

文章编号: 2095-2163(2022)02-0006-08

中图分类号: TP391.9; F724.6

文献标志码: A

基于混合交叉赋权的多属性电商信用评价模型

鲁佳俐, 倪 静

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: 针对电商平台交易信用评价不全面、线上交易质量不高等问题, 本文提出涵盖商品信息、用户交易评价信息、服务质量、商户资质 4 个维度的电商信用评价体系, 构建基于信息因子修正的多属性电商信用评价模型。模型引入改进 CRITIC (Criteria Importance Though Intercriteria Correlation) 法, 实现指标的客观赋权, 构建信息因子修正 G1 赋权, 得到主客观混合交叉权重。采用 VIKOR 法, 解决了最大群体效用和最小个体遗憾问题, 有效提升交易成功率和平台用户粘性。案例分析表明, 与其它评价模型相比, 所提模型在综合性及决策灵活性方面表现更优。

关键词: 电商信用; 改进 CRITIC; G1; 混合交叉权重; VIKOR

A multi-attribute e-commerce credit evaluation model based on mixed cross weighting

LU Jiali, NI Jing

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

[Abstract] Aiming at the problems of incomplete transaction credit evaluation of e-commerce platforms and low online transaction quality, this paper proposes an e-commerce credit evaluation system covering four dimensions, including commodity information, user transaction evaluation information, service quality and merchant qualification, and constructs a multi-attribute e-commerce credit evaluation model based on information factor modification. The model introduces improved CRITIC (Criteria Importance Though Intercriteria Correlation) method to achieve objective weighting of indicators, and constructs information factor modified G1 weighting to get subjective and objective mixed cross weight. VIKOR method is adopted to solve the problems of maximum group utility and minimum individual regret, which effectively improves the success rate of transactions and platform user stickiness. The case study shows that compared with other evaluation models, the proposed model performs better in comprehensiveness and decision-making flexibility.

[Key words] e-commerce credit; improved CRITIC; G1; mixed cross weighting; VIKOR

0 引言

随着电子商务技术水平的不断发展, 线上交易中的信用问题对平台交易质量和用户体验感的影响也越发凸显。2020 年的“双十一”, 伴随各电商平台的交易额再创新高的同时, 有关“消费维权”类的投诉信息也居高不下, 四大“老问题”和八大“新风险”均与商户信用相关^[1]。

电商信用评价体系是指买卖双方在线上平台进行交易后, 对该交易过程的一系列反馈机制反映出双方的信用状况。对于电商信用研究方面, 王兴标等^[2]认为, 系统质量、信息质量、产品质量、服务质

量均不同程度影响消费者感知信任; Meilatinova^[3]认为, 信任与满意度对回购意愿和口碑有正向影响, 且信任与满意度同时受到声誉和信息质量的正向影响; FAN 等^[4]识别了电子商务中消费者信任驱动因素之间的相互依赖性, 且证实信任倾向是消费者信任的最重要决定因素; 张朝晖等^[5]通过交易成功率及购买推荐度构建信任关系矩阵计算全局信用度, 构建信用评价模型; 霍红等^[6]从基本信息、交易信息、产品因素、物流因素 4 个维度, 采用直觉模糊层次分析, 对零售电子商务商家信用进行研究; 王晗等^[7]将电商交易整体流程划分为交易前、中、后 3 个阶段, 提出基于交易三阶段的电商信用评价模型; 刘

基金项目: 教育部人文社会科学基金(19YJAZH064)。

作者简介: 鲁佳俐(1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 决策分析、社会网络; 倪 静(1972-), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 企业信息化、在线社会网络、优化算法。

通讯作者: 倪 静 Email: nijing501@126.com

收稿日期: 2021-12-21

雅潇等^[8]认为,信用评估是根据若干原始资料,通过综合考察影响因素并用严谨的分析方法给出信用等级。

对于评价模型决策方法研究方面,江义火等^[9]引入信用积分法,对电商交易商品价格进行区间划分,提出基于决策分析的电商交易信用度评价方法;吴澎等^[10]对语言评论信息,采用群决策方法对电商信用风险进行研究;孙向宇等^[11]将层次属性模型方法与灰色评价方法相结合,解决了多属性决策过程中一致性判断与评价结果不客观的问题;杜志平^[12]建立了超效率 DEA-IAHP 法的电商物流企业绩效评价方法。

