

基于超启发式算法的备件供应网络结构优化

王亚东¹, 石 全¹, 夏 伟², 陈 材¹

(1. 陆军工程大学石家庄校区装备指挥与管理系, 河北 石家庄 050003;

2. 陆军步兵学院机械化步兵系, 河北 石家庄 050003)

摘 要: 为了通过对供应网络结构进行优化从而提高备件供应的效率和效益, 分别对传统正向供应网络、应急横向供应网络以及考虑抢修任务的闭环供应网络 3 种备件供应网络结构进行研究。以供应成本最小和供应时间最短为目标, 以备件满足度、库存等为约束, 构建了带约束的多目标优化模型。提出了一种基于排序选择函数的超启发式多目标进化算法, 同时可以对不同网络结构模型进行求解。在 ZDT 系列测试函数上将该算法与其他进化算法进行对比测试, 验证了所提出的超启发式算法在收敛性和分布性上的优越性。算例表明, 一方面, 与传统前向供应网络相比, 横向和闭环供应网络能够提高备件供应的时效性和经济性; 另一方面, 超启发式算法在求解模型时取得的解优于其他元启发式算法。

关键词: 备件供应; 网络结构优化; 闭环供应网络; 多目标优化; 超启发式算法

中图分类号: E 91

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2020.03.016

Structure optimization of spare parts supply network based on hyper heuristic algorithm

WANG Yadong¹, SHI Quan¹, XIA Wei², CHEN Cai¹

(1. Department of Equipment Command and Management, Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China;

2. Departments of Communication and Command, Army Infantry University, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: In order to improve the efficiency and effectiveness of spare parts supply by optimizing the structure of supply network, three kinds of network structures of spare parts supply are studied, which are the traditional forward supply network, emergency lateral supply network and closed-loop supply network considering maintenance. A multi-objective optimization model with the objectives of the minimum supply cost and the shortest supply time and the constraints of satisfaction rate and inventory is proposed. A hyper-heuristic multi-objective evolutionary algorithm based on the ordering choice function is proposed to solve models in different network structures. By comparing the proposed algorithm with other evolutionary algorithms on the ZDT benchmarks, the superiority of the proposed hyper heuristic algorithm in convergence and distribution is verified. The numerical example shows that, on the one hand, compared with the traditional forward supply network, the lateral and closed-loop supply network can improve the timeliness and economy of spare parts supply. On the other hand, the hyper heuristic algorithm is superior to other meta heuristic algorithms in solving the models.

Keywords: spare parts supply; network structure optimization; closed-loop supply network; multi-objective optimization; hyper heuristic algorithm

0 引 言

备件供应是保障军队装备维修工作顺利开展的基础, 备件供应网络设计对备件供应起着决定性作用。目前, 大

部分关于备件供应的研究还都集中在正向供应网络模型。文献[1]提出了多层级备件供应仿真建模方法, 并分别研究了修复性和预防性维修活动备件需求仿真模型。文献[2]研究了需求不定时多级备件供应系统的最小预期延期交货

收稿日期: 2019-03-18; 修回日期: 2019-07-27; 网络优先出版日期: 2019-12-31。

网络优先出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20191231.0850.006.html>

基金项目: 武器装备“十三五”预先研究共用技术项目(41404050501); 军内科研重点项目(KYSZJWJK1742)资助课题

引用格式: 王亚东, 石全, 夏伟, 等. 基于超启发式算法的备件供应网络结构优化[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(3): 620-629.

Reference format: WANG Y D, SHI Q, XIA W, et al. Structure optimization of spare parts supply network based on hyper heuristic algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(3): 620-629.

模型和最小延迟交货率模型。文献[3]构建了典型三级备件供应网络结构下的多阶段战时备件供应规划模型。文献[4]建立了战场条件下两级备件供应网络的仿真模型,给出了仿真的基本流程。随着备件供应的研究重点由平时转向战时,横向供应网络结构被广泛应用,它可以满足应急条件下的备件供应。文献[5]采用备件横向转运补给策略,建立了随机需求模式下备件多级转运配置优化模型,并采用一种启发式算法对模型进行求解。文献[6]以期望配置总费用最小为目标、以库存容量为约束提出了基于马尔可夫三级供应网络备件横向调拨配置模型,运用迭代算法和 Lingo 软件对模型进行求解。文献[7]在三站点组成的备件供应网络中引入站点间的备件供应保障关系实现了站点间备件纵向保障和横向保障的综合考虑。文献[8]考虑单备件两级供应仓库间的横向转运模型。而逆向以及闭环供应网络的概念最早应用于绿色物流中,主要考虑废旧物品进行回收再利用^[9]。由于逆向和闭环供应网络考虑了产品全寿命周期的供应问题而在电子、包装、汽车等产品的供应中得到广泛应用^[10-11]。目前逆向物流概念在国内维修备件供应中应用还很少。仅发现文献[12-13]的研究中考虑了逆向物流网络。闭环供应网络中需设置维修点,损坏的可修备件后送至维修点进行修复后再返回用装单位从而构成闭环回路。事实上闭环供应网络可以提高可修备件的利用率并缩短供应延迟时间,在备件供应中有很大的研究和应用价值。

从以上研究中可以发现,目前关于备件供应网络的研究还存在以下问题:① 闭环网络在备件供应中的应用还相对较少;② 缺少对不同网络结构系统地对比分析;③ 大部分研究仅将成本、时间、满足度等某个因素作为单一目标,对多目标优化研究较少。而目前关于多目标优化算法大多采用精确算法或元启发式算法,而超启发式算法的研究正处于起步和新兴阶段。因此,本文将闭环供应网络的思路与备件供应相结合,构建考虑维修任务的备件闭环供应模式。并对以上3种网络结构进行研究,建立各自的多目标优化模型。最后采用超启发式算法对模型进行优化求解。

1 备件供应网络结构优化模型

备件供应可分为平时供应与战时供应,平时供应以经济性为主要目标兼顾时效性,而战时备件供应则以时效性为首要目标,弱化或暂不考虑经济性。因此,本文在备件供应网络结构优化中同时以时间和成本为目标,建立多目标优化模型。

备件供应网络通常由3级节点构成:第1级为后方仓库,根据上报的备件需求统筹向下级仓库调拨备件。第2级为中转仓库,接收后方仓库配送的备件,并根据实际向用装单位进行转运。第3级为用装单位,承担装备的维修和抢修工作并产生备件需求。平时备件供应网络通常为正向供应网络,即备件由后方仓库前运至中转仓库,再由中转仓库运送至用装单位。但是,战时情况下由于战场环境复杂,为应对突发情况或节省时间,中转仓库之间也可能存在备件的横向供应,此时构成了横向供应网络结构。另一方面,战时为了提高装备的修复率以保证抢修效率,对于可修复关键备件可直接经修复后再次投入战场,此时就构成了带有抢修

