

doi: 10.7690/bgzdh.2015.02.017

## 时间序列预测的发展与应用

乐 天<sup>1</sup>, 蔡远文<sup>2</sup>, 马雪松<sup>1</sup>, 王 莉<sup>3</sup>

(1. 装备学院研究生管理大队, 北京 101416; 2. 装备学院航天装备系, 北京 101416; 3. 装备学院基础系, 北京 101416)

**摘要:** 为了给运载火箭测试数据预测问题的研究打下基础, 开辟研究思路, 对时间序列预测方法进行研究。介绍了传统时间序列预测方法中的指数平滑法、季节模型和求和回归滑动平均模型的发展, 重点阐述了时间序列预测的 3 类热门研究领域: 多变量时间序列模型、模糊时间序列模型和组合预测模型, 并通过文献介绍, 分析了时间序列预测技术的应用与改进方向。

**关键词:** 预测; 时间序列分析; 多变量时间序列; 模糊时间序列; 组合预测模型

**中图分类号:** TJ86 **文献标志码:** A

## Development and Application of Time Series Forecasting

Le Tian<sup>1</sup>, Cai Yuanwen<sup>2</sup>, Ma Xuesong<sup>1</sup>, Wang Li<sup>3</sup>

(1. *Administrant Brigade of Postgraduate, Academy of Equipment, Beijing 101416, China;*

2. *Department of Spaceflight Equipment, Academy of Equipment, Beijing 101416, China;*

3. *Department of Fundamental Courses, Academy of Equipment, Beijing 101416, China)*

**Abstract:** In order to lay a foundation for the data forecasting of the rocket launch test and open up some ideas, the time series forecast methods are researched. The development of exponential smooth, seasonal method and autoregressive integrated moving average model, which are part of the traditional time series forecasting method, are introduced at first. And then three hot areas of time series forecasting are introduced, which is multivariate time series model, fuzzy time series mode and combination forecasting model. The future direction of application and improvement of time series forecasting are analyzed through the introduction of literatures.

**Keywords:** forecasting; time series analysis; multivariate time series; fuzzy time series; combination forecasting model

### 0 引言

预测是指在掌握现有信息的基础上, 依照一定的方法和规律对未来的事情进行测算, 以预先了解事情发展的过程与结果。古代预测学是集阴阳、五行、周易、奇门遁甲等于一体的以推测未知事件为目的的一门学科; 而现代预测学是借助于经济学、概率论、统计学、控制论和系统论及心理学的理论和方法发展而成的学科。笔者主要介绍传统时间序列预测方法的发展以及 3 类热门的改进研究领域, 为研究运载火箭测试数据预测问题打下基础。

### 1 传统的时间序列预测方法

#### 1.1 指数平滑法

在约 35 年前, 指数平滑法被认为是各种一元时间序列的外推方法, 尽管指数平滑法被广泛用于商业与工业, 但统计学家并不重视该方法, 它的发展没有一个很好的统计学基础<sup>[1]</sup>。在 20 世纪五六十年代, 这些方法随着 Brown<sup>[2]</sup>、Holt<sup>[3]</sup>和 Winters<sup>[4]</sup>等人的研究而问世。Pegels 提供了一个简单有效的趋势模型和季节模型的方法, 也就是基于加法模型(线性)或乘法模型(非线性)<sup>[5]</sup>。Muth 证明了简单

指数平滑法(simple exponential smoothing, SES)对于一个随机漫步加噪声的时间序列拥有最佳的预测效果, 并推荐对它进行建立统计学的基础<sup>[6]</sup>; Box、Jenkins<sup>[7]</sup>、Roberts<sup>[8]</sup>、以及 Abraham 和 Ledolter<sup>[9]</sup>等人将指数平滑法进一步地放在统计学框架之内, 他们表示一些线性的指数平滑预测是 ARIMA 模型的特殊情况。但是这些研究并没有扩展到任何非线性的指数平滑方法。

1985 年发表的 2 篇文章推动了指数平滑方法的发展, 奠定了此领域的许多后续工作的基础。第一, Gardner 发表了一篇综述, 总结了当时的成果, 扩展了 Pegle 的分类方法, 提出了阻尼趋势概念<sup>[10]</sup>; 第二, Snyder 证明了 SES 方法能被认为是起源于一种创新的状态空间模型<sup>[11]</sup>, 尽管这一成果在当时并不受重视, 但在 20 世纪初它提供了许多状态空间模型与指数平滑模型研究的基础。之后指数平滑法在各个领域得到了广泛应用, 如计算机组件<sup>[12]</sup>、飞机乘客<sup>[13]</sup>以及生产规划<sup>[14]</sup>等。