大部分电商平台对于商户的信用度评价计量方式沿用 eBay 网所采用的方法,即仅按照已进行交易行为的买方用户的评价极性来进行评估^[13],未考虑商户其它相关属性的影响。由于网络规模不断扩大,电商平台用户数量呈现快速增长趋势,原本平台使用的信用评价体系及其评价机制的弊端越来越显现,由此导致交易体验感变差及交易质量的下降,从而影响成交量,可能最终会导致整个平台声誉变差,用户忠诚度下降。

现有的电商信用评价方法主要有两方面的问题:一方面,沿用过去信用累计评价算法,根据用户电商信用评价性质进行累加,所参考的数据单一,评价方法简单,不能全面反映电商商户实际信用;另一方面,所构建的电商信用评价指标体系不够全面不够科学,赋权方法过于主观或客观,综合评价部分未考虑决策者个性偏好。针对电商信用评价问题,本文从商品信息、用户交易评价信息、服务质量信息、商户资质信息 4 个维度出发,构建多属性电商信用评价体系,提出一种基于信息因子修正混合交叉赋权的多属性电商信用评价模型。该模型能更全面、科学、有效地对多属性电商商户的信用进行综合评价,从而提升用户交易质量及交易成功率。

1 电商信用评价指标体系

电商信用评价指标体系的构建,需要通过多维度、多角度、客观实用、科学有效地对信用进行衡量。因此,本文参考文献[14-16]中提出的部分指标,并根据当前电商平台上用户可直接看到的属性指标进行补充,利用商品信息、用户交易评价信息、服务质量信息、商户资质信息进行构建。电商信用评价指标,见表 1。

表 1 电商信用评价指标

Tab. 1 E-commerce credit evaluation indicators

目标层	准则层	指标层	指标性质
电商信用 评价	商品信息 (A)	商品收藏数 (A1)	正向
		月平均价格 (A2)	负向
		月内销量 (A3)	正向
		月销售额 (A4)	正向
	用户交易 评价信息 (B)	评论数量 (B1)	正向
		追加评论数量 (B2)	正向
		评论描述相符 (B3)	正向
		评论服务态度 (B4)	正向
		评论物流服务 (B5)	正向
	服务质量 信息 (C)	纠纷退货率 (C1)	负向
		仅退款自主完结时长 (C2)	负向
	商户资质 信息 (D)	退货退款自主完结总时长 (C3)	负向
		退款自主完结率 (C4)	正向
		开店年限 (D1)	正向
		资质认证 (D2)	正向
		注册资本 (D3)	正向
商品种类 (D4)		正向	
历史信用度 (D5)		正向	
店铺粉丝数 (D6)		正向	
店铺收藏数 (D7)	正向		
店铺月销量 (D8)	正向		

2 模型构建

2.1 评价指标标准化处理

假设:电商信用评价指标体系有 m 家待评价商户 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$; n 项信用评价指标 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$; y_{mn} 为各商户评价指标值。不同评价指标类型和量纲各不相同,故需要对原始评价矩阵中的指标值进行标准化处理,由此得到标准化评价矩阵 $X = (x_{ij})_{m \times n}$ 。

其中, x_{ij} 为效益型指标时:

$$x_{ij} = \frac{y_{ij} - \min(y_{ij})}{\max(y_{ij}) - \min(y_{ij})} \quad (1)$$

x_{ij} 为成本型指标时:

$$x_{ij} = \frac{\max(y_{ij}) - y_{ij}}{\max(y_{ij}) - \min(y_{ij})} \quad (2)$$

2.2 权重确定方法

评价模型构建主要分为指标赋权与待评价对象排序两个方面。指标赋权又可以分为主观赋权、客观赋权以及组合赋权。其中,主观赋权的缺陷在于

受评价者本身的专业局限和主观偏好影响,导致偏差,从而降低结果可靠性;客观赋权主要根据数据分布特征进行分析赋权,而无法体现专家意见。因此,本文引入改进 CRITIC 法中信息因子修正 G1 赋权法(ICRITIC-G1),构建兼顾主客观意义的混合交叉权重,由此可提高决策准确性。

