

智能优化算法在供应链网络中的应用

张欣¹, 詹志辉²

(1. 江南大学人工智能与计算机学院, 江苏 无锡 214122;
2. 华南理工大学计算机科学与工程学院, 广东 广州 510006)

摘要: 供应链网络通过需求和供应关系将各个成员连接起来, 方便成员之间进行协调与合作, 这在全球化竞争环境下显得尤为重要。对供应链网络结构进行优化改进能够缩小企业运营成本、提高企业收益, 提升客户满意度, 进而提高企业的竞争力。首先, 通过分析供应链网络中的优化问题, 从建模特征、决策变量类型和场景特征等不同角度对该问题进行分类, 从而更清晰地介绍现有供应链网络研究工作中涉及的优化问题。然后, 介绍并分析了遗传算法、蚁群优化算法和粒子群优化算法3种常用的智能优化算法及其在供应链网络优化问题中的应用情况。最后, 对供应链网络优化问题的未来研究方向进行了展望。

关键词: 供应链网络; 优化问题; 智能优化算法

中图分类号: TP301

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202202

Application of intelligent optimization algorithms in supply chain network

ZHANG Xin¹, ZHAN Zhihui²

1. School of Artificial Intelligence and Computer Science, Jiangnan University, Wuxi 214122, China
2. School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China

Abstract: Supply chain network connects members by the relationship of demand and supply and facilitates the coordination and cooperation among these members, which is particularly important in the global competition environment. The optimization and improvement of supply chain network can reduce the operating cost of enterprises, increase the income of enterprises and the customer satisfaction, and then improve the competitiveness of enterprises. Firstly, the optimization problems of supply chain network were analyzed, and these problems from several different aspects were classified, such as modeling characteristics, decision variable types, and scene features, so as to introduce the optimization problems in the existing research of supply chain network more clearly. Then, three frequently used intelligent optimization algorithms and their applications in supply chain network optimization were introduced and analyzed, such as genetic algorithm, ant colony optimization algorithm and particle swarm optimization algorithm. Finally, the future research of the optimization of supply chain network was prospected.

Key words: supply chain network, optimization problem, intelligent optimization algorithm

收稿日期: 2021-01-05; 修回日期: 2021-01-15

通信作者: 詹志辉, zhanapollo@163.com

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2019YFB2102102); 国家自然科学基金资助项目 (No.61822602, No.61772207)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2019YFB2102102), The National Natural Science Foundation of China (No.61822602, No.61772207)

0 引言

产品从上游的供应商经过生产、制造、运输等环节到下游的终端客户手中，整个流程中的所有参与成员以及涉及的信息、资金和产品的流动组成了供应链网络^[1]。整合后的供应链网络增加了各个成员的交互，更方便供应链管理者对资源的协调利用，从而对整个网络系统进行统筹规划。2017年，国务院办公厅发布《关于积极推进供应链创新与应用的指导意见》，加快了我国研究学者在供应链领域的研究进展^[2]。在供应链网络的实际应用中，学者可以通过数学建模、仿真模拟、数据驱动、博弈模型等多种方法实现对问题的求解。本文则重点关注通过数学建模构造出多种供应链网络优化问题模型，进而采用智能优化算法求解。首先，本文介绍了优化问题的通用数学模型及其分类。其次，本文从3个角度对供应链网络中的优化问题进行归类，包括建模特征、决策变量类型和场景特征。同时，本文介绍并分析了目前常用的3种智能优化算法在供应链网络优化问题中的应用研究现状，包括遗传算法（genetic algorithm, GA）、蚁群优化（ant colony optimization, ACO）算法和粒子群优化（particle swarm optimization, PSO）算法。此外，本文对供应链网络的未来研究方向做出了展望，以期未来供应链网络的创新研究和应用实践提供借鉴与启示。

1 优化问题

在现实的工程应用和科学研究中通常会遇到各种优化问题，需要决策者设计出最优的解决方案，从而达到预期的目标^[3]。该类问题的数学模型通常可表示为：

$$\text{Max/Min } \mathbf{y} = f(\mathbf{x}) \quad (1)$$

满足约束：

$$g(\mathbf{x}) \leq 0 \quad (2)$$

$$h(\mathbf{x}) = 0 \quad (3)$$

其中， $\mathbf{y}$ 为目标向量，即所需求解目标的集合； $\mathbf{x}$ 为决策向量，即具体的解决方案； $f(\cdot)$ 为目标函数，即根据实际问题构建出的决策向量 $\mathbf{x}$ 与目标向量 $\mathbf{y}$ 的数学关系表达式； $g(\mathbf{x})$ 和 $h(\mathbf{x})$ 分别为该模型中的不等式约束条件和等式约束条件。在优化问题中，需要

求决策向量 $\mathbf{x}$ ，使得目标向量 $\mathbf{y}$ 中的每个分量最大化或者最小化，如式（1）所示，同时，决策向量 $\mathbf{x}$ 需要满足式（2）和式（3）中的约束限制。

根据数学模型中各个成员的属性，优化问题可以被划分为以下多种类型。

单目标优化问题：目标向量 $\mathbf{y}$ 只包含一个元素，即只有一个需要优化的目标。

多目标优化问题：目标向量 $\mathbf{y}$ 包含多个元素^[4]。

大规模优化问题：决策向量 $\mathbf{x}$ 的维度较大，一般超过500维^[5]。

不确定性优化问题：目标函数 $f(\cdot)$ 中包含不确定性参数^[6]。

约束优化问题：问题中包括约束条件 $g(\mathbf{x})$ 和 $h(\mathbf{x})$ ^[7]。

2 供应链网络中的优化问题

供应链网络是指产品经过生产制造、物流运输和产品销售等环节最终到达消费者手中所形成的链式网络^[8-9]。图1展示了常见的供应链网络模型。图1中的供应链网络节点包括供应商、制造商、批发商、零售商和客户等，这些网络节点通过物流、资金流和信息流等连接起来。供应链网络优化问题即对整个网络系统进行统筹规划，从而使某个或某些目标最优化。通常，决策者需要优化供应链网络中的生产制造模式、物流分配信息等，从而最大化企业收益和客户满意度、最小化企业运营成本。

