

基于某餐饮企业销售数据的需求预测与库存控制

李永泉¹, 雷特²

(1. 武汉大学经济与管理学院, 武汉, 湖北, 430072;

2. 华中科技大学管理学院, 武汉, 湖北, 430074)

摘要: 文章定量分析了某餐饮企业的全年销售收入数据。首先, 找到不同波动水平的数据组, 分析产品特征, 将原材料分为短保质期、中保质期和长保质期, 分别组合成时间序列。其次, 重点研究各类原材料需求数据特征, 选用霍尔特指数平滑法对其时间序列做需求预测模型, 并对需求预测模型使用 Ljung-Box 假设检验。然后, 对餐饮企业库存管理进行优化, 对每一类库存商品设定安全库存和最大最小库存量, 并在数值分析部分, 利用烟类需求预测模型来预测其未来一周的需求量, 并使用相应的库存管理模型, 得出其安全库存、最低库存和最高库存。最后, 结合餐饮企业运营情况, 探究需求数据背后的原因, 并提出一些合理建议提升公司运营管理水平。

关键词: 供应链管理; 库存管理; 时间序列; 需求预测

中图分类号: F253.4

Demand forecasting and inventory control based on sales data of a restaurant

LI Yongquan¹, LEI Te²

(1. Economics and Management School, Wuhan University, Wuhan, Hubei, 430072;

2. School of Management, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei, 430074)

Abstract: This paper analyzes the annual sales of a restaurant. Firstly, by classifying and adding up the sales data, we obtained the data set with different fluctuation levels. We analyzed product characteristics of the data and divide all raw materials into 3 classes: short shelf life, middle shelf life and long shelf life. And we counted each class of raw materials daily demand data. Secondly, we used Holt exponential smoothing to get the raw materials forecasting model and tested the forecasting model. Thirdly, we optimized the inventory by giving the safety stock and the maximum-minimum inventory management model for each class of stock goods. In the numerical analysis section, we used the cigarette forecasting model to predict demand of the next week, and calculated the safety stock and minimum-maximum inventory. At last, we searched the reasons of the demand pattern, and offer some reasonable proposals to enhance the restaurant's behavior.

Key words: Supply Chain Management; Inventory management; Time series; Demand forecasting

0 引言

社会上存在大量中小型餐饮企业, 产品同质化严重, 顾客忠诚度低, 导致行业竞争激烈, 面临需求不确定性的困扰, 运营管理混乱, 特别是库存管理中经常会出现缺货等情况。需求不足的时候会有大量剩余库存, 但为保证产品的质量, 要对多余的新鲜材料进行废弃处理; 需求充足的时候库存又会面临不足的状态, 需要让供应商紧急送货, 导致其成本高居不下不利于企业健康发展。

面对武汉某餐饮企业的实际问题, 本文研究如何根据企业运营数据, 预测餐饮需求, 改

基金项目: 国家自然科学基金 (71101057); 教育部博士点基金新教师基金 (20100142120058)

作者简介: 李永泉 (1981-), 男, 副教授, 主要研究方向: 供应链管理, 库存管理, 需求预测等. E-mail: yq.li@whu.edu.cn

善库存管理，提高企业绩效。

45

1 研究背景

1.1 背景分析

本文所研究的餐饮公司在武汉地区经营多年，其地处武汉著名商圈，拥有大约 100 余万的庞大潜在消费群体。餐饮公司单店运营，经营规模中等，全公司有员工 40 余人，近年销售额维持在 130 万上下，年净利润 20 余万元。经营产品主要以鄂菜为主加上部分川菜，并会在一段时间会更新菜品，但总产品数量维持五十多种。产品价格主要维持在中等消费水品，价格区间维持在 20~60 元之间。

除在同一区域的七、八家高档餐馆酒楼以外。餐饮公司在这一地区中低端市场上拥有众多的竞争者，行业竞争压力巨大。公司除几个特色产品以外，其他产品同质化严重，导致前期行业竞争主要价格竞争，公司和产品经过多次价格竞争洗牌重新定位，现公司产品价格在经营区域具有一定优势。

餐饮公司想进一步通过信息化改造来降低运营成本，提高管理效益。所以在近年，公司逐步上马信息系统项目。目前公司信息系统基本作用在于：记录产品销售情况，准确记录产品品名、销售量和销售时间；客户反馈情况，记录客户对产品意见和产品退单的原因，有利于改善产品品质和创新产品类别；通过信息系统向厨房下达订单，服务员通过信息系统记录下客户所需产品、客户台号和下单时间，通过特殊软件自动算出最优上菜顺序，将做菜顺序通过厨房电子板告知厨师，合理安排产品出产时间和顺序，最大化的满足客户需求。

1.2 研究意义

从供应商的议价能力、购买者的议价能力、新进入者的威胁、替代品的威胁和行业现有竞争者的竞争等方面来分析餐饮行业竞争战略，可知餐饮行业的竞争十分激烈，特别是中下层次的餐饮公司：利润空间压缩的所剩无几，市场趋于成熟，市场产品和服务几近相同而且价格相对较低，消费者替换成本很低导致的需求的不确定等。

在如此竞争的背景下，公司的技术优势不仅要体现在餐饮设备和客户服务上，更要体现在规范运营的管理技术上，包括需求预测、库存管理和采购流程优化。研究其公司的运营管理技术十分关键，因为其他的技术优势可以通过花费一定资金办到，如购买先进的设备和引进高级厨师，但是管理技术不仅仅是资金上的投入，更是需要高层领导的大力支持和员工的持续改进，再加上科学的分析和优化才能得以实现。

运营管理技术的改进首先在于立足公司信息系统，对现有数据的进行合理运用和分析，在其中发现需要改进的问题和应该保持的优势，并对各个业务流程提出合适的优化建议以支持公司运营管理的科学决策。

随着市场经济的不断深入改革和发展，餐饮企业的成本——有形成本和无形成本，将会呈现出长期上升趋势。餐饮行业企业不能再单单依靠低成本和廉价劳动力使得企业生存和发展，而是应该依靠企业经营者提高企业创新水平、加强企业科学管理，当经营者面对一系列企业发展问题时应该作出科学、正确的决策，从而降低运营成本增加企业利润。

80 1.3 研究结构

本文考虑的是多个供应商、一个制造商和无数个消费者的供应链。零售价格由消费市场决定,供应价格由供应市场决定的条件下,制造商即餐饮公司如何通过销售数据分析,找到合适的销售预测模型,从而优化公司库存管理。

