

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2017.03.003

面向顾客需求的在线匹配定制方法

倪霖^{a,b},王开聘^c,王旭^{b,c}

(重庆大学 a.机械传动国家重点实验室;b.现代物流重庆市重点实验室;c.机械工程学院,重庆 400044)

摘要:在线定制的产品涉及到设计、生产等复杂环节,所以定制品的方案设计及其可行性等信息的快速反馈是实施在线定制的难点。提出基于 CBR(case-based reasoning)的匹配定制方法,减少定制时间避免不必要的重复设计。首先运用层次分析法和质量功能展开确定需求工程设计权重;结合模糊数学修改高斯函数,构造出一种具有接近客观现实、方便处理、区分性强等优点的匹配度计算方法;利用 Beta 分布构建机器学习方法,得到随市场偏好变动而调整的匹配度阈值。其次针对顾客对不同产品的价格敏感度不同,引入调节因子修正最终匹配值对比匹配阈值从而获得定制产品的设计方案及可行性并反馈。最后以电冰箱定制为例,证明该方法有效且易于实施。

关键词:定制配置;匹配;实例推理;顾客对工厂;机器学习

中图分类号:F273;TH164

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2017)03-024-10

An online matching customized method facing customers' needs

NI Lin^{a,b}, WANG Kaipin^c, WANG Xu^{b,c}

(a. The State Key Laboratory of Mechanical Transmission; b. Laboratory of Logistics; c. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P.R.China)

Abstract: Online customized product involves complex processes, including design and production, and hence the quick feedback of the design and its feasibility is important and difficult for implementing online customization. Therefore, a case-based reasoning (CBR) customized method is proposed, which can shorten the time for designing and avoid unnecessary repeated design. Firstly, the weights of demand and engineering design are determined by quality function deployment (QFD) and analytic hierarchy process (AHP). And a more objective, conveniently-handled and easily-distinguished method based on the Gaussian member function is constructed to calculate the matching value. Besides, a machine learning method is constructed on the basis of Beta distribution. Matching threshold can be obtained through machine learning, which changes depending on the market. Secondly, according to customers' diversified sensitivities towards various products, regulatory factors are introduced to adjust the final matching value. By comparing the matching threshold, the design and its feasibility can be acquired. Finally, customized

收稿日期:2016-09-14

基金项目:国家科技支撑计划资助项目(2015BAF05B03)。

Project Supported by the National Key Technology Support Program (2015BAF05B03).

作者简介:倪霖(1971-),男,重庆大学机械学院副教授,主要从事现代生产运行及服务工程、现代物流及供应链管理研究,(E-mail)nilin71@163.com。

refrigerator is taken as an example to prove the practicability and effectiveness of the method.

Keywords: custom configuration; matching; case-based reasoning (CBR); customer-to-factory (C2F); machine learning

随着电子商务模式的不断发展,面向工厂制造(consumer to factory, C2F)这种产销一体化的电子商务模式,对于企业来说,它是一种全新的拉动式生产,加快企业资金周转,节省中间营销环节造成的成本;对于顾客来说, C2F 能更好地满足顾客对产品独特的性能、体验以及品味等需求,因而具有广阔的市场前景^[1]。相对于已有产品的查询,定制品是一种涉及到设计、装配等复杂系统且未曾出现的产品。定制需求的实施方案及其可行性和价格等信息的快速反馈成为 C2F 模式亟待解决的问题^[2]。

Dell 模式^[3]是目前个性化在线定制的主流,其方法是顾客自己选取配置模块和技术参数,来实现产品定制,从而降低运营成本、提高运营效率。但是很多产品由于结构复杂如电子设备,需要很深的专业知识才能配置出满意产品,因此对于缺乏专业知识的顾客很难通过自选配置的方法定制出满意产品^[4]。

对此,刘飞等^[5]提出了通过 Internet 进行企业设计人员和顾客协同配置的方案,但是难以满足顾客对效率和速度的要求,并且运营成本高。Hansen 等^[6]提出了一种咨询界面定制的方法,在顾客定制遇到困难时才向顾客提供适当的推荐。朱凌云等^[7]针对客户需求信息的表达模糊性,研究了如何构建相应的隶属度函数将设计方案转化为对模糊客户需求信息的隶属度的定制检索问题。但斌等^[8]针对在线客户对产品知识了解的程度不同研究了一种面向异质客户的需求智能获取的定制方法。

综上所述,针对常见的 Dell 在线定制模式的不足,大多研究都是针对如何将具有模糊性、异质性的顾客信息准确理解和量化,形成设计要求。在上述的定制方法的研究中,很少把企业以往的定制经验和知识联系起来充分利用。文章在此基础上提出了基于 CBR 思想的匹配定制方法,针对以往相似度的计算方法难于满足实际工程设计、装配等要求的缺点,深入研究并构造了一种针对匹配度计算的隶属匹配度函数;对匹配度阈值 δ 计算涉及到的机器学习的原理、机制及算法作了深刻的研究。最终力求通过利用以往的经验、知识、设计方案得到满足当前定制需求的设计方案,以减少不必要的重复设计,加快定制方案的形成,同时实现定制信息及时反馈。