2003 年 Taylor 等对各种各样的指数平滑法做了总结, 对该方法进行分类: 每个方法由 5 种趋势型(无趋势、递增、阻尼递增、乘法和阻尼乘法)和 3 种季节型(无季节型、递增和乘法)构成。有 15 种不

收稿日期: 2014-08-15; 修回日期: 2014-10-15

作者简介: 乐 天(1989—), 男, 江苏人, 在读硕士, 从事飞行器测试与控制、数据预测方面的研究。

同的模型,应用最广泛的是简单指数平滑法(无趋势、无季节型)、Holt 的线性方法(递增趋势、无季节型)、Holt-Winters 的递增模型(递增趋势、递增季节型)以及乘法模型(递增趋势、乘法季节型)。

## 1.2 季节模型

在时间序列分析中处理季节性数据的古老方法是利用如 X-11 这样的方法提取它的季节分量,在过去的几十年里, X-11 以及它的改进型(X-12)已经得到了广泛的研究<sup>[15-16]</sup>。

一种研究方向认为对于季节性时间序列的预测就是对季节性分量进行分解的过程,如 Dagum<sup>[17]</sup>和 Huot<sup>[18]</sup>等人研究的 X-11-ARIMA 的预测,目的是减少数据的季节性调整因素。Miller 的研究成果表明通过将季节分量减少到 0 可以获得更高的预测精度<sup>[19]</sup>,并且之后的一些文献给出了这一思想的具体实现<sup>[20-21]</sup>。Pfeffermann、Morry 和 Wong 在趋势和季节性调整数据的方差上探讨了预测的效果<sup>[22]</sup>;另一种研究则是着眼于通过不对称移动平均滤波器及其改进型实现预测<sup>[23]</sup>。除了 X-11 方法的研究以外,关于季节性调整的方法也有一些其他的重要成果,主要包括基于模型的方法 TRAMO-EATS<sup>[24-25]</sup>、非参数模型 STL<sup>[26]</sup>和正弦模型<sup>[27]</sup>。

20 世纪 80 年代季节性单位根检验出现,20 世纪末许多研究者开始研究利用单位根检验的预测性能。Franses 建议在周期性模型中引入季节单位根能够得到更佳的预测效果<sup>[28]</sup>。Wells<sup>[29]</sup>、Herwartz<sup>[30]</sup>和 Novales<sup>[31]</sup>等人对周期性时间序列模型展开了研究,都发现相对于非周期模型来说周期性模型在一些情况下预测精度更高。Ullah 则研究了多变量周期性 ARMA 过程<sup>[32]</sup>。Noakes<sup>[33]</sup>、Albertson<sup>[34]</sup>以及 Kulendran<sup>[35]</sup>的研究成果表明根据模型的可靠性以及数据本身的性质,不同的模型应用于不同的研究对象,预测的效果也不同,并没有哪一种模型能够适用于所有的情况。

## 1.3 ARIMA 模型

19 世纪的时间序列分析,常针对确定的事物,Yule 在 1927 年将随机性引入时间序列分析,提出每个时间序列都可看成一个随机过程的实现<sup>[36]</sup>。基于这一观点,产生了许多时间序列模型。Slutsky、Walker、Yaglom 和 Yule 最先用公式表示自回归(autoregressive, AR)和移动平均(moving average, MA)的概念。柯尔摩格罗夫基于 Wold 分解定理提出了解决线性时间序列预测问题<sup>[37]</sup>,所谓 Wold 分解定理,即任意一离散时间广义平稳随机过程,都可分解成为一个规则随机和一个可预测过程之和。

Box 和 Jenkins 集成了前人之成果,并且提出了一个连贯的、通用的三步循环时间序列预测方法<sup>[7]</sup>,即模型识别、参数估计以及模型检验,对于现代时间序列分析和预测的理论与实践都具有重要意义,推动了自回归求和滑动平均(ARIMA)模型的广泛使用和扩展。《国际预测学报》(International Journal of Forecasting)上发表了许多通过单变量 ARIMA 模型、传递函数(动态回归)以及多变量(向量)ARIMA 模型预测离散时间序列的文章,它们也成为了新模型开发的钥匙,并对今天的研究产生持续影响。在近期的一些研究时间序列预测文献中,多变量时间序列模型、模糊时间序列模型以及组合预测模型成为研究热点。

