

面向供应链风险评估的改进 BP 小波神经网络研究

徐佳楠, 张天瑞, 赵伟博, 贾泽轩

引用本文

徐佳楠, 张天瑞, 赵伟博, 贾泽轩. [面向供应链风险评估的改进 BP 小波神经网络研究](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 654-660.

XU Jia-nan, ZHANG Tian-rui, ZHAO Wei-bo, JIA Ze-xuan. [Study on Improved BP Wavelet Neural Network for Supply Chain Risk Assessment](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 654-660.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于 DE-LSTM 模型的教育统计数据预测研究](#)

Study on Prediction of Educational Statistical Data Based on DE-LSTM Model
计算机科学, 2022, 49(6A): 261-266. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300120>

[基于螺旋进化萤火虫算法和 BP 神经网络的模型及其在 PPP 融资风险预测中的应用](#)

Model Based on Spirally Evolution Glowworm Swarm Optimization and Back Propagation Neural Network and Its Application in PPP Financing Risk Prediction
计算机科学, 2022, 49(6A): 667-674. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800088>

[基于 BP 神经网络的智能云效能模型](#)

Efficiency Model of Intelligent Cloud Based on BP Neural Network
计算机科学, 2022, 49(2): 353-367. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201100140>

[基于变权组合的突发事件网络舆情趋势预测](#)

Network Public Opinion Trend Prediction of Emergencies Based on Variable Weight Combination
计算机科学, 2021, 48(6A): 190-195. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200600094>

[一种基于表面肌电信号的腕部肌力估计方法研究](#)

Study on Method for Estimating Wrist Muscle Force Based on Surface EMG Signals
计算机科学, 2021, 48(6A): 317-320. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200600021>

面向供应链风险评估的改进 BP 小波神经网络研究

徐佳楠¹ 张天瑞¹ 赵伟博² 贾泽轩¹

1 沈阳大学机械工程学院 沈阳 110044

2 沈阳大学国际学院 沈阳 110044

(mikexu1226@163.com)

摘要 针对供应链风险在制造行业上下游企业之间产生的影响,首先以供应链运作参考(Supply Chain Operation Reference, SCOR)模型为基础,以汽车制造企业为研究背景,通过对汽车供应链风险进行分析并结合现场调研结果,研究了供应链风险指标识别过程,建立了涉及战略计划风险等五大风险类别的评价指标体系。其次,鉴于 BP 神经网络模型在优化评估过程中容易出现局部最优解等问题,通过增加动量对其改进优化,同时用 Morlet 小波函数替换基础评价模型中的 S 型函数,重构供应链风险评价模型。最后,通过汽车企业实际案例进行风险识别与评估研究,采用 Matlab 进行仿真,对比分析改进 BP 小波神经网络与模糊综合评价、BP 神经网络、增加动量的 BP 神经网络,结果表明,改进的 BP 小波神经网络模型具有良好的实用性和可靠性。

关键词: 供应链; 风险识别; SCOR; 小波理论; BP 神经网络

中图法分类号 TP391.9

Study on Improved BP Wavelet Neural Network for Supply Chain Risk Assessment

XU Jia-nan¹, ZHANG Tian-rui¹, ZHAO Wei-bo² and JIA Ze-xuan¹

1 School of Mechanical Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China

2 School of International Studies, Shenyang University, Shenyang 110044, China

Abstract In view of the impact of supply chain risks on upstream and downstream enterprises in the manufacturing industry, it is important to research the method of identification and evaluation for the supply chain risks. Firstly, based on supply chain operation reference model(SCOR) and taking automobile manufacturing enterprises as the research background, the identification process of supply chain risk indicators is studied by analyzing automobile supply chain risks and combining with the field survey results. An evaluation index system involving five risk categories, including strategic planning risk, procurement risk, manufacturing risk, distribution risk and return risk, is established. Secondly, considering that BP neural network model is prone to local optimal solution and other problems in the process of optimization evaluation, it is improved and optimized by increasing momentum, and the S-type function in the basic evaluation model is replaced by Morlet wavelet function to reconstruct the supply chain risk evaluation model. Finally, risk identification and assessment are studied with automobile enterprise of actual case, using the Matlab simulation to compare and analyze the improved BP wavelet neural network and fuzzy comprehensive evaluation, BP neural network, increased momentum of BP neural network. The results show that the improved BP wavelet neural network model has the better practicability and reliability.

Keywords Supply chain, Risk identification, Supply chain operation reference, Wavelet theory, BP neural network

随着供应链行业的大力发展,汽车制造行业全球化布局得以不断深入。汽车零部件采购和销售的全球化,尤其是全球新冠疫情的影响,使得供应链风险大幅度增加,因此,能够提前识别和评估风险,进而对风险进行控制,对于推进物流行业降本增效能够起到促进作用。

针对供应链协同创新过程中的风险问题,Wei^[1]分析了内外环境作用下的供应链结构与企业协同发展的关系;Gao等^[2]在考虑紧急采购机制的情况下,对供应链中的供需关系进行研究;Guan^[3]从可持续闭环供应链出发,开展基于 BP 神经

网络模型的风险评价和管控措施,给出了较为通用的建议;Yang^[4]从供应链风险起因出发,着手研究其财务等五方面的风险识别,并提出了管控措施。针对供应链风险因素的识别问题,Chopra等^[5]以全新的视角对供应链风险进行了深入有效的分类,为风险管理与控制等供应链研究工作提供了参考依据;以供应链上游节点企业作为研究对象,Blackhurst^[6]等广泛探究了供应链风险指标的判断指数;Li^[7]研究了供应链风险数值及其级别划分,以便对不同风险进行针对性管理;同时亦有部分学者^[8-10]通过新晋人工智能算法开展供应链风险

基金项目:中央引导地方科技发展资金计划(2021JH6/10500149);辽宁省自然科学基金(20180551001)

This work was supported by the Science and Technology Development Fund Projects of Central Guided Region(2021JH6/10500149) and Natural Science Foundation of Liaoning Province, China(20180551001).