1 匹配定制方法的思路简介

1.1 前提和基础

基于 CBR 的在线定制匹配方法是建立在大规模定制的基础上,制造商应具备大规模定制生产的基础;制造商建立了完善的“零部件库”和“模块库”;已经有一定量的设计方案;事先对顾客需求有一定程度的整理和分类,理清顾客需求和工程设计的映射及转换关系。

1.2 实现过程简介

CBR 的方法实现在线产品定制的匹配主要分为 3 个阶段。阶段一:转化阶段。通过已有的知识库系统快速将需求配置通过 QFD^[8-9]等方法转化出“理想的方案设计要求”以及工程权重,所谓“理想的方案设计要求”往往只是概念设计或设计参数调整方向,并非严格、可行的具体设计方案,如表 2“目标值”栏所示。这一阶段文献[8-9]有较深的研究;阶段二:匹配度计算。将产品族内现有的产品工程配置和理想的方案设计要求进行隶属匹配度计算;阶段三:判断和反馈。根据 δ 确定定制产品生产的可行性,以匹配度大于阈值的设计方案作为定制产品的可行方案并反馈相关信息,顾客择优选取,如图 1 所示。

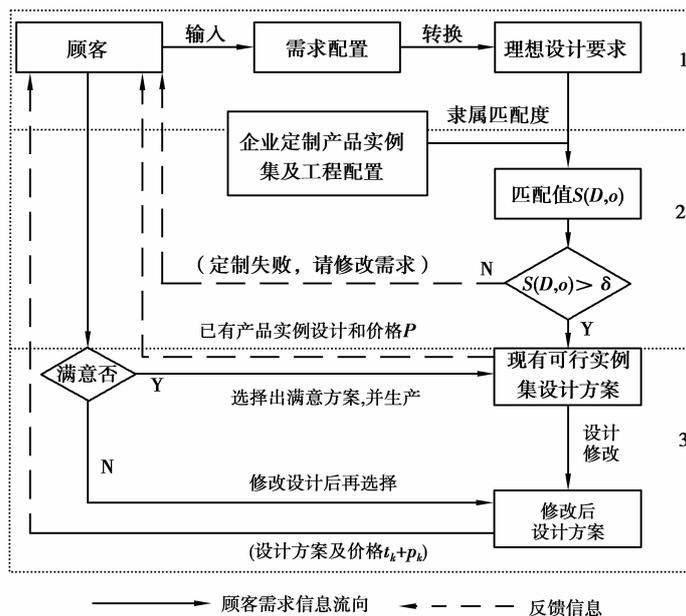


图 1 产品在线匹配定制实现流程

Fig.1 Process of online matching customized

2 在线匹配定制的实现过程

2.1 权重转换

若顾客有 u 项需求, $\mathbf{W} = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_u)$ 表示顾客需求权重向量, ω_i 表示客户对产品的第 i 个属性需求的重要程度, ω_i 根据顾客各自的需求通过层次分析法或模糊综合评价等方法获得。工程特性权重 $\theta_{ij} (i=1, 2, \dots, u; j=1, 2, \dots, v)$ 表示顾客需求产品的第 j 个工程特性对顾客第 i 个属性需求的相对重要度^[10]。

$$\sum_{j=1}^v \theta_{ij} = 1, (i=1, 2, 3, \dots, u)。 \tag{1}$$

λ_j 为工程特性 j 在定制产品中的权重, 为

$$\lambda_j = \sum_{i=1}^u \omega_i \cdot \theta_{ij}, (j=1, 2, 3, \dots, v), \tag{2}$$

为了方便以矩阵形式表示, 为

$$\lambda_j = \mathbf{W} \cdot \theta_{ij} \Rightarrow \lambda = \mathbf{W} \cdot \boldsymbol{\theta}, \tag{3}$$

且 λ_j 满足

$$\sum_{j=1}^v \lambda_j = 1。 \tag{4}$$

2.2 匹配度计算

CBR 推理涉及到两个方面: 一个是已知源实例 o (source), 它是过去已完成且与当前问题相似的实例集合中的一个, 即 $\forall o \in O$, 另一个是当前需要解决的问题记为 D (target)。 $S(D, o)$ 、 $S(D, O)$ 分别表示实例 o 、实例集合 O , 满足设计要求 D 的匹配程度值和所组成的集合, $S(D, o)$ 其取值范围为 $[0, 1]$, 1 表示完全达到能和 D 匹配的要求; 0 表示完全不能满足和 D 匹配的要求。如果其匹配度 $S(D, o) \geq \delta$ 则认为 o 满足 D 的要求或与 D 匹配, 由此推断出在一定程度上实例 o 的设计的特征向量 $\mathbf{R}_o = (r_{o1}, r_{o2}, r_{o3}, \dots, r_{ov})$, 即可看成是 D 的设计方案 \mathbf{R}_d 。则有 $\mathbf{R}_d \approx \mathbf{R}_o$, 即 $r_{dj} \approx r_{oj}, j \in (1, 2, 3, \dots, v)$, r_{oj} 表示实例 o 的第 j 工程设计值。

$$S(D, o) = S([r_{d1}, r_{d2}, r_{d3}, \dots, r_{dv}], [r_{o1}, r_{o2}, r_{o3}, \dots, r_{ov}]) = \sum_{j=1}^v \lambda_j \times s(r_{dj}, r_{oj}) / \sum_{j=1}^v \lambda_j, \quad (5)$$

