

大规模协作模式下产品创意动态决策方法

——基于证据推理算法

单玉坤^{1,2}, 杜元伟¹

(1. 中国海洋大学 管理学院, 山东 青岛 266100; 2. 潍坊学院 经济管理学院, 山东 潍坊 261061)

摘要:为解决大规模协作模式下产品创意提取及实时更新创意排名问题,实现产品创意的动态决策,首先针对企业需求,根据头脑风暴法提出了产品创意的产生方法;其次对参与创意评价的主体和评价指标体系进行分类划分,并将二者的对应关系予以说明;然后基于基本信任分配(BBA)函数构建了产品创意信息的提取机理,依据证据推理(ER)规则构建了产品创意静态融合的过程,在此基础上推导出大规模协作模式下产品创意动态推荐的方法步骤;最后以华为创意推荐为例模拟了所提方法的具体操作过程,验证了其有效性。本文的创新之处在于允许参与主体仅对部分指标开展推断,并充分考虑了指标权重和专家权重对融合结果的影响,在维护原始数据真实性的同时提高了产品的创新效率。

关键词:大规模协作;产品创意;群体决策;动态性;证据推理

中图分类号:F272.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—980X(2021)12—0149—13

一、引言

所谓大规模协作(mass collaboration)是指用户依托于互联网以大范围、大数量、深入参与和相互协作的方式参与价值创造的模式(Tapscott和Williams,2006;罗珉和王睢,2007;赵增耀等,2015)。这种基于开放、共享、对等和全球运作四项原则的全新的经济模式便于参与主体实现高效地学习与协作,是经济模式的一次巨大变革,意味着新的协作时代的到来(迟凤玲,2012;黄海艳,2014)。

为准确评价创意的质量,相关学者提出一系列评估方法。Udell和Baker(1982)提出了新产品创意的潜在来源及一个简单的模型,经过广泛测试,该模型可用于筛选产品创意,并最大程度地降低正在开发中的产品的成本和风险。Blair和Mumford(2007)研究了不同属性对人们支持新创意意愿的影响,发现影响人们评价新创意的关键因素可能是评价创意时所寻找的标准或属性。Gabriel et al(2016)提出了一种基于多准则决策分析工具的上下文形式化方法来评估创意。通过识别具有网络分数的社会影响者,Özaygen和Balagué(2018)提出了一种方法来减少群体创新中的投票偏见,帮助管理者选择更好的创意。Kleinmintz et al(2019)提出了产品创意的双重模型和一个扩展模型,该模型认为评价过程包括三个子阶段:评价、监测和选择。Dzialis(2020)采用定性实证研究设计,为内部创新过程早期阶段的创新理念提出了一种更灵活、更快捷的前端评估方法。

综上所述,现有研究成果基本采用多属性评估方法对产品创意进行评价,并且需要专家对每个属性进行评估(Du et al,2018c)。这种方法的基本假设是每个专家都能对每个指标提供完全有效的评估,但这是不现实的,原因主要有两方面:首先,参与决策过程的群体规模越来越大,可以达到数千人;其次,参与决策过程的人来自不同的组织,通常有不同的教育背景、专业结构(Tang et al,2020)。另外,决策者可以在不同的时间和地点发表评价,或者在同一时间共同决策,但是现有的方法忽略了这些动态性,仅仅在静态时间点上对方案进行评价。基于此,本文基于动态的角度分析了在大规模群体决策中提取和整合产品创意和评价信息的过程,利用evidence reasoning(ER)规则,提出了产品创意的动态决策方法。

ER规则是在Dempster-Shafer证据理论和决策理论的基础上提出的一种决策方法(Qin et al,2020),通过

收稿日期:2021—01—12

基金项目:国家社科基金重大项目“我国海洋牧场生态安全监管机制研究”(18ZDA055);国家自然科学基金“数据驱动下海洋牧场资源环境承载力监测预警研究:模型和方法”(71874167);国家自然科学基金“大规模协作模式下产品动态连续创新决策方法:基于大数据驱动视角”(71462022)

作者简介:单玉坤,博士,潍坊学院经济管理学院讲师,研究方向:创新管理、决策分析;杜元伟,博士,中国海洋大学管理学院教授,博士研究生导师,研究方向:创新管理、决策分析。

建立统一的识别框架来描述问题中的各种不确定性,弥补了传统大群体决策方法的不足。一般来说,ER规则可以处理许多具有模糊和不确定信息的综合问题,并且在收集不同专家的意见方面有一定的优势。当多个证据高度或完全可信时,ER规则仍然可以用来融合它们并生成分类(Yang et al, 2018)。ER规则允许专家仅在其专业领域内评估单个属性或属性集,允许不确定性评价信息存在,有利于提高决策信息的真实性,提高创新效率。

本文的创新点主要包括两方面:首先,本文所提方法允许评估信息中存在不确定性,即允许专家对每个指标提供不完全有效的评估;其次,本文在综合考虑指标权重和专家权重的基础上,基于动态角度对产品创意进行评价和决策,并提出动态决策方法的具体步骤。

本文的结构安排如下:第二部分分析产品创意的评价框架;第三部分介绍静态的创意评价方法,利用 basic belief assignment(BBA)函数提取评价信息,通过ER规则进行信息融合;第四部分从动态的角度描述创意的推荐方法,分析备选方案的实时更新、有效创意的评价标准、评价的终止条件、结果实时更新的方法和步骤;第五部分通过一个典型案例对该方法的过程进行仿真,验证该方法的有效性;第六部分是文章的结论与展望。

二、产品创意评价框架

对新产品创意进行评估和排序的目的是,评估各个创意方案的可行性,为备选创意的选择提供具有影响力的、肯定的或否定的评价,并决定哪一个在概念开发和选择阶段更具有长远价值。本文将从产品创意信息的评价主体、评价客体及评价指标体系三个方面展开详细的论述。

(一)评价主体

在大规模协作模式下,参与产品创意评估的人数众多,按照价值取向、知识结构等方面的差异可以将其概括为三类:企业内部成员、现实用户与潜在用户,可表示为 $E = \{E_1, E_2, E_3\}$ 。其中,对于参与评价的主体属于哪一类,可以通过注册时勾选身份的方式得到。

1. 企业内部成员($E_1 = \{e_{1i} | i = 1, 2, \dots, I_1\}$)

E_1 表示企业内部成员, e_{1i} 表示企业内部成员中的第*i*个主体, I_1 表示企业内部成员中参与创意评估的总人数。企业内部成员作为产品创意的发起者、管理者,全程参与产品创意的形成,可分为:经营管理人员、技术研发人员、生产管理人员、市场营销人员。经营管理人员主要从产品创意所能带来的经济利益角度对产品创意进行评价;技术研发人员将产品创意的技术、形式和功效等各种基本要素通过开发设计变成产品实体,主要从企业的工程设计能力及将现有技术转化为产品特性的能力的视角对产品创意进行评价;生产管理人员主要从生产参数(如环境、介质温度、压力等)及工艺性设计方法(如装配设计和分解设计)的角度对产品创意展开评价;市场营销人员主要从市场需求的视角对产品创意展开评价。

2. 现实用户($E_2 = \{e_{2i} | i = 1, 2, \dots, I_2\}$)

E_2 表示现实用户, e_{2i} 表示现实用户中的第*i*个主体, I_2 表示现实用户中参与创意评估的总人数。现实用户是指某一种技术、产品、服务的使用者,使用过某种产品的人。现实用户是产品的实际体验者,对产品的优缺点有较为全面的了解,可针对产品存在的问题提供相应的解决方案,同时可以对已有的产品创新方案进行评价。用户参与产品创新,使用户参与到其产品创意的形成过程中,将之前生产者才具有的某些权力赋予用户,使他们在体验产品开发过程的同时购买产品,从而建立起一种可靠和平等协作的客户关系;通过很好地应用这一关系,不断提高用户的满意度和忠诚度,以此提高企业的竞争力及新产品开发的成功率。

3. 潜在用户($E_3 = \{e_{3i} | i = 1, 2, \dots, I_3\}$)

