

基于组合算法的电子产品回收预测系统研究

许舒婷, 缪朝炜, 檀 哲*, 蔡能照, 上官莉莉

(厦门大学管理学院, 福建 厦门 361005)

摘要: 对第三方逆向物流服务商而言, 电子产品回收数量具有少样本、不确定性及模糊性的特点, 电子产品回收量预测的精度直接影响到企业的运营成本以及服务水平。在单个预测模型中, GM(1,1)模型具有适应少样本预测的特点, 对近期数据具有较好的逼近效果, 但是对序列的趋势性比较敏感; FTS 模型能够处理不确定性数据中因模糊性而产生的噪声, 但是对序列趋势的把握具有滞后性。本文设计了 GM(1,1)模型与 FTS 模型相结合的组合预测模型 (FTS_GM(1,1)模型), 通过利用两个模型的优势以提高电子产品回收预测的准确性和可靠性。本文根据企业的真实回收数据进行预测, 实验结果表明组合预测法比单个预测法具有更好的预测效果。在此基础上, 本文提出了以 FTS_GM(1,1)组合模型为主, 其他预测模型为辅的回收预测系统原型, 为企业在实践中选取合适的预测模型提供建议。

关键词: 电子产品; 回收预测; 组合算法; 系统原型

中图分类号: F272 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-6062(2020)01-0147-007

DOI: 10.13587/j.cnki.jieem.2020.01.016

0 引言

随着信息社会的高速发展, 电子产品的供应和需求也在不断增加, 巨大的电子产品市场需求背后, 是同样巨大的售后服务 (如退货、维修等) 带来的压力。逆向物流具有分散性、混杂性、不可控性以及高成本性等特点^[1], 企业为了能将主要精力专注于自己的核心业务, 通常将此类逆向物流服务业务外包给第三方逆向物流服务提供商^{[2][3]}。由于电子产品具有种类繁多、产品生命周期短、产品销售随机性、消费者使用环境和习惯不确定、返回地点不确定等特点, 逆向物流回收阶段常常出现回收种类、回收数量、回收时间以及回收质量的不确定^{[4][5]}, 使得第三方逆向物流服务提供商对产品回收的预测非常困难, 严重影响了此类企业的效益, 因此提升回收产品的预测精度显得尤为重要。

目前对于逆向物流系统的研究, 其主要还是集中在网络设计、路径优化、库存管理的研究^[6], 而对于其需求的预测研究相对较少, 大多沿用了正向物流的一些方法。预测理论从技术上可以分为定性预测法和定量预测法^[7]。在逆向物流回收的预测中, 单纯的使用定性方法的研究并不多见, 更多的是采用定量的方法或者定性方法与定量相结合的方法进行研究。定量预测法又包含基于模型驱动的预测方法和基于数据驱动的预测方法。基于模型驱动的预测法是根据统计学、数学的基本原理构造预测对象的精确数学模型, 通过估计模型的参数, 然后用得到的模型进行预测。其主要特点是需要事先知道预测对象的假设条件, 因果关系, 分布情况以及机理特征等。最常见的基于模型驱动的预测方法是回归分析法, 包括一元线性回归, 多元线性回归以及非线性回归。由于逆向物流的随机性特点, 所以很多的学者在研究逆向物流回收预测中采用了基于模型驱动的预测方法。其中, Tokay 等在

假定产品回收服从二项式概率分布的前提下, 分析了产品需求和产品回收的关系, 采用贝叶斯推断求解了产品回收的总概率^[8]; Yang 和 Williams 分析了美国未来废旧计算机产生量的趋势, 在合理的计算机寿命周期分布假设下, 通过历史的销售数据, 建立了 Logistic 模型展开预测^[9]; Bayindir 和 Nesim 假设了产品的需求和返回服从独立的泊松分布或者正态分布, 建立了一个逆向物流需求模型^[10]。虽然各个学者研究的角度各不相同, 但其模型的基本假设大多都是产品的需求和返回需要服从泊松过程或者正态过程。而 Brito 和 Dekker 在对物流的需求过程和逆向物流返品过程的假设进行了检验, 结果发现新产品需求量和旧产品回收量之间的独立性假设在回收率小于 1 时是不成立的^[11]。吕军和谢家平从空间结构的角度提出基于克里金方法的 WEEE 逆向物流回收网点回收量的空间数学模型, 预测逆向物流 WEEE 的回收量^[12]。而在基于数据驱动的预测研究方面, 其核心是对可利用的事物发展历史数据进行特征提取, 通过各种数据处理与分析就去挖掘数据中隐含的信息。数据驱动预测方法以时间序列预测方法为主, 强调对原始数据序列的利用, 包括 ARIMA^[13], ANN^{[14][15]}, GM(1,1)^[16]等。

本文将针对一家在第三方电子产品逆向物流服务领域具有典型代表性的企业所面临的回收预测问题展开研究, 所有数据均来源于该公司回收业务实际发生的数据。本文通过实际数据观测发现电子产品回收数量基本是以月份为单位进行统计, 并且因为生命周期短, 有些电子产品的回收数据时间仅持续不到 12 个月, 企业需要根据少量的历史接收数据来预测回收产品的数量以制定产能计划和备料计划。所以, 基于电子产品回收数量不确定性及少样本的特点, 相对于其他预测模型需要大样本而言, GM(1,1)模型是合适的选

收稿日期: 2018-03-30 **修回日期:** 2018-10-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (71671151、71371158、71711530046)