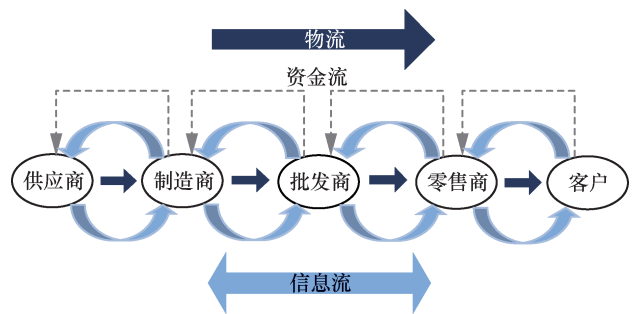


图1 供应链网络模型

供应链网络优化问题中常用的数学模型如下：

$$\text{Max/Min } \mathbf{y} = \sum_{p=1}^{\text{Phase}} \text{value}_p \times x_p \quad (4)$$

满足约束：

$$\text{Capacity_constraint}(x_p) \leq 0, p = 1, 2, \dots, P \quad (5)$$

$$\text{Environment_constraint}(x_p) \leq 0, p = 1, 2, \dots, P \quad (6)$$

在目标函数式(4)中,目标向量 y 可以是供应链网络系统消耗的总费用或总时间、终端客户的满意度、系统对环境(如废气、废物排放量等)或社会(如就业机会的增加)产生的影响等。变量 P 是优化的供应链网络中涉及的环节数量,例如图1中总共涵盖8个环节,包括从客户到供应商的4个环节和供应商到客户的4个环节。变量 $value_p$ 是第 p 个环节涉及的价值,例如该环节所消耗的费用或时间、对终端客户的满意度、环境或社会产生的影响等。决策变量 x_p 是第 p 个环节所需确定的流量。供应链网络优化问题中涉及的约束通常为各个环节的容量限制,且绝大多数为线性约束,如式(5)所示,例如,批发商的现有库存和进货量不能超过本身的仓库容量^[9]。此外,在绿色供应链网络中,还需考虑环境因素的限制,如式(6)所示,例如,制造商的水资源的消耗限制^[10]。

在实际的供应链网络应用中,涉及的优化问题种类繁多。本节将从多个角度将这些优化问题归类整理,包括建模特征、决策变量类型和场景特征。

2.1 建模特征不同的供应链网络优化问题

根据不同的建模特征,可将供应链网络优化问题分为单目标供应链网络优化、多目标供应链网络优化、大规模供应链网络优化、不确定性环境下的供应链网络优化、带有约束条件的供应链网络优化等。

单目标供应链网络优化问题比较常见,该类问题只涉及一个目标的优化。例如,汪金荣等人^[11]设计的电能表供应链网络旨在优化网络的总成本目标。

多目标供应链网络优化问题则需要同时优化多个目标,并且这些目标通常互斥。例如,Zhang X等人^[12]研究了多目标供应链配置问题,该问题需要为供应链网络节点选择最优的配置方案,从而同时优化网络系统的时间和费用成本。但往往费用较低的配置方案花费的时间较长,而费用较高的配置方案花费的时间较短。

大规模供应链网络优化问题所求解的问题规模较大,随着市场需求的剧增,这类问题普遍存在。例如,姚建明^[13]从服务大规模定制的角度设计了供应链网络优化数学模型,从而帮助企业应对客户多样化的需求。

在不确定性环境下的供应链网络优化问题

中,某些环境因素是不确定的。例如,江云剑^[14]研究了生物燃料供应链网络中供给和需求的不确定性,包括供给的水平和价格、需求的水平和价格。面对不确定性环境下的供应链网络,设计者需要设计柔性的供应链网络,从而应对不确定性带来的风险。

带有约束条件的供应链网络优化问题是考虑现实应用中遇到的多种约束条件而设计出的问题模型,而这些约束条件绝大多数是线性的。例如,肖青等人^[15]建立的生鲜产品二级供应链网络系统考虑了配送规则约束、车容量约束、配送时间限制等约束条件。

2.2 决策变量类型不同的供应链网络优化问题

根据问题模型中求解的不同决策变量类型,可将供应链网络优化问题分为离散供应链网络优化、连续供应链网络优化和混合整数规划的供应链网络优化等问题。

离散供应链网络优化问题中的决策变量为整数型编码。例如,Zhang X等人^[16]求解的带有约束的多目标供应链配置问题中,需要为网络节点在多个选项配置中找到最优的组合,从而最小化系统的总时间和总费用成本。

连续供应链网络优化问题中的决策变量为实数型编码。例如,Mahmoodi A^[17]对供应链网络中的定价和库存决策问题进行研究,旨在为决策者确定最优的价格和库存水平,从而最大化供应链成员(制造商和零售商)以及整个网络系统的利润。

混合整数规划的供应链网络优化问题中的决策变量则是部分为整数型编码,部分为实数型编码。例如,Chen Y T等人^[18]研究了产品可回收的闭环供应链网络中配送中心的选址(整数型编码)和运输物流(实数型编码)的决策问题,从而最小化网络系统的运营成本。

