

基于改进麻雀搜索算法的组网雷达功率控制

杨洁, 苏东, 曾耀平

(西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121)

摘要: 为了进一步优化目标跟踪模式下组网雷达系统的功率控制问题, 提出一种使用改进麻雀搜索算法(improved sparrow search algorithm, ISSA)优化组网雷达辐射功率分配的方法。ISSA算法是基于鸟群算法迁徙行为中较强的搜索能力来增强麻雀算法觅食行为中较弱的搜索能力。并以施里海尔(Schleher)截获因子为目标, 以反向散射信号和估计的目标响应之间互信息(mutual information, MI)的最小值和组网雷达系统总接收信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)为约束, 建立组网雷达功率优化模型并使用ISSA求解。最后将ISSA算法、麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)和非线性规划遗传算法(nonlinear programming based on genetic algorithm, NPGA)等应用于组网雷达功率分配模型中。仿真结果表明, 使用ISSA算法的最大辐射功率比NPGA降低了7.05%, 平均截获因子降低了8.19%, 平均单次运行时间降低了53.75%, ISSA算法能更好地优化组网雷达功率控制问题。

关键词: 组网雷达; 辐射功率; 麻雀搜索算法; 施里海尔截获因子; 互信息

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2021)11-0170-06

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2021.11.028

Power Control of Netted Radar Based on Improved Sparrow Search Algorithm

YANG Jie, SU Dong, ZENG Yao-ping

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: In order to further optimize the power control problem of the networked radar system in the target tracking mode, a method of using the improved sparrow search algorithm (ISSA) to solve the radiated power distribution of the networked radar is proposed. ISSA is based on the stronger search ability in the migratory behavior of the bird swarm algorithm to enhance the weak search ability in the foraging behavior of the sparrow algorithm. With Schleher interception factor as the target, and the minimum value of mutual information (MI) between the backscatter signal and the estimated target response and the total received signal-to-noise ratio (SNR) as the constraint, the power optimization model of the networked radar is established and solved by ISSA. Finally, ISSA, sparrow search algorithm (SSA) and nonlinear programming based on genetic algorithm (NPGA) are applied to the networked radar power allocation model. The simulation shows that the maximum radiated power of ISSA is reduced by 7.05% compared with NPGA, the average intercept factor is reduced by 8.19%, and the average single run time is reduced by 53.75%. ISSA can better optimize the networked radar power control problem.

Key words: netted radar; radiated power; sparrow search algorithm; Schleher interception factor; mutual information

0 引言

雷达辐射功率管理是提高雷达系统射频隐身性能的重要技术。相对于传统单基地雷达, 组网雷达系统具有低截获、抗干扰和抗导弹等卓越能力。可以利用信号和空间分集来提高目标检测、分类和估计精度的性能^[1-2]。组网雷达系统的优化已经进行了长期而深

入的研究, 传统跟踪模式下的雷达辐射功率控制是以截获因子、采样周期或最小化辐射功率等为目标, 以雷达跟踪精度为约束条件, 建立单次辐射能量最优控制模型。但在目标机动以及环境变幻莫测的条件下, 传统雷达辐射功率管理不能更好地适应环境的多变性, 具有一定的局限性, 如何在提升组网雷达辐射功率控

收稿日期: 2021-01-14

修回日期: 2021-05-17

基金项目: 陕西省重点研发计划项目(2020NY-161)

作者简介: 杨洁(1976-), 女, 副教授, 从事信号处理及应用研究; 通讯作者: 苏东(1996-), 男, 硕士研究生, 研究方向为信号处理技术及应用。

制的前提下,取得更高的实时性是雷达功率控制的关键。

伴随着群智能优化算法的出现和发展,基于其全局寻优能力强,收敛速度快等特点,较之于普通的自适应组网雷达(ordinary radar network,ORN)算法有更优的性能,被广泛用于雷达跟踪目标时关于射频隐身性能优化的功率分配问题。文献[3-7]将群智能优化算法应用到目标跟踪领域,结合相关跟踪算法,有效提升了目标跟踪的精度。李邱斌等人^[8]使用粒子群算法(particle swarm optimization,PSO)优化自适应采样周期和辐射功率等参数,降低了跟踪误差性能,提升了雷达系统的射频隐身性能。郑海洋^[9]以模糊模拟、神经网络与遗传算法相结合的混合智能算法求解基于模糊规划的雷达组网优化模型。时晨光^[10]使用非线性规划遗传算法(nonlinear programming based on genetic algorithm,NPGA)对模型进行求解。但是由于目标机动以及战场环境变幻莫测,使用NPGA算法求解实时性问题不能得到良好的解决。

