

基于服务质量的相控阵雷达网目标分配方法

杨善超* 田康生 吴长飞

(空军预警学院预警情报系 武汉 430019)

摘要: 针对目前相控阵雷达网目标分配模型中约束条件构建不合理以及求解算法性能不高的问题, 该文构建了基于服务质量(QoS)的雷达网目标分配模型, 并提出基于强凹曲线逼近的模型求解算法。通过QoS模型中资源空间、环境空间的建立准确描述雷达的资源限制以及雷达与目标的可见性约束; 通过库恩-塔克(KKT)条件推导出QoS模型最优解存在的充分条件, 利用2维快速遍历方法逼近得到强凹函数曲线, 最后对每个目标强凹曲线中的操作设定点进行逐步迭代得出优化分配方案。仿真结果表明: 模型能够有效完成雷达网任务分配, 且所提模型求解算法相比典型的智能搜索算法有更好的性能。

关键词: 相控阵雷达网; 目标分配; 服务质量; 系统效用; 强凹曲线

中图分类号: TN953

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)12-2844-08

DOI: 10.11999/JEIT181133

Target Assignment Method for Phased Array Radar Network Based on Quality of Service

YANG Shanchao TIAN Kangsheng WU Changfei

(The Early Warning Intelligence Department, Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract: The constraint conditions of target assignment model for phased array radar network are unreasonable and the performance of model solving algorithms are not good enough. To solve these problems, a target assignment model for radar network based on Quality of Service (QoS) is constructed in this paper, and a model solving algorithm based on strong concave function approximation is proposed. Through the establishment of resource space and environment space in QoS model, radar resource constraints as well as the visibility constraints between radars and targets are described accurately. Then, sufficient conditions for the optimal solution of QoS model are derived by Karush-Kuhn-Tucker(KKT) condition, and a two-dimensional fast traversal method is used to approximate the strong concave function curve. Finally, the optimal assignment scheme is obtained by the stepwise iteration of operation setting points on the strong concave curve of each target. The simulation results show that the proposed model can effectively accomplish the target assignment of radar network, and model solving algorithm has better performance than the typical intelligent search algorithms.

Key words: Phased array radar network; Target assignment; Quality of Service(QoS); System utility; Strong concave curve

1 引言

相控阵雷达因为其波束无惯性快速扫描能力、丰富的工作波形、强大的资源配置等优势, 能够同时维持多种任务^[1]。随着信息技术的发展, 相控阵雷达网因为能够弥补和缓解单雷达的探测范围以及

资源的不足, 受到越来越多的重视。为了充分发挥相控阵雷达网效能, 需要进行有效的目标分配, 也就是选择合适的雷达作用于合适的目标, 在有限的资源条件下, 完成对多空域和多目标的探测跟踪^[2,3]。

相控阵雷达网目标分配属于传感器管理的范畴, 是传感器管理研究的核心问题。对此诸多学者进行了研究, 主要提出了以下几类方法: 基于协方差控制的方法^[4]、基于信息论的方法^[5,6]、基于数学规划的方法^[7,8]、基于模糊逻辑的方法^[9]等。上述方法都是先构建出一定约束条件下反映某种性能指标的目

收稿日期: 2018-12-07; 改回日期: 2019-06-18; 网络出版: 2019-07-04

*通信作者: 杨善超 y_qinglinshuo@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61601510)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61601510)

标函数，综合目标函数、约束条件构成了雷达网目标分配模型。相控阵雷达网目标分配所受的约束主要来自雷达的时间和能量资源限制，以及雷达与目标的可见性限制。但是上述研究在构建分配模型时大多对这些限制进行简化处理，形成雷达最大目标跟踪数目、目标被执行任务容量等约束条件^[10]，不能准确描述目标分配过程中的实际约束，导致模型构建不合理。另一方面，现有的分配模型求解算法主要包括遍历算法和一些智能搜索算法^[11,12]，它们在求解小规模优化问题时具有适用性，但是在面对大规模优化问题时性能不高，存在计算量过大或者容易陷入局部最优的问题。

本文构建相控阵雷达网目标分配的操作、环境、资源、质量空间，通过资源空间、环境空间的建立准确描述雷达的资源限制以及雷达与目标可见性约束，并以各空间映射关系为基础构建基于服务质量(Quality of service, QoS)的相控阵雷达网目标分配优化模型。利用库恩塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件推导出模型最优解存在的充分条件，构建每个目标的效用值/复合资源坐标系，并在该坐标系中通过2维快速遍历(Two-Dimension Fast Traversal, TDFT)方法逼近得到强凹函数曲线，然后对每个目标强凹曲线中的操作设定点进行逐步迭代得出优化分配方案。最后，通过仿真实验对本文所提分配模型的有效性和求解算法的性能进行验证。