## 2 多变量时间序列模型

多变量时间序列模型本质上属于 ARIMA 模型的一种多元推广,也成向量 ARIMA(Vector ARIMA, VARIMA)。尽管 VARIMA 模型于 20 世纪八九十年代才通过软件被实现,但关于它的描述 Quenouille 于 1957 年就已经发表。向量自回归(vector autoregressions, VARs)是 VARIMA 的一种特殊形式,是一个灵活的各种动态计量经济学模型的简化版,它可以被指定成不同的形式,但由于它有许多不受约束的不重要的参数,VAR 也有过拟合的问题。Villani 证明了 Litterman 的贝叶斯方法能提升 VAR 的预测性能<sup>[38]</sup>,Poskitt 讨论了协整 VARMA 系统的规范<sup>[39]</sup>,Chevillon 等人分析了平稳和非平稳 VAR 过程直接多步估计和预测精度问题<sup>[40]</sup>。

文献[41]提出了一种基于图像的改进贝叶斯算法,并用于临床事件发生时间的预测。该方法基于关联体元机框架,将似然函数用参数存活模型(parametric survival model)代替,用所提出的 RVoxM-S 算法实现了由轻度认知障碍向老年痴呆症转化的预测,提升了早期识别老年痴呆症的能力。文献[42]通过研究失业率、双方义务情况以及联盟的解散重组情况,建立了一个多变量的投票模型,以预测澳大利亚两党大选的结果。文献[43]基于一组解释变量的因果关系检验,建立了一个多变量时间序列模型,并用来预测美国工程新闻纪录每月发布的 CCI 指数,在平均绝对误差和均方误差方面改进了传统单变量模型的预测效果。文献[44]针对传统多变量时间序列模型计算量巨大的问题,通过引入结构时间序列模型(structure time-series model, STM),开发了一种计算简单的多变量短期交通状况预测算法,该算法能对时间序列中不同分量分别建模;同样是交通流量预测,文献[45]整合了

SARIMA 与元胞传输模型, 开发出了交通流量多变量预测模型。2 篇文献都通过都柏林、爱尔兰市中心的交通流量数据, 验证了该算法是一个有效的交通流量预测算法。文献[46]提出利用多变量预测与非监督学习, 改进了异常检测与未标记数据利用问题, 能够更好地提供决策支持。文献[47]基于优化极限学习机的理论, 采用复合混沌和混沌变尺度算法对极限学习机的参数进行搜索和优化, 建立了多变量时间序列预测算法。该算法用于 rossler 耦合系统的多变量混沌时间序列, 结果表明了该算法具有更高的抗噪能力。文献[48]提出了多变量混沌时间序列正则化回归局域预测方法, 选取对负荷影响程度最大的实感温度因素, 构建了多变量时间序列; 针对局域预测法中临近点个数少而不能满足最小二乘估计条件的问题, 提出了基于正则化回归的多变量时间序列混沌局部预测模型, 该模型具有较强的自适应能力, 并改进了预测的精度。文献[49]基于受控自回归 (controlled autoregressive, CAR) 模型, 根据地下水埋深、降雨、蒸发及引水量等资料, 建立了多变量时间序列模型, 改进了河套地区地下水埋深预测精度。

### 3 模糊时间序列预测

Zadeh 在 1965 年和 1975 年的成果建立了可用信息中不确定的、模糊的语言变量模型, 并在其研究中提出了模糊理论和模糊逻辑概念<sup>[50]</sup>。1993 年 Song 等人提出将模糊时间序列分为时变模糊时间序列 (time-variant time series) 和非时变模糊时间序列 (time-invariant time series), 但他们所提出的模型计算量很大, 许多现有的关于模糊时间序列的研究皆是对 Song 等人提出的模型加以改进<sup>[51]</sup>。Sullivan 综合阐述了一阶时变模型和一阶非时变模型, 并将这些模型以及一阶马尔科夫模型基于语言标度进行相互比较<sup>[52]</sup>。

