

基于改进灰色预测模型的动态顾客需求分析

王晓曦, 熊 伟

(浙江大学 管理学院, 杭州 310058)

摘 要 传统质量屋难以有效分析和管理顾客需求的动态变化, 为此提出了一种基于改进灰色预测模型的动态顾客需求分析方法. 首先提出了一个新的初始条件与背景值同时优化的方法对灰色预测模型进行了改进, 提高了所建模型的精度和适用范围. 其次, 对传统质量屋进行了改进, 提出了一个动态质量屋分析框架以反映需求的动态变化. 继而, 将改进的灰色预测模型融入动态质量屋中, 用以模拟和预测质量屋中的动态顾客需求. 通过动态质量屋的转换来监控和分析技术特性重要度的变化趋势, 以更好地满足动态的顾客需求. 最后, 以某软件系统的设计开发为实例, 说明了所提方法的有效性.

关键词 质量功能展开; 动态顾客需求; 需求预测; GM(1, 1) 模型; 背景值; 初始条件

Dynamic customer requirements analysis based on the improved grey forecasting model

WANG Xiao-tun, XIONG Wei

(School of Management, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract To deal with the difficulty of the traditional house of quality (HOQ) in analyzing and managing dynamic customer requirements, a method based on the improved grey forecasting model to analyze dynamic and future customer requirements was presented. First, a new optimization model based on the combination of the initial condition and the background value was proposed to improve the precision degree of the grey forecasting model. Then, a dynamic HOQ (DHOQ) framework was introduced to analyze dynamic customer requirements. The improved grey forecasting model was integrated into the DHOQ framework to fit and forecast dynamic customer requirements. The trend of the importance of each technical characteristic could be monitored and analyzed using the DHOQ so as to fulfill dynamic customer requirements. Finally, a software system development case was provided to illustrate the applicability and validity of the proposed method.

Keywords quality function deployment; dynamic customer requirements; requirements forecasting; GM(1, 1) model; background value; initial condition

1 引言

质量功能展开 (Quality function deployment, QFD) 是顾客驱动的产品设计方法, 是将顾客需求 (Customer requirement, CRs) 转换为产品设计过程的一系列技术特性 (Technical characteristics, TCs), 以市场为导向, 以顾客需求为依据, 确保在产品的研发、设计和制造等阶段听到顾客的声音, 在开发初期就对产品的质量 and 适用性实施全方位保证的系统工程方法^[1-3].

在不同国家多个行业的实际应用表明, QFD 方法能在一定程度上缩短产品的研发周期, 增强内部沟通, 提升产品质量, 提高顾客满意度, 并最终提升企业绩效^[3]. 然而现有的 QFD 模型都隐含着一个共同假设, 即

收稿日期: 2009-09-02

资助项目: 国家自然科学基金 (90718038); 浙江省自然科学基金 (Y7080086)

作者简介: 王晓曦 (1984-), 男, 甘肃天水人, 博士研究生, 研究方向: 质量工程与管理、产品设计与开发管理等, E-mail: wangxt84@gmail.com; 熊伟 (1963-), 男, 江苏常州人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 质量工程与管理、新产品研发管理等, E-mail: zjuquality@yahoo.com.cn.

顾客需求的效应是横断面的, 也即是说顾客所感受到的价值仅取决于当前顾客需求的实现水平, 而与过去的顾客需求无关^[4]. 然而现实中的 QFD 规划通常并不能在很短的时间周期就完成. 一项决策的效应并不仅仅局限于当前的时间段, 可能延续至未来一段时间. 同样, 顾客所感受到的价值并不仅决定于当前顾客需求的实现水平, 还受过去的需求实现水平, 甚至将来预期的需求实现水平的影响. 技术特性的重要度及其目标值的设定也不仅应该考虑当前的顾客需求状况, 过去的以及将来的需求对技术特性的决策也有重要参考价值. 传统 QFD 方法及其核心工具——质量屋 (House of quality, HOQ) 在产品规划时并不考虑这种时间效应, 仅是一种横断面的规划设计策略, 其结果显得不够准确.

另一方面, 当前 QFD 的研究主要关注于满足“现在的”顾客需求, 技术特性重要度也只是针对当前时间段而确定的^[5-6]. 实际上, 顾客需求是多样而动态的, 会随着时间的推移而不断发生变化. 如果企业对顾客需求信息的变化视而不见, 那么其所开发的产品在推出市场时可能不会被顾客所接受, 造成无法估量的损失. 从整体和战略的视角来看, 根据动态变化的顾客需求及时更新和调整相关产品的技术特性目标值, 以开发在投放到市场上后能满足顾客期望的产品是至关重要的. 在准确地预测顾客需求的基础上, 企业可以在产品开发时更合理地分配有限的资源, 开发更高质量的产品, 以提高顾客满意度, 并最终增强自身的竞争力.