能力的闭环供应网络结构。本文旨在对3种网络结构进行优化和比较,并寻求平时和战时的最优备件供应方案。

各模型均建立在以下假设基础上:① 以某一类关键备件为研究对象;② 节点之间的备件的运输成本和运输时间均为已知;③ 中转仓库的开放费用、库存费用、最大储备量均为已知;④ 用装单位的备件需求量和缺件损失已知;⑤ 维修点的备件维修成本和维修时间已知。

1.1 正向供应网络模型

(1) 模型参数

I 为后方仓库的数量, $i=1,2,\dots,I$; J 为中转仓库的数量, $j=1,2,\dots,J$; K 为用装单位的数量, $k=1,2,\dots,K$; T 为供应持续的周期数, $t=1,2,\dots,T$; T_{ij}^{trans} 为备件在第 i 个后方仓库和第 j 个中转仓库间的运输时间; T_{jk}^{trans} 为备件在中转仓库 j 和用装单位 k 间的运输时间; C_{ij}^{trans} 为备件在后方仓库点 i 和中转仓库 j 间的运输成本; C_{jk}^{trans} 为备件在中转仓库 j 和用装单位 k 间的运输成本; C_j^{open} 为第 j 个中转仓库的开放成本; C_j^{invent} 为第 j 个中转仓库的单位备件库存成本; C_k^{short} 为用装单位 k 的单位备件缺件损失; d_k^t 为阶段 t , 用装单位 k 的备件需求量; U_j 为备件在第 j 个中转仓库的最大储备量。

(2) 决策变量

x_{ij}^t 为阶段 t , 后方仓库 i 向中转仓库 j 供应备件的数量; x_{jk}^t 为阶段 t , 中转仓库 j 向用装单位 k 供应备件的数量; y_j^t 为二进制变量, 用来标注中转仓库 j 在第 t 阶段的开放情况。 $y_j^t=1$ 表示开放, $y_j^t=0$ 表示关闭。

目标函数 1: 备件供应的总成本最小, 即

$$\min C = C^{\text{open}} + C^{\text{trans}} + C^{\text{invent}} + C^{\text{short}} \quad (1)$$

式中, C^{open} 表示中转仓库的开放成本; C^{trans} 表示运输成本; C^{invent} 表示备件在中转仓库的库存成本; C^{short} 表示缺件损失。各项成本计算如下:

$$C_t^{\text{open}} = \sum_{j \in J} C_j^{\text{open}} \cdot y_j^t, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (2)$$

$$C_t^{\text{trans}} = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} C_{ij}^{\text{trans}} \cdot x_{ij}^t + \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} C_{jk}^{\text{trans}} \cdot x_{jk}^t, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (3)$$

$$C_t^{\text{invent}} = \sum_{j \in J} C_j^{\text{invent}} \cdot \left(\sum_{i \in I} (x_{ij}^t - \sum_{k \in K} x_{jk}^t) \right), \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (4)$$

$$C_t^{\text{short}} = \sum_{k \in K} C_k^{\text{short}} \cdot \left| d_k^t - \sum_{j \in J} x_{jk}^t \right|, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (5)$$

目标函数 2: 备件供应的总时间最短, 即

$$\min \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} T_{ij}^{\text{trans}} \cdot x_{ij}^t + \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} T_{jk}^{\text{trans}} \cdot x_{jk}^t, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (6)$$

模型满足以下约束条件:

s. t.

$$\sum_{i \in I} x_{ij}^t \leq y_j^t \cdot U_j, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (7)$$

$$\sum_{k \in K} x_{jk}^t \leq y_j^t \cdot U_j, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (8)$$

$$\frac{d_k^t}{\sum_{j \in J} x_{jk}^t} \leq 1, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (9)$$

$$\sum_{k \in K} x'_{jk} \leq \sum_{i \in I} x'_{ij}, t = 1 \quad (10)$$

$$\sum_{k \in K} x'_{jk} \leq \sum_{i \in I} x'_{ij} + \sum_{i \in I} (\sum_{i \in I} x'_{ij} - \sum_{k \in K} x'_{jk}), \quad t = 2, 3, \dots, T \quad (11)$$

$$\sum_{i \in I} x'_{ij} \leq U_j, t = 1 \quad (12)$$

$$\sum_{i \in I} x'_{ij} + \sum_{i \in I} (\sum_{i \in I} x'_{ij} - \sum_{k \in K} x'_{jk}) \leq U_j, \quad t = 2, 3, \dots, T \quad (13)$$

$$x'_{ij} \in N^+, x'_{jk} \in N^+, y'_j = \{0, 1\} \quad (14)$$

其中,式(7)和式(8)表示未开放的中转仓库不参与备件供应。式(9)规定了用装单位的备件需求必须得到满足;式(10)规定了第 1 阶段中转仓库无库存的情况下,备件的供出量应不超过供入量。式(11)规定了从第 2 阶段开始的每一阶段中转仓库有库存时,备件的供出量应不超过供入量与库存量之和;式(12)规定了第 1 阶段中转仓库无库存情况下,备件的供入量不能超过最大容量。式(13)规定了存在库存的情况下,备件的供入量与库存量之和不能超过最大容量;式(14)规定了决策变量的类型。

1.2 横向供应网络模型

横向供应网络模型在正向供应网络模型的基础上进一步考虑备件在中转仓库之间转运的情况。设 $z'_{j_1 j_2} = 1$ 表示中转仓库 j_1 和中转仓库 j_2 之间存在横向转运, $z'_{j_1 j_2} = 0$ 表示不存在横向转运。 $T'_{j_1 j_2}$ 表示备件在中转仓库间横向转运的时间, $C'_{j_1 j_2}$ 表示备件在中转仓库间横向转运的成本。 $x'_{j_1 j_2}$ 表示横向转运的数量。

则目标函数 1 中运输费用为

$$C_t^{\text{trans}} = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} C_{ij}^{\text{trans}} \cdot x'_{ij} + \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} C_{jk}^{\text{trans}} \cdot x'_{jk} + \sum_{j_1 \in J} \sum_{j_2 \in J} C_{j_1 j_2}^{\text{trans}} \cdot x'_{j_1 j_2}, t = 1, 2, \dots, T \quad (15)$$

库存费用为

$$C_t^{\text{invent}} = \sum_{j_1 \in J} C_{j_1}^{\text{invent}} \cdot (\sum_{i \in I} x'_{ij} - \sum_{k \in K} x'_{jk} + \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_2 j_1} - \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_1 j_2}), t = 1, 2, \dots, T \quad (16)$$

目标函数 2 变为

$$\min \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} T_{ij}^{\text{trans}} \cdot x'_{ij} + \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} T_{jk}^{\text{trans}} \cdot x'_{jk} + \sum_{j_1 \in J} \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} T_{j_1 j_2}^{\text{trans}} \cdot x'_{j_1 j_2}, t = 1, 2, \dots, T \quad (17)$$