2 问题描述及QoS模型构建

在相控阵雷达网目标分配过程中，需要在资源约束条件下实现系统效能最大化，可将其规划为一个带约束的QoS优化问题^[13]。

假设有1个包含 M 部雷达的相控阵雷达网络，需要跟踪 N 个目标 $\tau = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N\}$ ，每个目标跟踪任务都需要选择相应的雷达去执行，以获取较好的服务质量，这对于雷达网系统而言则是产生更好的效用，同时在此过程中要消耗一定的资源。这里将每个目标分配的雷达定义为操作维；产生的服务质量定义为质量维；消耗的资源定义为资源维；还有一部分不能人为控制但是会对服务质量产生影响的参数，例如目标状态、可见性等，将其定义为环境维。因此针对目标 τ_i ，可以建立如下的操作空间、环境空间、质量空间、资源空间。

操作空间

$$\Phi_i = \Phi_{i1} \times \Phi_{i2} \times \dots \times \Phi_{iM} \quad (1)$$

其中， Φ_{ij} 代表第 j 个操作维，共有 M 个维度，每一个操作维可以有多种模式，操作空间内每一种操作维组合 $\{\Phi_{i1}, \Phi_{i2}, \dots, \Phi_{iM}\}$ 称之为1个设定点 φ_i 。类似地，质量空间和环境空间可分别定义为

$$Q_i = Q_{i1} \times Q_{i2} \times \dots \times Q_{iN_i^Q} \quad (2)$$

$$E_i = E_{i1} \times E_{i2} \times \dots \times E_{iN_i^E} \quad (3)$$

此外， M 部雷达的资源是所有目标共享的，共享资源空间可定义为

$$R = R_1 \times R_2 \times \dots \times R_M \quad (4)$$

假设每个雷达包含 l 种资源，则资源空间的第 j 维可以定义为

$$R_j = R_{j1} \times R_{j2} \times \dots \times R_{jl} \quad (5)$$

操作参数和环境参数共同决定了服务质量，因此构建一个将操作空间、环境空间映射到质量空间的质量函数

$$f_i : \Phi_i \times E_i \rightarrow Q_i \quad (6)$$

质量空间中的每一个点都对应一个效用值，代表该质量水平下能获得的系统效益，建立式(7)所示效用函数完成质量空间到效用值的映射

$$u_i : Q_i \rightarrow U_i \quad (7)$$

因此，给定环境条件 E_i 时可以直接通过函数 f_i 和 u_i 将操作空间设定点映射到效用值。

在用一个操作设定点 φ_i 去作用于目标 τ_i 时，必然会产生资源消耗，建立如下资源函数来衡量每个设定点需要消耗的资源

$$r_i : \Phi_i \rightarrow R \quad (8)$$

而这些消耗的资源包含多部雷达的多种资源，为了便于对资源消耗进行估计，定义如下复合资源函数

$$h : R \rightarrow \Re \quad (9)$$

将消耗的资源映射到一个标量的复合资源 \Re_i^{**} 。假设每部雷达可利用 l 种资源，复合资源函数可以表示为

$$h(R) = \sqrt{\sum_{j=1}^M \left(\sum_{k=1}^l R_{jk} P_{jk} \right)^2} \quad (10)$$

其中， P_{jk} 为归一化参数。任务 τ_i 在设定点 φ_i 的复合资源用 $h(\varphi_i)$ 表示。

QoS优化的思想就是为每一目标 τ_i 在其操作空间中选择一个设定点 φ_i ，构成一个设定点组合(代表一个分配方案)，使得系统的总效用 U 最大，该总效用是 N 个目标的效用之和，同时设定点选择受到资源和可见性的限制。基于上述描述，构建相控阵雷达网目标分配的QoS优化模型，表示为

$$\max U = \sum_{i=1}^N u_i(f_i(\varphi_i, E_i)) \quad (11)$$

s.t.

$$\forall 1 \leq j \leq M, 1 \leq k \leq l, \sum_{i=1}^N R_{i,jk} \leq R_{jk}^{\max} \quad (12)$$

$$\forall 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M, 1 \leq k \leq l$$

$$R_{i,jk} = r_{i,jk}(\phi_i) \quad (13)$$

$$1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M, V_{ij} \in \mathbf{V} \quad (14)$$

其中, $R_{i,jk}$ 为目标 i 所消耗雷达 j 的第 k 种资源量, R_{jk}^{\max} 为第 j 部雷达第 k 种资源的总量, V_{ij} 是雷达 j 与目标 i 的可见性度量, \mathbf{V} 表示雷达与目标可见的配对集合。

3 QoS模型各空间及映射函数设置

3.1 各空间设置

3.1.1 操作空间

在目标 τ_i 的操作空间中, 每一维度代表一个雷达, 因此共有 M 维。当分配雷达 j 作用于该目标时, 操作维 Φ_{ij} 取值为1, 反之取值为0。因此操作空间中的每一设定点都是 M 个0/1变量的组合, 表示 M 个雷达作用于该目标的状态。 M 个0的集合是产生该目标最差服务质量的最小设定点, 相反产生最高质量的设定点是 M 个1的集合; 从最小设定点到最大设定点, 每增加1部雷达作用于该目标, 相应的操作维取值由0变为1, 同时必然会导致资源消耗和目标服务质量的非负增长, 因此可以将所有的操作维看成是单调的^[14]。

