

智能制造背景下 供应商管理研究

◎石莉 著

清华大学出版社
北京

内 容 简 介

随着智能制造成为中国制造强国方略的主攻方向,智能制造背景下的供应链管理问题引起业界、学界的广泛关注。本书基于供应商复杂网络和分类管理等视角,针对企业智能转型升级中面临的供应链管理痛点和难点,从供应商效率评价、供应商风险评价、供应商激励和供应商收益分配几个维度系统地开展论述。本书内容力求原创,突出理论模型与案例研究相结合,在一定程度上体现了理论创新和实践意义,可作为企业智能制造供应链管理实践中的参考资料,也可以作为高校智能制造、供应链管理相关专业学生的辅修参考书。

本书封面贴有清华大学出版社防伪标签,无标签者不得销售。

版权所有,侵权必究。举报:010-62782989, beiqinquan@tup.tsinghua.edu.cn。

图书在版编目(CIP)数据

智能制造背景下供应链管理研究/石莉著. —北京:清华大学出版社,2023.11

ISBN 978-7-302-63700-4

I. ①智… II. ①石… III. ①制造业—工业企业管理—供销管理—研究—中国
IV. ①F426.4

中国国家版本馆 CIP 数据核字(2023)第 402183 号

责任编辑:陈凯仁

封面设计:刘艳芝

责任校对:薄军霞

责任印制:曹婉颖

出版发行:清华大学出版社

网 址: <https://www.tup.com.cn>, <https://www.wqxuetang.com>

地 址:北京清华大学学研大厦 A 座 邮 编:100084

社 总 机:010-83470000 邮 购:010-62786544

投稿与读者服务:010-62776969, c-service@tup.tsinghua.edu.cn

质量反馈:010-62772015, zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn

印 装 者:北京嘉实印刷有限公司

经 销:全国新华书店

开 本:170mm×240mm 印 张:9 插 页:2 字 数:185 千字

版 次:2023 年 12 月第 1 版 印 次:2023 年 12 月第 1 次印刷

定 价:59.00 元

产品编号:098492-01

前言

制造业是实体经济的主体,是体现国家竞争实力的关键。近年来各发达国家纷纷将自身传统制造业向智能制造业靠拢,陆续提出了利用信息技术发展传统制造业的国家级战略和规划,其中以美国与德国为首的智能制造业发展最为迅猛。我国也将智能制造作为产业转型推动力,逐渐开始推行和发展智能制造,并制定“中国制造 2025”等一系列发展战略,以实现制造强国目标。在国家战略和市场环境引导下,很多企业开始加大智能制造建设力度,推动企业智能制造转型升级。智能制造是将人工智能技术融合并贯穿于制造全过程,使其具备智能化行为,加快产业变革。智能制造不仅为企业带来大量的益处,还促进企业多维度融合发展,实现制造企业转型升级。

智能制造企业供应商作为协同推动智能制造发展的关键力量发挥重要作用。随着智能制造的快速发展,一些大型制造企业跟供应商之间由以前单纯“买卖关系”转变为“合作伙伴关系”,智能制造企业对供应商的要求越来越高。但是,不同供应商的绩效表现和战略潜力存在差别,给核心企业带来的价值影响也有所不同,为了提高核心企业供应商效率,助力制造企业智能化转型,有必要针对供应商管理问题开展研究。

近年来,在国家自然科学基金等项目的资助下,作者及其团队在智能制造供应商管理方面做了一些研究工作,本书将研究工作取得的成果进行归纳和总结,推动智能制造供应商高质量发展的同时,为转型升级中的智能制造业界和学术界提供理论指导和实践借鉴。本书从供应商效率评价、供应商风险评价、供应商激励和供应商收益分配几个维度系统地介绍智能制造核心企业存在的供应商管理问题,具体包括复杂网络视角和分类管理视角的供应商效率评价、基于 PLS-SEM 的供应商风险评价、考虑随机产出风险和过度自信风险的供应商激励和考虑协同贡献度的供应商收益分配等内容。

本书内容力求原创,突出理论模型与案例研究相结合。目前,我国智能制造发展整体处于起步和探索阶段,智能制造背景下供应商管理相关理论、方法和技术仍在不断完善中。与已有智能制造相关书籍不同,本书从供应商管理视角出发,针对企业智能制造转型升级中的复杂供应商关系,基于复杂网络、博弈论、协同理论等,

针对智能制造背景下供应商的效率评价、风险评价、供应商激励等问题进行讨论,相关理论和实践为智能制造企业供应商管理特定问题提供了针对性的思路和建设性的参考,引导读者在实践中思考。

本书顺应智能社会和数字经济的时代浪潮,围绕智能制造供应商管理创新发展主要方向,服务于智能制造供应商管理高素质人才的教育和培养需求,面向读者为从事智能制造建设及供应商管理的工程技术人员或管理人员以及学习智能制造、供应商管理的高校学生群体。本书可作为企业智能制造供应商管理实践中的参考,也可以作为高校智能制造、供应商管理相关专业学生的辅修参考书。

本书在撰写过程中,借鉴了国内外很多学者的研究成果,作者所在团队的陈诚、丁雪红、张明昊、刘圆、韩玲玲、张乐乐、王令、刘立赛等给予了大力支持,获得了国家自然科学基金项目(项目编号:71801108)和淮北师范大学学术著作出版基金项目的资助,并得到清华大学出版社的鼎力帮助和精心策划。在此表示衷心感谢!尽管本书是团队研究创新工作的总结,但是由于水平和能力有限,书中难免存在不妥之处,敬请各位读者批评指正。

作 者

2023 年 5 月

目录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 供应商效率评价国内外现状	2
1.2.2 供应商风险评价国内外研究现状	4
1.2.3 供应商激励国内外研究现状	5
1.2.4 供应商利益分配国内外研究现状	6
1.3 研究内容	7
1.4 本章小结	7
第 2 章 相关理论与方法	9
2.1 供应链管理理论	9
2.1.1 供应商分类	9
2.1.2 供应商效率及评价	10
2.2 复杂网络理论	11
2.3 协同理论	12
2.4 熵理论	13
2.4.1 协同熵	13
2.4.2 熵权法	14
2.5 过度自信理论	14
2.6 博弈论	15
2.7 BP 神经网络	16
2.7.1 BP 神经网络的基本介绍	16
2.7.2 BP 神经网络的优缺点	18
2.8 最小二乘结构方程模型	19
2.9 Shapley 值法	20

2.10	t -SNE 算法	21
2.11	本章小结	22
第 3 章	智能制造背景下基于复杂网络的供应商效率评价	23
3.1	复杂供应商网络	23
3.1.1	复杂供应商网络定义	23
3.1.2	复杂供应商网络特征分析	24
3.1.3	复杂供应商网络角色划分	25
3.2	复杂供应商网络建模思想	27
3.3	复杂供应商网络协同熵值度量	29
3.4	复杂供应商网络协同效率评价模型构建	31
3.4.1	复杂供应商网络成员协同关系建立	31
3.4.2	复杂供应商网络协同评价参数确定	34
3.5	案例分析	35
3.5.1	数据收集与统计	35
3.5.2	结果分析与建议	41
3.6	管理启示	43
3.7	本章小结	44
第 4 章	智能制造背景下基于分类管理的供应商效率评价	45
4.1	构建智能制造企业供应商分类指标体系及评价指标体系	45
4.1.1	评价指标体系构建原则	45
4.1.2	智能制造企业供应商分类指标构建	46
4.1.3	智能制造企业供应商效率评价指标构建	48
4.1.4	指标权重计算	53
4.1.5	分类算法	55
4.2	改进 PSO 算法	59
4.2.1	粒子群优化算法概念	59
4.2.2	粒子群优化算法特点	59
4.2.3	改进粒子群优化算法	59
4.3	基于 DPMP SO-BP 构建智能制造供应商评价模型	61
4.3.1	基于 DPMP SO 改进 BP 神经网络算法	61
4.3.2	贝叶斯分类下的 DPMP SO-BP 神经网络评价模型	62
4.4	案例分析	64
4.4.1	DPMP SO-BP 神经网络模型结构设计	64
4.4.2	贝叶斯分类下改进 DPMP SO-BP 神经网络的应用	65

