

考虑电商平台损失厌恶的分类共识决策研究

朱子怡

江苏大学管理学院, 江苏 镇江

收稿日期: 2025年3月7日; 录用日期: 2025年3月27日; 发布日期: 2025年4月25日

摘要

电商平台团队科学的选品决策是提升商品运营效能的核心需求。然而, 现有研究普遍忽视了商品的多维度分类特征及运营团队的损失厌恶心理。为此, 本文结合电商平台运营特点, 构建考虑团队损失厌恶的分类共识选品决策模型。首先, 针对商品决策属性间的关联性(如价格敏感度、用户评分与复购率的交互影响), 提出基于关联网络分析的属性权重确定方法。其次, 引入概率语言偏好刻画运营团队对商品滞销风险的损失厌恶, 建立多维度商品分类共识模型。在此基础上, 本研究为电商平台在多属性商品分类、团队共识决策与风险规避方面提供创新性解决方案。

关键词

分类共识, 选品策略, 损失厌恶, 电商运营

A Classification Consensus Decision Model for E-Commerce Product Selection Considering Team Loss Aversion

Ziyi Zhu

School of Management, Jiangsu University, Zhenjiang Jiangsu

Received: Mar. 7th, 2025; accepted: Mar. 27th, 2025; published: Apr. 25th, 2025

Abstract

The scientific product selection decision-making of e-commerce platform teams is a core requirement for enhancing the operational efficiency of merchandise management. However, existing research generally overlooks the multi-dimensional classification characteristics of products and the loss aversion psychology of operational teams. To address this, this paper integrates the operational features of e-commerce platforms to construct a classification consensus-based product selection decision-making model that accounts for team loss aversion. First, considering the correla-

tions among product decision attributes (e.g., the interactive effects of price sensitivity, user ratings, and repurchase rates), we propose an attribute weight determination method based on correlation network analysis. Second, probabilistic linguistic preferences are introduced to characterize the operational team's loss aversion toward the risk of unsalable products, establishing a multi-dimensional product classification consensus model. On this basis, this study provides innovative solutions for e-commerce platforms in terms of multi-attribute product classification, team consensus decision-making, and risk aversion.

Keywords

Classification Consensus, Product Selection Strategy, Loss Aversion, E-Commerce Operations

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在电子商务竞争日益激烈的市场环境下，平台运营团队的科学选品决策直接决定了商品转化率与用户留存率[1]。主流电商平台普遍采用“买手委员会”的共管模式，团队成员依据商品的多维属性(价格竞争力、用户评价、销量增长率等)评估海量商品，动态调整核心商品池与流量分配策略。运营团队精准的商品分类能力是其选品组合持续产生爆款的关键，其中将备选商品准确划分为“主推爆款”“潜力商品”“常规引流款”等类别，直接影响平台资源的配置效率。该决策过程具有典型的多属性分类共识决策特征：首先，团队成员基于商品属性表现的初始分类存在显著差异——数据分析师倾向依赖历史销售数据，而采购专家更关注供应商稳定性，这种异质性导致初始分类一致性系数仅 0.53 (满分 1)。其次，平台特有的“资源位 - 商品类目”绑定机制，使得分类共识的达成直接决定亿级流量资源的分配效率。值得注意的是，运营团队成员普遍存在对商品滞销的过度担忧，这种损失厌恶心理会显著影响分类决策——当某商品存在差评率攀升或退货率超标风险时，决策者可能低估其爆款潜力。现有研究表明，电商运营中 62% 的选品失误源于团队对潜在风险的过度反应，但如何量化这种损失厌恶对分类共识的影响尚缺乏系统研究。

在电商平台的选品决策中，损失厌恶可以解释为什么运营团队在面对潜在的商品滞销风险时，会表现出过度谨慎的态度。具体来说，运营团队可能会因为害怕商品滞销而低估某些具有潜力的商品，尤其是当这些商品存在一定的负面评价或退货率较高时。这种对潜在损失的过度反应可能导致团队错失一些潜在的爆款商品。此外，由于损失厌恶，运营团队可能会倾向于将流量分配给那些已经表现良好的商品，而不是冒险尝试新的或潜在的高风险商品。这种保守策略虽然可以降低短期内的损失风险，但可能会限制平台的长期增长潜力。在团队决策过程中，损失厌恶可能导致团队成员在达成共识时倾向于选择更为保守的方案，以避免潜在的决策失误带来的损失。这种妥协可能会降低团队的创新能力和决策效率。

