

1-13-2022

An Evolutionary Multi-Objective Simulation Optimization Algorithm for Supply Chain with Uncertain Demands

Hongfeng Wang

College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

Yitian Zhang

College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

Jingze Chen

College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

An Evolutionary Multi-Objective Simulation Optimization Algorithm for Supply Chain with Uncertain Demands

Abstract

Abstract: During the COVID-19 pandemic, supply chain of manufacturing companies is facing more severe product demand uncertainty, which is manifested in the sharp increase in demand for certain types of products and the increased fluctuations in supply for raw materials. For this supply chain optimization problem with demand uncertainty, *a multi-objective stochastic programming model is developed in order to maximize the total profit and product order fulfillment rate simultaneously in this paper. For solving the investigated problem, a new evolutionary multi-objective simulation optimization algorithm is proposed by combining the mechanism of NSGA-II and simulation computing budget allocation adaptively.* Experimental results show the validity of the presented model and algorithm.

Keywords

supply chain, multi-objective optimization, stochastic programming, multi-objective evolutionary algorithm, simulation computing budget allocation

Recommended Citation

Wang Hongfeng, Zhang Yitian, Chen Jingze. An Evolutionary Multi-Objective Simulation Optimization Algorithm for Supply Chain with Uncertain Demands[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(12): 2761-2770.

一种面向需求不确定性供应链的进化多目标仿真优化方法

王洪峰, 张翼天, 陈景泽

(东北大学 信息科学与工程学院 辽宁 沈阳 110819)

摘要: COVID-19 大流行期间, 制造企业供应链将面临更为严峻的产品需求不确定性, 具体表现为某类产品需求激增且原材料供应波动变大。针对这种具有需求不确定性的供应链优化问题, 建立了以企业利润和产品订单满足率最大化为目标函数的多目标随机规划模型, 设计了一种基于 NSGA-II 和仿真计算资源分配策略自适应结合的进化多目标仿真优化算法, 通过算例仿真验证了所提出的模型和算法的有效性。

关键词: 供应链; 多目标优化; 随机规划; 多目标进化算法; 仿真计算量分配

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 12-2761-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-0837

An Evolutionary Multi-Objective Simulation Optimization Algorithm for Supply Chain with Uncertain Demands

Wang Hongfeng, Zhang Yitian, Chen Jingze

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: During the COVID-19 pandemic, supply chain of manufacturing companies is facing more severe product demand uncertainty, which is manifested in the sharp increase in demand for certain types of products and the increased fluctuations in supply for raw materials. For this supply chain optimization problem with demand uncertainty, a multi-objective stochastic programming model is developed in order to maximize the total profit and product order fulfillment rate simultaneously in this paper. For solving the investigated problem, a new evolutionary multi-objective simulation optimization algorithm is proposed by combining the mechanism of NSGA-II and simulation computing budget allocation adaptively. Experimental results show the validity of the presented model and algorithm.

Keywords: supply chain; multi-objective optimization; stochastic programming; multi-objective evolutionary algorithm; simulation computing budget allocation

引言

供应链是指围绕核心制造企业, 从原材料供应开始, 制成中间产品以及最终产品, 通过销售网络将产品售出的过程, 将供应商、制造商、销售商及客户连成一个整体的系统^[1-2]。人为灾难和自然灾害等原因能够使供应链系统产生需求不确定性, 这种不确定性会沿着供应链向上游传播, 放大系统的

“牛鞭效应”, 造成更多的成本损失以及中断风险, 给制造企业的供应链优化决策带来难度^[3-4]。自 2019 年 12 月以来新型冠状病毒肺炎(COVID-19)开始逐渐在全球范围大规模传播, 几乎所有制造企业都受到了 COVID-19 疫情的影响。值得注意的是这次疫情大流行期间, 制造企业供应链出现了一种特殊的“涟漪效应”^[5-6], 具体表现为市场对某类产品需求激增, 原材料供应普遍困难^[7-8], 这种影

收稿日期: 2021-08-18 修回日期: 2021-11-17

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFB1708200); 国家自然科学基金(62173076); 中央直属高校基本科研业务费(N180408019)

第一作者: 王洪峰(1979-), 男, 博士, 教授, 博导, 研究方向为供应链与物流优化、进化计算、生产运作管理、人工智能等。E-mail: hfwang@mail.neu.edu.cn

响会沿着供应链向上游和下游同时传播。于是在 COVID-19 大流行背景下, 制造企业在有限原材料供应条件下, 如何实现利润和订单满足率最大化, 以应对多种需求不确定性对供应链优化决策带来的挑战就成为了一个亟待解决的重要问题。