4.4.3 评价结果分析与建议	70
4.5 本章小结	71
第5章 智能制造背景下基于 PLS-SEM 的供应商风险评价	73
5.1 智能制造背景下供应商风险评价指标构建	73
5.2 智能制造背景下基于 PLS-SEM 的供应商风险评价模型	75
5.3 实证分析	77
5.3.1 数据收集与分析	77
5.3.2 模型效果检验	79
5.4 评价结果及建议	82
5.4.1 一级指标视角结果分析及建议	83
5.4.2 二级指标视角结果分析及建议	83
5.5 本章小结	84
第6章 智能制造背景下考虑随机产出风险的供应商激励	86
6.1 随机产出风险分析	86
6.2 基于成本共担和收入共享的 Stackelberg 激励模型构建	87
6.2.1 假设条件与模型构建	87
6.2.2 模型求解	88
6.3 算例分析	93
6.4 管理启示	99
6.5 本章小结	99
第7章 智能制造背景下考虑过度自信风险的供应商激励	101
7.1 过度自信风险分析	101
7.2 基于 t -SNE 的过度自信判定	101
7.2.1 智能制造能力成熟度指标体系构建	101
7.2.2 数据收集及标准化处理	102
7.2.3 过度自信程度聚类判定	102
7.3 考虑过度自信的 Stackelberg 激励模型构建	104
7.3.1 假设条件	104
7.3.2 讨论与分析	105
7.4 算例分析	107
7.4.1 过度自信判定模型算例分析	107
7.4.2 供应商激励模型算例分析	108
7.4.3 管理启示	110

7.5 本章小结	111
第8章 智能制造背景下考虑协同贡献度的供应商收益分配	112
8.1 协同收益与协同效率关联性分析	112
8.2 Shapley 值法协同收益分配方法	113
8.2.1 Shapley 值法应用	113
8.2.2 Shapley 值法缺陷	114
8.3 考虑协同贡献度的复杂供应商网络协同收益分配模型	115
8.3.1 复杂供应商网络成员实际协同能力影响因素	115
8.3.2 复杂供应商网络成员观测协同能力影响因素	117
8.3.3 考虑协同贡献度的复杂供应商网络协同收益分配方案	117
8.4 算例分析	119
8.5 管理启示	120
8.6 本章小结	121
第9章 总结与展望	122
9.1 总结	122
9.2 展望	124
参考文献	125

1.1 研究背景

制造业是实体经济的主体,是体现国家竞争实力的关键。然而,2008 年全球金融危机爆发后世界各国经济增长乏力,各发达国家纷纷将自身传统制造业向智能制造业靠拢,陆续提出了利用信息技术发展传统制造业的国家级战略和规划,如德国的“工业 4.0”、美国的“先进制造业国家战略计划”、英国的“工业 2050 战略”等,其中以美国与德国为首的智能制造企业发展最为迅猛^[1-2]。近年来,我国也将智能制造作为产业转型推动力,开始推行和发展智能制造,并陆续制定一系列发展战略,先后印发“中国制造 2025”等文件^[3],以实现制造强国目标。

在国家战略和市场环境引导下,全球各国智能制造试点示范项目逐渐增加,实施智能制造的企业数量显著增多,很多企业也开始加大智能制造研究的力度,以推动企业智能制造转型升级。示范项目包括谢菲尔德大学的 2050 工厂(英国)、亚琛大学的示范工厂(德国)、芝加哥的特朗普集团工厂(美国)和天津大学的三维模型检索系统(中国)等。试点的企业则包括北京航天的智慧云制造、奥迪的英戈尔斯塔特工厂、宝山钢铁的热轧 1580 智能车间、西门子的安伯格工厂和四川长虹电器的“以大规模个性化定制”等。普华永道最近对 26 个国家的 2000 多家公司进行的一项调查显示,智能制造的总体采用率为 33%。

智能制造是将人工智能技术融合并贯穿于制造全过程,使其具备智能化行为,以加快产业变革^[3]。智能制造不仅为企业带来大量的益处,如降低成本、提高质

量、规范工作流程等,还促进企业多维度融合发展,实现企业转型升级。因此,在当前信息科技迅速发展的时代,大力且持续地发展智能制造是帮助企业提升自身竞争力的最佳途径。

随着智能制造的快速发展,制造企业将供应商视为其生产系统的延伸^[4],二者之间的关系由传统的“资金—物料”供需双边交易逐步转向“主制造商—供应商”模式下的战略伙伴同盟^[5-7]。身份的转变使得供应链中的一部分供应商不仅承担着物料的供给职能,还作为主制造商的重要合伙人融入产品的研发和制造环节,为主制造商分担风险的同时分享相应的收益^[8]。主制造商也在与供应商连续动态的业务往来中获得了供应商所附带的创新资源要素,以此推动企业战略目标的实现^[9-10]。伴随专业化分工的出现,主制造商选择将更多的非战略性业务外包给供应商,互利共赢的局面促使双方的联系日渐紧密,主制造商也愈发依赖供应商来支撑自身的竞争优势^[11]。

供应商作为供应链的重要主体,在协同研制^[12]、协同创新^[13]和协同配送^[14]等人机物协同制造价值链中发挥着承上启下的关键作用,其合作意愿和努力程度与主制造商可获得的收益以及供应商网络的总体收益息息相关,且高质量的协同能够为网络成员带来更多的收益^[15]。然而,在以智能制造为核心的全球新一轮工业革命到来之时,现实中的多数企业并未成功通过有效管理供应商提高企业竞争优势,反而面临一系列的改革难点、痛点。因此,如何针对智能制造大背景开展供应商有效管理成为智能制造企业亟待解决的重要问题。

基于上述研究背景,本书结合复杂网络、分类管理、协同熵、过度自信、博弈论等理论,应用管理学、系统科学、统计学、计算机科学等技术方法,围绕供应商效率评价、供应商收益分配、供应商风险评价和供应商激励开展供应商管理研究。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 供应商效率评价国内外现状

供应商效率评价是核心制造企业通过建立科学、合理的评价指标体系,对某一类型供应商的产品质量、成本和服务等进行衡量,并运用一定的评价标准对供应商进行效率等级划分的一种手段,能够对核心制造企业旗下供应商资源投入和价值产出的合理性进行考察,其好坏能反映供应商的优劣。

目前国内外学者对供应商评价领域进行了相关的研究,Chang 等^[16]提供了一个完整的 SSES(sustainable supplier evaluation and selection)方法,以支持决策者和从业人员轻松评价供应商的绩效。为在不同的制造过程中选择合适的供应商,Yu 等^[17]学者提出了一个供应商评估、选择和分配的框架,并结合了两阶段博弈论方法。Ana 等^[18]采用代理公司(丰富评价的偏好排名组织方法——互动辅助的几

何分析)方法对农业食品公司的供应商进行分类和选择评价。Li^[19]等学者考虑了主要因素后,建立了一个指标框架,提出了一种自适应权值 D-S(dempster/shafer)理论模型,并提出了一种模糊-粗糙集-AHP(analytic hierarchy process)方法来评价供应商各指标。关于供应商效率评价的国内研究学者们多利用 DEA(data envelopment analysis)数据包络方法,如李娟等^[20]构建了基于中立性 DEA 交叉效率评价模型,分析逆向物流供应商的评价与选择。除此之外,也有学者另辟蹊径,如陈诚^[21]基于 DPMP SO-BP(division-probability mutation particle swarm optimization-back propagation)神经网络对智能制造企业供应商效率进行评价。段吉莲^[22]针对服务型企业在选择供应商的过程中采用模糊层次分析法(fuzzy analytic hierarchy process,FAHP)存在主观性过强、计算量过大等问题,提出了模糊层次分析法与理想点法相结合的评价方法,即建立合理的服务型企业供应商评价指标体系。范露华^[23]从供应商管理的重要性出发,结合建筑企业物料管理的实际,设计供应商管理流程,提出了供应商评价的指标体系,基于熵权 TOPSIS(technique for order preference by similarity to an ideal solution)模型对供应商进行优选排序,为企业选择合适的供应商,并为当前建筑企业供应商管理的优化策略提出建议,有利于供应链的整体优化和提高。赵永满等^[24]针对传统供应商评价方法的属性值和权重值忽略了市场环境的影响和决策心态变化的问题,将心态区间数引入供应商评价体系,提出一种能够应对不同市场环境或决策心态的 S-VIKOR(vlsekriterijumska optimizacija I kompromisno resenje)多属性评价方法。

关于供应商网络效率评价的研究,源于主制造商对数量众多的供应商进行评价和筛选的需求^[25-26],其重要性在理论和实践应用中已逐渐得到呈现。Arabshahi 等^[27]提出一种基于卖方-买方结构的两阶段 DEA 模型并将其推广至供应链网络,该模型有助于网络成员在主导方不定的情形下选择较为稳定的合作伙伴,从而实现高效的协同活动。Choi 等^[28]认为在扩展的供应网络中,与该供应商有业务往来的其他企业可能会影响该供应商的效率,引入“结构嵌入”的概念可以辅助企业在更大的背景下更全面的评估供应商。谢恩等^[29]将供应商网络中的新旧供应商之间的关系分为竞争和合作两种类型,利用效用函数深入分析了新成员加入网络时面临的合作伙伴选择问题以及对网络整体效率的影响。程聪等^[30]运用网络理论中节点的活性来描绘供应商的属性与状态,从供应商网络关系、网络结构与节点活性三个角度对供应商网络效率进行了探讨。