$s(r_{dj}, r_{oj})$ 表示源实例 o 满足设计要求 D 中第 j 个工程特性的局部隶属匹配值。因为很难直接得到产品的具体设计参数,但是容易得到设计参数的调整方向,所以用 r_{dj} 、 r_{oj} 分别表示粗略的设计参数趋势值和精确的实例设计值。文中修改了高斯函数来进行匹配度计算,高斯函数原公式为

$$A(x) = e^{-\frac{(x-y)^2}{2\sigma^2}}, \quad (6)$$

式中: $A(x)$ 是 x 和 y 的隶属匹配度, y 是目标范围, σ 是高斯函数宽度。

现实工程中,源实例 o 和待求 D 的工程特征值有 6 种可能的关系^[11]: 等于、大于、大于等于、小于、小于等于及在两者之间,因此对式(6)按照以上关系构造出式(7)~式(9)计算隶属匹配度,其中“等于”关系可以看作 $a=b$ 时特殊的“两者之间”关系。对于定性属性如色彩可以用式(10)表达,图 2 所示隶属度函数匹配关系。

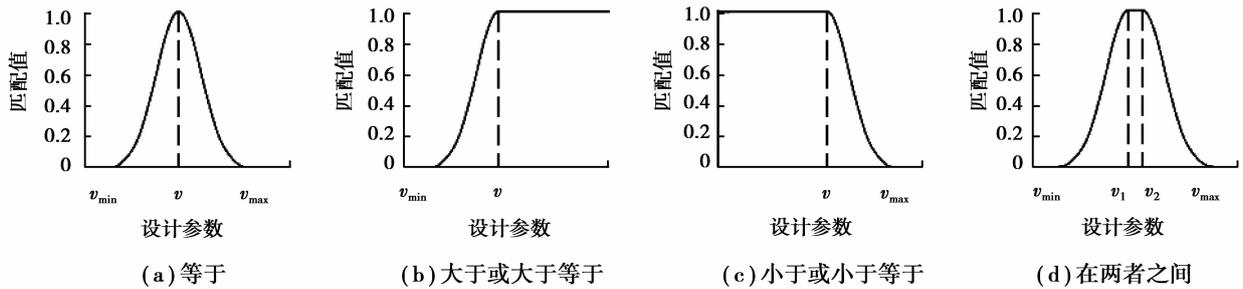


图 2 高斯隶属匹配度关系

Fig.2 Gaussian matching degree relationship

$$1) \text{偏小型: } s(r_{dj}, r_{oj}) = \begin{cases} 1, r_{oj} \leq r_{dj}, \\ e^{-\frac{(r_{oj}-r_{dj})^2}{2\sigma_2^2}}, r_{oj \max} \geq r_{oj} > r_{dj}, \end{cases} \quad \sigma_2 = (r_{oj \max} - r_{dj})/k, \quad (7)$$

$$2) \text{偏大型: } s(r_{dj}, r_{oj}) = \begin{cases} 1, r_{oj} \geq r_{dj}, \\ e^{-\frac{(r_{oj}-r_{dj})^2}{2\sigma_1^2}}, r_{oj \min} \leq r_{oj} < r_{dj} \end{cases} \quad \sigma_1 = (r_{dj} - r_{oj \min})/k, \quad (8)$$

$$3) \text{中间型: } y \in [a, b], s(r_{dj}, r_{oj}) = \begin{cases} e^{-\frac{(r_{oj}-a)^2}{2\sigma_1^2}}, r_{oj \min} < r_{oj} \leq a, \\ 1, a < r_{oj} \leq b, \\ e^{-\frac{(r_{oj}-b)^2}{2\sigma_2^2}}, r_{oj \max} \geq r_{oj} > b, \end{cases} \quad \begin{aligned} \sigma_1 &= (a - r_{oj \min})/k, \\ \sigma_2 &= (r_{oj \max} - b)/k, \end{aligned} \quad (9)$$

$$4) \text{定性属性型: } s(r_{dj}, r_{oj}) = \begin{cases} 1, r_{oj} = r_{dj}, \\ 0, r_{oj} \neq r_{dj}. \end{cases} \quad (10)$$

改进设计的高斯函数在计算匹配度上有以下优点:1)高斯函数在概率论上为正态分布函数,而现实世界中实例以及实例属性的分布很多情况下服从正态分布。2)高斯函数在计算匹配度时,在公式中考虑 σ 以及平均值等统计量,使个体在计算局部匹配度时兼顾总体特征,更有对比意义。3)不同工程中属性值取值范围差异大,如 Γ 型分布隶属度函数^[12]需要对指数系数分别赋值后才能计算匹配度值,高斯函数中没有未知系数可以直接使用工程属性值,便于无量纲处理。4)相对于梯形隶属度函数^[12],当取较高的匹配度水平时,高斯函数能检索到较多有用的实例;当取较低的匹配度水平时,高斯函数能够屏蔽掉更多无用的检索结果,如图 3 所示。