已有文献中, 很多学者针对具有需求不确定性的供应链优化问题开展了相关研究。Kaur 等^[9]考虑系统可持续性和不确定性, 例如不断变化的市场需求以及生产、供应和运输能力的不确定性, 提出了一个独立和集成的生产和采购模型, 以建立有弹性的供应链。Rajendran 等^[10]考虑医院血小板需求的不确定性, 提出了一种随机整数规划模型, 以确定供应链的订购策略, 并使用改进的随机遗传算法对模型进行了仿真实验。庞哈利等^[11]设计了矩阵实数编码的改进遗传算法, 对存在随机需求的产品优化问题进行了求解。张以彬等^[12]考虑城市活动引发的供应中断和需求变化, 建立了制造商库存模型, 并利用仿真优化的方法得到相应策略。Paul 等^[13]考虑需求不确定, 生产制造或原材料供应链中断中的一种或 3 种中断组合, 开发三阶段制造系统生产恢复模型, 提出了一种启发式方法。李琳等^[14]利用遗传算法, 对需求敏感情况下的定价及订货协调模型进行了仿真分析。由于 COVID-19 疫情的爆发造成制造企业供应链普遍出现原材料供应严重不足且需求剧烈变化等问题, 引起了业界和学术界的普遍关注。Paul 等^[15]考虑需求增加, 生产能力受限, 原材料供应不足的情况下, 为 COVID-19 期间的高需求产品开发生产恢复模型, 模型能够在需求变化和供应中断的情况下修改生产计划, 使制造商获得更高利润。Alkahtani 等^[16]考虑 COVID-19 期间的需求不确定性, 开发了具有可控制生产率的非线性供应链模型, 以优化生产总成本的方式为制造公司提供经济利益, 并应对需求变化下的不同情况。

本文针对 COVID-19 大流行背景下制造商面临着多种需求(即高需求产品和一般产品)不确定性, 考虑制造供应链在供应、生产和销售环节能力均受限的情况下, 通过构建一个随机多目标的供应

链优化模型, 以确定合理的订单生产和资源配置计划, 实现企业利润和产品满足率最大化。由于所构建的数学模型具有多目标和随机性的特点, 设计一种基于多目标进化算法和仿真优化方法相结合的求解算法, 采用一种自适应解码器策略对表征候选解及其仿真计算资源分配方案的整合编码进行有效解析, 实现在进化算法框架内对多目标优化和仿真优化的协同寻优。

1 问题建模

1.1 问题描述

本文所研究的供应链网络如图 1 所示, 包括提供不同原材料的多个供应商、一个制造工厂和多个销售商。制造企业生产 J 种产品, 每种产品需要一种关键原材料。

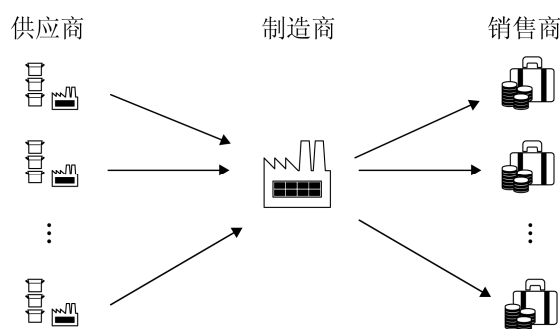


图 1 基于核心制造企业的供应链网络

Fig. 1 Supply chain network based on core manufacturer

在正常生产条件下, 每种原材料由指定供应商提供, 每个供应商提供一种原材料。每种产品所需原材料类型相同, 不同产品生产所需的原材料最优类型不同, 但可以相互替代, 使用替代原材料会产生额外成本。受 COVID-19 疫情影响, 供应链存在生产资源有限和需求不确定的风险, 市场对于某种产品订单需求可能增加。将市场需求增加且利润较高的产品定义为高需求产品, 其他产品定义为一般产品。供应链网络由市场的随机需求触发, 制造企业根据市场需求, 在自身生产能力的约束下, 从企业经济收益角度出发, 考虑高需求产品订单, 对生产资源进行重新配置, 使用部分原用于生产其他产

品的原材料, 作为替代原材料生产高需求产品; 同时考虑企业声誉及社会责任, 考虑一般产品订单满足率。模型以最大化利润和一般产品满足率为目标决策每种产品的生产量, 并将产品分配给销售商。

1.2 符号定义

为方便理解模型, 依据上述问题描述, 定义如下参数与变量。

参数定义: j 为产品种类及对应提供最优类型原材料供应商编号($j=1,2,\dots,J$); s 为销售商编号($s=1,2,\dots,S$); M_j 为产品 j 的最优原材料对应供应商的供应能力; f_j 为供应商 j 的供应能力的弹性系数; τ_j 为生产单位产品 j 所需原材料的数量; N_{js} 为销售商 s 常规订单中产品 j 的数量; Pm 为工厂的最大生产能力; r_j 为产品 j 的市场价格; θ_j 为生产产品 j 所需的设置成本; C_j 为产品 j 对应的最优原材料的单价; d_j 为生产产品 j 使用非最优原材料的额外单位成本; PC_j 为工厂生产产品 j 的单位制造成本; p_j 为生产产品 j 的单位产能消耗; e_j 为产品 j 不能交付的单位惩罚成本; $E(\tilde{D}_s)$ 为销售商 s 对高需求的额外需求量的期望值。

