

Z427/1033(2009)-(40)



NUAA2010055238

Z427
1033(2009)-(40)

经济与管理学院

博士



2010055238

(40)

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期	类别
71.	张冬青	博士	091	基于 RBF 神经网络的非线性时间序列在线预测	控制理论与应用	2009.26.2	
72.	彭浪	博士	091	中国汽车工业产能过剩模型	中国统计	2009.12	
73.	彭浪	博士	091	中国未来汽车市场的研究	管理世界	20091	
74.	戴 毓	博士	091	燃料油期货市场成交量_持仓量与波动性关系	系统工程理论与实践	2009 年 29 卷 12 期	
75	戴 毓	博士	091	基于 VaR_GARCH 族动态模型的燃料油期货市场风险测量	系统工程	2009 年 27 卷 10 期	
76	朱佩枫	博士	091	技术差距对煤炭企业跨区直接投资技术溢出的影响	中国软科学	2009 年 11 期	
77	陈小毅	博士	091	中国煤炭行业市场结构与经济绩效实证研究	统计与信息论坛	2009 年 24 卷 4 期	
78	王群伟	博士	091	技术进步与能源效率——基于 ARDL 方法的分析	数理统计与管理	009 年 28 卷 5 期	
79	王群伟	博士	091	环境规制下的投入产出效率及规制成本研究	管理科学	2009 年 22 卷 6 期	
80	王群伟	博士	091	Research on total factor energy efficiency in China based on supper efficiency grey DEA model	2009 IEEE International Conference on Grey Systems and Service Sciences	2009 年	
81	王群伟	博士	091	考虑非期望产出的区域能源效率评价研究	中国矿业	2009 年 18 卷 9 期	
82	侯雅莉	博士	091	收益共享契约下的供应链订购决策分析	工业工程	2009 年 12 卷 1 期	
83	侯雅莉	博士	091	供应链运作效率影响因素的实证研究	统计与决策	2009 年 1 期	
84	周金阳	博士	091	国有农业企业经营者胜任特征调研	现代经济探讨	2009 年 8 期	
85	周金阳	博士	091	中小型国有农业企业经营者胜任力分析	农业经济问题	2009 年 4 期	
86	邢小军	博士	091	中国能源需求的灰色关联分析	价格月刊	2009 年 32 卷 10 期	
87	高 岩	博士	091	指数型强化缓冲算子的构造及其应用	统计与决策	2009 年 14 卷 2 期	
88	高 岩	博士	091	直觉模糊信息下的多属性决策组合赋权新方法	统计与决策	2009 年 23 卷 6 期	
89	高 岩	博士	091	一种基于 Choquet 积分的多属性直觉模糊决策方法	数学的实践与认识	2009 年 39 卷 17 期	
90	高大伟	博士	091	进口贸易与中国各地区能源强度之间的协整分析	统计与决策	2009 年 15 卷 14 期	
91	葛世龙	博士	091	可耗竭资源开采中的资源税征收预期影响研究	系统工程学报	2009 年 24 卷 2 期	

92	葛世龙	博士	091	税率提高预期下可耗竭资源最优开采研究	中国矿业	2009 年 18 卷 9 期	
93	孙立成	博士	091	基于非径向超效率 DEA 聚类模型的 FEEEP 系统协调发展研究	系统工程理论与实践	2009 年 29 卷 7 期	
94	孙立成	博士	091	区域 FEEEP 系统技术效应动态分解及收敛性分析	系统工程	2009 年 27 卷 4 期	
95	孙立成	博士	091	基于非径向 DEA 模型的区域环境绩效评价研究	统计与信息论坛	2009 年 24 卷 7 期	
96	孙立成	博士	091	江苏省能源消费对经济发展的关联分析	价格月刊	2009 .33.9	
97	黄益绍	博士	091	分散自适应模糊滑模控制器与车辆跟随控制	系统工程学报	200 年 24 卷 6 期	
98	黄益绍	博士	091	Decentralized direct adaptive output feedback fuzzy H_{∞} tracking design of large-scale nonaffine nonlinear systems	Nonlinear Dyn	2009 年 58 卷 9 期	
99	黄益绍	博士	091	H_{∞} tracking design for a class of decentralized nonlinear systems via fuzzy adaptive observer	Joural of Systems Engineering and Electronics	2009 年 20 卷 4 期	
10	黄益绍	博士	091	Coordinated decentralised hybrid adaptive output feedback fuzzy control for a class of large-scale non-linear systems with strong interconnections	IET control theory & applications	2009 年 3 卷 9 期	
10	陈洪涛	博士	091	石油金融学论纲	能源技术与管理	2009 年 1 期	
10	陈洪涛	博士	091	基于 MF-DFA 的国际原油价格多重分形特征研究	复杂系统与复杂性科学	2009 年 6 卷 3 期	
10	查冬兰	博士	091	The contribution degree of sub-sectors to structure effect and intensity effects on industry energy intensity in China from 1993 to 2003	Renewable and Sustainable Energy Reviews	2009 年 13 卷 4 期	
10	查冬兰	博士	091	能源约束下的我国全要素生产率增长比较——基于技术可变的面板随机前沿生产模型	系统工程	2009 年 27 卷 6 期	
10	和媛媛	博士	091	Extension of the expected value method for multiple attribute decision making with fuzzy data	Knowledge-Based Systems	2009 年 22 卷 1 期	
10	和媛媛	博士	091	基于可能度的三角模糊数互补判断矩阵排序方法	运筹与管理	2009 年 2 期	
107	和媛媛	博士	091	区间数多属性决策问题的逼近理想点方法	统计与决策	2009 年 24 期	
108	朱佳翔	博士	092	都市圈交通体系结构整体演化模型及实证研究	管理评论	2009 年 113 卷 7 期	
109	朱佳翔	博士	092	系数为对称梯形模糊数的模糊线性规划研究	控制理论与应用	200926 卷 6 期	
110	朱佳翔	博士	092	Studies on a Grey Financial Alert Model Of the	信息技术国际会议	2009 年 12 月	