85 通过公司信息系统收集大约一年左右的销售数据。首先将数据进行整理,通过分析总销售收入将不同水平的数据归为一类统计,同时按照产品类别统计其每天的销售数量;然后根据权威美食网站和书籍来获得相关产品所需原材料的用量,这里的原材料是指用量超过 50 克的材料,另外为了便于计算,其他低于这个用量的材料基本忽略不计;最后按照每天横向统计所涉及原材料的总用量,可以得到每种原材料总用量的时间序列;画出原材料的时间序列图形,根据对不同水平的数据运用霍尔特指数平滑法来对其时间序列做出需求预测,最后
90 得出拟合的方程和拟合图形。然后根据公司库存本身优点和局限性,再结合原材料需求和储存特点,优化现有的库存管理方法,希望可以提高公司库存管理绩效和降低库存管理成本。

2 文献综述

2.1 预测相关文献

95 在宏观商业层面上,预测所关注的问题是是否能够建立一个新的加工厂,这其中要考虑的是未来客户需求,相关产品价格和成本,特别是未来的盈利能力。在微观商业层面上,其关注的就是产品数量,销售量以及可以满足特定客户服务水平的安全库存数量。无论哪种层面的预测行为都是在考虑度量预期风险和收益。

100 预测都以过去的和现在的数据信息为基础,整理分析这些数据并找到其中的联系,构建统计模型来预测未来的情况。预测问题中有几个方面问题需要考虑:预测的对象,预测的方法,预测数据的来源等。这几个不同方面问题的组合就是一个个的预测模型。

预测对象具有不同的特性,会导致运用不同的预测方法。在研究备件产品时,发现它具有需求非连续性、在需求来临时所需求很大、单个备件价值高和缺货导致的机会成本很大等特性。前人对其研究也多是关注与其库存模型的建立,但准确的预测模型对于库存控制很关键。
105 Hua 和 Zhang^[1]就是关注的备件需求预测模型,并研究出了一个合适的方法来预测备件的间断性需求。另一部分部分学者关注时令性商品的预测和库存管理。

不同的预测方法会给所需解决问题带来不同的解决办法。Gardner 和 McKenzie^[2]将指数平滑法重新设计以使其能够预测只具有趋势的极度不稳定的时间序列。Kalekar^[3]和 Billah^[4]等人分别总结了不同时间序列预测时,如何选择相应指数平滑法的方法问题。

110 Johnston 和 Harrison^[5]则认为传统的带有季节性的线性增长的预测系统就不能很好的排除掉极端值的影响,并有可能产生一个错误的预测。他提出了动态线性模型的框架来解决以上问题,这个模型中包含了增长因素、季节因素和异常天气等外部因素的影响。动态线性模型可以根据这些外部因素做出自我调整,已达到更好的预测结果。

115 公司为避免新产品导入市场时的失败会寻求不同来源的预测信息。在获取信息的时候是要花费成本的,公司需要决定花多大的费用在获取相关信息上。在战略层面上考虑这个决策十分重要,以为投资不足可能会导致缺乏产品收益的相关知识,这个反过来又会导致要么引入一个总是亏损的产品或者毁掉一个具有活力希望的产品到一个市场中。Li 和 Zhu^[6]使用决

策模型以研究对新产品引入的信息获取问题。

2.2 库存相关文献

120 库存管理之所以复杂,是因为它其中涉及所需决策的物品太多,和随之带来的约束条件(有限预算、供应商自身限制、期望的客户服务水平等)等问题会使得其处理起来很复杂。但是弄清楚这些复杂性无外乎是要解决库存管理中的三个问题:如何决定库存检查周期,决定什么时候补货以及需要补多少货(Silver^[7])。

125 Korpela 和 Tuominen^[8]认为基于生产计划、运输计划和库存水品的需求预测方法是库存管理的关键问题,传统上预测方法包括时间序列方法和因果分析法。作者在文中运用基于APH 的预测方法,这种方法比起其他传统方法优势体现在预测过程中既包含了有形的因素,也包含了无形的因素,并可以对环境因素的未来发展做出预测。

以上都是认为预测方法对库存管理造成影响,其实库存管理本身也会对自己造成影响。DeHoratius 和 Raman^[9]研究了库存信息记录不准确对库存管理的影响,分析了造成库存记录130 不准确的原因并定量的确定了各种原因的影响程度,同时给出了经验分析。

库存管理方法也因为不同商品而不同。销售期短的商品库存管理存在难度, Schary 和 Hartung^[10]利用一个状态变量的动态规划问题来解决时装商品的库存问题。Toktay 和 Wein^[11]以柯达一次性相机为例提出了对再制造产品的库存管理。对可重复利用的产品需要采购新的部件,在这个相机逆向物流系统中充满了不确定性和不可观察性。作者们运用闭合排队网络135 对系统构建模型,并通过实际数据检验了模型。Koehler 和 Snyder^{[12], [13]}通过利用指数平滑法对库存做预测来管理库存水平,将提前期的总需求预测分布函数通过引导的方式得出。

对于商家而言,顾客是需要多种商品的,只有这样才能满足其需求。在定义顾客服务水平平时考虑到需求替代性将会影响到商品的储存和对于每件商品的最有库存水平。进一步而言,当一个确定商品没有库存时,其结果会使其替代品的需求增加,这样就会影响其最优库存。140 Smith 和 Agrawal^[14]研究出了一种能够考虑替代影响的概率需求模型和选择商品库存水平的方法以便最小化总的期望利润。Mieghen 和 Rudi^[15]则提出了报童网络模型,即考虑了多种产品、多过程和多库存节点,并且研究了如何从单周期延伸到动态环境中。

2.3 供应链环境下的预测与库存管理文献

Fisher 和 Hammond^[16]研究了在全球竞争越发紧张的情况下,制造商和零售商对于其销145 售量的预测、产品制造计划越来越难制定,而且准确性很难把握。随之伴随的成本也逐渐增加,为应对这个问题,许多管理者转而求助于快速相应系统、即时库存系统和 MRP 等,但效果都不是很明显。在此基础之上,他们提出了准确响应的概念,其考虑了流失掉的销售机会,使用历史数据和专家意见以区别可预测的产品。通过这个方法来改进其预测和重构他们的计划流程,以最小化不准确的预测所带来的影响。

150 Fisher^[17]也认为只有为不同的产品配备合适的供应链类型,才能更好的适应全球化的竞争。在不同的供应链管理策略中需求预测一直扮演着十分重要的角色。但各种预测技术有其自身的优点和缺点,这就驱使人们开发出一种结合了不同预测技术和各自优势的混合预测系统。Aburto 和 Weber^[18]提出自回归结合移动平均模型和神经网络法来对需求做预测。