3.1.2 资源空间

相控阵雷达完成目标跟踪可利用的资源主要包含: 时间资源、能量资源, 因此资源空间的第 j 维又包含上述2个资源维度。

雷达在跟踪目标 τ_i 时的驻留模型如图1所示, 所包含的参数有: 发射期长度 t_s 、接收期长度 t_r (一般情况下 $t_s=t_r$)、等待期长度 t_w 、单脉冲驻留时间 D 、峰值发射功率 P_t 、信号重复周期 T_i 。

根据该驻留模型, 在没有任务交错的情况下, 一个信号重复周期内雷达实际工作时间为: $2t_s$ 。假设雷达 j 用于跟踪的时间资源占用率上界为 G_j , 则时间资源约束表示为

$$\sum_{i \in S_j} \frac{2t_{s,i}}{T_i} \lambda_i \leq G_j \quad (15)$$

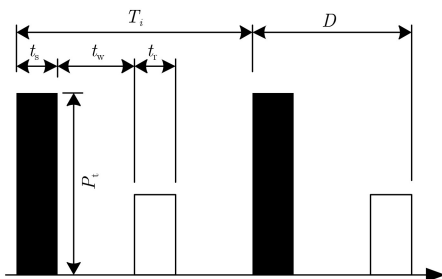


图1 雷达驻留模型

其中, S_j 表示雷达 j 所跟踪的目标集合, λ_i 表示对目标 i 单次跟踪的波束驻留次数。

为避免雷达因过热被损毁, 在执行任务的过程中会存在能量资源限制。 P_{t,t_s} 表示1个驻留内所消耗的能量, 假设雷达 j 稳态消耗功率上限为 $\bar{P}_{\max,j}$, 用于跟踪的能量资源占用率上界为 H_j , 则能量资源约束表示为

$$\frac{1}{\bar{P}_{\max,j}} \sum_{i \in S_j} \frac{P_{t,t_s,i}}{T_i} \lambda_i \leq H_j \quad (16)$$

3.1.3 环境空间

影响相控阵雷达网目标分配QoS的环境因素有很多, 其中最主要的是目标状态和可见性约束。目标状态主要包括以下几方面: 目标类型 d_i (飞机、导弹等)、估计位置向量 \mathbf{s}_i 、估计速度向量 \mathbf{v}_i 、估计加速度向量 $\boldsymbol{\alpha}_i$, 将上述4类因素作为目标 i 的4个环境维。而雷达与目标可见的配对集合用 \mathbf{V} 表示, 将其作为第5个环境维, 同时它也构成了QoS模型的一个约束条件。

3.1.4 质量空间

反映目标分配QoS的主要指标是目标跟踪精度 ξ_i 。目标的估计位置相对于实际位置存在误差, 跟踪精度通过该误差大小来体现。跟踪误差与目标采样间隔以及雷达测量精度有关, 本文假设所有雷达对同一种目标的采样间隔保持一致, 那么可以通过跟踪滤波算法得到估计的位置误差值。该误差值越小, 代表目标跟踪精度及其服务质量越高, 但是需要消耗越多的资源。

3.2 映射函数设置

目标的服务质量由操作空间设定点和环境空间共同决定, 根据上节中各空间参数的设置, 将质量函数描述为式(17)所示复合函数

$$f_i : \xi_i = E(\underbrace{d_i, \mathbf{s}_i, \mathbf{v}_i, \boldsymbol{\alpha}_i}_{\text{环境维}}, \Phi_i) \quad (17)$$

其中, ξ_i 是目标 i 的估计位置误差。

在由目标服务质量得到效用值的过程中, 根据跟踪精度控制^[4]的思想, 估计的跟踪精度越靠近期望跟踪精度, 效用值越大, 越远离期望跟踪精度, 效用值越小。另一方面, 目标优先级越高、权重越大, 其跟踪精度对系统效用值的影响越大。综合以上分析, 因此构建式(18)所示的效用函数

$$u_i : U_i = \omega_i \cdot e^{-|\xi_i - A_i|/\beta} \quad (18)$$

其中, ω_i 表示目标 i 的权重; A_i 表示其期望跟踪精度; β 是一个跟目标类型相关的参数, 它反映了不同类型目标的跟踪精度变化对效用值的影响程度, 取值区间在 $[100, 300]$ 内, 对于跟踪精度要求越高的

目标类型其 β 值越大。由该效用函数可知, 每个任务的效用值 U_i 在 $(0, \omega_i)$ 区间之内。

4 基于强凹曲线逼近的模型求解算法

在一个 M 节点相控阵雷达网跟踪 N 个目标时, 所有目标共有 2^{MN} 种设定点组合, 当 M, N 值都较大时, 要在所有组合里遍历得到最优解无疑是个NP-hard问题。如果采用智能搜索算法, 也比较容易出现计算量过大以及陷入局部最优的问题。本节首先推导出最优解存在条件, 在此基础上提出基于强凹曲线逼近的模型求解算法。