变量定义: X_j 为产品 j 对应的最优原材料的采购数量; y_j 为产品 j 的生产数量; Z_{js} 为产品 j 交付给销售商 s 的数量; w_j 为高需求产品种使用产品 j 的最优原材料进行替代生产的比例; \tilde{D}_s 为销售商 s 对高需求产品的额外需求量(随机变量)。

1.3 数学模型

考虑多种需求的不确定性, 供应链在运作过程中将受到随机因素的影响, 为便于建立数学模型并进行定量分析, 对所研究问题做如下假设:

(1) 销售商对产品的需求量是随机变量, 假定服从正态分布, 即:

$$D_s \sim N(\mu_s, \sigma_s^2) \quad s=1,2,\dots,S$$

(2) 每种产品由其对应的供应商提供原材料, 该原材料作为该产品的最优选择。

(3) 与日常需求相比, 第一种产品为高需求产

品, 需要使用其他原材料作为非最优原材料进行替代生产, 其他产品需求不变。

(4) 由于市场需求的不确定性以及原材料数量的限制, 在供货时可能出现供应量不满足实际需求的情况, 这时会产生需求损失成本 e_{js} 。

(5) 不考虑供应链中各环节运输成本及运输损耗。

根据上述参数和变量定义, 产品销售收入 R 为:

$$R = \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S Z_{js} r_j \quad (1)$$

C_p 为产品生产成本, 包括设置成本和制造成本:

$$C_p = \sum_{j=1}^J (\theta_j + PC_j) Y_j \quad (2)$$

C_r 为原材料成本, 包括使用最优原材料的成本和使用替代原材料的额外成本:

$$C_r = \sum_{j=1}^J C_j X_j + \sum_{j=2}^J w_j Y_1 d_j \quad (3)$$

C_e 为生产的产品数量与市场需求不一致时的需求损失成本:

$$C_e = e_1 \times \sum_{s=1}^S (N_{1s} + D_s - Z_{1s}) + \sum_{j=2}^J \sum_{s=1}^S e_j (N_{js} - Z_{js}) \quad (4)$$

制造企业供应链的总成本函数可描述如下:

$$C = C_p + C_r + C_e \quad (5)$$

模型目标函数 F_1 和 F_2 分别为制造企业的利润和一般产品满足率:

$$F_1 = R - C \quad (6)$$

$$F_2 = \frac{\sum_{j=2}^J \sum_{s=1}^S Z_{js}}{\sum_{j=2}^J \sum_{s=1}^S N_{js}} \quad (7)$$

由此, 可以建立如下的多目标随机规划模型:

$$\text{Max } F_1 \quad (8)$$

$$\text{Max } F_2 \quad (9)$$

s.t.

$$\tau_1 Y_1 w_1 = X_1 \quad (10)$$

$$\tau_1 Y_1 w_j + \tau_j Y_j = X_j, j = 2, 3, \dots, J \quad (11)$$

$$X_j \leq (1 + f_i)M_j, j = 1, 2, \dots, J \quad (12)$$

$$Z_{1s} \leq N_{1s} + D_s, s = 1, 2, \dots, S \quad (13)$$

$$Z_{js} \leq N_{js}, j = 2, 3, \dots, J; s = 1, 2, \dots, S \quad (14)$$

$$\sum_{s=1}^S Z_{js} = Y_j, j = 1, 2, \dots, J \quad (15)$$

$$\sum_{j=1}^J p_j Y_j \leq Pm \quad (16)$$

$$\sum_{j=1}^J w_j = 1 \quad (17)$$

$$w_j \in [0, 1], j = 1, 2, \dots, J \quad (18)$$

$$X_j, Y_j, Z_{js} \geq 0, j = 1, 2, \dots, J; s = 1, 2, \dots, S \quad (19)$$

其中, 目标函数(8)和(9)分别为最大化企业利润和最大化一般产品订单满足率, 约束(10)和(11)使生产的产品数量与消耗原材料数量相平衡, 约束(12)限制了采购原材料数量不超过最大供应量, 约束(13)~(15)限制了产品生产数量不超过市场需求量, 约束(16)为制造企业的生产能力约束, 约束(17)限制了生产高需求产品的最优原材料与替代原材料比例之和为 1, 约束(18)和(19)限制了决策变量的取值范围。

2 求解算法设计

近年来多目标进化算法已经成为解决多目标优化问题的一种有效工具, 因此本文将采用一种主流的多目标进化算法 NSGA-II 作为上述多目标优化模型的求解算法^[17]。由于模型中存在多种需求不确定性, 需要结合仿真优化方法来处理模型中的随机变量。由于仿真计算资源受限, 随机仿真过程中通常需要据候选解的仿真质量(比如均值、方差等)优化需要分配的仿真计算资源, 这就是传统仿真优化方法处理随机问题的主要思想。

