

智能优化技术在雷达系统中的应用

薛 慧^{1,2}, 张 涛¹, 王 锐¹, 孙 俊², 于俊朋², 李 归²

(1. 国防科技大学 系统工程学院, 长沙 410073; 2. 南京电子技术研究所, 南京 210039)

摘要:首先介绍了雷达系统设计过程中各分系统的重要参数,分析了各设计参数之间的制约关系,并以此作为未来雷达优化的约束条件;然后,对比了当前典型多目标优化算法的优缺点,分析其不同的适用领域;再从雷达波形、天线以及发射机、系统工程等多个角度对当前已经应用于雷达设计中的智能优化技术进行了分类介绍;最后,对未来雷达的智能化发展趋势进行了展望。以期对未来雷达的智能化应用及智能化雷达的优化设计提供参考。

关键词:智能优化;多目标优化;雷达;遗传算法;进化算法

中图分类号:TN958 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-7859(2020)02-0001-06

引用格式:薛 慧, 张 涛, 王 锐, 等. 智能优化技术在雷达系统中的应用[J]. 现代雷达, 2020, 42(2): 1-6.

XUE Hui, ZHANG Tao, WANG Rui, et al. Application of intelligent optimization technology in radar system[J]. Modern Radar, 2020, 42(2): 1-6.

Application of Intelligent Optimization Technology in Radar System

XUE Hui^{1,2}, ZHANG Tao¹, WANG Rui¹, SUN Jun², YU Junpeng², LI Gui²

(1. College of System Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

(2. Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing 210039, China)

Abstract: Firstly, the key parameters of each subsystem in the radar system are introduced and the constraints between the parameters as the constraint condition for radar optimization are analyzed. Secondly, the advantages and disadvantages of current typical multi-objective optimization algorithms are compared and their different application fields are analyzed. Thirdly, the intelligent optimization technologies that have been applied to radar design are classified and introduced from different perspectives of radar waveform design, antenna design, transmitter and so on. Finally, the future development trend of the intelligentization of radar is prospected. It is hoped that the summary analysis of this article can provide a reference for the intelligent design of radar in the future.

Key words: intelligent optimization; multi-target optimization; radar; genetic algorithm; evolutionary algorithm

0 引 言

无论是在科学研究中还是在工程应用上,最优设计问题是最常见的问题之一^[1],例如航空航天^[2]、作业调度、资源分配、能源互联网^[3-4]、波形设计^[5-6]、路径规划^[7-8]等诸多领域都存在着如何科学合理地设计最佳方案的问题。而优化算法则是以数学知识为基础,模仿生物行为过程,通过建立数学模型求解这类问题的技术和方法。目前优化方法的研究与应用已经深入到了生产和科研的多个领域,也成为人工智能领域的一个重要研究方向。依据目标函数的个数,优化问题可分为单目标优化和多目标优化;又可以根据有无约束条件分为带约束的优化问题和无约束优化问题。与单目标优化问题仅考虑一个目标函数不同,多目标优化问题需要同时优化多个目标函数,而且这些目标

之间通常不是独立存在的,而是相互制约的,即某个目标被改善的同时,会使得其他目标的性能下降。因此,如何在多个目标函数中求解最优解(集)从而指导工程设计是一个十分重要且需要迫切研究的问题^[1]。

雷达作为一个复杂的军事装备,可以为各种武器装备提供目标信息,已经日益发展成为未来战场上的信息指挥中心^[9]。表征雷达系统性能的参数超过了 20 个,而且有多对参数相互矛盾制约,如波束宽度和探测精度、无模糊距离与无模糊速度等。随着人工智能的快速发展,越来越多的国内外学者开始研究将人工智能技术应用于雷达,因为其对被优化目标函数的形式不限,适应性强,所以已经有不少研究人员开始研究通过智能优化算法优化雷达的天线、波形、抗干扰策略^[10-12]等,但总体来说尚处于初级阶段。