通信作者:张天瑞(trzhang@syu.edu.cn)

指标的识别问题,借助仿真技术实现并提高风险识别的准确性和效率。风险识别的最终目的是进行评估和控制,Wang^[11]以电梯企业供应链为研究对象并建立风险评估体系来研究其控制措施。此外,包含 Bayes-OWA 混合算子模型、各类改进的贝叶斯网络在内的评估模型在供应链风险评估中被广泛应用^[12-14]。在供应链风险评估的基础上,相关学者^[15-17]从定性的角度研究了风险控制,通过流程分解进行推理分析,进而建立不同阶段的供应链风险控制措施。近年来,学者们针对 BP 神经网络的研究不断深入,应用领域不断扩展,Yao^[18]构建了跨境电商物流风险评估指标体系和风险评估决策模型,并且验证了其评估的有效性。风险识别的目的是经过预测后提前做好控制。Pan 等^[19]构建了 BP 模型对汽车供应链风险开展关键阶段风险识别与评估,进而做好控制。还可以通过理论扩展将价值链理论应用到企业价值评估体系的构建上,Pu^[20]在融合了调查问卷方法的基础上,通过构建小波神经网络模型开展价值评估,取得了良好成效。

根据上述文献的分析发现,针对风险识别的研究以供应链的某一重点环节为主,而对于供应链所有环节的研究则有所欠缺。因此,本文将以供应链运作参考模型为基础,从供应链战略计划等各流程着手开展汽车供应链风险识别和评价,以改进 BP 神经网络模型性能,提高风险预测效率。

1 供应链运作参考模型

1.1 供应链概述

针对汽车制造核心企业将数据流和物流集成,从原材料采购到成品销售至消费者,供应链将全过程中的用户搭建成为一个通道,完成下单、生产、库存、配送、交易等环节,其结构模型如图 1 所示。

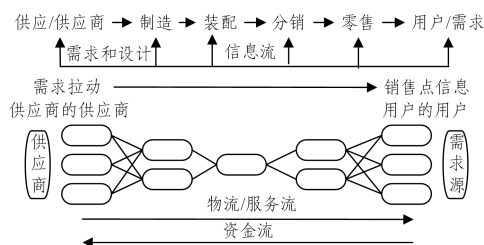


图 1 供应链结构

Fig. 1 Structure of supply chain

1.2 SCOR 框架结构

供应链运作参考模型^[15] (SCOR)依据业务流程开展供应链节点企业的有效沟通,并判断业务流程中是否存在潜在风险。根据图 2 所示的 SCOR 基本业务流程构建如图 3 所示的 SCOR 模型。

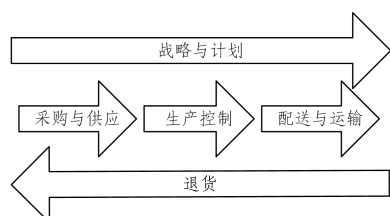


图 2 SCOR 基本业务流程

Fig. 2 SCOR basic business processes

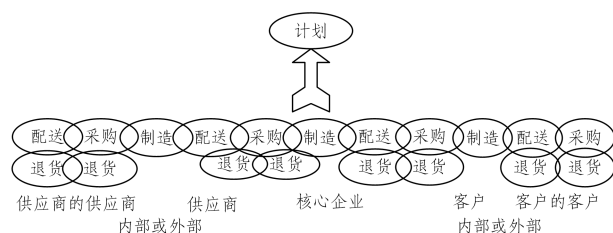


图 3 SCOR 模型结构框架

Fig. 3 Framework of SCOR model structure

2 汽车供应链风险识别

作为典型网状结构的汽车供应链,从零部件加工到完成整车,其网络结构如图 4 所示。

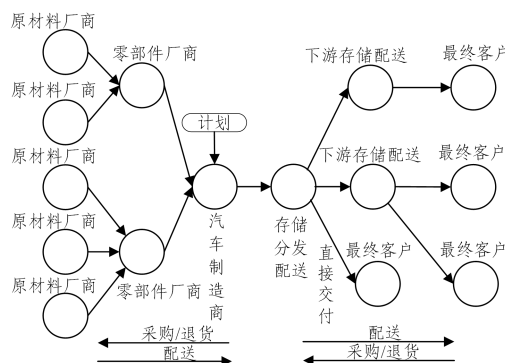


图 4 汽车供应链结构

Fig. 4 Structure of automobile supply chain

2.1 基于 SCOR 的风险识别

作为汽车供应链核心,结合图 1—图 4 对风险识别进行深入研究,以便开展风险全方位管理。

(1)SCOR 模型的战略计划流程以市场需求为前提,进而制定有效计划向上游供应商采购,向下游分销商分配资源。供应链上所有企业准确制定需求计划,减少与成员之间的联系时间以提高生产效率;同时,受到地方政策、企业文化、社会环境等内外部因素的影响。因此,战略计划风险包括表 1 中 C1—C11 11 个指标所导致的汽车供应链风险。

