

# 基于 SLE 范式的社群化制造计算实验比较研究

施曼<sup>1</sup> 王俊峰<sup>1</sup> 薛雷<sup>1</sup> 周长兵<sup>2</sup>

(河南理工大学计算机科学与技术学院 河南焦作 454000)<sup>1</sup>

(中国地质大学(北京)信息工程学院 北京 100083)<sup>2</sup>

**摘要** 在互联网社会背景下,先进的制造模式需要从信息、社交和服务等方面实现企业内部、跨企业间的协作。社群化制造作为一种适应未来社会化、服务化和大规模个性化制造环境的新型制造模式,将解决未来制造业中多参与主体资源共享、协作与交互等问题,因此对其进行研究具有重要意义。然而,社群化制造系统的复杂性又会导致其建模困难以及协作策略难以评估等问题,这引起了众多研究者的关注。因此,提出一种基于 SLE 范式的社群化制造计算模型,包括个体模型、交互模型与社会模型 3 个部分,并进一步引入了“计算实验”的思想,通过计算实验验证了这种计算模型是有效且可行的,对社群化制造的研究起到了一定的推动作用。

**关键词** 社群化制造, SLE 范式, 计算模型, 计算实验, 演化

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.02.025

## Comparative Research on Computational Experiment of Social Manufacturing Based on Social Learning Evolution Paradigm

SHI Man<sup>1</sup> WANG Jun-feng<sup>1</sup> XUE Xiao<sup>1</sup> ZHOU Chang-bing<sup>2</sup>

(College of Computer Sciences and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China)<sup>1</sup>

(College of Information Engineering, China University of Geosciences, Beijing 100083, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Under the background of the Internet society, the advanced manufacturing models need to realize collaboration between intra-firm and inter-enterprise from information, social and services. As a new type of manufacturing mode, social manufacturing can adapt to the future socialization, service and large-scale personalized manufacturing environment, and it can solve the problem of multi-participants' resource sharing, collaboration and interaction in the future manufacturing industry, so it is important to research on this issue. However, the complexity of the social manufacturing system has led to the difficulties of modeling and evaluating the cooperation strategy which has attracted the attention of many researchers. Therefore, this paper presented a social manufacturing computing model based on SLE paradigm including three parts: individual model, interaction model and social model, and further introduced the idea of computational experiment. The calculation of experiment shows that this model is feasible and effective. It plays a role in promoting the research of social manufacturing.

**Keywords** Social manufacturing, SLE paradigm, Computational model, Computational experiment, Evolution

## 1 引言

随着经济全球化步伐的日益加快,制造企业之间的角逐呈现出愈演愈烈的态势。企业为了保持竞争力,往往通过变革生产组织和转型来增强竞争优势。比较典型的有:1)向小微化的生产架构转型,如海尔集团于 2014 年<sup>[1]</sup>通过组织结构变革、业务重新分配与资源整合来提高自身的生产灵活性和对市场细分的动态响应。2)向互联网社会化转型,如百度公司将本地化、移动化、社会化 3 种要素融合在百度公司的发展

中,从而成为中国互联网时代的领军企业。企业之间的互联需要通过社会网络等媒体工具,使用户与企业以及企业之间实现高效的互联协作,推动个性化的大规模生产<sup>[2-4]</sup>。3)向服务化转型<sup>[5]</sup>,通过向服务化转型,将服务融合到企业生产过程中,可以增加企业的信誉度,激发企业活力。

制造企业之间这种生产方式的变革以及交互模式的升级,正逐步催生一种新的制造模式——社群化制造<sup>[6-10]</sup>。社群化的制造系统是动态、复杂的自制系统。如何在复杂、动态的环境下实现企业服务的最佳供需匹配,就成为亟需解决的关键问题。

收到日期:2017-04-09 返修日期:2017-06-03 本文受国家自然科学基金资助项目(61175066,61300124),河南省科技创新杰出青年支持计划(2017JQ0008),河南省高校科技创新人才资助项目(2012HASTIT013),河南省自然科学基金面上项目(162300410121),河南理工大学博士基金(B2014-043)资助。

施曼(1989-),女,硕士生,主要研究方向为复杂系统仿真;王俊峰(1982-),男,讲师,主要研究方向为服务计算, E-mail: wanjunfeng@hpu.edu.cn(通信作者);薛雷(1979-),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为服务计算;周长兵(1975-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为服务计算。