2.3 场景特征不同的供应链网络优化问题

根据不同的场景特征,可将供应链网络优化问题分为闭环供应链网络优化、绿色供应链网络优化、柔性供应链网络优化等问题。

闭环供应链网络的场景特征是网络节点间存在闭合回路的系统,即网络设计流程中增加了产品的回收利用环节,如图2所示。闭环供应链旨在充分循环利用能源物资,减少企业运营成本,减少废物排放等,在可持续发展中具有重要意义^[19-20]。

例如, Yun Y 等人^[19]设计了多目标的闭环供应链网络,用来优化各环节的物流,从而最小化整个系统的运营成本和碳排放量,最大化该系统对社会产生的积极影响(如就业机会)。刘静等人^[20]考虑了客户直接向供应商退货的环节,设计了电子商务下的闭环供应链物流,该模型可被用来优化客户退货收集点的设置,从而最小化物流网络的运营成本。

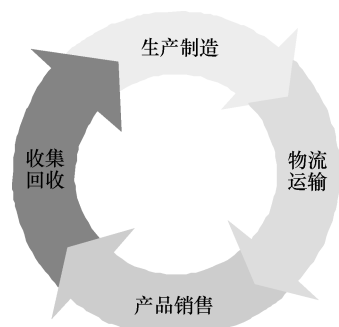


图2 闭环供应链网络模型

绿色供应链网络的场景特征是考虑了生态环境影响的网络系统,这类供应链网络旨在通过合理的网络设计优化减少其对地球生态环境产生的破坏。例如,任宏涛等人^[10]设计了绿色铝供应链网络,优化绿色低碳的电力供应的生产方式,从而最小化水资源的消耗。陶帝豪等人^[21]设计了冷链物流配送的绿色供应链网络,旨在优化物流网络中各个环节的物流,最小化配送成本和碳税成本。

柔性供应链网络的场景特征是面对不确定性市场的网络系统,这类供应链网络旨在辅助企业设计更稳健的决策方案,从而应对不断变化的市场环境。例如,龙静等人^[22]研究了不确定市场需求下的生产产能柔性和库存柔性。赵霞等人^[23]提出了需求和价格不确定下的农产品供应链网络的鲁棒优化设计方法,从而降低企业的不确定性风险和运营成本。

3 智能优化算法在供应链网络优化中的研究现状

智能优化算法是人们受到自然规律的启发而提出的用来解决各类优化问题的算法,主要包括进化类算法(如遗传算法、免疫算法、差分进化算法等)、群智能算法(蚁群优化算法、粒子群优化算法、鱼群优化算法等)、神经网络算法、模拟退火算法和禁忌搜索算法等^[24]。其中,在供应链网络优

化问题的求解中,比较常用的智能优化算法包括进化类算法中的遗传算法以及群智能算法中的蚁群优化算法和粒子群优化算法。

智能优化算法是基于达尔文进化论中“适者生存”的思想,通过采用不同的进化机制,根据优化问题中的目标函数引导算法向目标值较优的决策空间进行搜索的一类优化算法^[25]。智能优化算法流程框架如图3所示。首先,算法需要初始化种群,种群中的每个个体代表问题的一个解决

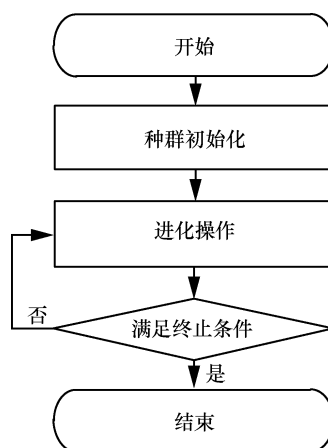


图3 智能优化算法流程框架

方案。然后进行基于种群进化操作的迭代过程,该过程直到满足终止条件结束,例如达到最大的算法运行时间或评估次数。最后,算法结束,返回问题的最优解。

3.1 遗传算法在供应链网络中的应用

遗传算法是由研究学者霍兰(Holland)在1975年提出的,该算法模拟了生物界中的遗传现象,包括选择、交叉、变异等操作^[26]。在该算法的迭代过程中,首先,通过选择操作挑选出用来进行交叉操作的父代个体^[27]。接着,通过对父代个体执行交叉操作生成新的子代个体。然后,经过变异操作改变子代个体的部分基因,增加个体的多样性。每次迭代的最后环节是对当前种群进行更新,挑选出较优的个体,从而保证算法的收敛性。

常用的选择操作有轮盘赌选择和锦标赛选择。为了保证算法的收敛性,通常选择表现(对应的目标函数值)较优的个体作为父代,从而使得较好的基因表现特征得以遗传延续。

遗传算法中常用的交叉操作包括单点交叉、多点交叉和模拟二进制交叉(simulated binary crossover, SBX)。其中,SBX方法常用于多目标连续

优化问题的求解^[28]。假设 P^1 和 P^2 为两个父代个体，SBX 方法可通过式 (7) 产生两个子代个体 C^1 和 C^2 ，其中， β 为随机参数， D 为解的维度。

$$\begin{cases} C_i^1 = 0.5 \times [(1 + \beta) \times P_i^1 + (1 - \beta) \times P_i^2] \\ C_i^2 = 0.5 \times [(1 - \beta) \times P_i^1 + (1 + \beta) \times P_i^2] \end{cases}, i=1, 2, \dots, D \quad (7)$$

例如，戴卓^[29]设计了利用混合遗传算法优化供应链网络中的供应商、制造商和零售商的选择问题，从而最小化运营成本。该问题为离散优化问题，采用二进制编码构造一个染色体（即一个解），染色体中的每个基因（即解中的每一维度）取值为 0 或 1，0 代表对应的供应商、制造商和零售商没被选择，1 代表被选择。在随机初始化种群后，该算法采用随机遍历方法等距离地选择出父代，然后经过多点交叉和随机变异策略生成后代。新的种群保留上一代中的精英解以及新生成的个体。种群进化过程一直持续，直到满足最大进化代数。