因此, 尝试用各种方法、算法和思想来发现和预测“未来的”顾客需求都是值得提倡的. 理论上, 诸如时间序列分析、回归分析和神经网络模型等各种趋势预测方法都能用于实现这个目的. 然而, 时间序列分析和回归模型虽然简单、易实现, 但预测精度相对较低, 且需要的数据量较大; 神经网络模型则需要大量的样本进行训练^[7], 实现较为困难. 可见, 将上述方法用于产品开发决策并不太现实. 文献 [8] 利用支持向量机来预测客户需求的变动情况, 但所建模型的精度受核函数选取的制约. 文献 [9] 用模糊趋势分析法来预测顾客的动态变化, 然而该文仅将重要度的趋势用模糊语言分为了 5 类, 并未就 HOQ 中的数据做深入探索, 这对产品开发的指导比较有限. 另一方面, 灰色系统理论所需的数据量相对很小, 4 个以上样本就可以进行建模预测, 且计算简便, 预测精度相对较高, 因此比传统的预测方法更有优越性. 灰色 GM(1, 1) 模型是灰色系统理论的核心内容之一, 也是最常用于预测的模型^[10]. 但基本 GM(1, 1) 模型也有很多缺陷, 对其的改进研究一直是近年的热点^[11-15]. 这些改进可大致分为几类^[14]: ①改进模型的参数估计方法; ②对初始条件的改进; ③对背景值的改进.

然而, 单方面的改进对模型精度提高的贡献有限, 同时在多个方面优化可使模型精度得到更大程度地提升. 因此, 本文提出了一个新的初始条件与背景值同时优化的方法对 GM(1, 1) 模型进行了改进, 从而使所建模型的精度大为提高. 另一方面, 鉴于传统的 HOQ 自身结构的局限, 不能描述动态的顾客需求, 难以对需求的变化做出有效地分析和规划, 本文对传统的 HOQ 进行了改进, 提出了一个动态质量屋 (Dynamic house of quality, DHOQ) 分析框架. 继而, 将上述改进的精度更高的灰色预测模型融入 DHOQ 分析框架, 用以拟合和预测 QFD 中的动态顾客需求. 通过 DHOQ 的转换来监控和分析技术特性重要度的变化趋势, 可以更好地满足动态的顾客需求. 最后用某软件系统的开发实例说明了该方法的应用过程.

2 改进的 GM(1, 1) 模型

2.1 GM(1, 1) 模型的误差分析

通过对 GM(1, 1) 模型误差来源的图解分析可知^[12], 传统的梯形公式构造法 $Z^{(1)}(k) = \frac{x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)}{2}$ 与积分式 $\int_{k-1}^k x^{(1)}(t) dt$ 之间的误差是导致基本 GM(1,1) 模型拟合与预测精度不高, 适用性差的主要原因. 文献 [12] 将 $x^{(1)}(t)$ 抽象为指数曲线 $x^{(1)}(t) = Be^{At}$, 继而求得优化的背景值公式为 $Z^{(1)}(k) = \frac{x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1)}{\ln x^{(1)}(k) - \ln x^{(1)}(k-1)}$. 该方法在一定程度上提高了建模精度. 然而, 由于文献 [12] 在 $x^{(1)}(t)$ 的抽象过程中作了简化, 忽略了 b/a 这一项, 影响了背景值对 $\int_{k-1}^k x^{(1)}(t) dt$ 的逼近效果, 导致当发展系数较小 ($|a| \leq 0.2$) 时, 文献 [12] 的方法在拟合与预测精度上逊色于基本 GM(1, 1) 模型. 而且当发展系数的绝对值较大时, 模型的误差也较大.

基于此, 文献 [15] 考虑了 b/a 项, 将 $x^{(1)}(t)$ 抽象为指数曲线 $x^{(1)}(t) = Be^{At} + C$, 则得到新的背景值优化公式:

$$Z^{(1)}(k) = \frac{x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1)}{\ln [x^{(1)}(k) - x^{(1)}(1)] - \ln [x^{(1)}(k-1) - x^{(1)}(1)]} - \frac{x^{(1)}(1) \cdot x^{(1)}(k-1)}{x^{(0)}(k) - x^{(1)}(1)}, \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

使得 GM(1, 1) 模型的拟合和预测精度大大提高.

另一方面, 初值选择也会影响 GM(1, 1) 模型的拟合和预测精度及适用性^[11,13-14]. 传统的初值选用原

始数据序列的第一个数据值 $x^{(0)}(1)$, 这是没有理论依据的^[11], 同时对新信息的利用也不够充分. 事实上, 越新的数据对预测值的影响越大^[10]. 文献 [13] 以 $x^{(1)}(n)$ 为初始条件建立 GM(1, 1) 模型, 这种方法能够充分利用新信息, 取得了较好的预测效果.

然而, 在背景值和初始值之间单纯地改进一个方面对模型精度提高的贡献比较有限^[14]. 因此, 本文提出了将 $x^{(1)}(n)$ 作为初始条件与新的背景值优化公式 (1) 相结合的方法对 GM(1, 1) 模型进行了改进, 从而使所建模型的精度进一步提高.