文献[53]的模型中考虑了模糊集区间间隔对预测精度的影响, 区间间隔太大则模糊时间序列缺乏波动性, 太小则体现不出模糊时间序列的使用意义, 即发现了区间间隔长度的选取影响预测精度。文献[54]针对模糊时间序列精度的 2 个影响因素——模糊关系的规划和观测区间长度选择问题进行了研究, 应用了动态模糊时间序列预测方法, 发现动态方法捕捉模糊关系的能力更强。文献[55]将经济序列分解为平稳、趋势和季节分量, 应用移动平均比率法消除季节分量, 用模糊趋势评价消除趋势分量, 用移动平均法估计区间长度, 最后应用模糊合成运算计算最佳预测值。文献[56]建立了一个新的一阶

时不变模糊时间序列模型, 同时包含了自回归和移动平均模型, 利用粒子群优化算法优化模型参数, 取得了更好的预测效果。文献[57]针对大量使用 AR 模型而很少使用 MA 模型的缺陷, 建立了基于模糊逻辑群关系表的一阶模糊 ARMA(1,1)时间序列模型, 并用于伊斯坦布尔证券交易所 IMKB 指数和黄金价格时间序列预测。文献[58]提出一种基于区间相似度的模糊时间序列预测算法, 即突破点对点规则的限制和现有算法对历史数据的过度依赖, 提高了模糊时间序列模型的适应性。文献[59]将模糊时间序列模型扩展为多因素共同考虑, 通过引入证据理论将历史信息进行综合, 改进了预测精度。文献[60]将专家的成功经验引入模糊时间序列模型, 根据专家经验构造多个反映市场结构特征的变量并将其模糊化为模糊时间序列。

### 4 组合预测模型

有不少研究者从不同的时间序列方法以及不同信息资源的组合、混合或定量结合的角度实现预测。Bate<sup>[61]</sup>、Winkler<sup>[62]</sup>等人在此领域做出了早期的研究贡献。Clemen 的综述对组合预测在其效能——误差方面进行了全面的阐述<sup>[63]</sup>。

组合预测模型的一个重要研究方向是组合权重的选择与计算, 到目前为止已经提出了大量组合权重的选择方法。使用最广泛的是简单加权平均, 但是该方法不能利用之前包含预测精确度的信息。另一个简单的方法是将各独立的预测进行线性混合, 组合权重由普通最小二乘法 (ordinary least square, OLS) 从以过去的预测值和过去的观测值所组成的矩阵中确定, 但是由于在组合预测误差中序列相关性的各种可能的存在方式导致了采用最小二乘法效率不高。Aksu 和 Gunter 深入研究了这一问题, 正是他们建议组合预测权重归一化<sup>[64]</sup>。

Deutsch 和 Granger 等人突破了固定的加权系数思想, 利用体制转换模型 (regime-switching models) 和平滑转移自回归 (smooth transition autoregressive, STAR) 模型, 使权重系数随着时间具有自适应功能<sup>[65]</sup>。另一个基于时间的权重组合是 Fiordaliso 提出的, 他利用一个模糊系统, 用非线性的方式组合了单个的预测集合<sup>[66]</sup>。

如果在一个时间序列中存在非平稳变化, 那么利用时不变的方法确定组合权重的预测就会得到很差的效果, Miller 等研究了这种非平稳影响, 初步总结出了简单平均总是优于更为复杂的组合算法<sup>[67]</sup>。Terui 和 Dijk 叙述了线性和一些非线性时间序列 o 模型组合预测的问题, 包括基于 OLS 的权重计算和

基于时变方法的权重计算<sup>[68]</sup>。文献[69]基于算术平均最小贴适度与 BP 神经网络, 建立了一个加权系数可变的组合预测模型。Menezes、Taylor 等研究了组合预测误差分布形式和相应的随机特性<sup>[70]</sup>。Fang 深入研究了为什么预测方法的组合能够提供较单预测模型更为优秀的预测效果, 而且这些预测的方法通常都是同样的目的, 具有竞争性<sup>[71]</sup>。Hibon 等研究了预测方法以及组合预测方法的选择标准<sup>[72]</sup>。

