

doi: 10.12068/j.issn.1005-3026.2019.04.001

# 基于信息熵的 Push/Pull 策略下供应链不确定性

赵文丹<sup>1,2</sup>, 汪定伟<sup>1</sup>  
(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 沈阳化工大学 信息工程学院, 辽宁 沈阳 110142)

**摘 要:** 以3级多产品供应链为例,分别采用 Push/Pull/混合 Push & Pull /改进 Push 4 种控制策略运行供应链,采用总熵比量化供应链的全局不确定性. 将基于仿真优化(SBO)与遗传算法(GA)相结合,解决了计算量大与不确定因素多的难题. 以控制规律中的增益为决策变量,对不确定性进行优化,计算出最优决策变量下的客户满意度、超量库存、延迟交货和总成本等常用性能指标. 仿真结果表明:供不应求时,采用混合 Push & Pull 策略可以降低总成本;供大于求时,采用改进 Push 策略能最大程度降低供应链的不确定性.

**关 键 词:** 供应链;不确定性;信息熵; Pull/Push 策略;仿真优化

中图分类号: F 273      文献标志码: A      文章编号: 1005-3026(2019)04-0457-05

## Information Entropy-Based Supply Chain Uncertainty Under Push/Pull Strategies

ZHAO Wen-dan<sup>1,2</sup>, WANG Ding-wei<sup>1</sup>  
(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Information & Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, China. Corresponding author: ZHAO Wen-dan, E-mail: zwdzwd013@163.com)

**Abstract:** Taking the 3-level multi-product supply chain as an example, the supply chain was ran by using four strategies, i. e. , Push, Pull, hybrid Push & Pull and improved Push. The global uncertainty of supply chain was quantified by total entropy ratio. Genetic algorithm(GA) was combined with simulation-based optimization(SBO) method to deal with the difficulty of large amounts of computation and uncertainty. The gain in the control law being as the decision variable, the uncertainty was optimized, and other common performance indicators such as customer satisfaction, excess inventory, delayed delivery and total cost were calculated under the optimal decision variables. The simulation results showed that when the demand exceeds supply, the hybrid Push & Pull strategy can reduce the total cost. When the supply exceeds demand, the improved Push strategy can minimize the uncertainty of the supply chain.

**Key words:** supply chain; uncertainty; information entropy; Pull/Push strategy; SBO

随着经济贸易的全球化,多级供应链的复杂程度逐渐加大<sup>[1]</sup>,供应链中传递的不确定性带来的运行波动成为各行业企业关注的热点<sup>[2]</sup>.

多级供应链呈网状分布,不确定性由多种原因引起,如竞争、广告和季节性产品需求的变化等外部因素,以及供应链内部各级之间信息不畅通、级内企业互相竞争等内部因素. 文献[3]分析了双通道零售商在互联网和传统渠道同时进行决策时,由决策延迟带来的信息扭曲和混乱. 供应链各

节点间传递的不确定性是增加供应链内部复杂度的主要因素,应当被量化并加以控制. 通过调整库存控制策略,减小需求信息不确定性的传递,保证供应链的平稳运行.

将熵作为不确定性的度量,有助于理解供应链节点运行的可控性<sup>[4]</sup>. 通过计算各节点与接收到的下游订单之间的熵,可以显示出每级连接的相对不确定性. 如果某区域显示出较高的熵指标,表示这个区域在供应链网络中具有更大的不确定

性.邱菀华<sup>[5]</sup>建立了群决策复熵模型,并在管理决策方面进行了广泛应用.在需求信息分布不确定,只有区间、均值和方差信息的情况下,依据最大熵原理制定的订货策略被证明具有良好的鲁棒性<sup>[6]</sup>.

本文以多产品三级供应链为基础模型<sup>[7]</sup>,采用信息熵度量供应链的全局不确定性,通过调整库存控制策略参数对供应链模型的仿真优化,达到控制库存、稳定运行、优化供应链绩效的目的.

1 信息熵及其描述

熵的概念最初来自热力学,用于表示物质热状态的概率.对于时间连续数据,用信息熵  $E$  计算所有变量处于期望状态的可能性,描述数据的不确定性,解决了定量描述信息的难题.

$$E = - \sum_i p_i \lg p_i . \tag{1}$$

式中: $p_i$  为系统变量处于期望状态的概率,如果概率为 1 或者 0,  $E = 0$ , 其余为正. 将信息熵的概念应用于供应链,用时间序列数据来量化供应链网络中各级节点的不确定性<sup>[8]</sup>,步骤如下:

步骤 1 搜集供应链网络数据,不确定性用输出变量与理想值的偏差进行度量,此时的理想值即输入变量的不确定性.