2.2.1 引入信息因子的改进 CRITIC 法

CRITIC (Criteria Importance Though Intercriteria Correlation) 方法^[17]是一种客观赋权方法,该方法的主要思想是考虑同一指标数据的对比强度与不同指标间数据的冲突性。原 CRITIC 方法在确定信息量的过程中,在考虑标准差时,并未考虑到标准差易受数据量纲及均值影响。基于实际数据特征表达单一的问题,故在原 CRITIC 方法基础上,引入信息熵构成的差异系数、标准差与平均值构成的变异系数,以及改进冲突系数的概念。差异系数反映指标间的离散性,而变异系数反映了指标对比强度,改进冲突系数弥补了在计算过程中相关系数的政府性所反映的冲突程度。利用融合指标数据间的离散程度、对比强度及冲突程度,构建指标信息因子。具体步骤为:

(1) 计算指标间相关系数:

r_{jk} 为第 j 项指标和第 k 项指标之间的相关系数,公式为:

$$r_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^m (x_{ik} - \bar{x}_k) (x_{ij} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{ik} - \bar{x}_k)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}} \quad (3)$$

$$\bar{x}_k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ik} \quad (4)$$

其中, \bar{x}_k 为待评价对象第 k 项指标的均值。

(2) 计算第 j 项指标的改进冲突系数 G_j :

$$G_j = \sum_{k=1}^n (1 - |r_{kj}|) \quad (5)$$

(3) 计算第 j 项指标的信息熵值 E_j : 信息熵用来表示系统的混乱程度,其计算公式为:

$$E_j = -k \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln(p_{ij}) \quad (6)$$

其中, $k = \frac{1}{\ln(m)}$, $p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}}$ 且规定 $p_{ij} = 0$ 时,

$p_{ij} \ln(p_{ij}) = 0$ 。

(4) 计算第 j 项指标的差异系数 D_j :

$$D_j = 1 - E_j \quad (7)$$

(5) 计算第 j 项指标的变异系数 φ_j :

$$\varphi_j = \frac{\sigma_j}{x_j} \quad (8)$$

其中, σ_j 为第 j 项指标的标准差。

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)^2} \quad (9)$$

(6) 计算第 j 项指标信息因子 C_j :

$$C_j = (\varphi_j + D_j) \times G_j \quad (10)$$

(7) 计算第 j 项指标的客观权重 v_j :

$$v_j = \frac{C_j}{\sum_{j=1}^n C_j} \quad (11)$$

2.2.2 G1 赋权法

针对层次分析法存在的问题,郭亚军等^[18]提出了一种无需一致性检验的赋权方法---G1 赋权法。其主要思想是通过专家对指标进行排序,反映指标的重要程度。该方法的实现步骤如下:

(1) 通过专家访谈,根据专家给出的意见对指标按照重要程度进行排序。由专家确定的指标顺序计算相邻指标 I_{k-1} 和 I_k 之间的重要程度比例 Z_k 。

(2) 根据 Z_k 计算 G1 赋权法的权重:

$$h_k = \frac{1}{1 + \sum_{k=2}^n \prod_{i=k}^n z_i} \quad (12)$$

其中, h_k 为第 k 项指标的 G1 法权重。

(3) 由 h_k 可确定第 $n-1, n-2, \dots, 3, 2$ 项指标的权重 h^* :

$$h_{k-1}^* = z_k h_k, k = n, n-1, \dots, 3, 2 \quad (13)$$

2.2.3 基于改进 CRITIC 信息因子修正 G1 赋权法

为了避免单一赋权法所带来的主观影响或忽略指标数据实际意义的问题,本文通过改进 CRITIC 法,引入信息因子 C_j , 来确定同一准则层下相邻指标的重要程度之比;再由修正的 G1 赋权法中得到相邻指标重要程度之比 z_j ;由此构建了基于信息因子修正的混合交叉赋权法,来确定评价体系的指标权重。该方法既可以体现专家主观因素,又能反映客观数据关联信息优化赋权。实现步骤如下:

(1) 由专家根据自身偏好及经验,对同一准则层下评价指标的重要程度进行排序,即对集合 $\{I_j\}$ ($j = 1, 2, \dots, n$) 中的元素按重要性进行排序,可表示为 $I_{i1} > I_{i2} > \dots > I_{ik} > \dots > I_{in}$ 。其中,重要程度最高的指标为 I_{i1} 、最低的指标为 I_{in} 。

(2) 利用改进 CRITIC 法,计算各指标的信息因子 C_j 。引入信息因子修正指标 I_{ik} 与 I_{ik+1} 的重要程度比值 z_k :

$$z_k = \begin{cases} C_k/C_{k+1}, & C_k > C_{k+1} \\ 1, & C_k \leq C_{k+1} \\ - , & C_{k+1} \text{ 不存在} \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

(3) 确定第 k 项评价指标的 G1 赋权法权重:

$$o_k = \frac{1}{1 + \sum_{k=2}^n \prod_{i=k}^n z_i} \quad (15)$$

(4) 由上述权重 h_k 可得第 $k-1, k-2, \dots, 3, 2$ 项指标的权重:

$$V_{k-1} = o_k V_k, \quad k = n, n-1, \dots, 3, 2 \quad (16)$$

(5) 计算各层指标对于目标层的权重 W_k :

$$W_k = V \times O \quad (17)$$

其中, V 为指标层指标进行混合交叉赋权得到的权重, O 为准则层指标进行混合交叉赋权得到的权重。

(6) 由上式可得主客观混合交叉权重, 按原指标顺序进行排序后, 可得到权重向量 W :

$$W = [W_1, W_2, \dots, W_j, \dots, W_n], \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (18)$$

2.3 综合评价排序选择

由于电商信用评价属于多属性决策, 由于 VIKOR (Vise Kriterijumska Optimizacija Kompromisno Resenje) 法^[19] 综合考虑了最大化群体效用和最小化个体遗憾, 同时 VIKOR 方法中的决策系数体现了决策者在决策时的个性偏好, 由此更能体现模型的科学性及灵活性。

2.3.1 VIKOR 方法

VIKOR 是一种常用的多属性综合评价方法, 主要通过确定正负最理想解, 计算每个待评价对象与理想解的距离, 并对其进行赋权, 计算其群体效用值、个体遗憾值、折中值, 根据最终计算结果对评价对象进行排序, 得到带有优先序的折中方案。该方法适用于决策者面对多属性问题进行决策时犹豫不决且能够接受折中方案的情况。具体实现步骤为:

(1) 确定正负理想解:

$$\begin{cases} F^+ = (f_1^+, f_2^+, \dots, f_n^+) \\ F^- = (f_1^-, f_2^-, \dots, f_n^-) \end{cases} \quad f_j^+ = \max_i x_{ij}, \quad f_j^- = \min_i x_{ij} \quad (19)$$

(2) 确定待评价对象的群体效用值 S_i 以及个体遗憾值 R_i :

$$S_i = \sum_{j=1}^n \left[W_j \frac{(f_j^+ - x_{ij})}{(f_j^+ - f_j^-)} \right] \quad (20)$$

$$R_i = \max_j \left[W_j \frac{(f_j^+ - x_{ij})}{(f_j^+ - f_j^-)} \right] \quad (21)$$

(3) 计算每个待评价对象的利益比率 (折中

值) Q_i :

$$Q_i = \lambda \frac{S_i - S^-}{S^+ - S^-} + (1 - \lambda) \frac{R_i - R^-}{R^+ - R^-} \quad (22)$$

$$\begin{cases} S^+ = \max_i S_i, S^- = \min_i S_i \\ R^+ = \max_i R_i, R^- = \min_i R_i \end{cases} \quad (23)$$

其中, λ 为决策机制系数, 且 $\lambda \in [0, 1]$ 。其值可根据问题的实际意义进行调整。当 $\lambda > 0.5$ 时, 表示决策者偏重考虑全局指标进行信用评价; 当 $\lambda < 0.5$ 时, 表示决策者偏重指标体系中的某一指标进行信用评价; 当 $\lambda = 0.5$ 时, 表示决策者均衡考虑全局指标及个别指标进行评价。