本文首先梳理了雷达主要性能参数,即常用的优化目标,分析雷达设计过程中的制约参数;然后,总结了典型智能优化算法的特征和优缺点及适用领域;再

通信作者:薛慧 Email:xuehui_2001@163.com
收稿日期:2019-10-15 修订日期:2019-12-16

从雷达各个分系统出发,详细阐述了当前已经开展的将智能优化应用于雷达的研究成果,为后面的深入研究打好基础;最后,指出下一步发展方向。

1 雷达常用优化目标

雷达作为一个复杂的探测系统,主要由电源、发射机、天线、接收机、信号处理与数据处理、显示与控制等分系统组成。雷达的设计过程涉及到的主要参数有20多个,当然不同雷达的设计需要的参数也不同,表1以某机载脉冲多普勒雷达为例,分析雷达主要性能参数及决定条件和制约条件^[13-15]。

表 1 雷达的主要性能参数表

系统/分系统	性能	参数
总体指标	主要用途	预警、火控、成像等
	覆盖范围	雷达扫描可覆盖的范围
	探测距离	取决于发射功率、天线增益、目标的雷达截面积(目标尺寸、反射率、方向性)、天线有效面积、目标照射时间、最小可检测信号能量等
	测距精度	测距精度取决于脉冲长度,调制方式及瞬时带宽
	方位/俯仰分辨率	取决于波束宽度,波束宽度越小,分辨率越高,但是扫描整个空间消耗时间长,回访时间短
发射机	中心频率	主要取决于雷达的用途,受限于带宽和雷达分辨率;载频越高,天线尺寸越小,反之
	发射功率	发射功率越大,探测距离越远,但会增加散热负担,且对于机载平台会增加体积、质量及雷达耗油量
	发射波形	取决于探测目标的尺寸、形状等及探测环境和受干扰类型
	带宽	雷达信号的带宽,与脉冲宽度成反比,带宽越大雷达距离分辨率越高
	频率步进 频率数量	跳频个数,可增强现代雷达对抗能力
	调制类型	脉内或脉间调制(调频、调幅、调相),可通过对回波的解码获得好的分辨率
	脉冲长度	脉冲的持续时间,如果没有调制,脉冲持续时间越长,距离分辨率越差,反之;但脉冲持续时间越短,单个脉冲能量越小
	重复频率 PRF	决定探测距离和多普勒频率的模糊程度,而模糊程度决定了雷达直接测量距离和接近速率的能力,同时决定雷达抑制地杂波的能力
天线	天线尺寸	天线越大,接收能量越多,探测距离越远;天线越大,角度分辨率越高
	波束宽度	波束宽度决定了雷达在该方位和俯仰方向上的角分辨率
	扫描方式	机扫或相扫,受限于雷达成本和目标回访时间需求

如表1所示,雷达设计各参数相互制约,如发射功率与探测距离、系统散热及体积质量的矛盾。当其他参数一定时,发射功率越高,雷达探测距离越大,但是需要配备更强的冷却系统,这无疑会增加雷达系统的

体积能耗;雷达带宽是决定雷达距离分辨率的重要指标,带宽越大分辨率越高,但是雷达带宽与脉冲宽度成反比,脉冲宽度越小,雷达对目标的积累时间越短,探测距离越近;同理,雷达天线尺寸与飞机上严苛的体积质量限制、扫描速率与驻留时间和雷达在某一固定扫描范围内的总扫描时间也是相互约束。对于上述诸多参数,在雷达设计中如何“寻优”是个关键技术。寻优又分为在线寻优和离线寻优,如在天线设计的过程中,雷达探测距离、天线尺寸、质量以及载机分配给雷达的空间和质量限制即为一个有约束条件的多目标优化,这个问题可以通过离线优化完成;面对某复杂电磁环境,如何实时改变频率和调制模式,优化雷达波形,从而提高雷达抗干扰性能,这是一个在线的多目标优化问题。智能优化算法不仅可以离线优化雷达参数设计指导工程实现,同时具有在线优化雷达波形从而支持雷达智能决策的潜力,值得进行深入研究。