				Public Corporations Based on Degree of Grey Incidence			
111	莫鸿	博士	095	物流产业技术进步率及其对经济增长贡献的测算	统计与决策	2009, 5	
112	莫鸿	博士	095	Dynamic Game Analysis on Logistic Service in China (EI 检索号 20090111834393)	IEEE International Conference on Engineering Management, Services Management and Knowledge Management.	2008 年	
113	莫鸿	博士	095	Game Analysis on Enterprise Behavior among Road Freight Transport Industry in China. (EI 检索号 20090111822398)	International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation.	2008 年	
114	刘涛	博士	091	物流金融中的共同代理研究	价格月刊	2009 年 2 期	
115	刘涛	博士	091	允许延期支付条件下退化性商品的销售与定购策略	中国管理科学	2009 年 5 期	
116	许丽君	博士	091	不同控制模式下差异化渠道中的价格形成机制及其稳定性	系统工程理论与实践	2009 年 10 期	
117	郭军华	博士	091	基于 FC 和 VPRS 的信用风险评价研究	预测	2009 年 5 期	
118	肖泽磊	博士	091	基于多维面板数据的聚类方法探析及实证研究	数理统计与管理	2009 年 5 期	
119	李为相	博士	091	基于区间灰数的 MAS 任务分配模型及 VIKOR 方法	计算机应用	2009 年 8 期	
120	李为相	博士	091	一种多属性的 MAS 任务分配机制研究	系统工程与电子技术	2009 年 5 期	
121	巩永华	博士	091	移动通信业务组合定价理论与方法研究	财贸经济	2009 年 4 期	
122	杨丽	博士	091	基于旅游产品定价的旅游供应链利润分配协调研究	生态经济	2009 年 2 期	
123	杨丽	博士	091	旅行社产品低质量水平同质化的原因及其对策研究——从旅游需求的角度分析	旅游论坛	2009 年 2 期	
124	公彦德	博士	091	基于 3PL 和 NASH 谈判模型的三级 SCC 机制研究	预测	2009 年 2 期	
125	公彦德	博士	091	基于 Shapley 值和相同利润增长率的供应链协调策略	系统管理学报	2009 年 1 期	
126	田刚	博士	091	Response to the Disruption of Supply Chain with Effort Dependent Demand	第六届服务系统与服务管理国际会议	2009.6	
127	田刚	博士	091	中国物流业技术进步与技术效率研究	数量经济技术经济研究	2009(26)2	
128	田刚	博士	091	中国物流业全要素生产率变动与地区差异——基于随机前沿模型的实证分析	系统工程	2009(27)11	
129	田刚	博士	091	不确定环境下两阶段战略供应链计划研究	软科学	2009(23)12	

130	魏静	博士	095	组织知识转移影响要素的实证研究	研究与发展管理	2009.6	
131	沈国琪 陈万明	博士 教授	093 093	组织气氛对团队有效性影响机制的实证分析	数理统计与管理	2009 年 5 期	
132	沈国琪 陈万明	博士 教授	093 093	我国企业知识资本结构的探索性与验证性因素分析	科学学研究	2009 年 3 期	
133	沈国琪 陈万明	博士 教授	093 093	基于教育因子的区域人才资源流动分析	科技进步与对策	2009 年 17 期	
134	沈国琪 陈万明	博士 教授	093 093	高科技组织中组织氛围对团队有效性的影响机制研究	预测	2009 年 4 期	
135	邹治 陈万明	博士 教授	093 093	高校毕业生就业率的解读与就业预警线的重构_以江苏省高校相关数据为证	现代教育科学	2009 年 2 期	
136	邹治 陈万明	博士 教授	093 093	我国政府在高校毕业生就业中的职责及政策研究	现代教育管理	2009 年 11 期	
137	张小雪 陈万明	博士 教授	093 093	要素积累、结构变动与中国经济增长研究	经济经纬	2009 年 6 期	
138	张小雪 陈万明	博士 教授	093 093	中国人力资本、物质资本供给的联合内生结构与经济增长研究	财贸研究	2009 年 5 期	
139	张小雪 陈万明	博士 教授	093 093	人力资本计量: 劳动力构成指数	统计与决策	2009 年 17 期	
140	李宪印 陈万明	博士 教授	093 093	农户人力资本投资与非农收入关系的实证研究	农业经济问题	2009 年 5 期	
141	张敏 陈万明	博士 教授	093 093	人才聚集效应关键成功要素及影响机理分析	科技管理研究	2009 年 8 期	
142	吴中伦 陈万明	博士 教授	093 093	家族企业信任危机与劳动关系信任调整	科学学与科学技术管理	2009 年 9 期	
143	吴中伦 陈万明	博士 教授	093 093	构建区域人才结构评价指标体系推动区域经济可持续发展	中国人才	2009 年 3 期	
144	董锋 谭清美	博士 教授	093 093	多指标面板数据下的企业 R&D 能力因子分析	研究与发展管理	2009,21 (3)	
145	朱卫东 谭清美	博士 教授	093 093	基于系统构成要素功能的科技服务业评价指标体系研究	科学学研究	2009,26(增刊)	
146	朱佳翔 谭清美	博士 教授	093 093	基于灰关联度的两阶段上市公司财务风险灰色预警	软科学	2008,22(4)	
147	朱佳翔 谭清美	博士 教授	093 093	一种具有对称三角模糊系数的新线性规划方法	统计与决策	2008 (7)	
148	朱佳翔 谭清美	博士 教授	093 093	基于模糊网络环境的一种 FSPP 算法	系统工程	2008,26(2)	
149	衡孝庆 谭清美	博士 教授	093 093	工程管理的生态层面分析	科技管理研究	2008(1)	
150	衡孝庆 谭清美	博士 教授	093 093	交往实践视域中的技术	科技进步与对策	2008,5(2)	

基于RBF神经网络的非线性时间序列在线预测

张冬青, 宁宣熙, 刘雪妮

(南京航空航天大学 经济与管理学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对非线性非高斯时间序列, 提出观测噪声服从隐马尔可夫模型(HMM)的径向基函数(RBF)神经网络(RBF-HMM)预测模型, 其特点在于模型输入包含误差反馈项、RBF网络隐含层节点数的可变性和观测噪声的隐马尔可夫性; 并采用序列蒙特卡罗(SMC)方法实现基于RBF-HMM模型的时间序列在线预测. 最后采用太阳黑子数平滑月均值数据和CRU国际钢材价格指数月数据进行实证研究, 结果表明该模型的有效性.

关键词: 预测; 径向基函数神经网络; 隐马尔可夫模型; 序列蒙特卡罗方法

中图分类号: O211.6 **文献标识码:** A

On-line prediction of nonlinear time series using RBF neural networks

ZHANG Dong-qing, NING Xuan-xi, LIU Xue-ni

(College of Economics & Management, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: For the nonlinear and non-Gaussian time series, a novel predictive model—the RBF-HMM model is proposed based on the radial basis function(RBF) neural network with measurement noise being assumed to be of a hidden Markov model(HMM). The characteristics of this model include: 1) the predictive errors of RBF neural network are associated with the input of RBF-HMM model; 2) the number of hidden neurons varies with time; 3) the measurement noise is assumed to be HMM distributed. Sequential Monte Carlo(SMC) method is then applied to the on-line prediction for time series in RBF-HMM model. Finally, the smoothed data of the monthly mean sunspot numbers and CRU(the Britain Commodity Research University) steel price index are analyzed. The experimental results indicate that the RBF-HMM model is effective.

Key words: prediction; radial basis function neural networks; hidden Markov model; sequential Monte Carlo method

1 引言(Introduction)

目前, 大多数时间序列均是采用标准的自回归滑动平均(ARMA)模型^[1]来进行建模, 即假设被研究的时间序列服从2阶平稳且噪声驱动机制为高斯白噪声的线性模型. 然而, 现实生活中绝大多数时间序列却呈现非线性, 为此Billings等人提出非线性自回归滑动平均(NARMA)模型^[2], 它具有形式简洁、高度概括等特点. 然而对于NARMA模型而言, 除了少数情况外, 其非线性函数都难以用精确的数学模型描述, 由于神经网络能以任意精度逼近任意的非线性函数^[3], 因此本文采用径向基函数(RBF)神经网络进行非线性时间序列建模. 另一方面, 已有关于神经网络用于时间序列分析的文献, 都是假设观测噪声服从高斯分布^[4~6], 事实上, 这个假设过于简单, 而且在有些场合并不适合, 因此本文尝试用隐马尔可夫模型(HMM)来对噪声进行非高斯建模.