E_3 表示潜在用户, e_{3i} 表示潜在用户中的第*i*个主体, I_3 表示潜在用户中参与创意评估的总人数。潜在用户是指具有潜在产品需求,但尚未通过产品而获得满足的用户,其特性可以概括为:①有使用产品的能力;②有潜在的产品使用需求。相对于现实用户,潜在用户具有数量多、潜力大的特点,二者之间相互包含,在一定条件下可以相互转化。潜在用户未使用过某种产品。因此不会受到已有产品的束缚,可以充分利用发散性思维的优势对产品创意的各个方面提出自己的意见,同时,可以从是否能够提供满足其需要的角度对产品创意进行评价。

(二)评价客体

在大规模协作模式下,企业内部成员、广大用户(包括现实用户、潜在用户)都可以作为参与主体,他们都能针对评价客体,即产品创意,在各种交互平台上发表言论、自由探讨。产品创新需要的是突发奇想的创意性信息,需要充分调动参与主体的积极性。但是,针对产品创意由大规模参与主体给出的认知信息一般具有“4V”特征——volume(大量):全球的社会大众都可以针对企业发布的目标要求提出自己的建议和方案;velocity(高速):参与主体可以随时随地地利用手机、电脑等设备发表自己对产品创意的看法,数据进出速度快,对数据处理能力及决策能力要求快速、高效;variety(多样):数据种类不仅包含常规意义上的关系数据或数据仓库数据,而且还包括图片、流媒体、社会网络信息等全新数据类型;value(价值):虽然可以得到大量的产品创意方案,但其中的冗余信息也很多。为解决上述问题,企业需在发布产品创新目标时尽可能明确,可采用“语义描述+图片展示”等方式呈现,从而提高产品创新的“目的性”,以改善 variety(多样)和 value(价值)这两个特征。

为了得到尽可能多的产品创意,企业可采用头脑风暴法,充分利用各类在线平台,鼓励参与主体围绕创新目标参与产品创新的全过程,参与主体需遵循头脑风暴法中自由思考、延迟评判、以量求质、结合改善的原则。自由思考,即企业欢迎参与主体围绕创新目标各抒己见,自由鸣放,创造一种自由、活跃的气氛,激发参与主体提出各种奇思妙想的创新方案;延迟评判,即对各种产品创新意见、方案的评判必须放到最后阶段,此前不能对别人的意见提出批评和评价,认真对待任何一种设想,而不管其是否适当和可行;以量求质,即追求数量,意见、方案越多,产生好方案的可能性越大;结合改善,探索取长补短和改进办法,除提出自己的意见外,鼓励参与主体对他人已经提出的设想方案进行补充、改进和综合,从而相互启发、相互补充和相互完善。由此,可以产生数量众多的产品创意方案,表示为 $\{a_k | k = 1, 2, \dots, K\}$, a_k 代表第 k 个创意方案, K 代表创意方案的数量。

(三)产品创意评价指标体系

为解决大规模协作模式下产品创意信息数量庞大且价值密度低的问题,本文基于广大用户(包括企业内部成员)而非企业组织的视角从产品创意的功能、价格、包装、质量四个一级指标对产品创意方案进行评估,便于有效创意信息的提取,并对各类主体有能力开展推断的指标进行分析,如图1所示,其中, B 表示一级指标, C 表示二级指标, $m_k^{1,3}$ 表示第一类专家认为创意方案 a_k 在指标 C_3 上的表现,以此类推。

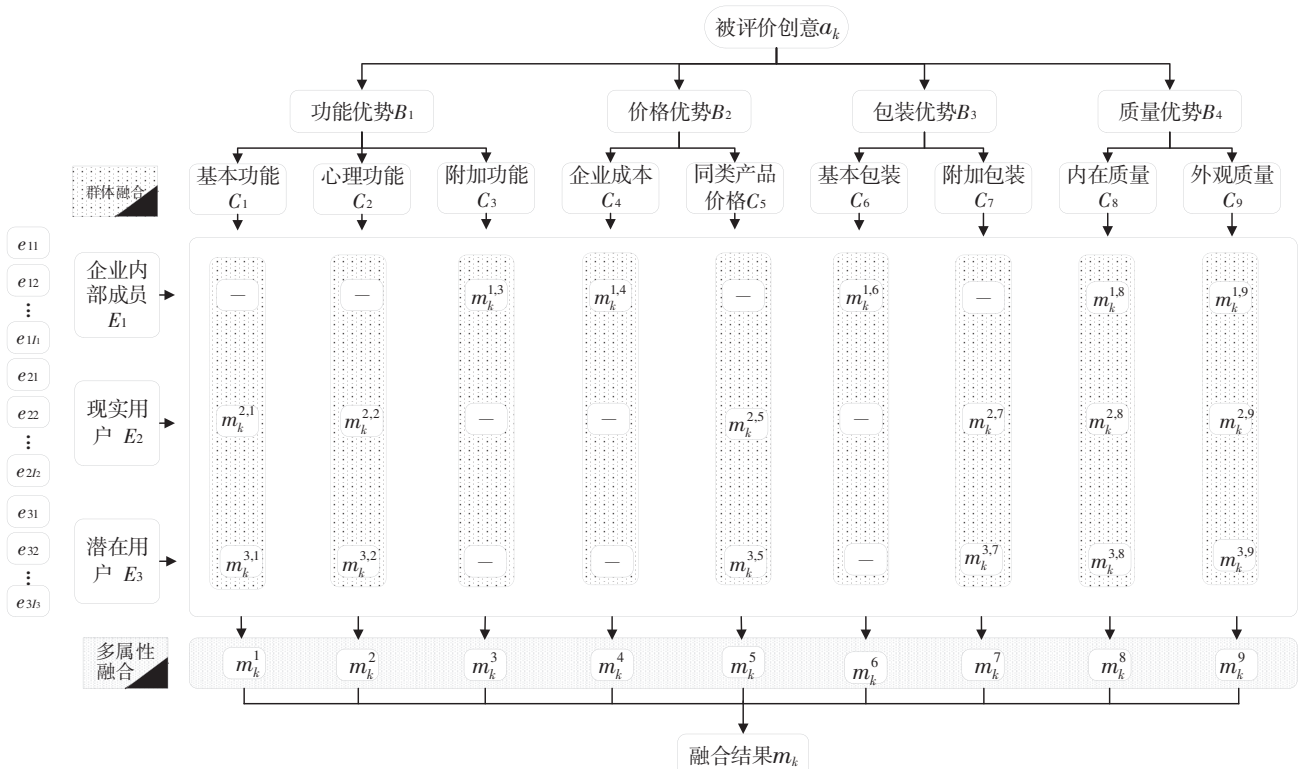


图1 创意评价信息的融合思路

在本文中,产品创意评价指标可表示为 $\{c_j|j = 1, 2, \dots, 9\}$,具体如表 1 所示。

表 1 产品创意评价指标体系

一级指标	二级指标	指标说明
功能优势 B_1	基本功能 C_1	产品能为消费者提供的基本效用或利益的功能
	心理功能 C_2	产品的外部特征和可见形体
	附加功能 C_3	产品使用指导、免费送货、设备安装与维修、售前售后等专业服务
价格优势 B_2	企业成本 C_4	产品生产成本
	同类产品价格 C_5	市场上同类产品的价格及其质量
包装优势 B_3	基本包装 C_6	保护产品和促进产品销售的包装
	附加包装 C_7	包装具有识别、便利、美化、增值等功能
质量优势 B_4	内在质量 C_8	产品的性能、寿命、可靠性、安全性、经济性
	外观质量 C_9	产品的光洁度、造型、色泽等