3 产品原材料需求时间序列模型

3.1 问题描述

由于是根据实际存在的公司作分析,问题描述以实际情况为主。餐饮公司处在一个多供应商和多消费者的供应链中。在供应链的前端,餐饮公司面对复杂的不确定的需求水平;在供应链的中后端,供应市场虽然可以看成完全竞争市场,供应的原材料价格透明并且供应量充足,但是面临库存的压力——时令蔬菜、鲜活鱼类和肉蛋类不易于长时间保存,由于餐饮公司经营环境的客观因素,又不允许有大量库存出现,处置腐败变质的原材料和购置多余的冷藏设备会增加公司经营成本。

公司运作以利润最大化为主要目标,应对不确定的需求水平和日益增加的库存成本是餐饮公司提高利润的唯一而且显著的办法。收集餐饮公司过往一年的经营销售数据,对销售数据中的产品进行分析,从而确定产品原材料用量并找到合适的原材料需求预测模型来预测未来某段时间的需求,进而可以优化采购方式并提高库存管理水平,对于公司科学决策是有很深远的实际意义的。

3.2 数据整理与分析

这家公司对其自身的信息系统运营成熟,通过信息系统收集使用 2011 年 1 月 1 日到 12 月 31 日全年销售收入数据,公司除了过年期间关门歇业放假三天外(2011 年 1 月 23 日-25 日公司停止运营没有销售收入),全年销售数据记录完整,并且也没有出现影响公司运营的重大事件。综上所述可知剩下 362 天的数据可供后续分析使用。

另外通过研究发现,公司销售大约五十多种产品。对这五十多种产品进行仔细研究可以发现,所有产品可以分为大致三类:素类单一产品、荤素混合产品和荤类单一产品。

素类单一产品是以蔬菜原材料作为主料的产品,这类产品共有二十余种;荤素混合产品是指以荤食原材料为主、素食原材料为辅的产品,荤素原料用量比例大约是 3:7。此类荤素混合产品有十四于种,其中以青椒作为辅料的有六种,以土豆和萝卜作为辅料的各有两种,以芋头、毛豆、韭菜和西红柿等作为辅料的分别为一种;荤类单一产品是指产品中荤食原材料用量比例占据 8 成以上。为了便于计算,在荤类单一产品中用到的素食原材料用量忽略不计。这类荤类单一产品有二十于种,其主要用料可以大致分为猪肉、牛肉、鱼肉、鸭肉、鸡蛋和少量鸡肉。

通过前面的产品分类分析后,首先将销售数据中具体的产品对应不同的产品分类进行归类;然后,再分别分析不同产品分类中产品所用原材料的种类,并且通过权威美食书籍和网站提供的相关原料用量情况,进而确定产品原材料的用量;最后,将同种原材料用量汇总得出相关原材料需求时间序列。

通过后面章节提供的时间序列图可以看出,总销售收入在年头年尾时间段中波动幅度较大,年中时间段销售收入略有下降。并且在总销售收入中发现不同波动水平的数据组,将数据按照不同波动水平进行分组预测,可以提高预测精度。

在短保质期原材料中选取猪肉原材料,它们的需求时间序列都是呈现年头年尾放量增加,并且波动加大的态势,但在年中时间里需求量逐渐下降并趋于平稳。中保质期原材料中选取的是青椒原材料,其需求时间序列呈现年头高位横向波动,年中略微下降,年尾又有逐步上升的趋势。在长保质期原材料研究中选取的是烟类产品进行分析,烟类需求时间序列年

头年尾波动较大，其他时间较为平缓。以上为粗略讨论各类原材料全年数据特点，后面章节中将会展开具体分析。

195

4 数据分析与预测模型

4.1 分析方法简述

通常，时间序列受三种因素的影响：趋势因素、季节因素和不规则因素。霍尔特 (Holt) 指数平滑法是一种线性指数平滑方法，其主要用于没有季节因素影响的时间序列模型。该方法的优点是不用二次指数平滑，而对具有趋势变动的时间数列直接用不同的平滑参数对原序列的两种因素进行平滑，具有很大的灵活性。因此，在实践中霍尔特指数平滑法被广泛地应用。

200

霍尔特指数平滑法中 α 参数是估计当前时间点的水平参数和 β 参数是估计斜率参数，这两个参数都介于 0 到 1 之间，并且当参数值越接近于 0，说明大多数近期观测值占据预测更小的权重。

205

霍尔特指数平滑法有两个基本公式分别是对时间数列的两种因素进行平滑，它们是：

$$b_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(b_{t-1} + a_{t-1}) \quad (4-1)$$

$$a_t = \beta(b_t - b_{t-1}) + (1 - \beta)a_{t-1} \quad (4-2)$$

要计算 b_t ，我们要取公式 (4-1) 中两个量的加权平均数：

210

(1) y_t 是从当前周期开始计算的周期 t 基准的估计值；

(2) $(b_{t-1} + a_{t-1})$ 是基于先前数据的周期 t 的基准估计值。

要计算 a_t ，需要计算公式 (4-2) 中两个量的加权平均数：

(1) 从当前周期起趋势估计，由从周期 $t-1$ 到周期 t 的平滑基准的增加量给出；

(2) a_{t-1} 是先前估计的趋势值。

215

预测公式如下：

$$\hat{y}_{t,T} = b_t + a_t T \quad (4-3)$$

公式中： α 、 β 为平滑参数； y_t 为实际观察值； T 为外推预测时期数。式 (4-1) 是对时间数列趋势因素的平滑式，是利用前一期的趋势值 a_{t-1} 直接修正平滑值 b_t ，即将 a_{t-1} 加上前一期平滑值 b_{t-1} 上，这就消除了滞后的影响，并使得 b_t 近似达到最新数据值；式 (4-2) 是对时间数列增量的平滑式，是用来修正趋势值 a_t ，趋势值用相邻两次平滑值之差来表示，由于随机性，可以利用平滑系数 β 对两次相邻的平滑值之差进行修正，并将修正值加上前期趋势值的估计值乘以 $(1 - \beta)$ 。

