

# 基于 Multi-Agent 的家用汽车供应链演化分析



孙军艳 张媛媛 吴冰莹 牛亚儒 陈婵娟

陕西科技大学机电工程学院 西安 710021

**摘要** 为探索多型号产品供应链的经营策略,文中运用多智能体(Multi-Agent)建模仿真方法建立了多型号家用汽车供应链网络模型。以制造商 Agent 利润最大化为目标,分别采用刺激-反应学习机制和粒子群学习机制对模型进行演化分析。仿真表明:(1)采用刺激-反应学习机制,制造商的部分车型的销量会大幅降低,不利于追求多车型的制造商对多车型的推广,但总销量和利润均会提高。(2)采用粒子群学习机制,无论  $C_1$  和  $C_2$  如何组合,都难以同时得到销量和利润的最优。对于大众消费车型,可以选择加强  $C_2$ ,以“薄利多销”的策略拓展市场,提高销量。对于高端消费车型,可以选择加强  $C_1$ ,以“厚利适销”的策略制造精品,提高利润。(3)相对而言,采用粒子群学习机制的制造商能快速调整策略以应对市场变化,并且学习后策略更稳定。该研究对具有多型号产品的供应链管理具有实际的指导意义。

**关键词** 供应链;多车型;刺激-反应理论;粒子群优化算法;演化分析

中图分类号 TP311

## Evolution Analysis of Household Car Supply Chain Based on Multi-Agent

SUN Jun-yan, ZHANG Yuan-yuan, WU Bing-ying, NIU Ya-ru and CHEN Chan-juan

College of Mechanical and Electrical Engineering, Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an 710021, China

**Abstract** In order to explore the business strategy of multi-model product supply chain, this paper used Multi-Agent modeling and simulation method to establish a multi-model home vehicle supply chain network model. Aiming at maximizing the profit of manufacturer Agent, stimulus-response learning mechanism and the particle swarm learning mechanism are used to analyze the evolution of the model. The simulations show that, firstly, by using the stimulus-response learning mechanism, the sales volume of some models of the manufacturer will be greatly reduced. For manufacturers pursuing multiple models, it is not conducive to the promotion of multiple models, but the total sales volume and profits will increase. Secondly, by using the particle swarm learning mechanism, no matter what combination of  $C_1$  and  $C_2$  is, it is difficult to obtain the optimal sales and profit at the same time. For mass-consumer models, manufacturers can choose to strengthen  $C_2$  and expand the market with “small profits but quick turnover” strategy to increase sales. For high-end consumer models, manufacturers can choose to strengthen  $C_1$  and create high-quality products with a “benefit and profitable” strategy to increase profits. Relatively speaking, by using particle swarm learning mechanisms, manufacturers can quickly adjust strategies to cope with market changes, and the strategies are more stable after learning. This study has practical guidance for supply chain management with multiple models.

**Keywords** Supply chain, Multi-vehicle, Stimulus-response theory, Particle swarm optimization, Evolution analysis

## 1 引言

供应链系统的结构、性能、状态在整体层面随时间不断演化,与环境组成协同演化系统<sup>[1-3]</sup>。国内外学者多从复杂网络的视角对供应链演化规律进行研究。Barrat 等<sup>[4]</sup>提出了适应度模型,并通过定义每个节点的适应度体现供应链网络中节点的特性。Orenstein<sup>[5]</sup>使用来自社交网络分析的关键指标

(度分布、集聚系数)来量化供应链网络的性质,得出供应网络拓扑结构影响网络性能的原理。Liao 等<sup>[6]</sup>提出了一种包含局域性节点与全局性节点,且反映多种行为要素的供应链网络,验证了现实供应链网络均具有一定的幂律性。由于供应链网络是一个复杂性和动态性并存,且链上节点相互作用并随时间演化的自组织系统<sup>[7-9]</sup>,从复杂网络的视角,以上学者虽然有效分析了供应链各节点的优先连接规律和网络拓扑结

到稿日期:2019-06-11 返修日期:2019-10-07 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(51275407,51475363,11072192);陕西省工业科技攻关项目(2018GY-026);陕西科技大学博士科研启动基金(2018BJ-12);国家级大学生创新创业训练计划(12145)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (51275407,51475363,11072192), Key Science and Technology Program of Shaanxi Province, China (2018GY-026), Shaanxi University of Science and Technology Ph.D. Research Startup Fund (2018BJ-12) and National College Students Innovation and Entrepreneurship Training Program (12145).

通信作者:孙军艳(tjmsjy2003@sina.com)

构的问题,但很难体现供应链的动态性和自适应性。

采用 Multi-Agent 建模与仿真方法,可以建立相互连接、相互作用的动态系统模型,有效反映供应链的自适应性<sup>[10]</sup>。Guo 等<sup>[11]</sup>基于经济环境的不确定性,建立了制造商选择供应商的汽车供应链仿真模型,通过与随机模型对比,发现鲁棒优化模型能有效降低制造商的投资风险。Langroodi 等<sup>[12]</sup>采用 Multi-Agent 建模的方法建立了一个五阶多区域供应链,通过研究需求、价格和成本的变化对订单的影响,发现成本降至最低可能会延长交货时间。Cigolini 等<sup>[13]</sup>为了提高供应链绩效,建立了供应链的订货策略模型,发现基于预测的经济订货量模型能有效减少缺货量和库存量。

随着社会经济的快速发展,制造商如何制定经营策略以及制定何种经营策略来提高自身竞争力成为了研究热点。在 Multi-Agent 建模与仿真中,部分学者让 Agent 进行有目的的学习,通过分析经营策略对演化的影响制定最佳的经营策略,并取得了一定的成果。Doruk 等<sup>[14]</sup>设计了企业研发行为的刺激-反应模型,研究了政府创新政策和市场需求变化对企业研发行为的影响,发现不同企业面临同一刺激会产出不同的研发行为。Zhao 等<sup>[15]</sup>建立了在需求刺激下具有快速反应能力的制造商和零售商的价格策略的刺激-反应模型,求解了制造商和零售商的最优订货量,提高了制造商和零售商的绩效。Bashiri 等<sup>[16]</sup>提出了不确定环境下仓库配置的刺激-反应模型,该模型将生产能力和需求设置为随机参数,通过刺激操作成本,有效降低了制造总成本。