## 2 相关工作

目前对社群化制造的研究方法主要有两类:社会网络分析方法和定性分析方法。在社会网络分析方法方面,Feng 等<sup>[11]</sup>利用网络物理系统和社会计算创建了智能社群,社群中的不同对象相互协作,实现了创新性服务;Lancichinetti 等<sup>[12]</sup>指出弱连接是社群网络中最重要的问题,并提出了一种局部优化的适应度函数,为社群层次结构的测试提供了依据;Bia-mino<sup>[13]</sup>提出一种基于语境和上下文环境的知识模型,用于改善社区成员的互动;Ding 等<sup>[14]</sup>对社群化制造的概念和框架进行了讨论,提出了一种改进的聚类算法来实现企业集聚,并对参与社群制造的企业的评价能力、合作效率等方面进行了分析。在定量分析方法方面,Xiong 等<sup>[15]</sup>和 Pang 等<sup>[16]</sup>分析了社群化制造的框架,采用基于 AHP 的模糊综合评判法来分析社群化制造环境下服装企业供应商关系的选择问题,对其进行定性和定量的研究,并用案例证明了基于此方法的可行性;Izver-cian 和 Potra 提出了 5 种概念模式,用于管理企业与用户之间的关系,将用户的创新应用于企业的协同创新中<sup>[17]</sup>。

这些研究主要依赖于数据统计和定性分析,难以清楚地识别服务 Agent 的微观行为与社群化制造的宏观演进过程之间的联系。本文提出一个基于 SLE 范式的计算实验模型来分析社会制造的演变,通过在仿真平台上设计不同的“实验”方案,可以对不同演化机制在不同场景下的表现进行分析。

## 3 基于 SLE 范式的计算模型

### 3.1 SLE 进化

受社会学习理论和人工智能进化过程的启发,本文提出了社会学习进化模型。SLE 由 3 个联合进化空间构成:底层是个体进化空间;中间层是交互空间,不同主体通过交互来互相学习以提高智力;顶层可以从中间层汲取优秀的知识,通过广播向不同主体广播信息,从而可以指导个体空间中的个体进化。这 3 层机制能够很好地模仿人类社会个体通过观察模拟他人行为的社会学习。因此,SLE 建模框架(如图 1 所示)由 3 部分构成:个体遗传进化、交互学习和社会学习。

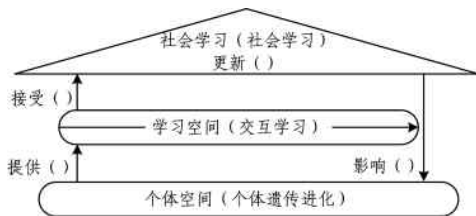


图 1 SLE 算法框架

Fig.1 Framework of SLE algorithm

### 3.2 交互学习机制

交互学习指两个个体通过交互而进行的学习。与个体学习不同,进行交互的个体可以向交互的另一方询问一些关键信息,以评估对方实力,然后向优秀的一方进行某些知识点的模拟学习,如图 2 所示。交互学习的过程如下:

步骤 1 将每个个体的属性特征当作一个知识点,并放入知识库中;

步骤 2 从每个个体中挑选出可用于评估自身实力的知

识点( $q_i$  代表第  $i$  个个体的实力)以及通过交互学习进行模拟的知识点,并分别将其放入  $m$  段和  $n$  段,如图 3 所示;

步骤 3 进行交互,比较  $q_i$  值,将  $q_i$  值大的个体的  $i_x$  值保留,将  $q_i$  值小的个体的  $i_x$  值向  $q_i$  值大的个体的  $i_x$  值进行模拟学习。

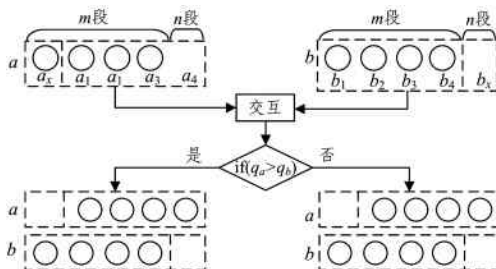


图 2 交互学习

Fig.2 Interactive learning

### 3.3 社会学习机制

在人类社会,向杰出人士学习可以迅速提高人的能力。受这种现象的启发下,本文提出一种社会学习机制,将最优秀的个体  $i$  挑选出来,然后将他的知识点  $i_x$  通过广播的形式告知其他同类个体供其学习。社会学习的过程如图 3 所示。

步骤 1 将所有个体放在一个区域进行比较;

步骤 2 取出最优秀的个体;

步骤 3 将优秀个体的  $n$  区段知识点向所有个体开放;