文献[11]针对若干群智能优化算法进行对比,通过实验验证了各算法的特点,便于使用和计算。文献[12]提出的麻雀搜索算法(sparrow search algorithm,SSA)是一种基于麻雀觅食和反捕食行为的新型群智能优化算法,SSA算法比大部分智能算法具有更好的寻优性能,但是其仍会有陷入局部最优的趋势。文献[13]结合鸟群算法(bird swarm algorithm,BSA)的思想改进SSA算法,使其获得更好的全局寻优能力。因此文中以信息论中互信息作为表征目标跟踪时的衡量指标,建立组网雷达目标跟踪时的功率分配模型,在满足给定互信息阈值的前提下,采用改进麻雀搜索算法(improved sparrow search algorithm,ISSA)对建立的非凸非线性约束的功率分配优化模型求解,使组网雷达中最大发射功率值最小化,从而提升组网雷达系统的低截获概率(low probability of intercept,LPI)性能。最后,通过仿真验证了该算法的可行性和有效性。

1 改进麻雀搜索算法

1.1 麻雀搜索算法

SSA算法是基于麻雀觅食和反捕食行为启发而提出的一种群智能优化算法。其将麻雀种群分为发现者、加入者和侦察者三部分。在麻雀觅食过程中,发现者为整个种群提供觅食区域和方向,加入者根据发现者提供的信息来获取食物。在反捕食过程中,当侦察者意识到有危险,会及时发出警报,整个种群会做出反捕食行为。

其中,发现者作为整个种群的觅食引导者,其搜索范围较广,通过记忆不断更新自身位置,一般占据整个

种群的10%~20%。发现者的位置更新如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot \text{iter}_{\max}}\right), R_2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \cdot L, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (1)$$

其中, t 表示当前迭代次数; iter_{\max} 表示最大的迭代次数,是一个常数;预警值 $R_2 \in [0,1]$;安全值 $ST \in [0.5,1]$;随机数 $\alpha \in (0,1]$; Q 表示服从正态分布的随机数; L 表示矩阵元素全为1的 $1 \times d$ 矩阵。

加入者根据发现者提供的信息时刻进行觅食来获取更高的适应度。并且,发现者和加入者的身份是动态变化的,但是其所占整个种群的比例保持不变。加入者的位置更新如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{w,j}^t - x_{i,j}^t}{t^2}\right), i > n/2 \\ x_{p,j}^{t+1} + |x_{i,j}^t - x_{p,j}^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $x_{w,j}^t$ 表示当前发现者最差的位置; $x_{p,j}^{t+1}$ 表示 $t+1$ 时刻发现者所占据的最优位置; A 表示矩阵元素随机赋值为1或者-1的 $1 \times d$ 矩阵,并且 $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ 。

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + x_{i,j}^t \cdot \text{randn}(0,1) \quad (3)$$

侦察者会对捕食的环境进行监视,当种群附近出现捕食者时及时提醒整个种群做出反捕食行为,一般占据整个种群的10%~20%。侦察者的位置更新如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{b,j}^t + \beta \cdot |x_{i,j}^t - x_{b,j}^t|, f_i \neq f_g \\ x_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|x_{i,j}^t - x_{w,j}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon}\right), f_i = f_g \end{cases} \quad (4)$$

其中, $x_{b,j}^t$ 表示当前时刻全局最佳位置;随机数 β 服从标准的正态分布;随机数 $K \in [-1,1]$; f_i 表示当前时刻麻雀个体的适应度值; f_g 表示当前时刻麻雀个体的全局最优适应度值; f_w 表示当前时刻麻雀个体的最差适应度值;常数 ε 是为了避免分母为零。

1.2 鸟群算法

BSA算法是受鸟群觅食、警戒和迁徙行为启发提出的群智能优化算法。在整个群体中存在三种行为:觅食行为、警戒行为和飞行行为。

在觅食时,每只鸟将自己的觅食经验在整个群体中及时共享:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + (p_{i,j} - x_{i,j}^t) \cdot C \cdot \text{rand}(0,1) + (g_j - x_{i,j}^t) \cdot S \cdot \text{rand}(0,1) \quad (5)$$

