

DOI:10.13196/j.cims.2015.01.006

# 基于改进 BASS 模型的短生命周期产品需求预测模型

谢建中<sup>1,2</sup>, 杨育<sup>1+</sup>, 陈倩<sup>1</sup>, 李斐<sup>1</sup>

(1. 重庆大学机械传动国家重点实验室, 重庆 400030; 2. 富士康科技集团, 广东 深圳 518101)

**摘要:**针对短生命周期产品需求预测中历史数据缺乏、需求影响因素考虑不充分导致的预测精度较低等问题,提出一种改进的 BASS 模型,用于短生命周期产品需求预测。提出基于特征重要性的产品相似度量方法,应用模糊聚类—粗糙集实现了产品相似特征权重分配;利用系统相似度量方法度量了产品相似性,为相似产品历史销售数据的获取及整理、相似产品权重的确定提供了依据。综合考虑消费者偏好和季节对需求预测的影响,对 BASS 模型进行改进,提出一种应用于短生命周期产品需求预测的改进 BASS 模型。以某手机需求预测实例验证了该方法的科学性和有效性。

**关键词:**短生命周期产品;产品相似性;BASS 模型;需求预测

**中图分类号:**N949 **文献标识码:**A

## Demand forecasting model for short life cycle products based on improved BASS model

XIE Jian-zhong<sup>1,2</sup>, YANG Yu<sup>1+</sup>, CHEN Qian<sup>1</sup>, LI Fei<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. Foxconn Technology Group, Shenzhen 518101, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that low forecasting accuracy led by historical data deficiency and demand factors consideration insufficiency in demand forecasting of short life cycle products, an improved BASS model for demand forecasting of short life cycle products was proposed. The product similarity measure method based on importance of features was put forward, and the weight distribution of products similar features was achieved through the application of fuzzy clustering-rough sets. The similarity of product was measured by the system similarity measure method, which provided evidences for the acquisition and consolidation of similar products' historical sales data and the determination of similar products weights. By considering the influence of consumer preferences and seasonal factors on demand forecasting, the BASS model was improved, and a demand forecasting model for short life cycle products based on improved BASS model was proposed. With an example of demand for a mobile phone forecasting, the scientificity and validity of proposed method was verified.

**Key words:** short life cycle products; product similarity; BASS model; demand forecasting

## 0 引言

短生命周期产品指由于产品的快速更新换代使

原产品快速进入衰退期,从而造成产品销售周期远小于产品本身保存周期的产品<sup>[1]</sup>。随着科技的高速发展,消费者需求呈现多样性和快速变化的特点。

**收稿日期:**2013-11-07; **修订日期:**2014-04-04。Received 07 Nov. 2013; accepted 04 Apr. 2014.

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(71071173, 71301176); 富士康科技集团校企合作项目; 教育部人文社会科学研究西部和边疆地区资助项目(11XJC630014); 重庆市科委自然科学基金资助项目(cstcjjA90014)。**Foundation items:** Project supported by the National Natural Science Foundation, China(No. 71071173, 71301176), the Hongfujin Precision Industry Co., Ltd., Shenzhen, the Ministry of Education Humanities and Social Sciences Research Foundation for West China Border, China(No. 11XJC630014), and the Natural Science Foundation of Chongqing CSTC, China(No. cstcjjA90014).

为了满足客户多样化、快速变化的需求和保持企业的竞争优势,企业需要快速地创新技术并开发出新产品,从而导致产品生命周期不断缩短,其中以手机、电脑等高科技产品最为明显。手机的产品更新换代的速度大约为 3~6 月,个人电脑的产品更新换代速度约为 9~12 月<sup>[2]</sup>。综上,短生命周期产品需求模式的一个典型特征就是具有快速成长、成熟、稳定和衰退的生命周期阶段。在这种需求模式下,零售商或者制造商如何精确地预测产品需求,对其生产、库存管理、营销策略制定等活动均具有重要的现实意义。

由于短生命周期产品具有提前期相对较长、前期预测所需历史数据缺乏、需求带有季节性等特征,使其在需求预测方面有一定的难度。国内外学者对短生命周期产品的需求预测进行了一定研究,但还没有公认的比较好的预测方法。目前,短生命周期产品需求预测方法主要有两类。第 1 类为基于曲线拟合的传统预测方法,主要包括最小二乘估计<sup>[3]</sup>、最大似然估计<sup>[4]</sup>、Gompertz 生命曲线<sup>[5]</sup>等;第 2 类为基于扩散理论的创新产品市场需求预测方法,主要包括 BASS 模型<sup>[6]</sup>、Norton 模型<sup>[7]</sup>及基于两种方法提出的多种改进模型<sup>[8-11]</sup>。其中,基于曲线拟合的传统预测方法操作简单,但由于对前期销售数据量要求较高、上限由主观设定等原因,预测精度相对较低。在基于扩散理论的需求预测方法中,BASS 模型因使用简洁的概念架构和参数设定,具有良好的解释能力,且可以依据各市场产品特征和经济理论进行相关修正以提升模型预测能力,得到了广泛应用。然而,现阶段 BASS 模型及其改进模型考虑因素单一,虽然在 BASS 模型的基础上综合考虑多代产品共存的情况提出了 Norton 模型,但未综合考虑其扩散过程中客户及市场随机性等主客观因素,其预测精度有待进一步提高<sup>[8-11]</sup>。另外,销售数据的准确性及完整性是保证 BASS 及其改进模型预测精度的前提,虽然学者们提出了产品类比法,即使用相似产品数据进行预测,但是并未提出可行的产品相似性评价及权重度量方法<sup>[10,12]</sup>。