步骤 4 其他个体向优秀个体学习,对  $n$  区段的知识点进行修改。

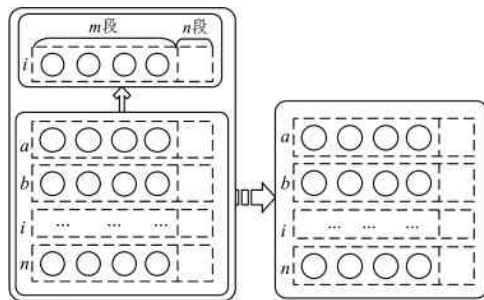


图 3 社会学习

Fig.3 Social learning

## 4 计算实验系统的构建

### 4.1 整体模型描述

如图 4 所示,整个实验方法包含两个部分:1)计算模型的构建;2)现象实验的分析。本文实验将从 4 个方面对现实系统进行模拟。

1)环境的模拟。在环境模块中,可以根据具体需求定制食物量、食物种类和食物分布,因为它们可以模拟各种市场的波动趋势。

2)个体的模拟。在 Mutil-Agent 计算模型中,企业替身为不同营养级的捕食者,订单模拟为不同类型的食物。这样的“捕食”关系映射能够生动、直观地模拟竞争与合作、自然选择、优胜劣汰的过程。

3)交互的模拟。在实验系统中,横向交互指处于相同营养级的捕食者之间的交互,纵向交互指处于不同营养级的捕

食者之间的交互。

4) 社会的模拟。在实验系统中, 社会学习是指系统会挑

选出一段时间内适应能力最强的捕食者作为精英, 并将其部分属性进行广播, 以供其他同类的捕食者不断进行学习。

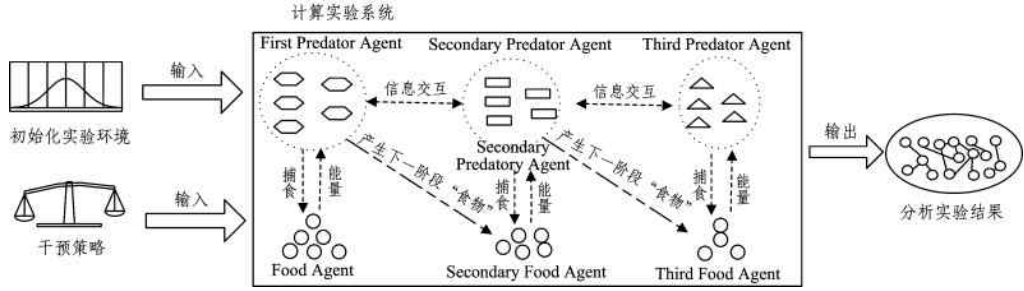


图4 计算实验方法的框架

Fig. 4 Framework of computational experiment platform

4.2 Agent 模型的构造

在社群化制造系统的计算模型中, 企业具有相同的结构。以销售商 Agent 为例, 其主体结构如图 5 所示。销售商 Agent 外部有一个监测器, 内部有 3 个功能区: 存储区、转换器、决策区。每个企业 Agent 有输入和输出标示, 标示符规定如表 1 所列, 交互活动都受这些标示的调节。

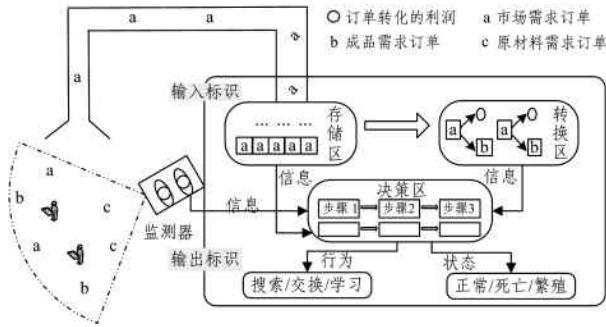


图5 Agent 结构

Fig. 5 Structure of Agent

表1 企业标示符规定

Table 1 Identifier rules of company

	输入标示	输出标示
销售商	100	010
制造商	010	001
供应商	001	000

Agent 主要的特征属性如表 2 所列, 状态属性如表 3 所列, 感知事件如表 4 所列, 决策集合如表 5 所列。

表2 Agent 的特征属性

Table 2 Characteristic attribute of Agent

属性名称	属性说明
编号 ID	每一个企业拥有自身唯一的编号。
寻找范围 $VisionRange_R$	代表企业在每个周期中的搜索范围, 寻找范围越广, 则营销能力越强。
运营消耗 $OperationCost_R$	每个周期企业的固定消耗。
转换值 $ConversionValue$	当企业的资金达到一定转换值时, 企业将获取到的订单存储起来, 用于和同伴交换。
存储容量 $StorageCapacity$	企业所能存储的订单数量。