三、产品创意评价信息的静态融合

(一)信息提取

在大规模协作模式下,基于互联网平台,每位个体都可以针对已有的创意方案进行评价,评价主体可表示为 $E = \{E_1, E_2, E_3\}$ 。但需要注意的是,考虑到各类主体在知识结构、认知能力、价值取向等方面的差异,评价主体只能对创意方案的一个或几个指标进行评价,可以理解为参与主体能够在特定指标或特定指标集上对方案的表现予以评估。显然,各类参与主体没有能力对其专业领域之外的其他指标展开评估分析。由此,所收集到的创意评价中包含着大量的不确定信息。为了更大程度地保存原有评价信息的真实性,本文采用 ER 规则来提取和融合评估信息。首先,与传统方法相比,该方法可以处理更多的不确定性,并且可以将概率值分配给单个子集和复合集合。其次,在这种方法中,在综合个人评价信息的证据之前,不需要提供先验分布来源。最后,它允许“不确定”和“不知道”情况的存在,而不是被迫指定概率。

根据前文可知,在大规模协作模式下,共有三类主体、九项指标参与创意评估,各类主体可展开评价的指标如图 2 所示。

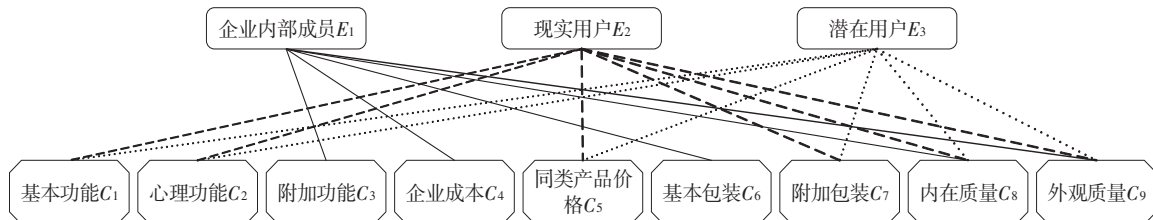


图 2 主体与指标之间的对应关系

由此可见,如何快速有效地提取各类主体对创意方案的评价信息极其重要。因此,本文在构建识别框架的基础上利用基本信任分配(basic belief assignment, BBA)函数提出评价信息的获取方法。相关定义如下所示(Du 和 Wang, 2017; Du et al, 2018a; Yang 和 Xu, 2013)。

定义 1 设决策问题 Q 的所有可能答案可以表示为互斥且可穷举的命题 $\theta_n (n = 1, 2, \dots, N)$,其中有且仅有一个命题 θ_n 为 Q 的正确答案,则称由所有命题构成的样本空间 $\Theta = \{\theta_n | n = 1, 2, \dots, N\}$ 为 Q 的识别框架。

在大规模协作模式下,参与产品创意评价的主体数量庞大且类型多样,其知识结构、教育背景等各不相同,难以保证每位主体都有能力做出较为复杂的决策,若某一评价指标超出评价主体的认知范围,则该主体无法给出任何有价值的评价信息。因此,为便于评价主体更为高效地做出决策,本文建议采用二级标度,可表示为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\} = (\text{不好}, \text{好})$,且评价主体对等级标度的偏好程度用等级效用表示,即 $u_n = u(\theta_n) (n = 1, 2)$,并且需满足 $0 \leq u_1 < u_2 \leq 1$ 。为便于计算,本文假设 $u_1 = 0, u_2 = 1$ 。在实际操作中, u_n 可由企业根据具体情况设定。

定义 2 设识别框架 Θ 所有子集集合为 2^Θ , Θ 的任意非空子集及可信度分别为 θ 和 $m(\theta)$,若映射函数: $2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 能满足

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{\theta \subseteq \Theta} m(\theta) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

则称其为 Θ 上的 BBA 函数。若 $m(\theta) > 0$ 则称 θ 为决策问题 Q 的焦元。

为了在同一识别框架内获取各个主体的评价信息,本文假设评价主体 E_i 中包含 I_i 位个体, e_i^s 为主体 E_i 中的第 s 位个体,则评价主体 E_i 中所包含的个体可表示为 $E_i = \{e_i^s | s = 1, 2, \dots, I_i\}$ ($i = 1, 2, 3$)。假设评价主体 E_i 对指标 c_j 的评价选项为 θ_1 = “不好”, θ_2 = “好”, Θ = “不知道”,若评价主体未给出任何信息,则系统自动将其回答赋值为 Θ = “不知道”。若 E_i 中有 M_i 位个体认为方案 a_k 在指标 C_j 上的表现为“不好”, N_i 位个体认为“好”, P_i 位个体无法做出判断,则 $m_k^{i,j}$ 的计算方法可如式(2)所示。

$$\begin{cases} m_k^{i,j}(\theta) = \frac{M_i}{I_i}, & \theta = \theta_1 \\ m_k^{i,j}(\theta) = \frac{N_i}{I_i}, & \theta = \theta_2 \\ m_k^{i,j}(\theta) = \frac{P_i}{I_i}, & \theta = \Theta \end{cases} \quad (2)$$

其中: $M_i + N_i + P_i = I_i$ 。

$m_k^{i,j}(\theta)$ 表示评价主体 E_i 认为创意方案 a_k 在指标 C_j 上隶属于等级标度 θ 的信度,则 E_i 的评价信息可以描述为 $m_k^{i,j} = \{(\theta, m_k^{i,j}(\theta)) | \theta \subseteq \Theta, \sum_{\theta \subseteq \Theta} m_k^{i,j}(\theta) = 1\}$ 。因为 $m_k^{i,j}$ 满足式(1)中的约束要求,所以它是 BBA 函数。

(二) 信息融合

专家评价信息的表现形式为 BBA 函数,对其进行融合属于证据理论的范畴,这是一种用于评价不完备性信息融合的理论。由于在知识结构、价值取向等方面的差异,各类专家在同一指标上所占比重也不尽相同,且各个指标的权重也各不相同。因此,本文在综合考虑专家权重和指标权重的基础上,运用证据推理(evidence reasoning)规则和 Pignistic 概率对创意方案的评价信息进行融合,最终得出该创意方案的综合评价结果(Du et al, 2018b)。

专家/指标权重是根据决策问题需要而设定的一个专家/指标相对于另一个专家/指标的重要程度(Chin et al, 2015)。考虑到权重的计算不是本文的研究重点,因此不再详细概述其计算过程。权重的设定可由层次分析法等方法计算得出或由企业根据实际情况给出。另外,在对信息进行融合时,主要有两种融合策略:“先专家后指标”策略和“先指标后专家”策略。在本文中,对于同一指标而言,三类专家的权重各不相同且权重之和为 1,而对于三类专家而言,各个指标的权重是相同的。因此,本文采用的是“先专家后指标”策略。

基于 ER 方法对方案 a_k 进行综合评价的思路是:首先以专家为融合对象,用 ER 折扣对评价信息中专家在各个指标上的权重进行处理,运用 ER 规则对折扣后的评价信息进行递归融合,得到所有专家在指标 C_j 上的整体评价信息 m_k^j ;然后以指标为融合对象,再次运用 ER 折扣及 ER 融合规则对 m_k^j 进行折扣、融合,得到所有专家对所有指标的综合性评价信息 m_k ;最后对融合结果 m_k 进行概率转换、效用计算,得出方案的综合性评价结果。

设 E_i 在指标 C_j 上的权重为 w_{ij} , $0 \leq w_{ij} \leq 1$ 且 $\sum_i w_{ij} = 1$ ($i = 1, 2, 3$),首先基于专家权重对原始评价信息 $m_{i,j}^k$ 进行 ER 折扣,如式(3)所示(Shafer, 1976; Fu 和 Chin, 2014)。

$$\tilde{m}_k^{i,j}(\theta) = \begin{cases} 0, & \theta = \emptyset \\ w_{ij} m_k^{i,j}(\theta), & \theta \subseteq \Theta, \theta \neq \emptyset \\ 1 - w_{ij}, & \theta = P(\Theta) \end{cases} \quad (3)$$