组合预测模型得到了很广泛的应用。文献[73]利用灰色关联度分析与多变量灰色模型相结合, 构造了组合预测模型。文献[74]针对航空设备维修成本预测的多因素、非线性特点, 将支持向量机 (support vector machine, SVM) 与遗传算法 (genetic algorithm, GA) 相结合, 利用 GA 优化支持向量机的参数, 建立的组合预测模型提高了预测精度。文献[75]研究了灰色模型和曲线拟合结合的组合预测模型, 先用灰色模型预测周期性参数, 再用曲线拟合预测循环参数, 最后组合后得到最终趋势, 该组合预测模型同样比单预测模型具有更高精度。文献[76]将最小二乘支持向量机作为确定组合预测模型加权系数的方法, 为提高 LS-SVM 的学习性能和泛化能力, 提出利用粒子群优化算法和 K-重交叉验证结合的参数寻优方法, 最后应用于某导弹发射车液压系统的油液污染度预测。文献[77]将小波分析引入支持向量机, 构造了一种新的核函数——子波核函数, 并由此产生了一种新形式的支持向量机——小波支持向量机, 利用小波支持向量机计算组合权重, 并将算法应用于某陀螺仪的漂移误差预测。

近些年, 希尔伯特-黄变换 (Hilbert-Huang transform, HHT) 得到了广泛应用, 也被引入到时间序列预测方法中。文献[78]对非平稳的风速序列利用经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 将其平稳化, 然后利用支持向量机对各个分量建立预测模型分别预测, 最后将各个预测结果叠加起来得到最终的风电功率预测结果。所提出的 EMD-SVM 组合预测模型较单模型预测误差降低了 5%~10%。文献[79]对于 HHT 的应用也是先利用 EMD 方法将原始序列分为若干固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF), 然后对各个固有模态函数进行 Huang 变换得到 IMF 的瞬时频率和瞬时幅值序列, 再对瞬时频率和瞬时幅值序列建立 ARMA 模型预测将来值, 最后通过合成得到最终的预测值。文献[80]利用自回归、径向基函数和支持向量机对得到的 IMF 分量的瞬时频率和瞬时幅值进行预测, 同样得到了较好的效果。实践结果表明: HHT 方法具有小波分析的所有优点, 又克服了小波

分析固定基函数的缺点, 具有更准确的谱结构, 适合于非平稳数据的趋势预测<sup>[79]</sup>。

## 5 结束语

多变量时间序列模型由其多因素综合考虑而提高了精度, 但提高精度的同时也带来了更多的计算量。模糊时间序列在本质上属于一种组合预测方法, 是模糊理论与时间序列预测理论的结合。关于模糊时间序列的研究仍将会围绕着模糊时间序列模型与其他优化算法相结合展开。

尽管组合预测模型得到了较高的关注, 而且在实际应用中也取得了较好的效果, 但还有一些理论上的问题有待深入研究, 如什么是最好的线性和非线性模型的组合方法, 什么是组合预测的最好预测区间等。Stock 和 Watson 等讨论了“组合预测模型困惑”: 在实际应用中简单组合 (如平均加权) 总是胜过复杂组合<sup>[81]</sup>。这个“困惑”是一个重要的实际问题, 无疑将会在今后得到更多的关注。

## 参考文献:

- [1] Jan G. De Gooijer, Rob J. Hyndman. 25 years of time series forecasting[J]. International Journal of Forecasting, 2006, 22(3): 443-473.
- [2] Brown R G. Statistical forecasting for inventory control[C]. New York: McGraw-Hill, 1959.
- [3] Holt C C. Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted averages[J]. Reprinted with discussion in 2004 International Journal of Forecasting, 2004, 20(1): 5-13.
- [4] Winters P R. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages[J]. Management Science, 1960, 6(3): 324-342.
- [5] Pegels C C. Exponential smoothing: Some new variations[J]. Management Science, 1969, 15(5): 311-320.
- [6] Muth J F. Optimal properties of exponentially weighted forecasts[J]. International Journal of Forecasting, 1960, 55(290): 299-306.
- [7] Box G E P, Jenkins G M. Time series analysis: Forecasting and control[M]. San Francisco: Holden Day, 1970 (revised, 1976).
- [8] Roberts S A. A general class of Holt-Winters type forecasting models[J]. Management Science, 1982, 28(7): 808-820.
- [9] Abraham B, Ledolter J. Statistical methods for forecasting[M]. New York: John Wiley and Sons, 1983.
- [10] Gardner Jr E S. Exponential smoothing: The state of the art[J]. Journal of Forecasting, 1985, 4(1): 1-28.
- [11] Snyder R D. Recursive estimation of dynamic linear statistical models[J]. Journal of the Royal Statistical Society (B), 1985, 47(2): 272-276.
- [12] Gardner Jr E S. Forecasting the failure of component parts in computer systems: A case study[J]. International Journal of Forecasting, 1993, 9(2): 245-253.
- [13] Grubb H, Masa A. Long lead-time forecasting of UK air