2 典型智能优化技术

智能优化技术是模拟生物机理演化而来的一类智能群体随机搜索算法^[16],在求解优化问题时无需考虑函数本身的可微性、可导性、连续性等梯度信息,具有较强的自适应性和自组织性,因其适合于求解多峰、多模态等高度复杂的非线性问题而得到广泛应用。智能优化算法同时对多个自变量进行操作,实现了搜索的多向性和全局性,在一次独立运行中可以搜索到多个非劣解,非常符合多目标优化中最优折衷解的特点,其潜在的并行性和分布式特点使其成为目前解决多目标优化问题最有效的方法。

常用的智能优化算法包括遗传算法、模拟退火算法、蚁群算法、粒子群算法、禁忌搜索算法、人工神经网络等^[17,1],表2对常用优化算法的主要特征和适用性进行了总结^[18-19]。其中,模拟退火、遗传算法以及禁忌搜索被称为指导性搜索法,而神经网络则属于系统动态演化方法。

目前多目标优化算法的研究处于第三代,现有的多目标进化算法在解决两目标、三目标优化问题中已取得良好的效果和广泛应用,但当目标数量超过三个时(即高维多目标优化),现有算法的优化效果大大降低。第三代多目标优化算法引入了一些新的协同、并行、量子和分布估计等进化策略,不断改善 Pareto 最优解集的求解过程和分布情况^[20],并广泛应用于通信网络的拓扑结构设计、水下目标探测、飞行器轨道设计、能源互联网^[21]以及航天发动机设计等领域,其优化对象的目标函数越来越复杂,规模也越来越大。

表 2 智能优化算法主要特征及适用性一览表

名称	主要特征	优点及适用范围	缺点
遗传算法 (GA)	GA 模拟进化论思想“物竞天择,适者生存”,利用随机化技术对被编码的参数空间进行高效搜索,遗传操作包括选择、交叉和变异,五大要素包括参数编码、初始群体设定、适应度函数设计、遗传操作设计、控制参数设定	简单易懂、通用、鲁棒性强、适合并行处理,适合求解有多参数、多变量、多目标、多区域的 NP-hard 问题;不需要很强的技巧,不需对问题有深入的了解	编码不规范及编码存在表示的不准确性; 单一的遗传编码不能全面地将优化问题的约束表示出来; 不能确定是否能保证收敛到最优解
模拟退火算法 (SA)	SA 是基于蒙特卡洛迭代求解策略的随机寻优算法,基于固体物质的退火过程与优化问题的相似性,结合爬山法和随机行走,通过概率突跳特性避免局部最优,关键包括新状态产生函数、新状态接受函数、抽样稳定准则、退温函数、退火结束准则,简称三函数两准则	可保证全局最优,对问题本身无特别要求,简单易行,通用性好,已应用于超大规模集成电路设计、图像识别等,对问题领域知识依赖少,当问题复杂性高且规模较大,适用该算法	收敛速度比较慢; 由于计算速度和时间的限制,在优化效果和计算时间之间存在矛盾,因而难以保证计算结果为全局最优,优化效果不甚理想 在每一温度下很难判定是否达到了平衡状态
禁忌搜索算法 (TSP)	TSP 通过模拟人类智能的记忆机制,起始于“局部搜索”,通过禁忌表的设置跳出局部最优,禁忌表、禁忌长度、特赦准则是禁忌算法优劣的关键	解能逃离局部极小值;与局部最优算法相比有较好的优化解;与模拟退火算法相比,思路易理解,算法易实现	对初始解的依赖较大;算法在问题规模较大时,需要有更多的迭代次数,搜索性能也有所下降;非并行搜索
蚁群算法 (ACA)	ACA 是最新发展的一种模拟蚂蚁群体智能行为的仿生优化算法,蚁群“探索”和“开发”能力的平衡是影响算法性能的关键	具有很强的自组织能力、优良的分布式计算机制和协作性,易于与其他方法相结合,非常适用于生产调度、动态任务分配等	缺少完善的理论依据,很难确定最优组合参数使算法求解性能最佳,算法的复杂性和环境变化的不确定性增加了算法的不可预测性
粒子群算法 (PSO)	PSO 源于对鸟群捕食的行为研究,是一种以群体为基础的最优化搜寻技术	简单容易实现并且参数调整少,已应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制等	数学理论基础相对薄弱;参数设置没有确切的理论依据,对具体问题和应用环境的依赖性强
差分进化算法 (DEA)	DE 是一种随机的并行直接搜索算法,可对非线性不可微连续空间函数进行最小化,基于实数编码,整体结构类似于遗传算法,变异操作是基于染色体的差异向量进行的	较强的易用性、稳健性和强大的全局寻优能力,广泛用于约束优化计算、聚类优化计算、非线性优化控制、滤波器设计、阵列天线方向图等	随着进化代数的增加,各个体之间的差异化信息逐渐缩小,后期收敛速度变慢,甚至有时会陷入局部最优