(2) SCOR 模型中的采购流程涉及核心制造企业上游的众多供应商, 供应链运行过程中通常因供应商选择而产生表 1 中 C12—C15 4 个风险指标; 受经济形势的变化, 采购价格与汇率波动能够对表 1 中 C16—C18 3 个风险指标产生影响; 整车众多零部件中的任何一个存在质量问题, 都会引发产品故障, 因此, 表 1 中的 C19 也构成了汽车供应链风险指标之一; 供应链上成员之间协同共享数据信息能够提升生产线效率, 相反, 表 1 中的 C20 指标因交货缓慢而引发供应链风险。

(3) SCOR 模型中的制造流程是汽车供应链的核心,产品的质量更是企业赖以生存的关键,对于汽车而言,整车的安全与可靠性涉及乘驾人员的人身财产安全,因此识别该流程的风险异常重要。表 1 中的 C21—C30 为生产过程控制风险指标, C31—C34 为研发过程中可能存在的风险指标。

(4) SCOR 模型中的配送流程将供应链上下游各节点企业得以连接, 配送过程中因为组织因素可能会出现表 1 中 C35—C40 等 5 个风险指标; 从技术角度出发可能会产生 C41—C43 等 3 个风险指标; 从作业协同的角度来看可能出现 C44

和 C45 两个风险指标。

(5)SCOR 模型中的退货流程涉及全链节点企业和产品

的最终用户。因此,本文归纳表 1 中 C46—C48 等 3 个风险因素供相关人员参考。

Table 1 Risk index of automobile manufacturing supply chain	
First level risk indicator	Second level risk indicator
Risk of Planning Process	Inaccurate Strategic Planning C1
	Lacking Environment Adaptability of Strategic Planning C2
	Strategic Goals Conflict Among Supply Chain Member Enterprises C3
	Insufficient Public Supporting Facilities C4
	Occurrence of Natural Disasters C5
	Policy Instability C6
	Fail of Strategic Investments C7
	Lower Cultural Quality of Staff C8
	Weakness of Enterprise Culture C9
	Lack of Common Cultural Values Among Enterprises C10
	Lower Professional Quality of Employees C11
Risk of Procurement Process	Improper Supplier Selection C12
	Insufficient Production Flexibility of Component Suppliers C13
	Insufficient Technical Innovation Ability of Suppliers C14
	Insufficient Production Capacity of Key Component Suppliers C15
	Economic Instability C16
	Lower Purchase Price C17
	Exchange Rate Fluctuates Frequently C18
	Quality Problem of Purchased Parts C19
Risk of Manufacturing Process	Supplier Delivery Slowly C20
	Improper Operation C21
	Chemical Hazard C22
	Improper Assembly Line Design C23
	Damage of Labor Insurance Supplies C24
	Unreasonable Inventory Control C25
	Higher CostC26
	Lower Product Flexibility C27
	Lower Product Quality C28
	Collisions and Injuries Caused by Operating Tools Endanger C29
	Affection of Work-related Injuries C30
	Lack of Technical Deposits C31
	Company is Short of Funds C32
	Long Development Cycle of New Product C33
Risk of Distribution Process	Brain Drain C34
	Unreasonable Supply Chain Structure C35
	Improperly Authorized Supply Chain Members C36
	Limited Enterprise Leader Ability C37
	Improper Integration of Business Processes C38
	Lack of Internal Communication and Flow of Information Resources C39
	Unclear Division of Rights and Responsibilities Between Departments C40
	Immature Technology or Slow Update C41
	Technical Software System Problem C42
	Improper Choice of Transportation Route and Means C43
Risk of Return Process	Untransparent Supply Chain Information C44
	Harm of Malicious Competition C45
	Product Recall Affects Enterprise Operation Efficiency C46
	Product Recalls Bring Legal Problems C47
	Product Recall Increases Economic Expenditure of Enterprises C48

受到企业内外部环境的影响,表 1 中供应链风险指标可以根据实际需求动态调整。

2.2 数据收集与统计

(1)数据收集

针对表 1 中风险指标对汽车行业的影响程度不同,以调查问卷的方式收集并分析供应链相关企业员工对风险的认知,以供企业进行战略决策时参考。调查问卷的具体内容在此不作赘述。汽车制造作为供应链核心位置,对其开展问卷调查分析研究,共计发放 495 份,收回 450 份,被调查者涉及采购、生产、销售、售后等部门的员工和管理人员。为了合理

确定风险指标的危害程度,建立表 2 所列风险等级划分,根据统计结果将不重要的供应链风险指标去除。

表 2 风险等级划分						
Table 2 Risk rating						
Value	1	0.8	0.6	0.4	0.2	0
Risk level	Extremely Serious	Serious	Moderate	Less	Minimal	No Risk

(2)调查结果统计分析

本文引入协调度、集中度和离散度挖掘关键风险评价指

标。首先分析评价人员对风险指标的意见集中程度,集中度 e_j 表示为:

$$e_j=\frac{1}{s}\sum_{i=0}^5c_{ij}n_{ij}$$

(1)