当前相关研究存在双重局限：一方面，传统选品优化模型多关注单一决策者的理性决策，忽视了电商场景下跨职能团队的共识构建机制。例如，陈晓阳等[2]构建的 SKU 优选模型仅考虑商品属性权重，未涉及采购、运营、风控部门的意见整合；刘浩然等[3]提出的智能选品算法虽引入 NLP 技术分析用户评论，但未解决多人决策中的妥协策略建模问题。另一方面，现有分类共识研究多假设决策属性相互独立，例如，Zhang [4]等构建基于管理失效模式的多属性有序分类共识决策模型；Xiao [5]等从最小信息损失视角，构建社会网络环境下的分类共识决策模型；Chen [6]等从最小调整视角构建分类共识决策模型；Li 等[7]考虑决策者的异质偏好信息，构建有序分类共识决策模型。而电商场景中商品属性存在复杂网络化关联，

使得已有的分类共识决策方法不能直接应用于电商平台选品研究。本文首先分析电商平台选品决策中的损失厌恶现象,结合前景理论和其他行为经济学理论,构建考虑损失厌恶的分类共识模型。

针对上述研究动机,本文的创新价值体现在三个方面:第一,针对电商商品属性的网络化关联特征,提出关联权重确定算法,通过构建属性关联矩阵,突破传统独立性假设限制;第二,有别于现有分类共识模型均假设决策者完全理性,本文首次将损失厌恶纳入分类共识模型,引入前景理论刻画电商平台运营团队的损失厌恶程度,构建概率语言偏好下的动态分类共识模型;第三,结合平台实际运营约束(库存周转率、流量成本等),建立考虑运营团队损失厌恶的共识反馈模型,为破解电商运营中“数据丰富但决策低效”的悖论提供了创新解决方案。

2. 预备知识

由于电商平台运营团队决策环境的复杂性,团队成员根据产品决策属性对备选产品的评价意见具有模糊性与不确定性。在不确定环境下为真实反映团队成员决策信息的态度,文中采用概率语言术语集刻画团队成员的评价意见,为后续模型构建提供理论基础。

2.1. 概率语言术语集

定义 1 [8]: 设 $S = \{S_o | o = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 为一个语言术语集, 其中 S_o 表示语言术语, 则概率语言术语集可表示为:

$$L(p) = \left\{ L^{(k)}(p^{(k)}) \middle| L^{(k)} \in S, p^{(k)} \geq 0, k = 1, 2, \dots, \#L(p), 0 \leq \sum_{k=1}^{\#L(p)} p^{(k)} \leq 1 \right\} \quad (1)$$

式(1)中, $L^{(k)}(p^{(k)})$ 表示概率为 $p^{(k)}$ 的语言术语 $L^{(k)}$; $\#L(p)$ 为概率语言术语的数量。

设 $r^{(k)}$ 为概率语言术语 $L^{(k)}$ 的下标, 则概率语言术语集 $L(p)$ 的期望函数和偏离度函数分别为:

$$E(L(p)) = \frac{\sum_{k=1}^{\#L(p)} p^{(k)} \cdot r^{(k)}}{\sum_{k=1}^{\#L(p)} p^{(k)}} \quad (2)$$

式(2)中, 期望函数用于计算概率语言术语集的期望值, 反映了团队成员对商品属性的总体评价

$$\sigma(L(p)) = \frac{\left\{ \sum_{k=1}^{\#L(p)} \left[\left(p^{(k)} \left(r^{(k)} - E(L(p)) \right) \right)^2 \right] \right\}^{\frac{1}{2}}}{\sum_{k=1}^{\#L(p)} p^{(k)}} \quad (3)$$

定义 2: 根据概率语言术语集, 概率语言术语 $L(p)$ 的犹豫度函数定义为:

$$H(L_{ij}^k(p)) = \frac{\frac{1}{\#L(p)} \sum_{k=1}^{\#L(p)} \left(p^{(k)} \left(r^{(k)} - E(L(p)) \right) \right)^2}{E(L(p)) + 1} \quad (4)$$

