61651 部队 北京 100094)³

摘 要 资源选择是卫星资源规划和分配中的一个重要问题,选择不同的资源会影响到系统资源的使用效率和用户资源的使用体验。在对卫星资源选择问题分析、调研的基础上,提出了卫星资源选择指标体系,该体系具有覆盖全面、客观性强、易于自动化测量的优点;针对卫星资源选择问题的特征,构建了基于 TOPSIS 的卫星资源选择模型,实现了候选资源的全序排列,在实际应用中取得了较好的效果。

关键词 卫星通信,资源规划,多属性决策,频率

中图法分类号 TP319 文献标识码 A

TOPSIS Based Model for Satellite Resource Selection

YUAN Wei-wei¹ MENG Fan-lun² PENG Jun² SUN Xiao³ LIU Ri-chu¹

(Institute of Command Information System, The Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China)¹

(61096 Army, PLA, Beijing 102800, China)² (61651 Army, PLA, Beijing 100094, China)³

Abstract Resource selection is one of the key problems in satellite resource planning and allocation. The selection of different resources will affect efficiency of system resource and customer's experience. Based on analysis and survey, a satellite resource selection evaluation index system was constructed, which has advantages such as wide coverage, strong objectivity and easiness of automatical measure. A TOPSIS based evaluation model was constructed, and the model was used to get fully ordered result, which helps to find the most proper frequency resource. Good results have been gained in real work.

Keywords Satellite communication, Resource planning, Multi-criteria decision making, Frequency

1 引言

卫星通信在国防、金融、海事等领域的应用越来越广泛,各类应用对卫星资源的需求呈现快速增长的趋势。虽然卫星通信的可用频率不断扩展,但在卫星通信系统中,频率资源依然是卫星通信系统最宝贵、最核心的资源之一。

卫星资源规划是指根据不同的需求为某一个通信保障任务分配合适资源的过程,在这个过程中,通常需要在现有可用资源的基础上考虑频段类型、覆盖区域、带宽需求、地球站的通信能力以及对其他通信保障任务的影响等因素,以尽量满足通信保障需求。面对一个通信任务保障需求,会有许多可用资源,选择不同的资源会影响系统资源的整体使用效率以及对任务保障质量产生影响。

在卫星通信领域,资源选择问题通常作为网络规划或者资源分配问题的一部分一起研究。在网络规划方面,沈玉针对 MF-TMDA 卫星通信系统,从业务估算、载波数量和速率规划、帧结构规划、链路预算等 4 个方面对其网络规划的整体流程进行了设计^[1]。李学远等从频率分配、时隙分配、网络角色分配、无人机航迹规划、网络参数规划、数据转发规划、协同任务规划等 7 个方面对战术数据链的规划问题进行了研究^[2]。在转发器选择方面,吕智勇等从商业应用的视角对卫

星转发器资源的选取进行了研究^[3]。在卫星资源分配方面,巴红波等从频率复用的视角对多波束卫星的频率规划方案进行了研究^[4]。郭小海基于预测方法对多层卫星网络信道资源管理进行了研究,提出了基于博弈模型和降级模型的多层卫星网络信道资源管理策略^[5]。孙艳峰对宽带卫星通信系统资源管理策略进行研究,提出了一种基于令牌桶机制的带宽分配策略^[6]。

在无线网络规划和资源管理的研究中,均会涉及资源分配的选择,但是现有研究要么专注于资源量的规划,要么关注于已有资源的优化技术,对资源数量规划完毕并交由控制系统进行优化之前的资源选择的研究较少。

2 资源选择的策略指标体系

指标体系是对候选资源进行选择评估的基础,笔者在相关工作经验的基础上,采用文献分析、专家座谈、DELPHI 调研等方法对卫星资源规划中资源选择的策略指标体系进行构建,最终确定从卫星资源占用、资源使用效能两方面对候选资源情况进行评估。卫星资源占用主要包括空闲优先、碎片优先两个指标;资源使用效能则主要包括历史资源的使用情况、同单位的资源分配情况、与其他任务互调干扰的情况、历史干扰情况 4 个指标,具体指标体系如图 1 所示。