2.2 改进的 GM(1, 1) 模型

定理 1 设 $X^{(0)}$ 为非负原始序列:

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (2)$$

其中, $x^{(0)}(k) \geq 0, k = 1, 2, \dots, n$; $X^{(1)}$ 为 $X^{(0)}$ 的 1-AGO 序列:

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (3)$$

其中 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n$; $Z^{(1)}$ 为 $X^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列:

$$Z^{(1)} = \{z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n)\} \quad (4)$$

其中,

$$Z^{(1)}(k) = \frac{x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1)}{\ln [x^{(1)}(k) - x^{(1)}(1)] - \ln [x^{(1)}(k-1)]} - \frac{x^{(1)}(1) \cdot x^{(1)}(k-1)}{x^{(0)}(k) - x^{(1)}(1)}, \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

若 $\alpha = \{a, b\}^T$ 为参数, 且

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} -z^{(0)}(2) & 1 \\ -z^{(0)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(0)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

则:

1) 灰微分方程 $x^{(1)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 的最小二乘估计参数满足

$$\hat{\alpha} = (B^T B)^{-1} B^T Y = [a, b]^T \quad (7)$$

2) 灰微分方程 $x^{(1)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 的白化方程 $\frac{dx^{(1)}}{dt} + az^{(1)}(k) = b$ 的时间响应函数为

$$\hat{x}(k) = \left[x^{(1)}(n) - \frac{b}{a} \right] e^{-a(k-n)} + \frac{b}{a} \quad (8)$$

3) 灰微分方程 $x^{(1)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 的时间响应函数为:

$$x^{(1)}(k) = \left[x^{(1)}(n) - \frac{b}{a} \right] e^{-a(k-n)} + \frac{b}{a}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

4) 还原值

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

3 动态顾客需求分析方法

由于传统 HOQ 自身结构的局限性, 不能描述动态的顾客需求, 难以对需求的变化做出有效地分析和规划, 更无法将顾客需求的变化传递到技术的世界, 实现向技术需求取值变化的转换. 针对以上不足, 本文分别从 HOQ 结构和需求分析方法两方面进行了改进, 构建了 DHOQ 分析框架: ①在质量屋中增加评估反馈机制, 包括对顾客的反馈, 对需求知识库中需求重要度等内容的反馈和更新, 以及技术语言向顾客语言的反馈; ②在质量屋框架中增加时间维度, 使之可以用于分析各时段顾客需求和技术特性的变化情况; ③用改进的灰色预测模型进行动态顾客需求的预测和分析, 以更准确地把握需求的变化趋势, 在向下游映射需求的过程中反映需求的变化, 以实现动态顾客需求的有效管控, 保证所开发产品的质量.

DHOQ 分析框架如图 1 所示. 限于篇幅, 本文不讨论质量屋中的市场竞争性分析. 图 1 中, $t_1, \dots, t_k, \dots, t_s$ 表示不同的时段; $w_{i(tk)}$ 则表示在第 tk 时段顾客需求 $CR_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 的重要度; R_{ij} 为顾客需求 CR_i 与技术特性 $TC_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 之间的相关关系强度; $Tw_{j(tk)}$ 为在第 tk 时段技术特性 TC_j 的重要度, 可由下式求得:

$$Tw_{j(tk)} = \sum_{i=1}^m w_{i(tk)} R_{ij}, \quad j = 1, \dots, n; \quad k = 1, \dots, s \quad (11)$$

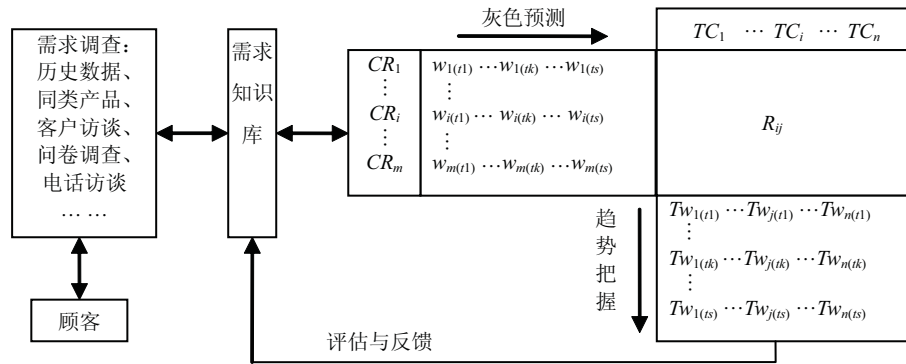


图 1 动态质量屋 (DHOQ) 分析框架

在 DHOQ 的分析框架中, 顾客需求数据可通过调查询问顾客的去和现在的选择而获得. 通过分析和预测顾客需求随时间的变化, 可以掌握技术特性的变化趋势, 为产品开发提供更及时和准确地指导. 最后, 当开展新的顾客调查, 获取新数据后, 可以反馈至顾客需求知识库, 对顾客需求及技术特性重要度进行适时的更新和调整, 以满足动态变化的顾客需求. 因此, 基于不断更新的顾客调查数据, 这种方法有助于决策制定者预先分析, 并提前采取措施满足甚至超越顾客“当前的”和“将来的”需求.

在上述理论分析的基础上, 下面给出了基于改进灰色预测模型的动态顾客需求分析方法的详细步骤:

步骤 1 收集过去的顾客需求重要度数据.

步骤 2 用改进的 GM(1, 1) 模型进行数据模拟和预测.

1. 求取时间响应式:

1) 获得原始序列 $X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$;

2) 得到 $X^{(0)}$ 的 1-AGO 序列 $X^{(1)}$;

3) 用式 (5) 计算紧邻均值生成序列 $Z^{(1)}$;

4) 用式 (7) 求得发展系数 $-a$ 和灰色作用量 b ;

5) 得到式 (9) 所示的时间响应式.