其中, c_{ij} 为第 j 个指标的第 i 个等级; n_{ij} 表示指标 j 被评为等级 i 的问卷数; s 为评价总人数。

其次,反应风险指标与均值间的差异度如离散度如式(2)所示,结果值越大,指标影响程度越大。

$$\delta_j=\sqrt{\frac{1}{s-1}\sum_{i=0}^5n_{ij}(c_{ij}-e_j)^2}$$

(2)

最后,指标评价波动程度由式(3)协调度计算,所得协调度数值越大,专家一致性越低。

$$v_j=\frac{\delta_j}{e_j}$$

(3)

根据式(1)一式(3)可得表 3 所列的结果。

表 3 指标重要性评价结果

Table 3 Indicator importance evaluation results

Index	Expert rating						e_j	δ_j	v_j
	1	0.8	0.6	0.4	0.2	0			
C1	2	17	197	196	35	3	0.487	0.1476	0.3031
C2	17	91	181	143	17	1	0.576	0.1821	0.3164
C3	2	142	179	109	17	1	0.600	0.1730	0.2884
C4	37	125	146	106	34	2	0.608	0.2177	0.3579
C5	70	71	128	71	107	3	0.563	0.2771	0.4920
C6	17	73	91	215	52	2	0.503	0.2060	0.4095
C7	17	74	161	163	34	1	0.544	0.1922	0.3533
C8	55	145	124	124	1	1	0.656	0.2039	0.3108
C9	1	53	161	163	71	1	0.488	0.1817	0.3728
C10	71	88	164	109	17	1	0.637	0.2198	0.3449
C11	1	1	17	125	107	199	0.185	0.1922	1.0369
C12	2	71	125	233	17	2	0.512	0.1664	0.3250
C13	55	125	164	53	52	1	0.633	0.2317	0.3658
C14	1	106	196	127	19	1	0.573	0.1673	0.2917
C15	17	56	107	215	53	2	0.495	0.1989	0.4021
C16	37	145	70	161	35	2	0.592	0.2334	0.3942
C17	35	145	74	160	35	1	0.592	0.2299	0.3883
C18	35	55	161	127	71	1	0.535	0.2247	0.4203
C19	19	89	125	215	1	1	0.559	0.1825	0.3266
C20	19	191	89	146	2	3	0.631	0.1973	0.3127
C21	1	68	218	142	20	1	0.549	0.1561	0.2844
C22	5	56	143	132	50	62	0.441	0.2496	0.5661
C23	70	91	199	88	1	1	0.661	0.1956	0.2958
C24	2	43	166	114	72	53	0.436	0.2361	0.5421
C25	1	140	110	178	20	1	0.565	0.1881	0.3330
C26	35	163	130	86	35	1	0.633	0.2164	0.3420
C27	17	107	167	140	17	2	0.583	0.1882	0.3230
C28	2	89	227	113	17	2	0.573	0.1602	0.2794
C29	31	53	65	123	97	81	0.402	0.2950	0.7335
C30	1	2	1	109	191	146	0.189	0.1612	0.8533
C31	3	77	157	158	53	2	0.517	0.1886	0.3649
C32	17	125	145	161	1	1	0.597	0.1808	0.3029
C33	1	124	155	151	17	2	0.571	0.1780	0.3117
C34	17	140	166	106	20	1	0.611	0.1892	0.3095
C35	1	106	163	163	16	1	0.560	0.1709	0.3053
C36	2	52	161	163	70	2	0.488	0.1837	0.3768
C37	2	160	142	128	16	2	0.599	0.1835	0.3063
C38	2	178	125	109	35	1	0.600	0.1989	0.3315
C39	2	70	160	200	17	1	0.528	0.1624	0.3078
C40	35	145	179	73	17	1	0.647	0.1912	0.2957
C41	1	125	160	161	2	1	0.582	0.1644	0.2825
C42	2	140	160	110	37	1	0.581	0.1913	0.3294
C43	35	161	146	106	1	1	0.653	0.1859	0.2846
C44	107	125	145	55	17	1	0.710	0.2212	0.3117
C45	4	10	7	35	110	284	0.116	0.1938	1.6707
C46	20	32	148	142	104	4	0.471	0.2150	0.4565
C47	83	100	150	60	23	34	0.626	0.2804	0.4481
C48	26	34	129	204	53	4	0.495	0.2038	0.4116

根据风险等级评价标准可知, $e_j<0.2$ 时,表示风险指标集中在极低风险水平,可排除,即将指标 C11,C30,C45 排除;

$v_j>0.5$ 时,表示风险指标波动性较大、不受重视,应排除,即将指标 C22,C24,C29 排除,进而得到本文满足汽车供应链的风险指标体系,包括 42 个指标。

3 汽车供应链风险评价

相比德尔菲等传统评价方法,BP 神经网络模型有较好的容错性和记忆功能,但是收敛慢,易出现局部最优解等问题。

3.1 BP 神经网络的改进过程

3.1.1 增加动量并调整学习速率

(1)为了解决连接权值计算时误差梯度方向差异导致收敛速度减缓的问题,通过式(4)提升动量并对权值进行调整,保证梯度方向一致,进而提升收敛速度。

$$\Delta\omega_{ij}=-\eta\frac{\partial E}{\partial\omega_{ij}}+\mu\Delta\omega_{ij}(n-1)$$

(4)

其中, $\mu\Delta\omega_{ij}(n-1)$ 表示动量项, n 表示学习数量, μ 表示动量系数, η 表示学习速率。

(2)为了解决 BP 网络局部极小值,依据实际情况反复调整学习速率,经过对比选出最理想的学习速率。通过设定初始学习速率进行神经网络学习训练,若出现较大误差,可以通过为学习速率附加系数 I (通常取 0.95)后继续训练;相反,附加系数 K (通常取 1.05)后继续训练。