设 $L_1(p)$ 和 $L_2(p)$ 为任意两个概率语言术语集, 它们之间的距离为:

$$d(L_1(p), L_2(p)) = \left| \frac{r(E(L_1(p)))}{T(1 + \sigma^3(L_1(p)) + H^3(L_1(p)))} - \frac{r(E(L_2(p)))}{T(1 + \sigma^3(L_2(p)) + H^3(L_2(p)))} \right| \quad (5)$$

式(5)中, T 为概率语言术语集 $L_1(p)$ 和 $L_2(p)$ 中不重复的语言术语个数, 即

$$T = \#L_1(p) + \#L_2(p) - \#(L_1(p) \cap L_2(p)).$$

定义 3: 设 $S = \{S_t | t = -\tau, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau\}$ 为一个语言术语集 $L(p)$ 、 $L_1(p)$ 、 $L_2(p)$ 是三个概率型语言术语集, 并且 λ 是一个正实数, 概率语言术语集中有 $\eta^{(k)} \in g(L)$, $\eta_1^{(i)} \in g(L_1)$, $\eta_2^{(j)} \in g(L_2)$, $k = 1, 2, \dots, \#L(p)$, $i = 1, 2, \dots, \#L_1(p)$, $j = 1, 2, \dots, \#L_2(p)$, 则有:

$$L_1(p) \oplus L_2(p) = \left\{ \eta^{(1)}(p_1^{(1)} + p_2^{(1)}), \eta^{(2)}(p_1^{(2)} + p_2^{(2)}), \dots, \eta^{(w)}(p_1^{(w)} + p_2^{(w)}) \right\} \quad (6)$$

式(6)中, $w = \#L_1(p) + \#L_2(p) - \#(L_1(p) \cap L_2(p))$

$$\lambda L(p) = \left\{ \eta^{(k)}(\lambda p^{(k)}) \right\} \quad (7)$$

式(7)中, $k = 1, 2, \dots, \#L(p)$, $\lambda \in [0, 1]$ 。

式(6)、式(7)中, 若 $L_1(p)$ 和 $L_2(p)$ 的语言项不相同, 将 $L_1(p)$ 和 $L_2(p)$ 扩展为相同语言项, 并令新增的 s_i 概率为 0, 即添加 $s_i(0)$ 。

2.2. 前景理论

鉴于运营团队成员具有损失厌恶特征, 以前景价值函数刻画运营团队成员损失厌恶心理, 据此构建运营团队成员确定直播产品结构的分类共识模型。具体为:

$$V(y) = v(y) \cdot \omega(p) \quad (8)$$

$$v(y) = \begin{cases} -\lambda(y_0 - y)^\beta & y < y_0 \\ (y - y_0)^\alpha & y \geq y_0 \end{cases} \quad (9)$$

$$\omega(p) = \begin{cases} \frac{p^\delta}{\left[p^\delta + (1-p)^\delta \right]^{\frac{1}{\delta}}} & y < y_0 \\ \frac{p^\gamma}{\left[p^\gamma + (1-p)^\gamma \right]^{\frac{1}{\gamma}}} & y \geq y_0 \end{cases} \quad (10)$$

式(9)中, α 、 β 表示相对收益或损失增减时, 运营团队成员的风险敏感程度系数; λ 表示损失厌恶程度系数; 首先, 通过价值函数将概率语言术语转换为前景值, 然后通过权重函数调整前景值, 最终得到前景矩阵。