式(10)~式(13)变为

$$\sum_{k \in K} x'_{jk} + \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_2 j_1} \leq \sum_{i \in I} x'_{ij} + \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_2 j_1}, t = 1 \quad (18)$$

$$\sum_{i \in I} x'_{ij} + \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_2 j_1} + \sum_{i \in I} (\sum_{i \in I} x'_{ij} - \sum_{k \in K} x'_{jk}) \geq \sum_{k \in K} x'_{jk} + \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_2 j_1}, t = 2, 3, \dots, T \quad (19)$$

$$\sum_{i \in I} x'_{ij} + \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_2 j_1} - \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_1 j_2} \leq U_{j_1}, t = 1 \quad (20)$$

$$\sum_{i \in I} x'_{ij} + \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_2 j_1} - \sum_{j_2 \in J, j_2 \neq j_1} x'_{j_1 j_2} +$$

$$\sum_{i \in I} (\sum_{i \in I} x'_{ij} - \sum_{k \in K} x'_{jk}) \leq U_{j_1}, t = 2, 3, \dots, T \quad (21)$$

另外,只有 2 个中转仓库均同时开放时才有可能进行横向转运:

$$z'_{j_1 j_2} \leq y'_{j_1} \cdot y'_{j_2} \quad (22)$$

1.3 闭环供应网络模型

与前向供应网络和横向供应网络不同,闭环供应网络中新增了维修点。用装单位的损坏件后送至维修点进行维修,假设维修点具有部分维修能力,且经修复后的备件修复如新。因此可以减少由后方仓库提供的备件数量。设维修点的备件修复率为 θ , C^{main} 为单位备件的维修成本, T^{main} 为单位备件的维修时间。 C_{mk}^{trans} 为备件在维修点和用装单位之间的运输成本, T_{mk}^{trans} 为备件在维修点和用装单位之间的运输时间, $T_{mk}^{\text{trans}} = T_{km}^{\text{trans}}$ 。假设损坏备件全部运至维修点进行维修,经修复的备件运至各用装单位,而未能修复的备件作报废或后送处理(此过程本文不作研究)。则各用装单位向维修点运送的备件数量应为 d'_k ,而维修点向各用装单位供应的备件数量用 x'_{mk} 表示。

则目标函数 1 中需增加维修费用以及备件在维修点和用装单位之间的运输费用:

$$C_t^{\text{main}} = \sum_{k \in K} C^{\text{main}} \cdot d'_k \cdot \theta, t = 1, 2, \dots, T \quad (23)$$

$$C_t^{\text{trans}} = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} C_{ij}^{\text{trans}} \cdot x'_{ij} + \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} C_{jk}^{\text{trans}} \cdot x'_{jk} + \sum_{k \in K} C_{mk}^{\text{trans}} \cdot x'_{mk} + \sum_{k \in K} C_{mk}^{\text{trans}} \cdot (x'_{mk} + d'_k), \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (24)$$

且备件的缺件损失应为

$$C_t^{\text{short}} = \sum_{k \in K} C_k^{\text{short}} \cdot \left| d'_k - x'_{mk} - \sum_{j \in J} x'_{jk} \right|, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (25)$$

目标函数 2 中增加了维修时间以及备件在维修点和用装单位之间的运输时间:

$$\min \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} T_{ij}^{\text{trans}} \cdot x'_{ij} + \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} T_{jk}^{\text{trans}} \cdot x'_{jk} + \sum_{k \in K} T_{mk}^{\text{trans}} \cdot (x'_{mk} + d'_k) + \sum_{k \in K} T^{\text{main}} \cdot d'_k \cdot \theta, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (26)$$

满足度式(9)应调整为

$$\frac{d'_k}{x'_{mk} + \sum_{j \in J} x'_{jk}} \leq 1, t = 1, 2, \dots, T \quad (27)$$

维修点供出量总和应等于修复量,即需求量与修复率的乘积:

$$\sum_{k \in K} x'_{mk} = \theta \cdot \sum_{k \in K} d'_k \quad (28)$$

1.4 适应度函数计算

为了利用多目标优化算法求解以上模型,需要对于模型中的约束进行处理。本文分别采用动态罚函数法和拉格朗日乘子法将带约束优化问题转化为无约束优化问题。

罚函数法步骤如下。

定义适应度函数由目标函数和惩罚项组成,即

$$f_I(x) = O_I(x) + M \cdot \sum_{h=1}^{P+Q} c_J(x) \quad (29)$$

式中, $f_I(x)$ 表示第 I 个适应度函数; $O_I(x)$ 为模型的第 I 个

目标函数; M 为惩罚因子; $\sum_{h=1}^{P+Q} c_h(x)$ 为模型的约束违反度; x 为个体向量。其中, 对于不等式约束: $c_j(x) = \max(0, g_j(x))$, $g_j(x) \leq 0$ 为模型中第 j 个不等式约束, $j = 1, 2, \dots, Q$; 对于等式约束有: $c_K(x) = \max(0, |h_K(x) - \varepsilon|)$, $h_K(x) = 0$ 为模型中第 K 个等式约束, $K = 1, 2, \dots, P$, ε 为一个很小的实数。

为了保证寻优过程前期的全局探索能力, 以及后期最优解的可行性, 定义 M 为

$$M = M_0 \cdot \left(\frac{\text{iter}}{\max_iter}\right)^2 \quad (30)$$

式中, M_0 为较大的常数; iter 为当前迭代次数; max_iter 为最大迭代次数。可以看出随着迭代次数的增加, 惩罚力度逐渐加大。

拉格朗日乘子法步骤^[14]如下:

首先将模型中的不等式约束转化为等式约束: $g_j(x) \leq 0$ 转化为 $g_j(x) + y_j^2 = 0$, 其中, $y_j \in \mathbf{R}$ 为新增的辅助变量。则用拉格朗日函数表示适应度函数

$$f_l(x) = O_l(x) + \sum_{j=1}^Q \lambda_j (g_j(x) + y_j^2) + \sum_{K=1}^P \lambda_K h_K(x) \quad (31)$$

式中, λ_j 和 λ_K 为拉格朗日乘子。

2 超启发式算法

以上模型为多目标优化问题, 目前多采用多目标进化 (multi-objective evolutionary algorithm, MOEA) 算法进行优化。MOEA 属于元启发式算法, 可以在搜索空间内找到问题的近似最优解集。但是, 由于优化问题存在差异, 因此很难有一种 MOEA 能够适用于所有优化问题, 即鲁棒性较差。因此, 很多学者提出了使用超启发式算法 (hyper heuristics algorithm, HHA), HHA 通过顶层算法对底层元启发式算法进行优化, 选择出每次迭代时的最优底层算法, 从而适用于解决各类优化问题。