3.1.2 BP 小波神经网络模型

对于 BP 神经网络模型而言,由 Morlet 小波函数代替 S 型函数,对增加动量的 BP 神经网络给予完善,构建全新的评价模型,实现信息的精确提取。Morlet 小波函数表达式如下:

$$\varphi(t)=e^{\frac{t^2}{2}}\cos rt$$

(5)

其中,通常取 $r=1.75$,重新构建的评价模型如式(6)所示:

$$y_i(t)=\sum_{j=0}^n\omega_{ij}\varphi_{ab}(\sum_{k=0}^m\omega_{jk}x_k(t)),i=1,2,\cdots,N$$

(6)

其中, x_k 表示第 k 个样本数据; y_i 表示第 i 个输出值; ω_{jk} 为输入层节点 k 和隐含层节点 j 的权值; ω_{ij} 为隐含层节点 j 与输出层节点 i 的权值; a_j,b_j 为隐含层的伸缩平移系数; P 为输入层的样本数据数量; m 为输入层节点数量; n 为隐含层节点数量; N 为输出层节点数量。

假定第 P 个输入样本数据由 x_i^p 表示,对应的第 i 个实际输出值由 y_i^p 表示,第 P 个样本数据的第 i 个期望输出值用 d_i^p 表示,可得基于最小二乘的误差函数为:

$$E=\frac{1}{2}\sum_{p=1}^P\sum_{i=1}^N(d_i^p-y_i^p)^2$$

(7)

设:

$$net_j=\sum_{k=0}^m\omega_{jk}\cdot x_k$$

(8)

$$\varphi_{ab}(net_j)=\varphi\left(\frac{net_j-b_j}{a_j}\right)$$

(9)

则:

$$y_y(t)=\sum_{j=0}^n(d_i^p-y_i^p)\varphi_{ab}(net_j)$$

(10)

故输入、输出权值、伸缩、平移因子的误差偏导如式(11)一式(14)所示:

$$\frac{\partial E}{\partial\omega_{ij}}=-\sum_{p=1}^P(d_i^p-y_i^p)\varphi_{ab}(net_j)$$

(11)

$$\frac{\partial E}{\partial\omega_{jk}}=-\sum_{p=1}^P\sum_{i=1}^N(d_i^p-y_i^p)\omega_{ij}\varphi'_{ab}(net_j^p)x_k^p/a_j$$

(12)

$$\frac{\partial E}{\partial b_j}=\sum_{p=1}^P\sum_{i=1}^N(d_i^p-y_i^p)\omega_{ij}\varphi'_{ab}(net_j^p)x_k^p/a_j$$

(13)

$$\frac{\partial E}{\partial a_j}=\sum_{p=1}^P\sum_{i=1}^N(d_i^p-y_i^p)\omega_{ij}\varphi'_{ab}(net_j^p)\frac{net_j^p-b_j}{b_j}/a_j$$

(14)

采用动量因子 μ 改进收敛速度,调整网络参数,结果如式(15)–式(18)所示:

$$\omega_{jk}(t+1)=\omega_{jk}(t)-\eta\frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}}+\mu\Delta\omega_{jk}(t)$$

(15)

$$\omega_{ij}(t+1)=\omega_{ij}(t)-\eta\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}}+\mu\Delta\omega_{ij}(t)$$

(16)

$$a_i(t+1)=a_i(t)-\eta\frac{\partial E}{\partial a_i}+\mu\Delta a_i(t)$$

(17)

$$b_i(t+1)=b_i(t)-\eta\frac{\partial E}{\partial b_i}+\mu\Delta b_i(t)$$

(18)

其中,

$$\varphi'=-0.75\sin(1.75t)e^{-\frac{t^2}{2}}-\cos(1.75t)e^{-\frac{t^2}{2}}$$

(19)

BP 小波神经网络评价模型可分为样本预处理、明确隐含层节点数量、明确算法、对模型作用 4 个层面,其非线性映射关系的输入和输出模式如下。

(1)由于原始数据影响神经网络评价的收敛速度和训练时间,因此应用式(20)和式(21)对数据进行归一化和反归一化处理,以便将其输入训练模型进行训练。

$$y=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}$$

(20)

$$x=y(x_{\max}-x_{\min})+x_{\min}$$

(21)

(2)BP 神经网络模型采用三层结构,根据经验公式 $\omega=\sqrt{m+n}+l$ 得隐含层有 7 个节点。

(3)模型中仅用 Morlet 小波函数代替输入层与隐含层间的函数,隐含层与输出层间函数不变。

(4)经过改进的 BP 小波神经网络模型精度由式(22)确定。

$$E=\frac{1}{2}\sum_{p=1}^P\sum_{l=1}^L(d_l^p-y_l^p)^2$$

(22)

其中, d_l^p 为期望值, y_l^p 为训练值, p 为样本信息量。当 $E(0)<E_{\max}$ 或趋于训练值上限时,立即中断训练,令 $E(0)=0$,重新开始计算。