2. 计算 CR_i 的模拟值, 做拟合精度检验.

3. 用式 (10) 计算各个需求的预测值.

步骤 3 根据实际情况构建动态质量屋, 分析 CR_i 和 TC_j 的动态变化, 及时调整产品开发的资源投入. 若有必要, 构建后续的动态质量屋以供产品开发决策.

4 实例研究

H 公司是杭州一家从事外包软件开发的企业, 其市场部对顾客的需求有长期跟踪收集和整理. 本单位与 H 公司有长期的合作关系, 定期对 H 公司内部经验丰富的开发人员和项目经理进行访谈, 文中所提方法已成功应用于 H 公司的某网上申报软件开发项目 (D 项目) 中. 研究的动态需求信息主要是在分析和整理该公司收集的前 5 个时段历史数据的基础上获得的. 为了商业秘密需要和应 H 公司的要求, 对 D 项目中的原始数据进行一定的处理, 但处理后的数据没有改变原来数据的性质, 并不影响本文所提方法的应用. 另一方面, D 项目规模较大, 涉及的顾客需求众多. 为简便起见, 节选其中 4 项顾客需求来说明本文所提方法的应用过程. 节选的顾客需求及其在各时段的重要度如表 1 所示.

表 1 D 项目各时段的重要度

序号	需求内容	时段 1	时段 2	时段 3	时段 4	时段 5
CR_1	保存查询结果的格式多	1.221	1.492	1.822	2.226	2.718
CR_2	导入数据快而准确	3.775	4.028	4.413	4.886	5.318
CR_3	自动计算迅速	2.287	2.479	2.813	3.227	3.699
CR_4	查询结果显示顺序多样	3.684	3.175	2.763	2.458	2.167

4.1 数据模拟精度的比较分析

为检验本文所提的改进的灰色预测模型的精度和有效性, 下面对数据的模拟精度进行比较分析.

首先, 记文献 [10, 16–17] 中的模型为 $GM(1, 1)^0$ 模型, 记文献 [15] 中的背景值优化的 $GM(1, 1)$ 为 $GM(1, 1)^1$ 模型, 记文献 [13] 中的以 $x^{(1)}(n)$ 为初值的 $GM(1, 1)$ 为 $GM(1, 1)^2$ 模型, 记本文中的优化 $GM(1, 1)$ 模型为新 $GM(1, 1)$ 模型.

4.1.1 原始序列值

以表 1 中 4 项需求各时段的重要度为原始序列, 可得 $X_i^{(0)} = \{x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), x_i^{(0)}(3), x_i^{(0)}(4), x_i^{(0)}(5)\}$, $i = 1, 2, 3, 4$, 见表 2.

表 2 原始序列值

序号	$x_i^{(0)}(1)$	$x_i^{(0)}(2)$	$x_i^{(0)}(3)$	$x_i^{(0)}(4)$	$x_i^{(0)}(5)$
CR_1	1.221	1.492	1.822	2.226	2.718
CR_2	3.775	4.028	4.413	4.886	5.318
CR_3	2.287	2.479	2.813	3.227	3.699
CR_4	3.684	3.175	2.763	2.458	2.167

4.1.2 建立时间响应式

以上述原始序列分别建立 $GM(1, 1)^0$ 、 $GM(1, 1)^1$ 、 $GM(1, 1)^2$ 和新 $GM(1, 1)$ 模型, 并求出对应的时间响应式.

对于顾客需求 CR_1 、 CR_2 、 CR_3 和 CR_4 , $GM(1, 1)^0$ 模型的时间响应式为:

$$\begin{aligned}\hat{x}_1^{(1)}(k) &= 6.740902e^{0.199283(k-1)} - 5.519902, \\ \hat{x}_2^{(1)}(k) &= 41.237219e^{0.093194(k-1)} - 37.462219, \\ \hat{x}_3^{(1)}(k) &= 17.177075e^{0.134106(k-1)} - 14.890075, \\ \hat{x}_4^{(1)}(k) &= -26.518854e^{-0.126829(k-1)} + 30.202854.\end{aligned}$$

$GM(1, 1)^1$ 模型的时间响应式为:

$$\begin{aligned}\hat{x}_1^{(1)}(k) &= 6.740874e^{0.199947(k-1)} - 5.519874, \\ \hat{x}_2^{(1)}(k) &= 41.208993e^{0.093304(k-1)} - 37.433993, \\ \hat{x}_3^{(1)}(k) &= 17.152146e^{0.134416(k-1)} - 14.865146, \\ \hat{x}_4^{(1)}(k) &= -26.509872e^{-0.127075(k-1)} + 30.193872.\end{aligned}$$

$GM(1, 1)^2$ 模型的时间响应式为:

$$\begin{aligned}\hat{x}_1^{(1)}(k) &= 14.998902e^{0.199283(k-5)} - 5.519902, \\ \hat{x}_2^{(1)}(k) &= 59.882219e^{0.093194(k-5)} - 37.462219, \\ \hat{x}_3^{(1)}(k) &= 29.395075e^{0.134106(k-5)} - 14.890075, \\ \hat{x}_4^{(1)}(k) &= -15.955854e^{-0.126829(k-5)} + 30.202854.\end{aligned}$$