表3 Agent 的状态属性

Table 3 State attribute of Agent

属性名称	属性说明
位置 $Locations(t)$	在系统运行过程中, 企业不断地寻找需求订单, 位置不断变化。
移动消耗 $DistanceCostA(t)$	企业在寻找订单的过程中移动所消耗的资金, 移动距离越远, 资金消耗越多。 $DistanceCostA(t) = k \sqrt{(x_t - x_{(t-1)})^2 + (y_t - y_{(t-1)})^2}$ , $k$ 为常数。
繁殖阈值 $ReproductiveThreshold(t)$	当企业的资金达到繁殖阈值时, 进行繁殖。 $\Delta h_2$ 是在交互过程中的变化量, 将在 4.3 节中进行详细介绍。 $ReproductiveThreshold(t+1) = ReproductiveThreshold(t) + \Delta h_2$ 。
死亡阈值 $DeathThreshold(t)$	当企业的资金达到死亡阈值时, 企业倒闭。 $\Delta h_1$ 是在交互过程中的变化量, 将在 4.3 节中进行详细介绍。 $DeathThreshold(t+1) = DeathThreshold(t) - \Delta h_1$ 。
移动消耗 $DistanceCostA(t)$	企业在寻找订单的过程中移动所消耗的资金, 移动距离越远, 资金消耗越多。 $DistanceCostA(t) = k \sqrt{(x_t - x_{(t-1)})^2 + (y_t - y_{(t-1)})^2}$ , $k$ 为常数。
纯利润 $NetProfit(t)$	纯利润是一个需求订单获得的利润减去运营成本、移动消耗的差值。 $NetProfit(t) = UnitProfit - DistanceCost(t) - OperationCost_R$ 。
订单数 $SumCount(t)$	$SumCount(t)$ 记录当前供应链节点存活企业的数量。值越大, 表示此节点企业的适应能力越强。
资金 $Assets(t)$	企业拥有一定的启动资金, 在运动过程中资金不断发生变化, 资金的计算公式为: $Assets(t) = Assets(t-1) + NetProfit(t)$ 。
综合能力 $q_i$	$q_i = \omega_1 * Assets(t) + \omega_2 * StorageCapacity + \omega_3 * VisionRange_R - \omega_4 * OperationCost_R$ for $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1$ 。其中, $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 和 $\omega_4$ 代表不同部分所占的权重。
环境适应程度 $q_E$	获取当前所有同类 Agent 的综合能力 $\sum_{i=1}^n q_i$ , 求取平均综合能力 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i$ , 计算每个 Agent 的环境适应度 $q_E$ ( $q_E$ 越大, 遗传的概率越大), 计算公式为: $q_E = \frac{q_i}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i}$ 。

表 4 Agent 的感知事件  
Table 4 Perceived events of Agent

感知事件	事件说明
对需求订单的感知 $MarketDemandCells_E(t)$	销售商获取寻求范围内的市场需求,感知过程如下: ①首先,获取视野范围内的所有 Agent 对象; ②对每个寻求范围内的 Agent 进行判断,挑选出对应的需求订单。
对同类 Agent 的感知 $SellerCells_E(t)$	销售商获取寻求范围内的同类销售者,感知过程如下: ①销售商在寻求范围内如果没有找到对应订单,则开始寻找是否存在同类的 Agent; ②根据同类 Agent 是否有存储需求订单,考虑横向协作。

表 5 决策集合  
Table 5 Decision set of Agent

决策名称	决策说明
是否存储	每个周期,企业根据自身的资金信息,判断是否将订单存储。
是否合作	当销售商寻求范围内没有需求订单时,判断是否需要与周围同类企业进行合作。
是否扩大规模	每个周期,企业根据自身的资金信息,判断是否达到繁殖阈值,产生新的企业。
是否移动	每个周期,企业根据感知到的信息,判断周围是否有对应的需求订单,如果有则移动,如果没有,则判断周围是否有空余位置,如果有,则移动到空余位置,如果没有,则保持原来的位置不动。
是否遗传	将当前的环境适应程度 $q_E$ 与遗传概率 $P_{Inheritance}$ 进行比较。 $q_E \geq P_{Inheritance}$ 时,则新的 Agent 遗传父辈的属性和能力;当 $q_E \leq P_{Inheritance}$ 时,则进行遗传变异操作。
是否变异或交叉	首先,生成两个 0.0 到 1.0 之间的随机数 $Random1$ 和 $Random2$ ,并分别与交叉概率 $P_{Crossover}$ 和变异概率 $P_{Mutation}$ 进行比较,如果 $Random1 < P_{Crossover}$ ,则进行交叉操作,交叉操作由该 Agent 与其合作伙伴之一进行;如果 $Random2 < P_{Mutation}$ ,则进行变异操作;经过交叉或者变异后,该 Agent 繁殖出一个类型。
是否消失	每个周期,企业判断自身的资金信息是否小于死亡阈值,如果小于死亡阈值,则该企业消失。