4.1 最优解存在条件

针对相控阵雷达网目标分配QoS优化模型, 可以通过KKT条件^[15]推导出模型最优解的充分条件。该模型的KKT条件为

$$\nabla u_i(\mathbf{F}_i^*) - \mu_i \nabla r_i(\mathbf{F}_i^*) = 0, \forall i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (19)$$

其中, μ_i 是KKT乘数, *表示最优解。目标操作空间中每种操作维组合可以表示为一个设定点 ϕ_i , 能对应产生一个该任务的效用值 U_i , 在此过程中消耗的总资源可以用复合资源函数 $h(\phi_i)$ 表示, 式(19)中的偏导部分可以表示为

$$\frac{\partial u_i(\Phi_i^*)}{\partial \Phi_i^*} = \frac{\partial u_i(f_i(\phi_i^*, \mathbf{E}_i))}{\partial \phi_i^*} \quad (20)$$

$$\frac{\partial r_i(\Phi_i^*)}{\partial \Phi_i^*} = \frac{\partial h(\phi_i^*)}{\partial \phi_i^*} \quad (21)$$

因此式(19)可以简化表示为

$$\mu_i = \frac{\partial U_i}{\partial h(\phi_i^*)} \quad (22)$$

又由于KKT条件要求模型中所有目标的乘数 μ_i 要相等, 因此文中QoS最优解存在的充分条件为

$$\frac{\partial U_1}{\partial h(\phi_1^*)} = \frac{\partial U_2}{\partial h(\phi_2^*)} = \dots = \frac{\partial U_N}{\partial h(\phi_N^*)} \quad (23)$$

其中, ϕ_1^* 到 ϕ_N^* 共同构成了最优的设定点组合即最优解 $\{\phi_1^*, \phi_2^*, \dots, \phi_N^*\}$ 。式(23)表明, 当所有目标的边际效用(效用/资源坐标系中曲线的斜率)在某设定点组合处相等时, 该组合即为最优解。

4.2 次优解求解算法

从所有设定点组合中寻找最优解存在求解困难, 而在减少计算量的前提下寻找有效次优解是解决这一类问题的可靠途径。

根据各目标的所有操作设定点所对应的复合资源和效用值, 可以对每个目标构建一个效用/复合资源坐标系, 该坐标系的横纵坐标区间都在 $[0, 1]$ 之内。在上述坐标系中导出一条强凹函数曲线^[16], 该曲线是由部分设定点连接成的位于所有其他设定点上方的最小凹函数曲线, 如图2所示。

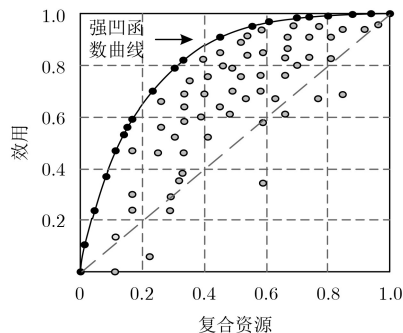


图2 强凹函数曲线

强凹曲线下方的点表示可以在不增加资源消耗的情况下实现效用值增加, 也能够表示增加单位资源消耗所带来的效用值增量不是最大的。因此可以不考虑这些设定点, 只从每个目标强凹曲线上的设定点所构成的组合种选取优化方案, 得到次优解。这样大大减少了实际参与计算的组合数目。

由于各目标的操作维都是单调的, 根据上述优化的充分条件以及次优解的求解方法, 给出模型求解算法步骤如下:

步骤1 针对每个目标, 计算其所有操作设定点对应的效用值和复合资源, 根据此建立效用值/复合资源坐标系;

步骤2 在每个目标的效用值/复合资源坐标系中构建强凹曲线, 删掉曲线下方的所有设定点;

步骤3 将每个目标初始化为最小的设定点, 也就是 M 个0的集合;

步骤4 找出强凹曲线上当前设定点与下一点之间的边际效用最大的目标, 并对该目标进行设定点更新;

步骤5 重复步骤4, 直到没有更多雷达资源可以分配给各目标, 算法结束, 输出此时的设定点组合作为优化解。

算法结束时, 所有目标都分配了相应的雷达, 达到最高资源利用率的同时使得系统总效用最大。该算法通过各目标强凹曲线上操作点的逐步迭代得到优化分配方案, 且尽可能使各目标的梯度保持一致以满足KKT条件, 因此能够最大限度贴近全局最优解。

4.3 强凹曲线逼近

4.2节中算法实现的关键环节是得到每个目标的强凹曲线。在一系列离散的设定点中计算得到该曲线可以通过考察设定点的效用和资源关系, 对所有点进行遍历; 这样虽然能够得到准确曲线但是具有很大的复杂性, 因此利用一种启发式方法——TDFT法去逼近得到强凹曲线^[17]。