新 $GM(1, 1)$ 模型的时间响应式为:

$$\begin{aligned}\hat{x}_1^{(1)}(k) &= 14.998874e^{0.199947(k-5)} - 5.519874, \\ \hat{x}_2^{(1)}(k) &= 59.853993e^{0.093304(k-5)} - 37.433993, \\ \hat{x}_3^{(1)}(k) &= 29.370146e^{0.134416(k-5)} - 14.865146, \\ \hat{x}_4^{(1)}(k) &= -15.946872e^{-0.127075(k-5)} + 30.193872.\end{aligned}$$

4.1.3 四类 $GM(1, 1)$ 模型的模拟精度比较

由上述时间响应式可分别求得 $X^{(1)}$ 对应的模拟值, 继而做 1-IAGO 还原, 可得 $X^{(0)}$ 对应的模拟值. 为节省篇幅, 仅列出模拟精度的比较结果, 见表 3. 可知, 对于每项顾客需求, 新 $GM(1, 1)$ 的残差平方和与平均相对误差均为最小. 这说明通过将 $x^{(1)}(n)$ 作为初始条件与新的背景值优化公式 (1) 相结合的方法, 可以进一步提高 $GM(1, 1)$ 模型的精度和适用范围. 尤其当发展系数较大时 (顾客需求 CR_1 的发展系数 $a = -0.199947458$), 预测精度更是高的惊人, 远高于传统模型. 这使得新模型具有重要的理论意义和较高的应用价值. 相比文献 [16–17] 中分析顾客需求时所采用的 $GM(1, 1)^0$ 模型, 本文所构建的新 $GM(1, 1)$ 模型误差更小、精度更高, 因此用新 $GM(1, 1)$ 模型来拟合和预测各时段的顾客需求, 其结果也会更可靠.

表 3 四种 GM(1, 1) 模型的拟合精度比较

	残差平方和				平均相对误差			
	GM(1, 1) ⁰	GM(1, 1) ¹	GM(1, 1) ²	新 GM(1, 1)	GM(1, 1) ⁰	GM(1, 1) ¹	GM(1, 1) ²	新 GM(1, 1)
CR ₁	0.0004494	2.7226E-07	0.0001052	2.7204E-07	0.0046430	-7.1614E-06	0.0020006	-4.7029E-06
CR ₂	0.0012341	0.0011704	0.0012006	0.0011697	0.0007984	8.2929E-05	0.0005361	4.7294E-05
CR ₃	0.0004055	0.0002581	0.0003053	0.0002533	0.0020123	0.0005339	0.0011861	0.0003426
CR ₄	0.0007536	0.0007202	0.0008117	0.0007199	0.0011144	-4.0232E-05	0.0018276	5.2734E-06

4.2 基于改进灰色预测模型的动态顾客需求分析

4.2.1 计算顾客需求重要度预测值

以顾客需求 CR₁ 为例, 利用新 GM(1, 1) 模型的时间响应式可求得 CR₁ 在时段 6 的预测值:

$$\hat{x}_1^{(1)}(k) = 14.998874e^{0.199947(k-5)} - 5.519874,$$

则 $\hat{x}_1^{(0)}(6) = \hat{x}_1^{(1)}(6) - \hat{x}_1^{(1)}(5) = 12.79882116 - 9.479 = 3.319821156 \approx 3.320$.

类似, 可用新 GM(1, 1) 模型求得 CR₂、CR₃ 和 CR₄ 的模拟和预测值, 如表 4 所示. 4 项顾客需求的变化趋势见图 2. 从中可知, 顾客对 CR₂ 导入数据快速准确最为重视, 其重要度最高且持续上升; 顾客对 CR₁ 保存查询结果的格式多和 CR₃ 自动计算迅速也有较高要求, 但二者的重要度和上升幅度都小于 CR₂; 值得注意的是, 顾客对 CR₄ 查询结果显示顺序多样的重视程度逐渐降低, 说明开发人员在设计工作中着重考虑 CR₁、CR₂ 和 CR₃ 的实现, 对 CR₄ 应减少资源投入.

表 4 顾客需求的模拟与预测值

		时段 1	时段 2	时段 3	时段 4	时段 5	预测值
CR ₁	实际值	1.221	1.492	1.822	2.226	2.718	N/A
	模拟值	1.221	1.492	1.822	2.226	2.718	3.320
CR ₂	实际值	3.775	4.028	4.413	4.886	5.318	N/A
	模拟值	3.775	4.030	4.424	4.857	5.332	5.853
CR ₃	实际值	2.287	2.479	2.813	3.227	3.699	N/A
	模拟值	2.287	2.468	2.823	3.229	3.694	4.225
CR ₄	实际值	3.684	3.175	2.763	2.458	2.167	N/A
	模拟值	3.684	3.164	2.786	2.454	2.161	1.903