220

4.2 总销售收入预测模型

通过统计每天总销售收入，R 统计语言画出销售收入时间序列，如图 1 所示。

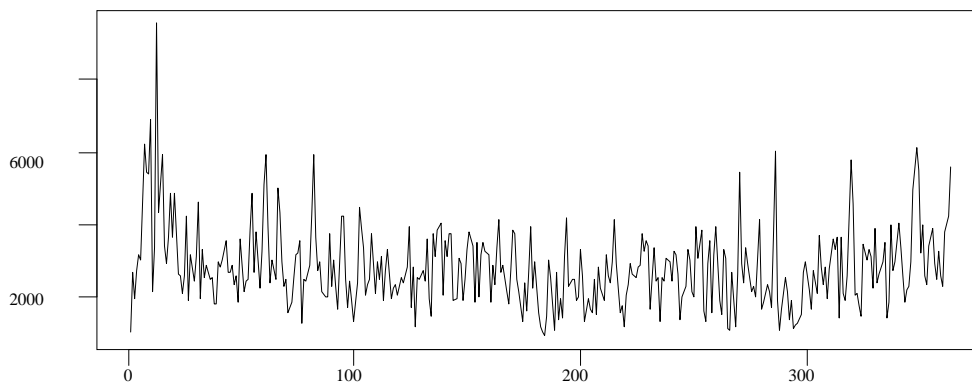


图 1 销售收入时间序列

Fig 1 time series of sales income

观察图 4-1 可以看出除年头和年尾波动的幅度更大外, 全年的每天销售收入基本上维持在一个[2000, 6000]元的区间上下波动。我们可以试想全年的销售收入时间序列中是否存在不同的波动水平, 即是否存在因为每周的不同所导致不同的销售收入水平, 并将类似水平的每周数据归为一类做出时间序列进行统计分析。

首先将全年的销售收入数据按周一到周日归类, 然后并利用成对 t 检验的方法来判断周一到周天, 这七组销售收入的平均值在统计上是否有差别。假设检验如下:

H_0 : 周 i 与周 j 的平均值在统计上没有差别 ($i, j=1, 2, 3, \dots, 7$, 且 $i \neq j$)

H_a : 周 i 与周 j 的平均值在统计上有差别 ($i, j=1, 2, 3, \dots, 7$, 且 $i \neq j$)

表 1 每周总销售收入的成对 t 检验值

Table 1 paired t-test of weekly sales income

t / p	周一	周二	周三	周四	周五	周六	周天
周一	0.00/1	0.97/0.332	1.06/0.291	1.16/0.25	-1.14/0.259	-2.27/0.026	-3.070/0.003
周二		0.00/1	0.07/0.943	0.12/0.903	-2.22/0.029	-3.57/0.001	-4.51/0.00
周三			0.00/1	0.05/0.962	-2.34/0.022	-3.73/0.00	-4.72/0.00
周四				0.00/1	-2.50/0.014	-4.01/0.00	-5.06/0.00
周五					0.00/1	-1.06/0.292	-1.83/0.007
周六						0.00/1	-0.80/0.427
周天							0.00/1

从表 1 可以看出周一数据与周二到周五这四组数据在统计学上可以划归为一类, 而星期六数据和星期日数据是为一类, 因为成对 t 检验后的 p 值都是大于置信水平 0.05 的, 因此无法拒绝 H_0 假设。

但是周五的销售数据既同周一的数据显著, 又和周六的数据显著, 所以这时出现分组上的困惑。然而从上表可以看出周一数据和周五数据的 T 值为-1.14, 周五数据和周六数据的 T 值为-1.06, 在统计意义上周五数据和周六数据更加相似些, 而且周五数据同周二到周四这

三组数据的 p 值上都是不显著的。观察各周散点图（图 4-2 所示）可以发现，周一到周四是在图上可以归为同一波动水平的数据，而周五到周天在图上可以归为另一波动水平的数据。

并且从实际意义上来讲，将周五归为周末时间段也是合理的，并且时间上也有个连续性。所以，将一个星期七天划归为两组数据水平，周一到周四为一个数据组，周五到周天是另外一数据组。

（1）不分组情况下总销售收入预测模型

现在求出不分组情况下总销售收入的时间序列预测模型。通过 R 软件计算出预测模型两个参数分别为 $\alpha = 0.388$ ， $\beta = 0.175$ 从而得到销售收入时间序列预测模型为 $\hat{y}_{t,T} = 202.87 + 4305.82T$ 。

模型检验：

本文采用 *Portmanteau* 检验方法中的一种叫 *Ljung - Box* 检验。其原理是通过检验预测模型得出的预测值同样本内原始值的预测误差，在延迟 1-20 阶时是否是非零自相关的，如果出现过多的非零自相关预测误差说明预测模型还可以被进一步优化。

销售收入模型检验中零假设与备选假设为：

H_0 ：样本内预测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的

H_a ：样本内预测误差在滞后 1-20 阶时不是非零自相关的

在 R 语言中创建一个相关图，进行 *Ljung - Box* 检验，检验结果为在自由度为 20 的情况下 $\chi^2 - squared = 30.8211$ ，预测误差检验值 $p - value = 0.0576$ 。其 p 值为 $0.0576 \geq \alpha = 0.05$ ，无法拒绝 H_0 ，即不足以证明样本内预测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的。

（2）将全年销售收入数据按照不同水平进行分组后的总销售收入预测模型

把总销售收入时间序列中的周一到周四数据划分到一起，并命名为 A 组，将周五到周天数据划分到一起，并命名为 B 组，然后并通过 R 软件分别求出两组的预测模型的参数。A 组预测模型参数分别为 $\alpha = 0.30$ ， $\beta = 0.14$ ，预测模型为 $\hat{y}_{t,T} = 109.28 + 3782.44T$ ，并画出拟合图形；B 组预测模型参数分别为 $\alpha = 0.6$ ， $\beta = 0.21$ ，预测模型为 $\hat{y}_{t,T} = 64.71 + 3858.28T$ 。

通过以上检验方法，得出 A 组模型预测误差检验值 $p - value = 0.5357 \geq \alpha = 0.05$ ，预测模型通过假设检验；同样，B 组模型预测误差检验值 $p - value = 0.9994 \geq \alpha = 0.05$ ，预测模型也通过了假设检验。但是，这时得出的 A 组和 B 组预测误差检验值都要优于不分组时得出的预测误差检验值，说明按照分组情况下得出的预测模型更为准确，同时也证明按照不同星期销售收入情况对数据进行的分组研究和预测是合理的。

4.3 各类原材料预测模型

研究以下各类原材料预测模型时，首先将原材料按照实际情况分为短保质期原材料、中保质期原材料和长保质期原材料三大类别。通过以下两个方面原因选择三大类原材料中应该研究的具有代表性的原材料种类：（1）对销售额的贡献度。各原材料相对于同类别的原材料对销售额的贡献度越大，此原材料就越应该研究；（2）数据丰富性。有些产品被消费的少导致数据量不够，稀少的数据是不利于研究的展开的。这也从侧面上体现这类产品的原料