3. 考虑电商团队成员损失厌恶的分类共识决策过程

3.1. 电商团队分类共识决策的基本假设

在不改变研究问题本质的情况下, 针对电商团队成员损失厌恶的分类共识过程, 本文提出一些基本假设。

(1) 参考已有分类共识模型相关文献[4]-[7]的研究假设, 文中假设备选产品类别数和各类别产品数均已知。

(2) 基于电商团队成员对未来的期望, 本文将团队成员概率语言评价价值的选择与前景理论的参照点

融合，假设前景理论的参照点为对称语言术语集的中间语言变量。

3.2. 问题描述

以新成立的“买手委员会”为例，该团队由 m 名成员构成，记为 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\} (m > 2)$ ， $E = \{E_1, E_2, \dots, E_m\}$ 为团队成员权重向量，其中 $E_i \in [0, 1]$ ，且 $\sum_{i=1}^m E_i = 1$ 。设定备选产品集为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ， $C = \{c_1, c_2, \dots, c_l\}$ 为产品决策属性集合， $\omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_l\}$ 为产品决策属性权重，其中 $\omega_j \in [0, 1]$ 且 $\sum_{j=1}^l \omega_j = 1$ 。团队成员根据产品决策属性评价备选产品集 X ，给出概率语言评价矩阵 $L^k(p) = (L_{ij}^k(p))_{n \times l}$ ，其中 $L_{ij}^k(p)$ 表示团队成员 $d_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 根据产品决策属性 $c_j (j = 1, 2, \dots, l)$ ，对备选产品 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 的概率语言评价价值。

3.3. 运营团队成员的权重确定

文中根据团队成员的行业相关经验、知识水平等方面等能力来确定各成员权重。当团队成员 $d_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 在评估备选产品时，评价价值的犹豫度反映出其面对不确定性环境的认知能力。基于此，本文参考耿秀丽提出的概率语言犹豫度函数，由初始评价矩阵确定团队成员权重。由于团队成员对产品决策属性的认知水平不同，如果团队成员 $d_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 所给概率语言评价矩阵 $L_{ij}^k(p)$ 中，其评价信息的犹豫度函数 $H(L_{ij}^k(p))$ 很小，则表明该成员 $d_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 对其判断有信心，应该给予他更大的权重。具体如下：

首先，基于各成员评价信息的概率语言犹豫度，计算该成员 d_k 基于犹豫度函数的权重为：

$$e'_k = \frac{1}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n H(L_{ij}^k(p))} \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

其次，通过团队成员权重归一化处理，确定团队成员 d_k 的权重为：

$$E_k = \frac{e'_k}{\sum_{k=1}^m e'_k} \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

3.4. 产品决策属性权重确定

正如前述，文中假设运营团队遴选直播产品时，产品决策属性间存在关联关系。针对决策属性间关联的分类共识过程，需要确定备选产品决策属性的权重，但既有文献尚未涉及。鉴于此，本文提出基于离差最大化的权重测定方法。

首先，由于决策属性权重是影响备选产品综合评价值的因素，很难直接给出具体的数值。为保证分类的合理性，本文根据各备选产品在属性 $c_j \in C$ 下的评价值差异，从离差最大化的思想出发，确定产品决策属性 $c_j \in C$ 的权重，具体为：

$$\begin{aligned} \max D(\omega^k) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^l \sum_{q \neq i, q=1}^n \omega_j d_E(L_{ij}^k(p), L_{iq}^k(p)) \\ \text{s.t.} &\begin{cases} \omega_j^k \geq 0 & j = 1, 2, \dots, l \\ \sum_{j=1}^l (\omega_j^k)^2 = 1 & j = 1, 2, \dots, l \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

其次，通过 Lagrange 方法求解式(13)，得到团队成员 d_k 赋予产品决策属性 c_j 的权重 $\overline{\omega_j^k}$ 为：

$$\overline{\omega_j^k} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{q \neq i, q=1}^n d_E(L_{ij}^k(p), L_{qj}^k(p))}{\sum_{j=1}^l \sum_{i=1}^n \sum_{q \neq i, q=1}^n d_E(L_{ij}^k(p), L_{qj}^k(p))} \quad (14)$$

3.5. 考虑运营团队成员损失厌恶的分类共识模型

3.5.1. 考虑运营团队成员损失厌恶的前景矩阵构建

遴选直播产品时, 本文借助前景理论来刻画运营团队成员的损失厌恶。根据假设(2), 团队成员初始评价矩阵参照点为对称语言术语集的中间语言变量, 通过价值函数和权重函数, 将上述初始评价矩阵中概率语言评价值的语言术语及语言术语对应概率分别通过前景价值函数与权重函数进行计算, 得出运营团队成员对产品决策属性的前景评价价值, 进而将团队成员 $d_k (k=1, 2, \dots, m)$ 给出的概率语言评价矩阵转换为前景矩阵。例如在初始评价矩阵中 $L_{11}^k(p) = \{S_{-1}(0.2), S_1(0.1), S_2(0.7)\}$, 将概率语言术语及语言术语对应概率分别通过价值函数和权重函数进行计算, 求出各个概率语言的 v 值和 w 值, 并将其代入 V 公式, 得出团队成员 d_k 对备选产品 x_i 在评价属性 c_1 下的前景心理值, 即 $V_{11}^k = 0.5905$ 。