在TDFT方法中, 首先将一个目标初始化为最

小设定点 ϕ_i^{\min} ，找出该点的2维相邻设定点集合。2维相邻设定点是指跟原设定点相比，最多有2个维度值发生了变化，并且变化的维度值可以由 $1 \rightarrow 0$ ，也可以是由 $0 \rightarrow 1$ 。由于操作维是单调的，而目标效用值增加不仅由雷达数目增加引起，还可能由雷达切换引起，因此设置2维相邻设定点是为了不遗漏后一种情形。计算原设定点到各相邻设定点的边际效用，选取最大边际效用所对应的相邻设定点。假设原设定点为 ϕ_i ， φ_{mn} 表示一个第 m ， n 元素为1或-1且其他元素为0的 M 维向量，当前设定点与其2维相邻设定点之间的边际效用表示为 $(u(\phi_i + \varphi_{mn}) - u(\phi_i)) / (h(\phi_i + \varphi_{mn}) - h(\phi_i))$ ，当 φ_{mn} 使以上边际效用最大，且满足 $\varphi_i + \varphi_{mn}$ 中每一维取值都为0或1时，可以将设定点更新为

$$\phi_i = \phi_i + \varphi_{mn} \quad (24)$$

并将其加入到强凹曲线中。

重复上述步骤，直至更新到最大设定点 ϕ_i^{\max} ，也就是 M 个1的集合，通过逐步逼近得到最终的强凹曲线，TDFT方法流程如图3所示。在强凹曲线逼近的每一次迭代中，都只用考虑 C_M^2 个相邻设定点，在总迭代次数有限的情况下，能有效减少计算量。

5 仿真分析

5.1 仿真实验1

假设从2个陆基导弹发射场所和2个海基导弹发

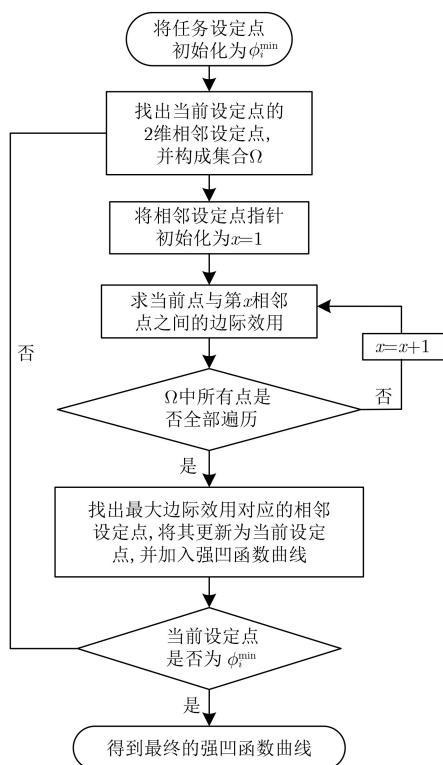


图3 TDFT方法流程图

射平台同时发射4枚导弹(编号为M1, M2, M3, M4)对战略目标O进行攻击, 在导弹来袭方向上有3部探测区域存在重叠的相控阵雷达R1, R2, R3前置部署。导弹发射点、战略目标、各雷达的坐标如表1所示, 利用STK软件进行雷达与导弹可见性分析及仿真背景预设, 仿真背景如图4所示。

雷达探测距离为1200 km, 探测方位角度为 $\pm 60^\circ$, 半功率波束宽度为 2° , 对所有导弹目标采样间隔为1 s。3部雷达的基准信噪比分别为23.8 dB, 20.5 dB和17.6 dB, 对导弹目标的量测噪声协方差矩阵分别为 $\text{diag}[600, 600, 600]$, $\text{diag}[800, 800, 800]$, $\text{diag}[1000, 1000, 1000]$ 。由于地球曲率影响, 仿真中设置的导弹发射点位于相控阵雷达视距地平线以下, 当弹道导弹被雷达发现时处于被动段。因此将仿真设置在目标被动段且进入稳定跟踪之后的阶段, 该阶段目标过程噪声为 $\text{diag}[1, 1]$ 。导弹被动段初始高度设置为 3×10^6 m, 4个目标的优先级一致, 权重值都设为1, 期望跟踪精度都为500 m。

利用文中提出的QoS优化模型和强凹曲线逼近算法进行多弹道导弹跟踪过程中的目标分配, 仿真过程中和QoS模型环境空间、资源空间相关的参数设置如表2所示。

在目标跟踪过程中, 采用UKF滤波和集中式

表1 各对象坐标设置

对象	坐标
导弹	M1 (33.720, 131.528)
	M2 (31.864, 131.156)
	M3 (28.932, 130.508)
	M4 (27.630, 130.175)
战略目标	O (30.546, 114.241)
雷达	R1 (32.933, 118.119)
	R1 (30.646, 118.176)
	R1 (28.657, 118.467)

