

DOI:10.13196/j.cims.2015.03.008

基于 FCM 和 IGA 的广义客户需求分析及其资源配置

谢建中^{1,2}, 杨育¹, 张晓微¹, 李斐¹, 康国旭¹

(1. 重庆大学机械传动国家重点实验室, 重庆 400044; 2. 富士康科技集团, 广东 深圳 518101)

摘要:针对需求分析中的长鞭效应及模糊性和不确定性问题,提出了面向产品全生命周期管理的广义客户需求分析方法,该方法首先在产品生命周期管理全集内采集客户需求,在此基础上抽取客户隐性需求,构建基于模糊认知图的广义客户需求分析模型,并采用免疫遗传算法对模糊认知图中的广义客户需求进行相关性分析;对广义客户需求及企业资源进行统一的模糊度量,构建面向产品生命周期管理的需求向资源映射的配置优化模型,并从中选择与客户需求有关的资源,实现质量屋中广义客户需求向企业资源映射的自动配置决策,从而建立一种资源对需求满足间的反馈机制;以某制造企业为实例,应用 MATLAB 工具箱进行仿真研究,验证了所提方法和模型的正确性与有效性。

关键词:产品全生命周期管理;广义客户需求;隐性需求;模糊质量屋;知识挖掘

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

Generalized customer requirement and its resource allocation based on FCM and IGA

XIE Jian-zhong^{1,2}, YANG Yu¹, ZHANG Xiao-wei¹, LI Fei¹, KANG Guo-xu¹

(1. State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
2. Foxconn Technology Group, Shenzhen 518101, China)

Abstract: To deal with the fuzziness and the uncertain problems in customer requirement analysis, an analysis method of generalized customer requirement facing Product Lifecycle Management (PLM) was put forward. The customer requirement in PLM set was collected and the implicit demands from customers were extracted on this basis. The generalized customer demands analysis model based on Fuzzy Cognitive Map (FCM) was constructed, and the correlation among the demands was analyzed by immune genetic algorithm. The configuration optimization model of fuzzy house of quality was constructed, and related resources were selected to realize automatic allocation decision from the generalized customer requirement to enterprise resources mapping in the house of quality. Thus a feedback mechanism between resources and the customer demands was established. A case study of manufacturing company was provided to illustrate the validity and feasibility by means of Matlab tool.

Key words: product lifecycle management; generalized customer requirement; implicit demands; fuzzy house of quality; knowledge mining

0 引言

随着市场经济的发展,客户对产品需求的个性化和不确定性增加,快速响应客户多样化和个性化的需求是企业赢得市场的关键。因此,企业产品的

开发与设计应以客户为中心,在产品全生命周期管理(Product Lifecycle Management, PLM)跨度上准确获取客户需求,并将其映射转换为企业相应的开发设计资源,从而快速准确地生成可实现的产品开发设计方案,满足多变的市场需求。这是由于 PLM

收稿日期:2013-03-14; **修订日期:**2013-08-27。Received 14 Mar. 2013; accepted 27 Aug. 2013.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71071173);贵州省科学技术支撑计划资助项目(2012GZ98743)。**Foundation items:** Project supported by the National Natural Science Foundation, China(No. 71071173), and the Guizhou Provincial Key Technology R&D Program, China(No. 2012GZ98743).

是现代制造业中一项重要的信息化发展战略,它将产品需求、设计、采购、制造、销售、售后服务和回收等不同生命周期阶段内与产品相关的数据、过程、资源、组织和功能集成到统一的平台上进行管理,使企业各部门的员工、用户和合作伙伴实现高效的协同工作。而如何获取面向 PLM 的广义客户需求,实现需求向企业产品开发资源的映射,已成为亟待解决的问题。

目前,有关产品需求分析的获取方法,国内外学者已进行了相关研究。例如:戴若夷等建立了面向大规模定制(Mass Customization, MC)的广义需求建模方法体系^[1],有利于促进大规模定制产品模型和过程模型的耦合,但未涉及客户隐性需求的挖掘,且没有说明需求向资源的映射过程;王吉军等从产品全生命周期的视角构建了产品广义需求分类树^[2],为基于网络环境下的产品协同设计奠定了基础,但未对客户需求信息进行分析;崔剑等采用客户结构阶层(Customer Architecture Hierarchy, CAH)方法和反向传播(Back Propagation, BP)神经网络方法,分别对产品全生命周期内的性能需求和市场需求进行了分析^[3],解决了 PLM 系统中客户需求主体单一性与设计、生产决策过程复杂性间的矛盾,然而这种结构化的信息分析方法容易导致长鞭效应,即错误信息容易被逐级放大。KATHIRAVAN^[4]等通过改进质量屋的结构,提高了在以客户需求为导向的产品设计过程中质量功能配置(Quality Function Deployment, QFD)的使用性能,但并未涉及需求和资源间的映射关系;RAHARJO^[5]等通过甄别客户的未来需求(Future Voice of the Customer, FVOC)提高了 QFD 的动态响应能力,但未解决资源和需求间的冲突情况;CARIAGA^[6]等通过数据封装分析(Data Envelopment Analysis, DEA)方法发现用户的更改需求,但未建立资源评估的反馈机制。

通过上述分析可知,现阶段国内外有关广义客户需求的研究主要存在以下问题:①广义客户需求分析研究主要限于结构化的分析方法,该分析方法的信息传递效率低,且错误信息容易被逐级放大;②未考虑并挖掘出客户的隐性需求;③对客户需求与企业产品开发设计资源间的冲突情况未能提出有效的解决方法和手段;④未建立审核资源满足需求情况的反馈机制。

鉴于此,本文提出了面向 PLM 的广义客户需

求分析方法。首先,打破各阶段结构的限制,在 PLM 全集内采集需求信息,在挖掘隐性需求的基础上构建基于模糊认知图(Fuzzy Cognitive Map, FCM)的广义客户需求分析模型;然后,用模糊度量方法对广义客户需求及企业资源进行统一度量,构建面向 PLM 的需求向资源映射的配置模型,实现质量屋中广义客户需求向企业资源映射的自动配置决策,从而建立一种资源对需求满足程度的反馈机制。以某制造企业为例,验证了所提方法和模型的正确性与有效性。

1 广义客户需求分析及资源配置模型

为赢得快速多变的市场,企业必须在保证质量的前提下,缩短新产品开发时间、降低成本,最大限度地满足客户需求,这就需要快速准确地分析客户需求,有效整合和利用 PLM 中的各种产品开发资源,提高客户满意度。客户满意度来源于产品性能对客户需求的满足程度,而产品的性能贯穿于产品全生命周期,因此企业必须从产品全生命周期跨度获取产品需求信息。同时,随着社会的发展,客户对产品和服务的要求越来越高,要想在激烈的市场竞争中处于优势,企业必须使客户有兴奋的体验,这就迫使企业掌握客户的隐性需求,从而开发出令客户意想不到的产品特征。基于上述分析,本文提出一种面向 PLM 的广义客户需求分析方法,构建基于 FCM 和模糊度量的广义客户需求质量屋配置模型(如图 1)。

定义 1 广义客户需求,即需求信息的来源、传递和处理涵盖了产品全生命周期,能够描述各种内容、性质及用途的需求信息,且包含客户隐性需求的客户需求信息。

面向 PLM 的广义客户需求分析方法的主要步骤如下:

步骤 1 客户隐性需求的抽取。首先用自然语言阐述通过调查问卷、访谈和头脑风暴法从 PLM 内采集的各类需求信息,然后利用客户隐性需求与感性特征元素的匹配情况,建立隐性客户需求识别的数学模型,以实现客户隐性需求的主动获取。

步骤 2 广义客户需求的合成。通过步骤 1 获得的客户需求中可能存在大量的相关需求,构建基于 FCM 的广义客户需求分析模型,采用免疫遗传算法对 FCM 中的广义客户需求进行相关性分析,并将相关需求信息存储在需求数据元数据库中,以