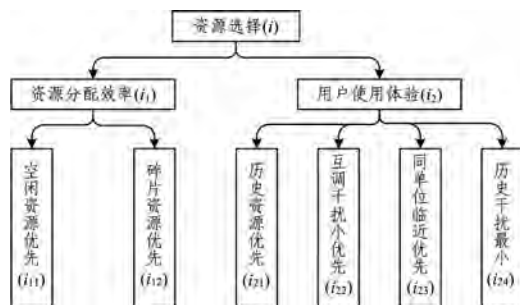


图 1 资源选择策略

其中,空闲优先是指在所有候选资源中,优先选用空闲的转发器。例如两个 36 MHz 的转发器 A 和转发器 B,剩余资源分别是 20 M 和 15 M。现有某任务需要分配 2 M 资源,则优先选择转发器 A。该指标的度量方法是计算每次资源分配前该段资源在所属转发器上的分配率,公式为:

$$\frac{Band_{before}}{Band_{total}}$$

碎片资源优先则是考虑优先将现有转发器占满,在上文的例子中,则优先选择转发器 B。该指标的度量方法是计算每次资源分配后该段资源所在转发器上的分配率,计算方法为:

$$\frac{Band_{after}}{Band_{total}}$$

历史资源的使用情况是指为用户优先分配其已经使用过的资源,以方便用户操作,针对两段资源:

$$F1 = [11245 \text{ MHz}, 11250 \text{ Hz}]$$

$$F2 = [12092 \text{ MHz}, 12107 \text{ MHz}]$$

如果某一用户使用过 F1 中的某一段频率并且没有使用过 F2 中的频率,则认为此次选择 F1 优于选择 F2。该指标的度量方法是对该用户在每段资源上的占用频率信息进行累加,计算重叠部分占可用资源部分的比率,计算方法为:

$$\frac{Band_{hisOverlap}}{Band_{hisTotal}}$$

其中, $Band_{hisOverlap}$ 和 $Band_{hisTotal}$ 均为历史累加值。

与其他任务的距离则是指为某次任务规划的资源应该尽量不对其他任务造成影响,而不同频率之间的影响主要是相邻频率的互调干扰。解决此类问题的方法通常是将待分配频率与正在使用的频率保持尽量远的距离。该指标的度量方法是依据某段待分配资源与左右在用资源的距离进行度量,计算方法为:

$$\frac{(Freq_l - Freq_{lUsing}) + (Freq_{rUsing} - Freq_r)}{2}$$

同单位资源的使用情况的初衷与历史资源使用情况类似,都是为了方便用户使用。当同一个单位需要更多的资源时,为其分配一段连续的资源有利于其对获取的资源进行重新整合、避免碎片,并改善其资源使用效率。该指标的度量方法是计算待分配频率段与同单位已分配频率段之间的距离,计算方法为:

$$\frac{(Freq_l - Freq_{sur}) + (Freq_{sur} - Freq_r)}{2}$$

历史干扰最小策略则是指选择一段频率时应该考虑其受到干扰的风险,其依据是该段资源在历史上曾经出现过的干扰情况,应该尽量选择没有干扰历史或者干扰历史较小的资源进行分配。该指标直接利用待分配频率段上的干扰历史累

加值与频率段总值的历史累加值之比进行计算:

$$\frac{Band_{hisJam}}{Band_{hisTotal}}$$

3 基于 TOPSIS 的卫星资源选择模型

对于卫星资源规划中资源选择的问题,由于没有明确的损失函数和强制效能约束,仅需要从候选频率资源中选出能够综合考虑资源利用效率和用户使用质量的约束,因此它是一个典型的多属性决策问题^[7]。在多属性决策方法中, TOPSIS^[8] 由于只需要所有的指标方向性相同,对指标的量纲、归一化等要求较低,与 ELECTRE 和 PROMETHEE 等级别优先关系相比能够获取全序结果,与 AHP 等 SMART 方法相比能够处理较大的候选空间;此外, TOPSIS 方法比较容易与其他权重配置方法如 AHP 方法、熵权法等结合使用。本文基于 TOPSIS 方法进行资源选择模型的构建。

基于 TOPSIS 的卫星资源选择模型主要包括指标权重配置、指标预处理和指标聚合 3 部分。其中指标权重配置可以选择基于 AHP 的等级处理法,也可以选择熵权法、粗糙集等客观权重配置方法;指标预处理则根据策略指标体系中的指标方向性进行针对性的归一化处理;指标预处理按照经典 TOPSIS 方法的步骤进行。该模型的具体步骤为:

1) 构造决策矩阵

$$D = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{16} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{m6} \end{bmatrix}$$

其中, m 为候选资源条目数, x_{ij} 表示第 i 条频率资源在第 j 个指标上的取值。

2) 指标预处理

综合考虑指标的方向性和归一性,利用线性变换法对指标进行预处理,对于“空闲资源优先”“历史资源优先”“互调干扰小优先”3 个效益型指标,按照下式进行预处理:

$$v_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{ij}^-}{x_{ij}^+ - x_{ij}^-}, x_{ij}^+ = \max_{i \in M}(x_{ij}), x_{ij}^- = \min_{j \in M}(x_{ij})$$

其中, j 表示上述 3 个指标的排序值, M 表示所有候选资源的下标集合, v_{ij} 为预处理后的指标值。

对于“碎片资源优先”“同单位临近优先”“干扰最小优先”

3 个成本型指标,按照下式进行预处理:

$$v_{ij} = \frac{x_{ij}^+ - x_{ij}}{x_{ij}^+ - x_{ij}^-}, x_{ij}^+ = \max_{j \in M}(x_{ij}), x_{ij}^- = \min_{i \in M}(x_{ij})$$

预处理后,获得的决策矩阵为:

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & \cdots & v_{16} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{m1} & \cdots & v_{m6} \end{bmatrix}$$

3) 指标权重处理

其主要包括 3 个部分的权重配置:“资源分配效率”所属的两个指标之间的权重、“用户使用体验”所属的 4 个指标的权重以及“资源选择”所属的两个指标之间的权重,所有权重确定并归一化后,直接将所有权重自顶向下下沉,将其附加到底层 6 个指标的权重上,从而获取其对应的加权权重,记为:

$$W = [w_1, w_2, w_3, w_4, w_5, w_6], \sum_{i=1}^6 w_i = 1$$

4) 构造加权决策矩阵

$$R = [r_{ij}], r_{ij} = v_{ij} * w_j$$

5) 分别构造正负理想解

由指标预处理可知,其正负理想解分别为:

$$PIS = [1, 1, 1, 1, 1, 1] * W^T = W$$

$$NIS = [0, 0, 0, 0, 0, 0]$$

6) 计算每段资源到正负理想解的欧氏距离

$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^6 (r_{ij} - PIS_j)^2}$$

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^6 (r_{ij} - NIS_j)^2}$$

7) 计算距离比

根据第 6) 步中获取的每段资源到正负理想解的距离来计算其距离比:

$$r_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-}$$

显然, r_i 满足全序特征, 将 r_i 作为所有候选资源排序的依据, 即可得到在多个策略条件下的满足全序结构的频率资源排序值。

4 应用

在某卫星资源管理系统中, 经过一段时间的运行, 目前尚有可用频率资源如表 1 所列, 现收到某集团客户的资源租用申请, 申请带宽为 2 MHz, 该客户曾经租用过资源, 而且部分资源曾经发现过干扰信号。

表 1 可用资源列表

(单位: kHz)							
编号	下行起始频率	下行终止频率	可用资源起始频率	可用终止频率	可用带宽	历史占用带宽	干扰带宽
1	11000000	11036000	11001560.2	11020000	18439.8	2268	500
2	11000000	11036000	11026000	11036000	10000	0	100
3	11036000	11072000	11040000	11060000	20000	10000	50
4	11072000	11144000	11072000	11116000	44000	1080	20
5	11144000	11180000	11150268	11170582	20314	6500	20

以本文提出的资源选择策略指标计算各个指标对应的值, 结果如表 2 所列, 由于与其他任务的距离和同单位任务的距离难以简单表示, 在表 2 中直接给出其指标度量值。

表 2 策略指标取值表

编号	空闲资源 优先 (空闲率)	碎片资源 优先 (碎片 占比)	历史资源 占用优先 (重合率)	互调干扰 最小/kHz (与其他 任务的距离)	同单位临近 优先/kHz (与同单位 任务的距离)	历史干扰 最小 (干扰率)
1	0.79	0.108	0.123	5680.8	6260.2	0.027
2	0.79	0.20	0.00	3000	3000	0.01
3	0.556	0.10	0.5	2628.2	500	0.003
4	0.611	0.045	0.025	10500	0	0.019
5	0.564	0.098	0.32	2000	5780	0.003