2.1 多目标优化相关定义

不失一般性, 求最小值的多目标优化问题的定义如下:

$$\begin{aligned} \min y &= f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)] \\ \text{s. t. } g_i(x) &\leq 0, i = 1, 2, \dots, p \\ h_i(x) &= 0, j = 1, 2, \dots, q \end{aligned} \quad (32)$$

式中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in D$ 是解向量; D 为决策空间; $f = (f_1, f_2, \dots, f_m) \in Y$ 是目标向量; Y 是目标空间; g 和 h 分别为模型的不等式和等式约束。在多目标问题中, 各个目标函数之间通常是相互冲突的, 通常不可能找到一个解可以使得所有目标均取得最优, 因此采用帕累托最优的概念来衡量解的优劣性。帕累托的相关概念如下^[15]:

Pareto 支配: 对于两个解向量 x_1 和 x_2 , 当满足所有的目标函数均有 $f(x_1) \leq f(x_2)$, 且至少存在一个目标函数满足 $f(x_1) < f(x_2)$, 则称 x_2 被 x_1 支配, 记作 $x_1 \text{ px } x_2$ 。

Pareto 最优解: 若某个解向量 x^* 不存在 $x \in D: x \text{ px } x^*$, 则称该解向量为 Pareto 最优解或非支配解。由 x^* 构成的集合成为最优解集或非支配解集。

Pareto 前沿: 由非支配解集对应的目标函数构成的最优面被称为 Pareto 最优前沿 (Pareto front, PF)。

2.2 MOEA 算法

MOEA 算法是一种是基于种群搜索的智能优化方法, 属于元启发式算法。由于进化算法是随机的搜索算法, 它不需要梯度, 也不需要解析的目标函数。因此进化算法适用于处理那些没有解析目标函数和无法得到目标函数梯度信息的优化问题; 其次, 因为进化算法是基于种群的搜索方法, 它们在一次运行中可以得到一组解, 所以相对于传统数学规划方法, 进化算法在求解多目标优化问题时具有优势; 另外因为进化算法是随机搜索方法, 所以它们搜索全局最优解的能力比较强; 同时进化算法还适用于解决同时有整数和连续变量的混合优化问题。因此近些年来 MOEA 被广泛用于多目标优化问题。其基本步骤如图 1 所示。

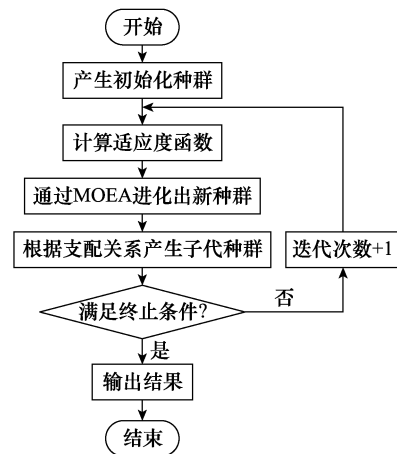


图1 进化算法流程图

Fig. 1 Flow chart of evolutionary algorithm

2.3 排序选择函数的超启发式 MOEA 算法

虽然元启发式算法能够很好地求得多目标优化问题的近似最优解集, 但是很难有一种进化算法能够完美解决所有问题。因此使用超启发式算法对底层元启发式算法进行优化, 选择出每次迭代时的最优底层算法。

超启发式算法提供了一种“启发式选择 (产生) 启发式”的思路, 通过高层算法管理一系列底层 (元) 启发式算法 (low-level heuristics, LLH) 来进行寻优^[16]。(元) 启发式算法的搜索空间是实例的解空间, 而超启发式算法的搜索空间是底层启发式算法。超启发式算法求得的不是问题的解, 而是底层启发式算法的最优序列。因此, 超启发式算法可以在不改变高层算法的情况下, 仅通过改变底层算法序列来求解各类优化问题。由于不同备件供应网络结构对应的模型不同, 单一的元启发式算法很难适用于所有模型。本文采用的基于排序选择函数的超启发式 MOEA 算法 (rank choice function hyper heuristic MOEA, RCF-HHMOEA) 可以对所有情况下的模型进行求解。

本文的 RCF-HHMOEA 算法由 3 个经典 MOEA 作为底层元启发式算法, 分别是基于分解的 MOEA (MOEA based on decomposition, MOEA/D)^[17] 算法、非支配排序遗传算法-II (non-dominated sorting genetic algorithm, IISGA-II)^[18] 和多

目标粒子群优化(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)^[19]算法。超启发式算法通过比较底层算法的选择函数(choice function, CF)大小,选择 CF 值较大的底层算法作为下次迭代的底层算法。

本文选择函数采用文献[20]中的计算方法:

$$CH(h) = \alpha \cdot f_1(h) + f_2(h) \quad (33)$$

式中, f_1 通过排序机制求得,用来表示算法的局部搜索能力;底层算法 h_i 的 f_2 是本次迭代距离上次调用底层算法 h_i 跨越的代数, f_2 的值越大表明算法被调用的次数越少,因此用来刻画探索能力。 f_1 值越大,表示算法收敛性越强, f_2 的值越大表明算法的多样性越强; α 取较大的正数,用来平衡 f_1 和 f_2 的量纲。因此选择函数是一项用来衡量底层算法的综合性能的指标,其值越大表明算法综合性能越好。

在单目标优化中 f_1 可以直接用目标函数的改进来获得,如在最小化问题中可以用目标函数的减少量表示。但是在多目标优化中,各个目标函数是相互冲突的,通常采用 Pareto 支配关系来衡量结果的优劣。在多目标优化问题中,已经提出了很多评价指标,如 IGD, HV, ER, SP 等^[21]。有些指标需要提前已知真实 PF,因此在实际工程问题中很难得到应用。本文采取以下 4 个指标作为评价标准:

(1) 算法效能(algorithm effort, AE)^[22]:用来测量算法的效率,用一段固定仿真时间与评估次数的比表示: $AE = T_{run}/N_{eval}$ 。其中, T_{run} 为一段固定的仿真时间周期, N_{eval} 为算法对目标函数的评估次数。则 AE 的值越小,算法效率越高。

(2) 非支配比例(ratio of non-dominated individuals, RNI)^[23]:用来测量种群中非支配个体的比例, $RNI = N_{nondom}/N_{pop}$ 。其中 N_{nondom} 为种群中非支配个体的个数; N_{pop} 为当前种群规模。

(3) 拥挤度距离(crowding distance, CD)^[24]:用来衡量种

群中非支配解的分布均匀性。首先根据每个目标函数对种群中的所有非支配个体按升序进行排序。第一个和最后一个个体的拥挤距离设为无穷大,第 i 个个体的拥挤距离则设为第 $i+1$ 和第 i 个个体的所有目标函数值之差的和。

(4) 空间覆盖规模(size of space covered, SSC)^[25]:用来衡量非支配解前沿面在目标空间的覆盖率,如图 2 所示。图中的点为算法求得的非支配解,所有非支配解与坐标轴在目标空间围成的面积即 SSC。