最后根据 S, R, Q 值对商户进行排序, Q 值越小, 表示该商户信用度越高。

2.3.2 排序择优折中准则

通过 VIKOR 方法得到群体效用值、个体遗憾值以及折中值后, 若根据折中值升序进行排序, 结果为 $Q^1, Q^2, \dots, Q^i, \dots, Q^m$ 。

若商户 i 满足以下两个准则, 则商户 i 信用度为最佳选择。

准则 1 若排位第一的商户同时满足以下 4 个条件, 则其为信用最高的商户。

$$\begin{cases} Q^1 < Q^2 < \dots < Q^i < \dots < Q^m \\ Q^2 - Q^1 \geq \frac{1}{m-1} \\ S^1 = \min\{S_i, i = 1, 2, \dots, m\} \\ R^1 = \min\{R_i, i = 1, 2, \dots, m\} \end{cases} \quad (24)$$

准则 2 若排位第一的商户不能同时满足上述 4 个条件, 则需分两种情况来确定折中解集:

情况 1 若上述商户对准则 1 条件的满足情况为:

$$\begin{cases} Q^1 < Q^2 < \dots < Q^i < \dots < Q^m \\ Q^2 - Q^1 \geq \frac{1}{m-1} \\ S^1 \neq \min\{S_i, i = 1, 2, \dots, m\} \text{ 或} \\ R^1 \neq \min\{R_i, i = 1, 2, \dots, m\} \end{cases} \quad (25)$$

则其折中解集为 $\{T_i^1, T_j^2\}$ 。其中, T_i^1 为排名第一的商户 i, T_j^2 为排名第二的商户 j 。

情况 2 若排位第一的商户不能满足情况 1 中的第二个条件, 即满足:

$$\begin{cases} Q^1 < Q^2 < \dots < Q^i < \dots < Q^m \\ Q^i - Q^1 < \frac{1}{m-1} \end{cases} \quad (26)$$

则其折衷解集为 $\{T^i, i = 1, 2, \dots, M\}$ 。其中

$$M = \max \left\{ i: Q^i - Q^1 < \frac{1}{m-1}, i = 1, 2, \dots, m \right\}.$$

3 实例分析

3.1 信用评价模型验证

以国内电商平台淘宝商城中的商户为例,验证本文提出的电商信用评价模型的有效性及其科学性。实验环境为操作系统 64 位 Window10,数据处理采用 SPSS.25 进行相关性分析,编程语言采用 Python。选择该平台主营 3C 数码产品的不同商户作为研究目标;选取小型家用电烤箱为目标商品。根据文章所构建的电商信用评价指标体系中 21 项指标,通过八爪鱼等软件进行相关数据采集。具体步骤如下:

(1)数据预处理:剔除某些数据不全、开店年限过短以及近一个月未进行经营活动的商户,随机选择 12 家商户数据进行信用评价。

(2)通过相关系数提取关键性指标。根据公式(4)、(5)计算指标间相关系数。当 $r_{jk} > 0.9$ 时,表明第 j 项和第 k 项指标之间存在高相关性。以指标间是否存在相互包含及是否具有代表性为依据,进行指标筛选。根据计算结果,以用户交易评价信息为例,其中追加评论数量(B2)、评论描述相符(B3)、评论服务态度(B4)、评论物流服务(B5)这 4

项指标的相关系数较大。选取 B3 作为关键性指标。同理分别剔除了资质认证(D2)、注册资本(D3)、店铺收藏数(D7)等 6 项指标。

(3)对原始评价矩阵按照指标性质公式(1)、(2)进行标准化处理。根据标准化数据基于信息因子修正的混合交叉赋权法,确定信用评价指标权重。

①对电商信用评价体系中的指标按照准则层和每个准则层下的指标层指标进行排序。指标优先序通过向专家发放问卷,汇总得到最终指标排序。以商家资质信息为例,经过汇总专家意见得到的指标优先序为:

$$D3 > D4 > D2 > D1 > D5$$

$$\text{可表示为: } U_{D1} > U_{D2} > U_{D3} > U_{D4} > U_{D5}$$

②按照指标优先序,重新对指标及数据进行排序。引入各指标信息因子(根据式(3)~式(10)计算),再根据信息因子,通过公式(14)~公式(16),修正指标间的重要程度值与 G1 赋权法权重,最后确定混合交叉权重。通过对每个准则层下的指标信息量求和,得到该准则层的信息量。采用同样方法,即可得到各准则层权重。