3.1.3 模型运行

构建经过改进的 BP 小波神经网络学习过程如图 5 所示,并由 Matlab 程序实现。

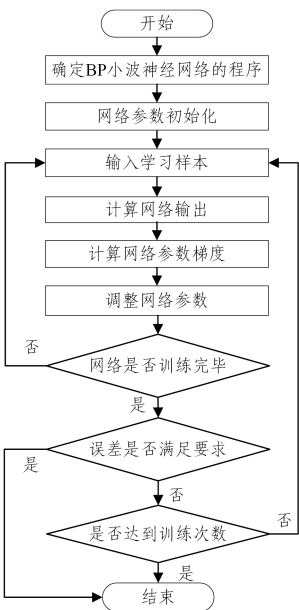


图 5 经过改进的 BP 小波神经网络模型流程图
Fig. 5 Flow chart of improved BP wavelet neural network model

3.2 模型求解与结果分析

3.2.1 数据处理

为了验证改进模型的优越性,将其与传统评价方法求解对比。以某制造企业的风险数据为原始数据,如表 4 所列,限于篇幅,不全部列出。

表 4 风险样本数据
Table 4 Risk sample data

Sample	Input Data					Expectations
C1	0.28	0.11	...	0.46	0.40	0.3854
C2	0.35	0.52	...	0.39	0.79	0.4976
C3	0.57	0.29	...	0.19	0.70	0.4932
C4	0.41	0.35	...	0.59	0.86	0.5098
C5	0.90	0.76	...	0.06	0.32	0.4782
C6	0.36	0.75	...	0.25	0.53	0.4268
C7	0.56	0.80	...	0.19	0.39	0.4596
C8	0.71	0.72	...	0.50	0.44	0.5696
C9	0.63	0.44	...	0.47	0.19	0.4552
C10	0.42	0.40	...	0.68	0.60	0.5298
C12	0.61	0.85	...	0.35	0.86	0.5004
C13	0.57	0.02	...	0.45	0.84	0.5502
C14	0.77	0.36	...	0.78	0.75	0.4996
C15	0.08	0.55	...	0.86	0.32	0.4118
C16	0.10	0.35	...	0.51	0.89	0.5104
C17	0.40	0.51	...	0.44	0.48	0.4786
C18	0.61	0.58	...	0.09	0.30	0.4458
C19	0.38	0.53	...	0.68	0.66	0.4596
C20	0.77	0.55	...	0.70	0.72	0.5432
C21	0.72	0.57	...	0.30	0.60	0.4920
C23	0.74	0.77	...	0.79	0.65	0.5038
C25	0.37	0.53	...	0.47	0.64	0.5648
C26	0.48	0.58	...	0.48	0.27	0.4188
C27	0.35	0.17	...	0.66	0.72	0.4886
C28	0.87	0.72	...	0.60	0.30	0.5552
C31	0.56	0.57	...	0.46	0.79	0.5152
C32	0.53	0.37	...	0.27	0.19	0.4918
C33	0.61	0.35	...	0.49	0.18	0.4208
C34	0.24	0.76	...	0.38	0.30	0.5342
C35	0.26	0.60	...	0.44	0.58	0.4338
C36	0.57	0.75	...	0.96	0.47	0.5278
C37	0.38	0.31	...	0.18	0.65	0.4852
C38	0.72	0.39	...	0.38	0.68	0.4962
C39	0.41	0.27	...	0.50	0.96	0.5538
C40	0.37	0.73	...	0.68	0.78	0.5212
C41	0.46	0.74	...	0.59	0.73	0.5206
C42	0.35	0.35	...	0.76	0.53	0.4438
C43	0.87	0.76	...	0.57	0.53	0.5428
C44	0.56	0.38	...	0.33	0.47	0.4948
C46	0.73	0.75	...	0.78	0.68	0.4998
C47	0.79	0.76	...	0.47	0.78	0.5758
C48	0.58	0.44	...	0.85	0.89	0.6218

3.2.2 模型训练

训练样本选取表 4 中前 36 组数据,后 6 组用于检验。输入节点采用筛选后的风险评价指标,期望值为风险均值,由 Matlab 程序实现训练仿真,设定 1000 为训练次数默认值,最小学习误差设为 0.0001,训练结果如图 6 所示。

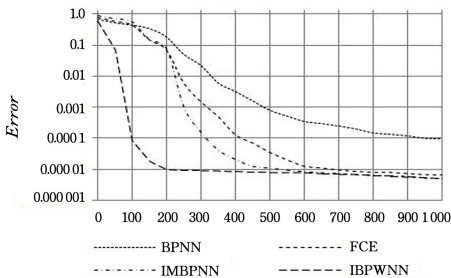


图 6 4 种模型的训练收敛结果
Fig. 6 Training convergence results of 4 models
图 6 中,BPNN 表示 BP 神经网络,在完成约 910 步训练

后网络性能达到预期值,训练完成;FCE 表示模糊综合评价,在完成约 400 步训练后,网络性能达到预期要求,完成训练;IMBPNN 表示增加动量和改进学习速率的 BP 神经网络,在完成约 300 步训练结束后,网络性能达到预期值,完成训练;IBPWNN 为改进的 BP 小波神经网络,在完成约 100 步训练后达到预期性能,训练完成。训练结果如表 5 所列,误差对比结果如图 7 所示,该方法收敛优势明显。