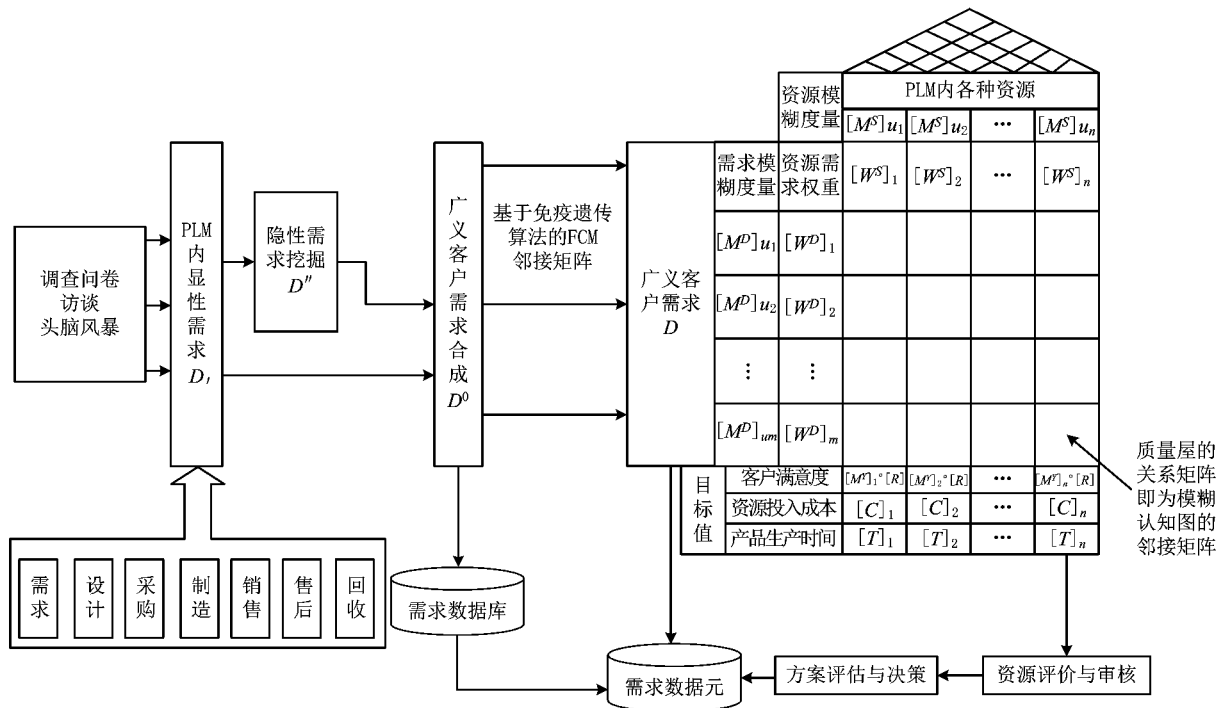


图1 广义客户需求分析及资源配置模型

实现相关需求的集中处理,减少资源投入,降低成本。

步骤3 广义客户需求向资源映射的优化配置决策。采用模糊集形式对需求及资源进行一致的定量化描述^[7-8],综合权衡客户满意度最大、成本最小、时间最短等目标,在质量屋中实现广义客户需求向企业资源映射的自动配置决策,并将最终形成的资源配置决策方案导入需求数据元数据库中。

该方法分别从需求分析内容和需求分析方法两方面进行了相应的改进。

(1)需求分析内容 首先,重新定义了广义客户需求的概念,认为需求信息的来源、传递和处理涵盖了产品全生命周期;然后,通过在产品全生命周期范围内挖掘隐性客户需求,使需求分析的内容更加完整。

(2)需求分析方法 首先,用模糊度量方法定量描述所有需求及资源信息,保证数据描述的一致性;然后,抽取出隐性需求信息,并通过FCM及免疫遗传算法对需求信息进行聚类分析,保证质量屋中输入的需求信息是完整且精炼的;最后,建立了需求与资源的模糊认知图及多目标决策函数,应用改进的模糊质量屋配置模型优化和选择与需求相关的资源,实现质量屋中广义客户需求向企业资源映射的自动配置决策,并对资源配置情况进行审核。本文

方法在广义客户需求信息的采集、分析与资源配置过程中始终面向PLM全集,以在产品生命周期各阶段对客户的需求信息进行修正,避免需求信息在“实物层—客户层—企业层—系统层”结构化逐层传递过程中被逐级放大。

通过对PLM各阶段需求信息的抽象、分析、组织和对相关资源的优化配置,实现对广义客户需求信息的管理和有效实施。

2 面向PLM的广义客户需求分析及资源配置决策过程

2.1 客户隐性需求的抽取

卡诺博士对产品满足客户的程度与客户满意度间的关系进行了研究,分别定义了客户需求的三种类型,包括基本型、期望型和兴奋型,并在此基础上构建了客户满意度模型^[9]。基本型需求对客户满意度的提高影响不大;常规型需求是客户清晰表达出来的需求,即显性需求,满足得越多客户越满意;兴奋型需求指客户还没有表现出来的潜在需求,即隐性需求,满足它们将极大地增加客户满意度。客户需求域CR是客户可能提出的需求集合,客户对某个产品PLM内所提显性需求的集合D'是定义在CR上的一个子集, $D' = \{D'_1, D'_2, \dots, D'_m\}$,其中m'为显性需求个数。

面对复杂多变的市场环境,仅满足基本型需求和期望型需求是远远不够的,只有不断满足客户的隐性型需求,使客户有惊喜的体验,企业才能赢得客户的青睐。但隐性需求涉及到客户复杂的心理因素,具有模糊性与不确定性,因此对面向 PLM 的客户隐性需求的识别、发现、挖掘与获取往往存在较大的困难。目前的研究多集中在感性与外观设计要素之间的关系方面。而实际上人们对产品的认知不仅局限于外观。例如,手机的“高科技感”,可以体现在功能的高科技,如兼容性好、多种播放功能等。

客户感性认知特征与产品特征之间存在复杂的非线性关系(如图 2),其中:节点 K 表示客户的感性认知特征元素, A 表示产品特征元素,并且这些节点也反映了它们的属性、状态和数量。本文根据这一关联特点,将隐性客户需求的挖掘理解为客户感性认知特征的挖掘,并且利用模糊认知图和免疫遗传算法对隐性客户需求进行识别、获取及分析。

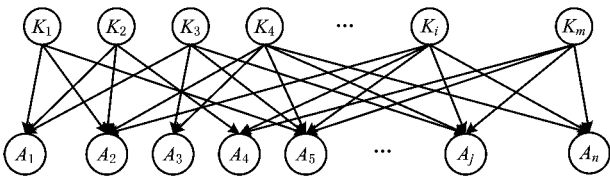


图2 客户感性认知特征与产品特征的FCM模型

客户感性认知特征的差异性 or 相似性是产品创新设计的重要来源,因此,本文对客户感性认知特征的差异性与相似性进行分析。将其感知度和相似度分别用数学模型表示如下:

$$\tilde{R}(p, k) = N(K(k) \cap \tilde{G}(p)) / N(\tilde{G}(p)) \geq \delta_{\min}; \tag{1}$$

$$S(i, j) = \alpha f(\tilde{I} \cap \tilde{J}) - \beta f(\tilde{I} - \tilde{J}) - \gamma f(\tilde{J} - \tilde{I}). \tag{2}$$

式中: $K(k)$ 为客户对产品特征 k 的感性认知元素集合; $\tilde{G}(p)$ 为客户 p 的感知层特征元素集合; $N(a)$ 为 a 集合内的元素个数; 如果客户 p 具有感性认知 k , 则其特征元素与感知层特征元素的最小比例为 δ_{\min} : 例如, 当 $\tilde{R}(p, k) = 1$ 时, 客户 p 具有感性认知 k , 当 $\tilde{R}(p, k) = 0$ 时, 则客户 p 不具有感性认知 k . δ_{\min} 是衡量客户 p 具有感性认知 k 可能性大小的最小比例。客户 i 和 j 的特征集分别为 I 和 J , 如果 $\alpha = 1, \beta = 0, \gamma = 0$, 则 i 和 j 具有最大感性认知相似度 $K(i, j)$; 如果 $\alpha = 0, \beta = 1, \gamma = 1$, 则 i 和 j 具有最小感性认知相似度 $K(i, j)$ 。

客户感性认知特征元素集 $K(k)$ 为模糊状态集

合, 其中有 ml 个元素, 可将其表示为 $K(k) = \{K_1, K_2, \dots, K_{ml}\}$, 客户的感性认知评价值为 v , 则 v 属于 K_i 的隶属度为 $\mu_{K_i}(v)$, 且满足 $\sum_{i=1}^{ml} \mu_{K_i}(v) = 1$ 。

产品特征元素集合表示为 $A = \{A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jk} \mid j = 1, 2, \dots, nl; k = i_1, i_2, \dots, i_o\}$, 其中 nl 表示产品特征个数, 每一项产品特征都包含了若干特征元素, $\{A_{jk} \mid k = 1, 2, \dots, i_o\}$ 表示第 j 项产品特征集, 该集合有 i_o 个特征元素。