另外,有学者从供应商选择需求开展供应商评价。供应商选择与评价的研究对象通常分为传统供应商和智能制造供应商两类。针对传统供应商的选择与评价,Bo 等^[31]在研究中提出了基于经济学选择模型框架,在商品原材料供应商选择过程中权衡成本、交付、灵活性和服务特性。Prahinski 等^[32]讨论了供应商应该如何看待采购公司的供应商评估沟通过程及其对供应商绩效的影响^[32]。Kara 等^[33]提出了一种基于聚类的供应商风险概况分组方法来评价供应商。另外,

Pitchipoo 等^[34]的目的是通过整合分析层次结构过程和灰色关系分析来进行供应商评估和选择,进而开发一个合适的混合模型^[34]。

随着智能制造的发展,更多的学者开始关注企业智能化发展过程中智能制造系统软件的影响,就不同行业智能制造软件供应商的选择与评价进行研究。在国外文献中,Broy 等^[35]明确描述了汽车软件的本质,并对汽车软件工程的选择与评级进行了讨论。Aduamoah^[36]开展发展中国家中小企业如何选择计算机会计软件供应商问题的研究。Fabbrini 等^[37]详细描述了鉴定机制方法的创新是将(ISO/IEC15504)评估的结果作为软件公司获得软件供应商的合同要求之一。在离岸软件开发外包供应商的选择过程中,Khan 等^[38]探讨了各种障碍对软件外包客户产生的负面影响。Lehmann 等^[39]概述了软件的定价模型,分析了软件作为一种产品的特点以及评价软件供应商的一般条件。Ajami 等^[40]认为 IT 服务供应商选择的有效标准能够使管理者做出最合适的决定。在国内文献中,黄亚江等^[41]通过文献统计构建 BIM(building information modeling)软件供应商评价指标体系,根据模糊层次分析法来评价各级指标的重要性,为企业选择优质 BIM 软件供应商提供参考标准。赵慧^[42]提出了基于 VDA6.3 评价结构的嵌入式软件供应商评价方法,进一步准确评价嵌入式软件供应商的能力。

1.2.2 供应商风险评价国内外研究现状

在供应商风险评价中,一方面在企业生产发展不均衡的情况下,供应商生产系统的偶然性造成随机产出风险增大;另一方面,由于主制造商对供应商的过低估计及对自身的过高估计导致其产生过度自信风险。国内外学者在相关领域开展了研究。

围绕供应链中随机产出风险研究方向,国外学者的研究主要有:Hailu 等^[43]研究了“真正的”随机技术效率和异质性的随机前沿效应分析;Gupta 等^[44]对随机产出下柔性制造系统中的柔性权衡进行实证检验;Mokhtari 等^[45]分析具有随机缺陷率、返工和报废的不完全质量项目的单阶段和多阶段制造系统工作机制;国内学者的研究主要有:许民利等^[46]针对原制造商和第三方再制造商构成的闭环供应链系统,设计了随机产出特性下基于 Shapley 值的收入共享契约激励模型;陈崇萍等^[47]研究在需求与供应不确定条件下,当制造商将零件交付给两个可以随机交付零件并中断生产的供应商时的最优决策问题^[47];冯颖等^[48]考虑了生鲜农产品随机产出特性,构建了离岸和到岸两种价格下的分散决策博弈模型;在随机产出风险下,张未未^[49]围绕损失厌恶零售商市场需求量和供给量不确定的问题,设计了最优订购策略来适应市场变化。

供应商进行风险评价时对于自身过高评价以及对供应商过低评价都会产生过度自信^[50]。对这方面进行研究的国外文献主要有:Lu 等^[51]利用 2012—2018 年 640 家中国制造业上市公司的面板数据,实证研究了制造业的数字创新效应,并进

一步考察了包括管理者的过度自信是否影响这一效应；在批发价格契约和成本分担契约激励下，Du 等^[52]分析制造商过度自信对供应商创新和供应链利润的影响；在可持续的两级供应链中，Xiao 等^[53]讨论了零售商的公平关注和制造商的过度自信行为对最优契约设计的交互影响。国内文献主要包括：万骁乐等^[54]认为过度自信作为一种典型的决策者非理性行为特征，会对交叉持股供应链成员的决策产生影响，并探讨存在过度自信的交叉持股供应链的决策问题；王经略等^[55]把决策者对自身因素的过高估计现象称为高估主体效应，对客体因素的过低估计现象称为低估客体效应；周辉等^[56]考虑制造商需求过度自信和产品绿色度构建决策模型，探讨制造商的过度自信对产品绿色度、产品产量及产品利润的影响；王新林等^[57]考虑需求及产出的随机性以及企业存在的过度自信心理，针对“互联网+”背景下中小制造企业的在线直销模式，研究供应链期权契约协调机制；林志炳等^[58]研究了制造商的过度自信行为和零售商的企业社会责任行为对渠道成员退货策略的影响。

1.2.3 供应商激励国内外研究现状

针对供应商激励研究的文献，大多是主制造商对供应商的激励方式采取成本共担、收入共享等契约激励。常见的契约激励^[59-61]设计包括回购契约^[62]、收入共享契约^[63-66]、成本分担契约^[67-68]、数量折扣契约^[69]以及数量弹性契约^[70]等都可以对供应商进行激励。基于传统供应商激励的研究中，Maurizio 等^[71]发现企业交流共享过程中的沟通质量、和谐、承诺、信任和冲突解决技巧等因素对合作企业的产品质量预期和合作关系存在着正向的促进作用。在石丹等^[72]的研究中机会主义风险需要进行激励，制造商设计有效的机制来激励供应商扩大产能投资。基于收入共享契约，姜璇等^[73]利用不同的博弈模型来解决入驻销售商和平台商不同促销模式的问题。王永明等^[74]假设供应商和零售商同时为理性人，基于收入共享契约激励判断风险规避和公平偏好对决策的影响。赵焕焕等^[75]利用博弈论和优化模型，构建了基于最优成本分担的主制造商-供应商合作激励模型。谢家平等^[76]设计收入共享-成本分担契约激励机制，提高了线下和线上服务商的服务水平及利润，增加了竞争力。周辉等^[77]设计激励契约判断产品绿色创新水平与订货量的相互影响，为决策者提供参考意见。杨惠霄等^[78]讨论了收益分享契约激励、谈判激励对供应链碳减排率的影响^[78]。范建昌等^[79]构建了一个由制造商与零售商组成的供应链博弈模型，研究了责任成本分担对制造商产品质量决策等的影响。基于数量柔性契约的交易环境，俞海宏等^[80]建立服务供应链激励模型和协调模型。嵇雅楠^[81]研究构建了基于批发价格契约和收益共享契约的供应链应急协调模型，探讨了突发事件风险概率对激励产生的影响。

针对智能制造企业的激励研究中，孙新波等^[82]选取双案例方法，帮助制造企业在多包合作激励机制中明确激励主体，完善智能制造企业激励研究。王银雪

等^[83]针对智能制造企业,探讨了股权激励的两种形式正向影响智能制造企业创新发展。政府在资金、技术、政策和激励措施等方面对新能源汽车给予了大力支持,Qiu^[84]主要研究与新能源汽车和智能制造发展相关的问题。Luthje^[85]从不断变化的社会技术生产模式的角度,探讨了先进数字制造业(如“中国制造 2025”政府计划所述)的发展。

综上所述,围绕智能制造供应商风险评价及激励问题,国内外学者主要从智能制造、供应商评价方法和供应商激励等方面展开,虽已取得一定的研究成果,但针对一些具体问题仍存在有待完善的地方:

(1) 上述文献主要涉及智能制造、供应商评价以及供应商激励三方面,在供应商评价和激励领域形成了一定的成果。但是,制造企业在选择智能制造供应商的过程中仍存在隐藏风险,已有文献研究缺少对智能制造供应商风险的考虑,在供应商评价和激励中忽视了智能制造供应商风险带来的隐性影响。

(2) 围绕智能制造供应商过度自信和随机产出风险两方面的文献,缺少对智能制造因素的考虑,上述供应商相关研究成果往往基于传统供应商的视角,忽视了智能制造建设过程中对智能制造供应商的影响。

基于此,本书从智能制造供应商风险预测的视角出发,开展智能制造供应商风险评价及激励研究,为智能制造企业选择优质供应商提供参考。针对智能制造供应商过度自信和随机产出风险构建激励模型,并进行实证研究,帮助智能制造企业及时发现隐藏问题,做出合理决策,采取有效的激励措施,以加速智能制造企业改造升级、推动智能制造普及和落地。