值得注意的是, 现有的进化算法与仿真优化方法的结合策略主要是将进化算法(下文称之为优化器)每一代种群中的个体(即候选解集)直接传递给仿真优化方法(下文称之为仿真器), 仿真器根据分配的仿真计算资源对当前的仿真解进行随机

仿真, 将仿真结果返回给优化器用于评估个体的适应值。显然在这种结合策略中优化器和仿真器分别独立运行, 优化器仅负责对问题的最优解寻优, 仿真器仅能采用简单的仿真计算资源分配策略(比如平均分配法、方差比例法、模拟预算最优分配法等)对问题的候选解进行随机仿真。

实际上仿真器中仿真计算资源分配过程也可以认为是对仿真次数的寻优过程, 因此本文将提出一种自适应解码器的策略, 将表征候选解的决策变量和仿真次数变量进行联合编码, 通过自适应解码器将种群中个体编码解析为候选解以及所需执行的随机仿真次数传递给仿真器, 仿真器根据给定的正态随机分布函数利用蒙特卡罗仿真方式生成不同销售商对高需求产品的需求量后将仿真结果返回给优化器, 基本思想如图 2 所示。需要说明的是, 本文所采用的仿真器是根据给定的正态随机分布函数利用蒙特卡罗仿真方式生成不同销售商对高需求产品的需求量。由于仿真次数变量与决策变量进行整合编码且参与遗传运算, 因此这种自适应解码器策略能够实现在 NSGA-II 框架内对多目标优化和仿真优化的协同寻优。

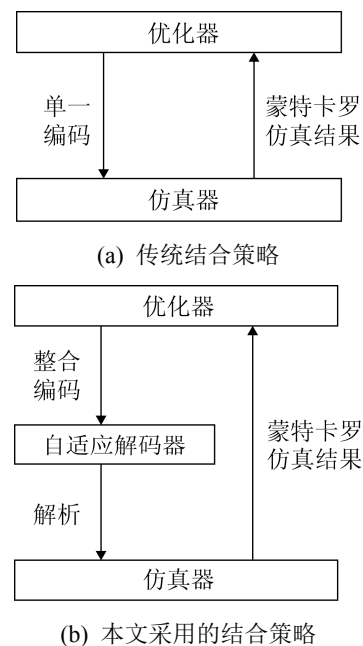


图 2 自适应解码器原理图

Fig. 2 Schematic diagram of self-adaptive coding scheme

2.1 算法总体框架

本文所提出的算法主要步骤如下。

step 1: 随机产生初始种群, 对种群中每个个体均执行初始数量的随机仿真, 将仿真解的目标函数均值作为初始个体的函数值, 构建初始的非支配解集;

step 2: 根据 NSGA-II 算法择优策略选择父代个体执行交叉变异操作, 产生子代个体;

step 3: 利用自适应解码器对新产生的子代个体进行解析, 获得个体对应的仿真解与仿真次数, 根据获得的仿真次数进行随机仿真, 统计所有新仿真解的均值和方差特征值, 更新当前的非支配解集;

step 4: 若达到停止条件, 则输出所获得的非支配解集; 否则, 转 step 2。

从图 3 的伪码能够看出, 本文所提出的算法主要包括初始化、NSGA-II 遗传运算和自适应仿真运算 3 个关键运算过程, 接下来介绍具体运算过程。

```

Begin
  // Initialization Period
  Initialize a population of individuals randomly;
  Perform an initial number of simulation replications for
each individual in the initial population;
  Construct a non-dominated solution set according to
the mean value of objective functions;
  Repeat
  // NSGA-II executing operation
  Execute the genetic operations of NSGA-II upon the
current population;
  // Self-adaptive simulation operation
  Get the simulation computing budget for each
newly-generated child individual;
  Perform a given number of simulation replications for
each newly-generated child individuals;
  Update the non-dominated solution set according to
the mean and variance value of objective functions;
  Until the allowable maximal simulation number is met
  Output the achieved non-dominated solution set.
END

```

图 3 所提出算法的伪代码

Fig. 3 Pseudo-code for the proposed algorithm

2.2 初始化

对个体的编码方式采用整数编码, 其中前 k 位表示个体对应的候选解, 也就是仿真器中的仿真解, 最后 1 位表示候选解(仿真解)的仿真次数指标。在产生随机个体时, 候选解(仿真解)编码部分根据对应基本决策变量的取值范围生成一个随机整数, 仿真次数指标部分生成一个 $[n_0, n_1]$ 之间的随机整数。