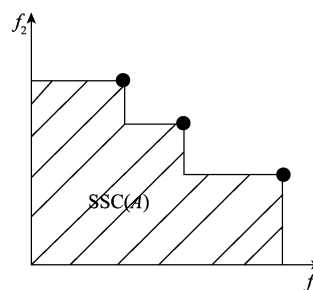


图 2 SSC 指标示意图

Fig. 2 Schematic diagram of SSC indicator

底层算法 h 的 f_1 采用以下排序机制计算获得^[26]。

$$f_1(h) = 2 \times (N+1) - [\text{freq}_{\text{rank}}(h) + \text{RNI}_{\text{rank}}(h)] \quad (34)$$

式中, N 是底层算法的个数; $\text{freq}_{\text{rank}}(h)$ 是算法 h 综合指标的排序; $\text{RNI}_{\text{rank}}(h)$ 是算法 h 的 RNI 指标的排序。首先计算每个底层算法每个指标的值,根据值得大小分别在各个指标下对底层算法进行排序,1 表示最优,3 表示最差。其次统计各底层算法取得最优排序的次数,并按次数从大小排序。

最后根据式(33)计算得到最终 f_1 的值。图 3 给出了排序机制的示例, \uparrow 表示该指标值越大,算法性能越好, \downarrow 反之。则从图中可以看出,经过排序机制后算法 h_1 的 f_1 值最大。

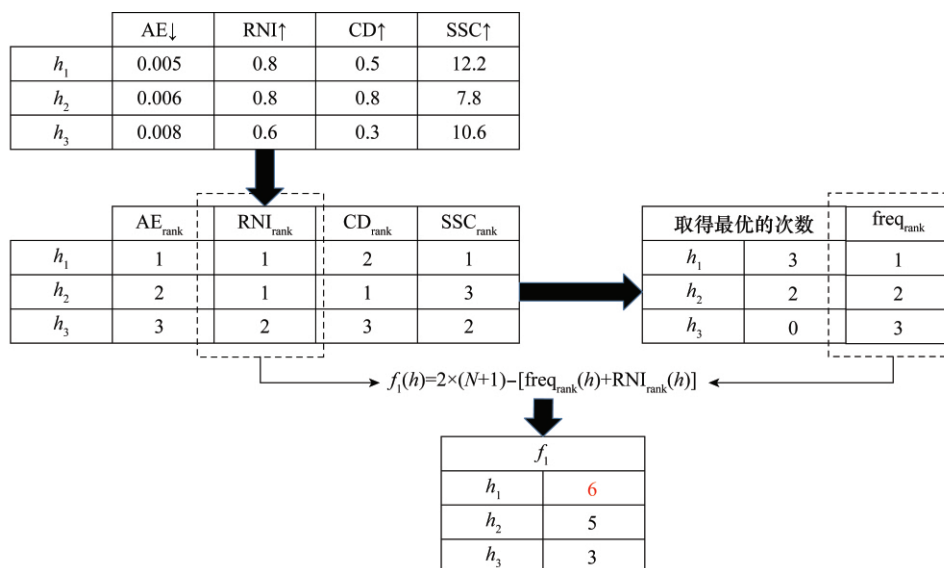


图 3 选择函数的排序机制

Fig. 3 Sorting mechanism of choice function

2.4 性能测试

为了验证本文采用的超启发式算法的性能,选择 ZDT 系列测试函数对各算法进行测试^[27]。ZDT 系列测试函数包含了不同类型的真实 PF,因此具有很好的代表性而被广泛用于 MOEA 算法的性能评价。表 1 给出了 ZDT 系列测试函数的表达式。

为保证实验的公平性,所有算法的种群规模均设为 100,最大迭代次数为 500。图 4 给出求得的解在目标空间的分布,其中实线表示测试函数的真实 PF,散点表示算法求得的非支配解集。从左至右依次对应 ZDT1~ZDT6 测试函数,从上至下依次对应本文的超启发式算法和各个底层元启发式算法。从图 4 中可以看出 3 个底层算法都不能保证在求解每个测试函数时均取得最优。MOEA/D 算法求解测试函数时的解集均基本落在了真实 PF 上,但是其分布性较差。NSGA-II 算法在求解 ZDT1、ZDT2、ZDT3 时取得了较好的效果,但是在求解 ZDT4 和 ZDT6 时却没能落在真实 PF 上。同样的, MOPSO 算法在求解 ZDT3 和 ZDT4 时效果较差。但是,可以看出超启发式算法在求解所有测试函数时,其求得的非支配解均落在了真实 PF 上,且均匀地覆盖了整个 PF。表明超启发式算法在求解各类测试函数时的收敛性和分布性均较优。

表 1 ZDT 系列测试函数

Table 1 ZDT benchmarks

测试函数	表达式	变量取值范围
ZDT1	$f_1 = y_1$	[0,1]
	$g = 1 + 9 \sum_{i=1}^k z_i/k$	
	$h = 1 - \sqrt{f_1/g}$	
	$f_2(y, z) = g(z)h(f_1(y)g(z))$	
ZDT2	$f_1 = y_1$	[0,1]
	$g = 1 + 9 \sum_{i=1}^k z_i/k$	
	$h = 1 - (f_1/g)^2$	
	$f_2(y, z) = g(z)h(f_1(y)g(z))$	
ZDT3	$f_1 = y_1$	[0,1]
	$g = 1 + 9 \sum_{i=1}^k z_i/k$	
	$h = 1 - \sqrt{f_1/g} - (f_1/g)\sin(10\pi f_1)$	
	$f_2(y, z) = g(z)h(f_1(y)g(z))$	
ZDT4	$f_1 = y_1$	$y_1 \in [0,1]$ $z_1, z_2, \dots, z_k \in [-5,5]$
	$g = 1 + 10k + \sum_{i=1}^k (z_i^2 - 10\cos(4\pi f_1))$	
	$h = 1 - (f_1/g)^{1/2}$	
	$f_2(y, z) = g(z)h(f_1(y)g(z))$	
ZDT6	$f_1 = 1 - \exp(-4y_1)\sin^6(6\pi y_1)$	[0,1]
	$g = 1 + 9(\sum_{i=1}^k z_i/k)^{1/4}$	
	$h = 1 - (f_1/g)^2$	
	$f_2(y, z) = g(z)h(f_1(y)g(z))$	