③根据准则层及指标层权重,通过公式(17)、(18)最终确定各指标权重。各层指标信息因子、G1 权重及混合交叉权重见表 2。

表 2 指标权重表

Tab. 2 Index weight table

准则层	指标层	指标层 综合信息量	指标层 G1 权重	指标层 混合交叉权重	准则层 综合信息量	准则层 G1 权重	准则层 混合交叉权重	混合交叉 权重
D	U_{D1}	4.798 4	1.000 0	0.216 1				0.091 2
	U_{D2}	12.789 7	1.108 6	0.216 1				0.091 2
	U_{D3}	11.536 7	1.000 0	0.194 9	53.076 2	1.295 2	0.422 2	0.082 3
	U_{D4}	12.515 0	1.094 3	0.194 9				0.082 3
	U_{D5}	11.436 4	-	0.178 1				0.075 2
A	U_{A1}	11.735 4	1.102 7	286 4				
	U_{A2}	10.642 4	1.049 4	0.259 7	40.977 7	2.589 8	0.326 0	0.093 4
	U_{A3}	10.141 2	1.198 9	0.247 5				0.084 7
	U_{A4}	8.458 7	-	0.206 4				0.080 7
B	U_{B1}	11.878 3	3.011 7	0.750 7				0.067 3
	U_{B2}	3.944 1	-	0.249 3	15.822 4	1.000	0.125 9	0.094 5
C	U_{C1}	8.945 1	1.470 5	0.367 8				0.031 4
	U_{C2}	6.082 8	1.224 4	0.250 1	24.319 3	-	0.125 9	0.046 3
	U_{C3}	4.968 1	1.149 1	0.204 3				0.025 7
	U_{C4}	4.323 4	-	0.177 8				0.022 4

(4) 根据上述权重, 引入 VIKOR 法通过公式 (19) ~ (23), 综合考虑群体效用值和个体遗憾值。决策系数 λ 取 0.5, 计算 S 、 R 、 Q 值并进行排序。具体数值分布趋势如图 1 所示。

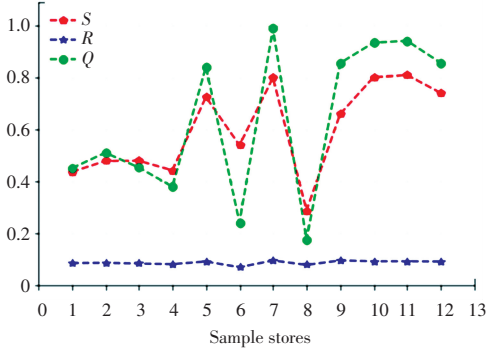


图 1 S 、 R 、 Q 数值分布

Fig. 1 S 、 R 、 Q numerical distribution

根据 VIKOR 法排序原则, Q 值越小表明该商户信用度越高。由表 3 可见, 商户的信用度排序为 $T_8 > T_6 > T_4 > T_1 > T_3 > T_2 > T_5 > T_9 > T_{12} > T_{10} > T_{11} > T_7$, 随后根据公式 (24) ~ (26) 进行折中判断。商户 8 的 Q 值和 S 值排名第一, 但 R 值排名第二, 且 $Q^2(T_8) - Q^1(T_6) = 0.241 - 0.173 = 0.068 < \frac{1}{12 - 1}$, 不符合准则 1, 需提出一组折中解。通过准则 2 进行判断, 商户 6 的 Q 值排名第二且符合准则 2, 则可得折中解集为 $\{T_8^1, T_6^2\}$ 。