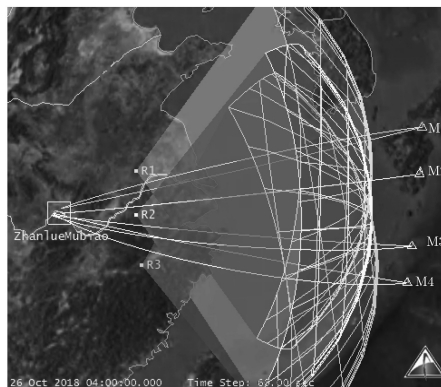


图4 仿真背景

表2 模型相关参数设置

空间	相关参数	取值
资源维	最大时间资源占用率	70%
	信号重复周期	20 ms
	脉宽	500 μ s
	雷达最大平均功率	60 kW
	雷达峰值功率	250 kW
	最大能量资源占用率	70%
环境维	波束驻留次数	3
	目标类型	导弹、 $\beta = 300$
	目标速度	7~12 Ma
	目标加速度	0.4~3.5 g
	目标射程	2000 km
	雷达与目标可见性	全程可见

状态估计融合得到每个导弹的滤波跟踪航迹。300 s跟踪时间内各目标的位置误差变化如图5所示；并以前100次分配方案为例展示了相控阵雷达网目标分配情况，如图6所示。

由图5可知，在150 s之后，各目标的跟踪误差都实现了收敛，进入稳定跟踪状态。由图6可知，本文方法能够顺利完成多导弹目标分配。这说明经过分配之后，相控阵雷达网作用于各目标都取得了较好的跟踪效果。该仿真实验的背景设置具有一定代表性，仿真结果表明本文方法具有有效性，适用于解决相控阵雷达网目标分配问题。

5.2 仿真实验2

仿真实验2的背景设置、运行环境与实验1保持不变，用文中QoS模型进行相控阵雷达网目标分配，并分别通过文中强凹曲线逼近算法、粒子群优化算法^[12]、遗传算法^[13]对模型进行求解。分别对不同的算法进行10次独立实验，每次试验进行300次蒙特卡洛仿真，通过不同算法运行时间和所获取系统效用值的比较来反映它们的性能差异。其中粒子群优化算法和遗传算法的相关参数设置如表3所示。

3种算法的平均运行时间以及获取的系统平均效用值对比如图7、图8所示。其中，平均系统效用值的计算首先通过式(18)求出各时刻所有目标效用值，并进行求和得到各时刻的系统效用值，再对10次实验所有时刻的系统效用值求平均。

从图7可以看出，采用本文算法求解模型平均用时比另两种算法更短，说明本文算法会产生更少的计算量。从图8可以看出，本文算法得到的系统平均效用值为3.68，优于通过粒子群算法、遗传算法得到的系统平均效用值，这种优势在更大规模的优化问题求解中可以体现得更为明显。由于目标权重一致，可求出本文算法得到的每个目标的平均效用值约为0.92，接近于1，而通过另两种算法得到的目标平均值效用值约为0.81和0.75，说明本文算法的求解结果更接近于全局最优。该仿真实验表明本文提出的强凹曲线逼近算法具有更好的性能，能