式中, $\text{rand}(0,1)$ 表示服从(0,1)的均匀分布数; C 和 S 分别表示认知和社会加速系数,且均为整数; $p_{i,j}$ 表示第 i 只鸟的最佳先前位置; g_j 表示该种群共享的最佳位置。

整个种群中,食物储备最多的鸟称为发现者,储备最少的鸟称为加入者,其他鸟随机分为二者之一。在警戒情况下,每只鸟都会尝试朝着种群中心移动,发现

者会更靠近群体的中央,其移动行为可表示为:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + A_1 \cdot (\text{mean}_j - x_{i,j}^t) \cdot \text{rand}(0,1) + A_2 \cdot (p_{k,j} - x_{i,j}^t) \cdot \text{rand}(-1,1) \quad (6)$$

式中, A_1 用来计算发现者的最佳适应度值; mean_j 表示整个种群的平均位置; A_2 用来计算加入者的最佳适应度值。

为了寻找食物或者逃避追捕者,鸟群会产生迁徙,迁徙到新的区域每只鸟的身份将发生改变。

发现者的行为可描述如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + x_{i,j}^t \cdot \text{randn}(0,1) \quad (7)$$

其中, $\text{randn}(0,1)$ 表示服从正态高斯分布的随机数。

加入者的位置更新为:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + (x_{k,j}^t - x_{i,j}^t) \cdot \text{FL} \cdot \text{rand}(0,1) \quad (8)$$

其中, $\text{FL} \in [0,1]$ 表示加入者随同生产者觅食的概率; $k \in [1,2,\dots,N]$ 且 $k \neq i$ 。

1.3 改进的麻雀搜索算法

由于 SSA 算法在 $R_2 < \text{ST}$ 时,使用式(1)会使得麻雀个体的每一维都在变小,相较 BSA 算法中发现者在飞行行为中搜索策略较差。故而结合式(1)和式(7)对 SSA 算法中发现者的位置更新进行如下改进。假设迭代次数为 500,原 SSA 算法搜索范围和改进后搜索范围如图 1 所示。

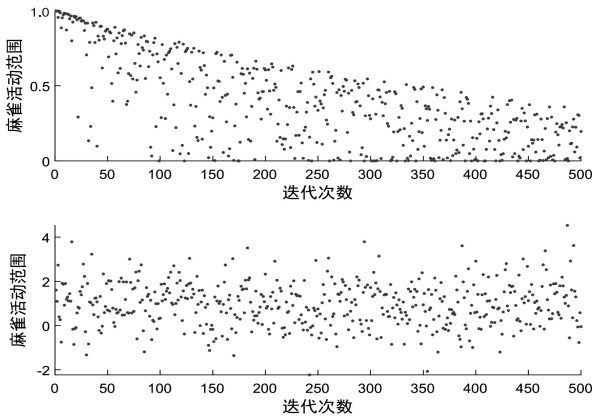


图 1 改进前后算法搜索范围示意图

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t + x_{i,j}^t \cdot \text{randn}(0,1), R_2 < \text{ST} \\ x_{i,j}^t + Q, R_2 \geq \text{ST} \end{cases} \quad (9)$$

同时 SSA 算法中,加入者在向最佳位置靠近时以降低种群多样性为代价而达到快速收敛效果,容易使算法陷入局部最优。而 BSA 算法中,加入者以一定概率向发现者靠近,在保证种群多样性的前提下,可有效跳出局部最优。故而结合式(2)和式(8)对 SSA 算法中加入者的位置更新进行如下改进:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{w,j}^t - x_{i,j}^t}{l}\right), i > n/2 \\ x_{i,j}^t + (x_{k,j}^t - x_{i,j}^t) \cdot \text{FL} \cdot \text{rand}(0,1), \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

综上所述,基于 BSA 算法改进的 SSA 算法流程为:

步骤 1:初始化种群;设置算法的参数,包括种群数、迭代次数、发现者比例、发现者警戒阈值、侦察者个数、目标函数的维数、初始值的上下界以及求解精度。

步骤 2:计算种群个体适应度值,选出当前最优位置 and 最优适应度值以及最差位置和最差适应度值;

步骤 3:根据发现者比例,选取最优适应度值的前部分作为发现者,并根据公式(9)更新发现者位置;

步骤 4:将最优适应度值剩下的部分作为加入者,并根据公式(10)更新加入者位置;