王建华等人^[30]采用遗传算法求解钢铁供应链网络中供应商和配送中心的选择以及生产数量和运输量的优化问题，从而最小化网络系统的运营成本和碳排放量。该问题为混合整数规划的多目标优化问题，同时带有约束条件。首先，他们采用模糊规划的隶属度函数将两个目标函数值分别转化为 0 到 1 之间的隶属度，采用加权法将该多目标问题转化为单目标问题，转化后的目标函数值设为 $Z(x)$ ， x 为染色体，该值越大越好。其次，他们采用罚函数对约束进行处理，罚函数值记为 $P(x)$ ，该值越大越好。遗传算法最终采用的适应度值如式 (8) 所示，适应度值 $f(x)$ 越大越好。染色体采用二进制编码，其中，用一个二进制位（0 或 1）代表供应商和配送中心的选择情况，多个二进制位代表生产数量和运输量。

$$f(x) = \frac{1}{1 - Z(x) + P(x)} \quad (8)$$

3.2 蚁群优化算法在供应链网络中的应用

蚁群优化算法是由 Dorigo M 等人^[31]通过模拟蚁群的觅食行为提出的智能优化算法。该算法包括两大要素，即启发式信息和信息素。启发式信息是根据问题特征而设计的贪心机制，目的是在构造解决方案的过程中有偏好地做出选择，例如，在供应链的路径优化问题的解结构中，选择距离较短并且

花费成本较少的路径的概率较大^[11]。信息素则反映算法在进化过程中的历史信息积累，例如，经常被选择的路径上的信息素浓度高，而很少被选择的路径上的信息素浓度低。

在算法开始迭代之前，需要初始化启发式信息和信息素。而在算法迭代过程中，根据启发式信息和信息素构造完整的解。例如，在参考文献[11]的供应链路径优化问题中，当前节点为 r ，算法能够按照式 (9) 选择路径中的下一节点 s ，其中， N 为路径中的节点总个数， $\tau_{r,u}$ 为路径 r 到 s 的信息素， $\eta_{r,u}$ 为路径 r 到 s 的启发式信息， α 、 β 和 q 为参数， q_0 为 0 到 1 之间的随机小数， S 为可供 s 选择的所有节点的集合。如式 (9) 所示，当 q 小于或等于 q_0 时，节点 s 设置为 $[\tau_{r,u}]^\alpha \cdot [\eta_{r,u}]^\beta$ 值最大的节点，否则根据式 (10) 中的概率从 S 中做出选择。接着，根据解的评估结果，按照式 (11) 对信息素进行更新，其中， ρ 为参数，NP 为蚂蚁的总个数， $\Delta\tau_{r,u}^k$ 为蚂蚁 k 在路径 r 到 u 上的信息素含量。

$$s = \begin{cases} \arg \max_{u \in \{1, \dots, N\}} \{[\tau_{r,u}]^\alpha \cdot [\eta_{r,u}]^\beta\}, & q \leq q_0 \\ S, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$$p_{r,u} = \frac{[\tau_{r,u}]^\alpha \cdot [\eta_{r,u}]^\beta}{\sum_{k \in S} [\tau_{r,u}]^\alpha \cdot [\eta_{r,u}]^\beta} \quad (10)$$

$$\tau_{r,u} = (1 - \rho) \times \tau_{r,u} + \rho \times \sum_{k=1}^{NP} \Delta\tau_{r,u}^k \quad (11)$$

例如，汪金荣等人^[11]采用混合遗传算法的蚁群优化算法解决电能表供应链网络中的路径优化问题。在该问题的求解中，每个蚂蚁即一个解，负责构造一条路径，与前文所述一致，路径节点的选择通过启发式信息和信息素确定，即式 (9)。在每个蚂蚁构造一个完整的路径（解）后，算法采用选择、交叉等遗传算子改进解，从而提高蚁群优化算法的收敛速度。

孙靖等人^[32]采用蚁群优化算法解决大规模定制供应链调度优化问题，通过确定最优的合作供应商时序安排，最小化生产调度的时间。在大规模定制生产中，供应链中的核心企业负责订单中的部分子任务，其他子任务可以从多个合作供应商中选择一个完成，而各个任务之间又存在优先级顺序。因此，在该问题的解构造中，作者将订单中的子任务看作构造解路径中的节点，每个节点需要从多个供

供应商选择方案中做出选择，并按照子任务的优先级决定其决策顺序。图4展示了参考文献[32]中蚁群优化算法的解构造示意图，图中包括4个子任务，它们的优先级顺序是3、1、4、2。其中，子任务3可以选择供应商4或5执行，子任务1可以选择供应商1、2或6执行，子任务4可以选择供应商5或7执行，子任务2可以选择供应商1、2或3执行。根据算法中的启发式信息和信息素，即式(9)，最终为子任务1、2、3、4分别选择了供应商2、3、4、5执行。

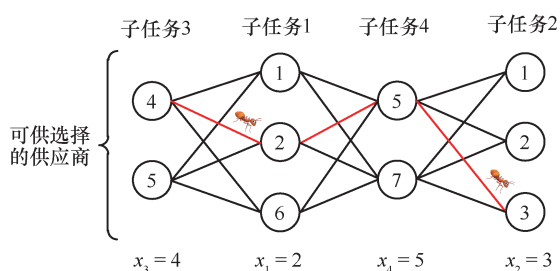


图4 参考文献[32]中蚁群优化算法的解构造示意图

3.3 粒子群优化算法在供应链网络中的应用

粒子群优化算法是由研究学者 Kennedy J 等人在 1995 年提出的智能优化算法，该算法模拟了群体的认知行为和社会对个体变化所产生的影响^[33-34]。在粒子群优化算法中，个体根据自身以及其他个体的历史信息确定当前的进化方向，而进化方向具体可以通过个体的速度和位置表现。