本文提出观测噪声服从隐马尔可夫模型的径向

基函数神经网络(RBF-HMM)预测模型, 并用序列蒙特卡罗(SMC)方法实现其在线预测.

2 问题描述(Problem statement)

2.1 NARMA模型(NARMA model)

Billings等^[2]于1989年提出如下NARMA模型:

$$\hat{y}_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q}) + e_t. \quad (1)$$

式中: $\{y_{t-1}, \dots, y_{t-p}\}$ 为观测序列, $\hat{y}_t$ 为预测值, $\{e_t, e_{t-1}, \dots, e_{t-q}\}$ 为观测噪声序列, 由于很难得到, 本文用相应的预测误差来代替, 即 $e_{t-1} = y_{t-1} - \hat{y}_{t-1}, \dots, e_{t-q} = y_{t-q} - \hat{y}_{t-q}$; $f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q})$ 为非线性函数.

由式(1)可知, NARMA模型预测的关键是确定非线性函数具体表达式, 然而这并非易事, 因此许多学者借助神经网络来逼近它. 相对于其他神经网络而言, RBF网络具有学习速度快、逼近能力强等特点而备受瞩目, 所以本文选取节点数可变的RBF网络来

描述NARMA模型中的非线性函数。

关于噪声项 e_t 的分布,本文假设它服从HMM过程。这个假设有其深刻的哲学含义:因为在实际经济社会系统或工程系统中,任何时间序列的产生都有其内在驱动机制,只是有些时间序列的内在驱动机制不太明显,只能通过相应的观测序列进行推断,HMM正好能够从更深层次刻画它。本文预测模型结构如图1所示。

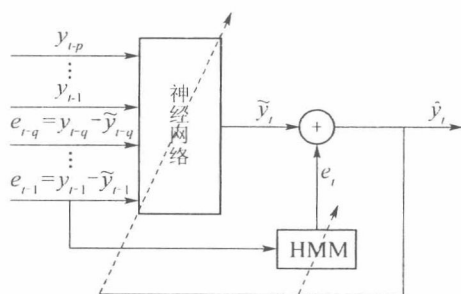


图1 基于神经网络预测模型的结构框图

Fig. 1 Framework of neural networks prediction model

2.2 可变节点数的RBF神经网络(Variable hidden neurons RBF model)

本节讨论图1中神经网络的建模,采用形如Holmes等提出由 k_t 个隐节点的RBF网络和线性回归项组成的混合RBF网络模型^[7]:

$$\begin{cases} \tilde{y}_t = b_t + \beta_t^T x_t, & k_t = 0, \\ \tilde{y}_t = \sum_{j=1}^{k_t} a_{t,j} \phi(\|x_t - c_{t,j}\|) + b_t + \beta_t^T x_t, & k_t \geq 1. \end{cases} \quad (2)$$

式中: $x_t = (y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q})^T$, $\tilde{y}_t$ 分别为RBF网络的输入和输出; $\|\cdot\|$ 为距离度量; $\phi(\cdot)$ 为径向基函数; $c_{t,j}, a_{t,j}$ 分别为 t 时刻RBF网络第 j 个隐节点的中心和输出权重; b_t 和 $\beta_t = (\beta_{t,1}, \dots, \beta_{t,p+q})$ 为回归系数。简单起见,令 $D_t = (y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q}, \phi(x_t, c_{t,1}), \dots, \phi(x_t, c_{t,k_t}))$, $\alpha_t = (b_t, \beta_{t,1}, \dots, \beta_{t,d}, a_{t,1}, \dots, a_{t,k_t})^T$, 其中 $d = p + q$, 式(2)可表示为如下向量形式:

$$\tilde{y}_t = D_t \alpha_t. \quad (3)$$

至于径向基函数选择,借鉴文献[8],本文选取形如 $\phi(x) = e^{-\lambda x^2}$ 高斯径向基函数, λ 为扩展系数。

2.3 HMM噪声模型(HMM noise model)

图1中观测噪声 e_t 可以用HMM进行建模。HMM最早出现于1957年,由于其具有坚实的数学理论基础,近年来得到广泛应用。HMM是一个双内嵌式随机过程,即HMM是由两个随机过程组成:一个是隐含的状态序列;另一个是与隐状态有关的观测序列。

其中隐状态序列不可观测,只能通过观测序列进行推断^[9]。

$$\text{HMM的状态空间模型为} \begin{cases} z_t \sim p(z_t | z_{t-1}, A_t), \\ e_t \sim f(e_t | z_t, B_t), \end{cases}$$

其中: z_t 是时刻 t 系统所处的隐状态,且 $z_t \in S$, $S = \{S_1, \dots, S_{n_s}\}$ 为隐状态集合, n_s 为隐状态数,不失一般性,本文选取HMM的隐状态数为3(即 $n_s = 3$),表示神经网络对 y_t 的预测性能,即预测值偏高、偏低和基本符合实际3种情况; $z_t \sim p(z_t | z_{t-1}, A_t)$ 为状态转移概率分布,由状态转移矩阵 $A_t = \{a_{ij}\}$ 决定,其中: $a_{ij} = P\{z_t = S_j | z_{t-1} = S_i\}$; $e_t \sim f(e_t | z_t, B_t)$ 是 t 时刻在隐状态 z_t 下测量值的概率分布,由条件概率 $B_t = \{g_i(e_t), 1 \leq i \leq n_s\}$ 刻画,其中 $g_i(e_t) = p\{e_t | z_t = S_i\}$, 可以用混合高斯模型来逼近^[10]。假设每个隐状态下混合高斯模型的个数为 n_m , 即有

$$g_i(e_t) = \sum_{j=1}^{n_m} v_{ij} N(e_t; \mu_{ij}, \sigma_{ij}^2), \quad i = 1, \dots, n_s. \quad (4)$$

式中: $N(e_t; \mu_{ij}, \sigma_{ij}^2)$ 是 t 时刻 S_i 状态下第 j 个高斯分布; $\mu_{ij}, \sigma_{ij}^2, v_{ij}$ 分别为该高斯模型的均值、方差和权重,其中权重应满足 $\sum_{j=1}^{n_m} v_{ij} = 1, v_{ij} \geq 0, i = 1, \dots, n_s$ 。关于HMM详细介绍请参见文献[9]。

综上所述,得到如下两个结论: 1) 当HMM参数 $n_s = 1, n_m = 1$ 时, HMM就退化为高斯模型,所以观测噪声服从高斯分布只是服从HMM分布的特例,而观测噪声服从HMM分布则是高斯分布的推广; 2) 当 $f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q})$ 为线性函数,且HMM参数 $n_s = 1, n_m = 1$ 时,则本文提出噪声服从HMM分布的NARMA模型就退化为高斯白噪声的ARMA模型。

3 基于SMC方法的RBF-HMM模型在线预测(On-line prediction based on RBF-HMM model with SMC method)