模拟退火、遗传算法、禁忌搜索、神经网络、蚁群算法在解决全局最优解等问题中有较大优势,其均为对自然过程的模拟。模拟退火思想源于物理学中固体物质的退火过程,遗传算法借鉴了自然界优胜劣汰的进化思想,禁忌搜索模拟了人类有记忆过程的智力过程,神经网络模拟人的大脑,蚁群算法模拟了蚂蚁觅食建房子的过程。各算法之间联系非常紧密,如模拟退火和遗传算法思想可用于神经网络中的自适应学习过程,各算法取长补短,从而得到更高效、更可靠的寻优结果指导工程技术难题。

此外,在多目标优化过程中,优化目标本身及其数量的选择至关重要,选择的目标太少,模型太简单,不能完整体现复杂系统的全局性能;选择的目标太多,不仅影响优化的速度,而且目标累赘会影响部分参数的优化效果,使整个优化算法不能达到真正的最优。因此,有部分学者开展了在模型误差可接受范围内如何减少优化目标维度的研究,如文献[22]指出对于某特定系统,首先应确立其关键参数中相互矛盾的参数对,然后对于某些存在相关变量的参数进行同类项合并,采用 δ -MOSS 和 k -EMOSS 方法计算最小的目标集。以雷达为

例,对于某雷达波形的优化,需要 9 个参数,但分析相互关系后,用 δ -MOSS 法进行模型误差分析,根据可接受的误差程度的不同可以将优化参数减少到 5~7 个。

3 智能优化技术在雷达中的应用

下面将根据雷达分系统的不同领域,对当前已公开报道的应用于雷达的智能优化技术进行分类总结。

3.1 雷达波形优化

在已公开的研究成果中,应用于雷达波形优化的智能算法是最多的,早期将多目标优化算法应用于雷达波形设计领域,主要是针对较简单的优化,如不同环境下脉冲重复频率 (PRF) 的选择;逐渐从两目标优化扩展到四目标优化。

早在 2003 年 ALABASTER C M 等^[23]开展了相关研究,建立了一个中 PRF 雷达模型,考虑旁瓣杂波等因素,优化 PRF 以尽量减小距离-多普勒盲区,并通过一个火控雷达说明了模型的正确性。

文献[24]应用 Pareto 强度进化算法 2 (SPEA2) 对单平台雷达的同时多任务波形设计进行了研究,设计参数包括峰值旁瓣电平 (PSL)、总体旁瓣电平 (ISL)、

动目标指示 (MTI) 回访时间、MTI 脉冲间隔,目标是当雷达需要同时执行地面动目标指示 (GMTI)、空中动目标指示 (AMTI)、SAR 成像等任务时,如何选择最优的发射波形。