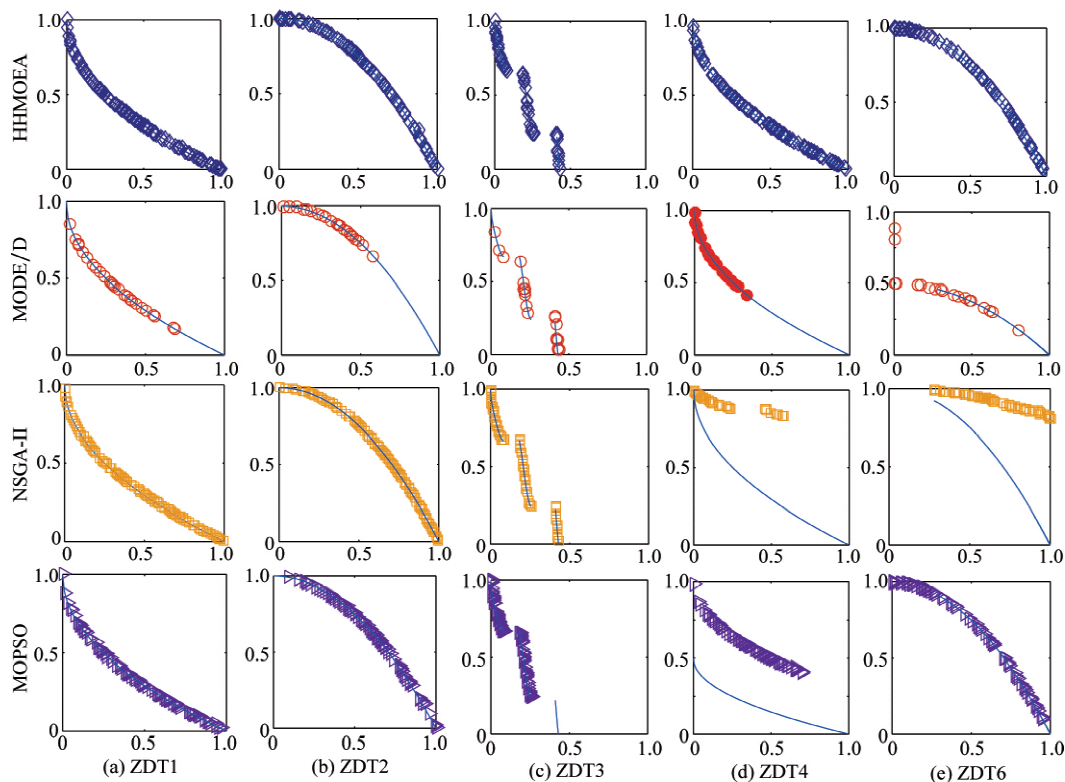


图 4 各算法测试结果分布

Fig. 4 Distribution of test results for each algorithm

3 算例分析

3.1 算例描述

某备件供应任务由 2 个后方仓库和 4 个中转仓库完成,共保障 6 个用装单位的装备维修任务。备件供应随装备维修工作开展,共分为 3 个阶段进行。设立维修点完成部分备件的维修工作。后方仓库、中转仓库、用装

单位、维修点位置已知且固定,各节点间的备件供应相关信息见表 2~表 5。设维修点设立成本为 8 000 元,备件修复率为 0.5,单位备件维修成本为 100 元,单位备件维修时间为 2 h。根据建立的模型和提出的超启发式算法,分别对传统前向供应网络、应急横向供应网络以及带有抢修任务的闭环供应网络 3 种网络结构的备件供应进行优化。

表 2 节点之间单位备件运输成本

Table 2 Unit spare parts transportation cost between nodes

元

节点	后方仓库 1	后方仓库 2	中转仓库 1	中转仓库 2	中转仓库 3	中转仓库 4	维修点
中转仓库 1	100	150	Inf	80	50	50	Inf
中转仓库 2	120	100	80	Inf	65	72	Inf
中转仓库 3	150	110	50	65	Inf	35	Inf
中转仓库 4	100	120	50	72	35	Inf	Inf
用装单位 1	Inf	Inf	20	22	25	18	10
用装单位 2	Inf	Inf	35	30	38	42	15
用装单位 3	Inf	Inf	40	35	45	30	12
用装单位 4	Inf	Inf	25	30	26	25	16
用装单位 5	Inf	Inf	36	40	45	25	15
用装单位 6	Inf	Inf	28	30	25	35	16

表 3 节点之间单位备件运输时间

Table 3 Unit spare parts transportation time between nodes

h

节点	后方仓库 1	后方仓库 2	中转仓库 1	中转仓库 2	中转仓库 3	中转仓库 4	维修点
中转仓库 1	32	24	Inf	12	10	15	Inf
中转仓库 2	30	48	12	Inf	18	13	Inf
中转仓库 3	35	30	10	18	Inf	16	Inf
中转仓库 4	48	32	15	13	16	Inf	Inf
用装单位 1	Inf	Inf	5	6	5.5	8	1
用装单位 2	Inf	Inf	6.5	5	4	4.5	0.6
用装单位 3	Inf	Inf	3.5	5	3	3.2	0.5
用装单位 4	Inf	Inf	4	3	3.5	5	1.2
用装单位 5	Inf	Inf	2	3.5	4.5	2.5	0.5
用装单位 6	Inf	Inf	3	3	2.5	4	0.4

表 4 中转仓库相关数据

Table 4 Related data of distribution warehouses

节点	开放成本/千元	库存容量/个	库存成本/(元/个)
中转仓库 1	5	20	50
中转仓库 2	8	32	40
中转仓库 3	12	40	45
中转仓库 4	6	28	50

表 5 用装单位相关数据

Table 5 Related data of customers

节点	备件需求/个	缺件损失/(元/个)
用装单位 1	18	1 000
用装单位 2	15	1 500
用装单位 3	22	1 200
用装单位 4	16	1 600
用装单位 5	25	1 500
用装单位 6	18	1 300

3.2 结果分析

分别采用本文的超启发式算法以及 MOEA/D、NSGA-II、MOPSO 算法对 3 种网络结构的备件供应模型进行优化,其结果如图 5 所示。图 5 中的 4 个分图分别代表各个算法的求解结果,每个分图包含 3 种网络结构下求得的非支配解集在目标空间的分布。横轴表示模型第 1 个适应度函数的值,纵轴表示第 2 个适应度函数的值。通过非支配解的分布可以看出每个算法下闭环供应网络的结果均支配横向供应网络,而传统正向供应网络的结果最差。另一方面,对比 4 个算法的结果可以发现超启发式算法求得的非支配解集收敛性要优于其他 3 个元启发式算法。NSGA-II 算法在求解前向供应网络模型,以及 MOPSO 算法在求解横向供应网络时的分布性较差。综上,本文的超启发式算法在求解各种网络结构下的模型均取得较好的结果。