1.2.4 供应商利益分配国内外研究现状

近年来,有关供应链收益分配的研究已取得了丰硕的学术成果,出于问题的复杂性考虑,国内外学者们普遍以双主体、两阶段的供应系统为研究对象,考虑到不同决策方案下博弈主体的地位会影响到博弈的结果,要使双方在一定程度上达成共识,占优方需对劣势方实施契约激励。成本分担与收益共享是提高供应链整体协调的两种重要契约形式^[86],相关研究表明:契约的签订不仅有助于降低双重边际化和信息不对称等不利因素所带来的影响,还能在增加单个企业利润的同时提升供应链的整体利润,实现供应链协调和竞争优势^[87-89]。如徐春秋等^[90]通过构建零售商和制造商微分博弈模型发现,在一定条件下,成本分担契约可以实现制造商、零售商和整个供应链系统利润的帕累托改善。冉文学等^[91]对零售商和供应商引入区块链技术构建博弈模型,并利用收益共享契约对双方的利润分配进行协调,验证了区块链技术的应用使整个供应链的收益得到提高且零售商的订货量更逼近于市场真实需求,有效降低了供应链库存风险。

随着研究主体数量的增加,模型的复杂度会进一步提升,在解决多主体之间合作收益分配的问题上,其中最具影响力的当属 1953 年著名对策论专家 Shapley 教

授所提出的 Shapley 值法^[92]。Shapley 值法贯彻非平均主义的收益分配原则,依据联盟成员对联盟的边际贡献分配收益,即联盟中某成员实际所获得的收益与其为所属联盟创造的边际收益的平均值等价。该方法不仅反映了联盟成员对联盟总体价值产出的付出水平,也呈现了集体目标下个体之间的相互博弈过程,相比其他任何一种单方面考虑资源配置效率或投入价值以及二者相融合的收益分配办法都更具科学性、合理性和公平性^[93]。

Shapley 值法作为处理联盟利益分割问题最常见也是最实用的方法,被广泛应用于现实世界中的诸多领域。例如,Eissa 等^[94]为建筑合资企业开发了一个以 Shapley 值法替代传统投资方案的概念框架;张瑜等^[95]探讨了在面对道德风险的情况下,如何以网络协同系数作为协调参数对基于 Shapley 值法的利益分配机制实现优化;为有效管理分布式能源并创造额外的经济利益,Han 等^[96]提出了一种多步联合分层抽样的 Shapley 值估计方法,能够降低计算复杂度,从而提高这种对等协作方案的可扩展性;李婷等^[97]针对矿产资源开发过程中出现的利益冲突问题,在传统 Shapley 值法的基础上结合实际,引入风险分摊系数、投资比重、创新能力以及生态修复支持力度四个影响因素,建立了基于云重心 Shapley 值法的收益分配方案模型;陈伟等^[98]利用正交投影法得到的综合风险因子,对基于 Shapley 值法的分布式创新合作企业基础利益分配额进行了修正。

1.3 研究内容

作为变革中的领域,目前我国智能制造发展整体处于起步和探索阶段,智能制造背景下供应链管理相关理论、方法和技术仍在不断完善中。本书基于供应链管理视角,从相关理论与方法、供应商效率评价、供应商风险评价、供应商激励和供应商收益分配几个维度系统介绍智能制造核心企业存在的供应链管理问题。具体包括复杂网络视角和分类管理视角的供应商效率评价、基于 PLS-SEM(partial least square-structural equation modeling)的供应商风险评价、考虑随机产出风险和过度自信风险的供应商激励和考虑协同贡献度的供应商收益分配等内容。

本书内容不仅为智能制造新型供应商网络形态理论、效率评价与效率提升提供新的研究思路,也能够进一步丰富智能制造背景下供应商网络管理和评价理论与方法的研究体系,提升制造企业生产系统外在延伸的供应商网络能力,具有重要的理论价值和实践意义。

1.4 本章小结

近年来,随着新一轮科技革命和产业变革的深入,智能制造成为助力制造业转型升级、推动制造业高质量发展的坚实力量,也是新形势下中国制造业未来发展的

主攻方向。随着智能制造的快速发展,制造企业将供应商视为其生产系统的延伸,供应商成为智能制造企业产业链的重要主体。然而,在以智能制造为核心的全球新一轮工业革命到来之时,现实中的多数企业并未成功通过供应商协同转化企业竞争优势,也并非总能产生企业所期望的效益,反而面临着一系列的改革难点、痛点。因此如何针对智能制造大背景开展供应链管理研究成为智能制造企业亟待解决的重要问题。

本章介绍了智能制造供应链管理的研究背景,从供应商效率评价、供应商风险评价、供应商激励和供应商利益分配四个方面分析了国内外研究现状,并概括了本书涉及的主要内容。

清华大学出版社

2.1 供应商管理理论

2.1.1 供应商分类

供应商绩效表现和战略潜力的不同,其体现的价值也不同,根据价值的不同提出供应商合作模式模型,即 TrueSRM^[99]。本节借鉴 TrueSRM 模型相关理论,以绩效表现和战略潜力两个维度对供应商进行分类,具体如图 2-1 所示。

战略型供应商(strategic supplier, SS)是对企业有战略指导意义的供应商,拥有为企业创造竞争优势的核心资源,这类供应商的数量非常少,有的企业甚至没有。效率型供应商(efficient supplier, ES)也称为普通型供应商,是为企业提供产品最多、合作最频繁、数量最多的一类供应商,其不掌握企业核心资源,但企业若掌握一套方法来维护此类供应商,可以帮助企业取得可观的价值。ES 分为五级,一级供应商为影响型供应商(effect supplier, E-ES),E-ES 能够为企业提供更近乎完美的产品或服务,并且能联合开发新的产品,为公司提供创新空间,稳定合作可发展为战略型供应商,E-ES 数量很少。二级供应商为投资型供应商(investment supplier, E-IS),E-IS 能够提供好的想法和创新能力,但却受一些基本问题的困扰,若协助其解决基本问题,会给企业创造巨大的价值,其数量也很少。三级供应商为收获型供应商(harvest supplier, E-HS),E-HS 提供的产品和服务正好是公司所需要的,有利于公司提高竞争力,双方处于良好的稳定合作状态,企业需要对其进一