2.3 匹配度阈值 δ 获取

顾客的主观意识对 δ 的取值^[13]有很大影响,专家可根据市场经验和企业产品设计和制造柔性给出的估计值,但具有很强的主观性。笔者研究了一种机器学习的实现方法,摆脱对专家的依赖,减少冗余的定制方案的反馈,实现原理如下:

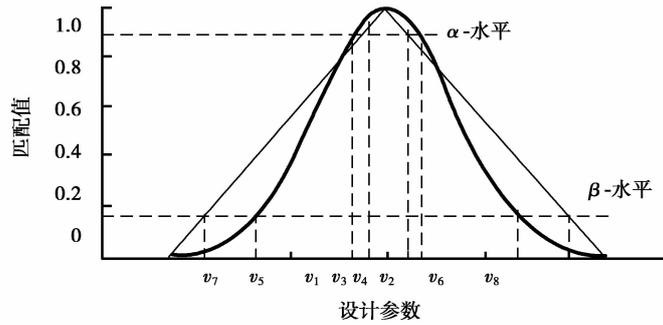


图 3 高斯函数和三角隶属度对比

Fig.3 The compare between gaussian and triangle

顾客每次检索后选取的满意实例,由这个满意实例可以得到一个明确的 $S(D, o)$ 。由多次定制形成的 $S(D, O)$ 所组成的集合记作: $S'(D, O)$ 。可以将 $S'(D, O)$ 看作训练样本集,而由 $S'(D, O)$ 是顾客满意实例的匹配度值集合的本质特性,所以 $S'(D, o)$ 的 0.1 分位数就可以看作是 δ 的解。 $S'(D, O)$ 是 0 到 1 的随机变量,服从 Beta 分布。而每次定制成功后会更新 $S'(D, O)$, 重新构建出一个训练样本,甚至更新 Beta 分布,从而使 δ 的解得到训练和学习,便形成了机器学习机制。这样得到的 δ 是一个随市场偏好变化而适当调整的动态变化值。 $S(D, O)$ 和 $S'(D, O)$ 的曲线可以如图 4 所示。

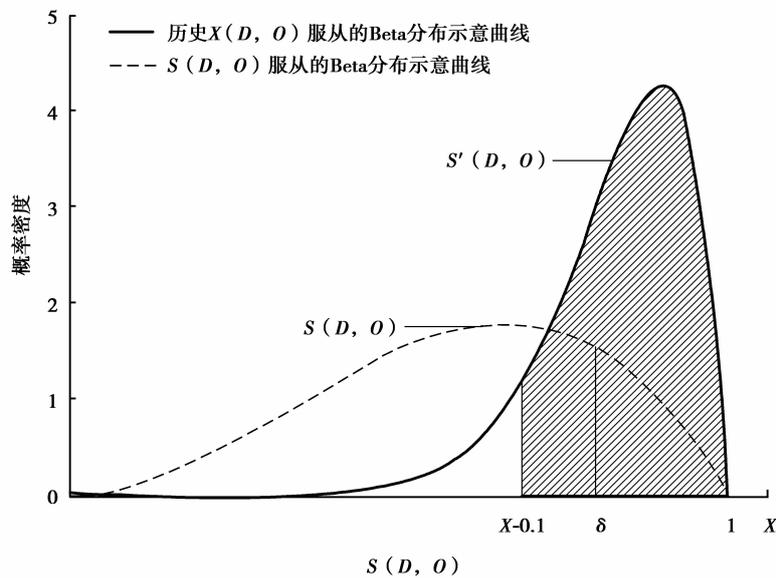


图 4 Beta 分布

Fig.4 Beta distribution

Beta 分布的分布密度函数如下

$$f(x | a, b) = \frac{1}{B(a, b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1}, 0 \leq x \leq 1, \tag{11}$$

式中: a, b 是该分布的 2 个参数,当 2 个参数取值不同时,其密度曲线也不相同;当 a, b 均大于 1 时,曲线是上凸, a 和 b 的比值决定曲线偏度。Beta 分布数学期望和方差为

$$\begin{cases} E(X) = \frac{a}{a+b}, \\ D(X) = \frac{ab}{(a+b)^2(a+b+1)}, \end{cases} \tag{12}$$

用矩估计参数估计法可以得到 $S'(D, o)$ 的 Beta 分布的 a, b 的矩估计量为

$$\begin{cases} a = \frac{E^2(X)[1 - E(X)]}{D(X)} - E(X), \\ b = \frac{E^2(X)[1 - E(X)]}{D(X)} - 1 + E(X), \end{cases} \quad (13)$$

用样本矩代替总体矩,把通过参数估计得到的 a, b 的矩估计带到式(11)即可的到具体的 Beta 分布密度函数,同时也会得到 Beta 的分布函数

$$F(x) = \begin{cases} 0; x < 0 \\ I(x; a, b); 0 \leq x \leq 1, \\ 1; x \geq 1, \end{cases} \quad (14)$$