对销售额的贡献度不大；（3）所选原材料生产出来的产品必须具有广泛的代表性。

通过以上三点原因，选出猪肉短保质期原材料的研究对象；中保质期原材料中仅有青椒是对每天销售收入贡献度较大的原材料；长保质期原材料中烟、酒和茶类是对每天销售收入贡献度较大的商品。

（1）猪肉需求预测模型

在各类原材料中猪肉是涉及产品最广泛的肉类原材料，其产品涉及到毛氏红烧肉、青椒肉丝、川香回锅肉、农家小炒肉等产品生产，有荤类单一产品两种，荤素混合产品有十五种。猪肉原材料需求量数据丰富完整，对分析肉禽类原材料需求特征和确定其预测模型极为有利。画出猪肉每天总消费量时间序列图，如图 2 所示。

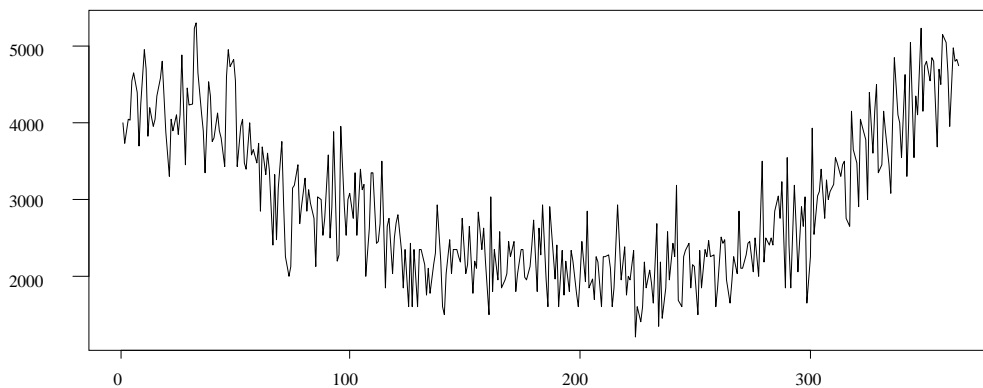


图 2 猪肉消费量时间序列

Fig 2 time series of pork consumption

从图 2 可以看出猪肉总消费量呈现两头高中间低的走势。在[100, 280]天的时间区间中，猪肉总消费量基本位于日消费[1500, 3000]克的区间中波动，产生此类原因在于天气炎热，消费者对于猪肉消费欲望降低而导致；而在[0, 100]天和[280, 360]天这两个时间区间里，前者时间段里猪肉日总消费量高位平稳震荡，后者时间段里其日消费量逐渐放量攀升。在产品价格变动不大的情况下，可能是由于天气较为寒冷和年尾过节等因素影响，拉高了猪肉总消费量。

现在将猪肉全年消费量数据按照星期一到星期四的时间顺序依次拣出排列成时间序列，并将其重新整合的数据命名为 A 组；将数据按照星期五到星期天的时间顺序依次拣出并排列成时间序列，并将其命名为 B 组。

通过霍尔特指数平滑法计算出的 A 组数据预测模型两个参数分别为 $\alpha = 0.214$ ， $\beta = 0.146$ ，从而得到 A 组需求时间序列预测模型为 $\hat{y}_{t,T} = 16.63 + 4804.54T$ 。

通过霍尔特指数平滑法计算出的 B 组数据预测模型两个参数分别为 $\alpha = 0.405$ ， $\beta = 0.239$ ，从而得到 B 组需求时间序列预测模型为 $\hat{y}_{t,T} = 34.03 + 4901.51T$ 。

模型检验：

猪肉 A 组数据或 B 组数据需求预测模型检验中的零假设与备选假设为：

H_0 ：样本内预测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的

H_a ：样本内预测误差在滞后 1-20 阶时不是非零自相关的

猪肉 A 组数据在 R 语言中进行 *Ljung - Box* 检验, 检验结果为在自由度为 20 的情况下 $\chi - squared = 19.3282$, 预测误差检验值 $p - value = 0.5006$ 。通过检验可知, A 组数据预测模型所得到的 p 值为 $0.5006 \geq \alpha = 0.05$, 因此无法拒绝 H_0 假设, 即不足以证明样本内预测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的。由以上两点说明, 通过霍尔特指数平滑法做出的猪肉 A 组数据需求预测模型是较为准确的。

猪肉 B 组数据在 R 语言中进行 *Ljung - Box* 检验, 检验结果为在自由度为 20 的情况下 $\chi - squared = 15.5969$, 预测误差检验值 $p - value = 0.7413$ 。通过检验可知, B 组数据预测模型所得到的 p 值为 $0.7413 \geq \alpha = 0.05$, 因此无法拒绝 H_0 假设, 即不足以证明样本内预测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的。由以上两点说明, 通过霍尔特指数平滑法做出的猪肉 B 组数据需求预测模型也是较为准确的。

(2) 青椒需求预测模型

蔬菜原材料中青椒涉及九种产品的生产, 素食单一产品有三种, 荤素混合产品有六种, 是所有蔬菜类中使用最为广泛的原材料。丰富的产品种类使得青椒消费总量数据丰富便与研究, 并且可以从中发现各种产品销售量此消彼长对青椒总消费量的影响, 研究青椒的时间序列具有广泛的代表性。画出青椒每天总消费量时间序列图, 如图 3 所示。