综上, 经基于信息因子修正的多属性电商信用评价模型计算, 得出商户 8 和商户 6 信用度较高, 决策者可首先从这 2 家商户中选择进行交易。

表 3 各商户的 S 、 R 、 Q 值及排序结果

Tab. 3 S 、 R 、 Q values and ranking results of each merchant

编号	S	S 值排序	R	R 值排序	Q	Q 值排序
T_1	0.436	2	0.084	5	0.450	4
T_2	0.478	4	0.085	6	0.510	6
T_3	0.479	5	0.082	4	0.453	5
T_4	0.442	3	0.08	3	0.379	3
T_5	0.725	8	0.09	7	0.842	7
T_6	0.539	6	0.068	1	0.241	2
T_7	0.800	10	0.094	11	0.99	12
T_8	0.287	1	0.077	2	0.173	1
T_9	0.659	7	0.094	12	0.856	8
T_{10}	0.802	11	0.091	9	0.935	10
T_{11}	0.810	12	0.091	10	0.942	11
T_{12}	0.741	9	0.09	8	0.857	9

3.2 对比分析

3.2.1 灵敏度分析

根据计算结果可以得出, VIKOR 方法可以根据决策者的个人偏好, 通过改变决策系数 λ 的数值, 反映决策者对于商户信用度的主观认知。基于参数 λ 的变化, 取数值间隔为 0.2 进行计算, 排序结果如图 2 所示。

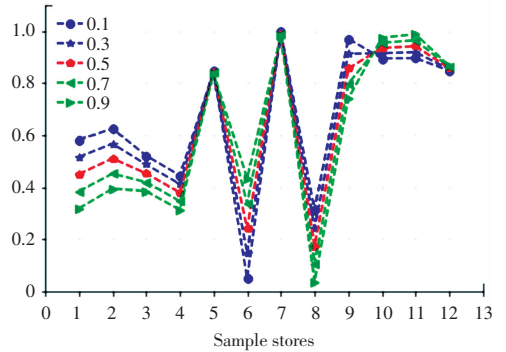


图 2 决策系数 λ 对模型结果影响

Fig. 2 Influence of decision coefficient λ on model result

若决策者性格较为激进, 即更看重单个指标数据, 可考虑 λ 取值小于 0.5; 若决策者性格较为保守, 即更看重整体指标数据, 则可考虑 λ 取值大于 0.5; 若决策者兼顾群体效用和个体遗憾, 则可折中考虑, 将 λ 取值为 0.5。由图 2 可知, 当决策系数小于 0.5 时, 决策者倾向于个体遗憾最小化, 根据 Q 值可选择折中解集中的商户 6 作为交易最优选择; 当决策系数大于 0.5 时, 决策者倾向于群体效用最大化, 可选择商户 8 作为交易最优选择。

3.2.2 模型对比

为验证本文方法的有效性, 分别以 ICRITIC - GI 法以及熵权法^[20] 得到权重, 采用 VIKOR 与 TOPSIS 法评价排序, 对比结果见表 4。

比较 6 种情况的排序结果, 其 Spearman 相关系数均大于 0.85, 说明该排序结果相似性较高。6 种模型排名结果第一的都为 T_8 , 其中小部分排序出现差异, 原因在于:

(1) 在权重部分, 熵权法仅考虑了数据分布, 易受数据量纲影响。

(2) 两种主要排序方法都考虑了多属性影响。VIKOR 方法考虑到群体效用最大化与个体遗憾最小化, 而 TOPSIS 方法仅考虑了与正负理想值之间的差距。具体表现为, 商户 1 的月内销量较高, 但商户 6 的商品收藏数、用户评论数量、服务质量、店铺粉丝数、店铺月销量均远远高于商户 1, 这是由于量纲不同且指标数值变动幅度过大, 该指标的权重也

随之增大,从而忽略了其他指标的重要性。由此可见,本文提出的模型,体现了关键指标在决策过程中的重要程度,所得结果也更符合实际。

表4 模型对比

Tab. 4 Model comparison

编号	混合	混合	混合	熵权	熵权	熵权
	交叉	交叉	交叉	VIKOR-	VIKOR-	TOPSIS
	赋权	赋权	赋权	$\lambda_{0.5}$	$\lambda_{0.7}$	
	VIKOR-	VIKOR-	TOPSIS			
	$\lambda_{0.5}$	$\lambda_{0.7}$				
T_1	4	4	2	2	2	2
T_2	6	6	5	7	6	6
T_3	5	5	4	4	3	5
T_4	3	3	3	5	5	3
T_5	7	8	8	8	8	8
T_6	2	2	6	3	4	4
T_7	12	12	12	10	10	11
T_8	1	1	1	1	1	1
T_9	8	7	7	6	7	7
T_{10}	10	10	10	11	11	10
T_{11}	11	11	9	12	12	12
T_{12}	9	9	11	9	9	9