2010 年,意大利的 MAIO A D 等^[25]开展了高斯噪声条件下基于 Pareto 前沿优化的雷达波形设计研究,设计了一个两目标优化函数,使雷达探测性能最大化的同时,使多普勒估计精度的 Cramer-Rao 下界(CRLB)最小,相当于是两个二次约束条件下使两个二次形最大化,该类问题多采用非凸多目标优化问题来解决。

2011 年,SATYABRATA S 等^[26]设计了一个正交频分复用雷达信号用于多路径效应下的动目标的探测,在其中使用了两目标优化方法,为了提高稀疏恢复的效率,使估计误差最小化,使马氏距离平方最大化以提高雷达检测性能,并通过数值例子说明了该雷达在保持一定稀疏恢复效率的基础上,采用自适应正交频分复用 (OFDM) 波形提升了雷达性能。

2012 年,PATTON L K 等^[27]研究了具有稀疏频谱的雷达波形优化设计,以时间包络(模数)、功率谱密度和模糊函数为优化目标,抛弃了传统的多目标优化方法,建立非线性约束规划,当某指定阻带中的发射能量最小时,得到满足约束条件的波形恒模和模糊函数,提出了一种自相关序列满足模糊约束,避免对距离旁瓣的超高精度控制而导致旁瓣电平的畸形。

2013 年,SEN S^[28]发表了在峰均功率比(PAPR)约束条件下的 OFDM 雷达信号的 Pareto 波形设计结果,使用空时自适应处理(STAP)技术实现目标检测,采用的是四目标优化,包括输出 SINR 最大、归一化空间和时间频率上的两个独立的 Cramer-Rao 边界(CRB)的最小、目标散射系数估计中 CRB 矩阵的迹最小。

LELLOUCH G 等^[29]也开展了基于进化算法(EA)的 OFDM 雷达脉冲优化设计研究,利用 GA 算法优化 OFDM 雷达的脉冲最佳相位码序列。

3.2 雷达天线设计

雷达天线优化问题多为离线优化,优化目标包括天线阵列的阵元间距、波束宽度、旁瓣电平等。

早在 2004 年,PANDURO M A 等^[30]将雷达天线阵列设计转化为多目标优化问题,通过遗传算法对天线阵列的主波束宽度和旁瓣电平进行优化,并引入阵元间隔距离进一步提升优化结果。

CHAMAANI S 等^[31]采用多目标粒子群方法(MOPSO)对超宽带 Vivaldi 天线阵列进行了优化设计,最终获得了关于时域旁瓣电平(SLL)和波束宽度(BW)的两目标优化 Pareto 前沿。虽然在优化过程中,没有考虑元件之间的互耦合效应,但在该 MOPSO 方法中设计者可以进一步在 Pareto 最优解(集)中将

互耦效应作为附加约束条件从而选择最合适的阵列设计方案,相比于常规的具有相同数量单元的阵列,该方法设计的天线具有更低的 BW 和 SLL,最后给出的天线设计方案可以工作于 3 GHz~11 GHz 频段,天线增益达 13.7 dBi~17.2 dBi。

2011 年,ROCCA P 等^[32]对基于差分进化算法的微波天线优化设计进行了详细的归纳总结,在电磁学中,优化问题通常需要高计算资源并且涉及到大量的未知量,通常具有非凸函数和连续空间的特征。因此,适用于采用差分进化的策略,主要优化目标为天线合成和逆散射等。

GOSWAMI B 等^[33]开展了用于线性天线阵中零点和旁瓣电平控制的遗传算法研究,设置 SLL 和第一零点波束宽度(FNBW)为约束条件,采用实数编码遗传算法(RGA)确定天线阵元的最佳电流激励权重和阵元间隔。

3.3 其他应用领域

在雷达接收机分系统中的滤波器设计领域,BE-SADA J A 等^[34]采用进化策略(ES)优化雷达跟踪中的交互多模型(IMM)滤波器参数设计,首先根据测试场景和性能目标定义约束条件,利用 ES 搜索最优解集,若找不到满足条件的解,则放宽约束继续搜索。