客户感性认知特征与产品特征在 FCM 模型中都具有用一定模糊值表示的状态, 以表现概念节点所处的模糊状态及其程度。产品特征元素 A_j 对客户感性认知 K_i 的影响程度可用模糊值 μ_{ij} 表示, 并可以退化为 $\{-1, 0, 1\}$ 三值逻辑。当 $\mu_{ij} = 0$ 时, 表示 A_j 和 K_i 之间没有影响关系; 当 $\mu_{ij} < 0$ 时, 表示 A_j 和 K_i 之间存在反向影响的关系, 即 μ_{ij} 表示 A_j 的变化引起 K_i 反向变化的程度; 当 $\mu_{ij} > 0$ 时, μ_{ij} 表示 A_j 的变化引起 K_i 同向变化的程度。为了区分客户感性认知的重要度, 赋予客户(即隐性客户需求来源)不同的权重值 h_i 。

计算确定 FCM 中的模糊值, 便可得到客户感性认知特征与产品特征之间的关联关系, 即基于 FCM 的客户感性认知特征—产品特征模型的邻接矩阵:

$$[K, A] = \begin{bmatrix} \mu_{1,1} & \mu_{1,2} & \mu_{1,3} & \dots & \mu_{1,ml} \\ \mu_{2,1} & \mu_{2,2} & \mu_{2,3} & \dots & \mu_{2,ml} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mu_{nl,1} & \mu_{nl,2} & \mu_{nl,3} & \dots & \mu_{nl,ml} \end{bmatrix}.$$

采用免疫遗传算法对以上邻接矩阵进行计算, 便可以挖掘出不同客户的隐性客户需求, 表示为 $D'(d') = \{D'_1, D'_2, \dots, D'_m\}$, 其具体步骤类似 2.2.2 节中的步骤 1~步骤 9, 限于篇幅, 此处省略。

2.2 广义客户需求的合成

为保证质量屋中输入的需求信息完整且精炼, 构建基于 FCM 的广义客户需求分析模型, 并采用免疫遗传算法对 FCM 中的广义客户需求进行相关性分析, 以实现广义客户需求信息的有机合成。

2.2.1 基于 FCM 的广义客户需求分析

广义客户需求分析的实质是知识挖掘的过程, 众多学者运用类神经网络、粗糙集、模糊集、贝叶斯网络等非线性方法, 在知识挖掘研究中取得了一定的研究成果^[10]。FCM 是模糊逻辑和神经网络相结合的产物, 它携带的信息更多, 知识表达更直观, 推

理能力也比其他非线性方法更强, InwonKang 等^[11]将其应用于管理决策中, 取得了很好的效果。因此, 采用 FCM 方法分析广义客户需求, 可以降低广义客户需求的模糊性和不确定性。

合并上文中收集到的 PLM 内的显性客户需求 D' 及抽取出的隐性客户需求 D'' , 得到初步的广义客户需求 $D^0 = D' \cup D'' = \{D_1^0, D_2^0, \dots, D_m^0\}$ 。构建基于 FCM 的广义客户需求分析模型如图 3 所示, 将需求和需求间的关系通过弧线连接起来, 形成一个有符号、带反馈的有向图, 其中节点表示需求, 有向弧表示需求间的因果影响关系, 其程度用影响因子 v_{ij} 表示, $v_{ij} \in [-1, 1]$, 数 v_{ij} 的正负表示关系的性质, 即正相关还是负相关, 数 v_{ij} 的大小则表示关系的强弱。

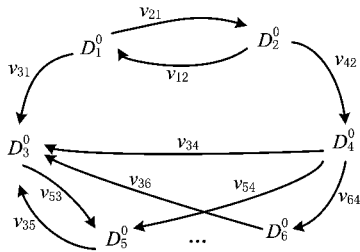


图3 基于FCM的需求分析模型

假设有 m 个广义客户需求, 则可将上述模型写成一个 $m^0 \times m^0$ 阶矩阵 $V = (v_{ij})_{m^0 \times m^0}$, 其动态演化方程为

$$V_j(t+1) = f\left(\sum_{i=1}^{m^0} V_i(t)v_{ij}\right) \quad (3)$$

式中: $V_i(t)$ 表示节点 V_i 在 t 时刻的状态, v_{ij} 是 $V_i(t)$ 对 $V_j(t)$ 的影响因子, f 为概念 V_j 的阈值函数。

其邻接矩阵为

$$V = \begin{bmatrix} 0 & v_{12} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & v_{1m^0} \\ v_{21} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & v_{2m^0} \\ v_{31} & 0 & 0 & v_{34} & v_{35} & v_{36} & \dots & v_{3m^0} \\ 0 & v_{42} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & v_{4m^0} \\ 0 & 0 & v_{53} & v_{54} & 0 & 0 & \dots & v_{5m^0} \\ 0 & 0 & 0 & v_{64} & 0 & 0 & \dots & v_{6m^0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{m^0 1} & v_{m^0 2} & v_{m^0 3} & v_{m^0 4} & v_{m^0 5} & v_{m^0 6} & \dots & v_{m^0 m^0} \end{bmatrix}$$

2.2.2 基于免疫遗传算法的广义客户需求合成过程

FCM 的求解通常依赖于专家知识, 为了克服个人评估的片面性, 很多学者采用简单的算术平均法

求得综合 FCM, 但这种简单的处理方式容易导致信息失真, 不能反映真实系统。有学者运用证据理论, 将专家知识作为证据, 有效地把专家知识和经验融合起来, 但这种综合方法依然以人的主观性为主。由于人类对问题认知的局限性, 很难得到更能准确反映复杂系统的模型。林春梅等^[12]提出的基于 DNA 编码的遗传学习算法, 可通过对样本的训练得到较为可靠的 FCM, 但这种方法需要大量样本作为输入, 且求解过程中存在较多的重复和无效工作。鉴于此, 本文将生物免疫的概念引入遗传算法中, 将专家知识作为疫苗, 使其以一定强度干预全局并行搜索的进程, 从而提高群体适应度的稳定性, 降低求解复杂度, 进而更快地生成与真实系统更接近的 FCM 邻接矩阵。

可将免疫遗传算法定义为一个 9 元组: $IGA = \{X, I, F, P_0, \Omega, \varnothing, T, \psi, T'\}$ 。其中: X 为个体编码; I 为疫苗接种; F 为个体适应度评价函数; P_0 为初始群体; Ω 为群体大小; \varnothing 为选择算子; T 为交叉算子; ψ 为变异算子; T' 为终止运算条件。

算法可概括为: 确定问题的解空间并对其进行编码; 进行免疫选择, 根据专家知识提取疫苗, 以一定的概率对群体进行接种; 设计问题的目标函数, 评估候选解的优劣; 设计交叉算子、变异算子和选择算子。其具体步骤如下:

步骤 1 初始化控制参数。 随机产生初始抗体群, 初始抗体对应于问题的候选解。 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_\Omega\}$, Ω 表示种群数量, 并进行 DNA 编码。定义 DNA 编码与解码的规则如下:

(1)DNA 编码 将邻接矩阵中的所有影响因子按顺序编码成串, 用 x 表示氨基酸, 得到 $V = v_{11} v_{12} \dots v_{21} \dots v_{m^0 m^0}$, 再将其转换为氨基酸形式 $X = x_{11} x_{12} \dots x_{m^0 m^0}$, 进而得到对应的 DNA 编码, 具体过程如图 4 所示。

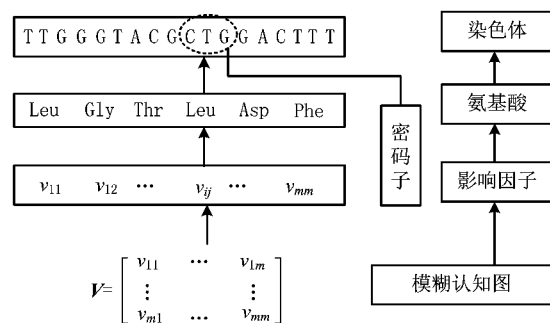


图4 模糊认知图的DNA编码

(2)DNA 解码 将染色体变换为设计参数,一条 DNA 链包含了决定 FCM 邻接矩阵的 $m^0 \times m^0$ 个影响因子,一条 DNA 链即为一个候选 FCM,与生物 DNA 到蛋白质的转译过程类似,先从 DNA 上转录并拼接成 mRNA,再将 mRNA 中由三个连续碱基组成的密码子对应为氨基酸,64 种密码子对应于 20 种氨基酸,每种氨基酸对应于 $[-9, 9]$ 区间的某一实数,再根据问题需要,将密码子对应的参数转化为问题中影响因子变化范围内的值,本问题需将其转化到 $[-1, 1]$ 区间内,其转换关系是:

$$v = x/9, x \in [-9, 9]. \quad (4)$$

解码过程分为“转录—转译—表达”三个阶段,具体过程如图 5 所示。

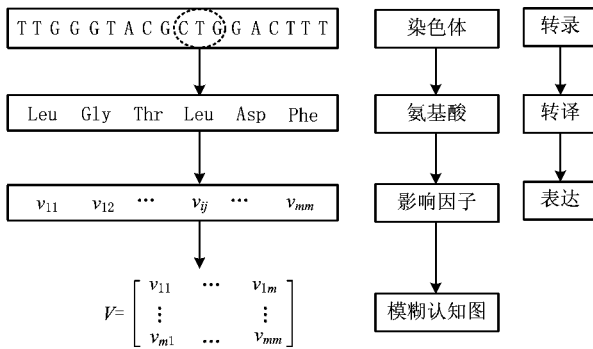


图5 模糊认知图的DNA解码

步骤 2 接种疫苗。采用专家评判法得到 D^0 中需求间初步的相关性数据 V^0 , 将其作为疫苗, 以一定概率对初始化后的种群进行接种。

选择专家给出的节点集上的偏序关系作为特征信息构造疫苗, 表示为 $A = \{a_e | e = 1, 2, \dots, q\}$, q 为疫苗的规模。疫苗的制取是通过对系统特征及专家知识进行分析和处理, 将其转化为问题的一种解决方案。疫苗的接种是依据疫苗特征, 以一定的概率对种群中的个体基因进行修正的过程, 本文中的接种概率由专家评估得到^[13-14]。

步骤 3 个体评价。根据式(6)计算所有抗体的适应度, 若当前抗体群中包含最佳个体, 则停止运算并输出结果, 否则继续。

对于一个 p 维优化问题 $\max E(Z)$, 其中 $Z = [z_1, z_2, \dots, z_p]$, 自变量 $z_k \in [a_k, b_k]$ 对应抗体。将自变量编码为算法中的个体 $V_i, (i = 1, 2, \dots, \Omega)$, 即 $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im^0}]$, Ω 表示种群规模, 因此优化问题可表示为:

$$\max E(Z) = \max E(V_i(z_k)). \quad (5)$$

式中: $z_k(V_k) \in [a_k, b_k], E(V_i) > 0, i = [1, 2, \dots,$

$\Omega], k = [1, 2, \dots, m^0]$ 。

为了在算法中执行适者生存的原则, 必须构建适应函数、对个体的适应度进行评价, 根据个体的适应值确定其生存能力。对于一般优化问题, 目标函数有正有负, 通过建立适应函数与目标函数间的映射关系, 保证目标函数的优化方向对应适应值增大的方向, 且适应值非负。定义适应函数为

$$F = \frac{1}{E(Z) + 1}. \quad (6)$$

限于篇幅, 且计算过程不是本文的研究重点, 在此引用文献[15]中的求解方法对此 p 维优化问题进行求解。

步骤 4 交叉运算。对当前所有邻接矩阵进行实值中间重组。

FCM 的权值间存在较强的相关性, 单独将一个权值设到最佳, 对整体效果影响不大, 本文中的交叉算子采用 Uniform 交叉策略。基于随机产生的交叉特征码对父代进行操作, 得到后代个体: 若交叉特征码为 0, 则后代碱基不变; 若交叉特征码为 1, 则将双亲的碱基互换, 得到后代的碱基。

步骤 5 变异运算。对交叉后得到的种群进行变异操作。以一定概率从种群中随机选出若干个 DNA 链, 用同类型碱基转换变异: 嘧啶代替嘧啶, 嘌呤代替嘌呤。

步骤 6 接种疫苗。对变异后的种群以一定概率接种疫苗, 其过程与步骤 2 相同。

步骤 7 选择运算。对接种疫苗后得到的种群进行选择操作, 得到新一代群体, 转步骤 3。采用适应度比值法, 对适应度为 f_i 的染色体 i , 其选择概率为

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^M f_i}. \quad (7)$$

概率 p_i 反映了染色体 i 的适应值在整个群体的染色体适应值总和中所占的比例。

步骤 8 终止条件判断。若 $t' \leq T'$ (t' 为当前进化代数, T' 为算法执行的最大次数), 则转步骤 4; 若 $t' > T'$, 则以进化过程中得到的具有最大适应度的个体作为最优输出, 终止运算。得到最优的需求相关性邻接矩阵 V^D 。

步骤 9 分析最优邻接矩阵 V^D 并获取需求聚类结果。

通常取临界值 $r \in [0, 1]$, 当 $v_{ii'} \geq r(i \neq i')$ 时, 将

D_i^0 与 D_j^0 视为同类, r 值越高, 对分类的要求越严格, 相应的需求聚类过程损失的信息也就越少, 以此为依据对 D^0 进行聚类分析, 得到聚类结果 D , 并通过反馈验证 D 的合理性。再通过专家评判法得到客户需求权重集。基于免疫遗传算法的广义客户需求合成过程如图 6 所示。

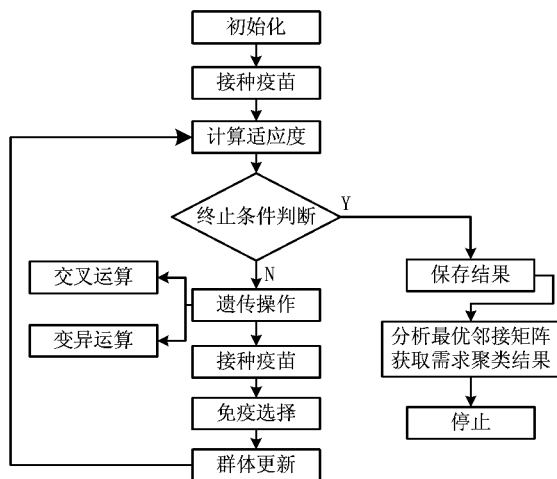


图6 基于免疫遗传算法的广义客户需求合成流程图

2.3 广义客户需求向企业资源的映射过程

2.3.1 需求及资源的模糊度量

定义 2 将模糊度量集 M 划分为 τ 个模糊子集 $M = \{M_1, M_2, M_3, \dots, M_l, \dots, M_\tau\}$, $M_1 \sim M_\tau$ 表示客户需求的度量等级。若客户需求对应于 M_l , 则第 l 项的隶属度 $\mu_{M_l} = 0.9$, 第 $l-1$ 项和第 $l+1$ 项隶属度 μ_{M_u} 均取 0.75, 第 $l-2$ 项和第 $l+2$ 项均取 0.25, 其余项均取 0。

对于模糊语言型需求或资源, 可用模糊度量空间表示; 对于精确数值型需求或资源, 则可采用三角形模糊集描述。

客户需求的模糊度量集可表示为: $M_u^D = \{[D^M, \mu_{M_u^D}(D^M)], u=1, \dots, \tau\}$ 。假设客户需求数为 m , 则客户需求度量空间可用模糊隶属度矩阵 $[M^D]$ 表示为 $[M^D]_{ui} = \mu_{M_u^D}(D_i^M)$, $u=1, \dots, \tau; i=1, \dots, m$ 。其中 $\mu_{M_u^D}(D_i^M)$ 为需求 D_i 的模糊度量对客户需求模糊度量集的隶属度, $\mu_{M_u^D}(D_i^M) \in [0, 1]$ 。客户需求权重空间可用模糊隶属度矩阵 $[W^D]$ 表示为 $[W^D]_i = \mu_{W^D}(w_i^D)$, $i=1, 2, \dots, m; w_i^D \in W$, 其中 $\mu_{W^D}(w_i^D)$ 表示需求权重隶属度。

需求分析不是孤立地对客户所提的各种要求进行分析, 而是将客户需求与企业的各种资源相结合的信息进行融合并综合决策的过程^[16]。因此, 企业在进行需求调研时, 必须针对实现需求的各种资源

进行评估, 综合权衡后以适当的方式满足客户需求。需求分析成为结合各项需求及其相关资源的一个多目标、多属性决策过程。

企业资源包括财务资源、技术资源、人力资源、供应链资源和制造资源等多项内容, 而每一项资源又包括多类信息, 例如技术资源包括产品技术特性、工艺知识和技术文件等信息。因此, 定义资源特征以表现资源的具体内容。

资源特征 RS 是实现需求所需的相关资源的集合, 某个产品 PLM 内实现需求所需的相关资源特征 S 是定义在 RS 上的一个子集, $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, 其中 n 为资源特征个数。资源特征的模糊度量集可表示为 $M_u^S = \{[s^M, \mu_{M_u^S}(s^M)], u=1, \dots, \tau\}$ 。假设资源特征数量为 n , 则资源特征度量空间可用模糊隶属度矩阵 $[M^S]$ 表示为 $[M^S]_{uj} = \mu_{M_u^S}(S_j^M)$, $u=1, \dots, \tau; j=1, \dots, n$ 。其中 $\mu_{M_u^S}(S_j^M)$ 为资源特征 S_j 的模糊度量对资源特征模糊度量集的隶属度, $\mu_{M_u^S}(S_j^M) \in [0, 1]$ 。相应的资源特征权重空间可用模糊隶属度矩阵 $[W^S]$ 表示为 $[W^S]_j = \mu_{W^S}(w_j^S)$, $j=1, 2, \dots, n; w_j^S \in W^S$ 。