当前,产品多样化已是企业提高市场竞争力的重要因素,而现有研究大多仅对单一型号产品进行分析,缺乏对多型号产品供应链经营策略的研究。在 Multi-Agent 建模与仿真中,一方面,学者们设计的 Agent 学习机制往往采用刺激-反应模型,仅反映了 Agent 根据环境按照一定规则自我调整的自适应特性,难以反映 Agent 的自学和他学的自适应特性;另一方面,Agent 的决策变量选取较单一,鲜有学者对多个决策变量同时学习的策略进行研究。

本文以多车型汽车供应链为背景,建立信息流实时交互的四阶 Multi-Agent 供应链仿真模型,选择价格和广告投入两个决策变量,以制造商各车型利润最大化为目标,分别采用刺激-反应机制和具有自学和他学特点的粒子群学习机制对模型进行演化训练分析,以期为多车型制造商的经营决策提供依据。

## 2 模型的建立

本文将供应链中的各企业和消费者当作独立的 Agent 主体,构建了包括消费者群体、分销商群体、供应商群体和制造商群体的 4 类 Agent 供应链模型。其中,制造商 Agent 和分销商 Agent 采用动态最大最小库存策略(SS,ss)。

### 2.1 消费者 Agent

首先,消费者获取车型、车辆价格和相关信息,根据持有资金选择可选车型。其次,以营销 4p 理论<sup>[17]</sup>为基础确定消费者效用函数,如式(1)所示。消费者选择效用函数值最大的车型,然后就近选择对应的分销商购买车辆,等待提车;最后提车离开。

$$U_i^T = U_{i1}^T + U_{i2}^T + U_{i3}^T + U_{i4}^T$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } U_{i1}^T &= (-\alpha^{|P_i^T - P_i^{(T)}|} + k) P_i^T, & \alpha > 1 \\ U_{i2}^T &= \beta * \mu_i^T, & \beta > 1 \\ U_{i3}^T &= (\gamma^{|q_i^T - q_i^{(T)}|} + l) q_i^T, & 0 < \gamma < 1 \\ U_{i4}^T &= \delta * S_i^{T-1}, & \delta > 1 \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $U_{i1}^T$ 是在周期  $T$  车型  $i$  的价格对消费者效用的影响; $U_{i2}^T$ 是在周期  $T$  车型  $i$  的广告对消费者效用的影响; $U_{i3}^T$ 是在周期  $T$  车型  $i$  的质量对消费者效用的影响; $U_{i4}^T$ 是在周期  $T$  车型  $i$  的口碑对消费者效用的影响。 $\alpha$  和  $\gamma$  是参数, $k$  和  $l$  是常数,它们用于反映消费者人口的统计特征。 $P_i^T$  是车型  $i$  的价格, $P_i^T(T)$  是消费者对车型  $i$  的期待价格。 $\beta$  是消费者对车型  $i$  的促销(广告)敏感系数, $\mu_i^T$  是车型  $i$  的单位广告投入量。 $q_i^T$  是车型  $i$  的质量, $q_i^T(T)$  是消费者对车型  $i$  的期待质量。 $\delta$  是消费者对车型  $i$  的口碑系数, $S_i^{T-1}$  是车型  $i$  在第  $T-1$  期的销量。

### 2.2 分销商 Agent

分销商是连接制造商和消费者的中间环节,主要行为包括选择制造商、订单管理、采购(向制造商订货)、库存管理、销售管理、考核评估管理。

#### 2.2.1 订货量计算

订货量的计算公式如下:

$$\begin{aligned} N_{bi}^T &= SS_{bi}^T - (I_{bi}^T + TI_{bi}^T - C_{bi}^T) \\ \text{s. t. } I_{bi}^T + TI_{bi}^T - C_{bi}^T &< ss_{bi}^T \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $N_{bi}^T$ 为车型  $i$  在周期  $T$  的订货量, $SS_{bi}^T$  和  $ss_{bi}^T$  为车型  $i$  的最大、最小库存值, $I_{bi}^T$  为车型  $i$  在周期  $T$  的库存量, $TI_{bi}^T$  为在周期  $T$  车型  $i$  的在途库存量, $C_{bi}^T$  为在周期  $T$  车型  $i$  对应的所有消费者的总订单数量。

#### 2.2.2 动态最大最小库存上下限的计算

在每期末统计当期销量,根据第  $T$  期的销量调整  $T+1$  期的最大、最小库存量:

$$SS_{bi}^{T+1} = u * SS_{bi}^T \quad (3)$$

$$ss_{bi}^{T+1} = v * ss_{bi}^T \quad (4)$$

其中, $u$  和  $v$  分别是周期  $T$  的销量对第  $T+1$  期最大、最小库存量的影响参数。

### 2.3 制造商 Agent

制造商是供应链的核心,负责汽车的组装工作,主要行为包括供应商选择、需求量预测、订单管理、零部件采购管理、零部件及产成品库存管理、生产管理、营销管理、成本管理。

#### 2.3.1 需求量预测

采用移动平均法预测销量,计算式为:

$$Q_{Mi}^T = (S_i^{T-1} + S_i^{T-2} + \dots + S_i^1) / (t-1) \quad (5)$$

其中, $Q_{Mi}^T$  为车型  $i$  在周期  $T$  的预测需求量, $S_i^{T-1}$  为车型  $i$  在周期  $T-1$  的销量。

#### 2.3.2 零部件库存量

零部件库存量的计算公式如下:

$$ss_{Mi}^T(j) = G_{Mi}(j) + L(j) * d(j) \quad (6)$$

$$SS_{Mi}^T(j) = 2 \overline{PI_{Mi}(j)} - ss_{Mi}^T(j) \quad (7)$$

$$\text{s. t. } G_{Mi}(j) = 2 \sqrt{\sigma_{d(j)}^2 * L(j) + \sigma_{L(j)}^2 * (d(j))^2}$$

其中,  $SS_{M_i}^T(j)$  和  $ss_{M_i}^T(j)$  为车型  $i$  的零部件  $j$  的最大、最小库存设定值;  $G_{M_i}(j)$  是零部件安全库存量, 日消耗量为  $d(j)$ , 采购提前期为  $L(j)$ ; 零部件  $\overline{PI}_{M_i}(j)$  是给定时间段内零部件库存的均值,  $\sigma_{d(j)}^2$  是日消耗量的方差,  $\sigma_{L(j)}^2$  是提前期的方差。