步骤 2 根据节点订货策略,定义输出变量的可接受范围,如在每个离散时间段内,若输出变量  $y$  处于  $(\mu_y - 2\sigma_x, \mu_y + 2\sigma_x)$  区间内,则认为输出变量  $y$  处于期望状态,与输入变量  $x$  相关.

步骤 3 根据上一步确定的范围,把订单数据分为期望和不期望两种状态,则系统变量即订单处于期望状态的概率为

$$p_i = \frac{N_{di}}{N_{Ti}} . \tag{2}$$

式中: $N_{di}$  为  $i$  节点在一个订货周期内产品处于期望区间的次数;  $N_{Ti}$  为  $i$  节点订货总次数. 在此定义下,总信息熵包括两部分,定义为

$$E_T = E_d + E_u = - \sum_i p_i \lg p_i - \sum_i (1 - p_i) \lg (1 - p_i) . \tag{3}$$

$p_i = 0.5$  时  $E'_T = 0$ , 总熵  $E_T$  取最大值.  $E_d, E_u, E_T$  与  $p_i$  的关系分别如图 1 所示,可见这三个指标均为  $p_i$  的非单调函数,与不确定性不能一一对应,因此不能作为优化过程的目标函数求极大值.

步骤 4 期望状态与非期望状态熵之比定义如式(4)所示,熵比  $R_{Ei}$  与  $p_i$  的关系如图 1 所示,可用来表示供应链的确定性.

$$R_{Ei} = \frac{E_{di}}{E_{ui}} = \frac{p_i \lg p_i}{(1 - p_i) \lg (1 - p_i)} . \tag{4}$$

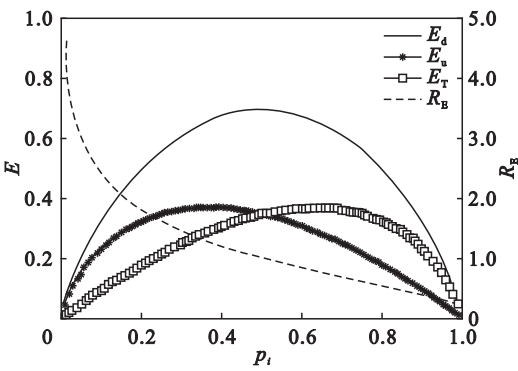


图 1 熵及熵比特性  
Fig. 1 Performances of entropy and entropy ratio

由图 1 可知,  $R_{Ei}$  是  $p_i$  的单调递减函数,处于确定状态的数据越多,熵比越小.

2 不确定性研究方法

2.1 供应链中的不确定性

在分布式供应链中,企业不知道上、下游的内部策略,因此根据预测的下游客户订单运营,决定保持适当库存以获得某一水平的客户满意度,错误的需求预测和不恰当的库存目标都会引起过量库存或延期交货,从而影响需求信息的变化、分布,以及节点甚至整个网络的特性.

由于产品存在形式区别,在机械加工等离散制造业中,供应链的物流数据可通过无线射频识别技术进行辨识及处理<sup>[9]</sup>,数据采集难度相对较小,准确性较高.而在钢铁、化工等流程工业中,库存数据和生产数据的采集处理难度则大得多,数据的不确定性也往往很高.

对大量数据所包含的信息进行定量和优化是研究供应链不确定性的关键,量化不确定性包括以下几条原则:

1) 合理选择供应链数据:多级供应链运营过程会产生大量数据,从中判别出直接受不确定因素影响较大的数据,对其进行分析有利于加速不确定性的优化.

2) 计算数据得到评价指标:从 1) 选择的数据中提取有效信息,并量化为评价指标,能够直观反映数据随不确定性变化的趋势和幅度.

3) 评价指标具有可操作性:可通过改变供应链的决策变量,优化评价指标,使之与供应链不确定性的变化具有单值对应关系.

2.2 研究方法

为满足客户的需求,供应链节点企业往往会放大订单信息,形成牛鞭效应,导致不确定性也被从下游向上游节点不断传递并放大.牛鞭效应是在每个时间周期内,节点企业发出的订单与接收到的下游订单之比的方差<sup>[10]</sup>.作为广泛使用的供应链性能指标之一,牛鞭效应能够度量信息的扭曲程度,从而在一定程度上描述供应链的不确定性.

最小方差方法从控制理论的角度,对随机需求驱动的线性时不变( linear time invariant, LTI)供应链系统建立模型,研究其随机特性.文献[11]在稳定分析的基础上,研究了时域和频域供应链模型,利用最小方差判据获得订货点法(OUT)的订货策略,实现了运营成本最小化.