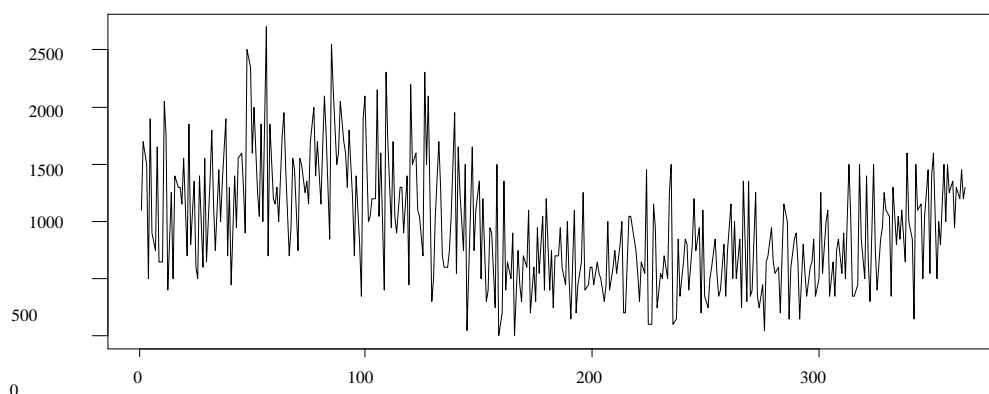


图 3 青椒消费量时间序列

Fig 3 time series of green pepper consumption

观察图 3 可以发现在大约[1, 100]天的区间里青椒总消费量是呈现横向波动, 虽然青椒消费总量在个别时间里突然放量, 但总体上还是在[500, 2200]克的区间上下波动; 在大约[100, 290]天的时间段里, 青椒消费总量呈现逐步震荡下降并趋于水平波动的态势, 除波动下降致使消费量不稳定外, 青椒总消费量基本在[300, 1500]克区间中横向波动, 造成这种情况的原因可能在于, 武汉在此时间段天气炎热, 消费者对辛辣食物和肉类食物消费欲望减弱, 致使青椒总消费量走低并在地位徘徊; 在大约[290, 300]天的时间区间里, 青椒总消费量又有缓慢波动上升趋势, 从图中明显可以看出青椒最低的总消费量逐渐上升, 可能是因为天气气候逐渐转寒, 消费者对青椒消费欲望又一次加强致使青椒总消费量逐渐攀升。

现在将青椒全年消费量数据按照星期一到星期四的时间顺序依次拣出排列成时间序列, 并将其重新整合的数据命名为 A 组; 将数据按照星期五到星期天的时间顺序依次拣出并排列成时间序列, 并将其命名为 B 组。

340 通过霍尔特指数平滑法计算出的 A 组数据预测模型两个参数分别为 $\alpha = 0.184$, $\beta = 0.183$, 从而得到 A 组需求时间序列预测模型为 $\hat{y}_{t,T} = 49.74 + 1699.84T$ 。

通过霍尔特指数平滑法计算出的 B 组数据预测模型两个参数分别为 $\alpha = 0.142$, $\beta = 0.414$, 从而得到 B 组需求时间序列预测模型为 $\hat{y}_{t,T} = 91.95 + 1687.88T$ 。

模型检验:

345 青椒 A 组数据或 B 组数据需求预测模型检验中的零假设与备选假设为:

H_0 : 样本内预测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的

H_a : 样本内预测误差在滞后 1-20 阶时不是非零自相关的

青椒 A 组数据在 R 语言中进行 *Ljung-Box* 检验, 检验结果为在自由度为 20 的情况下 $\chi-squared = 23.5861$, 预测误差检验值 $p-value = 0.2609$ 。通过检验可知, A 组数据预测模型所得到的 p 值为 $0.2609 \geq \alpha = 0.05$, 因此无法拒绝 H_0 假设, 即不足以证明样本内预测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的。由以上两点说明, 通过霍尔特指数平滑法做出青椒 A 组数据需求预测模型是较为准确的。

青椒 B 组数据在 R 语言中进行 *Ljung-Box* 检验, 检验结果为在自由度为 20 的情况下 $\chi-squared = 17.1921$, 预测误差检验值 $p-value = 0.6405$ 。通过检验可知, B 组数据预测模型所得到的 p 值为 $0.6405 \geq \alpha = 0.05$, 因此无法拒绝 H_0 假设, 即不足以证明样本内预测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的。由以上两点说明, 通过霍尔特指数平滑法做出的青椒 B 组数据需求预测模型也是较为准确的。

(3) 烟类需求预测模型

360 餐饮公司为消费者提供的是同一品牌的五种不同类别的香烟, 综合统计这五种不同类别的香烟, 并画出烟类总消费量时间序列, 如图 4 所示。

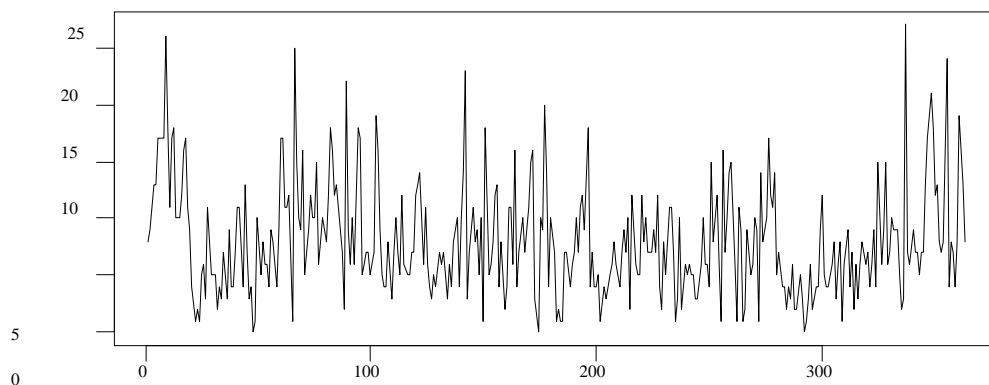


图 4 烟类消费量时间序列

Fig 4 time series of cigarette consumption

365 观察图 4 烟类全年需求时间序列, 烟类全年日消费量横向上下波动变化剧烈, 但大体上维持日消费量[5, 10]包之间; 在年头和年尾的时间段里, 烟类日消费量波动较为激烈。

现在将烟类全年数据按照星期一到星期四的时间顺序依次拣出排列成时间序列, 并将其重新整合的数据命名为 A 组; 将数据按照星期五到星期天的时间顺序依次拣出并排列成时

间序列，并将其命名为 B 组。

通过霍尔特指数平滑法计算出的 A 组数据预测模型两个参数分别为 $\alpha = 0.415$ ，
370 $\beta = 0.059$ ，从而得到 A 组需求时间序列预测模型为 $\hat{y}_{t,T} = -0.07 + 6.82T$ 。

通过霍尔特指数平滑法计算出的 B 组数据预测模型两个参数分别为 $\alpha = 0.533$ ，
 $\beta = 0.260$ ，从而得到 B 组需求时间序列预测模型为 $\hat{y}_{t,T} = 0.20 + 14.86T$ 。

模型检验：

烟类 A 组或 B 组数据需求预测模型检验中的零假设与备选假设为：

375 H_0 ：样本内预测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的

H_a ：样本内预测误差在滞后 1-20 阶时不是非零自相关的

烟类 A 组数据在 R 语言中进行 *Ljung-Box* 检验，检验结果为在自由度为 20 的情况下
 $\chi-squared = 17.1168$ ，预测误差检验值 $p-value = 0.6454$ 。通过检验可知，A 组数据预
测模型所得到的 p 值为 $0.6454 \geq \alpha = 0.05$ ，因此无法拒绝 H_0 假设，即不足以证明样本内预
380 测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的。由以上两点说明，通过霍尔特指数平滑法做出的
烟类 A 组数据需求预测模型是较为准确的。

