

文章编号:1000-582x(2000)02-0083-04

② 83-86

创新产品市场扩散的非线性组合预测模型

董景荣, 杨秀苔

(重庆大学工商管理学院, 重庆 400044)

F 713.5
F 224.7

摘要:提出了一种新的非线性组合预测扩散模型,并给出了相应的反向传播学习算法,理论研究与应用举例表明:该方法具有很强的学习与泛化能力,在处理诸如创新扩散时间序列这种具有一定程度不确定性的组合建模与扩散预测方面有很好的应用价值。为预测创新产品的未来销售和制定创新产品市场营销战略提供了决策支持。

关键词:创新产品; 市场扩散; 组合预测
中图分类号: F 224.0; F 752.67

非线性组合预测模型
文献标识码: A

建立创新产品(或技术)市场扩散模型的任务之一,是预测创新产品的未来销售,从而为制定创新产品市场营销战略提供决策支持。自从20世纪60年代创新扩散研究引入技术发展预测以及技术市场学以来,创新扩散模型的研究就引起人们广泛的兴趣,西方经济学者在长期的研究中建立了多个创新扩散模型[如Bass模型、Mansfield模型(又称Logistic模型)、Gompertz模型等等]用来预测新产品及新技术的扩散^[1],采用这些单个创新扩散预测模型或部分因素和指标仅能包含或体现所研究创新扩散系统的局部,如果对同一创新扩散问题采用多个不同的技术预测模型,并加以适当的有效组合或多个变量的科学综合,则可以充分地利用各种信息,达到提高扩散预测精度与模拟评介效果的目的。

自从J.M.Bates和C.W.J.Granger首次提出组合预测方法以来,组合预测的研究已经取得很大的进展,文献[2]对此有比较详细的综述和评价。根据集结或组合各单项预测模型的方式不同,组合预测一般可分为线性组合预测和非线性组合预测两大类。由于线性组合预测相对比较简单,故而研究成果最多,也最为人们所常用。但线性组合预测方法有较大的局限性,文献[3]指出,线性组合预测只是不同预测方法之间的值的一种凸组合,它对于预测对象的实际值 $\varphi(x)$ 与其预测值 $\varphi_1(x)$ 和 $\varphi_2(x)$ 之间的关系呈现如图1、图2和

图3三种情形时(图中纵坐标 n 表示销售量),线性组合预测方法却往往无能为力。为了克服线性组合预测方法的这些局限性,文献[4]推出了一种广义的组合预测原理——非线性组合预测方法。即设对于某一预测对象 F 利用 m 种预测方法得到 m 个模型的预测值 $\varphi_i(i=1,2,\dots,m)$,非线性组合预测原理是说利用这 m 个预测值构成的非线性组合函数:

$$Y = \varphi(\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_m) \quad (1)$$

在某种测度之下, y 的度量要比 $(\varphi_i, i=1,2,\dots,m)$ 优越(式(1)中, $y \in R, \varphi$ 是非线性函数)。但在实际的应用中,如何构造出有效的非线性组合函数 $\varphi(\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_m)$ 是十分困难的。因此,有必要引入新的理论和方法来确定相应的非线性函数。

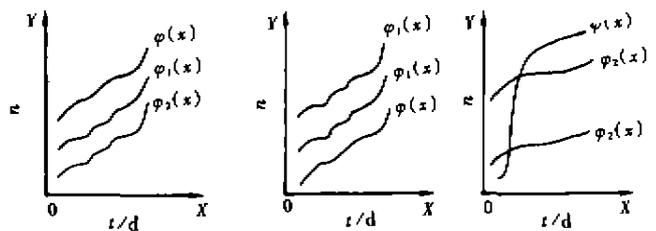


图1 实际曲线位于预测曲线的上端 图2 实际曲线位于预测曲线的下端 图3 实际曲线与预测曲线相交

近年来,模糊系统理论用于非线性系统控制、预测、辨识等方面的研究已取得很大进展。模糊模型作为

· 收稿日期:1999-07-09

基金项目:重庆市委重点软科学资助项目(5699);国家自然科学基金资助项目(79770105)

作者简介:董景荣(1966-),男,重庆市巫溪县人,副教授、博士后,主要从事数量经济、技术创新管理等领域的工作。

一种结构型数字估计器本质上是一种非线性模型,同时具有极强的泛化能力和适应能力[5]。Kosko证明了一个加法模糊系统能以任意的精度逼近一个紧致域上的任意连续函数[6],Wang利用Stone-Weierstrass定理证明了具有积推理、中心反模糊化、高斯型隶属函数的模糊系统也能以任意精度逼近一闭子集上的实连续函数^[7]。基于上述考虑,我们采用高斯型模糊逻辑系统来进行创新扩散的非线性组合预测函数 $\varphi(\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_m)$ 的模拟,并给出了相应的反向传播学习算法,关于创新扩散的应用实例表明了该方法的有效性。