其中: $1 - w_{ij}$ 为剩余支持,将折扣后的剩余支持赋值给 $P(\Theta)$ 。

经过 ER 折扣后的 $\tilde{m}_k^{i,j}$ 融入了专家权重的信息,接下来运用 ER 规则对其进行递归融合 $\tilde{m}_k^{1,j} \oplus \tilde{m}_k^{2,j} \oplus \tilde{m}_k^{3,j}$, 设 $e(i)$ 为前 i 条评价信息的组合,其融合规则可表示为式(4)(Wang et al, 2006)。

$$m_{k,\theta}^{j,e(i)} = \begin{cases} 0, \theta = \emptyset \\ \frac{\hat{m}_{k,\theta}^{j,e(i)}}{\sum_{B \subseteq \Theta} \hat{m}_{k,B}^{j,e(i)} + \hat{m}_{k,P(\Theta)}^{j,e(i)}}, \theta \neq \emptyset \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\hat{m}_{k,\theta}^{j,e(i)} = \left[(1 - w_{ij}) m_{k,\theta}^{j,e(i-1)} + m_{k,P(\Theta)}^{j,e(i-1)} m_{k,\theta}^{j,i} \right] + \sum_{B \cap C = \theta} m_{k,B}^{j,e(i-1)} m_{k,C}^{j,i}, \forall \theta \subseteq \Theta, \hat{m}_{k,P(\Theta)}^{j,e(i)} = (1 - w_{ij}) m_{k,P(\Theta)}^{j,e(i-1)}$ 。

由此可得到所有专家对指标 C_j 的整体性评价信息 $m_{k,\theta}^j$, 且 $\sum_{\theta \subseteq \Theta} m_{k,\theta}^j + m_{k,P(\Theta)}^j = 1$ 。接下来需要考虑指标权重对评价信息的影响程度, 利用指标权重对评价信息进行折扣处理, 在此之前, 须对 $m_{k,\theta}^j$ 进行归一化处理, 按照式(5)重新计算得到符合 BBA 函数定义要求的 $\bar{m}_k^j$, 然后用指标权重 w_j 代替式(3)中的专家权重 w_{ij} 对 $\bar{m}_k^j$ 进行折扣处理得到 $\tilde{m}_k^j$, 将折扣后的信息 $\tilde{m}_k^j$ 代入式(4)进行融合 $\tilde{m}_k^1 \oplus \tilde{m}_k^2 \oplus \dots \oplus \tilde{m}_k^q$, 由此得到所有专家对所有指标的综合评价信息 m_k 。

$$\bar{m}_{k,\theta_n}^j = \frac{m_{k,\theta_n}^j}{1 - m_{k,P(\Theta)}^j} \quad (5)$$

同样的, 为满足 BBA 函数的定义要求, 需要基于式(5)对 m_k 进行归一化处理得到方案的综合评价信息 $\hat{m}_k$ 。 $\hat{m}_k$ 为 BBA 函数, 其信度分布于识别框架的子集之上而非具体的等级标度, 为确定方案在各个等级上的概率分布, 本文运用 Pignistic 概率将 BBA 函数形式的 $\hat{m}_k$ 转换为等级标度上的概率分布形式 p_k^n , Pignistic 概率公式如式(6)所示(杨晓萍等, 2019)。

$$\begin{cases} bel_k(\theta_n) = \sum_{X \subseteq \theta_n} \hat{m}_k(X) \\ pl_k(\theta_n) = \sum_{\theta_n \cap X \neq \emptyset} \hat{m}_k(X) \\ p_k(\theta_n) = bel_k(\theta_n) + \varepsilon_k \cdot pl_k(\theta_n) \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\varepsilon_k = \left[1 - \sum_{\theta \subseteq \Theta} bel_k(\theta) \right] / \sum_{\theta \subseteq \Theta} pl_k(\theta)$, $bel_k(\theta)$ 是对命题 θ 的总信任度, $pl_k(\theta)$ 是所有与 θ 相容命题的总信任度, $p_k(\theta)$ 是二者折中后的信任度, 即方案 a_k 在等级标度上的概率分布。因本文中仅设两个标度, 所以式(6)可加以简化, 如式(7)所示。

$$\begin{cases} bel_k(\theta_n) = \hat{m}_k(\theta_n) \\ pl_k(\theta_n) = \hat{m}_k(\theta_n) + \hat{m}_k(\Theta) \\ p_k(\theta_n) = \hat{m}_k(\theta_n) + \varepsilon_k [\hat{m}_k(\theta_n) + \hat{m}_k(\Theta)] \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\varepsilon_k = m(\Theta) / [1 + m(\Theta)]$ 。

综上所述, 可得到方案 a_k 在等级标度上综合表现的概率分布 $P_k = (\theta_1, p_k^1; \theta_2, p_k^2)$ 。由期望效用理论可知, 方案 a_k 的总效用可表示为如式(8)所示。

$$U_k = \sum_n u_n p_k^n, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (8)$$

总效用 U_k 即方案 a_k 的综合评价结果, U_k 越大证明方案 a_k 越好。

四、产品创意评价信息的动态融合

在大规模协作模式下, 对于从各类群体中所获取的创意方案评价信息的提取与融合可参照本文上一节的内容, 运用 BBA 函数进行评价信息的提取, 并运用 ER 规则对评价信息进行融合, 得出某一方案的最终评价结果。除此之外, 要实现产品创意的动态推荐, 还需要考虑动态性, 体现在创意信息和评价结果排序可以实时更新, 参与大规模协作的千万主体只要对自己感兴趣的创意给出评价结果即可, 其他融合与评价过程全部由计算机实现, 融合结果也可以实时呈现给千万主体。本文将在下文中对该部分内容进行详细描述。

(一)创意信息实时更新

在大规模协作模式下,企业借助于网络平台发布产品创意目标,向各类群体征求产品创意方案,创意产生的过程可以结合头脑风暴法中自由思考、延迟评判、以量求质、结合改善的原则,参与主体可通过网络平台各抒己见、自由想象,由此产生数量众多的产品创意备选方案,此外,参与主体可对已有创意方案进行补充、改进或综合,通过相互补充、相互完善形成新的创意方案,并实时呈现给其他参与主体,这个过程是源源不断的,在评价的过程中允许产生新的创意方案以供后续评价主体进行评价。以中兴手机为例,中兴产品的创意来源主要是用户和企业内部相关部门,2016年中兴在美国推出 Community -Sourced X 计划,面向全球上万名中兴社区 Z-Community 的成员们征集产品创意,在此过程中,中兴手机共收到来自全球 176 个国家的数百个产品设计方案,包括对产品外观和功能等的创想,由 Z-Community 社区成员投票选出胜出的设计。借助于这种向消费者征集产品创意的方式,中兴获得了产品创意的源泉,其相关产品设计的过程受到了来自全球各国消费者创意的启发,在满足产品国际化方面受益颇多(李荣玉,2017)。

(二)有效产品创意的评判标准

在大规模协作模式下,全球各地的社会大众都可以针对企业发布的产品创新目标而发表自己的意见,并对已有的创意信息进行评价,由此产生了数量庞大且价值密度较低的产品创意信息。在上述信息中,可能某一创意方案仅受到极个别主体的关注,并且给与了高度评价,但实际上,该产品方案并不符合大众需求。为避免这种冲突,需要对创意的有效性进行鉴定,首先,要考虑创意的评论量,本文假设创意方案所得到的实际评论量为 A_d ,有效创意的最低评论量为 V_d ,若 $A_d < V_d$,则说明该创意难以引起人们的兴趣,得不到广泛关注。

其次,若创意方案 a_k 收到大量的评价信息,但其总效用 U_k 却极低,这说明该方案不符合市场预期,无法满足用户的需求。因此,需要对创意的总效用 U_k 进行分析,为便于理解总效用与有效创意之间的关系,本文建议根据创意总效用将创意方案分为三类:有效创意、无效创意和待定创意。在大规模协作模式下,产品创意的动态融合结果是实时更新的,为增加有效创意的真实性,本文假设 a_k 在前 d_1 条评论的融合过程中,若 $U_k > H$,则 a_k 为有效创意;若 $U_k < L$,则 a_k 为无效创意;若 $L \leq U_k \leq H$,则 a_k 为待定创意,需继续接受评价加以判定(L 、 H 分别为待定创意总效用的下/上限)。若待定创意在经过前 d_2 条评论融合后仍然存在 $U_k < H$ 的情况,则判定该创意无效,予以淘汰,其中 $d_2 > d_1 > V_d$ 。为便于理解,不妨设前 d_1 条评论的融合过程为首轮融合,前 d_2 条评论的融合过程为二轮融合, d_1 、 d_2 可由企业根据具体情况而设定。