本文在 BASS 模型及现有研究的基础上,针对短生命周期产品需求预测中存在的问题,提出一种改进的 BASS 模型用于短生命周期产品需求预测。与原 BASS 模型相比,本文模型在实现产品相似性量化评价的基础上,对相似产品的历史需求数据区别对待,以保证样本数据的准确性,然后综合考虑

消费者购买偏好和季节性影响等主客观因素对需求的影响,加入了消费者偏好值和季节影响因子对 BASS 模型进行改进。应用案例表明,该方法具有更高的预测精度。

## 1 短生命周期产品需求预测

### 1.1 短生命周期产品需求预测的特点

短生命周期产品区别于普通产品的需求预测,具有提前期相对较长、预测缺乏历史数据等<sup>[12-13]</sup>特点,具体如下:

(1)历史销售数据缺乏 初期销售信息决定了产品需求预测的精度,而显著的初期产品销售数据不可提前获得。当出现显著的需求数据时,产品生命周期已经到了中后期,这对精确的产品需求提前预测提出了更大的挑战。

(2)需求影响因素多 短生命周期产品行业多为竞争激烈、市场成熟的高科技行业。短生命周期产品需求不仅受到来自消费者自身的影响,还会受到技术创新、季节性、价格变化等因素的影响,其影响因素更复杂。

(3)采购提前期较长 由于提前批量定货能够获得折扣、延期支付等成本优势,企业往往采取提前采购的方式定货。相比普通产品,短生命周期产品更新换代更快,且综合考虑订单递送时间、供应商备货及运输等因素,其采购提前期相对更长。

(4)预测精度要求高 提前期会影响到库存水平。由于短生命周期的产品采购提前期相对较长,库存不确定性增加,库存变质率会相应增加,此变质属于无形变质,即产品本身没有腐烂等形态变化,仅由市场的变化造成其价值的降低。因此,为了减少库存变质损失,必然要求更高的需求预测精度。

### 1.2 短生命周期产品需求预测模型

根据上述预测特点分析,短生命周期产品需求预测首先需要解决预测初期数据缺乏的问题。Kurawarwala、徐贤浩等国内外学者均提出可以利用类似产品的需求数据来弥补,并通过某笔记本案例验证了方法的可行性,但并未提出可行的类似产品选择方法,仅通过经验进行选取<sup>[14]</sup>。因此,本文提出基于特征重要性的产品相似度量,通过确定相似产品重要度和统计相似度产品的销售数据,对新产品的早期预测提供数据支持。

完成上述工作后,需要建立需求预测模型,对短生命周期产品需求进行预测。BASS 模型是一种基

于扩散理论的创新产品市场需求预测方法,该模型对现实消费者群体进行了假设,将消费者分为创新消费者和模仿消费者两类进行预测分析,但该模型对市场的影响因素考虑不足。文献[11]加入了季节影响因素对 BASS 模型进行了改进,并取得了更好的预测精度。为克服 BASS 模型的局限性,本文在文献[11]的基础上,综合考虑消费者偏好和季节影响因素对销量的影响,对 BASS 模型进行改进,以提高 BASS 模型的预测精度。

综上所述,本文提出典型的短生命周期产品需求预测模型,如图 1 所示。

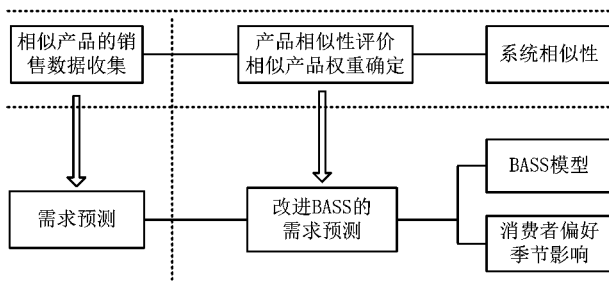


图1 典型的短生命周期产品需求预测模型

## 2 基于特征重要性的产品相似度量

当产品间存在相似特征时,表明产品间存在相似性<sup>[16]</sup>。然而相似特征对产品的相似性具有不同程度的影响,因此产品相似特征权重及相似性度量是产品相似性度量的两大关键问题。本文在销售人员从产品数据库中选取相似特征的基础上,首先采用模糊聚类—粗糙集确定产品相似特征综合权重,然后采用系统相似度量方法对产品相似性进行度量<sup>[16-17]</sup>。

### 2.1 基于模糊聚类—粗糙集的产品相似特征权重计算

确定权重的方法主要包括主观赋权方法和客观赋权方法,主观赋权法有层次分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)、Delphi 法,客观赋权法有模糊聚类、粗糙集和熵权法等。其中:主观赋权法具有一定的主观随意性,影响决策的准确性和可靠性<sup>[17-19]</sup>;模糊聚类和粗糙集方法是充分利用原始数据计算权重的方法,虽避免了赋权的主观随意性,但是二者在计算权重时存在相应的不足。

模糊聚类在处理信息时一般没有系统信息的损失,但无法确定基于客观信息的系统各属性的权重,并且采用模糊评判时通常需要提供先验的权重分

配。粗糙集则不需要提供先验信息,并且提供了确定权重的方法,但它在处理模糊数据时采用区间划分方法忽略了较多的系统信息<sup>[16]</sup>。本文将二者的优缺点互补,采用模糊聚类—粗糙集确定各指标的权重。

