

文章编号:1001-9081(2013)10-2960-04

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2013.10.2960

基于修正区间模糊 Shapley 值信息产品供应链利益分配算法

卢志刚*, 朱文瑾

(上海海事大学 经济管理学院, 上海 201306)

(*通信作者电子邮箱 lu732000@163.com)

摘要:信息产品供应链参与体面临风险差异,提出区间模糊 Shapley 算法分配信息产品收益以实现公平性。在收益不确定的条件下构造收益模糊值,引入区间模糊 Shapley 值的隶属度函数,给出确定的分配方案。综合考虑各项风险因素对利益分配的影响,采用模糊层次分析法对风险因子进行修正,以确保信息产品供应链的稳定性。

关键词:信息产品供应链;区间模糊 Shapley 值;模糊层次分析法;风险因素修正;利益分配

中图分类号: TP393 文献标志码:A

Profit distribution for information production supply chain based on modified interval-valued fuzzy Shapley value

LU Zhigang*, ZHU Wenjin

(School of Economic Management, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: The members of information production supply chain face different risks. The interval-valued fuzzy Shapley value method was proposed to calculate the distribution of profit to realize fairness. Under the condition of income uncertainty, the fuzzy profit values returns were built and a membership function of interval-valued fuzzy Shapley was introduced. A certain allocation decision was presented. Considering the impact of various risk factors on the distribution of profits, the Fuzzy Analytic Hierarchy Process (AHP) method was adopted to revise the risk factors to ensure the stability of the supply chain of information products.

Key words: supply chain of information production; interval-valued fuzzy Shapley value; fuzzy Analytic Hierarchy Process (AHP); modified risk factors; profit distribution

0 引言

任何可以被数字化的事物都可以成为信息产品^[1]。信息时代的信息产品制造已经不是由一个人或企业所完成,而是由多个企业成员之间的协同合作所构成的供应链来实现。信息产品供应链协作关系本质上是一种合作竞争创新。信息产品供应链收益分配问题是确保供应链能够长期存在的关键问题之一。一个供应链的形成,前提是供应链上下游参与体获得的利益必须大于独自操作时获得的利益。利益分配不合理会导致信息产品供应链上的参与体失衡或互不信任,从而不能充分发挥信息产品供应链的作用,甚至会使供应链解散各个参与体。

关于利益分配问题,国外的学者采用多种方法解决:Bierly 等^[2]提出了基于不同治理模式下技术联盟的利益分配策略,在定量分析利益分配额的同时,加入了定性因素分析;关于技术创新联盟利益分配影响因素研究上,Verspagen 等^[3]经过实地考察,发现化工、食品、和电信方面技术创新联盟中企业利益分配往往采取风险补偿原则,而利益分配是考虑成员承担风险因素,并且分配因子按照成员资源投入等贡献大小来确定。类似的,在国内学者的研究中,研究供应链利益分配的方法也很多。戴建华等^[4]介绍了用于解决多人合作对策问题的 Shapley 值法,并应用到动态联盟伙伴之间的利益分配;张捍东等^[5]应用网络分析法(Analytic Network Process, ANP)确定对影响联盟利益分配的贡献率、风险以及投资额等

因素的权重,进而对基于 Shapley 值法的利益分配策略进行修正;胡盛强等^[6]应用 Shapley 值法相关概念及模型,对四级供应链合作的各方进行了利益分配并对分配结果予以检验,并达到了帕累托最优。

以上基于 Shapley 值的利益分配方法认为企业都是理性的,都能够从整体利益出发,追求供应链的利益最大化。而在现实生活中,自身利益有可能与整体利益形成冲突,此时成员都是利己的,考虑的都是如何实现自身的利益最大化;而且在利益分配中未能考虑参与体联盟利益的不确定,往往造成利益分配的不合理性。本文在供应链参与体各个联盟利益模糊的情况下,构造了区间模糊 Shapley 值,并且充分考虑到各种风险因素,进行区间模糊 Shapley 值的修正,更好地保证供应链上下游参与体利益分配的公平性。