2013 年,文献[35]从系统工程的角度出发建立了一个决策支持系统,用于多目标多周期可持续项目的发展规划,该决策支持系统综合考虑项目工程的经济因素(成本、利润、预算等)和非经济因素(环境效应、社会效应、投资风险、战略联盟、机构准备等),建立了相应的数学模型,通过 Matlab 和 Lingo 软件实现决策过程,最后给出该项目是否适合投资的归一化数值,并举例说明了雷达项目规划中的内部/外部因素和经济/非经济因素的影响因子。

4 未来发展展望

智能优化算法不仅可以应用于雷达的优化设计,同时可以作为雷达自主决策的依据,实现雷达智能化。随着智能优化算法的不断发展和雷达探测目标的日益高速化、隐身化,提高有人值守雷达在复杂电磁环境下的探测性能、响应时间迫在眉睫,而自主决策比人的决策时间至少提高两个量级,大大缩短了雷达的反应时间。同时,随着无人平台(无人机、无人艇、无人潜航器)的逐步装备和无人值守雷达的入役,提高雷达的智能化水平成为必然趋势。随着人工智能技术的进一步发展,未来将会越来越多地应用于雷达,以满足雷达智能化探测和作战的需求。智能优化算法作为人工智能领域的一个重要分支,在雷达中的应用将越来越广泛。

1) 多功能雷达资源的智能分配与调度

在多功能雷达资源的智能分配与调度中,现代相控阵雷达逐步朝着多功能方向发展,如防空反导一体

化,目标批次日益增大(已超过 400 批次),目标的速度相差较大,如超过 5 Ma(1 Ma=340 m/s)的导弹,水面速度约 30 kn(1 kn=1.852 km)的舰船,则如何高效地调度和分配有限数量的阵元同时或分时搜索和跟踪不同目标是一个需要深入研究的问题。

2) 雷达组网资源优化

随着协同的发展,未来雷达探测必将进行系统级、信号级、数据级等不同等级的协同,以提升雷达探测能力和对目标探测的可靠性。无源雷达组网反隐身,多部有源雷达的优化部署,扫描波束的协同匹配,都可以转化为多目标优化问题,可以在有限台套的雷达资源下实现雷达网覆盖能力的最大化。

3) 雷达杂波抑制

在雷达杂波抑制方面,针对海面小目标探测问题中杂波强的难点,通过大数据积累和学习,形成不同环境下杂波先验知识、自适应优化设计滤波器特性和杂波处理算法,从而提升雷达在强杂波环境下的小目标检测能力。

4) 雷达抗干扰决策

随着无人系统的广泛装备和协同作战技术的不断发展,未来的战场日益复杂。基于半导体和射频技术的不断发展,各国的电磁对抗能力日益增强。在雷达抗干扰决策中,随着认知电子战技术和人工智能的进一步发展,在对复杂电磁环境中电子战措施的实时感知和学习的基础上,快速完成认知和决策,采用不同的抗干扰决策或决策的组合有效对抗电子干扰措施,提升雷达的智能抗干扰能力。

5 结束语

雷达作为一种重要的军事装备,组成结构较复杂,性能参数较多,且有多对参数相互制约。随着各国隐身技术的发展、高超目标的服役、电磁对抗的增强,如何提升未来雷达在复杂战场环境中的探测能力是相关研究人员面临的技术难题。而伴随着人工智能的快速发展和智能优化算法理论和技术的不断完善,越来越多的学者通过智能优化算法解决雷达设计问题,具有重要意义。本文通过对当前已经应用于雷达领域的优化算法的总结可以看出,在雷达波形优化中应用的智能优化算法最深入,已经发展到四目标优化,得到的 Paroto 最优解集可以指导工程设计,意义重大;而在雷达天线设计中,遗传算法、差分进化方法、粒子群方法均有应用,但该优化多为离线优化;此外,智能优化也应用于雷达波形、抗干扰等方面,但总体来说均处于初级探索阶段。但随着战场智能化需求和智能优化技术的发展,未来必将有越来越多的智能算法应用于雷达领域,值得进行深入学习研究。

参考文献

[1] LI K W, WANG R, ZHANG T, et al. Evolutionary many-

objective optimization: a comparative study of the state-of-the-art[J]. IEEE Access, 2018(6): 26194-26214.