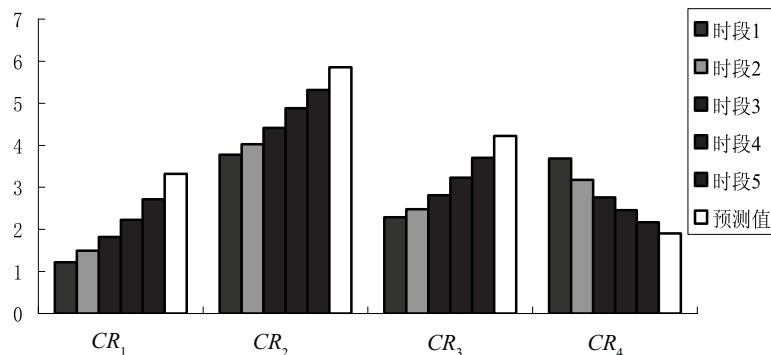


图 2 顾客需求重要度的变化趋势图

4.2.2 构建产品规划动态质量屋

根据节选的 4 项顾客需求构建产品规划 DHOQ, 实现动态 CRs 向 TCs 的映射. DHOQ 的构建过程与传统 HOQ 相似, 在请相关专家对 CRs 与 TCs 之间相关关系打分的基础上, 得到产品规划 DHOQ 如图 3 所示. 其中, 技术特性是在在调研公司的开发人员及查阅相关资料后获得的, 如“版面式样、兼容格式数、计算速度”等, 见图 3 上侧. DHOQ 中的“强、中、弱”关系分别用符号 ⊙、○、△ 表示, 其数值采用 5, 3, 1.

DHOQ 可以将 CRs 的变化对 TCs 的影响清晰地展现出来. 通过 DHOQ, CRs 的变化趋势即可转换为 TCs 的变化趋势. 藉由 TCs 的变化情况, 企业可以有针对性地产品进行开发, 以更加合理的分配有限的资源.

各时段 TCs 的变化趋势如图 4 所示. 在本项目中, 尤其应注意技术特性 TC_1 和 TC_2 . 在第 1 个时段, TC_1 的重要度高于 TC_2 , 然而随着时间的推移, TC_1 重要度逐渐降低, 而 TC_2 则呈上升趋势. 从各时段的变化情况来看, 理应给予 TC_2 更多的关注. 同样地, TC_3 、 TC_4 和 TC_5 的重要程度都随时间的发展而增大, 应重点关注.

							TC_1	TC_2	TC_3	TC_4	TC_5
							版 面 式 样	兼 容 格 式 数	格 式 转 换 准 确 性	计 算 速 度	传 输 速 度
	$W_{i(t1)}$	$W_{i(t2)}$	$W_{i(t3)}$	$W_{i(t4)}$	$W_{i(t5)}$	$W_{i(t6)}$					
CR_1	保存查询结果的格式多	1.221	1.492	1.822	2.226	2.718	3.319	△	◎		
CR_2	导入数据快速准确	3.775	4.028	4.413	4.886	5.318	5.853		△	◎	△
CR_3	自动计算迅速	2.287	2.479	2.813	3.227	3.699	4.225			◎	△
CR_4	查询结果显示顺序多样	3.684	3.175	2.763	2.458	2.167	1.903	○			
	$TW_{j(t1)}$	12.273	9.88	18.875	15.21	21.162					
	$TW_{j(t2)}$	11.017	11.488	20.14	16.423	22.619					
	$TW_{j(t3)}$	10.111	13.523	22.065	18.478	24.878					
	$TW_{j(t4)}$	9.6	16.016	24.43	21.021	27.657					
	$TW_{j(t5)}$	9.219	18.908	26.59	23.813	30.289					
	$TW_{j(t6)}$	9.028	22.448	29.265	26.978	33.49					

图 3 产品规划动态质量屋

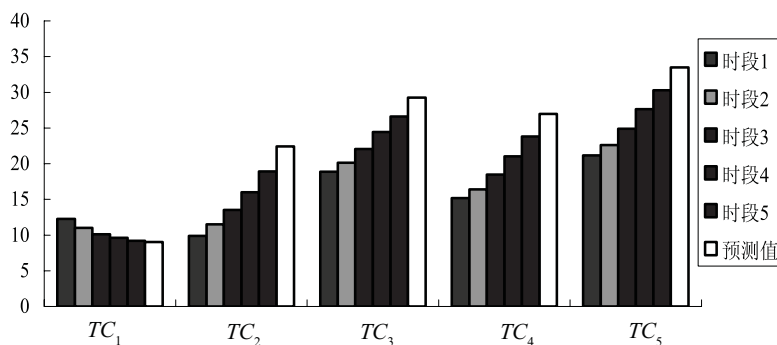


图 4 技术特性重要度的变化趋势图

4.2.3 构建功能配置动态质量屋

进一步地, 根据四阶段质量屋模型^[2,18-19], 还可以构建下一级质量屋. 在本案例中, 将 TCs 在 6 个时段的重要度作为输入, 对应的功能模块特性 (Functional module characteristics, FMCs) 作为输出, 构建功能配置 DHOQ, 如图 5 所示. 从功能配置 DHOQ 中可知 FMCs 随时间的动态变化情况.

要注意的是, FMCs 在各时段的重要度由下式确定:

$$Fw_{k(ti)} = \sum_{j=1}^5 TW_{j(ti)} R_{jk}, \quad k = 1, 2, \dots, 5; \quad i = 1, 2, \dots, 6 \quad (12)$$

其中, $TW_{j(ti)}$ 为各时段 TCs 的重要度; R_{jk} 为 TCs 和 FMCs 之间的相关系数, 按关系的“强、中、弱”分别用符号 ◎、○、△ 表示, 其数值采用 5, 3, 1.