4.3 交互模型

企业之间的交互主要分为两类:横向交互和纵向交互。横向交互以 Seller Agent 为例,其交互流程如图 6 所示。供应链纵向协同流程如图 7 所示。

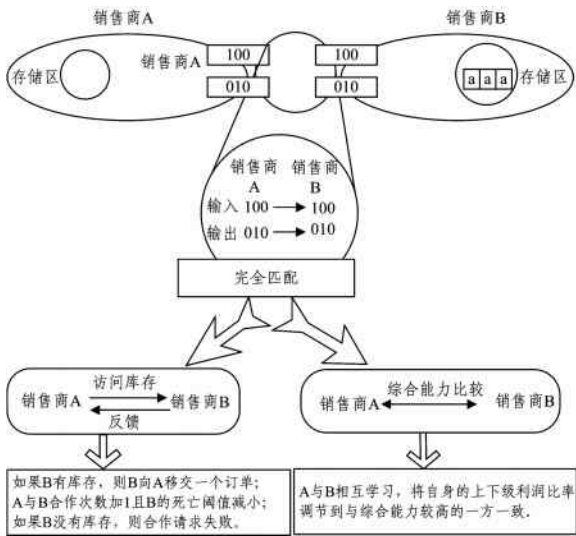


图 6 Seller Agent 横向交互流程图

Fig. 6 Horizontal interactive flow chart of Seller Agent

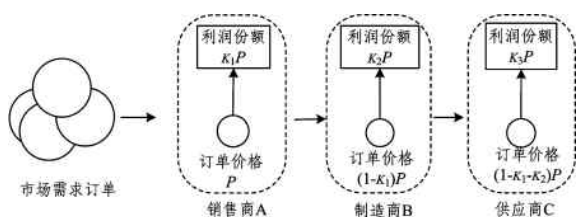


图 7 Seller Agent 纵向交互流程图

Fig. 7 Vertical interactive flow chart of Seller Agent

图 7 中  $k_1, k_2, k_3$  均大于 0, 且  $k_1 + k_2 + k_3 = 1$ , 销售商、制

造商与供应商分别获取的订单利用比例为  $k_1, k_2, 1 - k_1 - k_2$ 。

具体的执行过程如下:

```

IF A 产生下一级订单 a & .& a 被 B 获取
THEN
B 资金增加
A 的繁殖阈值减小  $\Delta h_2$ 
A 与 B 合作次数加 1
END IF
IF B 产生下一级订单 b & .& b 被 C 获取
THEN
C 资金增加
B 繁殖阈值减小  $\Delta h_2$ 
B 与 C 合作次数加 1
END IF
    
```

4.4 社会模型

受社会学习进化理论的启发,本文设计了社会学习进化模型。学习模型主要涉及社群化制造系统中上下级节点企业对自身利润与出售价格比例的调整。社会学习流程如图 8 所示。

社会学习算法的具体步骤如下:

Step 1 赋初值

每个个体企业随机产生一个  $[0, 1]$  区间内的比例值  $k_i$ ;

Step 2 记录

记录前  $N$  个周期综合能力最强的企业的比例值  $k_D$ ;

Step 3 广播

将记录的信息传播出去,供其他企业进行模仿学习;

Step 4 模仿学习

其他企业根据得到的信息进行模仿学习,比例值向  $k_D$  靠近。在不断靠近的过程中,记录  $N + M$  个周期中存活周期最长的企业的比例值  $k_{D1}$ 。

重复 Step 2 - Step 4, 不断学习。

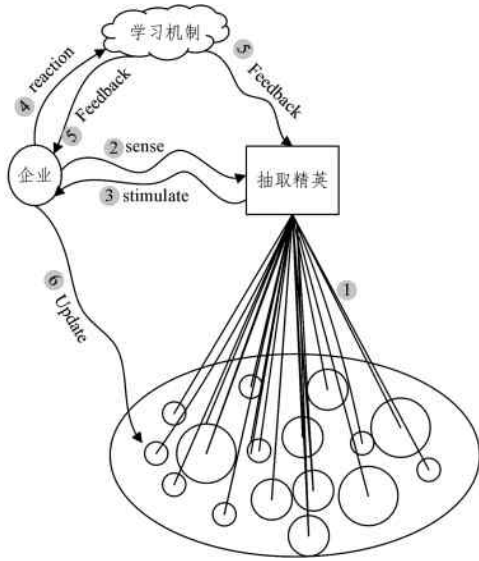


图8 社会学习流程图

Fig.8 Flow chart of social learning

### 5 社群化制造系统的演化实验

本文着重研究3种不同的演化机制对社群化制造系统的影响,验证了基于SLE范式的学习进化具有巨大的优越性。

#### 5.1 计算实验的初始化

本文在复杂系统仿真平台 RePast Simphony 上构建系统模型并搭建实验系统,通过调整 Agent 的数量、环境大小和进化规则等实验参数,可以模拟不同的实验场景。实验系统的构建由环境模块和 Agent 模块两部分组成。