本节旨在研究: 已知至 $t-1$ 时刻所有测量值 $y_{1:t-1} = (y_1, \dots, y_{t-1})$, 如何求出 t 时刻的预测值 $\hat{y}_t$? 采用SMC方法来实现基于RBF-HMM模型的时间序列在线预测。SMC方法源于20世纪60年代,因其能够解决非线性、非高斯等难题而倍受瞩目。SMC方法的基本思想是利用重要性采样方法,用离散随机粒子逼近概率分布,以实现概率分布的递推计算,当随机粒子数量足够大时,它能够无限逼近任意的概率密度函数。有关SMC方法的详细描述和其他相关问题参见文献[11]。

3.1 观测方程与状态方程(Observation equation and state equation)

为了成功应用SMC方法, 必须给出RBF-HMM模型的观测方程和状态转移方程, 由第2节分析可知观测方程可写成

$$\hat{y}_t = \tilde{y}_t + e_t = D_t \alpha_t + e_t. \quad (5)$$

由于RBF-HMM模型参数未知, 将其作为状态向量的一部分进行演化滤波. 目前多数文献都采用离散或连续形式的随机游走模型来进行演化, 以此实现模型参数的动态调整和增加粒子的多样性^[5,11,12]. 本文亦采用同样方法, 对于连续参数 $\{\alpha_t, c_t, \mu_t, \sigma_t^2, A_t, v_t\}$, 采用添加零均值的高斯随机噪声进行参数演化, 其中 μ_t, σ_t^2, v_t 分别为 t 时刻HMM所有隐状态、所有混合高斯模型的均值、方差和权重组成向量. 状态转移方程具体如下:

$$\begin{cases} k_t \sim P(k_t|k_{t-1}), c_t = c_{t-1} + \varepsilon_c, \\ \alpha_t = \alpha_{t-1} + \varepsilon_\alpha, A_t = A_{t-1} + \varepsilon_A, \\ \mu_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_\mu, \ln(\sigma_t^2) = \ln(\sigma_{t-1}^2) + \varepsilon_\sigma, \\ v_t = v_{t-1} + \varepsilon_v, z_t \sim P(z_t|z_{t-1}, A_t), \\ I_t \sim P(I_t|z_t, v_t). \end{cases} \quad (6)$$

式中: $P(k_t|k_{t-1})$ 是RBF网络隐含层节点数随时间变化的概率分布; $\varepsilon_c, \varepsilon_\alpha, \varepsilon_A, \varepsilon_\mu, \varepsilon_\sigma, \varepsilon_v$ 维数分别和 $c_{t-1}, \alpha_{t-1}, A_{t-1}, \mu_{t-1}, \sigma_{t-1}^2, v_{t-1}$ 相同, 且它们中每个元素分别服从均值为0、方差为 $\delta_c^2, \delta_\alpha^2, \delta_A^2, \delta_\mu^2, \delta_\sigma^2, \delta_v^2$ 的高斯分布. $P(z_t|z_{t-1}, A_t)$ 为隐状态随时间变化的概率分布; $P(I_t|z_t, v_t)$ 为HMM中某状态下混合高斯模型中子模型指标 I_t 的条件概率分布, 它由 z_t 和 v_t 决定. 由于参数 α_t 和 c_t 的维数依赖于 k_t , 所以当 k_t 发生变化时, α_t 和 c_t 也随之变动. 简单起见, 本文假设 k_t 只有如下3种变化: 1) 增加1个节点; 2) 减少1个节点; 3) 节点数不变. 当 k_t 增加时, 则新增加的节点中心为此时刻的网络输入加上随机高斯扰动得到; 当 k_t 减少时, 则根据输出权重的大小决定删除某个节点, 即删除输出权重最小的那个隐含层节点. 至于参数 α_t 随 k_t 的变化情况参见文献^[12]. 上述各参数初始值最好根据具体问题的先验知识来确定, 如果没有相应先验知识, 则可以随机生成. 图2给出开始4步RBF-HMM模型各参数动态演化的示意图.

3.2 Rao-Blackwellised 粒子滤波法(Rao-Blackwellised particle filter)

考虑RBF-HMM模型, 首先要计算 $p(\theta_t|y_{1:t})$, 其中 $\theta_t = \{k_t, \alpha_t, c_t, \mu_t, \sigma_t^2, A_t, v_t, z_t, I_t\}$. 如果是线性高斯模型, 则可以用卡尔曼滤波等精确方法来进行计算. 但在多数情况下, 此概率密度的精确求解并不容易, 可以采用SMC方法来近似, 如果此时模型参数很多, 采用SMC方法求解则需要大量粒子,

从而影响计算速度, 因此可采用Rao-Blackwellised粒子滤波(RBPF)方法^[13], 其基本思想就是把高维状态空间划分成不同子空间, 其中部分子空间的概率密度函数用粒子抽样实现, 而剩余子空间的条件概率分布可以用诸如卡尔曼滤波等精确方法进行求解. 这样就能有效降低SMC方法采样空间的维数. 文献^[13]证明要达到相同估计精度, RBPF需要的粒子数远远少于标准SMC方法所需要的粒子数; 而文献^[14]证明与标准SMC方法相比, RBPF方法能够有效降低估计方差.

对于本文RBF-HMM模型, 显然给定参数 $\{k_t, c_t, \mu_t, \sigma_t^2, A_t, v_t, z_t, I_t\}$ 条件下, 参数 α_t 的条件概率 $p(\alpha_t|r_t, y_{1:t})$ 服从高斯分布, 可以用卡尔曼滤波精确计算, 所以本文把参数 θ_t 分成2个子集合, 即 $\theta_t = \{r_t, s_t\}$, 其中: $s_t = \{\alpha_t\}$, $r_t = \{k_t, c_t, \mu_t, \sigma_t^2, A_t, v_t, z_t, I_t\}$. 根据乘法定理, 则有

$$p(r_t, s_t|y_{1:t}) = p(r_t|y_{1:t})p(s_t|r_t, y_{1:t}). \quad (7)$$

其中用SMC方法近似计算 $p(r_t|y_{1:t})$, 而用卡尔曼滤波来求解 $p(s_t|r_t, y_{1:t})$, 这样就可以有效地降低粒子采样空间的维数, 提高计算效率.