表 5 4 种算法的训练结果输出值
Table 5 Output value of training results of 4 algorithms

Sample	BPNN	FCE	IMBPNN	IBPWNN
C1	0.3488	0.3613	0.3573	0.3773
C2	0.4197	0.4569	0.4561	0.4891
C3	0.4881	0.4894	0.4904	0.4916
C4	0.4728	0.4747	0.4847	0.5057
C5	0.5159	0.4964	0.4974	0.4834
C6	0.4102	0.4213	0.4203	0.4243
C7	0.4903	0.4647	0.4647	0.4627
C8	0.5566	0.5632	0.5630	0.5660
C9	0.4764	0.4633	0.4643	0.4613
C10	0.4802	0.5064	0.5054	0.5264
C12	0.4775	0.4833	0.4813	0.4913
C13	0.5285	0.5318	0.5308	0.5448
C14	0.4652	0.4714	0.4708	0.4958
C15	0.4029	0.4061	0.4057	0.4067
C16	0.4925	0.4971	0.4969	0.5069
C17	0.4655	0.4714	0.4704	0.4734
C18	0.4511	0.4321	0.4311	0.4441
C19	0.4635	0.4609	0.4609	0.4607
C20	0.5421	0.6372	0.5536	0.5486
C21	0.4916	0.4901	0.4901	0.4939
C23	0.4999	0.5099	0.5101	0.5095
C25	0.4982	0.5323	0.5325	0.5634
C26	0.5571	0.4256	0.4261	0.4250
C27	0.4049	0.4554	0.4540	0.4860
C28	0.5496	0.5513	0.5511	0.5521
C31	0.5027	0.5036	0.5036	0.5146
C32	0.4865	0.4806	0.4801	0.4891
C33	0.4191	0.4250	0.4255	0.4245
C34	0.5334	0.5409	0.5412	0.5402
C35	0.4287	0.4279	0.4279	0.4291
C36	0.5177	0.5194	0.5192	0.5205
C37	0.4740	0.4809	0.4811	0.4811
C38	0.4538	0.5076	0.5066	0.4993
C39	0.4875	0.5174	0.5151	0.5491
C40	0.4744	0.5005	0.5000	0.5160
C41	0.4980	0.5114	0.5124	0.5134

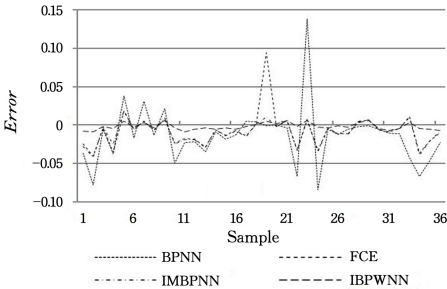


图 7 训练误差图
Fig. 7 Training error diagram

3.2.3 模型验证

通过后 6 组数据验证模型,结果如表 6 所列。

表 6 检验样本训练结果
Table 6 Training results of examine sample

Sample	Expectations	Training value	Error
C42	0.4438	0.4484	0.0046
C43	0.5428	0.5439	0.0011
C44	0.4948	0.4895	-0.0053
C46	0.4998	0.5015	0.0017
C47	0.5758	0.5736	-0.0022
C48	0.6218	0.6203	-0.0015

从表 6 可看出,误差值均小于 0.01,如图 8 所示。因此,改进的 BP 小波神经网络模型具有更加理想的泛化能力和评估可靠性。

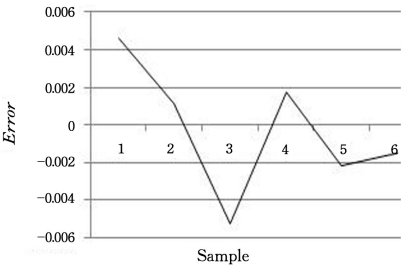


图 8 检测样本数据误差放大图
Fig. 8 Enlarged view of test sample data error

4 实例验证

以供应链某核心制造企业总装车间为背景开展实例验证,通过现场实践获取生产数据。该企业车型众多、质量和生产体系完整、工艺技术领先,集研发、设计、零部件生产、整车装配、销售、售后于一体,上下游企业分布在国内外多个地区。

4.1 数据收集

根据表 1 所列供应链风险指标体系,通过线上、线下调研,收到 295 份调查结果,风险因素投票量从高到低依次为 C21,C27,C23,C28,C25,C26,C33,C34,C6,为了便于仿真分析,将其依次定义为风险指标 C1,C2,C3,C4,C5,C6,C7,C8,C9。由 7 位专家根据表 2 为风险评分,结果如表 7 所列,进而开展预测评价。

表 7 风险评估输入输出值及误差
Table 7 Input and output value and error

Sample	Value from Experts					Output value	Error
	1	2	9	Expectations			
C1	0.91	0.69	...	0.85	0.8031	0.8034	0.0003
C2	0.55	0.69	...	0.58	0.6945	0.6965	0.0020
C3	0.83	0.61	...	0.82	0.7502	0.7485	-0.0017
C4	0.55	0.71	...	0.70	0.5569	0.5557	-0.0012
C5	0.31	0.45	...	0.43	0.4227	0.4238	0.0011
C6	0.57	0.49	...	0.61	0.5339	0.5345	0.0006
C7	0.44	0.57	...	0.46	0.5155	0.5134	-0.0021
C8	0.57	0.57	...	0.65	0.5716	0.5698	-0.0018
C9	0.89	0.73	...	0.7	0.6369	0.6328	-0.0041