需要注意的是,本文仅围绕创意的产生及其初期筛选展开研究,基于以量求质的原则,本文假设在首轮融合或二轮融合中,若 $U_k > H$,则创意 a_k 始终有效,继续接受评价但不受后续评价融合结果的影响,可参与方案排名。有效创意的具体评判流程可如图 3 所示。

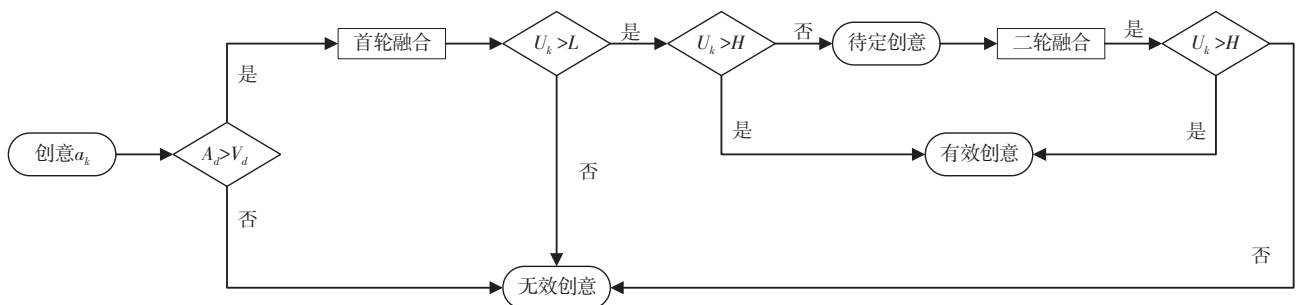


图3 有效创意评判流程

(三)终止条件与最终排序

在大规模协作模式下,有关产品创意的评估信息是数量巨大且源源不断的,显然,在瞬息万变的大数据时代,企业不可能长期关注某一产品创意的投票结果,那么企业应该何时关闭评价系统、结束信息融合才是最为恰当的呢? 本文为此提供三种解决方案:一是设置时间节点,产品创新要及时、快速,要选择短时间内总效用较高的方案,企业可设定评价期限,超过此期限参与主体则无法登录系统发表意见,企业选择在这期限内获得支持最多的几个方案进行综合评价;二是设置数量节点,当有效创意方案达到一定数量时,评价系统自动关闭,此时,企业可结合自身状况对排名靠前的几个方案进行评价分析;三是当短期内某一产品创意方案的总效用相较于其他方案具有明显优势时,企业可提前关闭评价系统,并针对该方案做进一步的分析评

价。企业可根据实际情况选取上述三种方案的一种,采用评价系统终止时的实时排序结果作为最终的排序结果。

(四)产品创意实时评价结果及排序

在大规模协作模式下,相关产品创意方案及其评价信息是不断产生的,如何对评价信息进行提取与融合,并实时呈现所有方案的排序结果是实现产品创意动态推荐的关键问题。为解决该问题,本文提出下述方法步骤以实现创意方案的推荐过程。

步骤1 设定决策参数。设评价方案的指标集为 $\{C_j|j=1,2,\dots,9\}$,专家集为 $\{E_i|i=1,2,3\}$,等级标度集为 $\{\theta_1,\theta_2\}$,等级标度效用集为 $\{u_n|u_1=0,u_2=1;n=1,2\}$,指标权重集为 $\{w_j|0\leq w_j\leq 1;\sum_j w_j=1;j=1,2,\dots,9\}$,专家权重集为 $\{w_{ij}|0\leq w_{ij}\leq 1;\sum_i w_{ij}=1,i=1,2,3,j=1,2,\dots,9\}$,有效创意的最低评论量为 V_d 。

步骤2 提出备选方案。在大规模协作模式下,产品创意的备选方案由各类参与主体基于产品创新要求而提出,在整个决策过程中备选方案处于不断更新完善的状态,备选方案集可表示为 $\{a_k|k=1,2,\dots,K\}$ 。

步骤3 开展专家推断。在大规模协作模式下,企业内部成员、现实用户与潜在用户三类主体可结合自身知识结构对已有备选方案在各项指标上应隶属于某个或某几个等级的信度进行评价。假设专家 E_i 认为方案 a_k 在指标 C_j 上隶属于等级 θ 的信度为 $m_{k,\theta}^{i,j}\geq 0$,则 E_i 的推断信息为 $m_k^{i,j}=\left\{(\theta,m_{k,\theta}^{i,j})|\theta\subseteq\Theta,\sum_{\theta\subseteq\Theta}m_{k,\theta}^{i,j}=1\right\}$ 。

步骤4 有效创意的首轮筛选。将方案 a_k 所收到的评论量 D 与 F 进行对比,若 $D<F$,则为无效创意,可继续接受评价但不参与信息融合,若到企业规定的截止条件,评论数量仍低于 F ,则该创意淘汰;若 $D\geq F$,则进入步骤5。

步骤5 开展信息融合。以专家为融合对象,基于专家权重利用式(3)对 $m_{k,\theta}^{i,j}$ 进行ER折扣,然后将其带入式(4)进行ER融合,得到所有专家对方案 a_k 在指标 C_j 上的评价信息 $m_{k,\theta}^j,\forall j$ 。以指标为融合对象,按照式(5)对 $m_{k,\theta}^j$ 进行归一化处理,然后基于指标权重利用式(3)对 $\bar{m}_k^j$ 进行ER折扣得到 $\bar{m}_k^j$,然后将其带入式(4)进行ER融合,得到所有专家对方案 a_k 在所有指标上的整体性评价信息 m_k 。

步骤6 确定概率分布与方案效用。对步骤5得到的关于方案 a_k 的最终评价信息 m_k ,将其代入式(5)和式(7)得出Pignistic概率 $p_k^n,\forall n$ 。将等级标度效用与概率分布相结合,计算得出方案 a_k 的总效用为 $U_k=\sum_n u_n p_k^n,\forall k,U_k$ 越大证明方案 a_k 越好,并按照 U_k 的大小对方案进行排序。

步骤7 有效创意的二轮筛选。在大规模协作模式下,三类主体可随时发表自己对方案 a_k 的评价信息,重复循环步骤3~步骤6,若在前 d_1 条评论的融合结果中, $U_k<L$,则该创意无效,直接淘汰;若 $U_k>H$,则转到步骤8;若 $L\leq U_k\leq H$,则继续重复循环步骤3~步骤7,若在前 d_2 条评论的融合结果中, $U_k>H$,则转到步骤8,否则创意无效,予以淘汰。其中, $d_2>d_1>V_d$ 。

步骤8 实时更新方案信息。在大规模协作模式下,三类主体针对企业发布的创新要求,可以随时在相关平台发布自己的创意及对有关创意的评价,对于实时更新的创意方案,重复循环步骤2~步骤7,对于已有方案新增加的评价信息,则重复循环步骤3~步骤7,直至系统设定的终止条件为止,此时系统所呈现的所有备选方案的排序情况就是最终结果。

通过上述过程,计算机系统可将所有有效方案的排序结果呈现给广大主体,对于实时更新的创意方案及评价信息,计算机系统可循环重复上述过程并实时更新排序结果。

五、案例应用研究

华为技术有限公司是一家生产销售通信设备的民营通信科技公司,于1987年正式注册成立,总部位于中国深圳市龙岗区坂田华为基地。华为是全球领先的信息与通信技术(ICT)解决方案供应商,专注于ICT领域,在电信运营商、企业、终端和云计算等领域构筑了端到端的解决方案优势,为运营商客户、企业客户和消费者提供有竞争力的ICT解决方案、产品和服务。为充分发挥与利用广大主体的群体智慧,华为在官方网站设立华为互动社区,鼓励广大主体参与平台交流,互动社区设置威望、E币、E花蜜和培训积分四种虚拟币,参与主体通过互动获得虚拟币,凭借虚拟币可在积分商城兑换礼品,旨在提供一个与用户直接交流的平台,收集用户的意见和需求,让用户定义华为的下一个产品,社区以圈子的形式讨论交流,并提供丰富的资料文档,