### 2.3.3 零部件采购量

制造商根据分销商的订单检查当前的零部件库存、成品库存、零部件在途库存以及在制品数量; 通过 BOM 表统计当前未完成订单所需的每种零部件数量, 并向供应商采购。零部件采购量的计算公式如下:

$$N_{M_i}^T(j) = SS_{M_i}^T(j) - \{PI_{M_i}^T(j) + TI_{M_i}^T(j) - n(r * N_{b_i}^T - I_{M_i}^T - Z_{M_i}^T)\}$$

$$\text{s. t. } PI_{M_i}^T(j) + TI_{M_i}^T(j) - n(r * N_{b_i}^T - I_{M_i}^T - Z_{M_i}^T) < ss_{M_i}^T(j), j \in [1, n] \quad (8)$$

其中,  $N_{M_i}^T(j)$  为车型  $i$  在周期  $T$  采购零部件  $j$  的数量;  $PI_{M_i}^T(j)$  为在周期  $T$  车型  $i$  零部件的库存量;  $TI_{M_i}^T$  为车型  $i$  在周期  $T$  时零部件  $j$  的在途库存量;  $I_{M_i}^T$  是车型  $i$  的库存量;  $Z_{M_i}^T$  为车型  $i$  在周期  $t$  的在制品数量;  $r$  表示分销商的数量;  $N_{b_i}^T$  表示单位分销商对车型  $i$  在周期  $T$  的订货量;  $n$  是一台车型  $i$  对应的零件  $j$  的数量。

### 2.3.4 成本计算

本文设计的供应链中, 制造商承担所有广告费用, 因此, 制造商成本由零部件采购成本与库存成本(库存持有成本与缺货成本)、产成品库存成本、生产成本以及广告营销成本组成。

$$C_{M_i}^T = \sum_{j=1}^n (C_{M_j}^T(p_c) + C_{M_j}^T(j_s) + C_{M_j}^T(sk)) + C_{M_i}^T(s) + C_{M_i}^T(pd) + C_{M_i}^T(ad)$$

$$= \sum_{j=1}^n (m_j * N_{M_i}^T(j) * C_{jpc} + PI_{M_i}^T(j) * C_{jk} + w_{M_i}^T(j) * C_{sk}) + C_{ik} * I_{M_i}^T + C_{ib} * r * N_{b_i}^T + \mu_i^T * Q_{M_i}^T \quad (9)$$

其中,  $C_{M_j}^T(p_c)$  为车型  $i$  的零部件  $j$  的采购成本;  $C_{M_j}^T(j_s)$  为零部件  $j$  的库存成本;  $C_{M_j}^T(sk)$  为零部件  $j$  的当期缺货成本;  $w_{M_i}^T(j)$  为零部件  $j$  的缺货量,  $C_{sk}$  为单位缺货成本;  $C_{M_i}^T(s)$  为车型  $i$  的库存成本;  $C_{M_i}^T(pd)$  为车型  $i$  的生产成本;  $C_{M_i}^T(ad)$  是车型  $i$  的广告投入成本;  $C_{jpc}$  是零部件  $j$  的单位采购成本,  $m_j$  是零部件  $j$  对应的采购次数,  $N_{M_i}^T(j)$  是零部件采购量;  $C_{jk}$  是零部件  $j$  的单位库存成本,  $PI_{M_i}^T(j)$  为车型  $i$  在  $T$  周期零部件的库存量;  $C_{ik}$  是车型  $i$  的单位库存成本,  $I_{M_i}^T$  是车型  $i$  的库存量;  $C_{ib}$  是车型  $i$  的单位生产成本,  $\mu_i^T$  是  $T$  周期车型  $i$  的单位营销成本,  $Q_{M_i}^T$  是车型  $i$  在  $T$  周期的销量预测值。

## 2.4 供应商 Agent 的建立

供应商处于整个供应链上游。假设供应商的原材料库存不存在不足现象, 且发货时间与制造商的距离成正比。供应商的主要行为包括库存管理、生产管理、销售和运输, 在此不赘述。

## 3 目标函数及学习机制的设计

制造商是汽车供应链的核心。根据消费者效用函数, 本文选择车型价格和广告投入作为影响供应链销量(或市场份额)和利润的决策变量, 以制造商各车型利润  $R_i^T$  最大化为目

标, 以车型  $i$  在周期  $T$  的总利润最大作为  $T+1$  期的目标函数, 即:

$$R_i^T = \max\{S_i^T * P_i^T - (\sum_{j=1}^n (m_j * N_{M_i}^T(j) * C_{jpc} + PI_{M_i}^T(j) * C_{jk} + w_{M_i}^T(j) * C_{sk})) + C_{ik} * I_{M_i}^T + C_{ib} * r * N_{b_i}^T + \mu_i^T * Q_{M_i}^T\} \quad (10)$$

其中,  $S_i^T$  是车型  $i$  在周期  $T$  的销量,  $P_i^T$  是车型  $i$  在周期  $T$  的价格。

根据文献[18], 制造商的当前价格受消费者期待价格、往期价格、广告投入等因素的影响, 通常情况下, 制造商的调价原则如式(11)所示。

$$P_i^{T+1} = \alpha(P_i^T - P_i^{e(T)}) + \beta\mu_i^T$$

$$\text{s. t. } P_i^0 > 0, \beta \geq 0 \quad (11)$$

根据文献[19], 可得车辆价格与市场需求之间的关系, 如式(12)所示。

$$S_i^T = \theta - \gamma P_i^T - \delta(P_i^T - P_i^{e(T)}) \quad (12)$$

其中,  $\alpha > 0$  为消费者历史购买行为对车辆价格的影响系数;  $\mu_i^T$  为广告投入;  $\beta$  为广告投入对车辆价格的影响系数;  $\theta$  是固定常数值, 为市场容量;  $\gamma$  和  $\delta$  均大于 0,  $\gamma$  为当前价格对需求量的影响系数,  $\delta$  为当前价格与期待价格的差值对需求量的影响系数;  $P_i^{e(T)}$  表示消费者对车型  $i$  的期待价格;  $P_i^0$  表示车型  $i$  的初始价格;  $S_i^T$  表示车型  $i$  在周期  $T$  的市场需求量。为简化公式, 令  $b = \gamma + \delta$ , 则式(12)改写为:

$$S_i^T = \theta - b * P_i^T + \delta * P_i^{e(T)} \quad (13)$$

根据文献[20], 产品市场需求的增长量与广告投入的关系如式(14)所示:

$$S_{M_i}^T(ad) = k * \sqrt{\mu_i^T} \quad (14)$$

其中,  $k$  为广告投入对需求增长的影响因子。

车型  $i$  在周期  $T$  的利润函数如式(15)所示:

$$R_i^T = \int e^{-t} (P_i^T (\theta - b * P_i^T + \delta * P_i^{e(T)} + k * \sqrt{\mu_i^T})) dt \quad (15)$$