通讯作者: 檀哲 (1990—), 男, 福建永泰县人; 厦门大学管理学院博士生; 研究方向: 供应链管理。

择, 其具有适用于少样本的独特优势。但是, 考虑到逆向电子产品回收不确定性中的模糊性特点, 本文将模糊理论中的 FTS 方法也引入到逆向电子产品回收的预测中, 结合 GM(1,1) 模型与 FTS 模型各自的优势, 构建两阶段组合预测算法, 以求达到更好的预测效果。

1 基本预测算法

1.1 GM(1,1)模型

灰色系统理论主要研究对象是具有“小样本”、“贫信息”特点的不确定性系统, 灰色系统理论通过生成和开发有限的已知信息, 实现对有价值信息的提取, 进而描述系统的运行行为和演化规律, 并进行科学的分析、预测、决策、控制的一种理论。

作为灰色系统预测理论核心基础的 GM(1,1)模型, 就是通过对灰色序列生成, 再处理, 以解决不确定性的预测问题, GM(1,1)模型的计算过程包括以下六个步骤^[17]。

设原始序列为 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(k))$ 。

第一步, 对原始序列进行一次累加, 得一次累加生成序列:

$$X^{(1)} = \left(\sum_{k=1}^1 x^{(0)}(k), \sum_{k=1}^2 x^{(0)}(k), \sum_{k=1}^3 x^{(0)}(k), \dots, \sum_{k=1}^n x^{(0)}(k) \right) \quad (1)$$

第二步, 求

$$\rho(k) = \frac{x^{(0)}(k)}{\sum_{i=1}^{k-1} x^{(0)}(i)}; k = 2, 3, \dots, n \quad (2)$$

根据该参数值对原始序列 $X^{(0)}$ 进行准光滑性检验。

第三步, 求

$$\sigma(k) = \frac{x^{(1)}(k)}{x^{(1)}(k-1)}; k = 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

由该参数值检验序列 $X^{(1)}$ 是否具备准指数规律。

第四步, 当 $k > 3$ 时, 序列通过准光滑性检验以及准指数规律满足, 则可对序列进行 GM(1,1)建模。对 $X^{(1)}$ 做紧邻均值生成, $z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1)$, $k=2, 3, \dots, n$, 得紧邻均值生成序列 $Z^{(1)}$; 如果没有通过准光滑性检验, 需对序列进行光滑处理, 对光滑处理后的序列进行 GM(1,1)建模。光滑性处理可以采取常用的对数变换法, 其计算公式如下:

$$\tilde{x}^{(0)}(k) = \ln(x^{(0)}(k)); (k = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

第五步, 建立

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

对参数列 $\hat{\alpha} = [a, b]^T$, 用最小二乘法计算得: $\hat{\alpha} = (B^T B)^{-1} B^T Y$, 从而得到 GM(1,1)模型的参数 a, b 。

第六步, 根据所求参数值 a, b 建立 GM(1,1)模型的时间响应序列为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{a})e^{-ak} + \frac{b}{a}; (k=1, 2, \dots, n) \quad (5)$$

即可求得 $x^{(1)}$ 的估计值 $\hat{x}^{(1)}$ 。将 $\hat{x}^{(1)}$ 序列通过累减还原, 得到 $x^{(0)}$ 序列的估计值:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k); (k=1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

其中, 在时间响应序列中参数 a 为 GM(1,1)模型的发展系数, 反映了 $\hat{x}^{(1)}$ 和 $\hat{x}^{(0)}$ 的发展态势。 b 为 GM(1,1)模型的灰色作用量。

1.2 GM(1,1)滚动模型

针对 GM(1,1)模型只适用于短期预测, 对中长期预测效果不理想的不足, 从而拓展到 GM(1,1)滚动模型 (以下称 RGM(1,1)模型), 又称 GM(1,1)等维灰息模型^[18]。该模型试图通过滚动预测来减少 GM(1,1)法预测值所夹的灰平面呈指数增长对预测结果的不利影响。基本思想如下: 先对 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(k))$ 进行 GM(1,1)建模预测得第一期预测值 $yf_gm(1)$, 将第一期预测值添加到原始序列, 同时去掉原始序列最早的一期值, 使原序列的期数不变, 即所谓等维, 因为此时序列已经不是原始序列, 而是包括了一个预测值, 也就是灰息值, 所以叫等维灰息。对新的序列 $X = (x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(k), yf_gm(1))$ 继续进行 GM(1,1)建模预测, 如此反复, 直到达到需要的预测期数。

1.3 FTS 模型

基于模糊集理论的 FTS 模型在 1993 年首次提出之后, 在 FTS 的运算各个环节展开了大量研究, 包括论域的确定、模糊区间的划分、关系矩阵和预测规则、模型的阶数、时变以及非时变等方面展开研究, FTS 的预测过程已经越来越成熟, 其主要计算过程包括以下六个步骤^[19]。

第一步, 定义论域 U 和划分论域子集。根据时间序列的已知历史数据中的最大值 y_{\max} 和最小值 y_{\min} , 确定论域范围 $U = [y_{\min} - \varepsilon_1, y_{\max} + \varepsilon_2]$, 其中, $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为两个正数, 用以调整论域的上下区间, 以方便论域的讨论和计算。采用五至十六等分量法划分论域子集, 根据样本量的大小, 以拟合误差最小为目标, 进行等分量的选择。