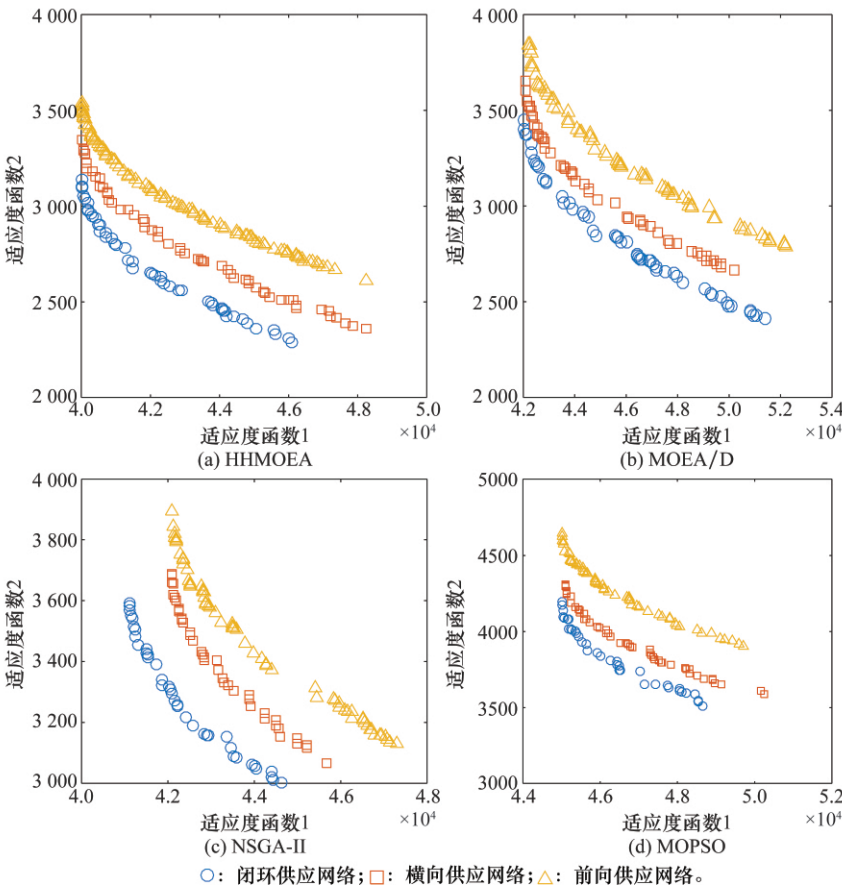


图 5 优化结果前沿面分布

Fig. 5 Distribution of PF obtained by each algorithm

表 6~表 8 给出了 3 种网络结构模型在不同算法下所得结果的适应度函数值。通过分析其最值和均值,比较不同网络结构的优劣以及不同算法的优劣。适应度函数值越小,表明供应方案越好。

表 6 正向供应网络优化结果

Table 6 Optimization results of forward supply network

算法	适应度函数 1			适应度函数 2		
	最大值	最小值	均值	最大值	最小值	均值
HHMOEA	48 250	40 000	43 010	3 538	2 613	3 050
MODE/D	52 200	42 200	46 260	3 840	2 790	3 252
NSGA-II	47 290	42 100	44 250	3 895	3 131	3 465
MOPSO	49 710	45 000	46 550	4 647	3 907	4 278

表 7 横向供应网络优化结果

Table 7 Optimization results of lateral supply network

算法	适应度函数 1			适应度函数 2		
	最大值	最小值	均值	最大值	最小值	均值
HHMOEA	48 240	40 000	43 420	3 345	2 361	2 785
MODE/D	50 180	42 100	45 120	3 649	2 664	3 115
NSGA-II	45 660	42 100	43 310	3 686	3 066	3 387
MOPSO	50 230	45 100	46 870	4 311	3 593	3 941

表 8 闭环供应网络优化结果

Table 8 Optimization results of closed-loop supply network

算法	适应度函数 1			适应度函数 2		
	最大值	最小值	均值	最大值	最小值	均值
HHMOEA	46 090	40 000	42 270	3 142	2 290	2 685
MODE/D	51 390	42 000	46 120	3 450	2 415	2 835
NSGA-II	44 630	41 100	42 430	3 593	3 004	3 285
MOPSO	48 660	45 000	46 450	4 196	3 512	3 836

一方面可以看出,闭环供应网络所花费的时间和成本均最小,正向供应网络花费的时间和成本均最多,横向供应网络虽然在成本上未能取得较大提升,但是大大减少了供应总时间,起到了应急响应的作用。另一方面,可以看出几乎所有情况下均由超启发式算法取得最小适应度函数值。横向供应网络优化结果中,NSGA-II 算法下适应度函数 1 的均值略小于超启发式算法,但是其适应度函数 2 的平均值要远大于超启发式算法的结果。综上,闭环供应网络要优于横向供应网络和正向供应网络,超启发式算法优于其他元启发式算法。

由于以上均为采用动态罚函数法进行约束处理时求得的结果,为了分析罚函数法中惩罚系数 M_0 对结果的影响,

进一步进行了灵敏度分析。分别在本文提出的 HHMOEA 算法框架下取 $M_0=10$, $M_0=1\ 000$ 和 $M_0=100\ 000$ 对闭环供应网络模型进行求解并与拉格朗日乘子法的结果进行对比。计算各适应度函数的均值进行分析,具体结果见表 9。

表 9 不同约束处理策略下的计算结果

Table 9 Results under different constraint processing strategies

处理策略	适应度函数 1	适应度函数 2
$M_0=10$	48 560	8 965
$M_0=1\ 000$	42 270	2 685
$M_0=100\ 000$	42 250	2 685
Lagrange	42 200	2 725

从表 9 可以看出,当 $M_0=10$ 时适应度函数值较大,这是由于对不可行解的惩罚力度不够,因此解集中存在不可行解,而不可行解的适应度函数中包含了惩罚项。而当 M_0 取值为 1 000 和 100 000 时以及采用拉格朗日乘子法时适应度函数的取值近似相等,这是由于求得的均为可行解。此时模型的约束违反度为零,适应度函数值即为目标函数值。而结果的轻微差异是由于算法的随机搜索机制造成的,因此可以忽略。同时可以看出,虽然 M_0 太大或太小均可能使动态机制失效,但是其有效取值范围很大,所以动态罚函数法具有很强的可操作性。

4 结 论

本文研究了正向供应网络、应急横向供应网络和考虑抢修任务的闭环供应网络结构下的备件供应方案。同时考虑平时的经济性指标和战时的时效性指标,构建了多目标优化模型。考虑到 MOEA 算法在求解不同优化问题时鲁棒性较差的问题,引入了超启发式算法对 3 种供应模型进行求解。本文的基于排序机制选择函数的超启发式 MOEA 算法,通过对底层元启发式算法性能进行综合评估选择出每次迭代优化时的最佳底层算法,从而达到在不改变顶层算法的同时,解决各类优化问题。采用多目标优化测试函数集对本文算法和其他底层算法进行对比分析,验证了超启发式算法性能的优越性。同时,通过算例分析发现应急横向供应网络能够大幅缩短备件供应延迟时间,而带有抢修任务的闭环供应网络能够同时缩短备件供应时间和减少供应总成本。另一方面算例也验证了本文提出的超启发式算法在求解不同多目标优化问题时具有较强的稳定性和鲁棒性。

参考文献:

[1] 郭霖瀚,王恺,王严,等.多级多层备件供应链需求建模与仿真[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(10): 2038-2043.
GUO L H, WANG K, WANG Y, et al. Multi-indenture multi-echelon spare part supply chain requirement modeling and simulation[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(10): 2038-2043.