资源特征 S 对应的成本为 C , 为便于计算, 将其用三角形隶属函数转换为模糊集形式, 其模糊隶属度矩阵为 $[C]$, $[C]_j = \mu_C(c_j)$, 其中 $\mu_C(c_j)$ 为资源特征 S_j 的成本 c_j 对于集合 C 的隶属度。

资源特征的实现时间为 T , 将时间用三角形隶属函数转换为模糊集形式, 为便于计算, 其模糊隶属度矩阵为 $[T]$, $[T]_j = \mu_T(t_j)$, 其中 $\mu_T(t_j)$ 为资源特征 S_j 的实现时间 t_j 对应于集合 T 的隶属度。

2.3.2 广义客户需求向资源特征映射的

优化配置决策

企业要确定最佳的产品需求实现方案, 必须综合考虑以下目标^[17]: 客户满意度最大、实现成本最小、实现时间最短。设 G 为客户需求实现水平的集合, 则 g_i 为客户需求 i 的实现水平, Y 为满足客户需求实现水平 G 所需的资源投入水平, 则 y_j 为满足客户需求水平 g_i 所需要的资源特征投入水平。

客户满意度水平的模糊度量空间可表示为 $[M^G]$,

$$[M^G]_{ui} = \mu_{M_u^G}(g_i^M), u=1, 2, \dots, \tau; \\ i=1, 2, \dots, m; g_i^M \in G.$$

资源特征投入水平的模糊度量空间可表示为 $[M^Y]$,

$$[M^Y]_{uj} = \mu_{M_u^Y}(y_j^M), u=1, 2, \dots, \tau;$$

$$j = 1, 2, \dots, n; y_j^M \in Y.$$

针对以上三个目标,分别构建如下目标优化函数:

$$\begin{aligned} \max E_g &= \sum_{i=1}^m \mu_{W^D}(w_i) \circ \mu_{M_i^G}(g_i^M); \\ \min E_c &= \sum_{j=1}^n \mu_{C}(c_j) \circ \mu_{M_u^X}(y_j^M); \\ \min E_t &= \sum_{i=1}^n \mu_{T}(t_j) \circ \mu_{M_u^X}(y_j^M); \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \text{s. t.} \quad & 0 \leq \mu_{M_u^G}(g_i^M) \leq 1; \\ & 0 \leq \mu_{M_u^X}(y_j^M) \leq 1; \\ & i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n. \end{aligned}$$

针对多目标、多属性决策过程的优化配置问题,国内外学者作了大量深入的研究,提出了众多研究理论及方法,如粒子群优化算法、蚁群算法和遗传算法等,但这些算法的学习能力不强,求解过程中难免有一些重复和无效的工作,且不能保证 Pareto 最优。本文首先采用前文中的免疫遗传算法求出上述多目标优化模型的 Pareto 解集,将专家知识作为疫苗,使其以一定强度干预求解过程,从而提高 Pareto 解集的稳定性;然后,采用模糊选优法进行 Pareto 解的选优,将模糊理论引入选优过程中,减少人为因素,以保证求得解是综合考虑各个目标函数而得出的最优解。具体分析过程如下:

步骤 1 列出需求集 D 对应的资源集 S ,得到需求与资源特征的模糊认知图模型,如图 7 所示,其邻接矩阵 $[R]$ 表示客户需求与资源特征之间的关系,

$$[R]_{ij} = \omega_{ij} = \mu_R(d_i, s_j), \quad i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n.$$

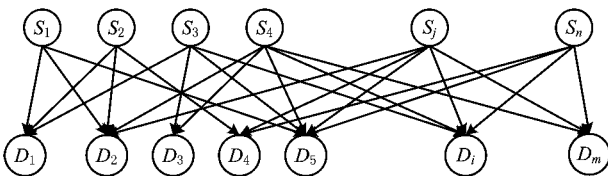


图7 需求与资源特征的模糊认知图模型

$$[R] = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1j} & \cdots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2j} & \cdots & \omega_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \omega_{i1} & \omega_{i2} & \cdots & \omega_{ij} & \cdots & \omega_{in} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \omega_{m1} & \omega_{m2} & \cdots & \omega_{mj} & \cdots & \omega_{mn} \end{bmatrix}.$$

根据关系模糊合成理论,资源特征投入水平与

客户需求实现水平之间的关系可表示为 $[M^G] = [M^X] \circ [R]$ 。任何模糊集都可看成是其元素本身在论域中的一个关系,因而进一步得到

$$\begin{aligned} \mu_{M_u^G}(g_i^M) &= \mu_{M_u^X \circ [R]}(g_i^M) = \sup_{1 \leq i \leq m} \min[\mu_{M_u^X}(y_j^M), \\ & \mu_R(d_i, s_j)], i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n. \end{aligned}$$

步骤 2 将相关数据代入基于免疫遗传算法的模糊认知图,进行相应的计算,得到 Pareto 解集,算法过程与前文中广义客户需求合成的算法步骤相同,此处不再赘述。

步骤 3 传统的人为选优存在多种主观因素,因此,本文采用文献[18]提出的基于模糊集合理论的 Pareto 集选优方法,确定本多目标问题的最优解,实现资源配置最佳方案的决策。

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & F_i \leq F_i^{\min}; \\ \frac{F_i^{\max} - F_i}{F_i - F_i^{\min}}, & F_i^{\min} < F_i < F_i^{\max}; \\ 0, & F_i \geq F_i^{\max}. \end{cases} \quad (9)$$

式中:成员隶属度函数 μ_i 表示一个解的第 i 个目标值所占的比重, F_i^{\min} 表示第 i 个目标值的最劣目标值, F_i^{\max} 表示其最优目标值, F_i 表示其实际值。

对于 Pareto 集中的每一个非支配解 k ,定义支配函数

$$\mu(k) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{obj}} \mu_i(k)}{\sum_{j=1}^{M_p} \sum_{i=1}^{N_{obj}} \mu_i(j)}. \quad (10)$$

式中: M_p 表示 Pareto 解集中解的个数, N_{obj} 表示优化目标的个数, $\mu_i(k)$ 表示第 k 个非支配解在目标函数上的重要性。因此, $\mu(k)$ 值越大,该解的综合性能越好^[19]。将 Pareto 解集按照 $\mu(k)$ 的支配函数进行排序,从中选择具有最大 $\mu(k)$ 值的解作为最优解。

3 实例研究

以手机制造企业为例,按前述理论对手机产品的广义客户需求进行分析,并实现了需求向资源映射的优化配置决策。数据来源于手机产品全生命周期内的各类客户,包括手机用户、设计人员、采购人员、制造人员、销售人员、售后服务人员和回收人员等共 500 名,由于篇幅所限,本文节选其中 13 项需求作为实例进行分析。

3.1 客户隐性需求的抽取

不同的手机分别契合于不同人群的某种心理需求,在手机设计中如何满足深层次的用户心理需求,是隐性需求挖掘的重要内容。表 1 为节选的 13 项

广义客户需求信息,根据式(1)和式(2)对表 1 中的各项需求进行特征匹配识别,按照 2.1 节中提出的方法,建立客户感性认知特征与产品特征关联的 FCM 模型,并确定其关联度,以得到客户隐性客户需求信息。

表 1 手机广义显性客户需求示例

序号	需求表征 D'	需求内容
1	D'_1	信号好
2	D'_2	操作便捷
3	D'_3	科技含量高
4	D'_4	安全性好
5	D'_5	健康
6	D'_6	环保
7	D'_7	外形时尚,上档次,有质感
8	D'_8	重量较轻
9	D'_9	待机时间长
10	D'_{10}	造型简单,便于制造
11	D'_{11}	拆装简便
12	D'_{12}	价格较低
13	D'_{13}	手机材料可重用性高,便于回收利用

首先,选取与客户感性认知有密切联系的手机产品特征元素,包括触摸屏、送话器、扬声器、摄像

头、振动器、电池、SD 存储卡、插座和数据线等。对不同的手机产品特征进行识别,并提炼出 20 个客户感性认知特征元素,如表 2 所示。

表 2 客户感性认知特征元素

特征元素	认知特征	特征元素	认知特征
K_1	流行	K_{11}	张扬
K_2	可爱	K_{12}	安全
K_3	个性	K_{13}	自然
K_4	细腻	K_{14}	休闲
K_5	健康	K_{15}	稳重
K_6	活泼	K_{16}	协调
K_7	梦幻	K_{17}	科技
K_8	精致	K_{18}	流行
K_9	时尚	K_{19}	流畅
K_{10}	经济	K_{20}	运动