设  $n$  个产品构成的集合为  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ , 其  $m$  个相似特征构成的集合为  $P = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ 。

权重确定的步骤为:

**步骤 1** 确定需要处理的产品样本对象,抽取产品相似特征数据。

记产品样本  $j$  的特征值向量为  $X_j = \{X_{1j}, X_{2j}, \dots, X_{mj}\}$  ( $j=1, 2, \dots, n$ ), 则特征值矩阵

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

**步骤 2** 采用模糊聚类方法分析产品特征聚类。

(1) 建立模糊相似关系,在对特征值  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  归一化处理的基础上建立模糊相似矩阵。

(2) 采用模糊等价闭包法进行分类,求得模糊等价矩阵。其处理过程为

$$R \Rightarrow R^2 \Rightarrow (R^2)^2 \Rightarrow \dots \Rightarrow R^{2k} = t(R) \quad (2)$$

式中  $R$  为模糊相似矩阵;  $t(R)$  为等价闭包。

(3) 根据模糊等价矩阵确定适当的阈值范围  $a_k$  ( $k=1, 2, \dots, p$ ), 即在各阈值范围内进行分类,其中  $p$  为由阈值范围确定的置信水平个数。以阈值范围的高端为标识  $a_k$  ( $k$  根据阈值的大小确定), 记录采用不同阈值范围时各类包含的元组的名称及个数, 分别记为  $C_i$  ( $i=1, 2, \dots, k$ )。

**步骤 3** 采用粗糙集确定特征  $X_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 的综合重要度。

(1) 删除特征  $X_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ), 重复步骤 2, 根据在未删除特征时确定的阈值对其重新分类, 并将分类结果与原始分类对比, 初步判定特征  $X_i$  对分类的影响。

(2) 采用粗糙集求得特征值  $X_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 在某一个置信水平  $a_k$  下的重要度。

**定义 1** 给定知识库  $K=(U, R)$ , 对  $X \neq \emptyset$  且  $X \subseteq U$ , 一个等价关系  $R \in ind(K)$ 。称  $RX = \cup \{Y \in U/R | Y \subseteq X\}$  为  $X$  关于  $R$  的下近似, 称  $POS_C(D) =$

$\bigcup_{X \in U/D} R(X)$  为等价类  $U/D$  关于  $C$  的正域。

**定义 2** 给定决策集合信息系统  $S = (U, A = CU, D, V, f)$ ,  $U$  为非空论域,  $C$  为非空条件属性集,  $D$  为非空决策属性集, 且  $C \cap D = \emptyset$ , 则  $C$  与  $D$  的依赖程度

$$\gamma_C(D) = \frac{\text{card}(\text{POS}_C(D))}{\text{card}(U)}. \quad (3)$$

根据式(3)可得某一置信水平  $\alpha_k$  下, 相似特征  $l$  的重要度

$$\beta_{\alpha_k}(C_l) = \gamma_C(D) - \gamma_{C-C_l}(D). \quad (4)$$

式中: 条件属性  $C$  为产品相似特征集合;  $D$  为决策属性集, 指本文考察样本的模糊聚类标识。

考虑进行模糊聚类时, 不同的阈值水平也是不同的置信水平, 将  $p$  个置信水平结合起来考虑, 各特征的综合重要性为

$$\beta(C_l) = \left( \sum_{k=1}^p (\alpha_k \times \beta_{\alpha_k}(C_l)) \right) / p. \quad (5)$$

根据综合重要性的大小确定相似特征  $l$  的权重

$$w_l = \beta(C_l) / \sum_{l=1}^m \beta(C_l). \quad (6)$$

最终得相似特征的权重向量  $w = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$ ,

且满足  $w_j \geq 0 (j=1, 2, \dots, n)$ ,  $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ 。

### 2.2 基于系统相似度量方法的产品相似性度量

产品相似性度量的本质是系统相似度量<sup>[17]</sup>。本文采用系统相似度量方法对产品相似性进行度量, 记产品  $X$  的相似度为  $Q$ , 则有

$$Q_X = \alpha \frac{n}{k+l-n} + \beta \sum_{i=1}^n q(u_i), \quad (7)$$

$$q(u_i) = \frac{n}{k+l-n} \sum_{j=1}^n w_j r_{ij}. \quad (8)$$

式中:  $w_j$  为由式(6)求得的相似特征  $j$  的权重,  $k$  为产品集相似特征的数量,  $l$  为产品  $X_i$  实例中特征的数量,  $n$  为共有的相似要素数量;  $r_{ij}$  为第  $i$  个相似元的  $j$  个特征值的比例系数;  $\alpha$  和  $\beta$  分别表示相似特征数量相似度和相似特征值相似度的重要度,  $0 \leq \alpha \leq 1, 0 \leq \beta \leq 1$ , 且  $\alpha + \beta = 1$ 。

## 3 基于改进 BASS 模型的短生命周期产品需求预测

Kurawarwala 等<sup>[14]</sup>的研究表明, BASS 模型应用于短生命周期产品需求预测, 能够获得比较好的效果。但该模型存在一定的局限性, 现已有许多学

者针对其局限性提出了相应的改进模型。本文综合考虑消费者受产品外部属性影响的购买偏好和季节性影响因素, 对 BASS 模型进行改进, 提出基于改进 BASS 模型的短生命周期产品需求预测方法。