第二步, 在论域的基础上定义模糊集和模糊隶属度函数。对每个子区间的模糊概念定义相应的模糊隶属度函数。在 FTS 中, 常用如下的三角函数来定义模糊集:

$$\left\{ \begin{aligned} A_1 &= \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \dots + \frac{0}{u_{n-1}} + \frac{0}{u_n} \\ A_2 &= \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \dots + \frac{0}{u_i} + \dots + \frac{0}{u_{n-1}} + \frac{0}{u_n} \\ &\vdots \\ A_i &= \frac{0}{u_1} + \dots + \frac{0}{u_{i-2}} + \frac{0.5}{u_{i-1}} + \frac{1}{u_i} + \frac{0.5}{u_{i+1}} + \frac{0}{i+2} + \dots + \frac{0}{u_n} \\ &\vdots \\ A_n &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \dots + \frac{0}{u_i} + \dots + \frac{0.5}{u_{n-2}} + \frac{1}{u_{n-1}} + \frac{0.5}{u_n} \end{aligned} \right. \quad (7)$$

上式 n 表示对论域划分后的等分区间个数, 即模糊概念的个数, A_i 表示对应的第 i 个模糊概念。对于每个模糊概念的隶属度函数, 采用如下式子表示:

$$u_A(t) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } i=1 \text{ 且 } y_i \leq m_i; \\ 1 & \text{如果 } i=n \text{ 且 } y_i \geq m_n; \\ \max\{0, 1 - |y_i - m_i| / (2 \times l_m)\} & \text{其他情形;} \end{cases} \quad (8)$$

其中, l_m 表示模糊区间的长度, t 为时刻, m_i 为与第 i 个模糊集相对应的模糊区间 u_i 的中心值, 即 u_i 区间的典型值。

第三步, 根据原始序列数据的先后观测值建立模糊关系集合。

根据式 (8) 求出原始序列数据对应每个模糊集的隶属度, 从而确定每个数据所对应的模糊概念。继而得到相邻两个样本数据之间所对应的模糊逻辑关系 $A_i \rightarrow A_j$ 。

第四步, 由所有的模糊关系求得关系矩阵 R 。

在模糊时间序列中求模糊逻辑关系矩阵的方法不仅考虑了模糊逻辑关系在样本中是否出现, 而且还考虑了在训练样本中出现的次数, 即 R^i 表示的是在原始序列样本中关系 $A_i \rightarrow A_j$ 出现的次数^[20]。

第五步, 对隶属度向量进行标准化, 作为预测的权重。

为了避免通过最大隶属度规则取值所造成的信息缺失, 更大限度的利用原始序列样本包含的初始信息, 保证模型的预测精度, 采用将隶属度函数进行归一化处理作为最后预测规则取值的权重。

$$(\bar{u}_1(t), \bar{u}_2(t), \dots, \bar{u}_n(t)) = \frac{(\bar{u}_{A_1}(t))^\alpha, (\bar{u}_{A_2}(t))^\alpha, \dots, (\bar{u}_{A_n}(t))^\alpha}{\sum_{i=1}^n (\bar{u}_{A_i}(t))^\alpha} \quad (9)$$

其中, α 是模糊系数, 并且 $\alpha \in (0, +\infty)$ 。

第六步, 建立预测模型。

$$\hat{y}(t+1) = (\bar{u}_1(t), \bar{u}_2(t), \dots, \bar{u}_n(t)) \times \bar{R} \times (m_1, m_2, \dots, m_n)^T \quad (10)$$

其中, $\hat{y}(t+1)$ 为最终预测值, \bar{R} 是对关系矩阵 R 的每一行进行归一化处理得到的新关系矩阵, m_i 为与第 i 个模糊集相对应的模糊区间 u_i 的中心值。

2 组合预测算法设计

由于逆向物流具有高度的不确定性, 目前对于处理逆向物流不确定性预测上, 常见的方法有人工神经网络预测、马尔可夫预测、回归分析、GM(1,1)预测以及组合预测等方法。这些方法中, 大多数方法都是基于大样本的假设下进行建模的。所以, 对于电子产品回收而言, 在少样本条件的限制下, 较多使用的是 GM(1,1)预测法。GM(1,1)预测法具有适用于少样本的独特优势, 只要收集的数据量大于等于 4 个, 就可以用 GM(1,1)模型进行建模^[14]。而在一般情况下, 为了保证数据提供的信息是最新的, 在短期预测中, 经常取最近的 6-8 个数据作为拟合。同时, 在逆向物流的不确定性分析中, 除了对随机性的讨论, 也有文献对于逆向物流不确定性中的模糊性进行了探讨, 但是, 这些研究都主要集中在逆向物流的网络设计中, 在逆向物流回收预测中, 考虑到模糊性特点的文献却不多见。如何通过对序列模糊性的处理, 来挖掘原始序列更多的信息, 提高 GM(1,1)模型的预测效果, 是重要关注点之一。因此, 在组合算法中选取模糊预测研究中的 FTS 模型, 该预测方法除了能够很好的处理不确定性数据中因模糊性而产生的噪声^[21], 另一个优势就是不需要大样本假设^[22]。