步骤 5:根据侦察者的比例在种群中随机选取部分麻雀作为侦察者,并根据公式(3)更新侦察者位置;

步骤 6:计算适应度值,若算法达到最大迭代次数,停止迭代,输出最优适应度值,否则重复执行步骤 2~步骤 6。

综上,改进 ISSA 算法流程如图 2 所示。

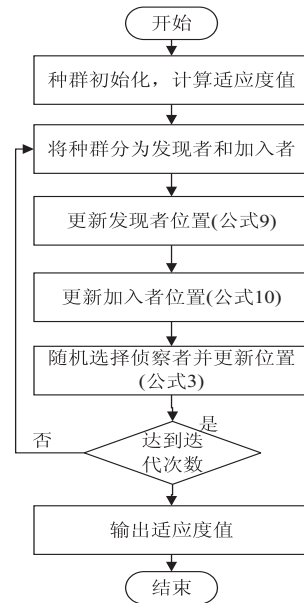


图 2 ISSA 算法流程

2 基于 ISSA 的组网雷达功率控制

2.1 机载组网雷达的 Schleher 截获因子

Schleher 截获因子是用来评估组网雷达的低截获性能,组网雷达的截获因子^[14]为:

$$\alpha_{\text{NET}} = \left(\frac{P_T}{P_{\text{tot}}N}\right)^{1/4} \quad (11)$$

式中, P_T 为组网雷达总发射功率, P_{tot} 为单基地雷达的最大发射功率, N 为组网雷达的数量。

2.2 IMM-EKF 算法

扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法是一种用来进行目标跟踪的算法,但是 EKF 算法只对单一运动模型的目标跟踪效果显著,所以一般使用

交互式多模型 (interacting multiple model, IMM) 算法估计机动目标的多模型问题。

令 $\hat{X}^i(k|k-1)$ 为 $k-1$ 时刻模型 i 的目标状态预测, $u^i(k|k-1)$ 为模型 i 的预测概率, $P^i(k|k-1)$ 为模型 i 的预测状态协方差矩阵, 则 k 时刻的模型交互预测目标状态与预测协方差矩阵分别为:

$$\hat{X}_p^{\text{IMM}}(k|k-1) = \sum_{i=1}^3 \hat{X}^i(k|k-1) u^i(k|k-1) \quad (12)$$

$$P_p^{\text{IMM}}(k|k-1) = \sum_{i=1}^3 u^i(k|k-1) \{ P^i(k|k-1) + [\hat{X}^i(k|k-1) - \hat{X}_p^{\text{IMM}}(k|k-1)] \times [\hat{X}^i(k|k-1) - \hat{X}_p^{\text{IMM}}(k|k-1)]^T \} \quad (13)$$

2.3 基于 MI 的组网雷达功率分配

最大化互信息可以使雷达获得更好的估计目标的能力^[15]。组网雷达的互信息^[14]为:

$$I_{\text{NET}}^{\text{def}} = I(Y; G | X) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \ln(\sigma_\theta^2 + P_{T_i} \sigma_g^2 p_{ij}^2) - NK \ln \sigma_\theta^2 \quad (14)$$

式中, $I(Y; G | X)$ 是给定传输矩阵 X 时 Y 和 G 之间的互信息, P_{T_i} 为第 i 部雷达的发射功率。

基于互信息的组网雷达功率控制模型为^[14]:

$$\begin{aligned} & \min_p \alpha_{\text{NET}} \\ \text{s. t. } & \begin{cases} I_{\text{NET}} \geq I_{\text{MIN}} \\ \text{SNR}_{\text{NET}} \geq \text{SNR}_{\text{MIN}} \\ \sum_{i=1}^M P_{T_i} \leq P_{\text{TOT}} \\ P_{T_i} > 0 \quad (1, 2, \dots, M) \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

式中, $P = [P_{T_1}, P_{T_2}, \dots, P_{T_M}]^T$ 为组网雷达的发射功率。

2.4 基于 ISSA 的组网雷达功率控制算法步骤

步骤 1: 初始化。

(a) 在初始时间 $t=0$ 时刻, 初始化组网雷达参数, 目标状态 x_0 和互信息的最小值 I_{MIN} 。

(b) 设置 SSA 中的参数, 如种群大小、迭代次数、可变范围等。

(c) 设置初始种群数量, 并计算相应的适应度值。

步骤 2: 使用 IMM-EKF 算法进行目标跟踪。

(a) 给定 $k-1$ 时刻模型 i 的目标状态估计矢量 $\hat{X}_i(k-1|k-1)$, 模型概率 $u_i(k-1|k-1)$ 和相应的误差协方差矩阵 $P_i(k-1|k-1)$;