### 3.1 BASS 预测模型结构

BASS 模型是由 BASS 于 1969 年提出的一类扩散模型, 认为一项技术创新在市场上的扩散速度主要受外部(大众传播媒体)和内部(口头交流)因素影响, 其预测思路是: 首先对产品扩散过程进行拟合, 然后对未来的发展趋势进行预测, 产品需求量预测值以  $t$  时刻的采购者数量来体现。基本表达式为

$$f(t) / [1 - F(t)] = p + qF(t). \quad (9)$$

式中:  $f(t)$  表示在时刻  $t$  采购者的概率密度函数, 即时刻  $t$  处购买的可能性;  $F(t)$  表示在  $t$  时刻采购者的累积密度函数;  $p$  为创新系数, 即外部因素影响系数;  $q$  为模仿系数, 即内部因素影响系数。

$$F(T) = \int_0^T f(t) dt, F(0) = 0. \quad (10)$$

则由式(9)的一阶微分方程, 积分得

$$F(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 - \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}}. \quad (11)$$

因此, 得到累计采购者数量

$$N(t) = mF(t) = m \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 - \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}}. \quad (12)$$

式中  $m$  表示市场潜在的最大采购者总数。对式(12)进行求导, 得  $t$  时刻的购买者数量为

$$n(t) = m \frac{(p+q)^2}{p} \times \frac{e^{-(p+q)t}}{\left[ \frac{q}{p} e^{-(p+q)t} + 1 \right]^2}. \quad (13)$$

由式(13)推出产品需求最值点为  $\left( \frac{1}{p+q} \ln\left(\frac{p}{q}\right), \frac{m(p+q)^2}{4q} \right)$ 。

### 3.2 改进 BASS 预测模型的建立步骤

改进 BASS 模型综合考虑消费者受产品外部属性(品牌、价格或外观等)影响的购买偏好和国内市场因节假日产品促销导致的季节性影响因素, 其中消费者购买偏好的大小由消费者个人随机效用值及其平均效用值(消费者对产品或服务的属性偏好评分值)表示。在上文产品相似度量方法的基础上, 改进 BASS 模型对新产品的需求预测流程图如图 2 所示。具体步骤如下:

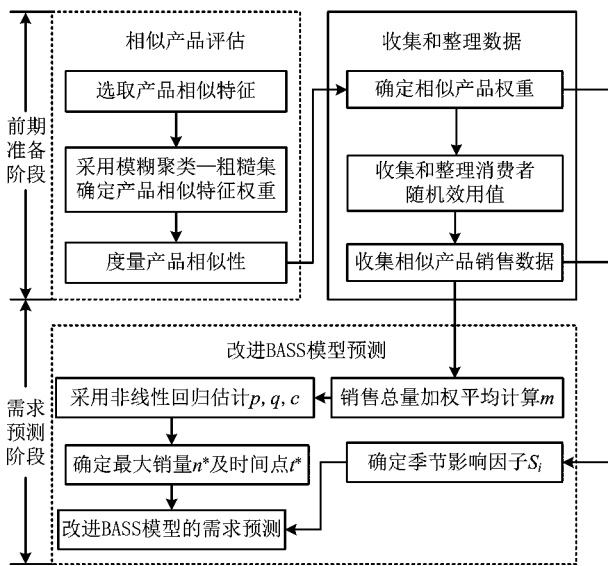


图2 改进BASS对新产品的需求预测流程

**步骤 1 计算类似产品权重。**

根据产品相似度,由式(7)得产品  $X_i$  的权重为

$$W_{X_i} = Q_{X_i} / \sum_{i=1}^n Q_{X_i} \quad (14)$$

式中  $n$  表示产品的个数。

**步骤 2 整理消费者对产品特征属性的平均效用值。**

采用问卷调查和访谈法收集消费者对各特征属性的个人随机效用值,记为

$$U_l = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k a_{ijl} x_{ijl} w_i \quad (15)$$

$$x_{ijl} = \begin{cases} 0, & \text{被访者 } l \text{ 的属性 } i \text{ 中存在属性水平 } j; \\ 1, & \text{被访者 } l \text{ 的属性 } i \text{ 中不存在属性水平 } j. \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $m$  表示产品特征个数;  $k$  表示产品  $i$  共有  $k$  个属性水平;  $l$  表示被访者数目;  $a_{ijl}$  表示被访者  $l$  对属性  $i$  中属性水平  $j$  的估计效用值;  $w_i$  为式(6)求得的特征的权重。

因此,  $N$  个消费者,对产品特征属性  $i$  的平均效用值为

$$\bar{U} = \frac{\sum_{l=1}^N U_l}{N} \quad (17)$$

**步骤 3 计算季节影响因子。**

季节影响因子的确定是企业销售经验积累的结果,可以由类似产品的销售数据分析得到,一般从每种产品选取其生命周期中成熟期的一年数据,然后整理并确定该类季节系数<sup>[10]</sup>。记第  $i$  月的季节影

响因子为  $S_i$ ,

$$S_i = \frac{y_i}{\bar{y}}, i = 0, 1, 2, \dots, n. \quad (18)$$

式中:  $y_i$  为第  $i$  月的销量,  $\bar{y}$  为所有月份销量的均值。

**步骤 4 估计改进 BASS 模型中的参数,并对产品需求量进行预测。**

由式(13)得改进 BASS 模型的表达式为

$$y(t) = n(t) \times c^{\bar{U}} \times S_i = m \frac{(p+q)^2}{p} \times \frac{e^{-(p+q)t}}{\left[\frac{q}{p} e^{-(p+q)t} + 1\right]^2} \times c^{\bar{U}} \times S_i. \quad (19)$$