其中

$$I(x; a, b) = \int_0^x \frac{t^{a-1} (1-t)^{b-1}}{\int_0^1 y^{a-1} (1-y)^{b-1} dy} dt, \quad (15)$$

取 $S'(D, o)$ 的 0.1 分位数为

$$I(x; a, b) = 0.1. \quad (16)$$

当前还不能通过式(15)和式(16)的不定积分推导出明确的解析解。但是大多求解软件都能用数值法求解, Minitab 中,从“计算—概率分布—逆累计概率—Beta 分布”键入 a, b 和分位数 0.1 的值,即得到 x 的值,根据上述的机器学习原理则 $\delta = x$ 。

2.4 判断和反馈

如果产品族内所有实例 o 都不满足 $S(D, o) \geq \delta$, 则反馈顾客该定制产品不能生产。如果 $S(D, o) \geq \delta$ 成立, 则 o 产品可以看作是顾客定制产品 D 的可行解, 如果产品族中有 m 个产品满足 $S(D, o) \geq \delta$, 则将定制产品 D 的可行解集 $\mathbf{O}' = (o_1, o_2, o_3, \dots, o_m)$ 以及对应的价格集 $\mathbf{P} = (p_1, p_2, p_3, \dots, p_m)$ 反馈给顾客, 若顾客对某一方案 o_i 满意则以 o_i 为设计和生产方案, 对应市场销售价格 p_i 即为实际销售价格。若顾客仍对 \mathbf{O}' 中都不满意, 则需要 \mathbf{O}' 中实例进行设计修改。匹配度在阈值之上的第 k 个产品 o_k 到顾客定制产品 D 的修善匹配算式为

$$s_k = \alpha [p_k / (t_k + p_k)] + (1 - \alpha) [S(D, o)], \alpha \in [0, 1], \quad (17)$$

式中: α 为调节因子, α 根据顾客对此类产品的价格敏感性所确定, 如顾客对奢侈品的价格敏感性较弱, 则 α 取较小的值。 α 通过产品的市场特性和经验同 δ 方法得到。 t_k 表示 O_k 产品到 D 转变成本为

$$t_k = \sum_{j=1}^v c_j \times [1 - s(r_{dj}, r_{oj})], \quad (18)$$

式中, c_j 表示需修改的第 j 项工程设计, 由于 2 实例之间差异, 造成的原材料、设计、加工等成本的转变。当涉及到某些工程配置修改困难, 甚至不能变动时候将对应的 c_j 赋予一个很大的值, 甚至是无穷大。

$$s' = \max(s_1, s_2, s_3, \dots, s_m), \quad (19)$$

取式(19)中对应的产品 \mathbf{O}' 作为最优解, 是最优设计方案。再次反馈最优解 \mathbf{O}' 对应的产品设计方案和价格 $(t_k + p_k)$ 反馈给用户。

3 实例分析

某一顾客对电冰箱的定制需求有: 容量不低于 250 L、价格在 4 000 元左右, 绝热性能好、噪音小、耗电量低、制冷性能好。对用户需求分析后, 确定满足顾客需求的主要设计要素有: 总容积、冷藏室容积、冷冻室容积、冷冻能力、负载温度回升、冷却速度、散热性能、额定耗电量、噪音、结霜率。运用 AHP 方法确定

顾客需求重要性权重,需求权重的判断矩阵数据见表 1,其中 w_i^o 为相对重要度, w_i 为重要度权重, λ_{mi} 为特征值。

表 1 顾客需求权重判断矩阵和分析^[14]

Table 1 The judgement of customer demands' weights and analysis of consistency

顾客要求	制冷速度 快	耗电 量低	噪音 小	功能 多	价格 低	容量 大	w_i^o	w_i	λ_{mi}
1 制冷速度快	1	2	4	3	6	5	2.994	0.398	6.153
2 耗电量低	1/2	1	2	2	3	3	1.619	0.215	6.092
3 噪音小	1/4	1/2	1	2	3	3	1.145	0.152	6.255
4 功能多	1/3	1/2	1/2	1	2	2	0.833	0.111	6.093
5 价格低	1/6	1/3	1/3	1/2	1	1	0.458	0.061	6.039
6 容量大	1/5	1/3	1/3	1/2	1	1	0.472	0.063	6.069

一致性检验分析计算为

$$\lambda_{\max} \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_{mi} = 6.117,$$

$$C.I. = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} = \frac{6.117 - 6}{6 - 1} = 0.0234,$$