以全局粒子群优化算法为例，在初始化种群后，对种群中的所有个体进行评估，并记录全局最优解。接着，进行算法的迭代过程。每次迭代中，根据式(12)和式(13)分别更新个体的速度 $v_{i,d}$ 和位置 $x_{i,d}$ 。其中， i 为个体编号， d 为解的维度， $\mathbf{pbest}_i$ 为个体 x_i 的历史最优解， $\mathbf{gbest}$ 为种群的全局最优解， ω 、 c_1 和 c_2 为参数， r_1 和 r_2 为 0 到 1 之间的随机数。对个体进行评估后，更新该个体的历史最优解 $\mathbf{pbest}_i$ 以及种群的全局最优解 $\mathbf{gbest}$ 。

$$v_{i,d} = \omega \times v_{i,d} + c_1 \times r_1 \times (\mathbf{pbest}_{i,d}) + c_2 \times r_2 \times (\mathbf{gbest}_d), d = 1, 2, \dots, D \quad (12)$$

$$x_{i,d} = x_{i,d} + v_{i,d}, d = 1, 2, \dots, D \quad (13)$$

例如，马斌等人^[35]采用改进的粒子群优化算法确定供应链网络中的运输物流问题。在该工作中，作者采用一个粒子（解）来记录网络节点间的运输物流。为了使算法在迭代后期不易陷入局部最优解，该算法

采用动态调整学习因子策略，通过式(14)和式(15)改变式(12)中参数 c_1 和 c_2 的取值。其中， $c_1^{\max}$ 和 $c_1^{\min}$ 分别为 c_1 的最大值和最小值， $c_2^{\max}$ 和 $c_2^{\min}$ 分别为 c_2 的最大值和最小值， $T^{\max}$ 为最大迭代数， t 为当前迭代数。随着迭代过程的推进， c_1 值减小，即在式(12)中粒子受个体最优解 $\mathbf{pbest}_i$ 的影响减小； c_2 值增大，即在式(12)中粒子受全局最优解 $\mathbf{gbest}$ 的影响增大，从而使粒子初期具有较强的全局搜索能力，并能保证算法后期的收敛。

$$c_1 = c_1^{\max} - \frac{c_1^{\max} - c_1^{\min}}{T^{\max}} \times t \quad (14)$$

$$c_2 = c_2^{\max} + \frac{c_2^{\max} - c_2^{\min}}{T^{\max}} \times t \quad (15)$$

Zhang X 等人^[36]采用协同粒子群优化算法求解了不确定性环境下的大规模供应链网络设计问题，通过确定最优的供应商和仓库选址方案（整数型编码）以及网络节点间的运输物流（实数型编码），最小化整个系统的运营成本。在算法进化中，个体都采用实数型编码，仅在评估解时将代表选址的决策变量取整。针对该大规模问题，作者根据问题特征将其分解，并采用协同粒子群优化算法进行求解，即利用多个子种群分别求解各个子问题，对每个子问题进行求解可以获得解的一部分，在评估解时将其合并成完整的解。该工作采用的是骨干粒子群优化（bare-bones PSO, BBPSO）算法。与全局 PSO 算法（即 PSO 算法）不同，BBPSO 算法中的粒子位置更新方式如式(16)所示。其中， $N(\mu_{i,d}, \sigma_{i,d}^2)$ 是满足以 $\mu_{i,d}$ 为均值、 $\sigma_{i,d}$ 为标准差的正态分布的随机数， $\mu_{i,d}$ 、 $\sigma_{i,d}$ 的计算式如式(17)和式(18)所示。可以看出，BBPSO 算法中涉及的参数较少，降低了算法优化的负担。

$$x_{i,d} = N(\mu_{i,d}, \sigma_{i,d}^2) \quad (16)$$

$$\mu_{i,d} = 0.5 \times (\mathbf{pbest}_{i,d} + \mathbf{gbest}_d) \quad (17)$$

$$\sigma_{i,d} = |\mathbf{pbest}_{i,d} - \mathbf{gbest}_d| \quad (18)$$

3.4 其他优化策略在供应链网络中的应用

一般而言，遗传算法适用性较高，通过设计不同的染色体编码形式，该算法既可用于求解离散供应链网络优化问题，又可用于求解混合整数规划的供应链网络优化问题。此外，遗传算法中的选择、交叉、变异等操作具有较高的通用性，方便学

者进行应用研究。蚁群优化算法在离散供应链网络优化问题中的求解效率较高,而如何根据问题特征来构造完整的解是该算法应用的关键所在。粒子群优化算法结构比较简单,主要包括个体的速度和位置这两个属性的设计与更新,该算法常被用来求解连续供应链网络优化问题,也可被用来求解混合整数规划的供应链网络优化问题。因此,学者可以根据所面对和所建模的供应链网络特点选择合适的算法,或者对这些算法以及其他的智能优化算法进行综合使用。

此外,智能优化算法也能够通过与其他策略结合,更有效地处理较复杂的供应链网络优化问题。例如,在多目标供应链网络优化问题的求解中,学者可以先通过 ε -约束技术将多目标优化问题转化为带有约束的单目标优化问题,再采用智能优化算法进行求解^[37]。在带有约束条件的供应链网络优化问题的求解中,学者可以采用拉格朗日松弛法,将不可行解的约束条件违法程度转化为惩罚值嵌入目标函数中,从而将该问题转化为无约束优化问题,再利用智能优化算法求解^[38-39]。在不确定性环境下的供应链网络优化问题的求解中,学者可以采用情景分析法或蒙特卡洛法对不确定性因素进行采样模拟,从而辅助智能优化算法对解决方案进行评估^[36]。