式中:  $y(t)$  为第  $t$  期的需求预测值;  $c$  为一个大于 1 的常数,表示市场潜在需求量与偏好值的变化方向相同。各参数的估计将在 2.3 节详细阐述。

**3.3 改进 BASS 预测模型的参数估计**

按照待估参数的时间特性,可将参数估计方法分为时变估计方法和时不变估计方法。时变估计方法的基本思想是在产品扩散数据能够得到之前,先对产品扩散模型的参数进行初始估计,随着产品扩散数据的逐步增加,再不断修正初始估计的参数值<sup>[20]</sup>;时不变估计方法则视待估计参数固定不变,不需修正。在预测新产品的需求量时,应根据参数的特点正确选择参数估计方法进行估计。

在改进 BASS 模型中,有  $m, p, q$  和  $c$  共 4 个参数,各参数具有以下特点:

(1)最大市场潜力  $m$  产品的最大市场潜力  $m$  并不会反映到早期阶段的数据中,因此产品扩散在成熟期以前,可以直接利用相似产品销售总量加权平均计算得到<sup>[21]</sup>。记产品  $X_i$  的销售总量为  $N_{X_i}$ ,则由式(14)得

$$m = \sum_{i=1}^n N_{X_i} W_{X_i} \quad (20)$$

式中  $n$  为产品样本总数。

(2)外部影响系数  $p$  和内部影响系数  $q$  根据 Sultna, Farley 和 Lehman 对 15 个耐用品的市场扩散过程的研究成果,  $p$  和  $q$  值相对稳定<sup>[21]</sup>,这也是本文采取类似产品预测的依据。Srinivasan 和 Mason 提出的非线性最小二乘估计克服了其他方法的缺陷,是一种比较有效的方法<sup>[10,21]</sup>,因此本文选择这种方法、利用 SPSS 软件进行参数估计。

(3)大于 1 的常数  $c$  表示市场的潜在需求量与偏好值的变化方向相同。由于该值具有不变性,可以根据类似产品,与  $p$  和  $q$  同时结合历史数据的

计算。

### 4 应用实例

本文采用的算例是 M 公司旗下的 6 款手机销售数据,销售数据来源于文献[22]。这 6 种产品销售渠道相同,季节性等特征十分相似,其中有 2008 年上市的 5 款手机历史销售数据及 2010 年 5 月新上市的 A45 手机的销售数据。首先按前述步骤对该 5 款手机的相似度进行度量,计算各产品的权重;然后以此 5 款手机的销售量作为一组历史样本数据对 A45 手机进行需求预测;最后对 BASS 模型预测结果、文献[22]预测结果、本文需求预测结果及真实统计的需求值进行对比分析。

#### 4.1 产品相似性度量

产品相似性度量的步骤如下:

##### 步骤 1 确定产品相似特征及特征值。

基于中关村的在线调查和手机卖场的实际考察得知,现今手机购买者对以下 6 个因素很在意,并且都会作为购买的选择依据:外观设计、手机类别、价格、摄像头像素、屏幕尺寸大小、是否支持上网。因此本文选择这 6 个特征作为评价产品相似度的标准,各特征水平及特征值如表 1 所示。

表 1 手机特征及特征值定义

特征	特征水平	特征值
外观设计	翻盖	1
	直板	2
	滑盖	3
手机类别	智能手机	1
	时尚手机	2
	音乐手机	3
价格/元	1 000	1
	2 000	2
	3 000	3
摄像头像素/万像素	130	1
	200	2
	320	3
屏幕尺寸/英寸	1.6	1
	2.0	2
	2.4	3
是否支持上网	支持	1
	不支持	2

根据文献[22],6 款手机的特征及特征值如表 2 所示。

表 2 产品不同特征的特征值

产品	外观设计	手机类别	价格	摄像头像素	屏幕尺寸	是否支持上网
ZN200(X <sub>1</sub> )	3	3	2	2	2	1
Q11(X <sub>2</sub> )	2	1	3	3	3	1
EM325(X <sub>3</sub> )	3	2	2	1	1	1
V8(X <sub>4</sub> )	1	3	2	2	2	1
ZN300(X <sub>5</sub> )	3	1	2	3	2	1
A45(X <sub>6</sub> )	3	2	2	2	3	1

步骤 2 采用模糊聚类方法对产品特征进行聚类分析。

首先,对各特征属性值进行归一化,得

$$X = \begin{bmatrix} 1.00 & 1.00 & 0.67 & 0.67 & 0.67 & 0.33 \\ 0.67 & 0.33 & 1.00 & 1.00 & 1.00 & 0.33 \\ 1.00 & 0.67 & 0.67 & 0.33 & 0.33 & 0.33 \\ 0.33 & 1.00 & 0.67 & 0.67 & 0.67 & 0.33 \\ 1.00 & 0.33 & 0.67 & 1.00 & 0.67 & 0.33 \\ 1.00 & 0.67 & 0.67 & 0.67 & 1.00 & 0.33 \end{bmatrix}。$$

其次,得模糊相似矩阵

$$R_{66} = \begin{bmatrix} 1.000 & 0 & 0.626 & 6 & 0.767 & 3 & 0.845 & 6 & 0.785 & 9 & 0.858 & 7 \\ 0.626 & 6 & 1.000 & 0 & 0.532 & 0 & 0.600 & 0 & 0.787 & 6 & 0.734 & 0 \\ 0.767 & 3 & 0.532 & 0 & 1.000 & 0 & 0.612 & 9 & 0.688 & 9 & 0.767 & 3 \\ 0.845 & 6 & 0.600 & 0 & 0.612 & 9 & 1.000 & 0 & 0.642 & 4 & 0.715 & 2 \\ 0.785 & 9 & 0.787 & 6 & 0.688 & 9 & 0.642 & 4 & 1.000 & 0 & 0.785 & 9 \\ 0.858 & 7 & 0.734 & 0 & 0.767 & 3 & 0.715 & 2 & 0.785 & 9 & 1.000 & 0 \end{bmatrix}。$$