(b) 使用公式 (12) 和公式 (13) 计算预测目标状态估计 $\hat{X}_p^{\text{IMM}}(k|k-1)$ 和相应的预测误差协方差矩阵 $P_p^{\text{IMM}}(k|k-1)$ 。

步骤 3: 使用 ISSA 算法优化组网雷达的发射

功率。

(a) 根据预先设定的门限 I_{MIN} 以及利用各雷达预测信噪比 $\text{SNR}_{ij}^{\text{IMM}}(k)$ 使用公式 (15) 计算 k 时刻各雷达各发射功率 $P_{i,i}(k)$, 并用得到的发射功率来更新量测噪声协方差矩阵 $R(k)$ 和卡尔曼增益矩阵 $K(k)$ 。

(b) 利用得到的量测信息 $Z(k)$ 对目标状态进行更新。

步骤 4: 重复步骤 2~3。

3 仿真结果及分析

为了验证 ISSA 算法的可行性和有效性, 本节针对一个二维的平面运动场景进行仿真。组网雷达采用四对发射机-接收机, 其中参数设置如表 1 所示。目标跟踪时的最小 MI 和系统的总 SNR 最小值可以在每部雷达以最大发射功率和距离目标最远的条件下得到。

表 1 组网雷达系统参数设置

参数	数值	参数	数值
G_i / dB	30	τ / s	1×10^{-6}
G_r / dB	30	λ / m	0.03
σ_{ij}^2	1	P_{ii}^{max} / kW	6
σ_θ^2 / W	10^{-11}	$P_{\text{TOT}}^{\text{max}}$ / kW	24
c / (m/s)	3×10^8	T / s	1

在目标的跟踪过程中, 各雷达初始位置分别位于 (0,0) km, (40,0) km, (0,40) km, (40,40) km 并且各雷达分别以 $[125\sqrt{2} \text{ m/s}, 125\sqrt{2} \text{ m/s}]$ 的速度匀速运动。目标初始状态 $X(1) = [90 \text{ km}, 300 \text{ m/s}, 100 \text{ km}, 400 \text{ m/s}]^T$ 。目标的匀速运动模型 H_{CV} 、具有正角速度 $\omega_+ = 5 \text{ rad/s}$ 的协调转弯模型 H_{CT} 和具有负角速度 $\omega_- = -5 \text{ rad/s}$ 的协调转弯模型 H_{CT} 的初始概率均为 1/3。

$$H_{\text{CV}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H_{\text{CT}} = \begin{bmatrix} 0 & \sin(wT)/w & 0 & (\cos(wT) - 1)/w \\ 0 & \cos(wT) & 0 & \sin(wT) \\ 0 & (1 - \cos(wT))/w & 1 & \sin(wT)/w \\ 0 & \sin(wT) & 0 & \cos(wT) \end{bmatrix} \quad (16)$$

目标运动模型转移概率矩阵为:

$$P_{\text{trans}} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.05 & 0.15 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (17)$$

目标跟踪的初始误差协方差矩阵为 $P(1|1) = \text{diag}\{100, 15, 100, 15\}$ 。

为了验证 ISSA 算法能更好地解决目标跟踪过程

中组网雷达功率控制问题,文中将分别使用 SSA、NPGA 和 ORN 这三种算法来与之对比。

假定 NPGA 中种群数为 100,交叉概率为 0.6,变异概率为 0.01,进化代数数为 100 代;SSA 算法的种群数为 100,迭代次数为 100,发现者警戒阈值为 0.8,发现者比例为 0.2,侦察者比例为 0.1;ISSA 参数设置与 SSA 相同。

图 3~图 5 分别表示使用 NPGA、SSA、ISSA 求解约束的各雷达功率分配结果。从图中可以看出,在目标与机载雷达相对运动过程中,各雷达的发射功率自适应地调整,并且更多的发射功率分配给了距离目标更近的组网雷达,在这种情况下,传播损耗较小,而且可以提高接收信号的信噪比。