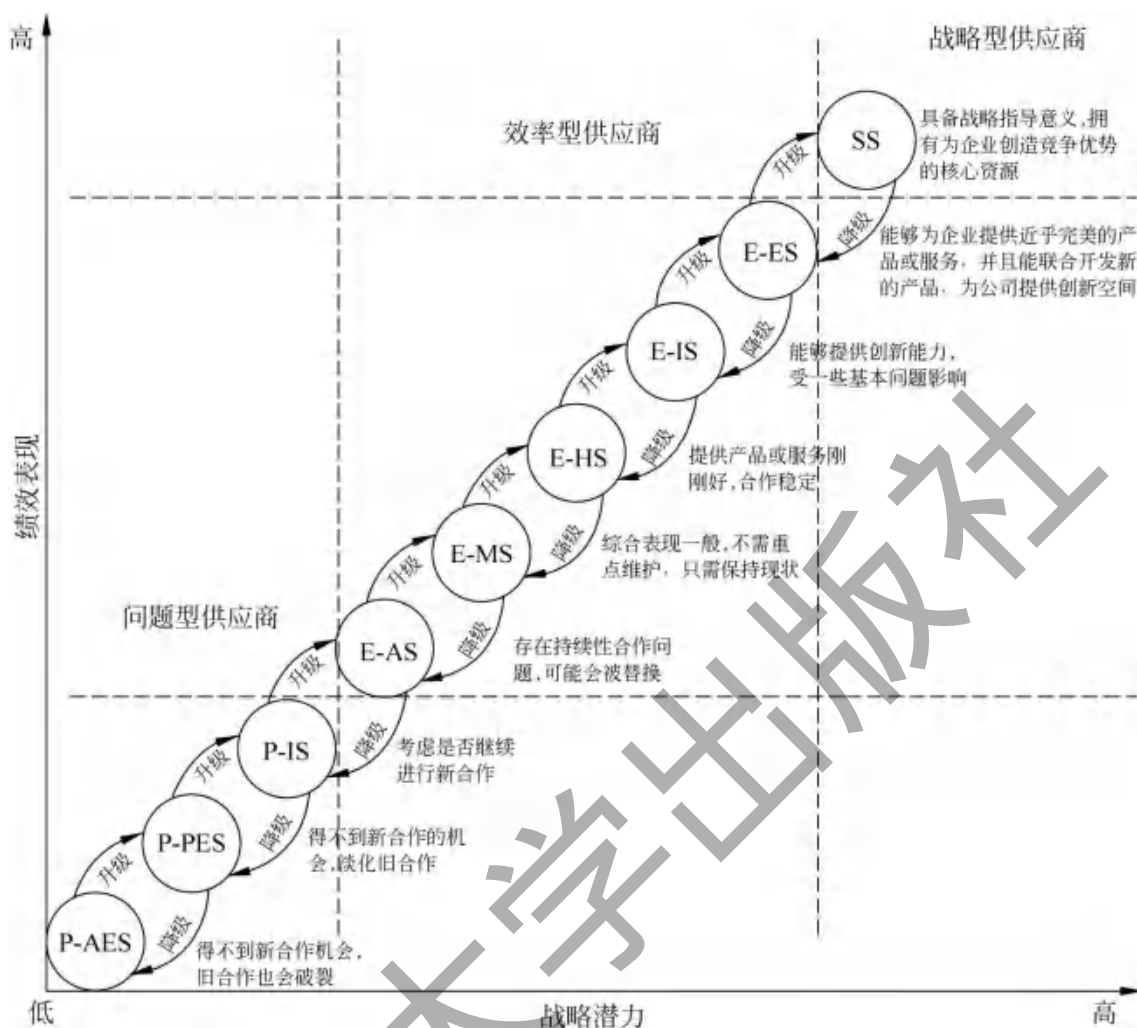


图 2-1 供应商分类

步培养, E-HS 的数量比较多。四级供应商为维持型供应商 (maintenance supplier, E-MS), E-MS 综合表现一般, 后期合作不需要重点维护, 也不需要保证大量的投入, 只需维持当前合作状态即可。五级供应商为改善型供应商 (ameliorative supplier, E-AS), 存在持续性的问题或缺陷, 在企业的建议下若不将缺陷解决会被替换。问题型供应商 (problem supplier, PS) 是各类表现无法达到企业要求, 企业可能会与其暂停合作的一类供应商, 主要包括考察型供应商 (inspection supplier, P-IS), 消极淘汰型供应商 (passive elimination supplier, P-PES), 积极淘汰型供应商 (actively eliminate suppliers, P-AES)。P-IS 是企业当前合作过程中, 考虑是否进行新一轮合作的一类供应商。P-PES 是在与企业合作过程中, 企业不会再提供新的合作, 伴随现有合作结束后会慢慢终止合作的一类供应商。P-AES 是企业不但不给予新的合作, 而且现有的合作也将结束的一类供应商。

2.1.2 供应商效率及评价

供应商效率评价是核心制造企业通过建立科学、合理的评价指标体系, 对某一

类型供应商的产品质量、成本和服务等进行衡量,并运用一定的评价标准对供应商进行效率等级划分的一种手段,能够对核心制造企业旗下供应商资源投入和价值产出的合理性进行考察,评价结果能反映供应商的优劣。不仅如此,通过对供应商效率进行等级划分,一方面可为核心制造企业监督供应商提供信息,另一方面则为核心制造企业选择供应商激励策略的决策提供依据,实现其商业价值和效益产出最大化。当前,关于供应商效率评价的研究学者们多利用数据包络分析(data envelopment analysis, DEA)方法进行评价,如李娟等^[100]构建了基于中立性 DEA 交叉效率评价模型,分析逆向物流供应商的评价与选择。除此之外,也有学者另辟蹊径,如李志红等^[101]基于 Malmquist 指数对人力资源管理外包供应商效率进行评价,陈诚^[102]基于 DPMP SO-BP 神经网络对智能制造企业供应商效率进行评价。

2.2 复杂网络理论

复杂网络作为搭建复杂系统的基本框架,是认识复杂系统性质和功能的基础。任意一个复杂系统都可视为个体、单元或子系统间的相互作用网络。学术界对于复杂网络的定义为:具有自组织、自相似、吸引子、小世界以及无标度中部分或全部性质的网络。

越来越多的现实研究表明,真实世界中实际问题抽象出的网络既不是规则网络也不是随机网络,而是复杂网络,如生活中的计算机网络^[103]、社会人际关系网络^[104]、金融系统网络^[105]和流行病传播网络^[106]等。在复杂网络的统计特征中,有平均路径长度、聚类系数、度和中心度等重要概念,假设一个复杂网络的节点总数为 N ,则它们如下定义:

(1) 平均路径长度

平均路径长度 L 是网络中节点 i 与节点 j 之间最短路径长度 l_{ij} 的均值。当平均路径长度与网络规模的增长呈对数相关时,会伴有小世界效应的出现^[107],其表达式为

$$L = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} l_{ij} \quad (2-1)$$

(2) 聚类系数

聚类系数 C 是一种用于描述网络内部聚集特性的指标,具体包括节点聚类系数 C_i 和网络聚类系数 C_N 。网络中,若节点 i 有 n_i 个相邻节点与之相连接, C_i 是这 n_i 个节点之间的连边数 E_i 与所能够产生的最大连边数 D_i 之比, C_N 是 C_i 的平均值,其表达式分别为

$$C_i = \frac{E_i}{D_i}, \quad C_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i, \quad D_i = n_i(n_i - 1)/2 \quad (2-2)$$

(3) 度与度分布

度是网络中最为直观的统计参数,定义为与节点 i 相连的边的数目,节点度越大,对网络的影响力也就越强。度分布是关于度的另一个重要概念,作为节点度的累积分布函数,表示度值大于或等于 k 的节点所出现的概率。

以 ER 随机图模型为例,网络中任意两节点以概率 p 连接,事件之间相互独立,满足该条件的网络的度服从二项分布:

$$P(k) = \binom{N-1}{k} p^k (1-p)^{N-1-k} \quad (2-3)$$

事实上,大量研究表明,真实世界中的大多数网络的度分布与上述不同,其分布函数在图像上普遍高度右偏,遵循幂律分布的统计特征,即

$$P(k) \sim k^{-\alpha}, \quad \alpha \in [1, 4] \quad (2-4)$$

(4) 相对中心度

为探究人和组织在社会网络中的权力大小及地位高低,相关学者从关系视角出发,提出若干有关社会权力的数学定义。其中,中心度是描述节点在网络中的核心程度的参数,具体可分为绝对度数中心度 $C_{AD}(i)$ 和相对度数中心度 $C_{RD}(i)$ 。

在无向网络中, $C_{AD}(i)$ 为与节点 i 直接相连的节点个数,即该点的度值,该参数不能反映节点自身相较于其他节点的优劣, $C_{RD}(i)$ 的引入可有效改善这一局限。 $C_{RD}(i)$ 是对 $C_{AD}(i)$ 标准化的结果,即 $C_{AD}(i)$ 与网络中最大可能度数之比,形如

$$C_{RD}(i) = \frac{C_{AD}(i)}{N-1} \quad (2-5)$$

2.3 协同理论

在智能制造背景下,复杂供应商网络成员之间趋近于一种共生关系,体现在彼此的合作与依存中,其实质是协同,通过协同优化并改善资源的有效配置,实现优势互补和共赢发展。关于协同的概念,最早由美国战略管理学家 Ansoff 于 1965 年提出,并通过其所著的《战略管理》^[108]一书将该思想渗透至管理学领域,指出协同即通过各业务单元间的协作达成企业的全局价值超过各单个部分的直接求和。20 世纪 70 年代初期,德国科学家 Haken 在 *synergetics: an introduction, nonequilibrium phase transitions and self-organization in physics, chemistry and biology*^[109]一书中系统地论述了协同理论。

协同理论又称“协同学”,作为系统科学中理论层面的主要内容之一,其以控制论、系统论、信息论等为代表的多种现代科学的研究成果为支撑,通过吸取平衡相变理论中的序参量概念和绝热消去原理并类比不同学科领域中的同类现象,揭示系统从无序到有序的演变规律^[110]。协同学是一门关于共同协作或合作的科学,

Haken 称其为“协同工作之学”。相比耗散结构理论,协同学的研究对象不局限于远离平衡态的开放系统,还包括平衡态的封闭系统。它指出系统从无序向有序转化的核心并非系统是否处于平衡态,而在于组成系统的各个子系统间的非线性相互作用,最终使整个系统产生出一些在原先微观个体层面中不存在的新的结构和特征,即在一定的条件下,处于平衡态或非平衡态的开放系统在宏观上均可呈现出结构、布局、节奏和时空状态等的稳定区分和有序^[111]。

2.4 熵理论

关于熵的定义,最早可追溯至德国物理学家 Clausius 所提出的热力学第二定律,表示物质能量损耗程度的度量。1875 年,奥地利科学家 Boltzmann 通过著名的玻尔兹曼公式 $S = k \log_{10} W$ (k 为玻尔兹曼常数, S 表示宏观量, W 表示微观状态数或热力学概率)在宏观和微观之间建立联系,认为系统某一状态下熵的大小揭示了该宏观态对应的微观态数目的多寡,站在统计学的角度来看,熵增即预示着系统混乱或无序程度的增加^[112]。

自 20 世纪 70 年代耗散结构论和协同理论的提出,非线性科学发展至今,一系列以不确定性的度量、信息熵、管理熵、协同演化等为代表的系统复杂性问题始终是研究的热点^[113]。熵理论已成为复杂科学的重要理论之一,其广义统计学特性^[114]被科研工作者们广泛应用于电子通信、灾害控制、医疗卫生以及经济管理等各个领域。

关于熵理论在协同评价方面的应用,中国学者宋华岭^[115]等曾围绕企业组织系统提出协同跨度、协同轨迹、协同机制和协同效率等协同性参量,构造了以组织协同性为核心的指标评价体系,从协同的结构、方式和功能等多个角度构建协同性熵评价的数学模型,研究结论对于协同管理的拓展具有重要意义,本节内容即在此基础上对熵理论的再次推广。熵作为一种刻画有序度的手段,能够通过量化网络内部的混乱来呈现网络的状态,故在解决复杂供应商网络协同管理问题时具有很好的适应性。