1 问题描述

信息产品供应链上下游参与体之间的竞争与合作是并存的,并在一定时期内表现为信息共享、风险共同承担、互惠互利的关系。

信息产品供应链上的参与体分别属于不同的主体,它们有不同的利益和责任,对信息的掌握也有很大局限性,这会导致它们在风险和利益方面都存在各种程度的冲突。而它们的自身利益和一些行为往往与整个信息产品供应链系统目标不符,这将造成信息产品供应链的系统性能退化和参与体利益受损。实现“共赢”的目标是信息产品供应链运作的核心理

收稿日期:2013-04-22;修回日期:2013-06-20。基金项目:国家社会科学基金资助项目(11CGL102)。

作者简介:卢志刚(1973-),男,湖北京山人,教授,博士,主要研究方向:电子商务、信息管理;朱文瑾(1991-),女,安徽宁国人,硕士研究生,主要研究方向:信息管理。

念,这主要是通过参与体之间的集成和相互合作来实现。

图1所示信息产品供应链的结构以及利益分配过程。信息产品供应链上下游参与体有源代码供应商、软件产品开发商和软件产品代理商。把所有 n 个参与体组成的集合记为 N 。信息产品到达消费者之后,消费者对信息产品进行感性接收、思维加工、同化处理,形成“二次信息”,产生“二次信息”后,就进入应用阶段,以取得消费收益。对于 $N = \{1, 2, \dots, n\}$ 中的每一种联盟 $S \subset N$,都能产生一定的效益 $v(s)$ 。由于不同联盟 S 的收益 $v(s)$ 不确定,所以对于未知联盟,需要对其收益 $\tilde{v}(s)$ 进行模糊估计。

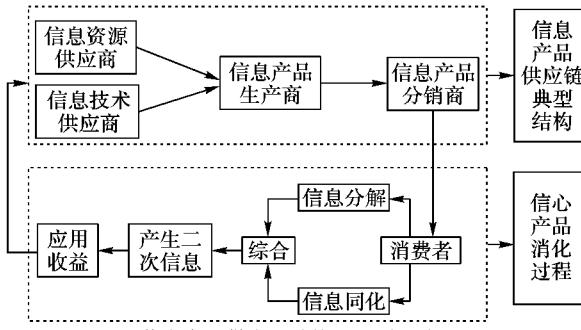


图1 信息产品供应链结构以及利益分配流程

在信息产品供应链中,将联盟 S 的收益 $v(s)$ 的模糊值记为 $\tilde{v}(s)$,则 $v(s) \approx \tilde{v}(s)$ 。

定义1 S 的未知收益 $v(s)$,若 $S = \bigcup_{i=1}^m S_i, S_i \cap S_j = \emptyset$,则把 $\max \sum_i v(s_i)$ 记为 $v(s)$ 的下限,记作 $v_-(s)$ 。其中 m 为所有可能联盟数, $m = 2^{|N|}$ 。

定义2 S 的未知收益 $v(s)$,若 $S \subset S_i$,则把 $\min_{S \subset S_i} \{v(s_i) - v(s_i \setminus s)\}$ 记为 $v(s)$ 的上限,记作 $v_+(s)$ 。

由上述定义1和定义2构造联盟 S 的收益 $v(s)$ 的模糊值,将 $v_+(s)$ 作为其三角隶属函数的上限, $v_-(s)$ 作为下限,平均值为峰值,构造收益 $v(s)$ 的模糊值为:

$$\begin{aligned} \tilde{v}(s) = f(x, v_-(s), \frac{v_-(s) + v_+(s)}{2}, v_+(s)) = \\ \max \left(\min \left(\frac{\frac{x - v_-(s)}{v_-(s) + v_+(s)} - v_-(s)}{2}, \right. \right. \\ \left. \left. \frac{v_+(s) - x}{v_+(s) - v_-(s)} \right) / 2, 0 \right) \end{aligned} \quad (1)$$

2 信息产品供应链利益分配算法

2.1 基于区间模糊Shapley值的方法^[7-8]

现实生活中信息产品供应链很难满足经典Shapley值的两个假设:“1)盟友只能有选择地加入到一个特定的联盟之中,不存在盟友以一定的概率加入某个联盟的情况;2)盟友在合作之前完全清楚地知道不同的合作策略所产生的收益及其分配”^[7],所以引入区间模糊Shapley值的表达式:

定理1 对于信息产品供应链的模糊合作,给定的 $\alpha \in [0, 1]$,存在唯一的区间模糊Shapley值的分配区间 $[\Psi_i(\tilde{v}_\alpha^-), \Psi_i(\tilde{v}_\alpha^+)]$,其中:

$$\begin{aligned} \Psi_i(\tilde{v}_\alpha^-) = \\ \sum_{|s|=1}^n \sum_{i \in S \subset N} \frac{(n - |s|)!(|s|-1)!}{n!} [\tilde{v}_\alpha^-(S) - \tilde{v}_\alpha^-(S \setminus \{i\})] \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \Psi_i(\tilde{v}_\alpha^+) = \\ \sum_{|s|=1}^n \sum_{i \in S \subset N} \frac{(n - |s|)!(|s|-1)!}{n!} [\tilde{v}_\alpha^+(S) - \tilde{v}_\alpha^+(S \setminus \{i\})] \end{aligned} \quad (3)$$

式中: S 是指信息产品供应链联盟 N 中包含个体 i 的所有子集, $|s|$ 是指集合 S 中元素的个数, n 为联盟中参与体的个数。

由此,可以得到在不同显著水平 α 上,区间模糊Shapley值的两个端点,其中左端点为 $\Psi_i(\tilde{v}_\alpha^-)$,右端点为 $\Psi_i(\tilde{v}_\alpha^+)$ 。若将左右两个端点形成的区间构成集合套,则可得到区间模糊Shapley值的隶属函数。

这里有两种情况^[7]需要讨论:1)若对于任意的显著性水平 $\alpha \in [0, 1]$,都有 $\Psi_i(\tilde{v}_\alpha^-) \leq \Psi_i(\tilde{v}_\alpha^+)$,则根据先前构造的区间模糊Shapley值隶属函数找到与 α^* 相对应的分配值区间 $[\Psi_i(\tilde{v}_\alpha^-), \Psi_i(\tilde{v}_\alpha^+)]$,并在区间 $[\Psi_i(\tilde{v}_\alpha^-), \Psi_i(\tilde{v}_\alpha^+)]$ 上选取与 $\tilde{v}(S)^*$ 同侧的数作为 $\Psi_i(\tilde{v}_{\alpha^*})^*$ 。2)若对于任意的显著性水平 $\alpha \in [0, 1]$,都有 $\Psi_i(\tilde{v}_\alpha^-) > \Psi_i(\tilde{v}_\alpha^+)$,则同样根据先前构造的区间模糊Shapley值隶属函数找到与 $1 - \alpha^*$ 相对应的分配区间 $[\Psi_i(\tilde{v}_\alpha^+), \Psi_i(\tilde{v}_\alpha^-)]$,并在区间 $[\Psi_i(\tilde{v}_\alpha^+), \Psi_i(\tilde{v}_\alpha^-)]$ 上选取 $\tilde{v}(S)^*$ 异侧的数作为 $\Psi_i(\tilde{v}_{\alpha^*})^*$ 。

这里总收益 $\tilde{v}(S)^*$ 所对应的区间模糊Shapley值就为 $\Psi_i(\tilde{v}_{\alpha^*})^*$ 。

2.2 基于模糊层次分析法的风险修正

Shapley值法认为供应链上下游参与体承担的风险是均等的,而实际情况往往与理论不同,他们之间会存在承担差异,承担风险较大的成员得到的回报较多。

信息产品供应链系统中存在的风险因素主要包括解散风险 R_B (供应链竞争力薄弱、收益分配失衡等),合作风险 R_C (供应链参与体之间存在企业文化差异),信息风险 R_I (获得信息不全面),市场风险 R_M (市场竞争程度的变化)以及技术风险 R_T (复杂和成熟的技术)。

利用模糊层次分析法(Fuzzy AHP)中的模糊互补判断矩阵:若 $P = (p_{ij})_{n \times n}$ 是一个模糊互补判断矩阵, $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 是 P 的排序向量,则 W 满足:

$$w_i = \frac{1}{n} \left(\sum_{j=1}^n a_{ij} + 1 - \frac{n}{2} \right); i = 1, 2, \dots, n$$

w_i 也称为每个风险因素的权重。计算每个参与体的风险因子 $r_i = \sum_{j=1}^n w_j R_{ij}$ ($i = 1, 2, \dots, n$)。