用户可以放心地在平台上发布自己的意见。

2018年10月,华为在其官方互动社区发布以“AI应用创新大赛”为主题的公告,活动时间为10月15日-30日,在此期间面向全社会公开征集创意方案,要求基于华为官方已发布的HiAI能力(至少接入一个API),参与主体可根据AI能力特点结合APP实现一个或多个AI能力的创新应用场景,打造创新的APP体验,所有作品将在华为开发者联盟、华为花粉论坛、华为应用市场等渠道展播并开启投票。

本文提出以下假设:①活动截至10月20日,实用工具模块方面共收到三条创意,分别是 a_1 ="一知",是一款碎片信息管理工作; a_2 ="快拍记",是一款能够让用户快速高效记录会议、课程和生活的工具类APP; a_3 ="AI舌诊",是一款良医智能舌诊APP;②用于评价创意的指标集为 $C = \{C_j | j = 1, 2, \dots, 9\}$,指标权重集为 $W = \{w_1 = 0.17, w_2 = 0.10, w_3 = 0.06, w_4 = 0.18, w_5 = 0.07, w_6 = 0.10, w_7 = 0.05, w_8 = 0.17, w_9 = 0.10\}$;③对于 C_1 ,仅由 E_2 、 E_3 进行评价,其权重分别为 $w_{21} = 0.8, w_{31} = 0.2$;对于 C_2 ,仅由 E_2 、 E_3 进行评价,其权重分别为 $w_{22} = 0.7, w_{32} = 0.3$;对于 C_3 ,仅由 E_1 进行评价,其权重为 $w_{13} = 1$;对于 C_4 ,仅由 E_1 进行评价,其权重为 $w_{14} = 1$;对于 C_5 ,仅由 E_2 、 E_3 进行评价,其权重分别为 $w_{25} = 0.6, w_{35} = 0.4$;对于 C_6 ,仅由 E_1 进行评价,其权重为 $w_{16} = 1$;对于 C_7 ,仅由 E_2 、 E_3 进行评价,其权重分别为 $w_{27} = 0.5, w_{37} = 0.5$;对于 C_8 ,由三类专家共同评价,各类专家的权重分别为 $w_{18} = 0.4, w_{28} = 0.4, w_{38} = 0.2$;对于 C_9 ,由三类专家共同评价,各类专家的权重分别为 $w_{19} = 0.3, w_{29} = 0.5, w_{39} = 0.2$;④评价等级标度为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ =(不好,好),且各等级的效用分别为 $u_1 = 0, u_2 = 1$;⑤有效创意的最低评论量 $F=100$,且总效用 $U_k = [L, H] = [0.5, 0.7]$ 。

本文假设就上述三条创意方案, a_1 中有500位个体进行评价,其中企业内部成员、现实用户、潜在用户中分别包含200、200、100位个体; a_2 中有400位个体进行评价,其中企业内部成员、现实用户、潜在用户中分别包含100、200、100位个体; a_3 中有80位个体进行评价,其中企业内部成员、现实用户、潜在用户中分别包含20、50、10位个体。其中 a_3 只有80位个体进行评价,低于有效创意的评论量,说明该创意无法引起多数人的关注,属于无效创意,予以淘汰,仅对 a_1 、 a_2 开展推断融合,其原始评价信息如表2所示。

表2 原始评价信息

指标专家方案		创意方案 a_1			创意方案 a_2		
		企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3
基本功能 C_1	θ_1	—	50	10	—	20	10
	θ_2	—	120	80	—	100	50
	Θ	—	30	10	—	80	40
心理功能 C_2	θ_1	—	40	20	—	100	20
	θ_2	—	100	50	—	40	50
	Θ	—	60	30	—	60	30
附加功能 C_3	θ_1	50	—	—	20	—	—
	θ_2	120	—	—	70	—	—
	Θ	30	—	—	10	—	—
企业成本 C_4	θ_1	10	—	—	20	—	—
	θ_2	100	—	—	50	—	—
	Θ	90	—	—	30	—	—
同类产品价格 C_5	θ_1	—	20	10	—	20	10
	θ_2	—	120	80	—	80	70
	Θ	—	60	10	—	100	20
基本包装 C_6	θ_1	20	—	—	70	—	—
	θ_2	120	—	—	30	—	—
	Θ	60	—	—	0	—	—
附加包装 C_7	θ_1	—	40	40	0	50	10
	θ_2	—	160	50	0	150	80
	Θ	—	0	10	100	0	10
内在质量 C_8	θ_1	50	20	30	20	20	40
	θ_2	150	120	60	60	120	50
	Θ	0	60	10	20	60	10
外观质量 C_9	θ_1	80	40	40	30	40	20
	θ_2	100	140	50	50	120	60
	Θ	20	20	10	20	40	20

注:“—”表示该类专家不对该指标进行评价,无评价信息。

按照式(2)将 a_1, a_2 的原始评价信息转换为 BBA 函数 $m_{k,\theta}^{i,j}$, 并且基于专家权重, 按照式(3)对 $m_{k,\theta}^{i,j}$ 进行 ER 折扣得到 $\tilde{m}_k^{i,j}$, 具体如表 3 和表 4 所示。

表 3 转换为 BBA 函数的评价信息

指标专家方案		创意方案 a_1			创意方案 a_2		
		企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3
基本功能 C_1	θ_1	—	0.250	0.100	—	0.100	0.100
	θ_2	—	0.600	0.800	—	0.500	0.500
	Θ	—	0.150	0.100	—	0.400	0.400
心理功能 C_2	θ_1	—	0.200	0.200	—	0.500	0.200
	θ_2	—	0.500	0.500	—	0.200	0.500
	Θ	—	0.300	0.300	—	0.300	0.300
附加功能 C_3	θ_1	0.250	—	—	0.200	—	—
	θ_2	0.600	—	—	0.700	—	—
	Θ	0.150	—	—	0.100	—	—
企业成本 C_4	θ_1	0.050	—	—	0.200	—	—
	θ_2	0.500	—	—	0.500	—	—
	Θ	0.450	—	—	0.300	—	—
同类产品价格 C_5	θ_1	—	0.100	0.100	—	0.100	0.100
	θ_2	—	0.600	0.800	—	0.400	0.700
	Θ	—	0.300	0.100	—	0.500	0.200
基本包装 C_6	θ_1	0.100	—	—	0.700	—	—
	θ_2	0.600	—	—	0.300	—	—
	Θ	0.300	—	—	0.000	—	—
附加包装 C_7	θ_1	—	0.200	0.400	0.000	0.250	0.100
	θ_2	—	0.800	0.500	0.000	0.750	0.800
	Θ	—	0.000	0.100	1.000	0.000	0.100
内在质量 C_8	θ_1	0.250	0.100	0.300	0.200	0.100	0.400
	θ_2	0.750	0.600	0.600	0.600	0.600	0.500
	Θ	0.000	0.300	0.100	0.200	0.300	0.100
外观质量 C_9	θ_1	0.400	0.200	0.400	0.300	0.200	0.200
	θ_2	0.500	0.700	0.500	0.500	0.600	0.600
	Θ	0.100	0.100	0.100	0.200	0.200	0.200