收集 100 名客户对以上产品特征感性认知的语义差分,并将其作为客户感性认知元素的隶属度,采用模糊集形式表示,设模糊度量等级为 10。将得到的 100 条数据分成 10 组,每组包括 10 个人的数据,将每组 10 个人的数据进行均值计算, $\bar{k}_i = \frac{1}{10} \sum_{j=1}^{10} k_{ij}$,由此得到 10 组与 9 个手机产品特征关联的客户感知数据,如表 3 所示。

表 3 客户感性认知数据库

产品特征 A	感知										
	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	...	K_{16}	K_{17}	K_{18}	K_{19}	K_{20}
A_1	0.56	0.24	0.76	0.98	0.73	...	0.80	0.56	0.82	0.32	0.58
A_2	0.74	0.69	0.56	0.31	0.82	...	0.37	0.69	0.38	0.83	0.71
A_3	0.65	0.79	0.65	0.87	0.43	...	0.31	0.56	0.78	0.87	0.54
A_4	0.73	0.84	0.76	0.91	0.54	...	0.21	0.78	0.60	0.82	0.61
A_5	0.88	0.92	0.34	0.52	0.57	...	0.33	0.67	0.55	0.84	0.72
A_6	0.12	0.43	0.66	0.90	0.51	...	0.47	0.78	0.11	0.44	0.53
A_7	0.90	0.86	0.67	0.85	0.45	...	0.51	0.34	0.79	0.98	0.40
A_8	0.70	0.51	0.19	0.49	0.91	...	0.39	0.78	0.60	0.71	0.46
A_9	0.81	0.61	0.93	0.37	0.81	...	0.45	0.41	0.48	0.61	0.57

根据表 3 中的客户感性认知数据,在 MATLAB 7.0 中利用免疫遗传算法对其进行计算,初始参数为:种群数量为 50,交叉率为 0.7,变异率为 0.017 5,最大进化代数为 500,得到客户感性认知与产品特征的聚类结果(如图 8)和邻接矩阵。

图 8a 为在安全与时尚的二维感性认知空间中,

客户对触摸屏、电路和插座 3 种产品特征的感性认知聚类效果;图 8b 为在健康、流畅的二维感性认知空间中,客户对显示屏、外壳和扬声器 3 中产品特征的感性认知聚类效果。由图 8a 可见,客户认为电路对安全感知的影响程度高于对时尚感知的影响程度,插座对安全感知的影响程度高于对时尚感知的

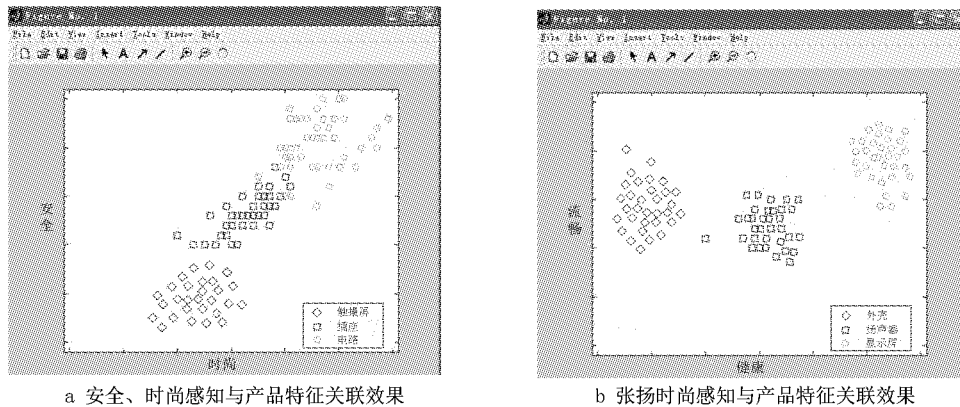


图8 客户感性认知特征—产品特征关联分析结果

影响程度,触摸屏对安全感知的影响程度低于对时尚感知的影响程度,同时电路在安全感知中的关联度最大,插座次之,触摸屏最小。由图 8b 可知,客户认为显示屏对健康和流畅感知的影响程度都最大,关联度也最大;扬声器对健康和流畅感知的影响

程度次之;外壳对健康感知的影响程度低于对流畅感知的影响程度。

最终分析得到的客户感性认知—产品特征邻接矩阵

$$[K, A] = \begin{bmatrix} 0.140 & 351 & 0.228 & 070 & 0.086 & 792 & 0.031 & 414 & 0.088 & 305 & 0.107 & 256 & \dots & 0.206 & 790 \\ 0.035 & 088 & 0.233 & 079 & 0.215 & 094 & 0.094 & 241 & 0.116 & 945 & 0.246 & 057 & \dots & 0.074 & 074 \\ 0.087 & 719 & 0.318 & 243 & 0.132 & 075 & 0.206 & 806 & 0.171 & 838 & 0.164 & 038 & \dots & 0.043 & 210 \\ 0.105 & 263 & 0.277 & 902 & 0.294 & 340 & 0.120 & 419 & 0.217 & 184 & 0.126 & 183 & \dots & 0.172 & 840 \\ 0.245 & 614 & 0.004 & 482 & 0.041 & 509 & 0.102 & 094 & 0.167 & 064 & 0.148 & 265 & \dots & 0.111 & 111 \\ 0.021 & 053 & 0.035 & 858 & 0.015 & 094 & 0.130 & 890 & 0.047 & 733 & 0.031 & 546 & \dots & 0.250 & 000 \\ 0.038 & 596 & 0.053 & 788 & 0.030 & 189 & 0.052 & 356 & 0.095 & 465 & 0.094 & 637 & \dots & 0.030 & 864 \\ 0.228 & 070 & 0.008 & 965 & 0.071 & 698 & 0.183 & 246 & 0.023 & 866 & 0.063 & 091 & \dots & 0.095 & 679 \\ 0.098 & 246 & 0.000 & 448 & 0.113 & 208 & 0.078 & 534 & 0.071 & 599 & 0.018 & 927 & \dots & 0.015 & 432 \end{bmatrix}。$$

邻接矩阵显示了客户 20 个感性认知特征与 9 个手机产品特征的归一化关联程度。例如,该款手机 9 个产品特征对客户“时尚”的感性认知影响度分别为:触摸屏(0.140 351)、电路(0.035 088)、插座(0.087 719)、显示屏(0.105 263)、外壳(0.245 614)、扬声器(0.021 053)、振动器(0.038 596)、摄像头(0.228 070)、存储卡(0.098 246);对“健康”的感性认知影响度分别为:触摸屏(0.067 234)、电路(0.233 079)、插座(0.318 243)、显示屏(0.277 902)、外壳(0.004 482)、扬声器(0.035 858)、振动器(0.053 788)、摄像头(0.008 965)、存储卡(0.000 448)。将关联程度较大的产品特征和感性认知对应起来,便可得到客户的隐性客户需求,如表 4 所示。

续表 4

3	D'_3	防爆性好
4	D'_4	手机耐摔性好
5	D'_5	散热好
6	D'_6	可防水
7	D'_7	防盗性好
8	D'_8	手机材料对环境污染小
9	D'_9	外形精致
10	D'_{10}	外壳线性流畅
11	D'_{11}	手感舒适
12	D'_{12}	音质好
13	D'_{13}	有多种播放模式
14	D'_{14}	摄像模式多
15	D'_{15}	摄像头像素高
16	D'_{16}	独立和隐蔽

表 4 手机隐性客户需求示例

序号	需求表征 D'	需求内容
1	D'_1	显示屏对视力影响小
2	D'_2	手机辐射小

3.2 广义客户需求的合成

合成表 1 和表 4 中的客户需求,得到初步的广义客户需求 D^0 。将 D^0 反馈给需求分析专家进行评

估,用专家评判法得出各项需求间的关联关系值,表示为 $v_{ii'}$,基于此构建 D^0 的 FCM,并利用免疫遗传算法对其进行聚类分析。本文采集了 50 位专家的评估值用于训练,以便得到与真实系统更接近的需