将所求得的各个参与体的风险因子 r_i 进行归一化,得到向量 T 。在加入风险因子修正后,参与体*i*承担的风险 t_i 与每个参与体平均分摊的风险 $1/n$ 的差值:

$$\Delta t_i = t_i - \frac{1}{n}, \sum_{i=1}^n \Delta t_i = 0$$

则信息产品供应链系统参与体收益分配补偿值为 $\Delta \Psi_i(v) = \Psi_i(v) \times \Delta t_i$ 。在综合考虑风险因素的情况下,信息产品供应链系统参与体*i*所得的收益为

$$\Psi_i(v)' = \Psi_i(v) + \Delta \Psi_i(v) = \Psi_i(v) \left[1 + \left(t_i - \frac{1}{n} \right) \right] \quad (4)$$

2.3 区间模糊Shapley值的算法步骤

1)根据定义1和定义2确定未知收益的上下限,将模型中的支付函数根据式(1)用三角模糊数表示。

2)从 $\alpha = 0$ 开始,步长为0.1,取不同的 α 值,得到信息产品供应链*n*个上下游参与体的三角模糊支付函数的 α 截集。

3)根据步骤2)求出的不同显著性水平下的 α 截集,运用定理1中给出的算法和式(2)、(3),求解出不同显著性水平下支付函数的区间模糊Shapley值的取值区域,构造出一个数据查找表。

4)上下游参与体根据步骤3)中的区间模糊Shapley值隶属函数进行决策。

5)考虑到一个具有 n 个上下游参与体合作的总收益,需要明确在合作结束之后如何将所获得的收益以确定的形式分配给各个参与体。

(a)假设特定 n 人合作的总收益为 $\tilde{v}(S)^*$,在表2中查找最接近 $\tilde{v}(S)^*$ 的端点 a_1, a_2 ,以及所对应的 α 值,记为 α_1, α_2 ;(注意收益值是位于三角支付函数 α 截集中心位置的哪一侧);

(b)由线性函数的比例性质求出相对应的 α^* :

$$\frac{\alpha_1 - \alpha_2}{a_1 - a_2} = \frac{\alpha^* - \alpha_2}{\tilde{v}(S)^* - a_2};$$

(c)用(b)中相同的方法求出 n 个上下游参与体与 α^* 对应的区间模糊Shapley值的取值区域;

(d)确定分配方案。

6)风险因素的修正:

(a)假设每个参与体承担的各种风险为 R_{ik} ,利用模糊互补判断矩阵求出各个风险权重。

(b)由公式 $r_i = \sum_{j=1}^n w_j R_{ij}$ ($i = 1, 2, \dots, n$)求出风险因子。

进行归一化,得到向量 T 。

(c)将 t_i 代入式(4)中,求得各个参与体修正后所得到的收益值。

3 实例分析

作如下假设:某信息产品供应链包括源代码供应商A、软件产品开发商B、软件产品代理商C。若三方独自进行研发销售,则成员A收益约2个单位量纲,B收益约2个单位量纲,C收益约1个单位量纲。若A、B合作,收益约为7;若B、C合作,

收益约为4;若A、C合作,收益约为5;而若A、B、C三家合作,则收益值会更大,约15。假设一个不完全市场条件下,源代码供应商A所面临的市场风险最大,软件开发商B面临较大的合作风险和解散风险,而软件产品代理商C面临最大的风险就是解散风险。经典的Shapley值法讨论的参与体各方都是全心投入时的利益分配方案,当不能准确量化参与体的努力或投入程度时,引入区间模糊Shapley值的方法。