4 对供应链网络优化的展望

尽管目前已经有多种关于供应链网络优化的问题模型,但随着供应链网络的不断创新与应用,仍然存在许多问题等待学者展开研究,并提出有效的智能优化算法优化求解。

一方面,从问题场景特征的角度出发,可以根据更加复杂的场景特征,结合问题特征提出更有效的智能优化算法。例如,针对疫情背景下的救灾物资供应链、突发事件供应链、供应链中的风险规避等问题的求解,可以采用多指标评估的多目标优化算法,使物资的分配合理化和供应及时化、突发事件的损失最小化和响应及时化、供应链的收益最大化和风险最小化^[40-43]。针对柔性供应链网络,可以采用多目标优化算法平衡供应链的灵活性和成本,也可以采用动态优化算法和并行处理技术实时或快速地对不断变化的市场环境做出响应^[44-45]。此外,还可以先通过鲁棒优化或者将柔性要求作为约束条件将柔性供应链问题转化为非柔性优化问题,进而采

用智能优化算法进行求解^[46-47]。

另一方面,从问题建模特征的角度出发,可以考虑更多更复杂的实际约束条件,包含非线性、双线性等,并设计相应的智能优化算法对这类带约束条件的供应链网络问题进行优化。另外,还可以将供应链网络优化问题建模为多模态或者多任务的优化问题,并采用有效的多模态优化算法或多任务优化算法求解^[48-51]。其中,多模态优化问题是指拥有多个最优解决方案的一类问题^[52]。例如,在供应链网络的路径优化问题中,存在多个路径相同并且最短的解决方案。在多模态优化问题中,当某些解决方案在实际应用中无法执行时,决策者可以从其余的解决方案中做出选择。

在多任务优化问题中,需要同时解决多个任务,而这些任务之间通常存在关联,即其中一个任务的求解有助于推进另一个任务的求解^[53]。这类问题与多目标优化问题比较类似但又有所不同,多目标优化问题需要同时优化多个目标,但这些目标同属于一个任务。而多任务优化问题中的每个任务既可以是单目标优化问题,也可以是多目标优化问题。例如,同时优化供应链网络中的选址问题和确定运输物流问题,将这两个问题建模成两个任务,即第一个任务是最小化选址的费用和选址间的距离,第二个任务是最小化运输的费用和时间。当在第一个任务中选择的地址距离较近时,在第二个任务中的运输时间也会相对较小。

5 结束语

本文从建模特征、决策变量类型以及场景特征的角度将供应链网络优化问题进行了分类归纳,从而清晰地介绍了该类优化问题。同时,本文详细地介绍了3种常用来求解供应链网络优化问题的智能优化算法,包括遗传算法、蚁群优化算法和粒子群优化算法,阐述了这些算法的特点和优势,并介绍了多种用来提高算法求解效率的优化策略。最后,本文从场景特征和建模特征的角度出发,对供应链网络优化的后续发展进行了展望,为供应链网络管理相关从业者提供了参考。

参考文献:

- [1] 张相斌,林萍,张冲.供应链管理[M].北京:人民邮电出版社,2015.
ZHANG X B, LIN P, ZHANG C. Supply chain management[M]. Bei-