##### (1) 实验环境参数的设定

基本实验参数的设置如表6所列。

表6 基本实验参数的设置

Table 6 Setting of basic experimental parameters

系统变量	实验设置
系统环境大小	200 * 90
数量	80
资本	[100,120]随机生成
运营成本	3
获取订单的能力	1
寻求订单消耗	$Y=kx(x>0, k=0.8, x$ 为移动距离)
繁殖阈值	300
死亡阈值	35
分布	随机分布
数量	90
资本	[110,130]随机生成
运营成本	3
获取订单的能力	1
寻求订单消耗	$Y=kx(x>0, k=0.8, x$ 为移动距离)
繁殖阈值	200
死亡阈值	20
分布	随机分布
数量	100
资本	[120,140]随机生成
运营成本	3
获取订单的能力	1
寻求订单消耗	$Y=kx(x>0, k=0.8, x$ 为移动距离)
繁殖阈值	300
死亡阈值	20
分布	随机分布

系统环境模块可以被视为所有 Agent 的容器。各类企业在像素为 200×90 的区域内随机分布。灰色区域表示市场需求,分布在3个不同大小的区域,表示需求会在一定区域内分布,由地理位置等因素决定。通过观察企业的变化,可以直观地确定各种因素对社群化制造系统的影响。

为了使实验结果更具参考价值,以我国2015年国家统计局发布的我国工业企业的主要经济指标中工业企业单位数、资产总计、运营费用等指数为基础,构建与现实系统接近的制造系统。

##### (2) 计算实验的研究对象

自然演化机制是指在外界干预的条件下系统的演化;交互演化是指加入企业之间的横向交互规则后系统的演化;社会学习演化是指在交互演化的基础上加入了社会学习的演化。市场需求的变化如图9所示,参数的设置如表7所列。

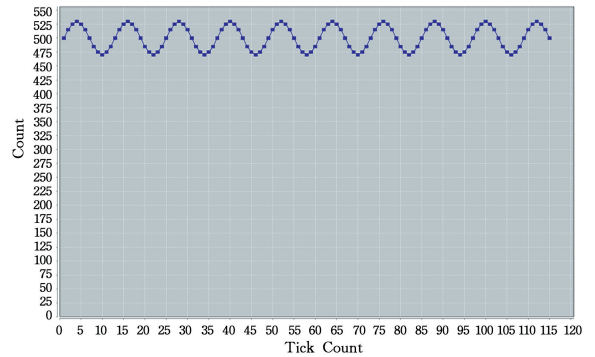


图9 需求的波动情况

Fig.9 Change of market demand

表7 实验的参数设置

Table 7 Setting of experimental parameters

参数类型	实验1	实验2
需求的变化	需求数量在[475,525]间周期波动	需求数量在[350,600]间周期波动
企业交叉概率 $P_{Crossover}$	0.05	0.05
企业变异概率 $P_{Mutation}$	0.02	0.02

##### (3) 实验评价指标

采用3种评价指标(企业的数量、平均利润和平均消耗)来评价不同演化机制在相同环境下对系统的影响。社群化制造系统的健康程度,可以根据这些指标来确定。系统的演化过程可以通过实验平台观察得到。

##### 1) 企业数量

某节点企业的生存数量可以表征该节点企业的兴衰。

##### 2) 企业的平均消耗

$$AverageConsumption(t) =$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n OperationCostR + DistanceCostA(i)}{SumCount(t)} \quad (2)$$

平均消耗在一定程度上反映了企业的运营状况。

### 5.2 演化实验

3种演化机制下系统的演化过程如图10所示。

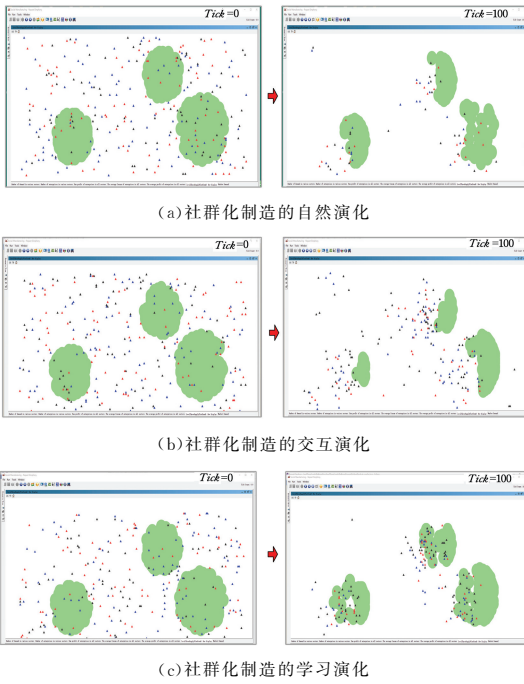


图 10 3 种演化机制下系统的演化过程

Fig. 10 Evolution process of three evolutionary mechanisms

从图 10 中可以明显观察到,在自然演化过程中,企业渐渐聚集在需求区域,到第 100 个周期时存活的企业数量很少;在交互演化过程中,由于同类企业间可以通过消息交互来进行合作,能够存活的企业数量明显多于自然演化,并且存活的企业并不一定都聚集在需求附近;拥有社会学习的社群化制造系统中,随着演化的不断深入,存活的企业数量以及企业的集聚程度都有明显增强。