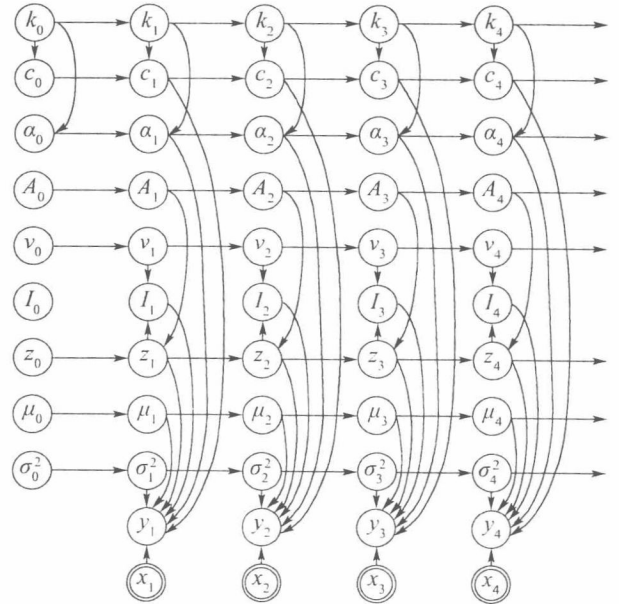


图2 RBF-HMM预测模型参数动态演化示意图

Fig. 2 Dynamic evolution graph of RBF-HMM model

3.3 在线预测算法(Algorithm of on-line prediction)

假设 $t-1$ 时刻概率密度函数 $p(s_{t-1}, r_{t-1}|y_{1:t-1})$ 可由一组已知带权粒子 $\{(r_{t-1}^{(i)}, s_{t-1}^{(i)}), w_{t-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ 来逼近, 即

$$p(r_{t-1}, s_{t-1}|y_{1:t-1}) \approx \sum_{i=1}^N w_{t-1}^{(i)} \delta((r_{t-1}, s_{t-1}) - (r_{t-1}^{(i)}, s_{t-1}^{(i)})),$$

其中: $\delta(\cdot)$ 是Kronecker Delta函数, N 为粒子数.

下面分别递推计算 $p(\hat{y}_t|y_{1:t-1})$ 和 $p(\mathbf{r}_t, \mathbf{s}_t|y_{1:t})$, 以此实现时间序列的在线预测, 具体步骤如下:

Step 1 粒子 $\mathbf{r}_{t-1}$ 更新.

根据RBF-HMM模型的转移方程更新粒子 $\mathbf{r}_{t-1}$, 即抽样

$$\begin{aligned} k_t^{(i)} &\sim P(k_t|k_{t-1}^{(i)}), c_t^{(i)} \sim c_{t-1}^{(i)} + \varepsilon_c, \\ A_t^{(i)} &\sim A_{t-1}^{(i)} + \varepsilon_A, \mu_t^{(i)} \sim \mu_{t-1}^{(i)} + \varepsilon_\mu, \\ \ln(\sigma_t^{2(i)}) &\sim \ln(\sigma_{t-1}^{2(i)}) + \varepsilon_\sigma, v_t^{(i)} \sim v_{t-1}^{(i)} + \varepsilon_v, \\ z_t^{(i)} &\sim P(z_t|z_{t-1}^{(i)}, A_t^{(i)}), I_t^{(i)} \sim P(I_t|z_t^{(i)}, v_t^{(i)}), \end{aligned}$$

得新粒子

$$\mathbf{r}_t^{(i)} = \{k_t^{(i)}, c_t^{(i)}, A_t^{(i)}, v_t^{(i)}, \mu_t^{(i)}, \sigma_t^{2(i)}, z_t^{(i)}, I_t^{(i)}\},$$

则

$$p(\mathbf{r}_t|y_{1:t-1}) \approx \sum_{i=1}^N w_{t-1}^{(i)} (\mathbf{r}_t - \mathbf{r}_t^{(i)}). \quad (8)$$

Step 2 测量值预测.

当 $\mathbf{r}_t^{(i)} = \{k_t^{(i)}, c_t^{(i)}, A_t^{(i)}, v_t^{(i)}, \mu_t^{(i)}, \sigma_t^{2(i)}, z_t^{(i)}, I_t^{(i)}\}$ 已知时, 根据定义可得 $D_t^{(i)}$. 又由于 e_t 服从HMM过程, 在特定隐状态、特定混合高斯子模型下它为高斯分布, 即 $p(e_t^{(i)}|z_t^{(i)}, I_t^{(i)}) = N(e_t^{(i)}; \mu_t^{(i)}(z_t^{(i)}, I_t^{(i)}), \sigma_t^{2(i)}(z_t^{(i)}, I_t^{(i)}))$, 所以可取 $e_t^{(i)} = \mu_t^{(i)}(z_t^{(i)}, I_t^{(i)})$. 根据式(5)可得 $\hat{y}_t^{(i)} = D_t^{(i)} \alpha_{t-1}^{(i)} + \mu_t^{(i)}(z_t^{(i)}, I_t^{(i)})$. 则

$$p(\hat{y}_t|y_{1:t-1}) \approx \sum_{i=1}^N w_{t-1}^{(i)} (\hat{y}_t - \hat{y}_t^{(i)}), \quad (9)$$

$$\text{所以 } \hat{y}_t = \sum_{i=1}^N w_{t-1}^{(i)} (D_t^{(i)} \alpha_{t-1}^{(i)} + \mu_t^{(i)}(z_t^{(i)}, I_t^{(i)})).$$

Step 3 粒子选择及权重更新.

当获得 t 时刻的真实测量值 y_t 时, 计算 $p(y_t|\mathbf{r}_t^{(i)}, y_{1:t-1})$ 得到每个新粒子 $\mathbf{r}_t^{(i)}$ 的权重. 如果多数粒子的权重很小(接近于0), 则会引起退化现象, 为了防止这种情况出现, 本文采用残差重采样方法^[15]和马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)方法^[16]对粒子进行重采样. 经过上述操作后, 得到 N 个权重相等的新粒子, 即 $w_t^{(i)} = 1/N$, 简洁起见, 这里将这些新粒子仍然记为 $\mathbf{r}_t^{(i)}$, 则

$$p(\mathbf{r}_t|y_{1:t-1}) \approx \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} (\mathbf{r}_t - \mathbf{r}_t^{(i)}). \quad (10)$$

Step 4 粒子 $\mathbf{s}_{t-1}$ 更新.

由于条件概率 $p(\mathbf{s}_t|\mathbf{r}_t, y_{1:t})$ 在特定隐状态、特定混合高斯模型下服从高斯分布, 因此可以用卡尔曼滤波来计算 $p(\mathbf{s}_t|\mathbf{r}_t^{(i)}, y_{1:t})$ 得到 $\mathbf{s}_t^{(i)}$, 详见文献^[17]. 即得新粒子 $\{\mathbf{s}_t^{(i)}\}_{i=1}^N$, 其中 $\mathbf{s}_t^{(i)} = \alpha_t^{(i)}$.

通过以上几节的讨论, 可得 $p(\hat{y}_t|y_{1:t-1})$, $p(\mathbf{r}_t|y_{1:t-1})$ 和 $p(\mathbf{s}_t|\mathbf{r}_t, y_{1:t})$. 根据式(7), 则可计算得 $p(\mathbf{r}_t, \mathbf{s}_t|y_{1:t})$, 同时得到 t 时刻的预测值 $\hat{y}_t$.

4 实验研究(Experimental research)

4.1 太阳黑子数平滑月均值序列(Time series of smoothed monthly mean of sunspot numbers)

本节选取太阳黑子数平滑月均值序列, 样本区间为1964年1月至2005年10月(共502个数据), 数据来源于 <http://sidc.oma.be/>. 为了提高预测精度, 首先对原始数据进行1阶差分以去除序列低频成分, 然后用RBF-HMM模型进行单步在线预测, 最后还原成太阳黑子数月均值预测值. 并取1997年1月至2005年10月共106个样本来检验模型预测精度.