[2] ISHIBUCHI H, TSUKAMOTO N, NOJIMA Y. Evolutionary many-objective optimization: a short review[C]// Proceeding of 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Hong Kong:IEEE Press, 2008:2424-2431.

[3] 查亚兵,张 涛,谭树人,等. 关于能源互联网的认识与思考[J]. 国防科技,2012,33(5):1-6.
ZHA Yabing, ZHANG Tao, TAN Shuren, et al. Understanding and thinking of the energy internet[J]. Defense Technology Review, 2012, 33(5): 1-6.

[4] LIANG C C, LEE W C. Multi-objective optimization of multi-echelon supply chain networks with uncertain product demands and prices[J]. Computers and Chemical Engineering, 2004, 28(6-7): 1131-1144.

[5] ZHANG Y, WANG R, ZHANG T, et al. Model predictive control-based operation management for a residential micro-grid with considering forecast uncertainties and demand response strategies[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2016, 10(10): 2367-2378.

[6] WANG R, ZHANG F X, ZHANG T. Multi-objective optimal design of hybrid renewable energy systems using evolutionary algorithms[C]// Proceedings of the 11th International Conference on Natural Computation. Zhangjiajie: IEEE Press, 2015: 1196-1200.

[7] OH C K, BARLOW G J. Autonomous controller design for unmanned aerial vehicles using multi-objective genetic programming[C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation. Portland: IEEE Press, 2004: 1538-1545.

[8] WANG Y Y, WEI T T, QU X J. Study of multi-objective fuzzy optimization for path planning[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2012, 25(1): 51-56.

[9] MIROSLAV K, HOLTE R C, MATWIN S. Machine learning for the detection of oil spills in satellite radar images[J]. Machine Learning, 1998, 30(2-3): 195-215.

[10] TAMER I, MISOVEC K, MURRAY R M. Nonlinear trajectory generation for unmanned air vehicles with multiple radars[C]// 43rd IEEE Conference on Decision and Control. Atlantis: IEEE Press, 2004:3817-3822.

[11] CHEN C Y, VAIDYANATHAN P P. MIMO radar waveform optimization with prior information of the extended target and clutter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(9): 3533-3544.

[12] YANG D D, JIAO L C, GONG M G, et al. Artificial immune multi-objective SAR image segmentation with fused complementary features[J]. Information Sciences, 2011, 181(13): 2797-2812.

[13] LIU B, HE Z S, ZENG J K, et al. Polyphase orthogonal code design for MIMO radar systems[C]// 2006 CIE International Conference on Radar. Shanghai: IEEE Press, 2006: 1-4.