$$L_{ij}^{(k)} = \begin{bmatrix} L_{11}^k(p) & L_{12}^k(p) & \cdots & L_{1n}^k(p) \\ L_{21}^k(p) & L_{22}^k(p) & \cdots & L_{2n}^k(p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ L_{m1}^k(p) & L_{m2}^k(p) & \cdots & L_{mn}^k(p) \end{bmatrix} \text{ 为成员 } d_k \text{ 依据产品属性给出的初始评价矩阵}$$

$$V^k = \begin{bmatrix} V_{11}^k & V_{12}^k & \cdots & V_{1n}^k \\ V_{21}^k & V_{22}^k & \cdots & V_{2n}^k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ V_{m1}^k & V_{m2}^k & \cdots & V_{mn}^k \end{bmatrix} \text{ 为成员 } d_k \text{ 的前景评价矩阵。}$$

3.5.2. 运营团队分类共识度测度

基于运营团队成员 d_k 的前景评价矩阵, 由产品决策属性权重确定其关于备选产品 x_i 的前景评价价值, 即 $V_i^k = \sum_{j=1}^n \omega_j^k v_{ij}^k$ 。根据前景评价价值 V_i^k 的大小, 可得团队成员 $d_k (k=1, 2, \dots, m)$ 对备选产品的排序。团队成员 $d_k (k=1, 2, \dots, m)$ 对备选产品 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的分类结构为:

$$F_p^k = \{x_i | x_i \text{ 属于类别 } P\} (P=1, 2, \dots, q; i=1, 2, \dots, m) \quad (15)$$

式(15)中, q 为提前设定的产品类别数。

根据团队成员对备选产品的分类结果, 文中首先测度团队各成员的分类共识度, 并结合团队成员权重, 测度运营团队分类共识度, 以判断团队各成员是否就备选产品分类达成共识。

首先, 确定团队成员之间的分类相似度。根据式(15), 可得团队成员 $d_k (k=1, 2, \dots, m)$ 对备选产品 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的分类集合。成员 d_k 与成员 d_t 之间的选品分类相似度为:

$$SM^{kt} = \frac{1}{q} \sum_{p=1}^q \frac{|F_p^k \cap F_p^t|}{g_p} \quad (16)$$

式(16)中, q 为提前设定的产品类别数; g_p 为提前设定的类别 p 中的产品数量; $|F_p^k \cap F_p^t|$ 为团队成员 p 和 d_t 在类别 p 中相同的产品数。

其次, 根据团队成员之间的分类相似度, 计算团队成员 d_k 的个体分类共识度:

$$CICD(d_k) = \frac{1}{m-1} \frac{1}{q} \sum_{t=1, t \neq k}^m \sum_{p=1}^q \frac{|F_p^k \cap F_p^t|}{g_p} \quad (17)$$

最后, 通过运营团队成员权重, 计算运营团队的分类共识度:

$$CGCD = \sum_{k=1}^m E_k CIGD(d_k) \quad (18)$$

式(18)中, E_k 为运营团队成员 d_k 的权重。

3.5.3. 分类共识过程的反馈机制构建

考虑运营团队成员的损失厌恶, 需要重构分类共识过程的反馈机制。当运营团队分类共识度未达到提前设定的阈值 ζ 时, 基于识别 - 方向规则(IR-DR), 首先识别出个体分类共识度最低的成员 d_s , 需要该成员在反馈过程中更新其对产品的评价意见。其次, 考虑到被调整团队成员意见会受到团队内其他成员的影响, 且团队成员更容易接受与其产品分类更为相似的团队成员意见, 本文考虑运营团队分类相似度进行反馈机制构建, 提出一个交互式的共识达成算法调整其评价矩阵。具体如下:

在第 z 轮共识过程中, 若团队分类共识度 $CGCD^z$ 小于共识度阈值 ζ , 且未到最大共识轮次, 首先, 识别个体分类共识度最低的团队成员 d_s :

$$CIGD(d^{s,z}) = \min(CIGD(d^{k,z})), k = 1, 2, \dots, m \quad (19)$$

其次, 文中建立以该轮产品分类相似度为调节依据的反馈公式实现群体共识。据此构建调整后的概率语言偏好矩阵 $\overline{L^{s,z+1}} = \left(\overline{L_{ij}^{s,z+1}}(p) \right)_{n \times l}$, 其中 $L_{ij}^{s,z+1}(p)$ 满足:

$$L_{ij}^{s,z+1}(p) = \varepsilon^{s1,z} L_{ij}^{1,z}(p) \oplus \varepsilon^{s2,z} L_{ij}^{2,z}(p) \oplus \dots \oplus \varepsilon^{sf,z} L_{ij}^{f,z}(p) \oplus \dots \oplus \varepsilon^{sm,z} L_{ij}^{m,z}(p) \quad (20)$$

式(20)中, 调整参数 $\varepsilon^{sf,z}$ 满足 $\varepsilon^{sf,z} = \frac{SM^{sf,z}}{\sum_{f=1}^m SM^{sf,z}}$, $SM^{ss,f} = 1$ 且 $\sum_{k=1}^m \varepsilon^{sk} = 1$ 。

根据个体分类共识度最低成员 d_s 意见调整后的概率语言偏好矩阵, 重新测度个体分类共识度及运营团队分类共识度。当运营团队分类共识度 $CGCD^z \geq \zeta$ 或 $z = z_{\max}$, 团队成员确定备选产品结构的分类共识过程结束。随后, 将运营团队各成员调整后的概率语言评价矩阵聚合成综合评价矩阵 $L^c(p) = \left(L_{ij}^c(p) \right)_{n \times l}$ 。接着计算综合前景评价矩阵 V^c 并通过产品决策属性权重确定每个备选产品的综合前景评价价值。由此, 得到运营团队达成共识的产品分类结构 F_p^c , 进而筛选出直播产品集 $X' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_{n'}\} (2 \leq n' \leq n)$ 。

4. 电商选品团队分类共识决策过程

4.1. 案例分析

文中设定电商平台选品团队的决策情景: 包括一名运营总监、两名运营经理及一名数据分析师在内的四名团队成员, 作为选品委员会来确定某新上线商品类目的选品组合。文中选取商品 A、商品 B、商品 C、商品 D、商品 E、商品 F、商品 G、商品 H、商品 I、商品 J、商品 K、商品 L、商品 M、商品 N 及商品 O 为备选商品, 初选商品池记为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{15}\}$ 。

(1) 团队成员权重确定

首先, 参考 2023 年 1 月至 12 月某电商平台发布的商品销售数据, 运营团队各成员根据各备选商品的价格竞争力、用户评分及复购率, 评价 15 个备选商品, 给出初始概率语言评价矩阵。其次, 再由式(11)~(12)可得各团队成员的权重分别为: $E_1 = 0.2726$, $E_2 = 0.2347$, $E_3 = 0.2607$, $E_4 = 0.2320$ 。

(2) 考虑团队成员损失厌恶的分类共识过程

本文设定备选产品为“主推爆款”“潜力商品”及“常规引流款”三种类别, 且初步确定每种类别中的产品数分别为 4 个、6 个及 5 个。此外, 文中假设运营团队成员在选品时具有损失厌恶的心理特征,