当 $n = 6, \Rightarrow R.I. = 1.26$

$$C.R. = \frac{C.I.}{R.I.} = \frac{0.0234}{1.26} = 0.019 < 0.1,$$

则有 $\mathbf{W} = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_u) = (0.3981, 0.2153, 0.1522, 0.1107, 0.0609, 0.0628)$, 以制冷速度快为准则的产品设计要求判断矩阵, 用 C_{R_1} 表示制冷速度快的顾客需求, $D_{R_1}, D_{R_2}, \dots, D_{R_{10}}$ 分别代表总容积、冷藏室容积……结霜率形成判断矩阵

$$J = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1/4 & 1/2 & 1 & 1 & 1/3 & 1/4 & 1/6 \\ 1 & 1 & 1 & 1/4 & 1/2 & 1 & 1 & 1/3 & 1/4 & 1/6 \\ 1 & 1 & 1 & 1/4 & 1/2 & 1 & 1 & 1/3 & 1/4 & 1/6 \\ 4 & 4 & 4 & 1 & 6 & 8 & 4 & 3 & 4 & 4 \\ 2 & 2 & 2 & 1/6 & 1 & 1 & 1/2 & 1/4 & 1/2 & 1/4 \\ 1 & 1 & 1 & 1/8 & 1 & 1 & 2 & 1/2 & 1/3 & 1/2 \\ 1 & 1 & 1 & 1/4 & 2 & 1/2 & 1 & 1 & 1/2 & 1/3 \\ 3 & 3 & 3 & 1/3 & 4 & 2 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 4 & 4 & 4 & 1/4 & 2 & 3 & 2 & 1 & 1 & 1 \\ 6 & 6 & 6 & 1/4 & 4 & 2 & 3 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

同顾客需求权重 $\mathbf{W} = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_u)$ 计算方法, 计算设计要求 $D_{R_1} \cdot D_{R_2} \dots \cdot D_{R_{10}}$ 相对于制冷速度快的顾客需求权重得 $\theta_{1_j} = (0.042, 0.042, 0.042, 0.298, 0.054, 0.053, 0.059, 0.117, 0.128, 0.164)$ 。

同理最终可以得到工程特性权重矩阵

$$\theta = \begin{bmatrix} 0.042 & 0.042 & 0.042 & 0.298 & 0.054 & 0.053 & 0.059 & 0.117 & 0.128 & 0.164 \\ 0.041 & 0.041 & 0.041 & 0.121 & 0.244 & 0.044 & 0.129 & 0.134 & 0.109 & 0.093 \\ 0.043 & 0.043 & 0.043 & 0.093 & 0.061 & 0.052 & 0.121 & 0.14 & 0.284 & 0.12 \\ 0.033 & 0.033 & 0.033 & 0.104 & 0.082 & 0.064 & 0.288 & 0.161 & 0.077 & 0.123 \\ 0.048 & 0.048 & 0.048 & 0.077 & 0.089 & 0.238 & 0.162 & 0.113 & 0.095 & 0.081 \\ 0.165 & 0.165 & 0.165 & 0.082 & 0.084 & 0.056 & 0.091 & 0.083 & 0.053 & 0.054 \end{bmatrix}。$$

根据公式(3)得各项设计要求的工程权重向量

$$\because \lambda_j = \sum_{i=1}^u w_i \cdot \theta_{ij}, (j = 1, 2, 3, \dots, v),$$

$$\therefore \lambda_j = W \cdot \theta_{ij},$$

$$\therefore \lambda = W \cdot \theta。$$

$$\lambda = (0.049, 0.049, 0.049, 0.180, 0.103, 0.064, 0.117, 0.127, 0.135, 0.126)。$$

参见文献[8-9]的转换方法可以得到电冰箱定制设计要求,如下表 2 中设计要求栏所示。

表 2 粗略设计要求和源实例参数

Table 2 Rough requirements of design and the parameters of cases

产 品	总容 积/L	冷藏室 容积/ L	冷冻 室容积/ L	冷冻 能力/ (kg · 100 ⁻¹ · L ⁻¹)	额定 耗电量/ (kw · h ⁻¹)	负载温度 回升时间/ min	冷却 速度/ min	散热 性能	噪音/ dB	结霜率
目标值	250	170	85~100	≥24	≤0.55	≥900	≤240	≥ 9	≤38	≤1
1	254	170	84	15	0.88	900	245	5	40	1
2	225	145	80	15	0.69	750	280	6	42	3
3	209	129	80	4	0.55	800	250	6	45	1
4	239	147	72	20	0.62	560	340	6	50	3
5	250	150	100	24	0.85	900	240	5	40	2
6	225	143	80	15	0.69	750	280	5	42	2
7	209	128	80	8	0.55	800	230	4	45	1
8	239	170	70	20	0.62	560	340	6	50	1
9	254	145	85	24	0.86	900	240	5	40	2
10	230	129	100	15	0.69	750	280	6	42	2
11	209	128	80	9	0.55	800	250	6	45	1
12	239	147	72	20	0.62	900	300	6	50	3
13	260	160	100	12	0.8	800	210	5	40	1
14	225	160	85	15	0.69	800	280	5	42	3
15	220	145	72	10	0.55	560	250	4	45	2