联立求解式(15)与式(11)可得价格函数式(16); 将式(13)、式(14)、式(16)代入利润函数式(10), 整理可得式(17); 对式(17)求海森矩阵的行列式, 得式(18); 由于海森矩阵负定, 存在最优的售价  $P_i^{T*}$  和广告投入  $\mu_i^{T*}$ , 由一阶条件最优可得, 最优的售价  $P_i^{T*}$  和广告投入  $\mu_i^{T*}$ , 如式(19)和式(20)所示。

$$P_i^T = (P_i^{e(T)} - P_i^0 - \frac{\beta}{\alpha} \mu_i^T) e^{-\alpha T} + P_i^0 + \frac{\beta}{\alpha} \mu_i^T \quad (16)$$

$$R_i^T = (1 - e^{-T}) [P_i^T (\alpha - \gamma\beta - \frac{\beta\delta}{\alpha} \mu_i^T)] + \frac{\delta P_i^T (1 - e^{-\alpha T})}{\alpha + 1} (P_i^{e(T)} - P_i^T - \frac{\beta}{\alpha} \mu_i^T) \quad (17)$$

$$\det(R_i^T) = \frac{\partial^2 R_i^T}{\partial^2 P_i^{T^2}} * \frac{\partial^2 R_i^T}{\partial^2 \mu_i^{T^2}} * \frac{\partial^2 R_i^T}{\partial P_i^T \partial \mu_i^T} * \frac{\partial^2 R_i^T}{\partial P_i^T \partial \mu_i^T}$$

$$= \frac{2\alpha^2 A(\gamma A + \delta B) - \delta^2 \beta^2 (A - B)^2}{\alpha^2} \quad (18)$$

$$P_i^{T*} = \frac{\alpha^2 A(\alpha A + \delta B \mu)}{2\alpha^2 A(\gamma A + \delta B) - \delta^2 \beta^2 (A - B)^2} \quad (19)$$

$$\mu_i^{T*} = \frac{\alpha \beta \delta (A - B)(\alpha A + \delta B \mu)}{2\alpha^2 A(\gamma A + \delta B) - \delta^2 \beta^2 (A - B)^2} \quad (20)$$

其中,  $A = 1 - e^{-T}$ ,  $B = \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha + 1}$ 。

### 3.1 基于刺激-反应理论的学习机制设计

上期利润与当期利润的差额,即为利润刺激量  $\Delta Z_{Ri}$ 。车型  $i$  面对利润刺激时调整车辆价格和广告投入,记价格反应量为  $\Delta_{rpi}$ ,广告投入反应量为  $\Delta_{rni}$ 。由车型价格对消费者的效用函数式(1)可知,差额越高,产生的消费者效用越低,其购买意向越小。为了抵消提升车辆价格对需求量的负影响,在车辆价格升高时,需要相应地提高广告投入。

$$\Delta_{rpi} = k \log_{\delta} \Delta Z_{Ri}, \Delta_{rni} = l \log_{\delta} \Delta Z_{Ri} \quad (21)$$

s. t.  $\Delta Z_{Ri} < 0, \delta > 1$

$$\Delta_{rpi} = -m \log_{\delta} \Delta Z_{Ri}, \Delta_{rni} = -n \log_{\delta} \Delta Z_{Ri} \quad (22)$$

s. t.  $\Delta Z_{Ri} \geq 0, \delta > 1$

同理,上期销量与当期销量的差额,即为销量刺激量  $\Delta Z_{Si}$ 。车型  $i$  面对销量刺激,会调整自身价格和广告投入,记车辆价格反应量为  $\Delta_{spi}$ ,广告投入反应量为  $\Delta_{sni}$ 。根据式(13),市场需求与期望车型价格负相关,为进一步扩大需求,可提高广告投入。车型  $i$  受到销量刺激时的反应量为:

$$\Delta_{spi} = a \log_{\delta} \Delta Z_{Si}, \Delta_{sni} = -b \log_{\delta} \Delta Z_{Si} \quad (23)$$

s. t.  $\Delta Z_{Si} < 0, \delta > 1$

$$\Delta_{spi} = -c \log_{\delta} \Delta Z_{Si}, \Delta_{sni} = d \log_{\delta} \Delta Z_{Si} \quad (24)$$

s. t.  $\Delta Z_{Si} \geq 0, \delta > 1$

### 3.2 基于粒子群算法的学习机制设计

将制造商 Agent 群体中的  $n$  个车型视为  $d$  维空间的  $n$  个粒子,其具有速度矢量  $\mathbf{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{id})$  和位置矢量  $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id})$ 。粒子(车型)  $i$  经历过的最优位置表示为  $\{X_{p_i}^{best}, X_{\mu_i}^{best}\}$ ,种群经历的最优位置表示为  $\{P_g^{best}, \mu_g^{best}\}$ ,此时,决策变量为车型  $i$  的车辆价格  $P_i$  和广告  $\mu_i$ ,所以有  $d=2$ 。

粒子  $i$  的第  $d$  维速度更新公式为:

$$V_i^{T+1} = \omega V_i^T + C_1 R_1 (X_i^{best} - X_i^T) + C_2 R_2 (X_g^{best} - X_i^T) \quad (25)$$

粒子  $i$  的第  $d$  维位置更新公式为:

$$X_i^{T+1} = X_i^T + V_i^{T+1} \quad (26)$$

其中,  $\omega$  是惯性权重,  $C_1$  和  $C_2$  为自我学习能力和社会学习能力,  $R_1$  和  $R_2$  是  $[0, 1]$  区间内均匀分布的随机数,  $X_i^{best}$  是第  $i$  个粒子本身找到的最优解,  $X_g^{best}$  是当前所有粒子找到的最优解。