据此将运营团队成员的损失厌恶纳入分类共识过程, 结合团队成员权重及决策属性权重, 得到团队成员意见趋于收敛的商品分类结构。

① 第一轮共识过程

团队成员根据备选商品的销售数据和用户反馈信息, 分别给出初始概率语言评价矩阵。将初始评价矩阵进行基于前景理论的概率语言术语测度, 进而将初始评价矩阵转化为前景矩阵, 并结合决策属性权重得到各团队成员对备选商品的分类结果分别为:

$$\begin{aligned} F_1^{1,1} &= \{x_7, x_3, x_{10}, x_1\} & F_2^{1,1} &= \{x_2, x_{11}, x_6, x_{13}, x_{14}, x_9\} & F_3^{1,1} &= \{x_4, x_5, x_8, x_{12}, x_{15}\} \\ F_1^{2,1} &= \{x_7, x_1, x_2, x_5\} & F_2^{2,1} &= \{x_8, x_{10}, x_3, x_9, x_{13}, x_{12}\} & F_3^{2,1} &= \{x_4, x_6, x_{11}, x_{15}, x_{14}\} \\ F_1^{3,1} &= \{x_7, x_{10}, x_3, x_2\} & F_2^{3,1} &= \{x_6, x_4, x_1, x_5, x_{13}, x_9\} & F_3^{3,1} &= \{x_8, x_{11}, x_{12}, x_{14}, x_{15}\} \\ F_1^{4,1} &= \{x_{13}, x_3, x_7, x_1\} & F_2^{4,1} &= \{x_2, x_6, x_{10}, x_5, x_9, x_{12}\} & F_3^{4,1} &= \{x_4, x_8, x_{14}, x_{11}, x_{15}\} \end{aligned}$$

基于此, 根据式(16)~(18)可得团队分类共识度 $CGCD^1 = 0.5537$ 。由于 $CGCD^1 < \zeta$, 启动分类共识过程的反馈机制, 以提高团队分类共识度。鉴于 $\min(CICD^{k,1}) = CICD^{2,1} = 0.496 (k=1, 2, 3, 4)$, 识别出团队成员 d_2 的分类共识度最低。因此, 团队成员 d_2 根据式(20)调整其概率语言评价矩阵, 由此构建更新后的概率语言评价矩阵 $L_{ij}^{2,2}(p)$ 。

② 第二轮共识过程

团队成员 d_2 依据上一轮次由分类相似度计算的调整系数, 调整其概率语言评价矩阵, 可得成员 d_2 更新后的产品分类为 $F_1^{2,2} = \{x_7, x_{10}, x_3, x_1\}$, $F_2^{2,2} = \{x_2, x_5, x_6, x_{13}, x_9, x_{12}\}$, $F_3^{2,2} = \{x_4, x_8, x_{11}, x_{14}, x_{15}\}$ 。根据式(16)~(18), 再计算团队分类共识度 $CGCD^2 = 0.6957$ 。由于 $CGCD^2 < \zeta$, 启动分类共识过程的反馈机制。由于 $\min(CGCD^{k,2}) = CICD^{3,2} = 0.652 (K=1, 2, 3, 4)$ 。因此, 团队成员 d_3 调整其评价意见, 由此构建更新后的概率语言评价矩阵 $L_{ij}^{3,3}(p)$ 。

依次类推, 经过四轮分类共识过程, 团队分类共识度 $CGCD^4 = 0.932$ 。由于 $CGCD^4 > \zeta$, 团队就备选产品分类达成共识。由达成共识的团队成员评价矩阵计算团队综合前景矩阵, 可得达成共识的产品分类结果为 $F_1^c = \{x_1, x_3, x_7, x_{10}\}$, $F_2^c = \{x_2, x_5, x_6, x_9, x_{12}, x_{13}\}$, $F_3^c = \{x_4, x_8, x_{11}, x_{14}, x_{15}\}$ 。

4.2. 对比分析

文中采用前景理论刻画运营团队成员的损失厌恶, 提出考虑损失厌恶的运营团队分类共识决策方法。为说明文中考虑运营团队成员损失厌恶的分类共识选品决策模型的可行性及有效性, 本文在不考虑运营团队成员损失厌恶的情况下, 重构分类共识选品决策模型, 并保持其它条件不变, 将该模型应用于文中案例。然后, 将达成共识的商品分类、核心商品结构及共识达成轮次与文中案例对比, 具体见表 1。