求关联关系。算法主要参数选择如下:种群数量为 50,交叉率为 0.7,变异率为 0.017 5,最大进化代数为 500,算法在 MATLAB 中仿真实现。

训练得到各项需求间关联关系邻接矩阵

$$[V^D] = \begin{bmatrix} 1 & 0.148 0 & 0.446 5 & 0.673 4 & 0.946 2 & 0.300 7 & 0.128 6 & \cdots & 0.406 4 \\ 0.148 0 & 1 & 0.615 4 & 0.978 7 & 0.131 9 & 0.770 1 & 0.735 6 & \cdots & 0.945 0 \\ 0.446 5 & 0.615 4 & 1 & 0.330 0 & 0.373 9 & 0.791 4 & 0.821 3 & \cdots & 0.653 7 \\ 0.673 4 & 0.978 7 & 0.330 0 & 1 & 0.094 1 & 0.438 7 & 0.211 5 & \cdots & 0.384 9 \\ 0.946 2 & 0.131 9 & 0.373 9 & 0.094 1 & 1 & 0.831 8 & 0.599 2 & \cdots & 0.948 6 \\ 0.300 7 & 0.770 1 & 0.791 4 & 0.438 7 & 0.831 8 & 1 & 0.605 9 & \cdots & 0.985 7 \\ 0.128 6 & 0.735 6 & 0.821 3 & 0.211 5 & 0.599 2 & 0.605 9 & 1 & \cdots & 0.878 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0.406 4 & 0.945 0 & 0.653 7 & 0.384 9 & 0.948 6 & 0.985 7 & 0.878 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}。$$

取 $r=0.85$,当 $v_{ii'} > 0.85$ 时,认为需求 i 和 i' 间有较强的关联关系,对其进行合并处理。以此得到最终的广义客户需求 D ,将该分析结果反馈给客户,验证了分析结果的正确性,同时搜集客户对各项需

求的语义差分值,将其作为客户需求元素的隶属度,表征为模糊度量空间 $[M^D]$ 形式,用 5 个等级度量客户需求的模糊测度,并由客户给出重要性评价,再由专家给出需求权重集 $[W^D]$,如表 5 所示。

表 5 手机广义客户需求合成及模糊度量示例

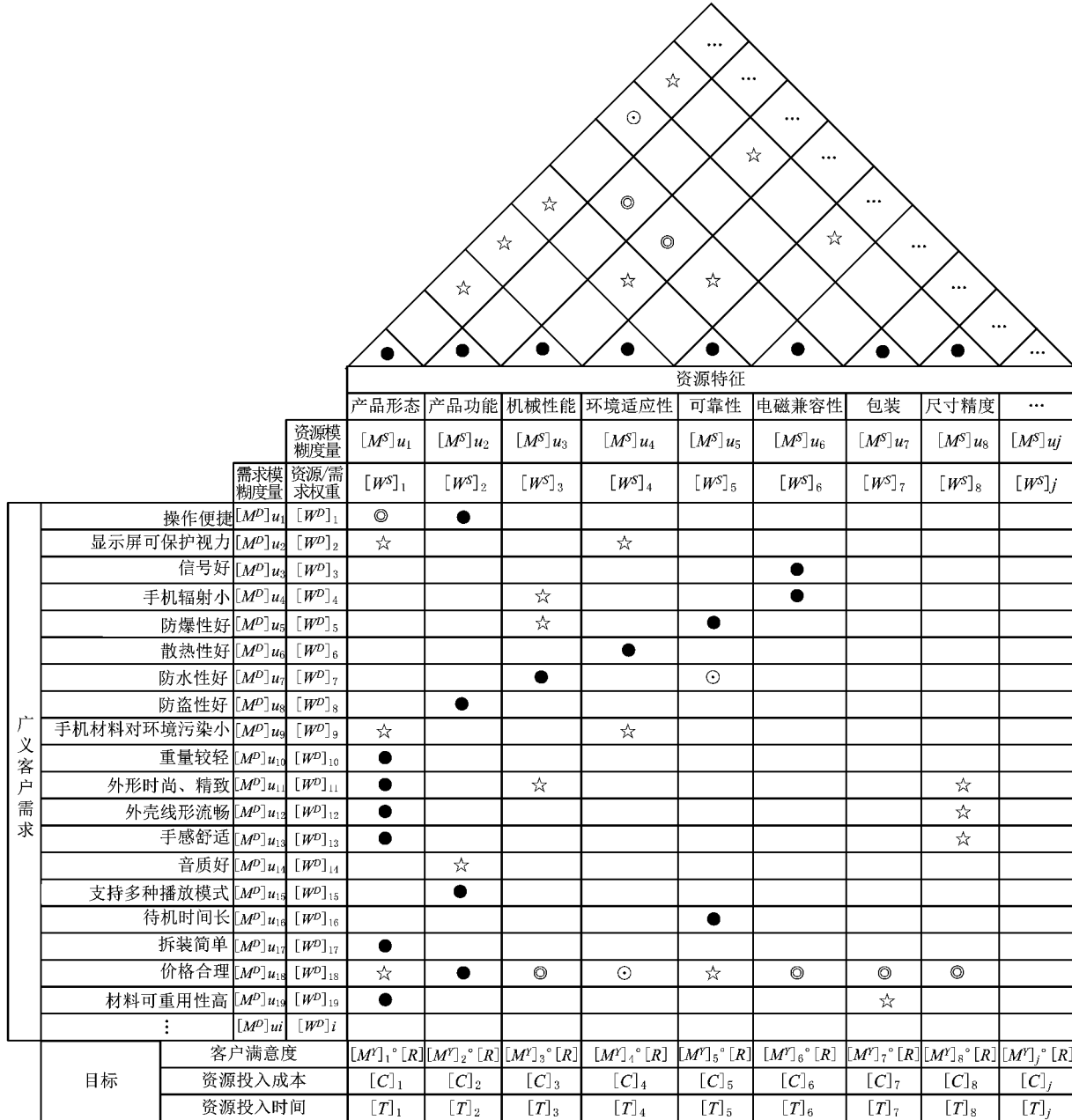
序号	广义客户需求			权重集 $[W^D]$	模糊度量集 $[M^D]$
	需求表征 D	需求内容	重要性评价		
1	D_1	操作便捷	重要	0.6	(0,0,0.25,0.75,0.9)
2	D_2	显示屏可保护视力	很重要	0.9	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
3	D_3	信号好	重要	0.6	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
4	D_4	手机辐射小	重要	0.6	(0.25,0.75,0.9,0.75,0.25)
5	D_5	防爆性好	重要	0.6	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
6	D_6	散热性好	一般	0.3	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
7	D_7	防水性好	一般	0.3	(0.75,0.9,0.75,0.25,0)
8	D_8	防盗性好	重要	0.6	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
9	D_9	手机材料污染小	一般	0.3	(0.75,0.9,0.75,0.25,0)
10	D_{10}	重量较轻	很重要	0.9	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
11	D_{11}	外形时尚、精致	很重要	0.9	(0,0,0.25,0.75,0.9)
12	D_{12}	外壳线形流畅	重要	0.6	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
13	D_{13}	手感舒适	很重要	0.9	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
14	D_{14}	音质好	重要	0.6	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
15	D_{15}	支持多种播放模式	重要	0.6	(0,0,0.25,0.75,0.9)
16	D_{16}	待机时间长	重要	0.6	(0.25,0.75,0.9,0.75,0.25)
17	D_{17}	拆装简单	一般	0.3	(0.25,0.75,0.9,0.75,0.25)
18	D_{18}	价格便宜	一般	0.3	(0,0.25,0.75,0.9,0.75)
19	D_{19}	材料可重用性高,便于回收利用	一般	0.3	(0.25,0.75,0.9,0.75,0.25)
∴	∴	∴	∴	∴	∴

3.3 广义客户需求向企业资源的映射

构建模糊质量屋,由产品规划专家根据聚类后的广义客户需求 D 确定相应的资源特征投入,表示为 S ,并给出相应的资源特征成本 C 及资源实现所需时间 T ,同时给出各项需求与各项资源特征间的

关联关系,具体关系如图9所示。

构建需求—资源特征模糊认知图及其邻接矩阵 $[R]$,对调研所得的资源成本、时间、满意度等相关数据进行模糊处理,由于篇幅所限,未列出模糊化过程,直接给出相关结果(如表6)。



○ 微弱正相关 ◎ 弱正相关 ◐ 中等正相关 ☆ 强正相关 ● 绝对正相关

图9 手机广义客户需求分析质量屋

表6 客户满意度、资源成本及时间的三角模糊度量

客户满意度	(0.9,0.95,1)	(0.4,0.5,0.6)	(0.6,0.75,0.9)	(0.4,0.5,0.6)	(0.6,0.75,0.9)	...
资源成本	(0.4,0.55,0.7)	(0.7,0.8,0.9)	(0.6,0.7,0.8)	(0.5,0.55,0.6)	(0.7,0.8,0.9)	...
资源时间	(0.6,0.7,0.8)	(0.6,0.75,0.9)	(0.4,0.5,0.6)	(0.4,0.45,0.5)	(0.7,0.75,0.8)	...