1 基于模糊逻辑系统的创新产品市场扩散组合模型

1.1 高斯型模糊逻辑系统

一个模糊系统可以由 n 条模糊规则组成的集合来表示,其中第 l 条模糊规则的形式为:

$$R^{(l)}: \text{If } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \text{ Then } y \text{ is } G^l \quad (2)$$

(2)式中, $R^{(l)}$ 表示第 l 条模糊推理规则, F_i^l 和 G^l 分别为 $U_i \subset R$ 和 $V \subset R$ 上的模糊集,且 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ 和 $y \in V$ 均为语言变量, $l = 1, 2, \dots, m$, m 为规则总数, x 和 y 分别为系统的输入和输出。

一条模糊规则可以被表示成一个积空间 $U \times V$ 上的模糊蕴涵关系 $F_1^l \times F_2^l \times \dots \times F_n^l \rightarrow G^l$ 。设 U 上的模糊集 A^l 为模糊推理机的输入,若采用 $\text{Sup} * \text{合成}$ 运算,则每一条模糊推理规则将对应于 V 上的模糊集 B^l ,即 $\mu_{B^l}(y) = \sup_{x \in U} [\mu_{F_1^l}(x_1) \times \dots \times \mu_{F_n^l}(x_n) \mu_{G^l}(y)]$ (3)

为表示方便,设 $F_1^l \times \dots \times F_n^l = A$, $G^l = B$ 。模糊规则可表示成 $A \rightarrow B$,相应的模糊蕴涵乘积规则可写为:

$$\mu_{A \rightarrow B}(x, y) = \mu_A(x) \mu_B(y) \quad (4)$$

$$\mu_{F_1^l \times \dots \times F_n^l}(x) = \mu_{F_1^l}(x_1) \times \dots \times \mu_{F_n^l}(x_n) \quad (5)$$

重心反模糊化算法可表示为:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{l=1}^m \bar{y}^l [\mu_{B^l}(\bar{y}^l)]}{\sum_{l=1}^m [\mu_{B^l}(\bar{y}^l)]} \quad (6)$$

式中 \bar{y}^l 为模糊集 G^l 的中心,即 $\mu_{G^l}(y)$ 在 V 空间的该中心点上取得最大值, $\mu_{B^l}(y)$ 由(3)式给出。将(4)式和(5)式代入(1)式可得:

$$\mu_{B^l}(\bar{y}^l) = \sup_{x' \in U} [\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x'_i) \mu_{G^l}(\bar{y}^l) \mu_{A^l}(x')] \quad (7)$$

若用单值模糊器,当 $x' = x$ 时,有 $\mu_{A^l}(x') = 1$,其余 $x' \in U$,有 $\mu_{A^l}(x') = 0$;因此(7)式的上界“Sup”应在 $x' = x$ 点取得,从而有如下的低斯型模糊逻辑系统:

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^m \bar{y}^l \left[\prod_{i=1}^n a_i^l \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{l=1}^m \left[\prod_{i=1}^n a_i^l \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right) \right]} \quad (8)$$

1.2 模糊逻辑系统的学习算法

研究表明,模糊逻辑系统能够用三层前馈网络表示,对于笔者所述的高斯型模糊逻辑系统,可用如图4所示的网络模型表示。于是就可以用反向传播学习算法来确定该模糊逻辑系统,即用反向传播算法来确定该模糊系统的参数 $\bar{y}^l, \bar{x}_i^l, \sigma_i^l$,从而使模糊系统进行学习的目的。

设有输入输出数据对 $(x^p, d^p), x^p \in n \subset U \subset R^n, d^p \in V \subset R$;通过学习确定一个形如(8)式表示的高斯型模糊逻辑系统 f ,使得

$$e^p = \frac{1}{2} [f(x^p) - d^p]^2 \quad (9)$$

最小。设 $a_i^l = 1, m$ 已知,现在的问题变成,如何调整参数 $\bar{y}^l, \bar{x}_i^l, \sigma_i^l$ 使得(9)式的 e^p 最小。为方便计,下列 e, f, d 分别表示 $e^p, f(x^p)$ 和 d^p 。可用反向传播学习算法的学习规则来调整参数 \bar{y}^l ,即:

$$\bar{y}^l(k+1) = \bar{y}^l(k) - a \frac{\partial e}{\partial \bar{y}^l} \Big|_k \quad (10)$$

(10)式中: $\bar{y}^l(k+1)$ 表示当前参数修正值, $\bar{y}^l(k)$ 为上一学习周期的参数修正值, $l = 1, 2, \dots, m; k = 0, 1, 2, \dots$; a 为确定的步长,从图4可知, f 和 e 仅通过 a 依赖于 \bar{y}^l ,这里 $f = a/b, a = \sum_{i=1}^n (\bar{y}^l z^i), b = \sum_{i=1}^n z^i$,且 $z^i =$

$\prod_{i=1}^n \exp \left[- \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right]$ 。因此,根据链导法则可以得到

$$\frac{\partial e}{\partial \bar{y}^l} = (f - d) \frac{\partial f}{\partial a} \frac{\partial a}{\partial \bar{y}^l} = (f - d) \frac{1}{b} z^l \quad (11)$$