以总容积为例计算实例 2 的隶属匹配度。选公式(9)计算,其中 k 可以由统计中极差查表得到,本例中取 $k = \sqrt{2}$ 进行计算。

$$s(r_{dj}, r_{oj}) = e^{-\frac{(r_{oj}-a)^2}{2\sigma_1^2}}, \sigma_1 = (a - y_{\min})/k,$$

$$s(r_{dj}, r_{oj}) = e^{-\frac{(225-250)^2}{(45)^2}} \approx 0.689。$$

同理可得各实例的工程设计参数的隶属匹配度矩阵

$$\mathbf{R}_{15 \times 10} = \begin{bmatrix} 1.000 & 1.000 & 0.996 & 0.817 & 0.368 & 1.000 & 0.998 & 0.527 & 0.973 & 1.000 \\ 0.689 & 0.702 & 0.895 & 0.817 & 0.835 & 0.823 & 0.852 & 0.698 & 0.895 & 0.368 \\ 0.368 & 0.386 & 0.895 & 0.368 & 1.000 & 0.917 & 0.990 & 0.698 & 0.712 & 1.000 \\ 0.931 & 0.741 & 0.472 & 0.961 & 0.956 & 0.368 & 0.368 & 0.698 & 0.368 & 0.368 \\ 1.000 & 0.797 & 1.000 & 1.000 & 0.438 & 1.000 & 1.000 & 0.527 & 0.973 & 0.779 \\ 0.689 & 0.661 & 0.895 & 0.817 & 0.835 & 0.823 & 0.852 & 0.527 & 0.895 & 0.779 \\ 0.368 & 0.368 & 0.895 & 0.527 & 1.000 & 0.917 & 0.990 & 0.368 & 0.712 & 1.000 \\ 0.931 & 1.000 & 0.368 & 0.961 & 0.956 & 0.368 & 0.368 & 0.698 & 0.368 & 1.000 \\ 0.991 & 0.702 & 1.000 & 1.000 & 0.414 & 1.000 & 1.000 & 0.527 & 0.973 & 0.779 \\ 0.788 & 0.386 & 1.000 & 0.817 & 0.835 & 0.823 & 0.852 & 0.698 & 0.895 & 0.779 \\ 0.368 & 0.368 & 0.895 & 0.570 & 1.000 & 0.917 & 0.990 & 0.698 & 0.712 & 1.000 \\ 0.931 & 0.741 & 0.472 & 0.961 & 0.956 & 1.000 & 0.698 & 0.698 & 0.368 & 0.368 \\ 1.000 & 0.945 & 1.000 & 0.698 & 0.563 & 0.917 & 1.000 & 0.527 & 0.973 & 1.000 \\ 0.689 & 0.945 & 1.000 & 0.817 & 0.835 & 0.917 & 0.852 & 0.527 & 0.895 & 0.368 \\ 0.585 & 0.702 & 0.472 & 0.613 & 1.000 & 0.368 & 0.990 & 0.368 & 0.712 & 0.779 \end{bmatrix}。$$

根据整体匹配度计算公式(5),计算各实例与定制产品工程设计整体匹配度的集合

$$\mathbf{S}(D, O) = \mathbf{R} \cdot \boldsymbol{\lambda}^T =$$

$$(0.836, 0.753, 0.735, 0.628, 0.839, 0.781, 0.721, 0.714, 0.832, 0.799, 0.770, 0.706, 0.828, 0.755, 0.680)^T。$$

若 $\delta = 0.8$, 则有 $\mathbf{S}(D, (o_1, o_5, o_9, o_{13})) \geq 0.8$, 将实例 (o_1, o_5, o_9, o_{13}) 及设计方案和价格反馈给顾客。若顾客满意其中某一实例, 该实例即为定制产品的生产方案, 并记录该实例的 $\mathbf{S}(D, o)$, 作为机器学习样本。若不满意再进行下面计算。

$$\mathbf{R}_{4 \times 10} = \begin{bmatrix} 1.000 & 1.000 & 0.996 & 0.817 & 0.368 & 1.000 & 0.998 & 0.527 & 0.973 & 1.000 \\ 1.000 & 0.797 & 1.000 & 1.000 & 0.438 & 1.000 & 1.000 & 0.527 & 0.973 & 0.779 \\ 0.991 & 0.702 & 1.000 & 1.000 & 0.414 & 1.000 & 1.000 & 0.527 & 0.973 & 0.779 \\ 1.000 & 0.000 & 1.000 & 0.242 & 0.160 & 0.001 & 1.000 & 0.043 & 0.000 & 0.826 \end{bmatrix}。$$

$\mathbf{R}_{4 \times 10}$ 为实例 (o_1, o_5, o_9, o_{13}) 的隶属匹配度矩阵。4 种冰箱的市场售价 $\mathbf{P} = (3\ 400, 3\ 380, 3\ 499, 3\ 540)$, 变型成本 $\mathbf{C} = (50, 30, 20, 110, 200, 280, 150, 120, 210, 200)$, 根据式(18), 4 种冰箱的转变成本

$$\mathbf{T} = \left(\begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{4 \times 10} - \mathbf{R}_{4 \times 10} \right) \cdot \mathbf{C}^T = \begin{bmatrix} 209.530 \\ 225.284 \\ 233.389 \\ 920.815 \end{bmatrix}。$$

根据该企业电冰箱的市场情况调节因子取 $\alpha = 0.1$ 作为计算, 根据公式(17)得各实例的综合匹配度

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} 0.847 \\ 0.772 \\ 0.755 \\ 0.644 \end{bmatrix}。$$