然后,根据传递闭包的性质,由式(2)得其模糊等价矩阵

$$R'_{66} = \begin{bmatrix} 1.000 & 0 & 0.785 & 9 & 0.767 & 3 & 0.845 & 6 & 0.785 & 9 \\ 0.785 & 9 & 1.000 & 0 & 0.767 & 3 & 0.785 & 9 & 0.787 & 6 \\ 0.767 & 3 & 0.767 & 3 & 1.000 & 0 & 0.767 & 3 & 0.767 & 3 \\ 0.845 & 6 & 0.785 & 9 & 0.767 & 3 & 1.000 & 0 & 0.785 & 9 \\ 0.785 & 9 & 0.787 & 6 & 0.767 & 3 & 0.785 & 9 & 1.000 & 0 \\ 0.858 & 7 & 0.785 & 9 & 0.767 & 3 & 0.845 & 6 & 0.785 & 9 \end{bmatrix}。$$

最后,设置阈值,分类如下:

(1)  $0 < \alpha \leq 0.767 3$ ,全部样本分为 1 类 {1,2,3,4,5,6}。

(2)  $0.767 3 < \alpha \leq 0.785 9$ ,全部样本分为 2 类 {1,2,4,5,6},{3}。

(3)  $0.7859 < \alpha \leq 0.8456$ , 全部样本分为 4 类  $\{1, 4, 6\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}$ 。

(4)  $0.8456 < \alpha \leq 0.8587$ , 全部样本分为 5 类  $\{1, 6\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}$ 。

(5)  $0.8587 < \alpha \leq 1.0000$ , 全部样本分为 6 类  $\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}, \{6\}$ 。

**步骤 3** 采用粗糙集确定特征  $X_i (i=1, 2, \dots, n)$  的综合重要度。

首先, 删除特征  $X_1$  “外观设计”, 重复步骤 2, 将分类结果与原始分类对比, 初步判定特征  $X_1$  对分类的影响。

根据重要性的定义, 利用式(4)和式(5)得  $X_1$  的综合重要性为 0.158; 同理可得  $X_2$  的综合重要性为 0.286,  $X_3$  的综合重要性为 0.421,  $X_4$  的综合重要性为 0.227,  $X_5$  的综合重要性为 0.094,  $X_6$  的综合重要性为 0.323。

最终由式(6)可知各属性的权重为

$$w = (w_{x_1}, w_{x_2}, w_{x_3}, w_{x_4}, w_{x_5}, w_{x_6}) = (0.126, 0.023, 0.336, 0.182, 0.075, 0.258)。$$

**步骤 4** 产品相似性度量。

根据式(7)和式(8), 度量 5 款手机与 A45 的相似度。显然  $k=6, l=6, n=6$ , 且根据文献[21], 取  $\alpha=0.5, \beta=0.5$ , 得产品  $X_1$  的相似度

$$Q_{X_1} = 0.5 \times \frac{6}{6+6-6} + 0.5(0.126 \times \frac{3}{3} + 0.023 \times \frac{2}{3} + 0.336 \times \frac{2}{2} + 0.182 \times \frac{2}{2} + 0.075 \times \frac{2}{3} + 0.258 \times \frac{1}{1}) = 0.984。$$

同理得  $Q_{X_2} = 0.887, Q_{X_3} = 0.930, Q_{X_4} = 0.942, Q_{X_5} = 0.951$ , 各类产品的相似性相关不大, 因此这 5 类产品都作为预测的数据来源。

#### 4.2 基于改进 BASS 的产品需求预测

**步骤 1** 计算产品的重要度  $W_{X_i} (i=1, 2, 3, 4, 5)$ 。

根据式(14)得  $W_X = (W_{X_1}, W_{X_2}, W_{X_3}, W_{X_4}, W_{X_5}) = (0.210, 0.189, 0.198, 0.200, 0.203)$ 。

**步骤 2** 整理消费者对产品的平均效用值。

通过对 70 名消费者进行调查, 统计这 70 名被访者对 6 种产品的打分情况, 整理消费者对此 6 种产品的平均效用值, 如表 3 所示。

表 3 各产品的平均效用值

产品	ZN200	Q11	EM325	V8	ZN300	A45
平均效用值	0.259	-0.89	0.839	-0.444	-0.963	0.0852

**步骤 3** 计算季节影响因子。

分别取前五种产品成熟期的一年销售数据, ZN200 选择数据序列 3~14, Q11 选 5~16, EM325 选 4~15, V8 选 4~15, ZN300 选 8~19。根据式(18), 计算各相似产品季节系数后加权求得新型产品的季节影响因子, 即这类产品的季节影响因子, 如表 4 所示。

表 4 季节影响因子

月份	1	2	3	4	5	...	9	10	11	12
$S_i$	1.76	1.41	1.07	0.98	1.15	...	0.81	0.77	0.85	1.25