组合预测是通过两种或两种以上的预测方法通过某种方式组合成一种新的预测方法, 其目的是为了预测效果的准确性和可靠性^[23]。对于组合预测的研究, 主要是集中在组合权重的确定上, 包括非变权组合预测^{[24][25]}和变权组合预测^{[26][27][28]}。而不论是不变权重组合模型构建, 还是变权重组合模型构建, 其主要思想大多都是基于对历史数据的拟合来确定权重。这种方法在研究中可以得到很好的拟合效果, 但是其在真正预测中, 由于不同的预测方法本身的特点不同, 某种预测方法可能对于原始数据的拟合能力很强, 但是在预测时却效果一般; 也有的方法可能起初预测效果一般, 但是随着时间的推移, 该方法却会越来越表现的较其他单项预测方法优越, 从而也会导致预测权系数的变化^[29]。而现有的组合预测研究在模型构建、组合权重系数的确定和模型预测效果的比较方面也主要侧重于在样本期预测的效果, 对于外推预测效果的考察还比较少见^[30]。基于此, 在构建 FTS_GM(1,1)组合预测模型的时候着重考察模型的外推预测能力, 同时对于组合预测模型权重的确定, 除了考虑模型对历史数据的拟合效果, 还考虑了模型本身的特点。

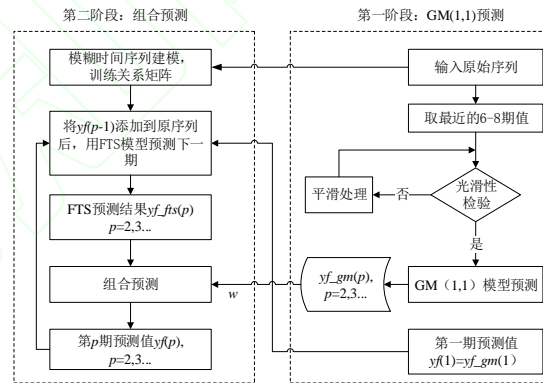


图1 FTS_GM(1,1)模型运算过程

Figure 1 The working process of FTS_GM(1,1) model

FTS_GM(1,1)模型是一个两阶段的预测模型。在第一个阶段, 基于 GM(1,1)对于最近期具有非常好的逼近效果, 并且其在逆向物流中预测的良好效果也得到了很多研究的证明, 所以, 对于第一期的预测, 直接采用 GM(1,1)模型的预测值。第二阶段, 从第二期以后的预测, 由于开始远离实际序列, GM(1,1)的误差会随着灰区间的指数增长而大大增加, 其预测效果越来越难以满足决策者的要求, 所以开始引入 FTS 模型进行组合预测。在对于 GM(1,1)模型赋予一个随时间递减的函数后, 考虑到 FTS 模型本身的特点, 即对历史数据训练好模糊关系矩阵后, FTS 模型对于下一期的预测值是基于当前期的值, 通过对当前期值的模糊处理, 再用模糊关系矩阵进行预测。由于组合预测有着比单个预测方法更加可靠的结果, 所以实际操作中将前一期的组合预测值添加到原序列, 构成新序列, 用组合预测值作为 FTS 预测的当前值, 进行下一期的预测。具体运算过程如图 1 所示。

FTS_GM(1,1)模型预测 $yf(p)$ 的公式表示如下: 令 GM(1,1)模型的预测结果记为 yf_gm , FTS 模型预测结果记为 yf_fts , 则 FTS_GM(1,1)组合预测模型的形式如下:

$$yf(p) = \begin{cases} yf_gm(p); & p=1 \\ \omega yf_gm(p) + (1-\omega)yf_fts(p); & p \geq 2 \end{cases} \quad (11)$$

其中, p 表示对未来第 p 期进行预测, ω 表示预测第二期及以后 GM(1,1)模型预测结果的权重, $\omega \in [0,1]$ 。由于 GM(1,1)模型随预测时间的增长其预测值上下界区间是成喇叭形展开, 为了减少这种灰区间指数增长的影响, 在组合预测中需给予 GM(1,1)模型一个随时间递减的权重, 根据 GM(1,1)模型发展系数 a 对 GM(1,1)模型未来预测可靠性的关系, 同时参照 INV-MSE 法^[25], 对 ω 的取值采用如下方法:

$$\omega = \begin{cases} (1 - |\frac{a}{0.3}|)^p \frac{MSE_{fts}^h}{MSE_{gm}^h + MSE_{fts}^h} & |a| \leq 0.3 \\ 0 & |a| > 0.3 \end{cases} \quad (12)$$

式中 $\frac{MSE_{fts}^h}{MSE_{gm}^h + MSE_{fts}^h}$ 为用 INV-MSE 法确定的 GM(1,1)

模型预测的初始权重, h 为前向时间长度, 即采用过去多少期的均方误差进行拟合效果评价。 MSE_{fts}^h 表示 FTS 模型预测均方误差, MSE_{gm}^h 是 GM(1,1)模型预测均方误差。

$(1 - |\frac{a}{0.3}|)^p$ 为赋予 GM(1,1)模型的权重衰减系数, 是为了防

止较大的 a 而造成 GM(1,1)模型对趋势持续较大增长或下降带来的影响, 取 $|a| = 0.3$ 为界。权重系数 ω 主要有以下特点:

(1) 初始权重反应了两个基本模型对于近几期数据的拟合情况, 对于具有较好拟合的模型赋予了较高的权重。

(2) 考虑了两种模型各自的特点, 对于 GM(1,1)模型在远期预测的效果下降更快的特点, 在初始权重的基础上乘上一个权重衰减系数, 使得 GM(1,1)模型在组合预测所占的比重随时间增长而下降。发展系数 a 越大以及预测未来的期数 p 越大, 组合模型中 GM(1,1)模型所占的比重就越小。

组合模型的具体算法如下:

第一阶段:

步骤 1: 输入要预测的期数 $p = k$, 读取原始数据, 取最近 6-8 期值, 以拟合效果最优为标准试算得最佳期数 h ,

表 1 E190Sf 型号产品回收量

Table 1 Product E190Sf recovery amount

期数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
回收数量	194	209	116	239	246	209	226	288	253	198	253	283
期数	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
回收数量	218	194	119	160	180	203	206	323	266	310	346	257

3.2 预测结果分析

3.2.1 对 E190Sf 型号产品的预测

对于 E190Sf 型号产品的回收量, 先采用 GM(1,1)模型、RGM(1,1)模型以及 FTS 模型进行预测, 结果汇总如表 2 所示。

从单个模型拟合和预测的效果对比来看, GM(1,1)模型

$h \in [6,8]$ 。

步骤 2: 对取得的数据进行光滑性检验, 检验通过, 则进入下一步, 否则, 对原始数列进行平滑处理, 然后对平滑后的数列再进行光滑检验。

步骤 3: 对通过光滑检验的数列进行 GM(1,1)建模预测。

步骤 4: 判断 GM(1,1)模型发展系数 a , 如果 $|a| > 1$, 则可以直接用其他模型比如 FTS 模型预测; 如果 $|a| \leq 1$, 则第一期组合预测结果 $yf(1) = yf_{gm}(1)$, 将发展系数 a , 拟合的均方误差 MSE_{gm} , 预测结果 $yf_{gm}(p)$, $p = 2, 3, \dots, k$ 保存进入下一个阶段。

第二阶段:

步骤 1: 对原始数列进行 FTS 模型训练, 得 FTS 模型的模糊关系矩阵 R , 以及最近 h 期的拟合均方误差 MSE_{fts} 。

步骤 2: 将 $yf(p-1)$, $p = 2, 3, \dots, k$ 模糊化, 计算隶属度, 按照 FTS 模型的计算过程计算得预测值 $yf_{fts}(p)$ 。

步骤 3: 根据 MSE_{gm} , MSE_{fts} , a 计算组合预测的权重 ω 。

步骤 4: 组合预测, 得第 p 期预测值 $yf(p)$ 。

步骤 5: 如果 $p = k$, 停止计算; 否则, 重复第二阶段步骤 2 到步骤 4 过程。

3 数值算例

3.1 数据来源

C 公司是在厦门市的一家以电子产品维修为主要业务的第三方逆向物流服务公司, 主要开展对戴尔、富士康、索尼、三星、英特尔等品牌电子产品的坏件维修测试、技术支持、仓储物流、备件运营等一体化服务。数据全部来自于 C 公司内部的数据库系统中的 C 回收业务实际数据, 本文提取 C 公司目前回收的 57 种显示器业务的相关数据。本文先以该业务中 E190Sf 型号的回收量为例, 介绍模型的计算过程, 具体数据见表 1。按照 C 公司目前的维修用原材料采购周期, 有提前一至三期不等, 所以最多需要预测未来三期的回收, 因此将最后三期值作为预测, 剩下的样本数据作为拟合, 实现上文提到的算法, 并对预测的效果进行比较分析。

的拟合效果远远好于其对近三期的预测效果, 说明 GM(1,1)模型存在着过度拟合的情况, 而 FTS 模型的拟合效果和其近三期的预测效果比较接近。从预测三期的效果指标上对这两个模型的对比显示, 在该产品的预测中, FTS 模型的整体预测效果会比 GM(1,1)模型优。

表 2 E190Sf 单个模型预测效果汇总

Table 2 Summary of single model prediction about E190Sf

预测方法	指标	MAD		MAPE		MSE	
		拟合	三期预测	拟合	三期预测	拟合	三期预测
GM(1,1)		20.30	74.69	7.57%	27.49%	883.57	10028.58
RGM(1,1)模型		20.30	73.17	7.57%	26.94%	883.57	9617.23
FTS		34.07	53.67	18.36%	17.37%	2212.86	3382.40

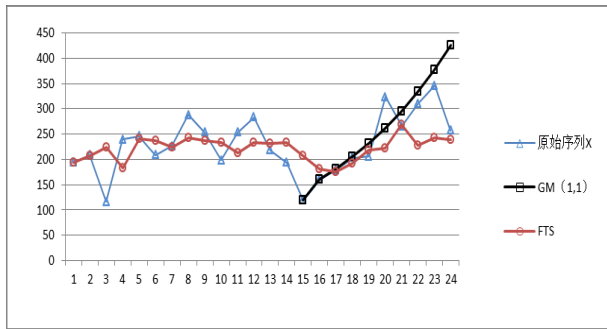


图2 E190Sf 产品回收量预测比较

Figure 2 Comparison of the prediction of E190Sf recovery amount

从图2可以看出，GM(1,1)模型最新的7个样本进行拟合，且通过数据生成弱化了随机的影响，很好的把握短期趋势，得到了较好的短期逼近效果，但是其对序列的趋势性比较敏感，并且一旦序列出现波动，则会很大程度影响效果，很难将预测结果持续到较远的将来。而FTS模型则是尽量采取更多的样本进行训练，吸取了原始序列更多的信息，通过模糊化分散了具体数据扰动影响，对于波动的序列具有较好的适应能力，但是其对序列的趋势把握具有一定的滞后性，短期的逼近效果也没有GM(1,1)那么明显。基于此，构建了一个两阶段的逆向物流电子产品回收预测模型，充分吸取这两个模型的优势，以求达到较好的效果，预测的对比结果汇总如表3所示。