### 5.3 演化结果分析

企业的数量和平均消耗如图 11 所示。从图 11 看出,由于资源分布不均衡,导致前 20 个周期内企业的数量急剧下降,在自然状态下,少量企业能够在资源附近区域生存,产生集聚,且达到一定的平衡;在交互演化状态下,生存企业的数量多于自然演化,社会学习演化的企业数量又多于交互演化,并且呈现稳步上升的趋势。同类企业之间也进行交互,这样能够均衡交互双方的利益,同时有利于自身的长足发展。在自然演化机制下企业的平均消耗最高,同时在社会学习演化机制下企业的平均消耗低于交互演化机制下企业的平均消耗,说明加入交互以及社会学习之后,能够增强企业的生存潜力。

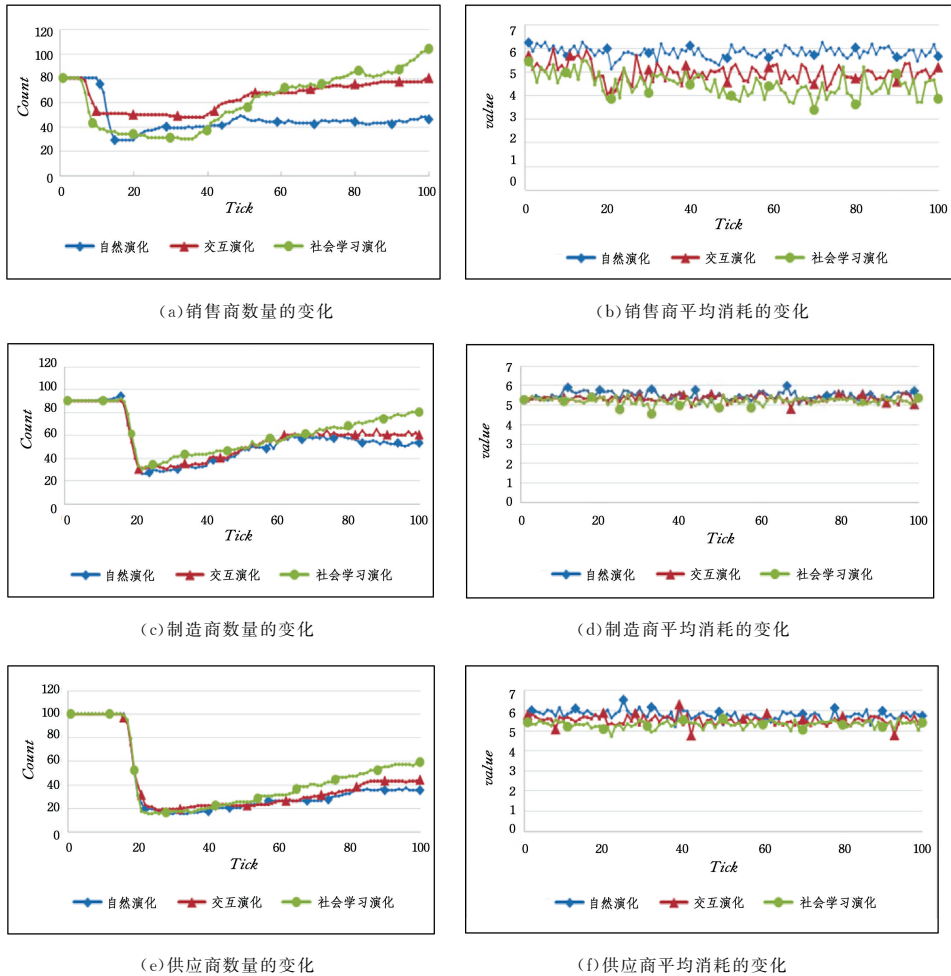


图 11 企业的数量及平均消耗的比较

Fig. 11 Comparison of quantity and average consumption of companies

了新的要求,社群化制造将是适应这一要求的新的发展模式。针对社群化制造系统规模庞大、内部关系结构复杂、建模困难等问题,本文提出了基于 SLE 范式的社群化制造系统模型,包括个体模型、交互模型与社会模型 3 个部分;进一步引入了“计算实验”的思想,模拟社群化制造系统在不同演化机制下的演化过程,并通过对演化结果的分析验证了基于 SLE 范式的社群化制造系统模型具有巨大的优越性。在以后研究中需要对社群化制造系统计算模型进行进一步完善,使其能够增添更丰富的数据信息,模拟更多样的外部环境,以更贴近现实系统。