1)用三角模糊数来表示模型中的支付函数:

$$\begin{aligned}\mu_A(\tilde{v}) &= \begin{cases} \tilde{v} - 1, & \tilde{v} \in [1, 2] \\ 3 - \tilde{v}, & \tilde{v} \in (2, 3] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ \mu_B(\tilde{v}) &= \begin{cases} \tilde{v} - 1, & \tilde{v} \in [1, 2] \\ 3 - \tilde{v}, & \tilde{v} \in (2, 3] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ \mu_C(\tilde{v}) &= \begin{cases} \tilde{v} - 0, & \tilde{v} \in [0, 1] \\ 2 - \tilde{v}, & \tilde{v} \in (1, 2] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ \mu_{AB}(\tilde{v}) &= \begin{cases} (\tilde{v} - 2)/5, & \tilde{v} \in [2, 7] \\ (10 - \tilde{v})/3, & \tilde{v} \in (7, 10] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ \mu_{AC}(\tilde{v}) &= \begin{cases} (\tilde{v} - 3)/2, & \tilde{v} \in [3, 5] \\ (7 - \tilde{v})/2, & \tilde{v} \in (5, 7] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ \mu_{BC}(\tilde{v}) &= \begin{cases} (\tilde{v} - 1)/3, & \tilde{v} \in [1, 4] \\ (6 - \tilde{v})/2, & \tilde{v} \in (4, 6] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ \mu_{ABC}(\tilde{v}) &= \begin{cases} (\tilde{v} - 10)/5, & \tilde{v} \in [10, 15] \\ (20 - \tilde{v})/5, & \tilde{v} \in (15, 20] \\ 0, & \text{其他} \end{cases}\end{aligned}$$

2)以步幅宽度为0.1在区间[0,1]内改变置信度 α ,可得三角模糊支付函数的 α 的截集,如表1所示。

3)通过计算得到表2。

表1 基于三角模糊数的 α 截集

$\tilde{v}(s)$	α								
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
$\tilde{v}(A)$	[1.1, 2.9]	[1.2, 2.8]	[1.3, 2.7]	[1.4, 2.6]	[1.5, 2.5]	[1.6, 2.4]	[1.7, 2.3]	[1.8, 2.2]	[1.9, 2.1]
$\tilde{v}(B)$	[1.1, 2.9]	[1.2, 2.8]	[1.3, 2.7]	[1.4, 2.6]	[1.5, 2.5]	[1.6, 2.4]	[1.7, 2.3]	[1.8, 2.2]	[1.9, 2.1]
$\tilde{v}(C)$	[0.1, 1.9]	[0.2, 1.8]	[0.3, 1.7]	[0.4, 1.6]	[0.5, 1.5]	[0.6, 1.4]	[0.7, 1.3]	[0.8, 1.2]	[0.9, 1.1]
$\tilde{v}(AC)$	[3.2, 6.8]	[3.4, 6.6]	[3.6, 6.4]	[3.8, 6.2]	[4.0, 6.0]	[4.2, 5.8]	[4.4, 5.6]	[4.6, 5.4]	[4.8, 5.2]
$\tilde{v}(AB)$	[2.5, 9.7]	[3.0, 9.4]	[3.5, 9.1]	[4.0, 8.8]	[4.5, 8.5]	[5.0, 8.2]	[5.5, 7.9]	[6.0, 7.6]	[6.5, 7.3]
$\tilde{v}(BC)$	[1.3, 5.8]	[1.6, 5.6]	[1.9, 5.4]	[2.2, 5.2]	[2.5, 5.0]	[2.8, 4.8]	[3.1, 4.6]	[3.4, 4.4]	[3.7, 4.2]
$\tilde{v}(ABC)$	[10.5, 19.5]	[11.0, 19.0]	[11.5, 18.5]	[12.0, 18.0]	[12.5, 17.5]	[13.0, 17.0]	[13.5, 16.5]	[14.0, 16.0]	[14.5, 15.5]

表2 不同置信度 α 上区间模糊Shapley值的取值区域

区间模糊 Shapley	α								
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
$\Psi_A(v)$	[4.183, 7.483]	[4.367, 7.300]	[4.550, 7.117]	[4.733, 6.933]	[4.917, 6.750]	[5.100, 6.567]	[5.283, 6.383]	[5.467, 6.200]	[5.650, 6.017]
$\Psi_B(v)$	[3.233, 6.983]	[3.467, 6.800]	[3.700, 6.617]	[3.933, 6.433]	[4.167, 6.250]	[4.400, 6.067]	[4.633, 5.883]	[4.867, 5.700]	[5.100, 5.517]
$\Psi_C(v)$	[3.083, 5.033]	[3.167, 4.900]	[3.250, 4.767]	[3.333, 4.633]	[3.400, 4.500]	[3.467, 4.367]	[3.533, 4.233]	[3.600, 4.100]	[3.667, 3.967]