与以上方法不同的是,信息熵直接用可控和不可控表示系统的不确定性,研究数据处于“确定”状态的概率,其计算结果与不确定性的关系更加直观.本文采用信息熵代替牛鞭效应,用各节点的熵比之和衡量不同库存控制策略达到最优的条件时供应链的全局不确定性.

2.3 优化计算方法

由于不确定因素较多,用机理推导的方法很难得到精确的多级供应链数学模型,而基于仿真的优化( simulation-based optimization, SBO)方法将影响供应链性能的所有因素,包括各种不确定因素构建到一个模型中<sup>[12]</sup>,类似于系统辨识方法对噪声的处理,通过大量仿真得到最优参数,解决了不确定性这个供应链优化的难点问题<sup>[13]</sup>.

遗传算法具有并行搜索、不需要目标函数连续可导等优点.为保证优化精度,SBO 需要大量计算,SBO 与 GA 相结合,在求解多级供应链优化问题时表现出了优越性.

3 应用实例

3.1 仿真模型

本文以多产品混线生产的三级供应链为背景建立了仿真模型,各节点间的物料和订单信息流向如图 2 所示.该模型中的工厂是一个间歇式批量生产企业,可以生产多种产品,但同一时间段内只能批量生产一种产品,每种产品的生产时间、批量均不同,属于产能受限型供应链.多产品订单同时到达时,工厂供货会有延迟,导致供应链不确定性增加.

图 2 为三级供应链中的信息流与物料流.图

中  $m,n,l$  分别为三级供应链节点企业,实线表示信息流,虚线表示物流; $c_l$  为客户向零售商发出的订单; $u_{ji}(j=n,l,i=m,n)$  为下游节点  $j$  向上游节点  $i$  发出的订单; $u_m$  为仓库向工厂发出的订单; $M_l(i=1,2,\cdots,m)$  为工厂向仓库发出的物料; $y_{ij}(i=m,n,j=n,l)$  为上游节点  $i$  向下游节点  $j$  发出的物料; $y_l$  为零售商向客户发出的物料.

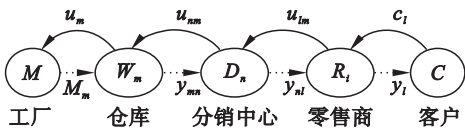


图 2 三级供应链中的信息流与物流  
Fig. 2 Flow of information and material in three-echelon supply chain

3.2 控制策略

节点企业采用 Pull 策略,订货量为该企业当前库存量  $I_i$  与预先确定的最大看板数  $KB_i$  之差与控制规律  $u$  的乘积:

$$u_{ij} = u \times (KB_i - I_i), \forall i \in M,N,L. \quad (5)$$

节点企业采用 Push 策略,订货量为该企业当前库存量  $I_i$  与订单总和之差与控制规律  $u$  的乘积:

$$u_{ij} = u \times (\sum_k u_{ki} - I_i), \forall i \in M,N,L. \quad (6)$$

节点企业采用改进 Push 策略,订货量为该企业发货量  $y_i$  与订单总和之差与控制规律  $u$  的乘积:

$$u_{ij} = u \times (\sum_k u_{ki} - \sum_s y_{is}), \forall i \in M,N,L. \quad (7)$$

仓库采用比例控制规律,增益  $P_w$  作为决策变量;分销商和零售商均采用比例积分控制规律,增益  $P_d, P_r$  作为决策变量,积分系数  $I_d, I_r$  分别设为 0.01,0.1.下角标 w,d 和 r,分别表示仓库、分销商和零售商.

分为 4 种情况,对供应链的不确定性进行研究:①仓库、分销商、零售商均采用 Pull 策略;②仓库、分销商、零售商均采用 Push 策略;③仓库采用 Pull 策略,分销商和零售商均采用 Push 策略;④仓库、分销商、零售商均采用改进的 Push 策略.

3.3 基于熵的仿真优化

根据前述信息熵定义及不确定性量化原则,选择以仓库、分销商、零售商三级企业三种产品熵比之和的倒数作为最大化的目标函数,在遗传算法中作为适应度函数:

$$Z = 1 / (\sum_{i=1}^3 R_{Ewi} + \sum_{i=1}^3 R_{Edi} + \sum_{i=1}^3 R_{Eri}). \quad (8)$$

决策变量  $P_w, P_d, P_r$  取值区间分别为  $[0.1\ 15], [1\ 25], [0.1\ 25]$ ,采用遗传算法进行

优化,设种群数为 50,最大遗传次数 200 代,交叉概率 0.9,变异概率 0.1,采用轮盘赌的形式遗传,适应值越大的基因被选中的概率越大.