将(11)式代入(10)式可得关于 \bar{y}^l 的学习算法:

$$\bar{y}^l(k+1) = \bar{y}^l(k) - a \frac{f - d}{b} z^l \quad (12)$$

式中 $l = 1, 2, \dots, m; k = 0, 1, 2, \dots$

同样可采用如下公式来调整参数:

$$\bar{x}_i^l(k+1) = \bar{x}_i^l(k) - a \frac{\partial e}{\partial \bar{x}_i^l} \Big|_k \quad (13)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, n; l = 1, 2, \dots, m; k = 0, 1, 2, \dots$ 。从图4中可以看到 f 和 e 仅仅在 Z^l 中依赖于 \bar{x}_i^l ,因此,根据链导法则,可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial e}{\partial \bar{x}_i^l} &= (f - d) \cdot \frac{\partial f}{\partial Z^l} \cdot \frac{\partial Z^l}{\partial \bar{x}_i^l} = \\ &= (f - d) \cdot \frac{\bar{y}^l - f}{b} \cdot Z^l \cdot \frac{2(x_i^p - \bar{x}_i^l)}{\sigma_i^{l2}} \end{aligned} \quad (14)$$

的效果评价。

表1 预测效果评价表

预 测 方 法	预测效果评价指标		
	SSE	MAE	MSE
线性增长模型预测	556039	53.1	76.1
BASS模型预测	534955	82.0	103.1
季节趋势项的BASS模型预测	525305	59.6	78.4
基于模糊系统的组合预测	241052	40.2	56.4
最优加权算术平均组合预测	327923	48.5	64.2

从图2,图3的拟合结果和表1中的评价效果可以看出,基于模糊逻辑系统的创新扩散非线性组合预测方法和最优加权算术平均组合预测方法都较原来单个的预测方法取得了更好的效果,而基于模糊系统的非线性组合预测技术明显优于传统的最优加权组合预测技术。综合以上分析可以看出,基于模糊逻辑系统的创新扩散非线性组合预测方法具有广泛的运用性,能针对各种不同的创新扩散预测问题确定扩散模型的最佳组合形式,从而能够有效地提高精度,取得较好的预测效果。此外,还运用笔者提供的方法进行了大量的仿真组合预测,均取得了令人满意的效果。

3 结语

创新产品市场扩散组合预测是技术创新过程管理的组成部分,也是技术发展预测和技术市场学研究的重要内容,有关其理论和方法的研究,目前虽然有了很大的进展,但仍很不完善。笔者提出的基于模糊逻辑系统的创新扩散非线性组合预测方法是一种新的预测方

法,它具有处理分类边界模糊的数据以及易于引入启发性知识的能力和很强的学习与泛化能力,它对于推动和促进创新扩散预测理论的进一步研究与发展具有一定意义。而且在处理诸如创新扩散非平稳时间序列这种有一定程度不确定性系统的组合建模与预测方面具有广泛的应用价值。

参 考 文 献

- [1] ROGERS E. M. Diffusion of Innovations (3rd ed)[M]. New York: The Free Press, 1983.
- [2] CLEMEN R T. Combining Forecasts: A Review and Annotated Bibliography[J]. International Journal of Forecasting, 1989, 5(4): 559 ~ 583.
- [3] 张国平. B-G组合预测理论剖析[J]. 预测, 1988, 5: 43 ~ 45.
- [4] 文新辉, 牛明洁. 一种新的基于神经网络的非线性组合预测方法[J]. 系统工程理论与实践, 1994, 12: 66 ~ 72.
- [5] TAKAGI T. SUNGENO M. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control[J]. IEEE Trans. on Syst. Man & Cybern. 1985, 15(1): 116 ~ 132.
- [6] KOSKO B. Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence[M]. NJ: Prentice-Hall, 1992.
- [7] WANG LI-XIN. Fuzzy Systems are Universal Approximators[J]. IEEE Fuzzy '92, 1992: 1163 ~ 1170.
- [8] ABBAS A. Karawarwala and Hirofumi Matsuo. Product Growth Models for Midium - Term Forecasting of short life cycle products[J]. Technological Forecasting and Social Change, 1998, 57: 169 ~ 198.

Study on Nonlinear Combinatorial Forecasting Model for the Marketing Diffusion of Innovation Product

DONG Jing-rong, YANG Xiu-tai

(College of Business Management, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

ABSTRACT: Growth and diffusion models have been introduced in such diverse fields such as psychology, economics, marketing, epidemiology, and biology. In this paper, a new nonlinear combinatorial diffusion model is also proposed to remove deficiencies associated with the current diffusion model such as trend curve models, hybrid models. Furthermore the corresponding back propagation learning algorithm is put forward. Theoretical analysis and forecasting examples all show that the new technique has reinforcement learning properties and universalized capabilities. With respect to combined modeling and forecasting of innovation diffusion time series in nonlinear systems, which have some uncertainties, the methods are feasible and effective.

KEYWORDS: innovation product; the marketing diffusion; combinatorial forecasting model

(责任编辑 刘道芬)