初始个体可以根据编码直接解析获得仿真解和仿真次数, 通过对仿真解执行初始次数的随机仿真后, 将在每个目标函数上获得的仿真解均值作为该个体的目标函数值。根据上述过程产生一个初始种群后, 利用所有初始个体的仿真目标函数值向量就可以构建一个初始的非支配解集。

2.3 NSGA-II 遗传运算

在执行遗传运算前, 利用 NSGA-II 算法中的快速非支配排序策略对当前种群中所有个体进行排序获得每个个体的非支配等级, 利用仿真目标函数值计算每个个体在其非支配等级上拥挤度。

选择运算采用锦标赛选择策略, 从当前种群中随机选择 2 个个体, 若他们的非支配等级相同, 则选择拥挤度大的个体执行后续的交叉变异运算; 否则选择非支配等级高的个体。

交叉运算采用均匀交叉策略, 对每一对选择出的父代个体的每一位根据交叉率判断是否执行交叉操作, 若执行交叉, 则相互替换相应位置的父代编码; 否则不替换。

变异运算采用位变异策略, 对新产生的子代个体的每一位根据变异率判断是否执行变异操作, 若执行变异, 则根据相应位置编码的取值范围生成一个随机整数替换当前位置的编码。

2.4 自适应解码运算

利用 NSGA-II 遗传运算产生一个新的子代种群后, 需要对子代个体的编码进行解码以获得该子

代个体对应的仿真方案和仿真次数, 这里采用一种自适应解码器方法来实现, 具体实现过程如图 4 伪码所示。

从图 4 的伪码能够看出, 本文所设计的自适应解码器能够根据个体编码中仿真次数适应性调整当前仿真解的仿真计算资源。若当前仿真解是一个支配集, 即被当前非支配解集中某一个解 Pareto 支配, 则其仿真次数最大可达到 n_1 ; 若当前仿真解是一个非支配解, 即不被当前非支配解集中任何一个解 Pareto 支配, 则其仿真次数最大可达到 n_2 。考虑到总的仿真资源是有限的, 所有仿真解的仿真结果在整个算法运行过程中均需要累积记录下来。

```

Input: the coding vector of individual ind
Begin
  Set the value of t equal to the simulation number that
  has been executed upon ind so far;
  while(t<ind[k+1]) // ind[k+1] denotes the simulation
  number in ind's coding vector
    Perform a simulation replication for ind;
    t=t+1;
    Calculate the ind's mean and variance value of
    simulation objective functions;
    if (any in the current non-dominated solution set
    dominates ind) and (t> $n_1$ ) then
      break;
    if (none in the current non-dominated solution set
    dominates ind) and (t> $n_2$ ) then
      Update the current non-dominated solution set using
      ind;
      break;
    endwhile
    Output the current mean and variance value of ind's
    simulation objective functions.
End.

```

图 4 自适应解码运算伪码图

Fig. 4 Pseudo-code of self-adaptive decoding operation

考虑到本文利用仿真解来评估个体的 Pareto 支配性能, 因此需要利用仿真解在不同目标函数上的均值和方差来构建和更新非支配解集。令第 i 个

仿真解通过仿真求得的第 l 目标函数值的均值 \bar{J}_{il} 和方差 σ_{il}^2 可以表示为

$$J_{il} = \frac{\sum_{i=1}^{N_i} g_{il}}{N_i}$$

$$\sigma_{il}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_i} (J_{il} - g_{il})^2}{N_i}$$

对解空间 S 中每一个解 k 依次判断是否为支配解, 具体计算为

$$\frac{(\bar{J}_{jl} - \bar{J}_{kl})^2}{\sigma_{kl}^2 + \sigma_{jl}^2} < \min_{j \in \{l | i \in S, j_i = k\}} \frac{(\bar{J}_{kl} - \bar{J}_{il})^2}{\sigma_{il}^2 + \sigma_{kl}^2}$$

$$j_i \equiv \arg \max_{j \neq i} \prod_{l=1}^K P(\hat{J}_{jl} \leq \hat{J}_{il})$$

不等式的左边为支配解集中解的信噪比, 不等式的右边为支配这个解的所有解中具有的最小的信噪比。对于解 k , 首先找到最大概率支配解 k 的解 j_k 和支配解 j_k 中最小概率目标 l_{j_k} , 计算被支配解集的信噪比; 然后计算解空间 S 中支配解 k 的集合, 然后对集合中的每一个解 i , 找到最小概率被解 k 支配的目标 l_k^i 。若满足不等式, 则此个体为支配解, 否则为非支配解。

为了保证得到的 Pareto 解为具有高概率的非支配解, 需要计算 I 型错误率 e_1 和 II 型错误率 e_2 来对上述观测到的 Pareto 解的质量进行评估, 计算最大化正确选择的概率 $P\{CS\}$, 判断该 Pareto 解是否满足 $P\{CS\} > P^*\{CS\}$, 若满足不等式, 则为非支配解。