三种产品订单输入信号幅值为[8 9 5]的阶跃信号,用叠加在输入信号上的白噪声模拟供应链中的不确定因素,其中白噪声信号均值为 0,噪声强度为 0.01. 在 MatlabR2016a /Simulink8.7 版

本下,供应链模型仿真时间设为 100,采用 ODE4 固定步长仿真算法,结果如表 1 所示.

3.4 仿真结果

表 1 所示数据分别为决策变量最优取值、最优适应度函数值  $F$ 、其他供应链性能指标(客户满意度 CS、超量库存 EI、延迟交货 BO 和总成本 TC)及完成仿真所用时间.

表 1 供应链仿真优化结果 Table 1 Supply chain simulation optimization results									
策略	$P_w$	$P_d$	$P_r$	$F$	CS	EI	BO	TC	$t/s$
Pull	1.09	5.65	18.57	0.073 9	96.13	3 306.06	72.56	2 504.92	349
Push	0.10	1.00	0.10	0.079 4	53.32	12 325.0	1 126.92	3 971.69	187
Push&Pull	2.09	22.68	6.53	0.067 2	83.41	710.54	3.46	623.81	524
改进 Push	13.01	1.00	0.10	0.162 2	95.54	4 170.62	0.00	2 816.26	389

由表 1 可知 Pull 策略可以保证很高的客户满意度,代价是高库存和高成本. Push 策略在采用 ODE113 变步长算法后客户满意度提高到 90.45%,不确定性变为 0.067 7,但仿真时间变为 1 118.6 s,扩大近 60 倍. 混合策略不确定性相对较高,客户满意度略有下降,但延迟交货和总成本

明显降低. 改进 Push 策略不确定性最低,供应链运行平稳,客户满意度较高,没有延迟交货,其代价同样是高库存以及高成本.

各策略经过 GA 遗传得到的最大适应度值  $F_{\max}$ ,如图 3 所示.

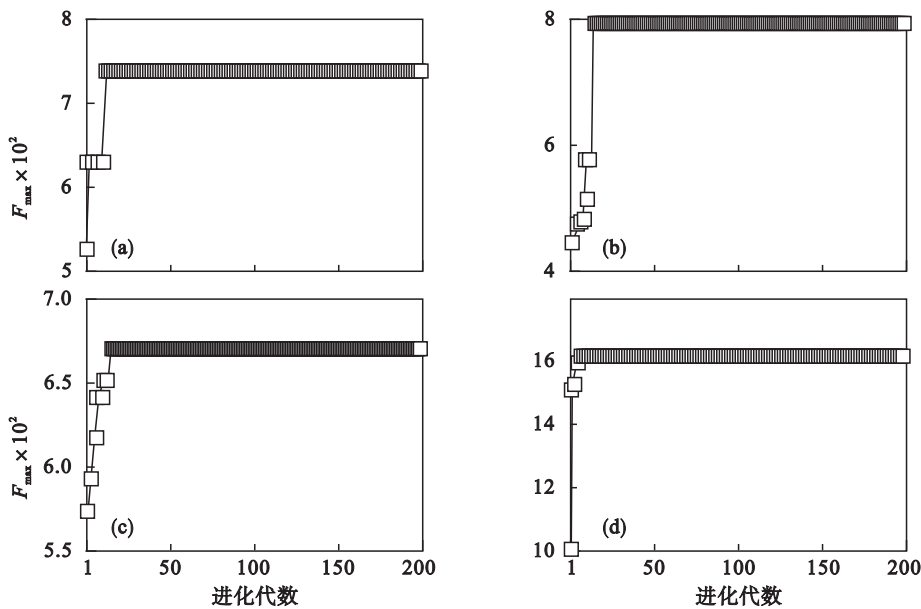


图 3 各策略最大适应度值比较  
Fig. 3 Comparison of the best fitness value of four strategies  
(a)—Pull 策略; (b)—Push 策略; (c)—Push & Pull 策略; (d)—改进 Push 策略.

4 结 论

- 1) 当供不应求时,卖方成为市场主导,可选择混合 Push & Pull 策略,在减小不确定性的同时,最大程度降低企业成本,提高利润.
- 2) 当供大于求时,客户满意度成为首选指标,可选择改进 Push 策略,在保证客户满意的同

时,最大程度减小不确定性,稳定供应链运行.

参考文献:

[1] Baboli A, Fondrevelle J, Tavakkoli-moghaddam R, et al. A replenishment policy based on joint optimization in a downstream pharmaceutical supply chain: centralized vs. decentralized replenishment [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2011,57(1):367-378.  
(下转第 466 页)