4)供应链参与体根据表2得到的区间模糊Shapley值进行决策:参与体A期望得到较高的可靠度,会选择 $\alpha = 0.9$ 时的情形,作乐观估计,其收益应当在6.017个单位量纲,从计算过程来看,显然高于参与体独立时或者两方合作获得的收益。同理,对于参与体B、C也是一样。所以,三方合作是最优

选择。

5)确定最终的收益分配:

(a)假设供应链实际获得的总收益为17.3。由表1可知,总收益17.3介于17.5与17.0之间,所以显著性水平 α^* 位于0.5和0.6之间,且位于 α 截集中心位置的右侧。

(b) 由 $\frac{0.5 - 0.6}{17.5 - 17.0} = \frac{\alpha^* - 0.6}{17.3 - 17.0}$, 得出 $\alpha^* = 0.54$ 。再次利用这种性质, 很容易得到参与体 A 的区间模糊 Shapley 值与 $\alpha^* = 0.54$ 对应的取值区域为 [4.990, 6.677]。

(c) 同理可以求得参与体 B、C 在 $\alpha^* = 0.54$ 的情况下, 各自所对应的区间模糊 Shapley 值的取值区域分别为 [4.260, 6.177] 和 [3.427, 4.447]。

(d) 把区间模糊 Shapley 值取值区间的右端点作为参与体的收益值: 即 A 的收益值为 6.677 个单位量纲, B 收益值为 6.177 个单位量纲, C 收益值为 4.447 个单位量纲。

6) 计算风险因子:

(a) 假设经专家打分, 参与体 A 面临的各种风险分别为 {63, 21, 50, 29, 42}, 参与体 B 面临的各种风险分别为 {29, 17, 71, 25, 67}, 参与体 C 面临的各种风险分别为 {46, 38, 42, 34, 55}。根据模糊标度得出每个参与体的模糊互补判断矩阵如下:

$$\begin{aligned} Q_A &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0.3 & 0.6 & 0.9 & 0.7 \\ 0.7 & 0.5 & 0.1 & 0.3 & 0.5 \\ 0.4 & 0.9 & 0.5 & 0.6 & 0.3 \\ 0.1 & 0.7 & 0.4 & 0.5 & 0.5 \\ 0.3 & 0.5 & 0.7 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix} \\ Q_B &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0.7 & 0.1 & 0.6 & 0.3 \\ 0.3 & 0.5 & 0.5 & 0.2 & 0.4 \\ 0.9 & 0.5 & 0.5 & 0.7 & 0.6 \\ 0.4 & 0.8 & 0.3 & 0.5 & 0.1 \\ 0.7 & 0.6 & 0.4 & 0.9 & 0.5 \end{bmatrix} \\ Q_C &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0.4 & 0.7 & 0.5 & 0.5 \\ 0.6 & 0.5 & 0.3 & 0.8 & 0.2 \\ 0.5 & 0.7 & 0.5 & 0.5 & 0.3 \\ 0.4 & 0.2 & 0.5 & 0.5 & 0.7 \\ 0.5 & 0.8 & 0.7 & 0.3 & 0.5 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

用 Matlab 编程, 以参与体 A 为例:

$$\begin{aligned} W_a &= \frac{1}{5} * (A * (\text{ones}(5,1)) + \\ &\quad (\text{ones}(5,1)) - \frac{5}{2} * (\text{ones}(5,1))) \end{aligned}$$

求出 A 的各个风险的权重 $W_a = (0.3, 0.12, 0.24, 0.14, 0.2)$; 同理, B 的各个风险的权重为 $W_b = (0.14, 0.08, 0.34, 0.12, 0.32)$ 以及 C 的各个风险的权重为 $W_c = (0.22, 0.18, 0.2, 0.16, 0.26)$ 。

(b) 计算风险因子:

$$\begin{aligned} r_A &= 63 \times 0.3 + 21 \times 0.12 + 50 \times 0.24 + 29 \times 0.14 + \\ &\quad 42 \times 0.2 = 45.88 \\ r_B &= 29 \times 0.14 + 17 \times 0.08 + 71 \times 0.34 + 25 \times 0.12 + \\ &\quad 67 \times 0.32 = 54 \\ r_C &= 46 \times 0.22 + 38 \times 0.18 + 42 \times 0.2 + 34 \times 0.16 + \\ &\quad 55 \times 0.26 = 45.1 \end{aligned}$$