表3 E190Sf 预测结果汇总

Table 3 Summary of E190Sf prediction result

	MAD	MAPE	MSE
GM(1,1)	76.69	27.49%	10028.58
RGM(1,1)模型	73.17	26.94%	9617.23
FTS	34.07 *	18.36% *	2212.86 *
FTS_GM(1,1)	27.33 **	8.67% **	881.69 **

注：**表示最优效果，*表示次优效果。

从表3可以发现，RGM(1,1)模型预测的效果稍微优于GM(1,1)模型，但是其对GM(1,1)模型的改善效果仍然甚微，所以只通过对GM(1,1)预测方式的改变来提高模型的中长期预测能力并不能达到很理想的效果。此外，FTS模型则通过模糊化序列的具体数值，使得模型对于数列细微的扰动反应并不是那么敏感，所以在具有扰动的序列预测当中可以得到相对稳定的结果，在对E190Sf的预测中其效果仅次于两阶段组合模型。而组合模型考虑了GM(1,1)模型的短期优势，又考虑FTS模型的特点，采取了对GM(1,1)模型取下降权重的方式进行组合，充分利用两个模型各自的优势，从而得到相对单个模型更好的结果。

3.2.2 对所有产品的预测

对C公司显示器回收维修业务的57个产品进行了预测，以便验证该方法的适用性。将移动平均法（企业方法）、GM(1,1)、RGM(1,1)、FTS以及组合方法进行了比较，探讨组合方法对于单个模型的预测效果改善情况。通过对五个方法的预测效果进行横向比较，分别统计各个方法预测达到最好效果的产品比例，最终比较结果如图3所示。

通过比较可以看出，在五种方法中，不管是MAD，还是以MSE和MAPE指标判断，文中提出的两阶段组合预测方法都较其他四个方法效果更优，说明其对逆向物流的不

确定性有更好的适用性。由于企业管理决策水平的限制，企业目前采用相对比较简单的移动平均方法的效果是不理想的，具有很大的改进空间。此外，从比较结果也不难发现，并没有哪一种方法能够在所有类型的产品回收预测效果上始终表现最佳。这也说明，真实的状况是复杂多变的，在一个不确定的系统里，回收序列的变化也是多种多样，而每种预测模型都有它的使用局限性，没有任何一种预测方法能够适用于所有产品的预测。

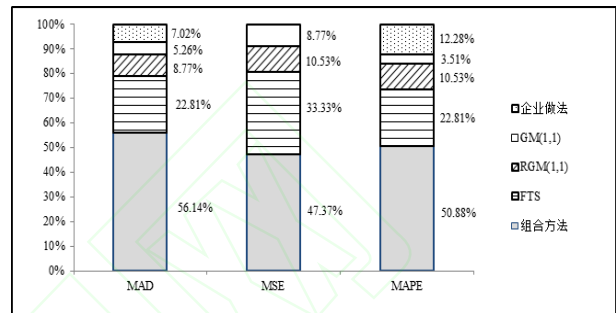


图3 不同方法的比较结果

Figure 3 Comparison of different methods

4 回收预测系统

预测的目的是为了帮助企业决策，通过预测结果来确定企业的物料需求和采购策略，从而提升企业经营绩效。为了更好的提升逆向物流服务企业的回收预测能力，文中提出了以FTS_GM(1,1)组合模型为主，其他预测模型为辅的回收预测系统原型。在实际预测过程中通过对所选择模型的不间断检验反馈，匹配较优的预测模型，以提高对每个产品回收的预测效果，具体的系统原型如图4所示。

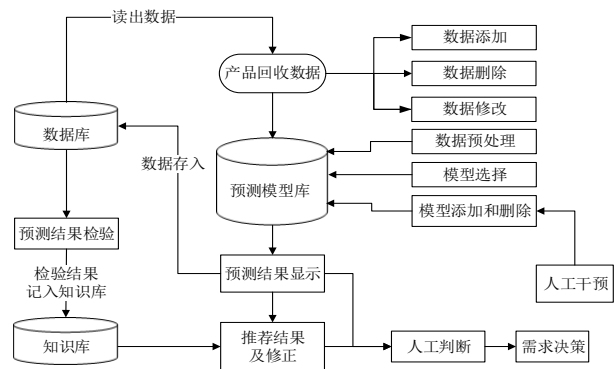


图4 回收预测系统原型

Figure 4 Prototype of recovery prediction system

在系统应用过程中，对于模型的选择，可以通过前期的分析试验，根据业务的特点进行选取。由于C公司的业务是电子产品的回收与维修，具有高度不确定性、数据量少的特点，根据研究结论，由于没有哪一种方法能够在所有类型的产品回收预测效果上始终表现最佳，因此移动平均法、GM(1,1)、RGM(1,1)、FTS和FTS_GM(1,1)等方法都可以作为备选方法。对于数据库中已经存在的产品，在进行预测时，可以根据不同方法的历史预测表现，由知识库推荐预测效果最好的方法。比如对于某已有型号的产品，在最近三次的预测中，都是FTS模型预测效果最好，则系统就会判断为FTS

最能符合该产品目前的回收趋势，在下一轮的预测时就会优先推荐 FTS 的结果。如果每个方法的效果差异不大，则从降低风险的角度考虑，优先推荐 FTS_GM(1,1)模型的预测结果。对于新进入的产品，由于没有之前的预测情况可供参考，而通过数值试验表明 FTS_GM(1,1)模型总体表现上具有最好的效果，可以优先推荐该模型的结果作为决策依据。