由于目前资源比较充足, 且该用户优先级较高, “空闲资源优先”的重要性大于“碎片资源优先”, 优先为其分配曾经占用过的资源, 归一化后的权重为:

$$W = [0.2, 0.05, 0.25, 0.05, 0.25, 0.1]$$

经过上述计算, 对于这些指标, “同单位临近优先”策略对应的指标为成本型指标, 其他均为效益型指标。候选资源指标预处理前后对比如图 2 所示, 计算结果及排序如图 3 和表 3 所示。

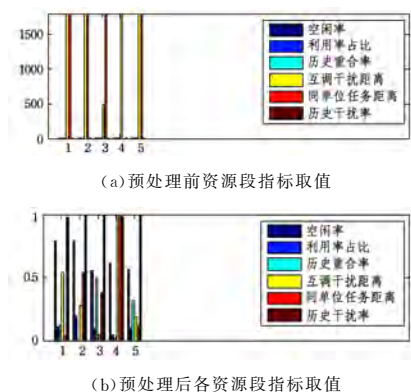
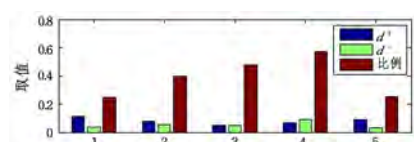
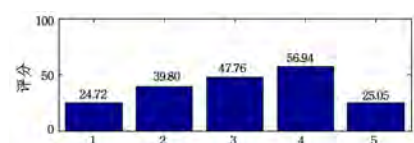


图 2 指标预处理结果



(a) 各资源段对应的 TOPSIS 参数



(b) 各频率段 TOPSIS 评分结果

图 3 评分结果

表 3 计算结果

编号	d^+	d^-	r	排序序号
1	0.11	0.036	0.247	4
2	0.08	0.053	0.398	3
3	0.051	0.047	0.478	2
4	0.068	0.090	0.569	1
5	0.090	0.030	0.251	5

排序结果中, 编号为 4 的资源段由于直接与该单位已经分配的资源相连、与其他任务资源距离较远、与碎片大小比较接近等原因, 优于其他资源段被选择, 与策略目标相吻合。

结束语 在卫星资源规划中, 通常有多段资源可供分配给客户, 选择不同的资源会对系统的资源利用效率和用户体验产生重要影响。本文基于工作经验, 在文献分析、专家头脑风暴和 DELPHI 调研的基础上, 构建了完全客观、易于测量的卫星资源选择指标体系; 根据资源选择问题的结果全序、指标方向性量纲差异化明显、不需要明确损失函数的特点, 基于 TOPSIS 构建了卫星资源选择策略模型, 并将其应用到实际生产环境中, 取得了较好的效果。

本文主要针对资源充足、资源需求之间无争用无冲突情况下的卫星资源选择问题进行处理, 当资源不足或者需求之间存在资源争用、冲突的条件下, 需要增加损失函数进行资源

的选择。本文的研究成果仍然可以应用于此类问题的后期资源选择中。

参 考 文 献

- [1] 沈玉. MF-TDMA 卫星通信系统网络规划技术研究[J]. 无线电通信技术, 2014, 40(4): 11-14.
- [2] 李学远, 回征, 朱历洪, 等. 卫星数据链战场应用的规划问题研究[J]. 空间电子技术, 2015, 12(5): 51-54.
- [3] 吕智勇, 汪宏武, 张健. 卫星转发器资源的选择[J]. 卫星与网络, 2007(4): 36-41.

- [4] 巴红波, 王佳嘉, 吴建军. 多波束卫星移动通信频率规划方案研究[C]//第9届卫星通信学术年会论文集. 2013: 361-366.
- [5] 郭小海. 多层卫星网络信道资源管理策略应用研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2016.
- [6] 孙艳峰. 宽带卫星通信系统资源管理策略研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2013.
- [7] FIGUEIRA J, GRECO S, EHRGOTT M, et al. Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys[M]. London: Springer Science, 2005.
- [8] HWANG C L, YOON K. Multiple Attributes Decision Making Methods and Applications[M]. Berlin: Springer, 1981.