## 4 算例分析

基于 B 企业数据,以 Anylogic 为平台建模并进行仿真分析。在 GIS 地图上,用 point 标记出所有供应商 Agent、制造商 Agent 和分销商 Agent 的位置,各 Agent 设置在 point 上,其中供应商 Agent 包括 13 类共 91 个,制造商 Agent 共有 13 个车型,分销商 Agent 共 494 个。以 2018 年汽车市场销量数据为基数,共设置有购车意愿的 135520 个消费者 Agent。

从 Excel 中读取各个 Agent 的参数值。消费者 Agent 的参数包括地理位置、收入、期待价格和期待质量。分销商 Agent 的参数包括地理位置、产品、最大库存、最小库存、价格、广告投入、质量和口碑。制造商 Agent 的参数包括位置、产品、采购与库存、生产能力、生产时间、物料清单中的零部件名称、物料清单中零部件数量、价格和广告投入。供应商 A-

gent 的参数包括位置、产品和价格。

### 4.1 仿真实验设计

由于篇幅限制,仅以消费者 Agent 和制造商 Agent 为例说明仿真实验过程。仿真过程主要采用函数、事件、消息、行动图、状态图等完成。

#### (1) 消费者 Agent 仿真模型

在消费者 Agent 中,采用状态图来描述其购车行为,如图 1 所示。将消费者分为 4 类:潜在消费者 (potential consumer)、选择消费者 (choosing consumer)、等待消费者 (waiting consumer) 和消费者。

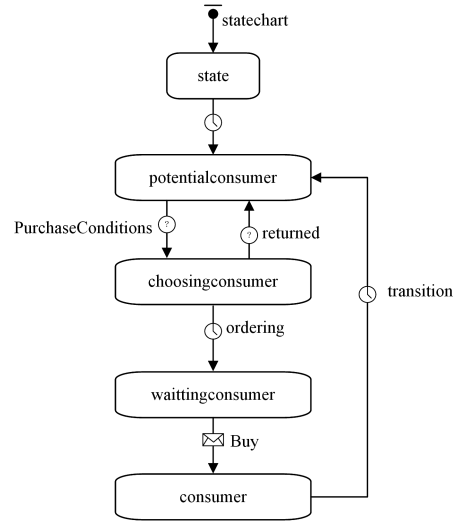


图 1 消费者 Agent 的状态图

Fig. 1 State diagram of consumer Agent

当 potential consumer 的可持有资金大于各车型的最低价格时, potential consumer 向 choosing consumer 转变,采用条件(购买资金大于或等于车型最低价格)触发变迁; choosing consumer 采用函数  $\text{Max}(U_i^T + 1/L_j)$  选择效用最大的车型,就近选择分销商,其中  $L_j$  为分销商与消费者的距离, choosing consumer 向 waiting consumer 转变,采用条件(收入高于价格)触发变迁; waiting consumer 向分销商发送订单,消费者收到来自分销商的消息,即收到产品时, waiting consumer 向 consumer 转变,采用消息 Buy 触发变迁,变成 consumer。

#### (2) 制造商 Agent 的仿真模型

采用离散事件建模方法,用行动图实现制造商的生产、运输行为。图 2 给出生产过程,其中 startProduction 表示生产行为的开始; Production 表示生产过程; ProductionPool 表示生产活动的资源池,规定了生产能力、休息时间等; Sink 表示生产活动结束,同时更新产成品库存和在途库存。

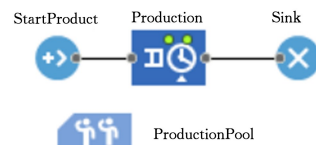


图 2 生产行为

Fig. 2 Production behavior

订单接收行为用消息 Message 完成,制造商的其他行为

使用函数来实现。例如,对于预测需求量行为,采用移动平均法通过需求预测函数 *forecastingdemand()* 实现,采用对比函数 *contrasting()* 对比预测需求和产能的大小,确定生产量。

刺激-反应学习机制主要分为销量刺激和利润刺激两部分。下面以销量刺激为例说明其仿真设计:用获取销量事件 *gettingsalediff* 驱动计算销量函数 *Calculat-ingsalediff()*, 计算销量刺激量;用获取反应量事件 *gettingresponses* 驱动计算反应量函数 *Calculatingresponses()*, 计算价格反应量和广告投入反应量;用模型事件 *stimulating* 驱动更新行动函数 *actting()*, 更新制造商车型 *i* 的价格和广告投入。

粒子群学习机制模型采用寻找最优车型利润函数 *find-TheBestManufacturer()* 循环对比各制造商车型的利润,筛选出利润最大的车型,并读取利润、价格和广告投入;采用寻找历史最优车型利润函数 *findTheBestHistoryManufacturer()* 对比当前车型的最大利润,若当前的利润值更优,则将历史最佳利润更新为当前最大利润,同样更新价格和广告投入;运用粒子群算法事件 *pso* 控制粒子群算法函数 *getThePso()* 的运行,在学习后价格和广告投入均大于 0 的情况下,驱动更新事件 *update*, 更新价格、广告投入以及价格和广告投入的改变量。

#### 4.2 模型验证

在仿真模型中,为了验证家用多车型四阶供应链仿真模型的合理性,以 2018 年的 135520 个潜在消费者 Agent 为依据,仿真对比该企业各车型的实际销量,结果如图 3 所示。

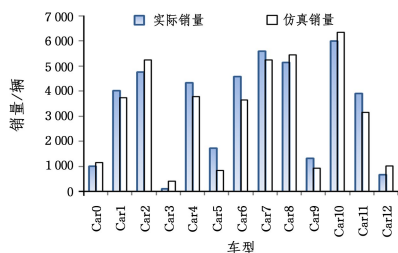


图 3 2018 年仿真销量与实际销量的对比

Fig. 3 Comparison of simulated and actual sales in 2018

通过对比可知,2018 年的仿真销量与实际销量的总体趋势一致,所有车型总体的误差均值为 7.58%,说明建立的家用车多车型四阶供应链仿真模型较为稳定。因此,该模型可以被用来进行制造商学习行为的仿真和分析。