烟类 B 组数据在 R 语言中进行 *Ljung-Box* 检验，检验结果为在自由度为 20 的情况下
 $\chi-squared = 18.5235$ ，预测误差检验值 $p-value = 0.5530$ 。通过检验可知，B 组数据预
测模型所得到的 p 值为 $0.5530 \geq \alpha = 0.05$ ，因此无法拒绝 H_0 假设，即不足以证明样本内预
385 测误差在滞后 1-20 阶时是非零自相关的。由以上两点说明，通过霍尔特指数平滑法做出的
烟类 B 组数据需求预测模型也是较为准确的。

5 基于预测的库存优化

5.1 餐饮公司库存原材料分析

390 餐饮公司产品的原材料基本可以分为三大类：（1）短保质期原材料。这类原材料保质
期大约为 1-3 天，其主要包括各种蔬菜原材料、新鲜活鱼和各种肉蛋类；（2）中保质期的
原材料。可以通过冰柜冷藏等方式适当延长其保质期，通常在其自身保质期的基础之上可以
延长到大约 3-7 天左右，这类原材料包括常见非叶子类蔬菜，如土豆和青椒等；（3）长保
质期的其他物品。这类物品只要保存得当，比如远离明火或者潮湿等条件，其本身具有很长
395 的保质期，大约有 150-300 天左右的保质期，这类产品包括烟、酒和茶叶等商品。

运用 ABC 库存管理方法来管理餐饮公司库存：

（1）将短保质期原材料划归为 A 类库存商品。因为这类产品在销售额中所占比例较大，
如果缺货会导致较高的销售流失成本。另外，类原材料的存储成本也很大，比如由于经营场
地的限制，只能少量的维持活鱼数量，而且为了保证鱼类鲜活，需要定时更换清水、清洗鱼
400 缸和提供氧气等；各种肉类和蛋类原材料，需要放置于零度的冰柜中恒温冷藏来保持材料的
新鲜，这些管理都会无形的加大 A 类库存商品的库存成本。

（2）将中保质期原材料划归为 B 类库存商品。首先，这类原材料主要是作为配料使用，
也有少量的用作单一产品生产，这类原材料所产生的价值比较低，所产生的销售额占比较低；

然后，在对这类原材料的管理中要保证阴凉和干燥，通常能保质较长时间。

405 (3) 将长保质期原材料划归为 C 类库存商品。餐饮公司为了更好的服务于消费者，还提供了烟、酒和茶类，以及少量的副食产品供消费者选择。消费者可以从外部以同样的价格获得同样的产品进行消费，餐饮公司提供这类产品只是为了最大化消费的消费体验，并非是从中盈利。而且在库存管理中，这类商品也较为容易。所以，此类对餐饮公司主营业务不产生额外影响的产品，其库存管理中定位为 C 类库存商品。

410 5.2 库存管理方法

目前库存管理现状：餐饮公司每天进行库存巡查和盘点工作，通过一次性采购补充不足的原材料库存，即在凭经验估计第二天产品需求量从而计算第二天各类原材料需求量，然后再减去原有原材料库存量，得出需要采购的各类原材料量。于次日由采购人员一次性购回。显然公司目前的库存管理存在很大的随意性和主观性，不利于公司未来长远发展。

415 现根据餐饮公司实际运营情况，并结合论文前面提出的各类原材料需求预测模型，在此提出一个简单的库存优化方案：

(1) 确定原材料安全库存

由以上分析可知，A 类库存商品即是短保质期原材料，B 类库存商品即是中保质期原材料，C 类库存商品即是长保质期原材料。现在设置 A 类库存商品订货提前期为 1 天，安全系数为 2.5；B 类库存商品订货提前期为 3 天，安全系数为 2.2；C 类库存商品订货提前期为 5 天，安全系数为 1.8。

$$SS = \varepsilon * \sqrt{LT * \sigma_D^2 + D^2 * \sigma_{LT}^2} \quad (5-1)$$

式 (5-1) 中，SS：安全库存； ε ：安全系数，不允许缺货条件下： $2 < \varepsilon \leq 2.5$ ，允许缺货条件下： $0.5 \leq \varepsilon \leq 2$ ；LT：订货提前期； σ_D ：未来 n 天预测需求量的标准偏差；

425 D：未来 n 天预测需求量的平均值； σ_{LT} ：订货提前期的标准差。

因为在实际公司运作过程中发现，各类原材料供应商交货的时间十分稳定，即订货提前期为恒定的数值，所以 $\sigma_{LT} = 0$ 。那么 (5-1) 式可变为：

$$SS = \varepsilon * \sqrt{LT} * \sigma_D \quad (5-2)$$

通过式 (5-2) 可以求出各类原材料所需的安全库存数量。

430 (2) 确定最低和最高库存量

通过以下方式得到各类原材料最低和最高库存量：

$$MinS = SS + D_{LT} \quad (5-3)$$

$$MaxS = \bar{D} * T_{\max} \quad (5-4)$$

式 (5-3) 中，MinS：最低库存量；SS：安全库存量； D_{LT} ：订货提前期内需求量。

435 式 (5-4) 中，MaxS：最高库存量； \bar{D} ：储备期内预计的每天平均需求量； T_{\max} ：最大储备天数。通过式 (5-3) 和式 (5-4) 可以求出各原材料库存的最低最高库存水平。当原材料库存水平下降到最低库存量时，发出订货需求，订货量为原材料最高库存水平与现有库存水平之差。

5.3 数值计算

现通过数值计算说明以上提出的库存管理具体操作性。从前面的长保质期原材料需求预测模型中,可以得到烟类 A 组数据需求预测模型为 $\hat{y}_{i,T} = -0.07 + 6.82T$, B 组数据需求预测模型为 $\hat{y}_{i,T} = 0.20 + 14.86T$, 通过 R 语言预测函数可以得到 A 组数据未来 4 天的需求量, 而通过 B 组数据得到未来 3 天的需求量, 结果如表 2 所示。