2.4.1 协同熵

20 世纪 40 年代末,信息论创始人 Shannon 结合热力学相关概念提出了信息熵^[116],信息熵是按照事物对信息的贡献来刻画信源不确定性的工具。

在系统 S 内部, P_i ($i=1,2,\dots,k$) 为离散事件 T_i ($i=1,2,\dots,k$) 发生的可能性,则每个离散事件对应的信息熵可表示为

$$H(S) = - \sum P_i \log_{10} P_i, \quad i=1,2,\dots,k \quad (2-6)$$

推广到供应商网络,设 f_i 为供应商的协同关系链数, f 为供应商的协同关系链数之和,则每个供应商所对应的协同熵可表示为

$$H(S) = - \sum \frac{f_i}{f} \log_{10} \frac{f_i}{f}, \quad f = \sum f_i, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (2-7)$$

2.4.2 熵权法

将信息熵应用到协同效率评价问题中来,针对某个指标 Λ ,其信息熵大小与系统贡献度呈反比,信息熵越小,表明指标变异越充分、可携带信息越丰富,对应指标权重也就越大^[117],这一特性使得信息熵在求解多属性决策问题中应用广泛^[118]。

以某个多属性决策问题为例,设有 r 个评价对象, m 个评价指标,对于原始数据矩阵 A , $A = (a_{ij})_{r \times m}$, a_{ij} 表示第 i 个评价对象的第 j 个指标评价值,则应用熵权法的步骤如下:

步骤 1 对原始数据矩阵 A 同质化处理,得到数据矩阵 B ,即

$$B = (b_{ij})_{r \times m}, \quad i = 1, 2, \dots, r; \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2-8)$$

步骤 2 将数据矩阵 B 的列归一化,得到数据矩阵 C ,即

$$C = (c_{ij})_{r \times m}, \quad c_{ij} = \frac{b_{ij}}{\sum_{i=1}^r b_{ij}}, \quad \sum c_{ij} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, r; \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2-9)$$

步骤 3 计算第 j 个评价指标的输出熵值,即

$$e_j = -\frac{1}{\ln r} \sum_{i=1}^r c_{ij} \ln c_{ij}, \quad 0 \leq e_j \leq 1, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2-10)$$

注 若 $c_{ij} = 0$, 则令 $c_{ij} \ln c_{ij} = 0$ 。

步骤 4 计算各评价指标的权系数,即

$$w_j = \frac{1 - e_j}{m - \sum_{j=1}^m e_j}, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2-11)$$

2.5 过度自信理论

Hilary^[119]的文献综述涵盖了 350 篇描述过度自信(overconfidence)的文章。他们定义了三种形式的过度自信:过高估计、过高定位和过度精确。在个人认知方面,Weinstein^[120]研究发现,人们期望程度、接受概率、个人经验、感知可控性等程度越高时,越是趋向于过高估计自身的知识和能力水平。Fischhoff^[121]认为,人们对自己的信息判断有足够的信心,总是趋向于过高估计其所掌握信息的精确性。在企业管理方面,Plous^[122]指出,过度自信是决策中最普遍、最糟糕的行为。基于过度自信的经营决策主要考虑决策者(制造商、分销商或供应商)过于自信时的订货决策,并讨论了削弱过度自信负面影响的激励契约。比如 Jiang 等对两层 Stackelberg 博弈的分析,得到了零售商在资本约束下的订单量、过度自信供应商

的批发价格和银行的贷款价值比,并分析了过度自信对决策变量的影响^[123]。智能制造转型升级过程中,主制造商产生过度自信的原因很多,其中对其智能制造能力成熟度水平的认知偏差是一个主要方面。这种思想上的理解偏差在现实中往往表现为过度自信,即对智能制造建设的投入效果盲目乐观,形成与实际生产制造能力不符的过度自信效应。由于智能制造供应商审查资质情况不清晰,主制造商往往对其智能制造现有水平产生过度自信,基于这种过度自信的运营决策有损智能制造供应链协同效率和其他供应商成员利润。因此,本书基于智能制造能力成熟度理论构建指标体系,运用 t -分布随机邻域嵌入(t -distributed stochastic neighbor embedding, t -SNE)算法对主制造商进行训练,以判定智能制造企业过度自信程度,研究过度自信对供应链的具体影响。

2.6 博弈论

面临供应链风险时,供应链成员会采取激励措施应对风险带来的负面影响。激励是指具有不需要外界奖励或惩罚作为激励手段,能为设定的目标自我努力工作的一种心理特征^[124]。供应商激励^[125]是指供应商自身利于实现设定目标的能力,智能制造下供应链会随着供应商激励能力增强而增强,供应商激励程度高,可以化解风险带来的影响,创造性地完成任务,提高供应链利润;若激励程度低,则会对供应链利润产生消极的影响。

目前很多供应商激励研究是基于 Stackelberg 博弈模型来研究供应链效率利润。Stackelberg 博弈是一个两阶段完全动态信息博弈。其主要思想是:博弈双方都是根据对方可能的策略来选择自己的策略以保证自己在对方策略下的利益最大化,从而达到纳什均衡。Simaan 等研究了静态和动态情况下非零和二人博弈中 Stackelberg 解的性质,推导了其存在的充要条件。在动态博弈的情况下,线性二次问题在希尔伯特空间设置中被制定和解决。作为特例,对非零和线性二次微分博弈进行了详细处理,并根据类 Riccati 矩阵微分方程得到了开环 Stackelberg 解,其结果应用于一个简单的非零和追逃问题^[126]。Leitmann 对非零和二人博弈的 Stackelberg 策略概念进行了扩展,以允许追随者的非唯一“理性”反应,发展了领导者的广义 Stackelberg 策略的概念,无论追随者的“理性”反应如何,都能保证成本值不能被超过。最后将广义 Stackelberg 策略和策略对应的想法应用于一个领导者和许多“理性”追随者情况的案例^[127]。Guzman 等在静态博弈中,使用线性程序在均衡中表征(随机)检查路径;在动态博弈中,使用反向归纳来确定均衡中的检查路径^[128]。

在智能制造供应链中,主制造商对供应商进行激励可使用 Stackelberg 博弈得出最优决策^[129]。本书通过建立 Stackelberg 博弈模型,提出假设,判断考虑过度

自信和随机产出风险的 IMS(intelligent manufacturing system)激励效果,论证激励策略的有效性,为决策者提供参考意见。

2.7 BP 神经网络

2.7.1 BP 神经网络的基本介绍

神经网络最基本的成分是神经元,神经元与其他神经元相连,完成神经元之间的信息传递。当前神经元接收到 n 个带权重的输入信号,神经元接收到的总输入与阈值 θ 进行比较,然后通过激活函数处理、计算得出输出值,常见的激活函数有 Sigmoid、Tanh 和 Relu 等^[130]。

传统的 BP 神经网络利用误差反向传播算法对网络进行训练,误差反向传播算法包括信息的正向传播和误差的反向传播,通过误差的反向传播对其网络结构中的权值与阈值进行更新,使误差变小,不断迭代,直到误差小于给定期望值时停止^[131]。算法流程如图 2-2 所示。