#### 4.3 刺激-反应学习机制的仿真分析

采用 3.1 节设计的策略,制造商各车型在模型模拟时间中,每月学习 1 次,在坐标轴上用 80 个步长表示一个月的学习,共学习 5 年,即仿真 4800 步,得到各车型的价格和广告策略的调整过程以及制造商的总销量和总利润的变化。

##### 4.3.1 对各车型销量的刺激-反应分析

图 4 反映了随着销量刺激车辆价格调整趋于稳定,各车型之间的价格范围缩小,各车型价格向中等价位靠近,性价比更高的车型增多了,消费者在可接受的车型价格范围内可选择车型增多,加强了各车型的竞争。由图 5 可知,在销量的刺激下,各车型的广告投入均增加,各车型之间的广告投入差异缩小,且中低价位车型的广告投入的增加幅度大于高价位车型的广告投入。

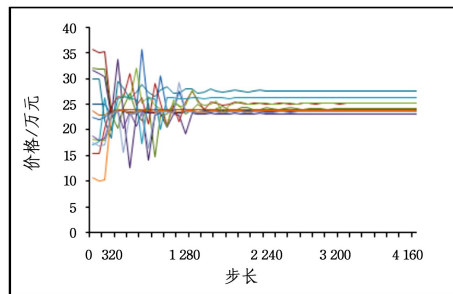


图 4 销量刺激后制造商对各车型价格的变化

Fig. 4 Change in price after sales stimulus

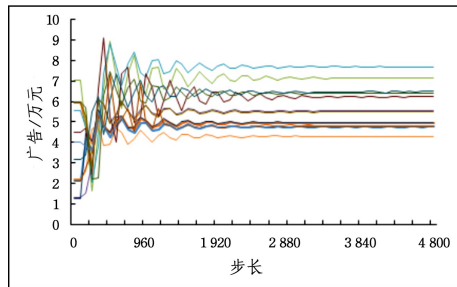


图 5 销量刺激后制造商对各车型广告投入的变化

Fig. 5 Change in advertising investment after sales stimulus

由表 1、图 5 和 6 可知,多数车型在销量刺激下的销量有明显增长,同时出现个别车型销量减少的情况,这反映出消费者根据广告和车辆价格的调整会对目标车型进行调整;制造商通过“薄利多销”的营销策略,用销量增长带动利润增长,但该策略削弱了车型的差异化,加大了制造商的制造压力,不利于家用轿车制造商对多车型的差异化发展。

表 1 销量刺激下制造商总销量和总利润的变化

Table 1 Change in manufacturer's total sales and total profit after sales stimulus

车型	原始销量/辆	销量刺激下的销量/辆	原始利润/万元	销量刺激下的利润/万元
Car0	1150	4740	30820	127032
Car1	3740	1222 ↓	39270	-16895
Car2	5240	8160	110564	162176
Car3	410	3180	5330	41340
Car4	3779	2260 ↓	25319	3542
Car5	840	0 ↓	27812	-23211
Car6	3640	5220	31304	44890
Car7	5240	9260	89080	123420
Car8	5441	4240	108820	67821
Car9	920	0 ↓	20240	-15390
Car10	6340	9100	38040	54600
Car11	3140	7826	43018	66116
Car12	1010	0 ↓	12120	-13542
总计	40890	55208	550917	621899
变化量		35.01%		12.88%

##### 4.3.2 各车型利润的刺激-反应分析

由图 6 可得,利润刺激下,各车型价格均有所提高,高价位车型的价格差异区间增大,而中低价位各车型的价格差异减小,提高价位的车型对制造商的利润贡献较大。图 7 中,各车型广告投入均有明显增加,且各车型之间的广告投入差异缩小,各价位车型广告投入的增加幅度基本一致。

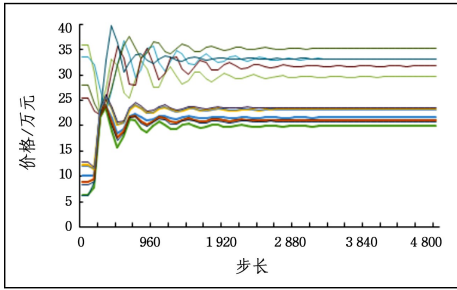


图6 利润刺激后制造商各车型价格的变化  
Fig. 6 Change in price after profit stimulus

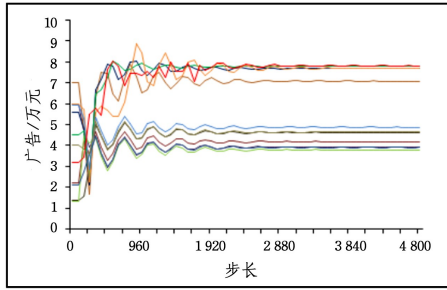


图7 利润刺激后制造商各车型广告投入的变化  
Fig. 7 Change in advertising investment after profit stimulus

由表2、图6和图7可知,在利润刺激下,制造商整体销量增加,利润增加明显。此策略下制造商的高价位车型和低价位车型的价格差异化逐渐拉大,个性化凸显,在制造商盈利的同时也符合消费者个性化的需求;但中低价位车型的差异化明显削弱,有一半左右的车型销量下降,不利于低价位车型的推广。

表2 利润刺激下制造商总销量和总利润的变化

Table 2 Change in manufacturer's total sales and total profit after profit stimulus

车型	原始销量/辆	销量刺激下的销量/辆	原始利润/万元	销量刺激下的利润/万元
Car0	1150	3946	30820	105753
Car1	3740	6322	39270	66381
Car2	5240	6560	110564	138416
Car3	410	0 ↓	5330	-3340
Car4	3779	2917 ↓	25319	16542
Car5	840	443 ↓	27812	8211
Car6	3640	0 ↓	31304	-26710
Car7	5240	4260 ↓	89080	3420
Car8	5441	8826	108820	176520
Car9	920	2163	20240	47586
Car10	6340	11036	38040	86216
Car11	3140	2424 ↓	43018	27116
Car12	1010	1226	12120	14542
总计	40890	50123	550917	660651
变化量		22.65%		19.92%

4.4 粒子群学习机制的仿真分析

在相同仿真步数的条件下,令自我学习能力  $C_1$  和社会学习能力  $C_2$  分别以0.2的步长从0变化至2,每组数据仿真10次,取其平均值,分别绘制制造商 Agent 的总销量和总利润,结果如图8和图9所示。