将以上数据代入 MATLAB 编译环境,以式(8)为目标函数,利用基于免疫遗传算法求解,算法主要参数选择如下:种群规模为 100,交叉率为 0.8,变异率为 0.017 5,最大进化代数为 500。求出的 Pareto 解集包括 24 个可行解,如图 10 所示。为说明模糊 Pareto 选优的应用过程,选取其中三个解: $E_1 = (0.86, 0.51, 0.79, 0.83, 0.70, 0.48, \dots)$, $E_2 = (0.90, 0.55, 0.81, 0.72, 0.73, 0.42, \dots)$, $E_3 = (0.82, 0.57, 0.81, 0.74, 0.71, 0.43, \dots)$ 。三个解的模糊支配函数关系为: $\mu(2) > \mu(3) > \mu(1)$,故最优解为 E_2 ,对应为最佳资源投入方案。

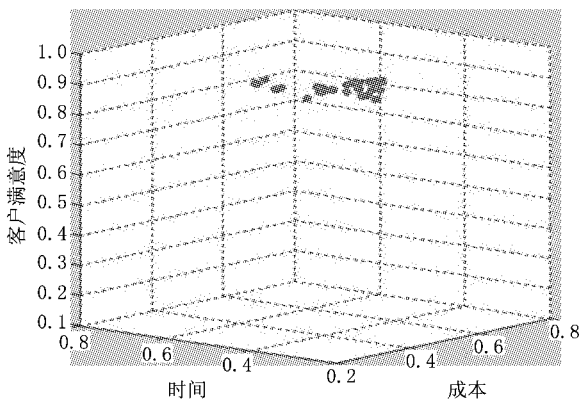


图10 需求实现方案的Pareto解集

4 结束语

与传统的需求分析方法相比,本文基于知识挖掘和模糊质量屋的广义需求分析方法具有以下特点和优势:

(1)广义客户需求信息是产品全生命周期各个阶段的需求信息与隐性客户需求信息的集合,涉及范围更广。需求信息的采集打破了各个阶段结构的限制,在产品全生命周期内连续地采集需求信息,使信息传递效率提高,减少了长鞭效应的发生。

(2)对隐性需求进行了挖掘,使采集的需求信息更加完备,有助于发现客户的潜在需求,开发出满足客户兴奋性需求的产品,提高企业的竞争力。

(3)改进的质量屋模型结合了模糊度量方法与知识挖掘手段,将经过预处理的广义客户需求信息与企业现有资源相结合,组成关系矩阵(质量屋中的关系矩阵即模糊认知图中的邻接矩阵),通过训练得到更真实的需求情况,并通过相应的影响因子及权重序列,解决需求和资源间的冲突情况,在需求分析阶段就将客户需求与企业资源紧密结合起来,从而使客户需求的实现具有更稳固的保证机制。

(4)在需求分析过程中建立了反馈机制,保证了需求分析结果的正确性。

然而,企业在实际的运营过程中,客户需求并不是一成不变的,而是动态变化的,因此考虑需求的动态性以建立广义客户需求的动态变化,将是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] DAI Ruoyi, TAN Jianrong, LI Tao. Research on general requirement modeling and enable technology for mass customization [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2003, 15(4): 467-474 (in Chinese). [戴若夷, 谭建荣, 李涛. 面向大规模定制的广义需求建模方法及实现技术研究[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(4): 467-474.]
- [2] WANG Jijun, YUE Tongqi, ZHANG Jiangming, et al. Research of the system of customer requirement classification [J]. Journal of Dalian University, 2002, 23(6): 48-54 (in Chinese). [王吉军, 岳同启, 张建明, 等. 客户广义需求分类体系研究[J]. 大连大学学报, 2002, 23(6): 48-54.]
- [3] CUI Jian, QI Guoning, JI Yangjian, et al. Customer requirement based on customer architecture hierarchy and BP in product lifecycle management system [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2008, 42(3): 528-533 (in Chinese). [崔剑, 祁国宁, 纪杨建, 等. 基于客户结构阶层和BP的PLM客户需求[J]. 浙江大学学报:工学版, 2008, 42(3): 528-533.]
- [4] KATHIRAVAN N, DEVADASAN S R, MICHAEL T B, et al. Total quality function deployment in a rubber processing company: a sample application study [J]. Production Planning and Control, 2008, 19(1): 53-66.
- [5] RAHARJO H, XIE M, BROMBACHER A C. Prioritizing quality characteristics in dynamic quality function deployment [J]. International Journal of Production Research, 2006, 44(23): 5005-5018.
- [6] CARIAGA I, ELDIRABY T, OSMAN H. Integrating value analysis and quality function deployment for evaluating design alternatives [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2007, 133(10): 761-770.
- [7] XU Duo, YAN Hongsen. Mapping and analysis of product characteristics based on fuzzy measurable house of quality [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2004, 10(6): 693-698 (in Chinese). [许多, 严洪森. 基于模糊度量质量屋的产品特征映射及分析[J]. 计算机集成制造系统, 2004, 10(6): 693-698.]
- [8] WU Q. Fuzzy measurable house of quality and quality function deployment for fuzzy regression estimation problem [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(12): 14398-14406.
- [9] XU Qianli, JIAO R J, XI Yang. An analytical Kano model for customer need analysis [J]. Design Studies, 2009, 30(1):

- 87-110.
- [10] NISHINO T, NAGAMACHI M, TANAKA H. Variable precision Bayesian rough set model and its application to human evaluation data[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2005, 3641: 294-303.
- [11] KANG I, LEE S, CHOI J. Using fuzzy cognitive map for the relationship management in airline service[J]. *Expert Systems with Applications*, 2004, 26(4): 545-555.
- [12] LIN Chunmei. Learning fuzzy cognitive map based on immune algorithm[J]. *Wseas Transactions on Systems*, 2007, 6(3): 582-589.
- [13] YAN Xinchu, AN Weiguang, ZHAO Weitao. Adaptive immune genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Applied Mechanics*, 2005, 22(5): 445-448 (in Chinese). [严心池, 安伟光, 赵维涛. 自适应免疫遗传算法[J]. *应用力学学报*, 2005, 22(5): 445-448.]
- [14] MI Huanxia. Study on immune genetic algorithm [M]. Xi'an: Northwest University, 2009 (in Chinese). [米焕霞. 关于免疫遗传算法的研究[M]. 西安: 西北大学, 2009.]
- [15] LONG Wen, JIAO Jianjun, XU Songjin. Parameter estimation for reaction kinetics model based on composite genetic algorithm[J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, 32(6): 1704-1706, 1737 (in Chinese). [龙文, 焦建军, 徐松金. 基于组合遗传算法的反应动力学模型参数估计[J]. *计算机应用*, 2012, 32(6): 1704-1706, 1737.]
- [16] FANG Hui, TAN Jianrong, YIN Guofu, et al. Customers requirements analysis technique in house of quality based on theory of grey system[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2009, 15(3): 576-591 (in Chinese). [方辉, 谭建荣, 殷国富, 等. 基于灰理论的质量屋用户需求分析方法研究[J]. *计算机集成制造系统*, 2009, 15(3): 576-591.]
- [17] AN Xianghua, LIU Zhenyu, TAN Jianrong, et al. Multi-objective collaborative determination method for quality characteristics fulfillment levels in QFD[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2010, 16(6): 1292-1299 (in Chinese). [安相华, 刘振宇, 谭建荣, 等. QFD中质量特性实现水平的多目标协同确定方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2010, 16(6): 1292-1299.]
- [18] ABIDO M A. Multiobjective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(3): 3152-3291.
- [19] LI Zhongkai, TAN Jianrong, FENG Yixiong, et al. Optimization of scale-based product family using multiobjective genetic algorithm[J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2008, 42(6): 1015-1021 (in Chinese). [李中凯, 谭建荣, 冯毅雄, 等. 基于多目标遗传算法的可调节变量产品族优化[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2008, 42(6): 1015-1021.]

作者简介:

谢建中(1972—),男,安徽休宁人,博士研究生,研究方向:工业工程、产品协同设计等, E-mail: jianzhongxie@cqu.edu.cn;

杨育(1971—),男,四川成都人,教授,博士生导师,研究方向:协同产品设计、网络化协同制造、产品创新、效率工程等;

张晓微(1987—),女,重庆人,硕士研究生,研究方向:生产管理、协同产品设计;

李斐(1987—),男,山东聊城人,博士研究生,研究方向:协同产品创新、复杂网络等;

康国旭(1986—),男,河北沧州人,硕士研究生,研究方向:生产管理、协同产品设计。