表 4 折扣后的 BBA 函数

指标专家方案		创意方案 a_1			创意方案 a_2		
		企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3
基本功能 C_1	θ_1	—	0.200	0.020	—	0.080	0.020
	θ_2	—	0.480	0.160	—	0.400	0.100
	Θ	—	0.120	0.020	—	0.320	0.080
	$P(\Theta)$	—	0.200	0.800	—	0.200	0.800
心理功能 C_2	θ_1	—	0.140	0.060	—	0.350	0.060
	θ_2	—	0.350	0.150	—	0.140	0.150
	Θ	—	0.210	0.090	—	0.210	0.090
	$P(\Theta)$	—	0.300	0.700	—	0.300	0.700
附加功能 C_3	θ_1	0.250	—	—	0.200	—	—
	θ_2	0.600	—	—	0.700	—	—
	Θ	0.150	—	—	0.100	—	—
	$P(\Theta)$	0.000	—	—	0.000	—	—
企业成本 C_4	θ_1	0.050	—	—	0.200	—	—
	θ_2	0.500	—	—	0.500	—	—
	Θ	0.450	—	—	0.300	—	—
	$P(\Theta)$	0.000	—	—	0.000	—	—
同类产品价格 C_5	θ_1	—	0.060	0.040	—	0.060	0.040
	θ_2	—	0.360	0.320	—	0.240	0.280
	Θ	—	0.180	0.040	—	0.300	0.080
	$P(\Theta)$	—	0.400	0.600	—	0.400	0.600
基本包装 C_6	θ_1	0.100	—	—	0.700	—	—
	θ_2	0.600	—	—	0.300	—	—
	Θ	0.300	—	—	0.000	—	—

续表

指标专家方案		创意方案 a_1			创意方案 a_2		
		企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3
	$P(\theta)$	0.000	—	—	0.000	—	—
附加包装 C_7	θ_1	—	0.100	0.200	—	0.125	0.050
	θ_2	—	0.400	0.250	—	0.375	0.400
	Θ	—	0.000	0.050	—	0.000	0.050
	$P(\theta)$	—	0.500	0.500	—	0.500	0.500
内在质量 C_8	θ_1	0.100	0.040	0.060	0.080	0.040	0.080
	θ_2	0.300	0.240	0.120	0.240	0.240	0.100
	Θ	0.000	0.120	0.020	0.080	0.120	0.020
	$P(\theta)$	0.600	0.600	0.800	0.600	0.600	0.800
外观质量 C_9	θ_1	0.120	0.100	0.080	0.090	0.100	0.040
	θ_2	0.150	0.350	0.100	0.150	0.300	0.120
	Θ	0.030	0.050	0.020	0.060	0.100	0.040
	$P(\theta)$	0.700	0.500	0.800	0.700	0.500	0.800

利用式(4)所示的ER规则对折扣后的评价信息 $\tilde{m}_k^{i,j}$ 进行递归融合得到 $m_{k,\theta}^j$, 将 $m_{k,\theta}^j$ 代入式(5)进行归一化处理得到, 然后以指标权重 w_j 代替式(3)中的专家权重 w_{ij} 对 $\tilde{m}_k^j$ 进行折扣处理, 再次利用式(4)的ER规则对折扣后的信息进行融合得到 m_k 。将 m_k 代入式(5)和式(6)得到方案在等级标度上综合表现的概率分布, 具体见表5中2、3列。将等级效用 $u_1 = 0$ 、 $u_2 = 1$ 和概率分布代入式(7), 计算得到方案的总效用 U_k , 具体见表5中第4列。

由表5可知 $U_1 = 0.797 > U_2 = 0.776 > 0.7$, 均符合有效创意的筛选标准, 可继续接受评价并参与创意排名, 且此时系统显示的创意方案排名为 a_1 、 a_2 。

假设活动截至10月25日, 智能娱乐模块方面新收到3条创意方案, 其中 a_4 = “扣脸斗图”, 是一款能够让用户快速使用图片人物制作专属表情包的APP; a_5 = “文人绿客”, 是一款能智能识别照片内容, 且自动生成配图文字的APP; a_6 = “布点语音”, 是一款通过语音操作手机功能的智能APP。上述3条创意方案分别收到200、300、400条评论, 其中企业内部成员分别包括50、100、150位个体, 现实用户分别包括100、50、200位个体, 潜在用户分别包括50、150、50位个体。与此同时, a_1 、 a_2 分别收到200条新的评价信息, 截至此时, 活动共收到的创意方案及其评价信息如表6所示。

表5 方案概率分布与总效用

创意方案	二级标度		方案总效用
	θ_1	θ_2	
a_1	0.203	0.797	0.797
a_2	0.224	0.776	0.776

表6 创意方案及其评价信息

指标专家方案		创意方案 a_1			创意方案 a_2			创意方案 a_4			创意方案 a_5			创意方案 a_6		
		企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3
基本功能 C_1	θ_1	—	50	10	—	50	20	—	10	0	—	5	20	—	30	5
	θ_2	—	220	140	—	180	50	—	80	40	—	25	100	—	100	30
	Θ	—	30	20	—	110	40	—	10	10	—	20	30	—	70	15
心理功能 C_2	θ_1	—	40	20	—	120	25	—	20	10	—	10	15	—	50	10
	θ_2	—	200	120	—	100	55	—	80	20	—	30	125	—	70	30
	Θ	—	60	30	—	120	30	—	0	20	—	10	10	—	80	10
附加功能 C_3	θ_1	50	—	—	30	—	—	10	—	—	20	—	—	20	—	—
	θ_2	140	—	—	100	—	—	30	—	—	70	—	—	120	—	—
	Θ	40	—	—	20	—	—	10	—	—	10	—	—	10	—	—
企业成本 C_4	θ_1	10	—	—	40	—	—	20	—	—	15	—	—	20	—	—
	θ_2	130	—	—	60	—	—	20	—	—	65	—	—	100	—	—
	Θ	90	—	—	50	—	—	10	—	—	20	—	—	30	—	—
同类产品价格 C_5	θ_1	—	20	10	—	80	10	—	30	5	—	0	20	—	20	25
	θ_2	—	220	140	—	160	80	—	50	35	—	45	120	—	100	15
	Θ	—	60	20	—	100	20	—	20	10	—	5	10	—	80	10
基本包装 C_6	θ_1	20	—	—	100	—	—	5	—	—	25	—	—	30	—	—
	θ_2	150	—	—	50	—	—	30	—	—	70	—	—	120	—	—
	Θ	60	—	—	0	—	—	15	—	—	5	—	—	0	—	—

续表

指标专家方案		创意方案 a_1			创意方案 a_2			创意方案 a_4			创意方案 a_5			创意方案 a_6		
		企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3	企业内部成员 E_1	现实用户 E_2	潜在用户 E_3
附加包装 C_7	θ_1	—	40	40	—	70	10	—	10	20	—	20	50	—	30	5
	θ_2	—	230	120	—	200	85	—	70	10	—	30	100	—	170	35
	Θ	—	30	10	—	70	15	—	20	20	—	0	0	—	0	10
内在质量 C_8	θ_1	20	20	30	30	50	45	10	30	30	30	10	10	20	50	15
	θ_2	210	220	130	100	200	55	20	30	10	40	10	130	110	100	15
	Θ	0	60	10	20	90	10	20	40	10	30	30	10	20	50	20
外观质量 C_9	θ_1	80	40	40	40	80	20	20	20	15	25	25	30	10	20	25
	θ_2	130	240	120	80	180	70	10	50	25	75	15	80	120	150	10
	Θ	20	20	10	30	80	20	20	30	10	0	10	40	20	30	15

重复上述操作步骤,对表6中的信息经过折扣融合及概率转换、效用计算,得到此时所有创意方案的总效用,见表7。

由表7可知,新增加创意方案的总效用 $U_6 > U_5 > U_4 > 0.7$,均符合有效创意的筛选标准,可继续接受评价并参与创意排名,此时系统显示的创意方案排名为 a_6 、 a_1 、 a_5 、 a_2 、 a_4 。

在活动结束之前,系统会不断重复上述过程,对所提方案及其评价信息进行折扣融合及方案的筛选,并实时更新所有有效创意的排名。

表7 方案概率分布与总效用

创意方案	二级标度		方案总效用
	θ_1	θ_2	
a_1	0.140	0.860	0.860
a_2	0.235	0.765	0.765
a_4	0.237	0.763	0.763
a_5	0.179	0.821	0.821
a_6	0.128	0.872	0.872