3 仿真实验与分析

3.1 仿真算例

通过数值实验验证本文提出的模型及求解方法的有效性。假设一个核心制造企业, 多个供应商和销售商组成的多产品供应链网络。制造企业生产 5 种核心产品, 5 家供应商供应零件, 每家供应商供应一种指定零件, 每种产品对应一种最优零件, 产品交由 6 个销售商。假设 J1 产品为高需求产品,

增加的市场需求是随机的且服从正态分布, 相关参数如表 1~3 所示。

表 1 不同类型原材料的供应能力及价格参数
Tab. 1 Supply capacity and price parameters of different parts

产品种类	原材料供应能力(件)	弹性系数	价格(万元)
J1	1 300	0.15	4
J2	560	0.10	4
J3	1 200	0.10	3
J4	570	0.15	5
J5	630	0.10	4

表 2 产品生产相关参数
Tab. 2 Production-related parameters

产品种类	原材料单位消耗数量(件)	产能消耗	生产费用(万元)	销售价格(万元)	缺货损失(万元)
J1	2	2.0	3	35	4
J2	1	1.2	3	24	3
J3	2	2.0	3	28	4
J4	1	1.5	5	25	3
J5	1	1.2	4	21	2

表 3 销售商订单需求
Tab. 3 Retailer order requirements

销售商	产品需求(件)					高需求产品 额外需求分布
	J1	J2	J3	J4	J5	
S1	100	90	110	90	100	(90,15)
S2	120	80	100	80	115	(80,10)
S3	100	100	90	90	100	(80,12)
S4	90	90	100	110	85	(100,16)
S5	110	80	90	100	90	(90,12)
S6	115	95	100	90	110	(100,18)

3.2 实验结果分析

为了检验所提出的多目标进化仿真优化算法的性能, 这里选取了如下 3 种经典仿真优化策略作

为对比策略^[18]。

(1) 平均分配法(Equal Allocation, EA): EA 方法在每次迭代过程中对每个候选解集分配均等的仿真资源。

(2) 方差比例法(Proportional to Variance, PTV): PTV 方法每次迭代中给每个候选解集分配的仿真次数与仿真输出结果的方差成反比。

(3) 模拟预算最优分配法(Optimal Computing Budget Allocation, OCBA): OCBA 方法通过合理分配仿真计算量使得最优方案被正确选择的概率最大化, 从而提高仿真的运行效率。

这 3 种策略采用图 2(a)方式与 NSGA-II 相结合, 作为仿真实验的 3 种对比算法。具体算法参数设置如下: 种群个数大小为 100, 交叉率和变异率分别设为 0.85 和 0.05, 仿真次数指标阈值 n_0, n_1 和 n_2 分别设为 5, 10 和 20, 最大允许执行的总仿真次数设为 100 000。

首先, 利用如下 3 个性能指标来评估上述算法的多目标优化性能。

(1) IGD 指标: 同时评估算法获得的非支配解集的分布程度以及对 Pareto 解集的收敛程度, IGD 指标是一种常用的多目标优化算法性能评估指标。

(2) MSM 指标: 利用算法获得的非支配解集在每一个目标函数上的边界值来评估解集的广泛性。

(3) 非支配解数量指标: 通过支配解集中非支配解数量来评估算法获得的非支配解集的多样性, 非支配解的个数越多, 说明解集的多样性越高。

所有算法均在 Win10 系统下的 Matlab 2016 环境中编程实现, 利用相同的随机种群独立运行, 实验结果均为算法运行 20 次的平均值, 如表 4 所示。

表 4 仿真实验结果
Tab. 4 Simulation experimental results

性能指标	Our algorithm	NSGA-II+EA	NSGA-II+PTV	NSGA-II+OCBA
IGD	83.8	85.6	87.8	84.5
MSM	421.7	416.5	412.4	405.7
非支配解数量	50.5	44.8	46.4	48.6

从表 4 可以发现, 本文所提算法在 3 个性能指标上均获得了最好的结果。在 IGD 指标上, 本文算法表现略优于 NSGA-II+OCBA 算法, 但明显优于 NSGA-II+EA 算法和 NSGA-II+ PTV 算法, 这说明本文算法所获得的非支配解集不仅能够更好的逼近问题的 Pareto 解集, 同时也具有很好的分布性能。在 MSM 指标上, 本文算法均明显优于 3 种对比算法, 这说明本文算法能够发现更好的目标函数边界值。在非支配解数量指标上, 本文算法能够获得 50.5 个非支配解, 而 3 种对比算法仅能获得 44.8, 46.4 和 48.6 个非支配解, 这说明本文算法获得非支配解集具有更好的多样性。对于 3 种对比算法来说, NSGA-II+OCBA 算法在 IGD 指标和非支配解数量指标上可以达到接近本文算法的性能水平, 但在 MSM 指标上其表现不如其他 2 种对比算法。