5 结论

由于电子产品回收数量具有随机性和模糊性的特点，本研究对于提高第三方维修服务企业科学决策以及运营管理等具有十分重要的意义。文中研究表明，GM(1,1)模型对于短期趋势的把握具有很好的效果，尤其是对于最近一两期的预测，而相对远期的预测则效果不够理想。FTS 模型能够较好的处理逆向物流回收序列的模糊性特点，在中短期预测中具有比较好的效果。而设计的组合预测模型由于能够利用 GM(1,1)模型和 FTS 模型的各自优势，所以在预测中能够取得较之单个预测模型更好的效果，同时也降低单个预测方法带来的决策风险。更重要的现实意义在于对逆向物流服务企业而言，可以根据实际情况通过应用基于不同预测模型的回收预测系统提升预测能力，从而减小维修备件过量采购或者采购不足的风险，同时可以有效的降低备件库存以及提高顾客的响应速度，从而提高公司的整体运营效率和服务质量。

参考文献

- [1] Rogers DS, Melamed B, Lembke RS. Modeling and Analysis of Reverse Logistics[J]. *Journal of Business Logistics*, 2012, 33(2):107-117.
- [2] Kannan G. Fuzzy approach for the selection of third party reverse logistics provider[J]. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 2009, 21(3):397-416.
- [3] Meade L, Sarkis J. A conceptual model for selecting and evaluating third - party reverse logistics providers[J]. *Supply Chain Management*, 2002, 7(5):283-295.
- [4] Pochampally KK, Gupta SM. A multi-phase mathematical programming approach to strategic planning of an efficient reverse supply chain network [C].2003-06-15,S.I.:s.n., 2003:72-78.
- [5] 易俊,王苏生.基于成本-收益分析的逆向供应链网络演化机制分析[J].*管理工程学报*,2013, 27(2):123-128.
Yi J, Wang S S. Network Evolutionary Mechanism of Reverse Supply Chain Based on Cost-benefit Analysis[J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*,2013, 27(2):123-128.
- [6] Pokharel S, Mutha A. Perspectives in reverse logistics: A review[J]. *Resources Conservation & Recycling*, 2009, 53(4):175-182.
- [7] Chen CI, Chen HL, Chen SP. Forecasting of foreign exchange rates of Taiwan's major trading partners by novel nonlinear Grey Bernoulli model NGBM(1,1)[J]. *Communications in Nonlinear Science & Numerical Simulation*, 2008, 13(6):1194-1204.
- [8] Toktay LB, Wein LM, Zenios SA. Inventory Management of Remanufacturable Products[J]. *Management Science*, 2000, 46(11):1412-1426.
- [9] Yang Y, Williams E. Logistic model-based forecast of sales and generation of obsolete computers in the U.S[J]. *Technological Forecasting & Social Change*, 2009, 76(8):1105-1114.
- [10] Bayındır ZP, Erkip N, Güllü R. A model to evaluate inventory costs in a remanufacturing environment[J]. *International Journal of Production Economics*, 2003, s 81-82(1):597-607.
- [11] Brito MPD, Dekker R. Modelling product returns in inventory control-exploring the validity of general assumptions[J]. *International Journal of Production Economics*, 2003, 81-82(1):225-241.
- [12] 吕君,谢家平.基于空间相关性的 WEEE 逆向物流回收预测研究[J].*管理工程学报*[J],2015,29(4):152-161.
Lü J, Xie J P. The Prediction of Returns in WEEE Reverse Logistics Based on the Spatial Correlation[J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*,2015,29(4):152-161.
- [13] Wu CL, Chau KW. Data-driven models for monthly streamflow time series prediction[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2010, 23(8):1350-1367.
- [14] Kusiak A, Li M, Zhang Z. A data-driven approach for steam load prediction in buildings[J]. *Applied Energy*, 2010, 87(3):925-933.
- [15] Londhe S, Charhate S. Comparison of data-driven modelling techniques for river flow forecasting[J]. *Hydrological Sciences Journal*, 2010, 55(7):1163-1174.
- [16] Wang J, Ma X, Wu J, et al. Optimization models based on GM (1,1) and seasonal fluctuation for electricity demand forecasting[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2012, 43(1):109-117.
- [17] Yin MS, Tang HWV. On the fit and forecasting performance of grey prediction models for China's labor formation[J]. *Mathematical & Computer Modelling*, 2013, 57(3-4):357-365.
- [18] Kung LM, Yu SW. Prediction of index futures returns and the analysis of financial spillovers—A comparison between GARCH and the grey theorem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2008, 186(3):1184-1200.
- [19] Qiu W, Liu X, Li H. A generalized method for forecasting based on fuzzy time series[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(8):10446-10453.
- [20] Tsaur RC, Yang JCO, Wang HF. Fuzzy relation analysis in fuzzy time series model [J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2005, 49(4):539-548.
- [21] Cai QS, Zhang D, Wu B, et al. A Novel Stock Forecasting Model based on Fuzzy Time Series and Genetic Algorithm[J]. *Procedia Computer Science*, 2013, (18):1155-1162.
- [22] Uslu VR, Bas E, Yolcu U, et al. A fuzzy time series approach based on weights determined by the number of recurrences of fuzzy relations[J]. *Swarm & Evolutionary Computation*, 2014, 15:19-26.
- [23] He C, Xu X. Combination of forecasts using self-organizing algorithms[J]. *Journal of Forecasting*, 2005, 24(4):269-278.
- [24] Wong KKF, Song HY, Witt SF, et al. Tourism forecasting: to combine or not to combine?[J]. *Tourism Management*, 2007, 28(4):1068-1078.
- [25] Andrawis RR, Atiya AF, El-Shishiny H. Combination of long term and short term forecasts, with application to tourism demand forecasting[J]. *International Journal of Forecasting*, 2011, 27(3):870-886.
- [26] 杨松华,张新育.非负变权组合预测的贝叶斯极大似然估计[J].*预测*,1999(4):58-59.
Yang S H, Zhang X Y. Bayesian Maximum Likelihood Estimation for Nonnegative Variable Weight-changing Combination Forecasting[J]. *Forecasting*,1999(4):58-59.
- [27] 陈华友.基于预测有效度的非负变权组合预测模型研究[J].*运筹与管理*,2001, 10(1): 48-52.
Chen H Y. Research on Combination Forecasting Model with Non-negative and Time-variant Weights Based on Effective Measure of Forecasting Methods [J]. *Operations Research and Management*