将 r_A, r_B, r_C 进行归一化, 可得到向量 $T = (t_A, t_B, t_C) = (0.31, 0.37, 0.32)$ 。

(c) 代入式(4)得到:

$$\Psi_A(v)' = 6.677 \times \left[1 + \left(0.31 - \frac{1}{3} \right) \right] = 6.521$$

$$\Psi_B(v)' = 6.177 \times \left[1 + \left(0.37 - \frac{1}{3} \right) \right] = 6.403$$

$$\Psi_C(v)' = 4.447 \times \left[1 + \left(0.32 - \frac{1}{3} \right) \right] = 4.387$$

如表 3 数据所示, 经过风险因子修正后, 信息产品供应链参与体 B 实际得到的利益分配值高于基础收益值, 而 A、C 则得到的则要低于基础收益值, 这与它们所面临的风险因素相关, 从而较好地反映了现实情况。

表 3 区间模糊 Shapley 值与修正后的 Shapley 值的比较

参与体	不进行合作的收益	区间模糊 Shapley 值	修正后的收益
A	2	6.677	6.521
B	2	6.177	6.403
C	1	4.447	4.387

4 结语

本文考虑到信息产品供应链上下游参与体之间的合作收益的模糊性, 提出构造收益的模糊值, 用三角模糊数来表示支付函数, 并由此得到相应的区间模糊 Shapley 值, 在此基础上进一步确定收益分配方案。此外, 考虑到供应链上不同参与体所面临的风险差异, 采用基于 Fuzzy AHP 方法求得各个参与体相对应的风险因子, 对之前所求的收益进行修正, 确保信息产品供应链上下游参与体利益的公平分配和整个信息产品供应链发展的稳定。在计算各个风险因素的权重时, 可以有很多种计算方法, 本文选用了 Fuzzy AHP 方法, 在后续研究中, 可以考虑其他计算权重的方法, 对比分析之后找到最合适的一种。

参考文献:

- [1] 汪蓉, 季建华. 信息产品供应链的战略成因及其结构特征研究 [J]. 上海管理科学, 2008, 30(1): 23–26.
- [2] BIERLY P E, COOMBS E. Equity alliance, stages of product development and alliance instability [J]. Journal of Engineering and Technology Management, 2004, 21(3): 191–214.
- [3] VERSPAGEN B, GEERT D. The small world of strategy technology alliances [J]. Technovation, 2004, 24(2): 563–571.
- [4] 戴建华, 薛恒新. 基于 Shapley 值法的动态联盟伙伴企业利益分配策略 [J]. 中国管理科学, 2004, 12(4): 33–36.
- [5] 张捍东, 严钟, 方大春. 应用 ANP 的 Shapley 值法动态联盟利益分配策略 [J]. 系统工程学报, 2009, 24(2): 205–211.
- [6] 胡盛强, 张毕西, 关迎莹. 基于 Shapley 值法的四级供应链利润分配 [J]. 系统工程, 2009, 27(9): 49–54.
- [7] 刘天虎, 许维胜, 吴启迪. 基于动态模糊联盟合作博弈的区间模糊 Shapley 值 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(4): 13–17.
- [8] 谭春桥. 基于 Choquet 延拓具有区间模糊联盟 n 人对策的 Shapley 值 [J]. 系统工程学报, 2010(4): 451–458.
- [9] 易欣, 张飞涟, 邱慧. 不确定 AHP 和 Shapley 值应用于投标联合体利益分配 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(27): 194–199.
- [10] 雷勋平, QIU R. Shapley 值法的改进及其应用研究 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(7): 23–25.
- [11] XU X F, RUAN A Q. The construction of Shapley value in cooperative game and its application on enterprise alliance [J]. Physics Procedia: Part B, 2012, 24: 1377–1384.
- [12] NISHIDE K, TIAN Y. Compensation measures for alliance formation: A real options analysis [J]. Economic Modeling, 2011, 28(1): 219–228.