- [14] 李 蕾, 王建明, 伍光新, 等. 基于自适应遗传算法的稀疏阵列天线优化[J]. 现代雷达, 2017, 39(3): 59-61.
LI Lei, WANG Jianming, WU Guangxin, et al. Optimization of sparse array based on adaptive genetic algorithm [J]. Modern Radar, 2017, 39(3): 59-61.
- [15] 冯 翔, 陈志坤, 李凤从, 等. 基于松弛交替投影的MIMO 雷达相位编码波形设计[J]. 电子学报, 2016, 44(12): 2981-2988.
FENG Xiang, CHEN Zhikun, LI Fengcong, et al. Phase-coded wave form design via relaxed alternating projection for MIMO radar[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(12): 2981-2988.
- [16] LIAO T J, STÜTZLE T, MARCO M D O, et al. A unified ant colony optimization algorithm for continuous optimization[J]. European Journal of Operational Research, 2014, 234(3): 597-609.
- [17] YANG Q, CHEN W N, YU Z T, et al. Adaptive multimodal continuous ant colony optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 21(2): 191-205.
- [18] WANG R, ZHOU Z B, HISAO I, et al. Localized weighted sum method for many-objective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 22(1): 3-18.
- [19] TURGAY C. Change detection in satellite images using a genetic algorithm approach[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(2): 386-390.
- [20] MING M J, WANG R, ZHA Y B, et al. Pareto adaptive penalty-based boundary intersection method for multi-objective optimization[J]. Information Sciences, 2017, 414: 158-174.
- [21] WANG R, LI G Z, MING M J, et al. An efficient multi-objective model and algorithm for sizing a stand-alone hybrid renewable energy system[J]. Energy, 2017, 141: 2288-2299.
- [22] DIRNO B, ZITZLER E. Objective reduction in evolutionary multiobjective optimization: theory and applications[J]. Evolutionary Computation, 2009, 17(2): 135-166.
- [23] ALABASTER C M, HUGHES E J, MATTHEW J H. Medium PRF radar PRF selection using evolutionary algorithms[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(3): 990-1001.
- [24] AMUSO V J, ENSLIN J. The strength Pareto evolutionary algorithm 2 (SPEA2) applied to simultaneous multi-mission waveform design[C]// International Waveform Diversity and Design Conference. Pisa: IEEE Press, 2007: 407-417.
- [25] MAIO A D, PIEZZO M, FARIMA A, et al. Pareto-optimal radar waveform design[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2010, 5(4): 473-482.
- [26] SATYABRATA S, TANG G G, NEHORAI A. Multibjective optimization of OFDM radar waveform for target detection[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(2): 639-652.
- [27] PATTON L K, BRYANT C, HIMED B, et al. Radar-centric design of waveforms with disjoint spectral support[J]. 2012 IEEE Radar Conference. Atlanta: IEEE Press, 2012: 269-274.
- [28] SATYABRATA S. PAPR-constrained Pareto-optimal waveform design for OFDM-STAP radar[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 52(6): 3658-3669.
- [29] LELLOUCH G, MISHRA A K, INGGIS M. Design of OFDM radar pulses using genetic algorithm based techniques[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(4): 1953-1966.
- [30] PANDURO M A, COVARRUBIAS D H, BRIZUELA C A, et al. A multi-objective approach in the linear antenna array design[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2005, 59(4): 205-212.
- [31] CHAMAANI S, MIRTAHERI S A, ABRISHAMIAN M S. Time-domain design of UWB vivaldi antenna array using multiobjective particle swarm optimization[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2010(9): 666-669.
- [32] ROCCA P, OLIVERI G, MASSA A. Differential evolution as applied to electromagnetics[J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2011, 53(1): 38-49.
- [33] GOSWAMI B, MANDAL D. A genetic algorithm for the level control of nulls and side lobes in linear antenna arrays[J]. Journal of King Saud University: Computer and Information Sciences, 2013, 25(2): 117-126.
- [34] BESADA J A, GARCIA J, DE M G, et al. Design of IMM filter for radar tracking using evolution strategies[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 1109-1122.
- [35] KHALILI-DAMGHANI K, SADI-NEZHAD S. A decision support system for fuzzy multi-objective multi-period sustainable project selection[J]. Computers & Industrial Engineering, 2013, 64(4): 1045-1060.

薛 慧 女, 1984 年生, 博士研究生。研究方向为雷达的智能优化与博弈探测。

张 涛 男, 1976 年生, 博士, 教授, 博士生导师。研究方向为计算智能与优化决策技术、智慧能源系统工程。

王 锐 男, 1986 年生, 博士, 副教授。研究方向为智能仿真优化与调度、机器学习。

孙 俊 男, 1974 年生, 博士, 研究员级高级工程师。研究方向为雷达信号处理与雷达智能化。

于俊朋 男, 1984 年生, 硕士, 高级工程师。研究方向为智能化雷达探测技术。

李 归 男, 1986 年生, 博士, 高级工程师。研究方向为雷达总体和多传感器信息融合。