接下来, 进一步对比分析上述算法所获得的 Pareto 前沿, 如图 5 所示。

从图 5 可以发现, 本文算法能够获得更好的 Pareto 前沿, 实验结果进一步验证了本文算法在求解所研究的多目标优化问题上的有效性。根据 Pareto 前沿的分布情况, 可以看出总利润最大化和一般产品订单满足率最大化 2 个目标之间存在冲突。在生产资源有限的情况下, 为了获取更高利润, 需要将更多资源用于生产利润更高的高需求产品, 其他产品的订单满足率将因此下降。如果其他产品订单满足率过低, 会影响企业声誉和产品市场占有率。这样的实验结果说明了本文构建的多目标供应链优化模型的必要性和有效性。

最后, 利用最大正确选择概率 $P\{CS\}$ 的收敛性对比分析仿真计算资源分配策略对 NSGA-II 算法的影响程度, 如图 6 所示。

从图 6 可以发现, 本文算法在仿真资源数达到 30 000 次左右时, 正确选择概率 $P\{CS\}$ 明显趋向收敛。PTV 策略忽略了样本均值的影响, 在实际仿真过程中对仿真的效率并没有太大的提升。EA 策略

不考虑样本均值和方差的影响, 在有限的资源下这种方式的仿真精度以及效率要优于 PTV 策略。OCBA 策略通过对仿真资源的合理分配, 使得最优方案被正确选择的概率 $P\{CS\}$ 最大化, 具有较高的仿真效率。本文算法利用自适应解码器策略对包含基本决策变量和仿真次数变量的个体整合编码进行解析, 并在 NSGA-II 框架内实现个体整合编码的协同寻优, 有助于将更多的仿真资源分配给更好的解, 能够有效提高仿真准确度。上述实验结果说明了本文所提出的进化多目标仿真优化方法在求解随机多目标优化问题上的有效性。

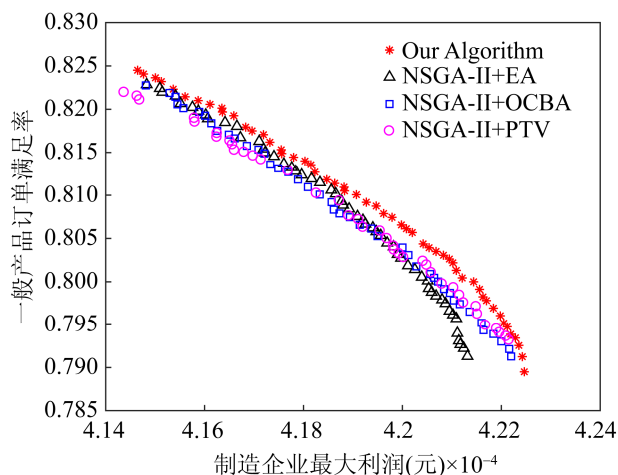


图 5 不同算法获得的 Pareto 前沿
Fig. 5 Pareto front achieved by peer algorithms

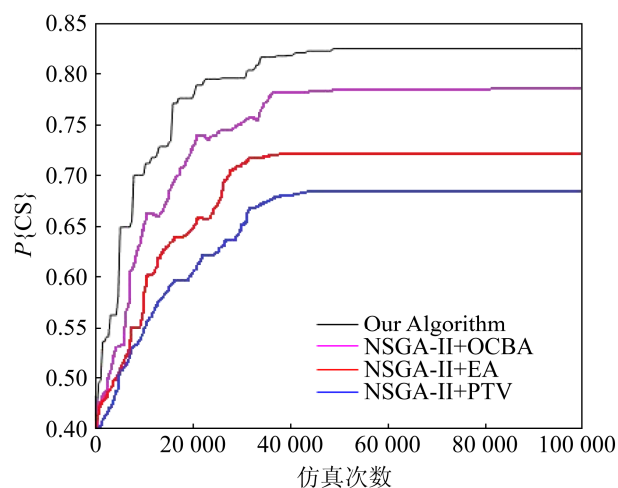


图 6 $P\{CS\}$ 收敛趋势分析
Fig. 6 $P\{CS\}$ convergence trend analysis

4 结论

本文以制造企业为核心的供应链为研究对象, 针对 COVID-19 疫情给制造供应链造成诸如高需求产品需求激增以及原材料供应波动变大等问题, 建立了一个以最大化制造企业利润和订单满足率为目标函数的多目标随机规划模型。为了解决这种具有需求不确定性的供应链优化问题, 提出了一种基于 NSGA-II 和仿真计算资源分配策略自适应结合的进化多目标仿真优化方法, 该算法利用一种自适应解码器策略对表征问题决策变量和仿真次数变量的个体整合编码方案进行有效解析, 能够在 NSGA-II 框架内多目标优化和仿真优化的协同寻优。仿真实验结果表明本文所提算法在非支配解集质量和仿真效率方面均优于传统的进化算法和仿真优化方法结合方法。