- jing: People's Posts and Telecommunications Press, 2015.
- [2] 中华人民共和国国务院办公厅. 国务院办公厅关于积极推进供应链创新与应用的指导意见[J]. 物流科技, 2018, 41(2): 3.
- General Office of the State Council of the People's Republic of China. Guidance of the General Office of the State Council on actively promoting the innovation and application of supply chain[J]. Logistics Sci-tech, 2018, 41(2): 3.
- [3] 陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- CHEN B L. Optimization theory and algorithm[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [4] 肖晓伟, 肖迪, 林锦国, 等. 多目标优化问题的研究概述[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 805-808, 827.
- XIAO X W, XIAO D, LIN J G, et al. Overview on multi-objective optimization problem research[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(3): 805-808, 827.
- [5] HAGER W W, HEARN D W, PARDALOS P M. Large scale optimization[M]. [S.l.]: Springer Science and Business Media, 1994.
- [6] 唐嘉昌, 姜潮, 龙湘云, 等. 一种针对不确定性结构的区间鲁棒性优化方法[J]. 中国科学: 技术科学, 2019, 49(7): 787-802.
- TANG J C, JIANG C, LONG X Y, et al. An interval robust optimization method for uncertain structures[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2019, 49(7): 787-802.
- [7] 李智勇, 黄滔, 陈少淼, 等. 约束优化进化算法综述[J]. 软件学报, 2017, 28(6): 1529-1546.
- LI Z Y, HUANG T, CHEN S M, et al. Overview of constrained optimization evolutionary algorithms[J]. Journal of Software, 2017, 28(6): 1529-1546.
- [8] 李蓬实. 供应链网络模型研究综述[J]. 物流科技, 2014, 37(4): 46-49.
- LI P S. Review of research on supply chain network model[J]. Logistics Sci-Tech, 2014, 37(4): 46-49.
- [9] 胡招娣, 黄承峰, 梁喜. 基于客户满意度的供应链优化模型研究[J]. 物流技术, 2010, 29(15): 97-101.
- HU Z D, HUANG C F, LIANG X. Study on supply chain optimization model based on customer satisfaction[J]. Logistics Technology, 2010, 29(15): 97-101.
- [10] 任宏涛, 郭颖, 周文戟, 等. 资源约束下绿色铝供应链网络设计多目标优化[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(8): 2090-2103.
- REN H T, GUO Y, ZHOU W J, et al. Multi-objective optimization of green aluminum supply chain network design under resource constraints[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2020, 40(8): 2090-2103.
- [11] 汪金荣, 邵玆涓, 李舜, 等. 基于人工蚁群算法的电能表供应链路径最优化方法[J]. 电子设计工程, 2020, 28(20): 62-65, 70.
- WANG J R, SHAO H M, LI S, et al. The optimization method of supply chain path of electricity meter based on artificial ant colony algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2020, 28(20): 62-65, 70.
- [12] ZHANG X, ZHAN Z H, ZHANG J. A fast efficient local search-based algorithm for multi-objective supply chain configuration problem[J]. IEEE Access, 2020, 8: 62924-62931.
- [13] 姚建明. 服务大规模定制模式下的供应链调度优化[J]. 运筹与管理, 2015, 24(1): 10-18.
- YAO J M. Supply chain scheduling optimization in service mass customization[J]. Operations Research and Management Science, 2015, 24(1): 10-18.
- [14] 江云剑. 不确定条件下可持续生物燃料供应链鲁棒优化研究[D]. 南京: 东南大学, 2016.
- JIANG Y J. Robust optimization on sustainable biofuel supply chain under uncertainties[D]. Nanjing: Southeast University, 2016.
- [15] 肖青, 郑凯君. 分割配送的生鲜产品库存-路径优化研究[J]. 包装工程, 2020, 41(19): 140-147.
- XIAO Q, ZHENG K J. Inventory-routing optimization of fresh products by split delivery[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(19): 140-147.
- [16] ZHANG X, ZHAN Z H, ZHANG J. Multiobjective direction driven local search for constrained supply chain configuration problem[C]//Proceedings of the 2020 Genetic and Evolutionary Computation Conference. New York: ACM Press, 2020: 299-300.
- [17] MAHMOODI A. Stackelberg-Nash equilibrium of pricing and inventory decisions in duopoly supply chains using a nested evolutionary algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2020, 86: 105922.
- [18] CHEN Y T, CAO Z C. An investigation on a closed-loop supply chain of product recycling using a multi-agent and priority based genetic algorithm approach[J]. Mathematics, 2020, 8(6): 888.
- [19] YUN Y, CHULUUNSUKH A, GEN M. Sustainable closed-loop supply chain design problem: a hybrid genetic algorithm approach[J]. Mathematics, 2020, 8(1): 84.
- [20] 刘静, 毛海军, 胡思涛. 电子商务下闭环供应链物流网络优化模型与算法[J]. 物流技术, 2014, 33(15): 360-362, 429.
- LIU J, MAO H J, HU S T. Model and algorithm in optimization of closed-loop supply chain logistics networks in E-commerce environment[J]. Logistics Technology, 2014, 33(15): 360-362, 429.
- [21] 陶帝豪, 刘蓉, 雷勇杰, 等. 基于绿色供应链的冷链物流配送路径优化[J]. 工业工程, 2019, 22(2): 89-95.
- TAO D H, LIU R, LEI Y J, et al. A research on routing optimization of cold chain distribution based on green supply chain[J]. Industrial Engineering Journal, 2019, 22(2): 89-95.
- [22] 龙静, 张以彬, 洪江涛. 需求不确定下的供应柔性 and 库存优化模型[J]. 统计与决策, 2011(3): 34-36.
- LONG J, ZHANG Y B, HONG J T. Supply flexibility and inventory optimization model under demand uncertainty[J]. Statistics and Decision, 2011(3): 34-36.
- [23] 赵霞, 曹宝明, 窦建平. 需求和原料价格不确定下农产品供应链网络鲁棒优化设计[J]. 管理工程学报, 2017, 31(4): 178-185.
- ZHAO X, CAO B M, DOU J P. Robust optimal design of agri-food supply chain network under demand uncertainty and raw material price uncertainty[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2017, 31(4): 178-185.
- [24] 包子阳. 智能优化算法及其 MATLAB 实例[M]. 北京: 电子工业出版社, 2016.