通过对1964年1月至1996年12月的396个样本进行离线训练, 得到RBF网络输入参数为 $p = 10$, $q = 5$, 隐含层节点数 $k = 10$, 其中 $\lambda = 1$. 本例根据试值法确定HMM的混合高斯模型个数为2. 将离线训练得到的RBF-HMM模型参数作为在线预测的初始参数, 然后根据第3节的算法实现在线预测. 关于粒子数目选择, 从理论上讲, 当粒子数目趋于无穷时, 用一些带权的随机粒子能无限逼近任意概率分布. 但由于计算机的运算和储存能力限制, 粒子数目不可能取无穷大, 在实际运用中, 既要考虑现实环境的限制, 又要兼顾估计准确性, 借鉴文献^[18]中建议, 本例中粒子数目取1000. 此外, 本文还采用前期法和观测噪声服从零均值高斯分布的RBF网络(RBF-GAUSS)模型对该序列进行预测. 前期法就是把前一时刻实际值作为当前时刻预测值, 即 $\hat{y}_t = y_{t-1}$. 并给出文献^[19]中方法的预测结果, 各种预测方法的平均相对误差(MAPE)见表1.

表1 太阳黑子数平滑月均值的平均相对预测误差
Table 1 MAPE of smoothed mean sunspot numbers

预测方法	MAPE/%
RBF-HMM模型	1.24
RBF-GAUSS模型	1.42
文献 ^[19] 中方法	2.30
前期法	3.98

从表1可看出, RBF-HMM模型和RBF-GAUSS模型预测结果优于文献^[19]中方法, 其原因在于RBF-HMM模型和RBF-GAUSS模型的相关参数及网络隐节点数随着时间可动态调整, 而文献^[19]中模型结构和参数经训练后即保持不变; RBF-HMM模型预测结果优于RBF-GAUSS模型, 这是因为任何观测序列都有其根本驱动力, HMM正是从本质上对此进行描述, 即根据噪声内在驱动机制的不同状态对神经网络预测结果(即神经网络输出)进行在线补偿校正, 而RBF-GAUSS模型仅仅假设噪声服从零均值高斯分布, 没有对神经网络的输出进行补偿校正; 前期法只是把第 $t-1$ 期的实际值作为第 t 期的预测值, 事实

上第 t 期通常不会是第 $t-1$ 期的简单重复, 所以其预测效果最差。

4.2 CRU钢材价格指数序列(Time series of CRU steel price index)

本小节选取英国商品研究所发布的CRU国际钢材价格指数月数据序列进行研究, 样本区间为1994年4月至2008年3月(共168个数据), 数据来源于<http://cruonline.crugroup.com>。用2007年1月至2008年3月的15个样本来检验模型预测精度。对1994年4月至2006年12月的153个样本进行离线训练, 通过试值法确定RBF网络输入参数为 $p=5$, $q=4$, 隐含层节点数为 $k=7$, 其余参数确定方法同4.1节。此外还采用前期法和RBF-GAUSS模型对该序列进行预测, 具体结果见表2。由此可看出, 基于RBF-GAUSS模型的预测效果优于前期法, 而RBF-HMM模型的预测效果又优于RBF-GAUSS模型, 进一步验证本文模型的有效性。

表2 CRU钢材价格指数的平均相对预测误差
Table 2 MAPE of CRU steel price index

预测方法	MAPE/%
RBF-HMM模型	1.68
RBF-GAUSS模型	2.56
前期法	3.01

5 结论(Conclusion)

针对观测噪声为非高斯分布的非线性时间序列, 提出噪声服从HMM的RBF-HMM在线预测模型。该模型具有以下3个显著特点: 1) 模型输入包含误差反馈项; 2) 采用节点数可变的RBF网络对NARMA模型中非线性项进行建模; 3) 用HMM对观测噪声项进行建模。并采用SMC方法实现基于RBF-HMM模型的时间序列在线预测。最后采用太阳黑子数平滑月均值数据和CRU国际钢材价格指数进行实验研究, 并和前期法、RBF-GAUSS模型的预测结果进行对比研究, 结果表明本文模型的有效性。

参考文献(References):

- [1] BOX G E P, JENKINS G M, REINSEL G C. *Time Series Analysis: Forecasting and Control* [M]. 3rd edition. Beijing: Posts & Telecom Press, 2005: 19-180.
- [2] CHEN S, BILLINGS S A. Representation of non-linear systems: the NARMAX model[J]. *International Journal of Control*, 1989, 49(3): 1013-1042.
- [3] HORNIK K, STINCHCOMBE M, WHITE H. Multi-layer feed-forward networks are universal approximators[J]. *Neural Networks*, 1989, 2(3): 359-366.
- [4] 张高煜, 江水, 梁继民, 等. 采用序贯滤波的红外/雷达机动目标跟踪[J]. *控制理论与应用*, 2007, 24(5): 811-814.
(ZHANG Gaoyu, JIANG Shui, LIANG Jimin, et al. Infrared/radar maneuvering target tracking via sequence filtering[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(5): 811-814.)
- [5] DE FREITAS N, ANDRIEU C, HOJEN-SORENSEN P, et al. Sequential Monte Carlo methods for neural networks[M]//*Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [6] XU X, LI B. Adaptive Rao-Blackwellised particle filter and its evaluation for tracking in surveillance[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(3): 838-849.
- [7] HOLMES C, MALLICK B K. Bayesian radial basis function of variable dimension[J]. *Neural Computation*, 1998, 10(5): 1217-1233.
- [8] POGGIO T, GIROSI F. Networks for approximation and learning[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1990, 78(9): 1481-1497.
- [9] RABINER L R. A tutorial on hidden Markov Models and selected applications in speech recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1989, 77(2): 257-286.
- [10] LIPORACE L A. Maximum likelihood estimation for multivariate observations of Markov sources[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1982, IT-28(5): 729-734.
- [11] AVRULAMPALAM S, MASKELL S, GORDON N, CLAPP T. A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [12] ANDRIEU C, DE FREITAS J F G, DOUCET A. Sequential Bayesian estimation and model selection applied to neural networks, Technical Report CUED/F-INFENG/TR 341[R]. Cambridge: Department of Engineering, Cambridge University, 1999.
- [13] DOUCET A, DE FREITAS J F G, MURPHY K, RUSSELL S. Rao-Blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks[C]//*Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. Stanford: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2000: 176-183.
- [14] DOUCET A, GORDON N J, KRISHNAMURTHY V. Particle filters for state estimation of jump Markov linear systems(Technical Report CUED/F-INFENG/TR 359)[R]. Cambridge: Department of Engineering, Cambridge University, 1999.
- [15] LIU J S, CHEN R. Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1998, 93(443): 1022-1031.
- [16] GILKS W R, BERZUINI C. Following a moving target-monte carlo inference for dynamic Bayesian models[J]. *Journal of the Royal Statistical Society B*, 2001, 63(1): 127-146.
- [17] DE FREITAS J F G. *Bayesian Methods for Neural Networks*[D]. Cambridge: University of Cambridge, 1999.
- [18] Goldenstein S K. A gentle introduction to predictive filters[J]. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, 2004, 6(1): 235-297.
- [19] 丁刚, 钟诗胜. 基于时变阈值过程神经网络的太阳黑子数预测[J]. *物理学报*, 2007, 56(2): 1224-1230.
(DING Gang, ZHONG Shisheng. Sunspot number prediction based on process neural network with time-varying threshold functions[J]. *Acta Physica Sinica*, 2007, 56(2): 1224-1230.)