各时段 FMCs 的变化趋势如图 6 所示. 在本项目中, 应重点关注功能模块特性 FMC_2 、 FMC_3 、 FMC_4 和 FMC_5 , 因为这些 FMCs 的重要度随着时间的推移而不断增加. 尤其是 FMC_4 , 其重要度增幅最快, 由一开始的第 2 名上升至第 1 名, 它对顾客满意度的影响最大. 也就是说, 在软件设计时要重点关注“兼容格式”的实现情况. 而对于 FMC_1 则无需投入过多资源, 因为从一段时间来看, 其重要度稳定在一个相对较低的水平.

在对 TCs 和 FMCs 的变化趋势作出准确预测的基础上, 产品开发人员对软件功能模块进行了更加灵活的设计, 为软件预留了灵活的接口, 当需实施设计变更时, 改变某些模块参数即可, 从而减少了后期的设计变更.

		$TW_j(t1)$	$TW_j(t2)$	$TW_j(t3)$	$TW_j(t4)$	$TW_j(t5)$	$TW_j(t6)$	FMC_1	FMC_2	FMC_3	FMC_4	FMC_5
								版面处理	存储对应方式	计算速度控制	兼容格式	传输方式
TC_1	版面式样	12.273	11.017	10.111	9.6	9.219	9.028	◎				
TC_2	兼容格式数	9.88	11.488	13.523	16.016	18.908	22.448	△	○		◎	
TC_3	格式转换准确性	18.875	20.14	22.065	24.43	26.59	29.265		○		○	
TC_4	计算速度	15.21	16.423	18.478	21.021	23.813	26.978			◎		△
TC_5	传输速度	21.162	22.619	24.878	27.657	30.289	33.49					◎
	$FW_k(t1)$	71.245	86.265	76.05	106.03	121.02						
	$FW_k(t2)$	66.573	94.884	82.115	117.86	129.52						
	$FW_k(t3)$	64.078	106.76	92.39	133.81	142.87						
	$FW_k(t4)$	64.016	121.34	105.11	153.37	159.31						
	$FW_k(t5)$	65.003	136.49	119.07	174.31	175.26						
	$FW_k(t6)$	67.588	155.14	134.89	200.04	194.43						

图 5 功能配置动态质量屋

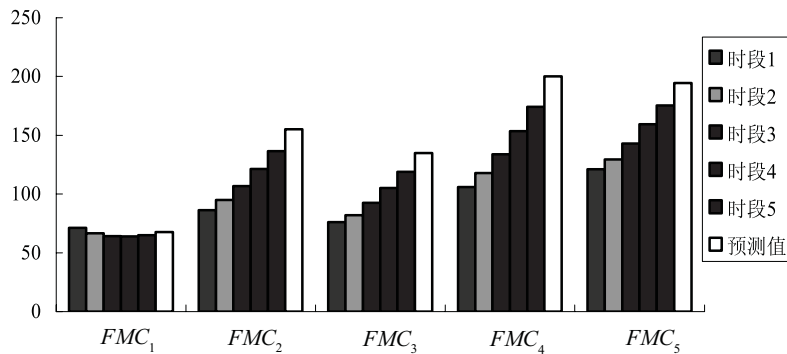


图 6 功能模块特性重要度的变化趋势图

4.3 应用效果分析

在 D 项目中的应用, 说明本文所提方法具有以下特色和优点:

1) 通过高精度的预测模型对动态变化的顾客需求作出预测, 可以更好地指导产品的设计与开发. 由于在设计阶段就考虑了需求的变化, 且更为精确地预测了一定时期内的 CRs 重要度, 再通过动态质量屋的转换, 使设计人员明确了 TCs 和 FMCs 的变动趋势. 继而, 指导设计人员对软件结构进行了柔性的设计, 预留了接口, 当需实施变更时, 改变某些模块参数即可, 从而避免了后期的设计变更.

2) 当多个 CRs 同时发生变更时, 能综合考虑其变化程度及影响, 根据其变化趋势而选定在未来一定时期内需要重点关注的 TCs 和 FMCs, 有助于实现资源的更优配置.

3) 基于改进的灰色预测模型的动态顾客需求分析, 为产品设计开发中的变更评估提供了较为可靠的定量依据, 使变更决策更加科学. 避免了过去设计变更评估完全依靠相关专家经验的弊端.

此外, 据 H 公司的反馈, 本方法的应用还间接地为企业带来了以下效益:

1) 开发周期缩短, 后期更改减少. 应用本文所提的动态需求分析方法, 一方面能够指导公司进行合理、灵活的功能模块设计, 使软件具有了柔性的结构, 减少后期的设计变更. 另一方面也为后期如何应对需求的变化指明了控制点. 因此, 开发周期可以得到很好的控制, 系统的按时交付得到了保障, 同时也减少了后期更改.

2) 顾客满意度提高. 由于具备了良好的动态顾客需求分析和响应机制, 使得产品开发过程能快速响应顾客的需求变更, 使所交付的产品更好地满足了顾客的要求, 使顾客满意度相应提高.