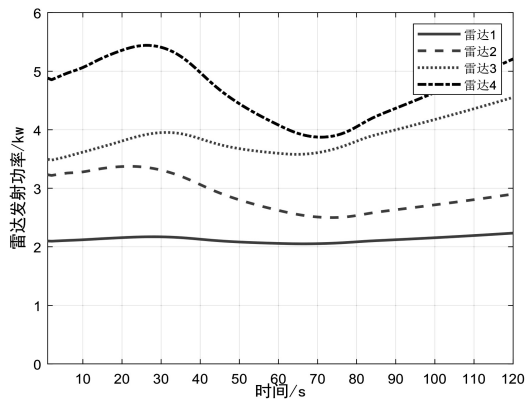


图 3 基于 NPGA 算法功率分配

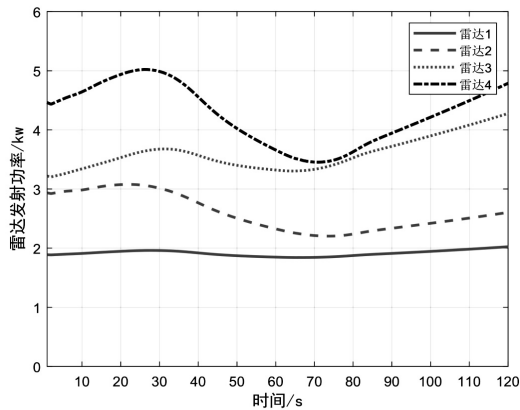


图 4 基于 SSA 算法功率分配

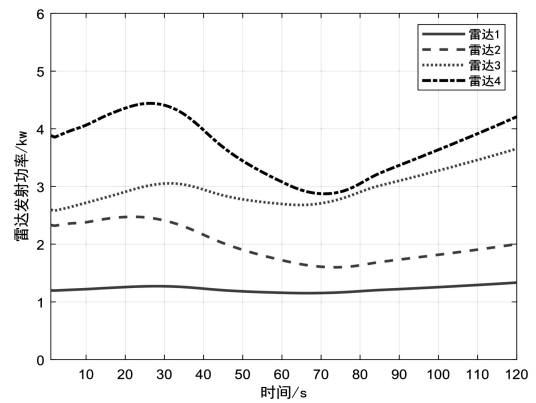


图 5 基于 ISSA 算法功率分配

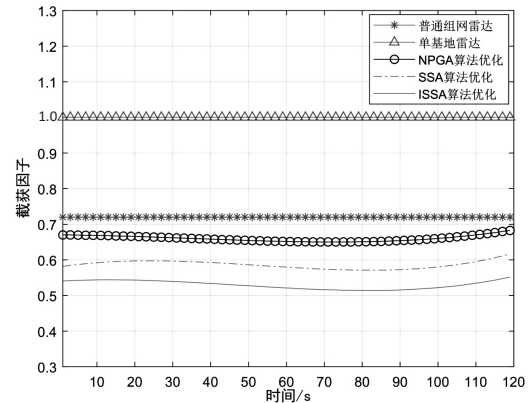


图 6 归一化后的拦截因子

图 6 是文中使用 ISSA 算法优化组网雷达发射功率之后的归一化截获因子和其他算法优化结果的比较。单基地雷达的发射功率恒定为 24 kW,普通组网雷达的发射功率恒定为 24 kW,并且 $M = N = 4$ 。从图中可以看出,组网雷达的截获因子比单基地雷达要小。此外,使用智能算法优化之后的功率也会更小,尤其是 ISSA 算法,其截获因子是最小的,射频隐身性能显然是最好的。

为了进一步量化算法的性能,仿真对最大辐射功率、平均截获因子和跟踪误差等参数进行了量化比较,如表 2 所示。ISSA 算法最大辐射功率与 NPGA 算法相比,降低了 7.05%;ISSA 算法最大辐射功率与 SSA 算法相比,降低了 6.94%。ISSA 算法平均截获因子与 NPGA 算法相比,降低了 8.19%;ISSA 算法平均截获

表 2 算法性能比较

算法	最大辐射功率/kW	平均截获因子	位移 RMSE/m		速度 RMSE/(m × s ⁻¹)		时间/s
			x 方向	y 方向	x 方向	y 方向	
ORN	6.000 0	0.717 1	57.430 6	67.691 9	15.850 8	10.773 9	0.045 2
NPGA	5.820 3	0.631 4	52.835 3	62.573 8	15.355 1	10.425 7	0.962 9
SSA	5.813 5	0.622 7	47.712 1	56.898 6	14.664 4	10.081 9	0.485 7
ISSA	5.409 8	0.579 7	41.635 2	51.334 2	14.015 3	9.892 4	0.445 3