作者简介:

张冬青 (1971—), 女, 博士研究生, 目前研究方向为经济信号处理、时间序列预测等, E-mail: hollycase@sina.com;

宁宣熙 (1938—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为管理科学与工程、系统工程等, E-mail: nhning@nuua.edu.cn;

刘雪妮 (1978—), 女, 博士研究生, 目前研究方向为区域经济等, E-mail: applelxn@hotmail.com.

中国汽车工业产能过剩模型

彭浪 宁宣熙

中国汽车工业发展的良好预期激发着膨胀的投资热情,产能过剩的问题越来越成为业界关注的热点。

一、产能利用率

产能利用率是衡量产能是否过剩的定量指标,理论上讲只要达不到百分之百就过剩了。但实际上应该有一个度,只有超过了这个度,才可称之为过剩。

美国在一般年份产能利用率在70%~90%之间波动,低于70%才算不“合理”。1948~2007年,美国汽车制造业产能利用率平均为77%,其中最高年份为1978年,为86%;最低年份为1960年,为60%。

德国汽车工业发展比较稳定,其产能利用率相对较高,平均在82%左右,比美国高5个百分点。

中国汽车行业平均产能利用从整个行业看是逐年下降。在本世纪头两年,利用率达到88%以上,随着不断投资扩能,产能利用率越来越低,从2006年开始产能利用率低于70%。

二、产能利用率分析

1、汽车产能利用率由高走低的原因

我国的经济经历了计划经济到市场经济的变迁,从短缺经济中走了出来。早期我们的产能利用率比较高,主要有以下一些原因:

(1) 综合能力低下

改革开放以前,工业基础薄弱,投入不足,国家的汽车工业只有一汽、二汽,加上一些专用企业和改装企业。在1978年以前,企业行业的供给能力严重不

足,年产汽车不超过15万辆。在这个阶段,工厂的设备开动率很高,一般要达到95%以上,有时 would 超过100%,需要加班加点。

(2) 市场需求旺盛

中国人有两个梦:“房子梦”和“车子梦”。“车子梦”源于两个动机,一是创业生财,二是提高生活质量。我国是一个人口大国,“车子梦”提供了一个巨大的潜在市场,可以说每个中国人都想拥有一部车,只不过由于主客观条件的限制,而使得相当一部分人的梦想不能实现罢了。这个巨大的市场客观上促进了设备开动率的提高。

(3) 产业政策

中国政府为了改变汽车企业规模小、产品落后,在1994年颁布《汽车产业政策》,旨在引导汽车企业充分利用外国资金,开拓和发展两个市场,采取大批量、多品种生产方式,重点解决厂家多、投资分散、项目审批乱、重复引进低水平产品等问题。国家的产业政策极大地促进了汽车行业的大发展,这一段时期设备的开动率是极高的。

2、发达国家的经验

在上个世纪,发达国家的产能利用不到90%,就会造成亏损。丰田在北美的产能利用率被压榨到106%,克莱斯勒和日产的产能利用率都在95%左右。但通用和福特就比较逊色,通用利用了90%的产能,福特利用了79%的产能。在二者的工厂中,甚至有些工厂的产能利用不到70%,这也是通用和福特在北美失败的一个主要原因。

在全球,各国产能都有过剩

现象,美国产能闲置也相当严重,目前,美国整体工业与制造业产能利用率仅70%左右,出现产能设备利用率偏低的情况。

从西欧国家经验来看,产能利用率并不是100%。当产能利用率超过95%以上,代表设备使用率接近全部,通货膨胀的压力将随产能无法应付而急速升高,在市场预期利率可能升高情况下,对一国货币是利多。反之如果产能利用率比较低,且持续下降,表示设备闲置过多,经济有衰退的现象,在市场预期利率可能降低情况下,对该国货币是利空。

产能利用率随着经济周期上升或下降。根据美国的经验,产能利用率一般有一个正常水平范围,存在一个预警区域。美联储公布的数据显示,工业部门能够在81%以上的产能利用率下安全运行,此时不会产生通货膨胀。如果在80%以下徘徊,可能会挫伤企业投资的信心,引起失业增加;如果利用率进入82%~85%的范围时,生产瓶颈就会出现,这会对价格尤其是生产者物价水平产生新的压力。

综合起来,对于发达国家:常态产能利用率为80%。

三、过剩度

我国的产能利用率要高于发达国家,这是基于以下两点:

(1) 我国的经济基础和水平不是很高,没有足够的财力支撑设备能力空放;

(2) 我国的汽车市场潜力巨大。作为世界第一人口大国,汽车逐渐进入家庭为汽车企业提供了市场空间。

从历史数据和未来预测分析可以得到以下结论:

(1) 2002 年开始, 中国汽车行业的产能已经超过合理限度, 特别在 2004 年~2008 年产能爆发式增长, 过剩十分严重。

(2) 2009 年、2010 年的市场容量由于受到金融危机的影响肯定要缩水, 在图表中市场值是根据模型的预测数, 实际 2009 年的市场在 1000 万辆, 2010 年不会超过 1100 万辆。

(3) 汽车工业是资本和技术高度密集的产业, 而汽车产品作为直接面对终端市场的升级消费品, 对市场的反映也极为敏感, 因此, 汽车产能可调节的幅度较小, 而产能利用水平将直接反映市场的供需状况。具体从产能角度 2009 年、2010 年的能力出入不大, 这是因为 2009 年、2010 年甚至更远一些年的投资已经在前几年投下了, 九通一平、设备定制等都已完成, 投资惯性基本保证能够按计划达产, 这样 2009 年的过剩度为 41%, 2010 年的过剩度为 39%。

(4) 鉴于金融危机造成市场萎缩, 在未来几年里必须缩减投资。

五、中国产能过剩的特点

1、汽车产能不断扩张

进入 21 世纪我国汽车市场需求的呈现爆发性增长, 汽车行业的投资高速增长, 汽车产能扩张的速度非常快。随着市场竞争

的不断加剧, 汽车价格不断下降的预期, 市场需求增幅回落, 汽车需求对汽车产能的消化能力逐渐趋弱。我国正处于经济发展较快时期, 整个汽车行业产能利用率水平偏低。许多企业还在增资扩产, 使汽车产能有可能到 2012 年达到 2000 万辆。在汽车需求不能同步放大的情况下, 产能利用水平会更低, 产能过剩的趋势将更加严重。

2、汽车产能利用呈下降趋势

改革开放之初, 我国汽车的消费主体是公务用车, 国家对汽车产业一直实行严格的审批制度, 对汽车产业的投资有严格的限制, 进口汽车的关税维持在一个相当高的水平, 国内汽车价格与国际市场价格严重脱节, 此时的汽车产能利用水平很高, 但并不能反映市场供需的真实情况。上世纪 90 年代以后, 汽车行业逐步向市场经济过渡, 由于市场消费主体仍为公务用车, 市场容量有限, 而居民的购买能力尚未提高, 还没有把对汽车需求的潜力市场转化为现实市场, 汽车市场供过于求, 产能利用率出现下降趋势。自 2002 年以来, 私人汽车逐渐成为汽车消费主体, 国内汽车的产能远远不能满足市场的需求, 汽车行业的高额利润。也引发了汽车产业投资的高速增长, 汽车产能迅速扩大。