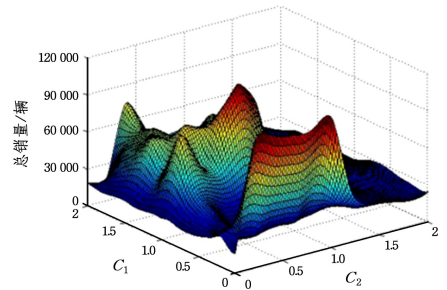


图8 学习后制造商总销量的变化  
Fig. 8 Change in manufacturer's total sales after learning

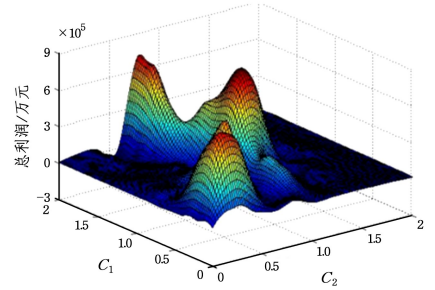


图9 学习后制造商总利润的变化  
Fig. 9 Change in manufacturer's total profit after learning

4.4.1 不同  $C_1$  和  $C_2$  下制造商学习能力的分析

从图8可以看出,在特定的  $C_1$  和  $C_2$  组合情况下,即  $C_1 \in (0.4, 2.0), C_2 \in (0.4, 1.2)$ ,制造商的总销量可以得到提高,说明恰当的  $C_1$  和  $C_2$  组合对制造商的总销量有较好的促进作用,其中  $C_1=2.0$  且  $C_2=1.4$  时,总销量最高,接近70000辆。当  $C_1=0.6, C_2 \in (0.6, 1.8)$ ,制造商的总销量较高;在  $C_1=1.5$  或  $2.0, C_2=0.6$  时,制造商的总销量适中;其他组合情况下,制造商的销量均较低。由此可以看出,当提高  $C_2$  的学习能力时,较小的  $C_1$  或较大的  $C_1$  都可以使销量得到大幅提升;单方面提高  $C_1$  的学习能力,对销量的提升作用不明显。

从图9可以看出,适当的  $C_1$  和  $C_2$  组合 ( $C_1=2.0, C_2=0.6; C_1=1.8, C_2=1.6; C_1=1.2, C_2=1.0$ ) 可以提高制造商的利润;在  $C_1=2.0, C_2=0.6$  时,制造商的总利润最高,接近  $5 \times 10^5$  万元。由此可以看出,当选择适当的  $C_2$  时,随着学习能力  $C_1$  的提升,制造商的利润会大幅提高。

结合图8和图9可知,任何  $C_1$  和  $C_2$  组合都难以同时使得销量和利润最优。对于大众消费车型,可以选择加强社会学习能力  $C_2$ ,以“薄利多销”的策略拓展市场,提高销量;对于高端消费车型,可以选择加强自我学习能力  $C_1$ ,以“厚利适销”的策略制造精品,打造品牌,提高利润。

4.4.2 最优学习组合下制造商决策变量及利润的分析

在  $C_1=2.0, C_2=1.0$  的组合下,总销量和利润均达到相对较高的水平。绘制所有车型的价格和广告投入的动态变化曲线,如图10和图11所示。可以看出,经过一定的学习周期后,中低价位的车型价格整体提升,高价位车型的价格提升不明显,所有车型价格均趋于稳定;各车型的广告投入均有明显的增加,除部分高价位车型的广告投入微小变动外,其他车型的广告投入趋于稳定。由图12—图14可知,学习后各车型价格稳定的同时,利润最大车型对应的价格也趋于稳定;各车

型广告投入趋于稳定时,利润最大的车型对应的广告投入也趋于稳定,使得制造商 Agent 的利润最大的车型对应的总利润也趋于稳定。仿真结果说明,市场平稳状态下,粒子群学习机制能够使企业快速学习到稳定状态。

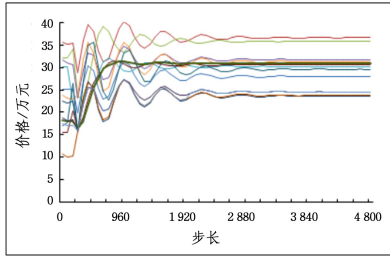


图 10 学习后制造商各车型价格的变化

Fig. 10 Change in price of manufacturers after learning

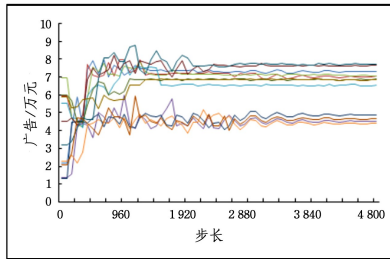


图 11 学习后制造商对各车型广告投入的变化

Fig. 11 Change in advertising investment after learning

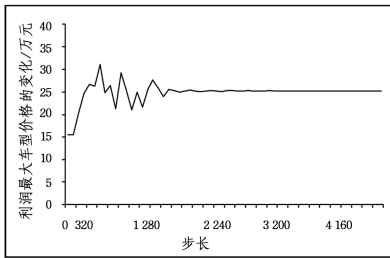


图 12 学习后利润最大车型对应的价格的变化

Fig. 12 Change in price with the most profit after learning

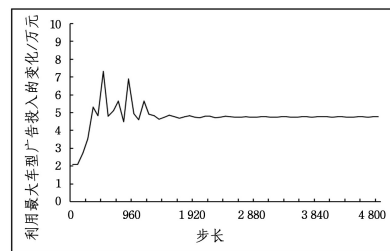


图 13 学习后利润最大车型对应广告投入的变化

Fig. 13 Change in advertising with the most profit after learning

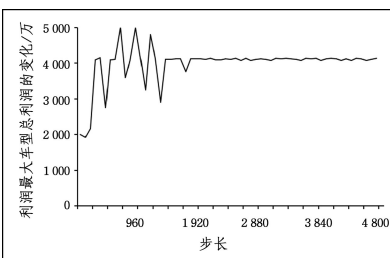


图 14 学习后利润最大车型的总利润的变化

Fig. 14 Change in total profit with the most profit after learning

#### 4.5 刺激-反应学习机制与粒子群学习机制的比较

两种学习机制的对比如表 3 所列。刺激-反应学习机制和粒子群学习机制下制造商的总销量和总利润相比于基础模型均有所提高;仅追求总销量时,刺激-反应学习机制的学习效果更好;仅追求总利润时,粒子群学习机制的学习效果更好。但从两种学习机制的学习稳定性来看,粒子群学习机制学习后的策略更为稳定,且满足各车型差异化发展的需求,因此更适合被用于制造商对经营决策的调整。