$S_1 = 0.847$ 为最大值, 将实例作为可行解, 返回顾客其设计方案和价格 $C = 3\ 608.5$ 元。

4 结 语

研究采用基于 CBR 的匹配定制策略, 对其中涉及到的匹配度计算方法构造出高斯隶属函数; 利用 Beta 分布构建机器学习方法得到 δ , 使 δ 具有随市场偏好变化而动态调整的优点。案例证明该方法能有效利用以往的产品设计方案, 减少不必要的设计, 加快定制方案的形成和对顾客的反馈, 最终减少 C2F 产销一体化的电子商务模式中顾客对定制查询的等待时间。

顾客需求可以通过 QFD 等方法转化出理想的设计参数调整方向, 但对于一些复杂产品不能很好地进行

转换的情况,可以应用隶属匹配的思想直接将现有的设计和顾客需求进行匹配。随着企业定制产品源实例数据样本的增加,通过统计、机器学习等方法来确定参数,确保检索到实例数目控制在合理范围之内,避免信息冗余,同时又能更好地满足顾客需求,具有广阔的研究空间。此外,还可以深入研究 CBR 理论中的产品结构优化调整涉及到的原理及其具体算法。

参考文献:

- [1] Heradio R, Perez-Morago H, Alférez M, et al. Augmenting measure sensitivity to detect essential, dispensable and highly incompatible features in mass customization[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 248(3): 1066-1077.
- [2] Xu Y, Xu J, Bernard A. Knowledge Management in E-commerce Mass Customization[J]. *Ifip Advances in Information & Communication Technology*, 2013, 409: 259-267.
- [3] Mourtzis D, Doukas M, Psarommatis F, etc. A web-based platform for mass customization and personalization[J]. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2014, 7(2): 112-128.
- [4] 但斌,王江平,刘瑜.大规模定制环境下客户需求信息分类模型及其表达方法研究[J]. *计算机集成制造系统*, 2008, 14(8): 1504-1512.
DAN Bin, WANG Jiangping, LIU Yu. Taxonomy model and representation approaches of customer needs information for mass customization[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2008, 14(8): 1504-1512. (in Chinese)
- [5] 刘飞,李世新,刘胜.面向大批量定制的用户需求协同配置思想及其应用[J]. *机械工程学报*, 2004, 40(1): 113-117.
LIU Fei, LI Shixin, LIU Sheng. Customer requirements collaborative optimization between customers and enterprises for mass customization and the application[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2004, 40(1): 113-117. (in Chinese)
- [6] Hansen T, Scheer C, Loos P. Product configuration in electronic commerce-extension of the configurator concept towards customer recommendation[C] // *Proceeding of the 2nd World Congress on Mass Customization and Personalization (MCPC)*. Berlin: (s.n.), 2003.
- [7] 朱凌云,赵韩,钱德猛.基于模糊客户需求信息的农机设计方案及检索示例[J]. *农业工程学报*, 2007, 23(7): 100-104.
ZHU Lingyun, ZHAO Han, QIAN Demeng. Method of agricultural machinery design retrieval based on fuzzy customer requirement information[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2007, 23(7): 100-104. (in Chinese)
- [8] 但斌,经有国,孙敏.在线大规模定制下面向异质客户信息的智能获取方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2012, 18(1): 15-25.
DAN Bin, JING Yougou, SUN Min. Intelligent need acquisition approach for heterogeneous customers under online mass customization[J]. *Computer Integrated Manufacturing System*, 2012, 18(1): 15-25. (in Chinese)
- [9] 梁樑,周俊,罗彪.MC 模式下基于顾客需求的产品配置优化分析[J]. *管理科学学报*, 2003, 6(3): 52-57.
LIANG Liang, ZHOU Jun, LUO Biao. Optimization of product configuration based on customers' needs under mass customization[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2003, 6(3): 52-57. (in Chinese)
- [10] 谭建荣,齐峰,张树有.基于模糊客户需求信息的设计检索技术的研究. *机械工程学报*, 2005, 41(4): 79-85.
TAN Jianrong, QI Feng, ZHANG Shuyou. Research on technology of designing retrieval based on fuzzy customer requirement[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2005, 41(4): 79-85. (in Chinese)
- [11] Dou R, Zhang Y, Nan G. Customer-oriented product collaborative customization based on design iteration for tablet personal computer configuration[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2016, 99: 474-486.
- [12] 李士勇.工程模糊数学及应用 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004: 10, 52-53.
LI Shiyong. *Engineering fuzzy mathematics with applications* [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2004: 10, 52- 53. (in Chinese)
- [13] 李均.利用 Beta 分布来进行数据处理[J]. *仪器仪表学报*, 2004, 25(4): 56-57.
Li Jun. The Analysis of Beta distribution in date processing [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2004, 25 (4): 56-57. (in Chinese)
- [14] 汪应洛.系统工程[M]. 4 版.北京: 机械工程出版社, 2008: 120-130.
WANG Yingluo. *Systems Engineering* [M]. 4th. Beijing: China Machine Press, 2008: 120-130. (in Chinese)