5 结论

在产品开发, 尤其是软件开发时, 需求变更不可避免, 而且变更有助于最大限度地满足客户需求. 如何准确预测需求的变化趋势, 把握这种变化对后续产品开发的影响是值得研究的问题. 本文基于顾客需求及其效

应的动态性视角,应用改进的灰色预测模型于 QFD 中,来分析动态变化的顾客需求.首先,通过以 $x^{(1)}(n)$ 作为初始条件与新的背景值优化公式相结合的方法,对 GM(1, 1) 模型进行了改进.其次,通过数据模拟精度的比较,证明改进后的 GM(1, 1) 模型精度更高、适应性更强,继而用改进的 GM(1, 1) 模型对一定时期内顾客需求的动态变化做出了更高精度的模拟和预测,达到充分利用已有信息做出决策的目的.接着,用动态质量屋分析了动态顾客需求对技术特性和功能模块特性的影响,明确了二者的变化趋势,以便产品开发人员更好地监控和应对,实现有限资源的更佳分配.通过在某软件开发项目中的实际应用,说明本文所提方法有效、可行.

参考文献

- [1] Akao Y. Quality Function Deployment[M]. Tokyo: JUSE Publishing Company, 1996.
- [2] Houser J R, Clousing D. The house of quality[J]. Harvard Business Review, 1988, 66(3): 63-73.
- [3] Chan L K, Wu M L. Quality function deployment: A literature review[J]. European Journal of Operational Research, 2002, 143(3): 463-497.
- [4] Min D K, Kim K J. An extended QFD planning model for selecting design requirements with longitudinal effect consideration[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35(4): 1546-1554.
- [5] Carnevali J A, Miguel P C. Review, analysis and classification of the literature on QFD — Types of research, difficulties and benefits[J]. International Journal of Production Economics, 2008, 114(2): 737-754.
- [6] 李延来, 唐加福, 姚建明, 等. 质量屋构建的研究进展 [J]. 机械工程学报, 2009, 45(2): 280-293.
Li Y L, Tang J F, Yao J M, et al. Progress of researches on building house of quality[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(2): 280-293.
- [7] Chen C H, Khoo L P, Yan W. A strategy for acquiring customer requirement patterns using laddering technique and ART2 neural network[J]. Advanced Engineering Informatics, 2002, 16(3): 229-240.
- [8] 夏国恩, 金炜东. 基于支持向量机的客户流失预测模型 [J]. 系统工程理论与实践, 2008, 28(1): 71-77.
Xia G N, Jin W D. Model of customer churn prediction on support vector machine[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2008, 28(1): 71-77.
- [9] Shen X X, Xie M, Tan K C. Listening to the future voice of the customer using fuzzy trend analysis in QFD[J]. Quality Engineering, 2001, 13(3): 419-425.
- [10] 刘思峰, 党耀国, 方志耕. 灰色系统理论及其应用 [M]. 3 版. 北京: 科学出版社, 2004.
Liu S F, Dang Y G, Fang Z G. Grey System Theory and Application[M]. 3rd ed. Beijing: Science Press, 2004.
- [11] 张大海, 江世芳, 史开泉. 灰色预测公式的理论缺陷及改进 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(8): 140-142.
Zhang D H, Jiang S F, Shi K Q. Theoretical defect of grey prediction formula and its improvement[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2002, 22(8): 140-142.
- [12] 罗党, 刘思峰, 党耀国. 灰色模型 GM(1,1) 优化 [J]. 中国工程科学, 2003(8): 50-53.
Luo D, Liu S F, Dang Y G. The optimization of grey model GM(1, 1)[J]. Engineering Science, 2003(8): 50-53.
- [13] 党耀国, 刘思峰, 刘斌. 以 $x^{(1)}(n)$ 为初始条件的 GM 模型 [J]. 中国管理科学, 2005(1): 132-134.
Dang Y G, Liu S F, Liu B. The GM models that $x^{(1)}(n)$ be taken as initial value [J]. Chinese Journal of Management Science, 2005, (1): 132-134.
- [14] 张怡, 魏勇, 熊常伟. 灰色模型 GM(1, 1) 的一种新优化方法 [J]. 系统工程理论与实践, 2007, 27(4): 141-146.
Zhang Y, Wei Y, Xiong C W. One new optimized method of GM (1, 1) model[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2007, 27(4): 141-146.
- [15] 刘乐, 王洪国, 王宝伟. 基于背景值构造方法的 GM(1, 1) 模型优化 [J]. 统计与决策, 2009, 277(1): 153-155.
Liu L, Wang H G, Wang B W. GM(1, 1) model optimization based on the construction of background value[J]. Statistics and Decision Making, 2009, 277(1): 153-155.
- [16] Wu H H, Liao A Y H, Wang P C. Using grey theory in quality function deployment to analyze dynamic customer requirements[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2005, 25(11/12): 1241-1247.
- [17] 李中凯, 谭建荣, 冯毅雄, 等. 基于灰色系统理论的质量屋中动态需求的分析与预测 [J]. 计算机集成制造系统, 2009, 15(11): 2272-2279.
Li Z K, Tan J R, Feng Y X, et al. Analysis and prediction for dynamic requirements in house of quality based on grey theory[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2009, 15(11): 2272-2279.
- [18] 熊伟. 质量机能展开 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2005.
Xiong W. Quality Function Deployment[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2005.
- [19] 熊伟. 质量功能展开: 从理论到实践 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.
Xiong W. Quality Function Deployment: From Theory to Practice[M]. Beijing: Science Press, 2009.