- BAO Z Y. Intelligent optimization algorithm and MATLAB example[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2016.
- [25] 吴沛峰. 智能优化算法及其应用[D]. 沈阳: 东北大学, 2012.
- WU P F. Intelligent optimization algorithms and their application[D]. Shenyang: Northeastern University, 2012.
- [26] SAMPSON J R. Adaptation in natural and artificial systems (John H. Holland)[J]. SIAM Review, 1976, 18(3): 529-530.
- [27] 张琛, 詹志辉. 遗传算法选择策略比较[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(23): 5471-5474, 5478.
- ZHANG C, ZHAN Z H. Comparisons of selection strategy in genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2009, 30(23): 5471-5474, 5478.
- [28] LIN J J, HUANG S C, JIAU M K. An evolutionary multiobjective carpool algorithm using set-based operator based on simulated binary crossover[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(9): 3432-3442.
- [29] 戴卓. 多周期多原料的供应链网络成本优化及其混合遗传算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(9): 2620-2624.
- DAI Z. Multi-material and multi-cycle cost optimization of supply chain network and hybrid genetic algorithm[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(9): 2620-2624.
- [30] 王建华, 陈荣. 基于多目标规划的钢铁供应链网络优化研究[J]. 物流技术, 2015, 34(23): 142-146.
- WANG J H, CHEN R. Study on optimization of steel supply chain network based on multi-objective programming[J]. Logistics Technology, 2015, 34(23): 142-146.
- [31] DORIGO M, BIRATTARI M, STUTZLE T. Ant colony optimization[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(4): 28-39.
- [32] 孙靖, 林杰. 基于蚁群算法的大规模定制供应链调度优化研究[J]. 计算机应用, 2006, 26(11): 2631-2638.
- SUN J, LIN J. Study of supply chain optimization scheduling in mass customization based on ant colony algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2006, 26(11): 2631-2638.
- [33] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[J]. 1995 International Conference on Neural Networks, 2011, 4(8): 1942-1948.
- [34] 张军, 詹志辉, 陈伟能. 计算智能[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- ZHANG J, ZHAN Z H, CHEN W N, et al. Computational intelligence[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.
- [35] 马斌, 吴泽忠. 基于改进的粒子群算法求解供应链网络均衡问题[J]. 运筹与管理, 2020, 29(2): 122-128.
- MA B, WU Z Z. Research on supply chain network equilibrium model based on improved particle swarm optimization[J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(2): 122-128.
- [36] ZHANG X, DU K J, ZHAN Z H, et al. Cooperative coevolutionary bare-bones particle swarm optimization with function independent decomposition for large-scale supply chain network design with uncertainties[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 50(10): 4454-4468.
- [37] 朱小龙, 丁帅, 朱卫东, 等. 基于 ϵ -约束与区间数线性规划的钢铁供应链能源优化模型[J]. 管理工程学报, 2016, 30(2): 243-250.
- ZHU X L, DING S, ZHU W D, et al. An energy optimization model of iron and steel supply chain using ϵ -constraint method and interval linear programming approach[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2016, 30(2): 243-250.
- [38] FATHOLLAHI-FARD A M, HAJIAGHAEI-KESHTALI M, TIAN G D, et al. An adaptive Lagrangian relaxation-based algorithm for a coordinated water supply and wastewater collection network design problem[J]. Information Sciences, 2020, 512: 1335-1359.
- [39] 顾金伟. 基于拉格朗日松弛的库存—路径问题优化[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2017.
- GU J W. An optimization of inventory and routing problems based on Lagrangian relaxation[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2017.
- [40] 王熹徽, 李峰, 梁樑. 救灾物资供应网络解构及结构优化模型[J]. 中国管理科学, 2017, 25(1): 139-150.
- WANG X H, LI F, LIANG L. The deconstruction of a relief material supply network and corresponding structure optimization model[J]. Chinese Journal of Management Science, 2017, 25(1): 139-150.
- [41] CAI X Y, MEI Z W, FAN Z, et al. A constrained decomposition approach with grids for evolutionary multiobjective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 22(4): 564-577.
- [42] 史城至, 尚娟. 突发事件下的供应链管理优化研究[J]. 现代商贸工业, 2020, 41(32): 25-26.
- SHI C Z, SHANG J. Research on supply chain management optimization under emergencies[J]. Modern Business Trade Industry, 2020, 41(32): 25-26.
- [43] 曾丽华, 王健. 考虑消费者风险规避行为的零售商渠道最优决策[J]. 统计与决策, 2020, 36(4): 163-167.
- ZENG L H, WANG J. Retailer optimal channel decision of dual-channel supply chain considering consumer risk-averse behavior[J]. Statistics & Decision, 2020, 36(4): 163-167.
- [44] LIU X F, ZHAN Z H, GU T L, et al. Neural network-based information transfer for dynamic optimization[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 31(5): 1557-1570.
- [45] ZHAN Z H, LIU X F, ZHANG H X, et al. Cloudde: a heterogeneous differential evolution algorithm and its distributed cloud version[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2017, 28(3): 704-716.
- [46] 张翠竹, 黄小原. 柔性供应链优化模型及其应用[C]//第6届全国青年管理科学与系统科学学术会议暨中国科协第4届青年学术年会卫星会议. 出版地不详: 出版者不详, 2001.
- ZHANG C Z, HUANG X Y. Flexible supply chain optimization model and its application [C]//Proceedings of the 6th National Youth Management Science and Systems Science Academic Conference and the 4th annual Youth Academic Conference Satellite Conference of China Association for Science and Technology. [S.l.:s.n.], 2001.
- [47] 许伟佳. 鲁棒优化方法在供应链柔性承诺问题中的应用[J]. 物流工程与管理, 2010, 32(8): 133-136.

- XU W J. Robust optimization applications to supply chain flexibility of commitments[J]. Logistics Engineering and Management, 2010, 32(8): 133-136
- [48] ZHAO H, ZHAN Z H, LIN Y, et al. Local binary pattern-based adaptive differential evolution for multimodal optimization problems[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 50(7): 3343-3357.
- [49] WANG Z J, ZHAN Z H, LIN Y, et al. Automatic niching differential evolution with contour prediction approach for multimodal optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 24(1): 114-128.
- [50] HUANG S J, ZHONG J H, YU W J. Surrogate-assisted evolutionary framework with adaptive knowledge transfer for multi-task optimization[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2019.
- [51] TANG Z D, GONG M G, WU Y, et al. Regularized evolutionary multi-task optimization: learning to intertask transfer in aligned subspace[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 25(2): 262-276.
- [52] CHEN Z G, ZHAN Z H, WANG H, et al. Distributed individuals for multiple peaks: a novel differential evolution for multimodal optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2019, 24(4): 708-719.

- [53] FENG L, ZHOU L, ZHONG J H, et al. Evolutionary multitasking via explicit autoencoding[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(9): 3457-3470.

[作者简介]



张欣（1992—），女，博士，江南大学人工智能与计算机学院讲师，主要研究方向为进化计算、群体智能及其在供应链网络和智能制造中的应用。



詹志辉（1984—），男，博士，华南理工大学计算机科学与工程学院教授、博士生导师，主要研究方向为人工智能、进化计算、群体智能。