### 参 考 文 献

- [1] DAHLGREN E, GÖÇMEN C, LACKNER K, et al. Small Modular Infrastructure[J]. *The Engineering Economist*, 2013, 58(4): 231-264.
- [2] ANDREADIS G. A collaborative framework for social media aware manufacturing [J]. *Manufacturing Letters*, 2015, 3(1): 14-17.
- [3] IZVERCIAN M, POTRA S A. Prosumer-oriented Relationship Management Capability Development for Business Performance [J]. *Procedia Technology*, 2014, 16: 606-612.
- [4] YANG C C, SUN J, ZHAO Z Y. Personalized recommendation based on collaborative filtering in social network[C]// *IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing*. IEEE, 2010: 670-673.
- [5] XUE X, HAN H F, WANG S F, et al. Computational Experiment-based Evaluation on Context-aware O2O Service Recommendation[J/OL]. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2016. <http://ieeexplore.ieee.org/document/7779158>.
- [6] JIANG P Y, DING K, LENG J W. Towards a cyber-physical-social-connected and service-oriented manufacturing paradigm: Social Manufacturing[J]. *Manufacturing Letters*, 2016, 7(1): 15-21.
- [7] JIANG P Y, DING K, LENG J W, et al. Service-driven social manufacturing paradigm[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(6): 1637-1649. (in Chinese)
- [8] LENG J W, JIANG P Y, ZHANG F Q, et al. Framework and Key Enabling Technologies for Social Manufacturing[J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2013, 312(2): 498-501.
- [9] DING K, JIANG P Y, ZHANG X. A Framework for Implementing Social Manufacturing System Based on Customized Community Space Configuration and Organization[J]. *Advanced Materials Research*, 2013, 712-715(6): 3191-3194.
- [10] XUE X, WANG S F, GUI B, et al. A Computational Experiment-based Evaluation Method for Context-aware Services in Complicated Environment[J]. *Information Sciences*, 2016, 373(9): 269-286.
- [11] FENG X, MA J H. Building smart communities with cyber-physical systems[C]// *Proceedings of 1st International Symposium on From Digital Footprints to Social and Community Intelligence*. ACM, 2011: 1-6.
- [12] LANCICHINETTI A, FORTUNATO S, KERTÉSZ J. Detecting the overlapping and hierarchical community structure of complex networks[J]. *New Journal of Physics*, 2008, 11(3): 19-44.
- [13] BIAMINO G. A Semantic Model for Socially Aware Objects[J]. *Advances in Internet of Things*, 2012, 2(3): 47-55.
- [14] DING K, JIANG P Y, LENG J W, et al. Modeling and analyzing of an enterprise relationship network in the context of social manufacturing[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part B Journal of Engineering Manufacture*, 2015, 230(4): 1207-1217.
- [15] XIONG G, CHEN Y R, SHANG X Q, et al. AHP fuzzy comprehensive method of supplier evaluation in social manufacturing mode[C]// *Intelligent Control and Automation*. IEEE, 2015: 3594-3599.
- [16] PANG B H. Multi-criteria Supplier Evaluation Using Fuzzy AHP[C]// *International Conference on Mechatronics and Automation*. IEEE, 2007: 2357-2362.
- [17] ANDZULIS J, RAPP A, TRAINOR K J, et al. Social media technology usage and customer relationship performance: A capabilities-based examination of social CRM[J]. *Journal of Business Research*, 2014, 67(6): 1201-1208.
- [18] ZHANG W, LI J. Extended fast search clustering algorithm: widely density clusters, no density peaks[J]. *arXiv preprint arXiv:1505.05610*, 2015.
- [19] LICHMAN M. UCI Machine Learning Repository [OL]. <http://archive.ics.uci.edu/ml>.
- [20] VINH N X, EPPS J, BAILEY J. Information Theoretic Measures for Clusterings Comparison: Variants, Properties, Normalization and Correction for Chance[C]// *International Conference on Machine Learning (ICML 2009)*. Montreal, Quebec, Canada, 2009: 2837-2854.
- [15] MEHMOOD R, ZHANG G, BIE R, et al. Clustering by fast search and find of density peaks via heat diffusion[J]. *Neurocomputing*, 2016, 208(C): 210-217.
- [16] XIE J Y, GAO H C, XIE W X. K-nearest neighbors optimized clustering algorithm by fast search and finding the density peaks of a dataset[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2016, 46(2): 258-280. (in Chinese)
- 谢娟英, 高红超, 谢维信. K 近邻优化的密度峰值快速搜索聚类算法[J]. *中国科学: 信息科学*, 2016, 46(2): 258-280.
- [17] XIE J, GAO H, XIE W, et al. Robust clustering by detecting density peaks and assigning points based on fuzzy weighted K-nearest neighbors[J]. *Information Sciences*, 2016, 354(C): 19-40.

(上接第 129 页)