(上接第 258 页)



(a) Yale database



(b) Umist database

图 4 不同图像数据

表 4 数据集参数描述

Datasets	Dim	Samples	samples/subject	Classes
Yale	1024	165	11	15
Umist10304	575	18	20	
Isolet	617	1560	60	26

图 1—图 3 分别给出了 ELM 运用不同降维算法在 Yale 人脸库、Umist 人脸库和 Isolet 语音库上的识别率曲线。由图 1—图 3 可以看出本文提出的 RNPE 算法的识别率曲线明显高于 NPE 算法、LMMDE 算法以及 RAF-GE 算法的识别率曲线。这是由于类间权值矩阵的引入增加了样本类间的散布约束, 确保了数据的局部流形结构特征, 使得该算法在针对不同数据时具有很高的稳定性。由图 1—图 3 所示, 可以看出在这 3 组数据库中随机在每类样本中选取的训练个数为 $TrainNum = \{3, 4, 5, 6\}$, 其余为测试集, ELM 运用 RNPE 算法在 140~190 维数下的识别率曲线远远高于 NPE 算法、LMMDE 算法以及 RAF-GE 算法。由图 1、表 1 所示, NPE 的算法识别率达到 90% 以上甚至接近于 100%; 由图 2、图 3, 表 2、表 3 所示, NPE 算法的识别率大多数都达到 80% 以上甚至 90% 以上, 并且随着训练个数的增多, 识别效果会更好。

结束语 本文提出了一种改进的邻域保持嵌入算法 (RNPE), 在 NPE 的基础上, 引入了类间的权值, 增加了类间的离散度约束。该算法使投影后的样本具有最佳的分离性, 确保了数据的局部流形结构特征, 目的是在降维的同时保持样本集原有的局部邻域流形结构不变。通过 Yale 人脸库、Umist 人脸库、Isolet 语音库的实验结果表明, RNPE 算法在识别率上明显高于 NPE 算法和其他传统算法。

参 考 文 献

- [1] 李瑞敏, 陆化普. 基于 WebGIS 的智能交通管理指挥调度系统[J]. 计算机工程, 2007, 33(21): 232-234.

- [2] SCHMITT E J, JULA H. Vehicle Route Guidance Systems: Classification and Comparison[C]//Proc. of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. 2006: 242-247.
- [3] 李旭, 舒薇, 李铭璐, 等. 车载传感器网络中的流量数据处理[C]//第 17 届计算机通信与网络国际会议. IEEE Press, 2008: 1-5.
- [4] ROWEIS S T, SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [5] SEUNG H S, LEE D D. Cognition—the manifold ways of perception[J]. Science, 2000, 290(5500): 2268.
- [6] BELKIN M, NIYOGI P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation[J]. Neural Computation, 2003, 15(6): 1373-1396.
- [7] TENENBAUM J B, DE SILVA V, LANGFORD J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. Science, 2000, 290(5500): 2319-2324.
- [8] SONG B, TAN S, SHI H. Process monitoring via enhanced neighborhood preserving embedding[J]. Control Engineering Practice, 2016, 50: 48-56.
- [9] LIANG J Z, CHEN C, YI Y F, et al. Bilateral Two-Dimensional Neighborhood[C]//Preserving Discriminant Embedding for Face Recognition. 2017: 17201-17212.
- [10] 冯林, 刘胜蓝, 张晶, 等. 高维数据中鲁棒激活函数的极端学习机及线性降维[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(6): 1331-1340.
- [11] BENOIT F, VAN HEESWIJK M, MICHE Y, et al. Feature selection for nonlinear models with extreme learning machines[J]. Neurocomputing, 2013, 102(2): 111-124.
- [12] PENG Y, LU B L. Discriminative graph regularized extreme learning machine and its application to face recognition[J]. Neurocomputing, 2015, 149(PA): 340-353.
- [13] HUANG G B. An Insight into Extreme Learning Machines: Random Neurons, Random Features and Kernels[J]. Cognitive Computation, 2014, 6(3): 376-390.
- [14] 戴礼荣, 张仕良, 黄智颖. 基于深度学习的语音识别技术现状与展望[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(2): 221-231.
- [15] TANG J, DENG C, HUANG G B. Extreme learning machine for multilayer perceptron[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 27(4): 809-821.