表 2 未来七天需求量预测值

Table 2 Demand forecast of next week

周一	周二	周三	周四	周五	周六	周日
6.76	6.80	6.63	6.56	15.06	15.25	15.45

通过表 5-1 可知未来七天需求量预测值, 可以求出预测需求量的标准差 $\sigma_D = 4.67$, 已知烟类商品是属于 C 类库存商品, 其订货提前期为 5 天, 安全系数 $\varepsilon = 1.8$ 。通过上面式 (5-2)、式 (5-3) 和式 (5-4) 可以求出烟类的安全库存为 18.8, 最低库存量为 77.75, 最高库存量为 294.75。即当烟类库存水平低于最低库存量 12 包的时候, 发出订货需求开始订货, 所订货量为最高库存水平与现有库存水平之差。

从以上数值分析来看, 计算出的烟类最高库存量约为 295 包, 相当于存储 15 条烟的总量 (每条含有 20 包)。所以可知公司库存在储存 15 条烟的情况下, 出现缺货的情况的概率微乎其微, 而现阶段公司为了不使烟类产品缺货却保持大约 50 条的总量。如果每条烟按照 200 元计算, 那么公司将减少 7000 元的积压资金; 另外, 烟类产品库存量再降至 12 包时, 会提醒管理人员订货, 从而减少了订货次数和成本。

6 结论

从公司管理层面了解到, 公司很少存在对其供应市场信息了解的滞后性, 并经过多年经营具有稳定的进货渠道——稳定而低廉的价格和持续不断的供应能力。在研究中发现公司信息系统的功能并不完善, 公司应该尽快开展系统的进销存功能。在以后的经营活动中, 通过使用信息系统的进销存功能可以准确记录每天原材料消耗情况, 而且可以尽量避免人为操作的不当, 加快推动公司规范化经营。从前面总销售收入时间序列和各类原材料需求时间序列的趋势变化图中, 公司应该尽快开展产品标准化, 即科学计算每种产品应该需要的原材料和其他辅料的用量情况。通过在信息系统中建立产品物料清单, 系统准确的记录每天原材料用量和库存消耗情况, 对于以后改进需求预测模型和库存控制将起到关键性的作用。

本文通过对各类原材料消费量时间序列做预测, 从而获得改进公司库存管理和销售的方法, 并得到一些对企业管理者有实际意义的结论。企业在未来的经营活动中, 可以通过原材料的预测模型预测未来一周的需求量, 从而有利于科学的开展经营活动。同时, 预测一定时期的需求量对公司库存活动和采购活动将产生重要影响。通过对公司库存管理的实际考察, 并综合考虑公司管理人员素质、库存管理现状和库存控制意识等多方面的因素, 决定使用对各种原材料设定安全库存、最大最小库存量的方法来对餐饮公司库存控制做出改善。使用以上方法可以使公司库存水平大大降低, 库存成本减少并使得积压资金完全释放, 库存控制越来越合理; 同时, 使用以上方法使得公司采购次数减少, 单次采购量增加的同时采购成本下降, 使得公司同供应商之间的关系更加紧密, 更加有利于公司经营运作。因此, 此方法对公司库存管理有一定的改善, 是公司在今后科学决策中应该参考的方法。

但本研究也有可改善之处。因为是从菜品销售量的研究出发，反向推导菜品原材料的需求量，这时在数据的处理上没有一个统一的标准，即中国菜一盘到底用多少量的相关原料没有一个合适的标准，只能在已有的资料上尽量做到正确的处理，这也要求公司以后尽快实现信息系统的进销存功能，从而做到记录相关原材料的消耗情况，这才能逐步推行精益管理。

[参考文献] (References)

- [1] Hua ZS, Zhang B. A New Approach of Forecasting Intermittent Demand for Spare Parts Inventories in the Process Industries [J]. The Journal of the Operational Research Society, 2007, 58 (1): 52-61.
- [2] Gardner ES, McKenzie ED. Forecasting Trends in Time Series [J]. Management Science, 1985, 31 (10): 1237-1246.
- [3] Kalekar PS. Time Series Forecasting Using Holt-Winters Exponential Smoothing [J]. Kanwal Rekhi School of Information Technology, 2004, 31 (5):301-330
- [4] Billah B. Exponential Smoothing Model Selection for Forecasting [J]. International Journal of Forecasting, 2006, 22 (2): 239-247.
- [5] Johnston FR, Harrison PJ. An Application of Forecasting in the Alcoholic Drinks Industry [J]. Journal of the Operational Research Society, 1980, 77 (3): 66-69.
- [6] Li Y, Zhu K. Information Acquisition in New Product Introduction [J]. European Journal of Operational Research, 2009, 198 (2): 618-625.
- [7] Silver EA. Operations Research in Inventory Management: a Review and Critique [J]. Operations Research, 1981, 29 (4): 628-645.
- [8] Korpela J, Tuominen M. Inventory Forecasting with a Multiple Criteria Decision Tool [J]. International Journal of Production Economics, 1996, 45 (13): 159-168.
- [9] DeHoratius N, Raman A. Inventory Record Inaccuracy: An Empirical Analysis [J]. Management Science, 2008, 54 (4): 627-641.
- [10] Schary PB, Hartung PH., A Simple Style Goods Inventory Model [J]. Management Science, 1973, 19 (12): 1452-1458.
- [11] Toktay LB, Wein LM. Inventory Management of Remanufacturable Products [J]. Management Science, 2000, 46 (11): 1412-1426.
- [12] Koehler AB, Snyder RD. Forecasting Models and Prediction Intervals for the Multiplicative Holt-Winters Method [J]. International Journal of Forecasting, 2001, 17 (2): 269-286.
- [13] Snyder RD, Koehler AB. Forecasting for Inventory Control with Exponential Smoothing [J]. International Journal of Forecasting, 2002, 18 (1): 5-18.
- [14] Smith SA, Agrawal N. Management of Multi-Item Retail Inventory Systems with Demand Substitution [J]. Operations Research, 2000, 48 (1): 50-64.
- [15] Mieghem V, Rudi N. Newsvendor Networks: Inventory Management and Capacity Investment with Discretionary Activities [J]. Manufacturing & Service Operations Management, 2002, 4 (4): 313-335.
- [16] Fisher, M.L., Hammond, J.H., Obermeyer, W.R., Raman, A., 1994. Making Supply Meet Demand in an Uncertain World. Harvard Business Review, May-June, pp. 83-93.
- [17] Fisher ML. What is the Right Supply Chain for Your Product? [J]. Harvard Business Review, 1997, 75 (2): 105-117.
- [18] Aburto L, Weber R. Improved Supply Chain Management Based on Hybrid Demand Forecasts [J]. Applied Soft Computing, 2007, 7 (1): 136-144.