[2] WEN M, HAN Q, YANG Y, et al. Uncertain optimization model for multi-echelon spare parts supply system[J]. Applied

Soft Computing, 2017, 56: 646-654.

[3] 刘喜春,王磊,许永平,等.战时可修复备件供应保障优化模型[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(12): 2595-2598.
LIU X C, WANG L, XU Y P, et al. Research on ABMS based wartime spares support adaptation decision[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(12): 2595-2598.

[4] 刘勇,武昌,孙鹏,等.战损条件下装备备件供应保障仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(5): 1470-1473.
LIU Y, WU C, SUN P, et al. Research on simulation for communication equipment of air force spare parts supply support under combat damage[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(5): 1470-1473.

[5] 阮旻智,刘任洋.随机需求下多层级备件的横向转运配置优化模型[J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(10): 2689-2698.
RUAN M Z, LIU R Y. Configuration and optimization model for multi-indenture spares with lateral transshipments under stochastic demand[J]. System Engineering Theory and Practice, 2016, 36(10): 2689-2698.

[6] 董琪,徐廷学,丛林虎.基于 Markov 三级库存系统备件横向调拨配置模型[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(11): 2524-2530.
DONG Q, XU T X, CONG L H. Allocation model of spare parts for three-echelon inventory system with lateral transshipment based on Markov[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(11): 2524-2530.

[7] 张颖,王蕴,薛佩.三站点备件供应保障关系建模与分析[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(8): 1625-1631.
ZHANG Y, WANG Y, XUE P. Modeling and analysis of spares supply support relations among three stations[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(8): 1625-1631.

[8] BOUCHERIE R J, VAN H G J, TIMMER J, et al. A two-echelon spare parts network with lateral and emergency shipments: a product-from approximation[J]. Probability in the Engineering and Informational Sciences, 2018, 32(4): 1-20.

[9] FATTABI M, GOVINDAN K. Integrated forward/reverse logistics network design under uncertainty with pricing for collection of used products[J]. Annals of Operations Research, 2017, 253(1): 193-225.

[10] LIAO T Y. Reverse logistics network design for product recovery and remanufacturing [J]. Applied Mathematical Modelling, 2018, 60: 145-163.

[11] GUO J, WANG X, FAN S, et al. Forward and reverse logistics network and route planning under the environment of low-carbon emissions: a case study of Shanghai fresh food ecommerce enterprises[J]. Computers & Industrial Engineering, 2017, 106: 351-360.

[12] 陈文若. 备件修复供应链的逆向物流网络设计[D]. 北京: 对外经济贸易大学, 2005.
CHEN W R. Reverse logistics network design of spare-parts recovery chain[D]. Beijing: University of International Business and Economics, 2005.

[13] 任骥,郑小蕾,谭跃进.考虑战损件回收再造的战场军需备件供应优化研究[J]. 军械工程学院学报, 2014, 2: 16-20.

- REN J, ZHENG X L, TAN Y J. Supply planning for military spare parts in battlefield with broken parts remanufacturing consideration[J]. Journal of Ordnance Engineering College, 2014, 2: 16-20.
- [14] 戎海武. 关于拉格朗日乘数法的两点思考[J]. 高等数学研究, 2013, 16(4): 81-86.
- RONG H W. Two notes on the method of Lagrange multipliers[J]. Studies in College Mathematics, 2013, 16(4): 81-86.
- [15] WANG F, ZHOU L, REN H, et al. Multi-objective optimization model of source-load-storage synergetic dispatch for a building energy management system based on TOU price demand response[J]. IEEE Trans. on Industry Applications, 2018, 54(2): 1017-1028.
- [16] LI W, OZCAN E, JOHN R. Multi-objective evolutionary algorithms and hyper-heuristics for wind farm layout optimization[J]. Renewable Energy, 2017, 105: 473-482.
- [17] WANG Z, ZHANG Q, ZHOU A, et al. Adaptive replacement strategies for MOEA/D[J]. IEEE Trans. on Cybernetics, 2017, 46(2): 474-486.
- [18] VO D T, DUONG G D, HO H V, et al. Multi-objective optimization of laminated composite beam structures using NSGA-II algorithm[J]. Composite Structures, 2017, 168: 498-509.
- [19] CHENG S, ZHAO L L, JIANG X Y. An effective application of bacteria quorum sensing and circular elimination in MOPSO[J]. IEEE/ACM Trans. on Computational Biology & Bioinformatics, 2017, 14(1): 56-63.
- [20] MAASHI M, KENDALL G, ÖZCAN E. Choice function based hyper-heuristics for multi-objective optimization[J]. Applied Soft Computing, 2015, 28(C): 312-326.
- [21] WANG H, JIN Y, YAO X. Diversity assessment in many-objective optimization[J]. IEEE Trans. on Cybernetics, 2016, 47(6): 1-13.
- [22] TAN K C, LEE T H, KHOR E F. Evolutionary algorithms for multi-objective optimization: performance assessments and comparisons[J]. Artificial Intelligence Review, 2002, 17(4): 251-290.
- [23] SRINIVAS N, DEB K. Multiobjective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms[J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3): 221-248.
- [24] LUO B, ZHENG J, XIE J, et al. Dynamic crowding distance? a new diversity maintenance strategy for MOEAs[C]//Proc. of the 4th International Conference on Natural Computation, 2008: 580-585.
- [25] ZHOU A, QU B Y, LI H, et al. Multiobjective evolutionary algorithms: a survey of the state of the art[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2011, 1(1): 32-49.
- [26] MAASHI M, ZCAN E, KENDALL G. A multi-objective hyper-heuristic based on choice function[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(9): 4475-4493.
- [27] HUBAND S, HINGSTON P, BARONE L, et al. A review of multiobjective test problems and a scalable test problem toolkit[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2006, 10(5): 477-506.

作者简介:

王亚东(1992-),男,博士研究生,主要研究方向为装备维修工程、军事运筹、优化算法。

E-mail: xwzj0003@163.com

石全(1966-),男,教授,博士研究生导师,主要研究方向为装备维修保障理论与技术、战场抢修和军事运筹。

E-mail: airesearch01@gmail.com

夏伟(1980-),女,讲师,博士,主要研究方向为军事装备学、网络化维修和军事通信。

E-mail: axwangel@126.com

陈材(1990-),男,博士研究生,主要研究方向为装备维修工程和战场抢修。

E-mail: 1442469514@qq.com