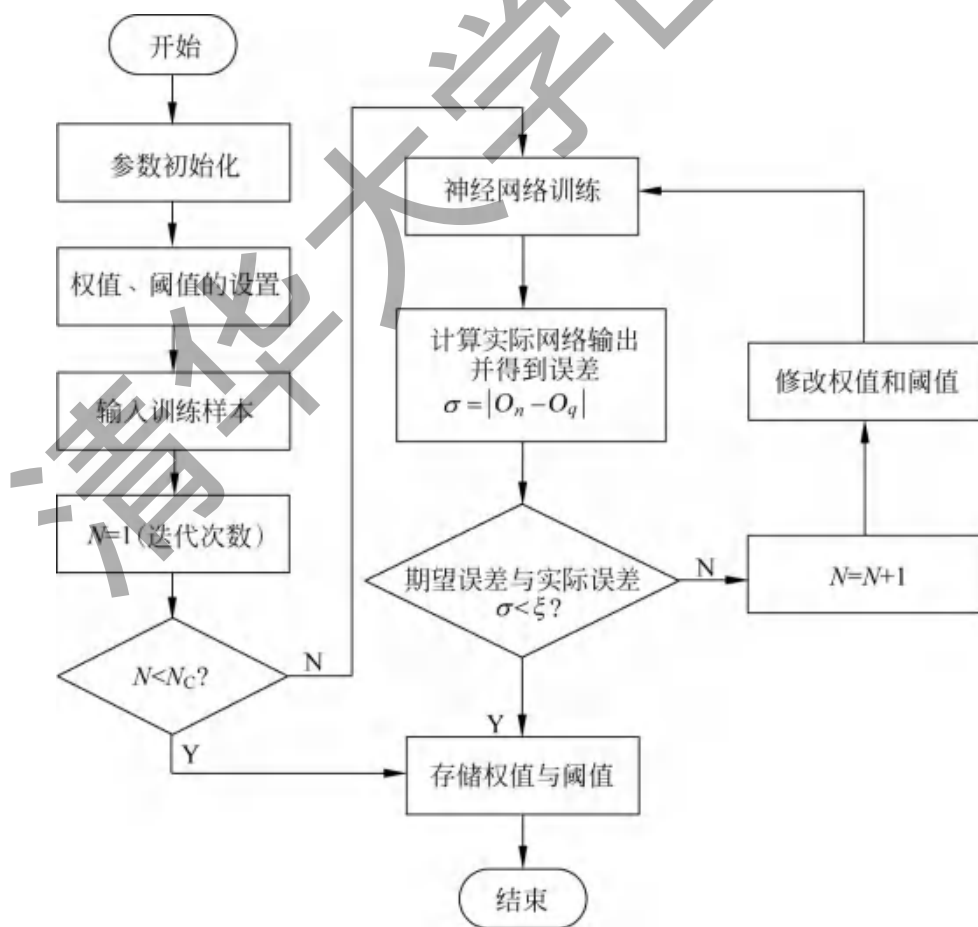


图 2-2 BP 神经网络算法流程图

BP 算法主要就是对网络中的权值与阈值参数进行更新,具体更新过程如下:

假设给定训练集 $D = \{(x_i, y_j) | i = 1, 2, \dots, d; j = 1, 2, \dots, l\}$, $x_i \in \mathbb{R}$, $y_j \in \mathbb{R}$ 。为了便于公式的推导,给出图 2-3 进行说明。其中,隐藏层第 h 个神经元的阈值用 γ_h 表示,输出层第 j 个神经元的阈值用 θ_j 表示,第 h 个隐藏层神经元接收到的输入为 α_h ,第 j 个输出层神经元接收到的输入为 β_j ,激活函数都使用 Sigmoid 函数。

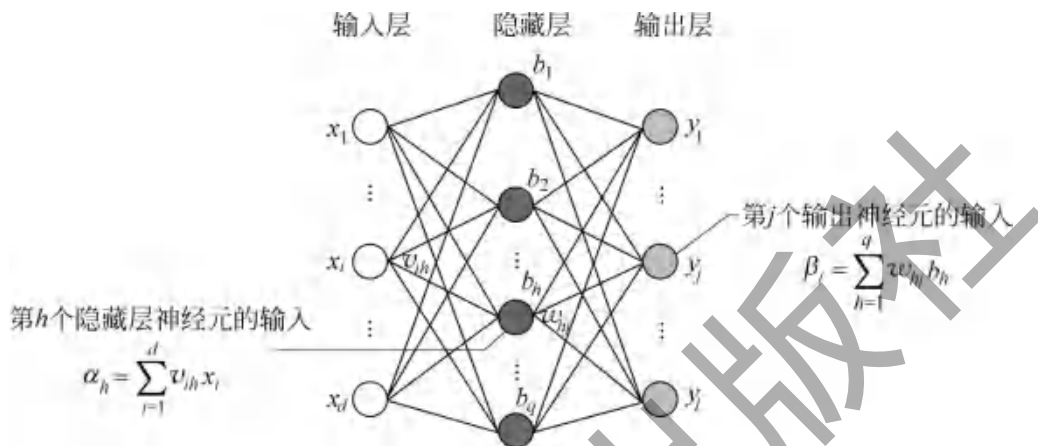


图 2-3 神经网络结构图

假设神经网络的输出为向量 $\hat{y}_k = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_l)$, 即

$$\hat{y}_j = f(\beta_j - \theta_j) \quad (2-12)$$

则均方误差为

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l (\hat{y}_j - y_j)^2 \quad (2-13)$$

任意参数更新估计式为

$$v = v + \Delta v \quad (2-14)$$

因 BP 算法是基于梯度下降策略的,以目标的负梯度方向对参数进行调整,对于均方误差 E_k ,给定学习率为 η ,有

$$\Delta w_{hj} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial w_{hj}} \quad (2-15)$$

运用链式求导法则,有

$$\frac{\partial E_k}{\partial w_{hj}} = \frac{\partial E_k}{\partial \hat{y}_j} \cdot \frac{\partial \hat{y}_j}{\partial \beta_j} \cdot \frac{\partial \beta_j}{\partial w_{hj}} \quad (2-16)$$

根据 β_j 的定义,结合式(2-9)、式(2-10)和 Sigmoid 函数的性质可得

$$\Delta w_{hj} = \eta g_i b_h \quad (2-17)$$

其中, $g_i = -\frac{\partial E_k}{\partial \hat{y}_j} \cdot \frac{\partial \hat{y}_j}{\partial \beta_j} = \hat{y}_j (1 - \hat{y}_j) (y_j - \hat{y}_j)$ 。

同理可得

$$\Delta \theta_j = -\eta g_i \quad (2-18)$$

2.7.2 BP 神经网络的优缺点

1. BP 神经网络的优点

1) 自学习和自适应能力

BP 神经网络在训练时,能够通过学习自动提取输出、输出数据间的“合理规则”,并自适应地将学习内容记忆于网络的权值中,具有高度自学习和自适应能力。

2) 泛化能力

所谓泛化能力是指在设计模式分类器时,既要考虑网络在保证对所需分类对象进行正确分类,还要关心网络在经过训练后,能否对未见过的模式或有噪声污染的模式,进行正确的分类。这可理解为 BP 神经网络具有将学习成果应用于新知识的能力。

3) 非线性映射能力

BP 神经网络实质上实现了一个从输入到输出的映射功能,数学理论证明三层的神经网络就能够以任意精度逼近任何非线性连续函数。这使得其特别适合于求解内部机制复杂的问题,即 BP 神经网络具有较强的非线性映射能力。

4) 容错能力

BP 神经网络在其局部的或者部分的神经元受到破坏后对全局的训练结果不会造成很大的影响,也就是说即使系统在受到局部损伤时还是可以正常工作的。即 BP 神经网络具有一定的容错能力。

2. BP 神经网络的缺点

1) 易陷入局部极小值

从数学角度看,传统的 BP 神经网络为一种局部搜索的优化方法,它要解决的是一个复杂非线性化问题,网络的权值是通过沿局部改善的方向逐渐进行调整的,这样会使算法陷入局部极值,权值收敛到局部极小点,从而导致网络训练失败。加上 BP 神经网络对初始网络权重非常敏感,以不同的权重初始化网络,其往往会收敛于不同的局部极小值,这也是很多学者每次训练得到不同结果的根本原因。

2) 收敛速度慢

由于 BP 神经网络算法本质上为梯度下降法,它所要优化的目标函数是非常复杂的,因此,必然会出现“锯齿形现象”,这使得 BP 算法低效;又由于优化的目标函数很复杂,它必然会在神经元输出接近 0 或 1 的情况下,出现一些平坦区,在这些区域内,权值误差改变很小,使训练过程几乎停顿;BP 神经网络模型中,为了使网络执行 BP 算法,不能使用传统的一维搜索法求每次迭代的步长,而必须把步长的更新规则预先赋予网络,这种方法也会引起算法低效。以上几种原因导致 BP 神经网络算法表现出收敛速度慢的现象。

3) 结构选择不

BP 神经网络结构的选择至今尚无一种统一而完整的理论指导,一般只能由经

验选定。网络结构选择过大,训练中效率不高,可能出现过拟合现象,造成网络性能低,容错性下降,若选择过小,则又会造成网络可能不收敛。而网络的结构直接影响网络的逼近能力及推广性质。因此,应用中如何选择合适的网络结构是一个重要的问题。

4) 样本依赖

BP 神经网络模型的训练需要大量的训练样本,小样本数据网络不能够学习到其中的规律,准确率存在问题。

针对传统 BP 神经网络易陷入局部极小值的缺点,有必要对其进行优化。本书将采用改进的 FASSA 算法和粒子群算法对传统 BP 神经网络进行优化,开展智能制造能力成熟度评价和智能制造供应商评价研究。

2.8 最小二乘结构方程模型

最小二乘结构方程模型(PLS-SEM)是一种在小样本量下估计具有大量潜在变量和指标的模型^[132]。对于复杂模型,PLS-SEM 通过直接估计潜在变量分数来确保因素确定性,通过引入灵活的残差协方差结构进行因素识别,在小样本量、不对称分布和相互依赖观察的背景下进行稳健预测^[133-134]。随着智能制造研究的发展,层次分析方法(AHP)、模糊综合评价法等研究方法被广泛采用于供应商评价,但是这些方法缺少对供应商风险的预测,本书通过将可观测的风险影响因素作为中介,基于 PLS-SEM 构建 IMS 评价模型来解决风险难以直接测量的问题。