- passengers by Holt-Winters methods with damped trend[J]. *International Journal of Forecasting*, 2001, 17(1): 71-82.
- [14] Miller T, Liberatore M. Seasonal exponential smoothing with damped trends. An application for production planning[J]. *International Journal of Forecasting*, 1993, 9(4): 509-515.
- [15] Findley D F, Monsell B C, Bell W R, et al. New capabilities and methods of the X-12-ARIMA seasonal adjustment program[J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 1998, 16(2): 127-152.
- [16] Findley D F, Wills K C, Monsell B C. Seasonal adjustment perspectives on damping seasonal factors: Shrinkage estimators for the X-12-ARIMA program[J]. *International Journal of Forecasting*, 2004, 20(4): 551-556.
- [17] Dagum E B. Revisions of time varying seasonal filters[J]. *Journal of Forecasting*, 1982, 1(2): 173-187.
- [18] Huot G, Chiu K, Higginson J. Analysis of revisions in the seasonal adjustment of data using X-11-ARIMA model-based filters[J]. *International Journal of Forecasting*, 1986, 22(2): 217-229.
- [19] Miller D M, Williams D. Shrinkage estimators of time series seasonal factors and their effect on forecasting accuracy[J]. *International Journal of Forecasting*, 2003, 19(4): 669-684.
- [20] Findley D F, Wills K C, Monsell B C. Seasonal adjustment perspectives on damping seasonal factors: Shrinkage estimators for the X-12-ARIMA program[J]. *International Journal of Forecasting*, 2004, 20(4): 551-556.
- [21] Hyndman R J. The interaction between trend and seasonality[J]. *International Journal of Forecasting*, 2004, 20(4): 561-563.
- [22] Pfeiffermann D, Morry M, Wong P. Estimation of the variances of X-11 ARIMA seasonally adjusted estimators for a multiplicative decomposition and heteroscedastic variances[J]. *International Journal of Forecasting*, 1995, 11(2): 271-283.
- [23] Quenneville B, Ladiray D, Lefranc,ois B. A note on Musgrave asymmetrical trend-cycle filters[J]. *International Journal of Forecasting*, 2003, 19(4): 727-734.
- [24] Kaiser R, Maravall A. Combining filter design with model-based filtering (with an application to business-cycle estimation)[J]. *International Journal of Forecasting*, 2005, 21(4): 691-710.
- [25] 朱明芳, 刘思敏. TRAMO/SEATS 在危机事件中对旅游影响研究的应用[J]. *旅游学刊*, 2007, 22(6): 69-74.
- [26] Cleveland R B, Cleveland W S, McRae J E, et al. STL: A seasonal-trend decomposition procedure based on Loess (with discussion)[J]. *Journal of Official Statistics*, 1990, 6(1): 3-73.
- [27] Simmons L F. Time-series decomposition using the sinusoidal model[J]. *International Journal of Forecasting*, 1990, 6(4): 485-495.
- [28] Franses P H, Romijn G. Periodic integration in quarterly UK macroeconomic variables[J]. *International Journal of Forecasting*, 1993, 9(4): 467-476.
- [29] Wells J M. Modelling seasonal patterns and long-run trends in U.S. time series[J]. *International Journal of Forecasting*, 1997, 13(3): 407-420.
- [30] Herwartz H. Performance of periodic error correction models in forecasting consumption data[J]. *International Journal of Forecasting*, 1997, 13(3): 421-431.
- [31] Novales A, Fruto R F. Forecasting with time periodic models: A comparison with time invariant coefficient models[J]. *International Journal of Forecasting*, 1997, 13(3): 393-405.
- [32] Ullah T A. Forecasting of multivariate periodic autoregressive moving-average process[J]. *Journal of Time Series Analysis*, 1993, 14(6): 645-657.
- [33] Noakes D J, McLeod A I, Hipel K W. Forecasting monthly riverflow time series[J]. *International Journal of Forecasting*, 1985, 1(2): 179-190.
- [34] Albertson K, Ayles J. Modelling the Great Lake freeze: Forecasting and seasonality in the market for ferrous scrap[J]. *International Journal of Forecasting*, 1996, 12(3): 345-359.
- [35] Kulendran N, King M L. Forecasting international quarterly tourist flows using error-correction and time-series models[J]. *International Journal of Forecasting*, 1997, 13(3): 319-327.
- [36] Yule G U. On the method of investigating periodicities in disturbed series, with special reference to Wolfer Transport numbers[J]. *Philosophica Transactions of the Royal Society London*, 1927, Series A: 267-298.
- [37] Kolmogorov A N. Stationary sequences in Hilbert space (in Russian)[J]. *Bull. Math. Univ. Moscow*, 1941, 2(6): 1-40.
- [38] Villani M. Bayesian prediction with cointegrated vector autoregression[J]. *International Journal of Forecasting*, 2001, 17(4): 585-605.
- [39] Poskitt D S. On the specification of cointegrated autoregressive moving-average forecasting systems[J]. *International Journal of Forecasting*, 2003, 19(3): 503-519.
- [40] Chevillon G, Hendry D F. Non-parametric direct multistep estimation for forecasting economic processes[J]. *International Journal of Forecasting*, 2005, 21(2): 201-218.
- [41] Mert R. Sabuncu. A Bayesian Algorithm for Image-Based Time-to-Event Prediction[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2013, 8184(1): 82-29.
- [42] Julian Aichholzer, Johanna Willmann. Forecasting Austrian national elections: The Grand Coalition model[J]. *International Journal of Forecasting*, 2014, 30(1): 55-64.
- [43] Shahandashti S M, Ashuri B. Forecasting engineering news-record construction cost index using multivariate time series models[J]. *Journal of Construction Engineering and Management*, 2013, 139(9): 1237-1243.
- [44] Ghosh Bidisha, Basu, Biswajit, O'Mahony Margaret. Multivariate short-term traffic flow forecasting using time-series analysis[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2009, 10(2): 246-254.
- [45] Szeto W Y, Ghosh Bidisha, Basu Biswajit. Multivariate traffic forecasting technique using cell transmission model and SARIMA model[J]. *Journal of Transportation*