- Science, 2001, 10(1): 48-52
- [28] 唐小我,王景.一种新的模糊自适应变权重组合预测算法[J].电子科技大学学报,1997, 26(3): 289-292.
Tang X W, Wang J. A New Fuzzy Adaptive Variable Weighting Algorithm for Combination Forecasting [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China,1997, 26(3): 289-292.
- [29] Elliott G, Timmermann A. Optimal Forecast Combination Under Regim Switching[J]. International Economic Review, 2005, 46(4):1081-1102.
- [30] 李美娟,陈国宏,林志炳.基于漂移度的组合预测方法研究[J].中国管理科学,2011, 19(3): 111-117.
Lin M J, Chen G H, Lin Z B. A Combination Forecasting Model based on Drift[J]. Chinese Journal of Management Science,2011, 19(3): 111-117.

Electronic products returns forecasting system based on a hybrid algorithm

XU Shuting, MIAO Zhaowei, TAN Zhe*, CAI Nengzhao, SHANGGUAN Lili

(School of Management, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: The electronic products have special characteristics such as various categories, short lifecycle, and stochastic sales. It is becoming difficult for the third reverse service provider to forecast the quantity and quality of returns accurately because of the uncertainties of consuming circumstance, using habit and location of recovery, the reverse logistics of electronic products encounter the uncertainties of collecting quantity, collecting time and collecting quality. For the third reverse logistics service provider, improving the accuracy of returns forecasting is crucial to improve its operational efficiency and service quality.

Firstly, this paper introduces the single forecasting models, including GM(1,1), RGM(1,1) and FTS, and analyzes their characteristics and applicable conditions theoretically. The GM(1,1) model has good approximation effect on the latest data, but it is sensitive to the trend of the sequence. The fluctuation of the sequence will greatly affect the forecasting performance. The FTS model can deal with the noise caused by fuzziness in uncertain data and mine more information in the original sequence. It has better adaptability to the fluctuating sequence. However, there will be a certain lag in grasping the trend of the sequence. This paper considers the uncertainty and fuzziness of the quantity of the returns, and proposes a two-period forecasting model FTS_GM(1,1) based on GM(1,1) and FTS to forecast better by utilizing the advantages of each model. In the first period, when the development coefficient of GM(1,1) $|a| \leq 1$, the forecasting value in GM(1,1) is adapted as the forecasting value in FTS_GM(1,1) because of the good approximation effect on the latest data of GM(1,1). After period one (in the second period), the FTS model is introduced because the error of GM(1,1) will increase greatly with the exponential growth of grey interval with the gradual departure from the actual sequence. The forecasting value in FTS_GM(1,1) is the weighted value of the ones in the GM(1,1) and FTS with variable weights. Due to the worse performance of GM(1,1) in the long term, the variable weight of GM(1,1) is influenced both by the initial weight and the weight attenuation coefficient.

In the numerical experiment, this paper collects the historical data of the quantities of the returns in a reverse logistics firm. At first, four forecasting models(GM(1,1)、RGM(1,1)、FTS、FTS_GM(1,1)) are used to make a forecast for one kind of electronic product in the firm respectively, and the results show that FTS_GM(1,1) performs the best. To examine the applicability of FTS_GM(1,1) for other products, five models (moving average model, GM(1,1), RGM(1,1), FTS, FTS_GM(1,1)) are used to make a forecast for all products in the firm respectively. The results also show that FTS_GM(1,1) performs the best in each indicator (MAD、MSE、MAPE) and there is still a lot of room for the performance improvement of moving average method applied in the firm due to the limitation of its management decision level. Also, it is not difficult to find from the comparison results that no method will always perform the best for all types of returns because the sequence of returns quantity is various in an uncertain system due to the complex and changeable situation in practice. Each forecasting model has its limitation, and a single model cannot be applied to all products.

Finally, this paper proposes the returns forecasting system prototype based on FTS_GM(1,1) supplemented with other forecasting models, which can examine the selected models in practice and match the best forecasting model, to improve forecasting performance for different products.

The reverse logistics service provider can improve forecasting performance by selecting the appropriate model in return forecasting system and reduce the risk of over or insufficient purchase of maintenance spare parts. By this way, the service provider will reduce the spare part inventory and accelerate responding speed to improve its operational efficiency and service quality.

Key words: Electronic product; Return forecasting; Hybrid algorithm; System prototype

中文编辑: 杜健; 英文编辑: Charlie C. Chen