本文的研究工作还存在一定的不足, 需要未来进一步深入。本文目前仅考虑一种核心原材料和产品之间的供需关系, 未来需要根据实际制造供应链系统中存在更为复杂的多对多供需关系来完善所构建的供应链优化模型。另外, 还需要在更多的仿真算例上检验本文所提算法的有效性, 进一步分析算法关键参数(比如仿真计算资源分配参数等)对不同规模算例的灵敏性和适应性。

参考文献:

- [1] Hendricks K B, Singhal V R. Association Between Supply Chain Glitches and Operating Performance[J]. *Management Science* (S0025-1909), 2005, 51(5): 695-711.
- [2] Ivanov D, Pavlov A, Sokolov B. Optimal Distribution (Re)Planning in a Centralized Multistage Supply Network Under Conditions of the Ripple Effect and Structure Dynamics[J]. *International Journal of Production Research* (S0377-2217), 2014, 237(2): 758-770.
- [3] Pavlov A, Ivanov D, Werner F, et al. Integrated Detection of Disruption Scenarios, the Ripple Effect Dispersal and Recovery Paths in Supply Chains[J]. *Annals of Operations Research* (S0254-5330), 2019, 15: 1-23.
- [4] Lee H L, Padmanabhan V, Whang S. Information Distortion in a Supply Chain: the Bullwhip Effect[J]. *Management Science* (S0025-1909), 1997, 43(4): 546-558.
- [5] Ivanov D, Dolgui A. A Digital Supply Chain Twin for Managing the Disruption Risks and Resilience in the Era of Industry 4.0[J]. *Production Planning and Control* (S0953-7287), 2021, 32(9): 775-788.
- [6] Dolgui A, Ivanov D, Sokolov B. Ripple Effect in the Supply Chain: an Analysis and Recent Literature[J]. *International Journal of Production Research* (S0020-7543), 2018, 56(1/2): 414-430.
- [7] Li Y, Chen K, Collignon S, et al. Ripple Effect in the Supply Chain Network: Forward and Backward Disruption Propagation, Network Health and Firm Vulnerability[J]. *European Journal of Operational Research* (S0377-2217), 2021, 291(3): 1117-1131.
- [8] Li Y, Zobel C W. Exploring Supply Chain Network Resilience in the Presence of the Ripple Effect[J]. *International Journal of Production Economics* (S0925-5273), 2020, 228: 107693.
- [9] Kaur H, Singh S P, Garza-Reyes J A, et al. Sustainable Stochastic Production and Procurement Problem for Resilient Supply Chain[J]. *Computers & Industrial Engineering* (S0360-8352), 2020, 139: 1-14.
- [10] Rajendran S, Ravindran A R. Inventory Management of Platelets along Blood Supply Chain to Minimize Wastage and Shortage[J]. *Computers & Industrial Engineering* (S0360-8352), 2019, 130: 714-730.
- [11] 庞哈利, 周亚伟. 基于随机需求的供应链核心企业产品优化问题研究[J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(7): 2018-2022.
- [12] 张以彬, 龙静, 陈瑜. 市场需求可变的供应链中断应急策略与运作仿真[J]. *系统管理学报*, 2019, 28(6): 1202-1210.
- [13] Zhang Yibin, Long Jing, Chen Yu. Contingency Police and Operation Simulation of Supply Chain Disruption with Changing Demand[J]. *Systems Engineering-Theory Methodology Application*, 2019, 28(6): 1202-1210.
- [13] Paul S K, Sarker R, Essam D, et al. A Mathematical Modelling Approach for Managing Sudden

- Disturbances in a Three-tier Manufacturing Supply Chain[J]. *Annals of Operations Research (S0254-5330)*, 2019, 280(1/2): 299-335.
- [14] Paul S K, Chowdhury P. A Production Recovery Plan in Manufacturing Supply Chains for a High-demand Item During COVID-19[J]. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management (S0960-0035)*, 2021, 51(2): 104-125.
- [15] Alkahtani M, Omair M, Khalid Q S, et al. A COVID-19 Supply Chain Management Strategy Based on Variable Production under Uncertain Environment Conditions[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health (S1660-4601)*, 2021, 18(4): 1662.
- [16] 李琳, 霍佳震, 周永务. 两阶段供应链的订货定价协调及遗传算法运用[J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(9): 2757-2763.
- Li Lin, Huo Jiazhen, Zhou Yongwu. Genetic Algorithm Approach for Pricing and Order Coordination of Two-Echelon Channel[J]. *Journal of System Simulation*, 2009, 21(9): 2757-2763.
- [17] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multi-objective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation (S1089-778X)*, 2002, 6(2): 182-197.
- [18] Liu M M, Cramer A M. Computing Budget Allocation in Multi-objective Evolutionary Algorithms for Stochastic Problems[J]. *Swarm and Evolutionary Computation (S2210-6502)*, 2018, 38: 267-274.