- Engineering, 2009, 135(9): 658-667.
- [46] Wang Jiawei, Ren Jimmy. When multivariate forecasting meets unsupervised feature learning-Towards a novel anomaly detection framework for decision support[C]//International Conference on Information Systems. Orlando, FL. United States: SAP University Alliances, 2012: 4364-4373.
- [47] 高光勇, 蒋国平. 采用优化极限学习机的多变量混沌时间序列预测[J]. 物理学报, 2012, 61(4): 37-45.
- [48] 任海军, 张晓星, 孙才新, 等. 短期负荷多变量混沌时间序列正则化回归局部域预测方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(7): 220-224.
- [49] 管孝艳, 王少丽, 高占义, 等. 基于多变量时间序列 CAR 模型的地下水埋深预测[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 64-69.
- [50] 王惠君. 基于模糊理论的时间序列预测模型研究[D]. 西安: 西北大学, 2011.
- [51] Song Q, Chissom BS. Fuzzy time series and its models[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1993, 54(3): 269-277.
- [52] Sullivan J, Woodall WH. A comparison of fuzzy forecasting and Markov modeling[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1994, 64(3): 279-293.
- [53] Sun Xihao, Li Yimin. Average-Based Fuzzy time series models for forecasting Shanghai Compound Index[J]. World Journal of Modelling and Simulation, 2008, 4(3): 104-111.
- [54] Hang Kunhuang, Yu Huikuang. A dynamic approach to adjusting lengths of intervals in fuzzy time series forecasting[J]. Intelligent Data Analysis, 2004, 8(1): 3-27.
- [55] Sun Yuting Liu Haotien. A study of the seasonal fuzzy time series forecasting model[C]// 36th International Conference on Computers and Industrial Engineering. Industrial Engineering Department, 2006: 4257-4268.
- [56] Egrioglu Erol, et al. An ARMA type fuzzy time series forecasting method based on particle swarm optimization[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013, 3(1): 1-12.
- [57] Kocak Cem. First-order ARMA type fuzzy time series method based on fuzzy logic relation tables[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013, 4(2): 1-12.
- [58] 刘芬, 郭躬德. 基于区间相似度的模糊时间序列预测算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(11): 3052-3056.
- [59] 邱望仁, 刘晓东. 基于证据理论的模糊时间序列预测模型[J]. 控制与决策, 2012, 27(1): 99-103.
- [60] 杨一文. 基于专家知识的模糊时间序列预测模型及应用[J]. 系统管理学报, 2012, 21(1): 120-125.
- [61] Bates J M, Granger C W J. Combination of forecasts[J]. Operations Research Quarterly, 1969, 20(4): 451-468.
- [62] Winkler R L, Makridakis S. The combination of forecasts[J]. Journal of the Royal Statistical Society(A), 1983, 146(2): 150-157.
- [63] Clemen R T. Combining forecasts: A review and annotated biography (with discussion)[J]. International Journal of Forecasting, 1989, 5(4): 559-583.