六、结语

在大规模协作模式下,参与产品创意评估的主体数量较多,由此会产生数量众多且价值密度较低的评估信息,如何对这些信息进行有效提取融合并实现对产品创意方案的排序择优是众多企业面临的难题。本文首先以产品创意为研究对象,将大规模协作与产品创新进行深入的交叉融合,基于头脑风暴法提出了产品创意方案信息的产生原理,其次对各类参与主体进行分类划分及构建产品创意方案评价指标体系,并分析了各类主体有能力开展推断的指标,然后基于ER规则,按照“先专家后指标”的思路构建产品创意的静态融合机理,在此基础上推导出产品创意动态推荐的方法步骤,最后以华为创新活动为背景模拟了本文所提方法的操作步骤,以验证其有效性和可应用性。与之前研究方法要求每位专家对所有指标进行评价且忽视了专家权重对决策结果影响相比,本文的创新之处在于允许参与主体仅对部分指标开展推断,并考虑了指标权重和专家权重对决策结果的影响,在不损害原始数据真实性的基础上实现对产品创意方案的排序择优,依托互联网技术实现信息与知识的瞬间流动,从而实现产品创意的动态推荐,有利于提高创新效率。

本文对大规模协作模式下的产品创意动态推荐问题开展研究,一定程度上深化了产品创新、大众创新、群体决策等理论,具有重要的理论意义。该方法在一定程度上为企业开展大规模协作产品创意筛选给出了解决方案,可以结合不同参与主体的类型特征提取相关创意信息,有利于缩短产品创新时间、快速实现创意方案的择优排序,从而保证了企业创新的科学有效性与应用可行性。此外,本文是适应创新型国家战略、提高我国企业创新能力的现实需要。党的十九大报告提出“加快建设创新型国家”,明确“创新是引领发展的第一动力,是建设现代化经济体系的战略支撑”。在这一时代背景下,本文结合参与主体多样、主体数量庞大、主体关系对等、知识分布广泛等特点,从大规模协作的视角构建产品创意动态推荐的方法模型,是适应我国建设创新型国家战略的现实需要。需要注意的是,本文所提供的创意评估及推荐方法仅适用于创意的初步筛选阶段,最终的创意方案需由企业根据实际情况做出最为满意的选择,这也是本文下一步的研究重点。

参考文献

- [1] 迟凤玲, 2012. 促进大规模协作的应用[J]. 中国科技论坛, 8: 1.
- [2] 黄海艳, 2014. 顾客参与对新产品开发绩效的影响动态能力的中介机制[J]. 经济管理, 36(3): 87-97.
- [3] 李荣玉, 2017. 基于技术协同创新的高技术企业纵向产品创新策略研究[D]. 北京: 北方工业大学.
- [4] 罗珉, 王睢, 2007. 跨组织大规模协作: 特征、要素与运行机制[J]. 中国工业经济, 8: 5-14.
- [5] 杨晓萍, 廉伟健, 李孟杰, 等, 2019. 基于Pignistic概率函数和相关系数的证据组合方法[J]. 通信学报, 40(3): 73-79.
- [6] 赵增耀, 章小波, 沈能, 2015. 区域协同创新效率的多维溢出效应[J]. 中国工业经济, 1: 32-44.

- [7] BLAIR C, MUMFORD M, 2007. Errors in idea evaluation: Preference for the unoriginal? [J]. The Journal of Creative Behavior, 41(3): 197-222.
- [8] CHIN K, FU C, WANG Y, 2015. A method of de-termining attribute weights in evidential reasoning approach based on incompatibility among attributes[J]. Computers & Industrial Engineering, 87: 150-162.
- [9] DU Y, SHAN Y, LI C, et al, 2018a. Mass collaboration-driven method for recommending product ideas based on Dempster-Shafer theory of evidence[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018: 1-10.
- [10] DU Y, WANG Y, 2017. Evidence combination rule with contrary support in the evidential reasoning approach[J]. Expert Systems with Applications, 88: 193-204.
- [11] DU Y, WANG Y, QIN M, 2018b. New evidential reasoning rule with both weight and reliability for evidence combination [J]. Computers & Industrial Engineering, 124: 493-508.
- [12] DU Y, YANG N, NING J, 2018c. IFS/ER-based large-scale multiattribute group decision-making method by considering expert knowledge structure[J]. Knowledge-Based Systems, 162: 124-135.
- [13] DZIALLAS M, 2020. How to evaluate innovative ideas and concepts at the front-end? A front-end perspective of the automotive innovation process[J]. Journal of Business Research, 110: 502-518.
- [14] FU C, CHIN K, 2014. Robust evidential reasoning approach with unknown attribute weights[J]. Knowledge-Based Systems, 59: 9-20.
- [15] GABRIEL A, CAMARGO M, MONTICOLO D, et al, 2016. Improving the idea selection process in creative workshops through contextualisation[J]. Journal of Cleaner Production, 135(1): 1503-1513.
- [16] KLEINMINTZ O M, IVANCOVSKY T, SHAMAY-TSOORY S G, 2019. The two-fold model of creativity: The neural underpinnings of the generation and evaluation of creative ideas[J]. Current Opinion in Behavioral Sciences, 27: 131-138.
- [17] QIN J, XI Y, PEDRYCZ W, 2020. Failure mode and effects analysis(FMEA) for risk assessment based on interval type-2 fuzzy evidential reasoning method[J]. Applied Soft Computing, 89: 106134.
- [18] SHAFER G A, 1976. A mathematical theory of evidence[M]. America: Princeton University Press.
- [19] TANG M, LIAO H, XU J, et al, 2020. Adaptive consensus reaching process with hybrid strategies for large-scale group decision making[J]. European Journal of Operational Research, 282(3): 957-971.
- [20] TAPSCOTT D, WILLIAMS A, 2006. Wikinomics-how mass collaboration changes everything[M]. London: Atlantic Books.
- [21] UDELL G G, BAKER K G, 1982. Evaluating new product ideas... Systematically[J]. Technovation, 1(3): 191-202.
- [22] WANG Y, YANG J, XU D, et al, 2006. The evidential reasoning approach for multiple attribute decision analysis using interval belief degrees[J]. European Journal of Operational Research, 175(1): 35-66.
- [23] YANG J, XU D, 2013. Evidential reasoning rule for evidence combination[J]. Artificial Intelligence, 205: 1-29.
- [24] YANG Y, XU D, YANG J, et al, 2018. An evidential reasoning-based decision support system for handling customer complaints in mobile telecommunications[J]. Knowledge-Based Systems, 162: 202-210.
- [25] ÖZAYGEN A, BALAGUÉ C, 2018. Idea evaluation in innovation contest platforms: A network perspective[J]. Decision Support Systems, 112: 15-22.

Dynamic Decision-Making Method of Product Ideas in the Mass Collaboration Mode Based on Evidence Reasoning

SHAN Yukun^{1,2}, DU Yuanwei¹

(1. School of Management, Ocean University of China, Qingdao 266100, Shandong, China;

2. School of Economics and Management, Weifang University, Weifang 261061, Shandong, China)

Abstract: In order to solve the problem of extracting product ideas and updating the ranking of ideas in real time in the mass collaboration mode, and to realize dynamic decision-making of product ideas, firstly, according to the needs of enterprises, the generation method of product ideas was proposed according to brainstorming method. Secondly, the participants and evaluation index system of involved in evaluation were classified, and the corresponding relationship between them was illustrated. Then, based on the basic belief assignment (BBA) function, the extraction mechanism of product information was constructed, and the static integration process is constructed according to the rule of evidence reasoning (ER). On this basis, the method and steps of dynamic intelligent recommendation of product ideas in the mass collaboration mode are deduced. Finally, HUAWEI was taken as an example to simulate the specific operation process of the proposed method and verify the effectiveness of the proposed method. The innovation is to allow participants to infer only part of the indicators, and fully consider the impact of the weights of indicators and participants on the fusion results. It improves the innovation efficiency of products while maintaining the authenticity of the original data.

Keywords: mass collaboration; product ideas; group decision making; dynamic; evidence reasoning