因子与 SSA 算法相比,降低了 6.91%。ISSA 算法 x 方向和 y 方向位移均方根误差(root mean square error, RMSE)与 NPGA 算法相比,分别降低了 21.2% 和 17.96%;ISSA 算法 x 方向和 y 方向位移 RMSE 与 SSA 算法相比,分别降低了 12.74% 和 9.78%。ISSA 算法 x 方向和 y 方向速度 RMSE 与 NPGA 算法相比,分别降低了 8.73% 和 5.12%;ISSA 算法 x 方向和 y 方向速度 RMSE 与 SSA 算法相比,分别降低了 4.43% 和 1.88%。ISSA 算法单次运行时间与 NPGA 算法相比,降低了 53.75%;ISSA 算法单次运行时间与 SSA 算法相比,降低了 8.32%。

ISSA 算法最大辐射功率与 ORN 算法相比,降低了 9.84%。ISSA 算法平均截获因子与 ORN 算法相比,降低了 19.16%。ISSA 算法 x 方向和 y 方向位移 RMSE 与 ORN 算法相比,分别降低了 27.5% 和 24.16%。ISSA 算法 x 方向和 y 方向速度 RMSE 与 ORN 算法相比,分别降低了 11.58% 和 8.18%。ISSA 算法单次运行时间与 ORN 算法,增大了 8.85 倍。

4 结束语

首先对基本的麻雀搜索算法和鸟群算法的原理进行了介绍,并结合鸟群算法搜索能力强的特点改进了麻雀搜索算法容易陷入局部最优的问题,最后使用改进的算法优化组网系统中雷达之间的功率管理。使用 ISSA 算法,相对于传统算法,有效降低了最大辐射功率和平均截获因子等,虽然增大了单次预测时间,但是整体低截获性能显著得到了优化。相对于 NPGA 和 SSA,ISSA 算法用于解决此问题有很大优势,不仅降低了最大辐射功率和平均截获因子等,还有效提升了实时性,以便满足跟踪、探测或者在战场环境中的射频隐身需求。

参考文献:

[1] HAIMOVICH A M, BLUM R S, CIMINI Jr, et al. MIMO radar with widely separated antennas[J]. IEEE Signal Process-

ing Magazine, 2008, 25(1): 116-129.

- [2] TENG Y, GRIFFITHS H D, BAKER C J, et al. Netted radar sensitivity and ambiguity[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2007, 1(6): 479-486.
- [3] 林晓杰. 基于人工智能算法的粒子滤波跟踪算法研究[D]. 大连:大连海事大学, 2020.
- [4] 黄文奎, 罗 峰, 胡凤鉴. 一种 Kalman 最近邻的智能汽车传感器多目标跟踪算法[J]. 机电一体化, 2017, 23(12): 32-37.
- [5] 马兆南, 裴腾达, 张 浩. 一种改进的粒子滤波目标跟踪算法[J]. 辽宁工程技术大学学报:自然科学版, 2016, 35(9): 978-982.
- [6] 刘建华. 基于智能优化算法的机器人路径规划与目标跟踪方法研究[D]. 上海:东华大学, 2017.
- [7] 孙 柱, 赵 强, 张 娜, 等. 基于粒子群算法的智能车辆多目标跟踪[J]. 森林工程, 2020, 36(4): 70-75.
- [8] 李邱斌, 张贞凯, 田雨波. 基于射频隐身的采样周期和辐射功率控制方法研究[J]. 电讯技术, 2016, 56(4): 430-435.
- [9] 郑海洋. 雷达组网资源优化研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2017.
- [10] 时晨光. 机载雷达组网射频隐身技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2017.
- [11] 李雅丽, 王淑琴, 陈倩茹, 等. 若干新型群智能优化算法的对比研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(22): 1-12.
- [12] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [13] 吕 鑫, 慕晓冬, 张 钧. 基于改进麻雀搜索算法的多阈值图像分割[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(2): 318-327.
- [14] 时晨光, 汪 飞, 周建江, 等. 基于低截获概率优化的雷达组网系统最优功率分配算法[J]. 雷达学报, 2014, 3(4): 465-473.
- [15] YANG Y, BLUM R S. MIMO radar waveform design based on mutual information and minimum mean-square error estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(1): 330-343.