根据表 1 可知, 运营团队成员通过五轮分类共识过程后, 达成共识的商品分类结果有别于文中案例结果。未考虑运营团队成员损失厌恶时, 最优选品决策结果中“潜力商品”类别的商品 B, 其推荐比例远远高于“主推爆款”类别中商品 A 的推荐比例, 造成核心商品类别与商品推荐比例不符的割裂现象。此外, 未考虑运营团队损失厌恶的核心商品结构确定过程效率较低, 其共识轮次较高。其主要原因可能在于: 由于损失厌恶系数的存在, 运营团队成员的初始评价矩阵及反馈调整矩阵中对备选商品的评价值差异将会被放大, 运营团队成员的商品分类意见加速趋于收敛, 运营团队达成共识的效率更高。

Table 1. Comparison of the effects of loss aversion on vote results**表 1.** 损失厌恶对选票结果的影响对比

是否考虑损失厌恶	达成共识的产品分类结果	共识达成轮次
不考虑损失厌恶	$F_1^c = \{x_1, x_3, x_7, x_{10}\}$ $F_2^c = \{x_2, x_4, x_5, x_6, x_9, x_{13}\}$ $F_3^c = \{x_8, x_{11}, x_{12}, x_{14}, x_{15}\}$	5 次
考虑损失厌恶	$F_1^c = \{x_1, x_3, x_7, x_{10}\}$ $F_2^c = \{x_2, x_5, x_6, x_9, x_{12}, x_{13}\}$ $F_3^c = \{x_4, x_8, x_{11}, x_{14}, x_{15}\}$	4 次

5. 结论

本研究针对电商平台选品决策中普遍存在的“群体认知茧房效应”与“属性耦合悖论”两大核心难题，创新性地构建了融合行为经济学与群体决策理论的双层优化模型，为破解“数据冗余而决策低效”的电商运营困局提供了创新解决方案。通过解构直播电商场景下决策属性关联的产品决策属性权重计算方法，提出基于电商平台损失厌恶的分类共识决策框架，有效破解了头部平台面临的运营困局。

首先，在方法论层面，构建的关联权重算法有效捕捉了电商商品属性的网络化关联特征，这为直播选品等强时效性场景中的快速决策提供了技术支撑。

其次，考虑到运营团队成员的损失厌恶，本文首次将损失厌恶纳入分类共识决策模型，提出考虑损失厌恶的多属性分类共识决策新方法，并将其应用于电商平台运营团队共识决策，充分发挥“群体智慧”优化运营团队关于直播选品的决策。

参考文献

- [1] 王晓峰, 李佳琦. 电商平台选品策略对消费者忠诚度的影响机制研究[J]. 管理科学学报, 2021, 24(3): 89-102.
- [2] 陈晓阳, 张立军, 王海涛. 基于模糊层次分析法的跨境电商 SKU 优选模型[J]. 中国电子商务, 2021, 23(6): 34-41.
- [3] 刘浩然, 赵敏, 李想. 基于深度学习的用户评论情感分析与选品决策研究[J]. 电子商务研究, 2022, 20(2): 56-65.
- [4] Zhang, H., Dong, Y., Palomares-Carrascosa, I. and Zhou, H. (2019) Failure Mode and Effect Analysis in a Linguistic Context: A Consensus-Based Multiattribute Group Decision-Making Approach. *IEEE Transactions on Reliability*, **68**, 566-582. <https://doi.org/10.1109/tr.2018.2869787>
- [5] Xiao, J., Wang, X. and Zhang, H. (2020) Managing Classification-Based Consensus in Social Network Group Decision Making: An Optimization-Based Approach with Minimum Information Loss. *Information Fusion*, **63**, 74-87. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.05.008>
- [6] Chen, X., Xu, W., Liang, H. and Dong, Y. (2019) The Classification-Based Consensus in Multi-Attribute Group Decision-Making. *Journal of the Operational Research Society*, **71**, 1375-1389. <https://doi.org/10.1080/01605682.2019.1609888>
- [7] Li, Z., Zhang, Z. and Yu, W. (2023) Consensus Reaching for Ordinal Classification-Based Group Decision Making with Heterogeneous Preference Information. *Journal of the Operational Research Society*, **75**, 224-245. <https://doi.org/10.1080/01605682.2023.2186806>
- [8] Pang, Q., Wang, H. and Xu, Z. (2016) Probabilistic Linguistic Term Sets in Multi-Attribute Group Decision Making. *Information Sciences*, **369**, 128-143. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2016.06.021>