**步骤 4** 估计参数  $m, p, q, c$ 。

首先, 根据式(20)得  $m=851926.8$ 。

然后, 采用 SPSS 非线性回归进行迭代计算, 估计产品 ZN200 的参数  $p, q, c$ , 以初始值  $p=0.5, q=0.5, c=1.5$ , 模型  $\frac{851926.8 \times c^{0.259} \times (1 - 2.718^{-(p+q) \times t})}{(1 + \frac{q}{p} \times 2.718^{-(p+q) \times t})}$ , 得

ZN200 的参数值  $p=0.028, q=0.487, c=1.375$ 。同理, 得其他四款相似手机的参数估计值, 如表 5 所示, 其中  $R^2$  为拟合优度。

最后, 根据五款相似产品的重要度, 可得 A45 的参数估计值, 如表 5 所示。

表 5 各款手机的改进 BASS 模型参数估计值

	ZN200	Q11	EM325	V8	ZN300	A45
$p$ 的估计值	0.028	0.021	0.014	0.034	0.004	0.186
$q$ 的估计值	0.487	0.344	0.618	0.488	0.996	0.589
$c$ 的估计值	1.375	1.171	2.072	1.758	1.093	1.557
$m$ 的取值	851926.8	851926.8	851926.8	851926.8	851926.8	851926.8
$R^2$	0.998	0.994	0.997	0.994	0.989	—

**步骤 5** 预测新产品的销量及误差分析。

根据上述参数估计值, 在考虑季节因素影响的

基础上,根据式(19)预测产品销量结果。BASS 模型预测值、文献[22]预测值、本文预测值及实际需求

值如表 6 所示,各自数据拟合对比如图 3 所示。

表 6 A45 产品预测值与实际值比较

月份	2009.11	2009.12	2010.1	2010.2	2010.3	2010.4
BASS 模型预测值	57 409.39	90 381.41	125 582.9	147 270.8	141 935.5	113 152.9
文献[21]预测值	60 203.23	94 779.87	131 694.4	154 437.7	148 842.8	118 659.5
本文预测值	25 951.97	64 013.63	140 219.4	157 349.3	142 980.6	131 922.6
实际需求值	15 000	78 000	129 948	156 738	153 245	137 453

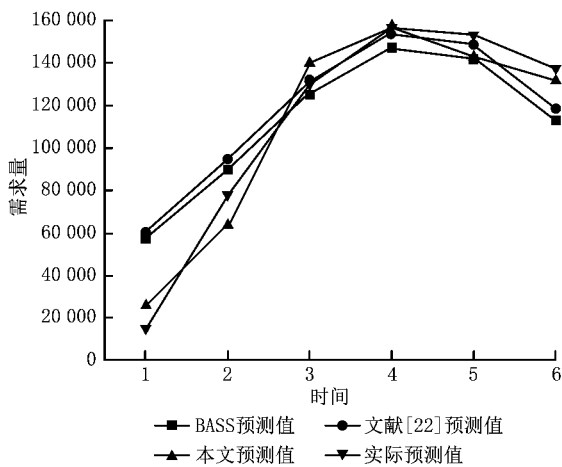


图3 A45手机的月销售量预测值与实际值比较

通过图 3 可以看出,本文预测值更贴近实际需求值。为量化预测精度,对比各方法的预测误差如表 7 所示,其中:指标 RMSE 为标准误差, MAD 为平均绝对误差, MAPE 为平均绝对百分误差。

表 7 预测误差对比

	RMSE	MAD	MAPE
BASS 模型预测误差	55.51	25 817.83	23 575
文献[22]预测误差	57.04	27 074.24	23 364
本文预测误差	18.33	43 615.65	10 558

通过表 7 可以发现,本文方法对产品相似度加以区分,且综合考虑了消费者偏好和季节性影响,预测精度明显优于 BASS 模型及文献[22]预测方法,对上市初期的库存及产品销售等决策具有重要的参考价值。

### 5 结束语

本文针对短生命周期产品的特点,应用系统相似性度量方法确定产品相似度,以此确定相似产品权重,以对相似产品的历史需求数据区别对待,通过

加入消费者偏好值和季节影响因子对 BASS 模型进行了改进。实例证明,本文方法使短生命周期产品需求的预测精度得到较明显的提升。相比其他方法,本文的研究成果主要体现如下:

(1)为有效解决短生命周期产品历史数据缺乏导致的数据精度不高问题提供了一套可行的技术方案。方案中,提出了量化的产品相似性评价方法,提高了类比法的适用性;考虑了相似产品权重,提高了需求预测中数据处理的有效性。

(2)有效解决了短生命周期产品需求影响因素考虑不充分导致的预测精度较低问题。从主客观的角度充分考虑了实际环境对预测的影响,包括消费者受产品品牌、价格或外观等影响的购买偏好和季节性因素对需求的影响,由此提高了改进 BASS 预测模型的工程实践指导效果。

因为改进 BASS 模型是在市场潜力随时间的推移保持不变、产品性能随时间推移保持不变、一种创新的扩散不受市场营销策略的影响等假设前提下提出的,且在预测过程中对产品生命周期因素的考虑仍有所欠缺,所以如何考虑市场潜力可变性,针对 BASS 模型参数具有的动态性特点,进一步改进 BASS 模型;如何综合考虑产品生命周期因素,更好地体现产品投入期、成长期、成熟期和衰退期的销售特点,以更好地为生产、库存管理及营销提供决策依据,都将是下一步的研究方向。

### 参考文献:

[1] XU Xianhao, CAI Chengyuan, SHEN Guwen. A deterministic inventory model for short-life cycle products with variable lead time and backorder discount considerations[J]. Chinese Journal of Management Science, 2010, 18(2): 42-47 (in Chinese). [徐贤浩,蔡成元,沈古文. 基于可控提前期和延迟供货的短生命周期产品库存模型[J]. 中国管理科学, 2010, 18(2): 42-47.]