3.2.3 平台信用评价模型对比

将实例所得信用排序结果与淘宝平台的信用评价等级数据进行对比,验证了本文提出信用评价方法的适用性。具体数据见表5。通过对比发现,本文评价模型所得结果与平台现行对商户信用的评价结果差别较为明显,其主要原因在于:

(1) 淘宝平台现行使用的信用评价模型所考虑的维度太少。而本文通过4个维度构建电商信用评价体系,不仅涵盖了平台现行信用模型所考虑的用户评价部分,同时还涵盖了商品信息、商户服务质量、商户资质等动态因素,使其结果更真实、全面、准确。

(2) 淘宝平台现行使用的评价模型对于商户信用等级划分过于模糊,阈值太大。见表5中累计信用等级,按照平台信用评价结果进行排序,排名第一的商户共有6家,而仅凭借平台信用等级用户无法在此6家商户中辨别信用度更高的商户,故其结果不利于用户进行交易选择。

相比之下,本文提出的信用评价模型通过主客观赋权法进行混合交叉赋权,体现了指标之间的区分度,采用VIKOR方法解决最大群体效用与最小个体遗憾问题,得到的排序结果科学性综合性更强。

表5 与平台信用排序结果对比

Tab. 5 Comparison with the platform credit ranking results

编号	VIKOR- $\lambda_{0.5}$	排序	累计信用等级	累计信用排序
T_1	4		16	1
T_2	6		15	6
T_3	5		16	1
T_4	3		15	6
T_5	7		13	8
T_6	2		16	1
T_7	12		13	8
T_8	1		16	1
T_9	8		16	1
T_{10}	10		11	12
T_{11}	11		12	11
T_{12}	9		13	8

4 结束语

本文针对电商信用问题,从4个维度构建了电商信用评价体系,提出基于信息因子修正的多属性电商信用评价模型。该模型通过引入改进CRITIC方法中的信息因子,修正G1法中的指标重要程度,进行混合交叉确定权重,有效结合评价指标的相关性、差异性、变异性以及专家主观意见,主客观结合赋权方法,对数据具有更高的评价灵敏度。案例分析结果验证了本文提出的模型可以更科学、全面、有针对性地多属性电商商户进行信用评价。通过本文模型与传统评价模型以及电商平台现行使用的信用评价模型进行对比,证明本文提出的模型具有较大利用价值与实际意义。根据商户多属性综合考虑,有助于平台用户遴选信用度高的商户进行交易,提升了交易的成功率及购物体验感。

参考文献

- [1] 《中国信用》杂志编辑部电子商务领域信用建设研究课题组.“双十一”网购综合信用评价报告[J].中国信用,2020(1):16-33.
- [2] 王兴标,谷斌.基于信任的移动社交电子商务购买意愿影响因素[J].中国流通经济,2020,34(4):21-31.
- [3] MEILATINOVA N. Social Commerce: Factors Affecting Customer Repurchase and Word-of-mouth Intentions [J]. International Journal of Information Management (S0268-4012), 2021, 57: 102300.
- [4] FAN M, AMMAH V, DAKHAN S A, et al. Critical Factors of Reacquainting Consumer Trust in E-Commerce [J]. The Journal of Asian Finance, Economics and Business (JAFEB), 2021, 8(3): 561-573.
- [5] 张朝辉,梁慧,褚美玲.基于P2P模式的C2C信用评价方法研究[J].管理评论,2015,27(12):50-56.
- [6] 霍红,杨永会.基于直觉模糊层次分析的零售电子商务商家信用评价研究[J].北京交通大学学报(社会科学版),2017,16(4):54-63.

(下转第17页)