- [64] Aksu C, Gunter S. An empirical analysis of the accuracy of SA, OLS, ERLS and NRLS combination forecasts[J]. International Journal of Forecasting, 1992, 8(1): 27-43.
- [65] Deutsch M, Granger C W J, Tera'svirta, T. The combination of forecasts using changing weights[J]. International Journal of Forecasting, 1994, 10(1): 47-57.
- [66] Fiordaliso A. A nonlinear forecast combination method based on Takagi-Sugeno fuzzy systems[J]. International Journal of Forecasting, 1998, 14(3): 367-379.
- [67] Miller S M, Clemen R T, Winkler R L. The effect of nonstationarity on combined forecasts[J]. International Journal of Forecasting, 1992, 7(4): 515-529.
- [68] Terui N, Dijk H K. Combined forecasts from linear and nonlinear time series models[J]. International Journal of Forecasting, 2002, 18(3): 421-438.
- [69] 张星, 张德生. 基于算术平均最小贴近度和 BP 神经网络的变权组合预测模型研究[J]. 宁夏大学学报: 自然科学版, 2014, 35(1): 19-23.
- [70] Menezes L M, Bunn D W. The persistence of specification problems in the distribution of combined forecast errors[J]. International Journal of Forecasting, 1998, 14(3): 415-426.
- [71] Fang Y. Forecasting combination and encompassing tests[J]. International Journal of Forecasting, 2003, 19(1): 87-94.
- [72] Hibon M, Evgeniou T. To combine or not to combine: Selecting among forecasts and their combinations[J]. International Journal of Forecasting, 2005, 21(1): 15-24.
- [73] Li-Chang Hsu, Chao-Hung Wang. Forecasting integrated circuit output using multivariate grey model and grey relational analysis[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 1403-1409.
- [74] Xiao Lizhi, Yang Dongping. The optimization algorithm of aviation equipment maintenance cost forecast and its applied research[J]. Advanced Materials Research. 2013, 760: 1851-1855.
- [75] Cheng Kefei, Cheng Lei, Huang Yongdong. The water quality prediction based on the gray model and curve fitting[J]. Journal of Information and Computational Science, 2013, 10(8): 2329-2335.
- [76] 王锬, 王浩, 刁迎春. 基于 LS-SVM 组合预测的地空导弹发射车液压系统油液污染度预测[J]. 传感技术学报, 2012, 25(5): 712-717.
- [77] 陈伟, 胡昌华, 樊红东. 基于小波支撑向量机非线性组合预测的导弹惯性器件故障预报[J]. 战术导弹技术, 2006(4): 84-88.
- [78] 叶林, 刘鹏. 基于经验模态分解和支持向量机的短期风电功率组合预测模型[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(31): 102-108.
- [79] 马亮亮. 一种基于 Hilbert-Huang 变换和 ARMA 模型的时间序列预测方法[J]. 江汉大学学报: 自然科学版, 2014, 42(1): 28-31.
- [80] 董丁稳, 李树刚, 常心坦, 等. 基于 HHT 方法的矿井瓦斯体积分数预测[J]. 中国安全科学学报, 2011, 21(9): 100-105.
- [81] Stock J H, Watson M W. Combination forecasts of output growth in a seven-country data set[J]. Journal of Forecasting, 2004, 23(6): 405-430.