PLS-SEM 主要具有以下优点:①PLS-SEM 不要求指数数据服从正态分布,样本量较小,分析准确,PLS-SEM 样本量仅为 30~100;②PLS-SEM 渗透了多元线性回归、主成分分析、相关分析等统计科学方法,能够合理有效地分析预测各因素对 IMS 风险评价模型的影响^[138];③PLS-SEM 能较好地处理多重共线性的问题,能够很好地解释变量之间的相关关系,能够保证不同因素具有不同的解释内涵。

关于 PLS 的创新研究主要集中在理论创新和应用创新。其中,针对 PLS 理论创新的研究主要有:Wetzels 等^[136]在研究中将 PLS-SEM 变成复杂建模 CB-SEM 方法^[137,139]的替代品。相较于传统的 CB-SEM,PLS-SEM 不仅可以解决模型收敛问题还可做新模型或者理论可行性探讨式研究,PLS-SEM 通过提供稳健的解决方案来验证大层次模型^[132],更适合于复杂的设置。

针对 PLS 应用创新的研究主要有:程慧平等^[140]将 PLS-SEM 方法系统地应用在酒店研究及其未来应用中;李德显等^[141]为加深对环境供应商发展的理解,提高环境性能而向制造商发展供应商,并建立了一个 PLS-SEM,同时检验了测量模型和结构模型的信度和效度;Hair 等^[142]分析会计标准对未来管理会计研究发展

的重要性程度; Hair 等^[143]使用美国顾客满意度指标体系建立移动出行的顾客满意度 PLS-SEM 评估模型,并通过 PLS-SEM 得到顾客满意度的定量评价,进一步理解最终顾客满意情况。本书通过利用 PLS-SEM 方法来评价智能制造供应商风险,为智能制造企业选择优质 IMS 提供有益参考,推动制造企业数字化、网络化向智能化阶段的转型升级,同时也拓展了 PLS-SEM 方法的应用领域。

2.9 Shapley 值法

近年来,有关供应链收益分配的研究已取得了丰硕的学术成果,出于问题的复杂性考虑,国内外学者们普遍以双主体、两阶段的供应系统为研究对象,结合不同的情境对所选取的博弈论模型引入各类契约,实现对供应链中主体收益的协调。随着研究主体数量的增加,模型的复杂度会进一步提升。在解决多主体之间合作收益分配的问题上,其中最具影响力的当属 1953 年著名对策论专家 Shapley 教授所提出的 Shapley 值法^[144]。

Shapley 值法贯彻“非平均主义”的收益分配原则,依据联盟成员对联盟的边际贡献分配收益,即联盟中某成员实际所获得的收益与其为所属联盟创造的边际收益的平均值等价。该方法不仅反映了联盟成员对联盟总体价值产出的付出水平,同时也呈现了集体目标下个体之间的相互博弈过程,相比其他任何一种单方面考虑资源配置效率或投入价值以及二者相融合的收益分配办法,都更具科学性、合理性和公平性^[145]。

根据 Shapley 值法模型的原理做出如下定义:假设联盟由 n 个参与方构成,用集合 $I = \{1, 2, \dots, n\}$ 表示,若对于集合 I 的任意子集 $S (S \subseteq I)$ 都有一个代表收益值的实值函数 $V(S)$ 与之对应,则将 $[I, V]$ 称作 n 人合作对策, V 为对策的特征函数,它满足

$$V(\emptyset) = 0 \quad (2-19)$$

$$V(S_1 \cup S_2) \geq V(S_1) + V(S_2), \quad S_1 \cup S_2 \neq \emptyset \quad (2-20)$$

式(2-19)表示倘若各方主体均不参与项目的合作,则收益为零;式(2-20)表示联盟的整体收益不低于各参与方单独行动时的收益累加。利用 Shapley 值法确定联盟的收益分配方案时,要同时满足个体理性和集体理性准则,如式(2-21)和式(2-22)所示:

$$\pi_i \geq V(i), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2-21)$$

$$\sum_{i=1}^n \pi_i = V(I) \quad (2-22)$$

其中, $V(i)$ 表示参与方 i 不加入联盟的情形下所获得的收益; $V(I)$ 表示参与方 i 在联盟所能获得的最大收益中得到的分配; π_i 表示参与方 i 加入最大联盟时所获得的收益。由此可知,联盟中的参与方 i 所获收益的 Shapley 值为

$$\pi_i = \sum W(|S|)[V(S) - V(S \setminus \{i\})], \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2-23)$$

$$W(|S|) = \frac{(|S|-1)!(n-|S|)!}{n!} \quad (2-24)$$

其中, $|S|$ 表示联盟的规模, 即参与方的个数; $W(|S|)$ 为用于收益分配的权重; $V(S)$ 表示联盟 S 的收益; $V(S \setminus \{i\})$ 表示联盟 S 去除参与方 i 后, 剩余参与方所构成联盟的收益; $V(S) - V(S \setminus \{i\})$ 是参与方 i 对其所参与的联盟 S 做出的贡献。

假设集合 I 中的参与方 i 以随机组合的方式构成联盟, 则共有 $(|S|-1)!(n-|S|)!$ 种可能出现的情况, 每种情况发生的概率为 $[(|S|-1)!(n-|S|)!]/n!$, 此时参与方 i 对联盟贡献的边界贡献的差异值即为 Shapley 值。

2.10 t -SNE 算法

t -SNE 算法是 Maaten^[146] 在 2008 年提出的, 其前身是 Hinton^[147] 在 2002 年提出的 SNE 算法, 因为 SNE 算法损失函数为 KL 散度并且衡量映射近邻的方式是高斯分布, 会造成映射概率的非对称性和拥堵问题, 所以引入 t 分布来解决拥堵问题。 t -SNE 算法是一种嵌入模型, 能够将高维空间中的数据映射到低维空间中, 并保留数据集的局部特性, 主要用于高维数据的降维和可视化。与其他降维算法相比, t -SNE 算法创建了一个缩小的特征空间, 相似的样本由附近的点建模, 不相似的样本由高概率的远点建模。在高水平上, t -SNE 算法为高维样本构建了一个概率分布, 相似的样本被选中的可能性很高, 而不同的点被选中的可能性极小。然后, t -SNE 算法为低维嵌入中的点定义了相似的概率分布。最后, t -SNE 算法最小化了两个分布之间关于嵌入点位置的 Kullback-Leibler(KL)散度。

基于非凸优化的启发式算法已成为广泛应用中可视化的标准。这项工作为数据可视化问题提供了一个正式的框架——找到可聚类数据的二维嵌入, 从而正确地分离单个聚类, 使其在视觉上可识别, 在自然、确定性条件下的 t -SNE 算法性能进行了严格分析。这些是 t -SNE 算法构建良好数据可视化的可证明保证。Arora 等^[148] 证明了确定性条件被相当普遍的概率生成模型所满足, 这些模型适用于可聚类数据, 例如分离良好的对数凹分布的混合物, 最后给出了理论证据, 证明 t -SNE 算法即使在不满足上述确定性条件的情况下, 也能成功地可视化。

经典的降维数据处理方法包括回归分析^[149]、主成分分析(principal component analysis, PCA)^[150]、相关性分析^[151]等。但是传统的降维数据处理算法只能反映整体相关性, 忽略了各部分之间的关系。 t -SNE 算法利用高维和低维的联合概率, 可以有效地解决优化困难和维度拥挤问题, 使降维后的数据能够更好地保持原有流行结构^[152]。Althwaynee 等^[153] 基于空间聚类模式分析滑坡、无滑坡、脆弱边坡和未标记特征的清单, 然后使用 t -SNE 算法进行降维。Kobak 等^[154] 第一次使用 t -SNE 算法帮助确定原始地下水地球化学数据的聚类数和聚类成员数。Canzar^[155]

使用 t -SNE 和 UMAP(uniform manifold approximation and projection)等降维技术对分析生成的高维数据进行可视化^[155]。

此外, t -SNE 算法可以融合主成分分析法的优点,更好地对数据进行降维和可视化,本书运用 t -SNE 算法准确判定主制造商对自身智能制造能力的偏差程度,从而聚类可视化主制造商的过度自信程度,为开展考虑过度自信的 IMS 激励研究奠定了基础。

2.11 本章小结

开展智能制造供应商管理研究需要相关理论和方法的支撑。本章详细介绍了书中用到的基础理论,例如供应商管理理论、复杂网络理论、系统理论、熵理论、过度自信理论、博弈论等。其中,课题组成员借鉴已有的分类思想,对供应商分类管理理论进行了完善,从绩效表现和战略潜力两个维度提出一种新的分类方法,将智能制造企业供应商分为战略型供应商、效率型供应商和问题型供应商三个一级类别,并给出了二级类别的细分和相关定义。此外还介绍了本书用到的技术和方法,具体包括 BP 神经网络、PLS-SEM、Shapley 值法、 t -SNE 算法等,为读者对后续内容的理解提供了参考。