- [2] XU Xianhao, CHEN Wen, LIAO Liping, et al. Ordering strategy of short life-cycle products based on the demand forecasting[J]. Journal of Management Sciences in China, 2013, 16(4):22-32(in Chinese). [徐贤浩, 陈雯, 廖丽平, 等. 基于需求预测的短生命周期产品订货策略研究[J]. 管理科学学报, 2013, 16(4):22-32.]
- [3] DEKLUYVER C A. A comparative-analysis of the bass and weibull new product growth-models for consumer durables[J]. New Zealand Operational Research, 1982, 10(2):99-130.
- [4] SCHMITTLEIN D C, VIJAY MAHAJAN. Maximum likelihood estimation for an innovation diffusion model of new product acceptance[J]. Marketing Science, 1982, 1(1):57-78.
- [5] TRAPPEY C V, WU H Y. An evaluation of the time-varying extended logistic, simple logistic, and Gompertz models for forecasting short product lifecycles[J]. Advanced Engineering Informatics, 2008, 22(4):421-430.
- [6] BASS F M. A new product growth model for consumer durables[J]. Management Science, 1969, 15(5):215-227.
- [7] NORTON J A, BASS F M. A diffusion-theory model of adoption and substitution for successive generations of high-technology products [J]. Management Science, 1987, 33(9):1069-1086.
- [8] MAHAJAN V, PETERSON R A. Innovation diffusion in a dynamic potential adopter population[J]. Management Science, 1978, 24(15):1589-1597.
- [9] JAIN D, MAHAJAN V, MULLER E. Innovation diffusion in the presence of supply restrictions[J]. Marketing Science, 1991, 10(1):83-90.
- [10] XU Xianhao, SONG Qizhi. Forecasting for products with short life cycle based on improved BASS model[J]. Industrial Engineering and Management, 2007, 18(5):27-31(in Chinese). [徐贤浩, 宋奇志. 改进 BASS 模型应用于短生命周期产品需求预测[J]. 工业工程与管理, 2007, 18(5):27-31.]
- [11] XU Xianhao, ZHANG Hao. Forecasting demand of short life cycle products by SVM[C]//Proceedings of the 15th International Conference on Annual Management Science and Wngineering. Washington, D. C., USA: IEEE, 2008:352-356.
- [12] XU Xianhao, SONG Qizhi. Forecasting method for products with short life cycle[J]. Statistics and Decision, 2006, 22(24):161-163(in Chinese). [徐贤浩, 宋奇志. 短生命周期产品的预测方法[J]. 统计与决策, 2006, 22(24):161-163.]
- [13] AYTAC B, WU S D. Characterization of demand for short life-cycle technology products[J]. Annals of Operations Research, 2013, 203(1):255-277.
- [14] KURAWARWALA A A, MATSUO H. Product growth models for medium-term forecasting of short life cycle products[J]. Technological Forecasting and Social Change, 1998, 57(3):169-196.
- [15] ZHOU Meili. Similarity science[M]. Beijing: Science Press, 2004(in Chinese). [周美立. 相似性科学[M]. 北京: 科学出版社, 2004.]
- [16] HUANG Dingxuan, WU Zhenye, ZONG Yunzhang. An im-personal multi-attribute weight allocation method based on attribute importance[J]. Systems Engineering—Theory Methodology Application, 2004, 13(3):203-207(in Chinese). [黄定轩, 武振业, 宗蕴璋. 基于属性重要性的多属性客观权重分配方法[J]. 系统工程理论方法应用, 2004, 13(3):203-207.]
- [17] CHANG Chuanyong. Research on method of similarity measure of mechanical products system based on characteristics [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2005(in Chinese). [常传勇. 基于特征的机械产品系统相似度量方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2005.]
- [18] LIU Chongxin. Application for die cost prediction method based on fuzzy rough set[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(10):2297-2302(in Chinese). [刘崇欣. 基于模糊粗糙集的模具成本预测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(10):2297-2302.]
- [19] LIU Yu, BEN kerong. Weight coefficient determination for case feature based on attribute importance[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(6):1230-1235(in Chinese). [柳玉, 贲可荣. 基于属性重要度的案例特征权重确定方法[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(6):1230-1235.]
- [20] YANG Jinghui. The Bass model and application research of its two kinds expandable models[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2006(in Chinese). [杨敬辉. Bass 模型及其两种扩展型的应用研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2006.]
- [21] SRINIVASAN V, MASON C H. The nonlinear least squares estimation of new product diffusion models[J]. Market Science, 1986, 5(2):169-178.
- [22] WEI Xue. A study on demand forecasting for electronic products with short life cycle[D]. Shenyang: Northeastern University, 2010(in Chinese). [魏雪. 短生命周期电子产品需求预测研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2010.]

### 作者简介:

谢建中(1972—),男,安徽休宁人,重庆大学机械传动国家重点实验室博士研究生,富士康科技集团 IE 学院经理,研究方向:生产管理、产品全生命周期管理等, E-mail: jianzhongxie@cqu.edu.cn;

杨育(1971—),男,四川成都人,教授,博士,博士生导师,研究方向:协同产品设计、网络化协同制造、产品创新等,通信作者, E-mail: yuyang@cqu.edu.cn;

陈倩(1990—),女,江西宜春人,博士研究生,研究方向:需求管理、复杂网络等;

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。