由表 7 可知,C1 为极高风险指标,C2,C3,C9 为高风险指标,C4,C5,C6,C7,C8 为一般风险指标。

4.2 仿真结果及分析

将表 7 中的数值输入训练模型进行 Matlab 仿真,得到表 7 后两列的输出值、误差值和图 9 的分析结果。由表 7

可知,最大误差绝对值为 0.0041,证明改进模型具有可靠性。

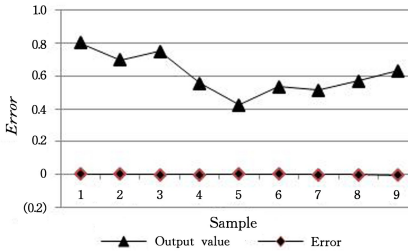


图 9 样本输出及误差图
Fig. 9 Sample output and error

结束语 本文以汽车供应链风险为研究对象,开展风险识别和评价研究等相关工作,得出以下结论:

(1)通过构建 SCOR 模型开展风险识别,得到了 48 种风险,进而通过调查问卷对风险进行分析,利用协调度进行风险筛选,去除不必要的 6 种风险,构建了风险指标体系。

(2)在增加动量的模型中引入小波理论,经对比分析发现,本文提出的评价模型在收敛速度上具有明显优势。

(3)实际案例验证了改进 BP 小波神经网络评价模型仿真结果的相对误差均小于 0.0001,得出利用 BP 小波神经网络法作为评价方法,计算速度更快,且结果输出值与期望值更加接近,证明了其实用性以及可靠性。

供应链风险的影响因素众多,风险指标体系动态变化,在时间上具有局限性。受篇幅的限制,在此没能阐述有关风险控制的研究成果,有待进一步研究。

参 考 文 献

[1] WEI R R. Research on Collaborative Innovation Risk of Automotive Supply Chain Based on BP Neural Network[D]. Luoyang:Henan University of Science and Technology,2020.

[2] GAO J,WANG X. Contract Design and Decision of Relational Supply Chain with Uncertainty of Supply and Demand[J]. Chinese Journal of Management Science,2016,24(12):127-138.

[3] GUAN S Y. Study on Risk Assessment of Sustainable Supply Chain Based on BP Neural Network[D]. Qinhuangdao:Yanshan University,2018.

[4] YANG Z Y. Risk Identification and Control Countermeasures of Auto Parts Supply Chain[J]. China Hi-technology,2020,(12):104-105.

[5] CHOPRA S,SODHI M. Managing Risk to Avoid Supply Chain Breakdown [J]. MIT Sloan Management Review(1532-9194),2004,46(1):53-61.

[6] BLACKHURST J V,SCHEIBE K P,JOHNSON D J. Supply Risk Assessment and Monitoring for the Automotive Industry [J]. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management,2008,38(2):143-165.

[7] LI J S. Research on Identification of Supply Risk in Automobile Manufacturing Industry[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology,2010.

[8] LEE D H,PARK D. An Efficient Algorithm for Fuzzy Weighted Average[J]. Fuzzy Sets and Systems,1997,87(1):39-45.

[9] NGA I. Fuzzy Decision Support System for Risk Analysis in

Ecommerce Development[J]. Decision Support Systems,2005,40(2):235-255.

[10] XU Y,LIU Q M,ZHOU L S. Study on Decision Making of Closed-loop Double-Channel Recycling Supply Chain Based on Game Theory[J/OL]. Journal of System Simulation. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3092.V.20210129.1742.008.html>.

[11] WANG X J. Study on Identification and Evaluation of Supply Chain Risk of Otis Elevator Company[D]. Shihezi:Shihezi University,2020.

[12] CHU C,HUANG J H. Risk Diagnosis of Fresh Agricultural Products Supply Chain Based on Bayes-OWA Hybrid Operator [J]. Journal of Wuhan University of Technology(Information and Management Engineering Edition),2016,38(6):686-689.

[13] UCHE O. Impact of the Integration of Tactical Supply Chain Planning Determinants on Performance[J]. Journal of Manufacturing Systems,2016,5(38):181-194.

[14] SUN D S,XIE D L,GUAN F,et al. Simulation of Incentive Mechanism of Dual-drive Reverse Supply Chain for Waste Products[J]. Journal of System Simulation,2020,32(11):2272-2281.

[15] LIU B. The Risk Identification and Control of the Supply Chain of Automobile Enterprises Based on SCOR Model[D]. Shenyang:Shenyang University,2021.

[16] ZHANG W B,SU Q. Study on Quality Risk Control Decision of Food Supply Chain Based on Fuzzy Multi-objective Programming [J]. Industrial Engineering and Management,2018,23(1):30-37.

[17] ZHAO Q Q. Risk and Countermeasure Analysis of Supply Chain Management in Manufacturing Enterprises[J]. China Logistics & Purchasing,2020(20):77-78.

[18] YAO C J. Risk Assessment of Cross-border E-commerce Logistics Based on BP Neural Network [J]. Economic Research Guide,2017(22):157-159.

[19] PAN M,ZHANG J T,CHEN X D,et al. Research on Automotive Supply Chain Risk Assessment Based on Neural Network [J]. Shanghai Management Science,2019,41(1):99-106.

[20] PU D. Evaluation of Goodwill Value of Cultural Enterprises Based on Wavelet Neural Network[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology,2018.



XU Jia-nan, born in 1997, postgraduate. His main research interests include supply chain management and so on.



ZHANG Tian-rui, born in 1985, Ph.D, associate professor, postgraduate supervisor. His main research interests include intelligent manufacturing and production and operation management.