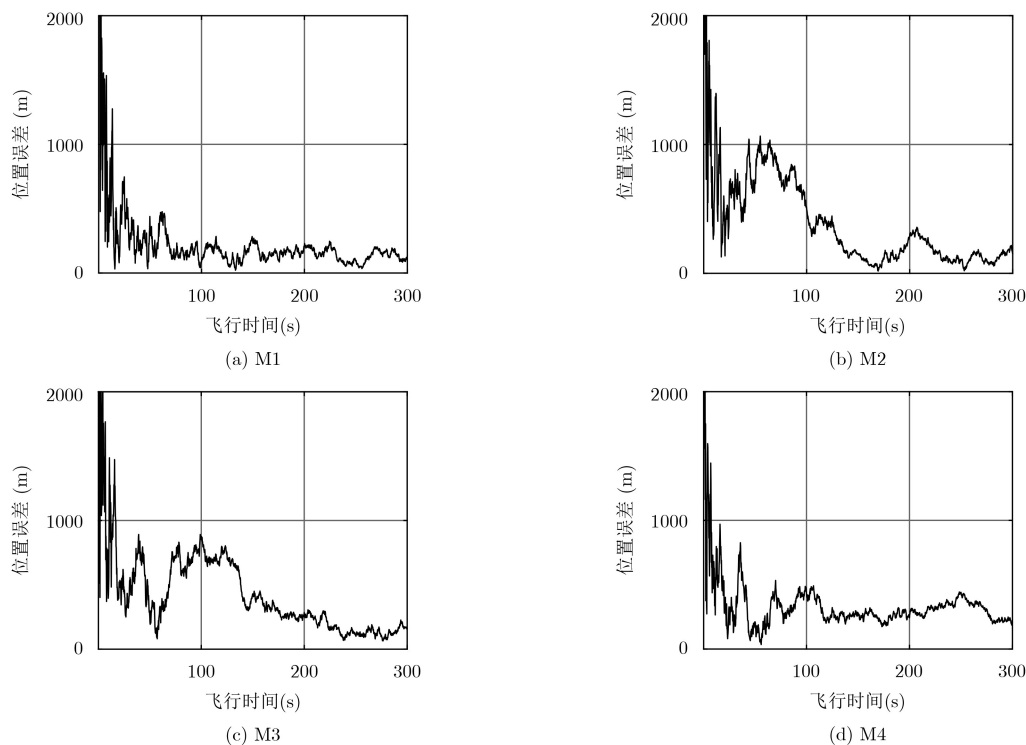


图5 目标跟踪位置误差

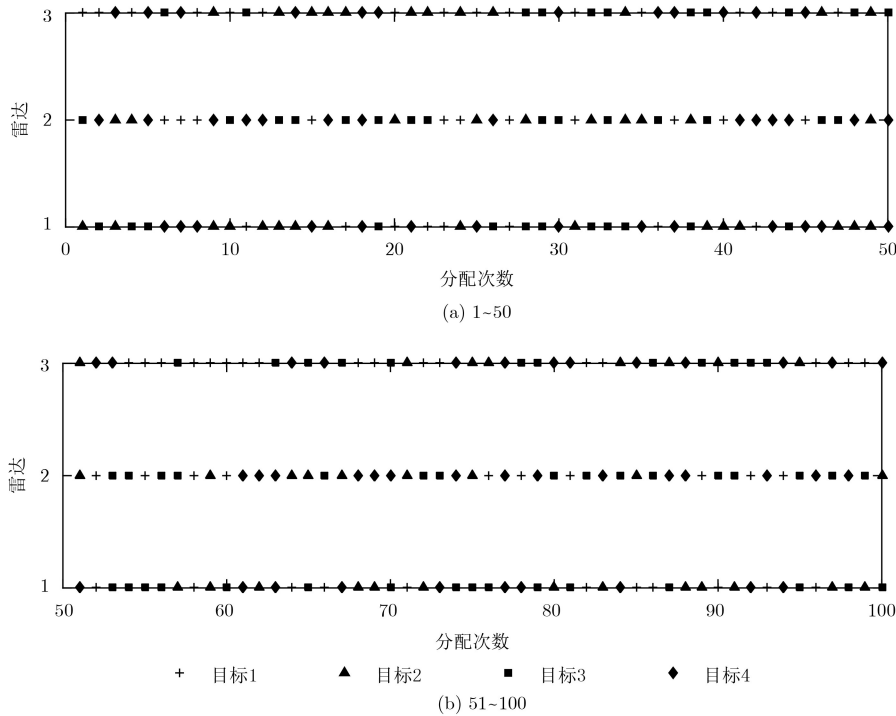


图6 雷达网目标分配情况

表3 算法参数设置

算法	参数	取值
粒子群算法	种群规模	20
	最大循环代数	200
	惯性常量	0.8
	学习因子	$C1=C2=2$
遗传算法	种群规模	20
	交叉概率	0.8
	变异概率	0.2

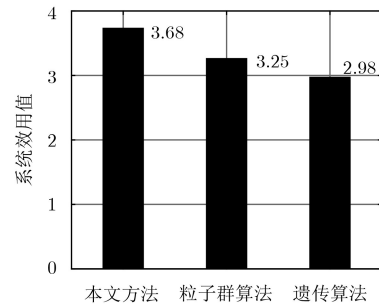


图8 系统平均效用值对比

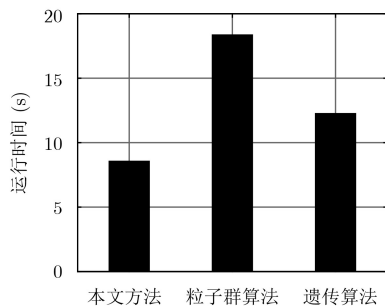


图7 算法运行时间对比

能够在尽可能减少计算量的同时获取更大系统效用值，适用于解决较大规模的优化问题。

6 结束语

合理而有效的目标分配是发挥相控阵雷达网系统效能的关键。本文构建了相控阵雷达网目标分配的QoS优化模型，该模型通过资源空间和环境空间

的建立更全面准确地描述雷达资源限制以及可见性约束。此外，提出了基于强凹函数曲线逼近的模型求解算法，与常用的智能搜索算法相比有更优异的性能，能够在进一步减少计算量的基础上取得更好的求解效果。

参考文献

- [1] BIL R and HOLPP W. Modern phased array radar systems in Germany[C]. IEEE International Symposium on Phased Array Systems and Technology, Waltham, USA, 2016: 11-17. doi: [10.1109/ARRAY.2016.7832544](https://doi.org/10.1109/ARRAY.2016.7832544).
- [2] MALLICK M, KRISHNAMURTHY V, and VO B N. Integrated Tracking, Classification, and Sensor Management: Theory and Applications[M]. Hoboken, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2014: 447-520.
- [3] MOO P W and DING Zhen. Coordinated radar resource management for networked phased array radars[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2015, 9(8): 1009-1020. doi: [10.1049/iet-rsn.2013.0368](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2013.0368).