表 3 两种模型仿真结果的对比

Table 3 Comparison of simulation results of two models

	总销量/ 辆	总利润/ 万元	平均车辆 价格/万元	平均广告/ 万元
基础模型	40890	550917	19.55	3.977
刺激-反应 学习机制	销量刺激 55208	利润刺激 621899	15.62	4.381
粒子群 学习机制	销量最高 61223	利润最高 701300	25.87	5.019
	销量最高 61223	474500	17.69	4.834

**结束语** 本文采用 Multi-Agent 技术建立了以制造商为核心的四阶供应链模型,分别采用刺激-反应模型和粒子群学习算法赋予制造商 Agent 以智能性,并分析了不同学习机制下各车型车辆价格和广告投入的调整策略。仿真结果表明:

(1)采用刺激-反应学习机制对模型进行演化训练时,在销量刺激策略下,销量增长量远大于利润反应量,但这是以降低车辆价格为代价,不利于企业的长期发展;在利润刺激策略下,总的销量和利润均有明显增加,但是有一半车型销量下降或无销量,该策略不利于企业对多车型的推广。

(2)采用粒子群学习机制对模型进行训练时,任何  $C_1$  和  $C_2$  组合都难以同时使销量和利润达到最优。对于大众消费型号,可以选择加强社会学习能力  $C_2$ ,以“薄利多销”的策略拓展市场,提高销量;对于高端消费型号,可以选择加强自我学习能力  $C_1$ ,以“厚利适销”的策略制造精品,打造品牌,提高利润。

(3)相比于刺激-反应学习机制,经粒子群算法的学习机制训练后,模型演化的策略更为稳定,且满足各车型差异化发展的需求,更适合企业调整经营决策。

本文研究对多车型制造商设计与调整学习机制具有指导意义。

#### 参考文献

[1] KAMALENDU P, BILL K. A multi agent-based service framework for supply chain management [J]. Procedia Computer Science, 2014, 32: 53-60.

[2] BOTTANI E, MURINO T, SCHIAVO M, et al. Resilient food supply chain design: Modelling framework and metaheuristic solution approach [J]. Computers & Industrial Engineering, 2019, 135: 177-198.

[3] SUN J Y, TANG J M, FU W P, et al. Hybrid modeling and empirical analysis of automobile supply chain network [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2017, 473: 377-389.

[4] BARRAT A, BARTHÉLEMY M, VESPIGNANI A. Weighted evolving networks: coupling topology and weight dynamics [J].

- Physical Review Letters, 2004, 92(22):228701.
- [5] ORENSTEIN P. How does supply network evolution and its topological structure impact supply chain performance[C]//Proceedings - 2nd International Symposium on Stochastic Models in Reliability Engineering, Life Science, 2016:562-569.
- [6] LIAO Z D, ZHENG G H. Research on the evolution law of supply chain considering the characteristics of different nodes' behavioral elements [J]. Computer Application Research, 2020, 37(6):18-25.
- [7] YANG Q F, WANG Y Y, REN Y D. Research on financial risk management model of internet supply chain based on data science[J]. Cognitive Systems Research, 2019, 56:50-55.
- [8] SUN J Y, FU W P, WANG W, et al. Modelling and simulation of the supply chain of automobile industry [J]. International Journal of Simulation: System, Science and Technology, 2016, 13:22-29.
- [9] ZHAO Z G, ZHOU G G, PAN R F. Research on localized world evolution model of weighted complex supply chain network based on location attractiveness [J]. Computer Science, 2018, 45(12):71-76.
- [10] FAHHAMA L, ZAMMA A, MANSOURI K, et al. Towards a mixed method model and simulation of the automotive supply chain network connectivity[J]. International Colloquium on Logistics and Supply Chain Management, 2017, 7:173-186.
- [11] GUO C, LIU X, JIN M, et al. The research on optimization of auto supply chain network robust model under macroeconomic fluctuations[J]. Chaos Solitons & Fractals the Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science & Nonequilibrium & Complex Phenomena, 2016, 89(3):105-114.
- [12] LANGROODI R R P, AMIRI M. A system dynamics modeling approach for a multi-level, multi-product, multi-region supply chain under demand uncertainty[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 51:231-244.
- [13] CIGOLINI R, PERO M, ROSSI T, et al. Linking supply chain configuration to supply chain performance: A discrete event simulation model [J]. Simulation Modelling Practice & Theory, 2014, 40:1-11.
- [14] DORUK R O, ZHANG K. Fitting of dynamic recurrent neural network models to sensory stimulus-response data[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2017, 27:903-920.
- [15] ZHAO Q, WANG W, CHEN H, et al. Pareto improvements for a supply chain with price-only contracts based on quick response [J]. International Conference on Service Systems and Service Management, 2015(4):1-5.
- [16] BASHIRI M, REZAEI H R. Reconfiguration of Supply Chain: A Two Stage Stochastic Programming[J]. International Journal of Industrial Engineering & Production Res, 2013, 24:47-50.
- [17] ZHAO J, LIU J, MEI S E. Optimization Strategy of Enterprise Targeted Advertising Based on Mixed Channels[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019(5):1-13.
- [18] HWANG S N. Upcoming tipping points in automobile industry based on agents-based modeling[J]. Procedia Computer Science, 2012(8):93-99.
- [19] BYUNG-DOKIM, BLATTBERG R, ROSSI P. Modeling the Distribution of Price Sensitivity and Implications for Optimal Retail Pricing[J]. Journal of Business & Economic Statistics, 1995, 13(3):291-303.
- [20] MORADINASAB N, AMIN-NASERI M R, BEHBAHANI T J, et al. Competition and cooperation between supply chains in multi-objective petroleum green supply chain: A game theoretic approach[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 170:818-841.



**SUN Jun-yan**, born in 1978, Ph.D, associate professor, postgraduate supervisor. Her main research interests include logistics information technology, and supply chain management.