- [4] KALANDROS M. Covariance control for sensor management in cluttered tracking environments[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2004, 27(3): 493–496. doi: [10.2514/1.10339](https://doi.org/10.2514/1.10339).
- [5] AUGHENBAUGH J M and LA COUR B R. Metric selection for information theoretic sensor management[C]. The 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, 2008: 1–8.
- [6] 周林. 基于信息论的传感器管理算法研究[D]. [硕士论文], 河南大学, 2005: 34–42.
ZHOU Lin. The algorithm of sensor management based on information theory[D]. [Master dissertation], Henan University, 2005: 34–42.
- [7] WANG Xiaoying, HOSEINNEZHAD R, GOSTAR A K, *et al.* Multi-sensor control for multi-object bayes filters[J]. *Signal Processing*, 2018, 142: 260–270. doi: [10.1016/j.sigpro.2017.07.031](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2017.07.031).
- [8] SEOK J, ZHAO Jinxin, SELVAKUMAR J, *et al.* Radar resource management: Dynamic programming and dynamic finite state machines[C]. 2013 European Control Conference, Zurich, Switzerland, 2013: 4100–4105.
- [9] DELIGIANNIS A and LAMBOTHARAN S. A Bayesian game theoretic framework for resource allocation in multistatic radar networks[C]. 2017 IEEE Radar Conference, Seattle, USA, 2017: 546–551. doi: [10.1109/RADAR.2017.7944263](https://doi.org/10.1109/RADAR.2017.7944263).
- [10] 方德亮, 冉晓旻, 李鸥. 一种能量有效的分布式传感器管理算法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2017, 44(2): 171–177. doi: [10.3969/j.issn.1001-2400.2017.02.029](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-2400.2017.02.029).
FANG Deliang, RAN Xiaomin, and LI Ou. Energy efficient distributed sensor management algorithm[J]. *Journal of Xidian University.*, 2017, 44(2): 171–177. doi: [10.3969/j.issn.1001-2400.2017.02.029](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-2400.2017.02.029).
- [11] RUSU C, THOMPSON J, and ROBERTSON N M. Sensor scheduling with time, energy, and communication constraints[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(2): 528–539. doi: [10.1109/TSP.2017.2773429](https://doi.org/10.1109/TSP.2017.2773429).
- [12] JAIN N K, NANGIA U, and JAIN J. A Review of particle swarm optimization[J]. *Journal of the Institution of Engineers (India): Series B*, 2018, 99(4): 407–411. doi: [10.1007/s40031-018-0323-y](https://doi.org/10.1007/s40031-018-0323-y).
- [13] 郭广颂, 文振华, 郝国生. 基于群体决策的多用户协同交互式遗传算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(9): 2165–2172. doi: [10.11999/JEIT171234](https://doi.org/10.11999/JEIT171234).
GUO Guangsong, WEN Zhenhua, and HAO Guosheng. Interactive genetic algorithm based on collective decision making with multi-user collaboration[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(9): 2165–2172. doi: [10.11999/JEIT171234](https://doi.org/10.11999/JEIT171234).
- [14] NADJIASNGAR R and CHARLISH A. A performance model for target tracking with a radar network[C]. Proceedings of IEEE Radar Conference, Johannesburg, South Africa, 2015: 117–123. doi: [10.1109/RadarConf.2015.7411887](https://doi.org/10.1109/RadarConf.2015.7411887).
- [15] HANSEN J, RAJKUMAR R, LEHOCZKY J, *et al.* Resource management for radar tracking[C]. 2006 IEEE Conference on Radar, Verona, USA, 2006: 358–363. doi: [10.1109/RADAR.2006.1631788](https://doi.org/10.1109/RADAR.2006.1631788).
- [16] BOYD S and VANDENBERGHE L. *Convex Optimization*[M]. London, England: Cambridge University Press, 2004: 99–103.
- [17] FRANCU M, KERMAN R, and SINNAMON G. A new algorithm for approximating the least concave majorant[J]. *Czechoslovak Mathematical Journal*, 2017, 67(4): 1071–1093. doi: [10.21136/CMJ.2017.0408-16](https://doi.org/10.21136/CMJ.2017.0408-16).
- 杨善超: 男, 1992年生, 博士生, 研究方向为相控阵雷达资源管理、预警情报组网。
田康生: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为相控阵雷达资源管理、预警情报组网。
吴长飞: 男, 1981年生, 讲师, 硕士, 研究方向为预警情报处理、预警情报信息系统。