随着汽车产量的不断扩大, 汽车车型品种的不断翻新, 各种资本大量涌入汽车制造领域, 产能利用率将必然出现下降趋势。

3、结构性过剩十分明显

结构性过剩最具有代表性的是轻型商用车。以福田为龙头老大的轻型车走农村包围城市的产业发展道路, 从田埂走向大路, 从乡村走进城市, 逐渐发展为汽车行业中的一支重要力量。由于中国农村市场对于价格弹性十分敏感, 故而福田从一开始就走低成本战略, 后来的事实证明这一条道路是正确的, 但是也留下后遗症。由于过分地考虑降低制造成本, 对于质量的要求相对较低, 价格太低使得供应商为了保护自己的利益, 采取偷工减料的对策, 造成产品质量水平低下, 一度“福田”成了低质汽车的代名词; 另一方面, 由于入门槛低, 许多改装厂、修理厂、个体作坊也加入到轻型车行业由于厂家太多, 恶性竞争愈演愈烈, 大家拼命杀低价格, 以至于整个轻型车行业不赚钱, 甚至亏损。这种过剩从表面上看是厂家太多, 更深层次的问题在于失于监管, 单从立项上, 对于低速汽车每个省可以自己审批, 从而每个省、直辖市都有若干个低速汽车厂。

作者单位: 南京航空航天大学

中国未来汽车市场的研究

彭浪 宁宣熙

摘要:经过半个多世纪的发展,中国汽车工业取得了举世瞩目的成就。本文对未来十年的汽车市场进行定量预测,对未来行业产能进行定性分析,提出汽车行业投资过热的理性思考,阐述中国汽车行业持续健康发展的建议。

关键词:汽车 预测 市场 决策

(一)前言

随着汽车产业的高利逐渐消融,中国汽车业利润下降的主要压力来自于国内汽车行业产能过剩导致的激烈竞争,这种情况要求汽车行业提升经营能力和管理水平,许多汽车企业纷纷进行内部结构调整和体制改革。这几年由于人民币升值、小排量汽车的解禁、消费税率的调整、燃油税的即将实施、自主创新提升到战略高度、汽车产业政策的高门槛和技术含量、排放法规的日益严格等因素影响,我国汽车市场正发生着显著而深刻的变化。

由于汽车行业与整个国民经济的走势密切相关,在我国经济持续增长的带动下,在资本市场发展日益规范的情况下,我国汽车行业在较长时期将呈增长型发展趋势。从中国汽车发展的未来情景分析,对于经营与投资者仍然存在着较多机会,特别是SUV、MPV、微型轿车、经济型轿车、中级轿车等车型投资前景看好。同时也面临着风险,未来几年汽车产业面临的主要风险表现在:在宏观调控的背景下,固定资产投资及宏观经济增长将有所放缓,产能过剩将影响汽车需求变化;油价持续增长在短时间内不会发生根本改变,对汽车运营成本的增加的影响逐渐显现出来;能源短缺、油价上涨将逐渐影响汽车行业消费总量及消费结构;已经出台或即将出台的汽车消费、环保、燃油等相关政策给汽车市场及产业发展带来一定的不确定性。中国汽车市场开放水平提高及市场需求的矛盾也必将进一步加剧中国汽车企业竞争,从而带来市场格局的变化,进而影响汽车企业经营与投资的预期。

(二)中国未来10年汽车市场的预测

从1956年7月第一辆解放牌汽车在长春一汽下线开始,在国家和各省市的政策支持下,用了近20年的时间,通过自力更生建成了一大批整车制造厂、汽车配件厂和改装车厂,基本奠定了我国汽车工业的基础。改革开放以后,我国的汽车企业在加大技术研发投入的同时,引进国外的先进技术和生产设备,使汽车行业走上了发展的快车道。

进入21世纪,中国的汽车产销量每年以超过100万辆的速度递增,特别在2002年和2003年形成了“井喷式”的发展。当前,汽车工业已成为我国很多地区的支柱产业,各地积极制定和实施“十一五”规划,合理地配置资源、更好地发挥区域优势,可以使我国的汽车工业乃至整个国民经济不断的进步。

由于影响汽车市场的因素很多,而且这些相关信息部分已知、部分未知,利用灰色模型进行预测。我们假设汽车需求为系统的内生变量 M ,相关解释变量为居民收入 A 、居民家庭恩格尔系数 E 、汽车销售价格 P 。

预测模型为以市场需求 M 为因变量,以居民收入 A 、居民家庭恩格尔系数 E 和汽车销售价格 P 为自变量的三

维线性方程。

影响居民有效收入 A 的主要因素有:工资增长量、居民可支配收入、银行存款、消费资金总量及其变化等,把这些因素用居民家庭人均可支配收入进行综合替代,用灰色模型进行预测。

影响汽车销售价格 P 的主要因素有:总供给量、物价变化、消费心理与偏好、替代品、互补商品等相关因素。从中国汽车工业大干快上的局面现状出发,可以认为供给量是充分的,取汽车消费价格指数来综合替代,用灰色方程预测价格的未来走势。

19世纪德国统计学家恩格尔对消费结构的变化得出一个规律:一个家庭收入越少,家庭收入中(或总支出中)用来购买食物的支出所占的比例就越大,随着家庭收入的增加,家庭收入中(或总支出中)用来购买食物的支出则会下降。显然一个家庭越富裕其购买汽车的可能性越大,因此用恩格尔系数作为预测的相关变量。

1.居民家庭人均可支配收入预测。根据1978~2006年的数据的变化趋势,建立二次曲线预测模型。把数据代入所建立方程组,解得我国居民收入的二次预测方程,由此模型预测2007~2015年居民家庭可支配收入呈抛物线型方式增长,即:2008年居民人均收入为12635元,2010年为16639元,到2015年提升到25063元。

2.居民家庭恩格尔系数预测。从历史数据分析,改革开放以来我国居民家庭购买食品的比例越来越小,与时间呈接近线性关系。根据直线模型预测未来十年居民家庭恩格尔系数,2008年恩格尔系数为35.1,2010年为33.32,2015年下降至28.87。

3.价格指数预测模型。分析1997~2006年的数据,用二次曲线预测模型比较符合我国现阶段的发展趋势。解联立方程,得到预测方程。2007~2015年的价格指数呈曲线上扬趋势,如2008年价格指数为420,2010年为467,2015年达到660。

4.多元预测模型。建立三元线性函数,将历史数据代入方程组得到系数行列式、变量行列式、常数行列式。回归计算得到三维预测模型。根据预测方程式可以预测2007年至2015年中国市场汽车的需求量:2007年819万辆,2008年936万辆,2009年1061万辆,2010年1195万辆,2011年1337万辆,2012年1488万辆,2013年1647万辆,2014年1815万辆,2015年1992万辆。预测发现到2015年中国汽车市场的总需求将达到2000万量,这对于汽车企业家们是一个利好的前景。

(三)产能分析

我国汽车工业中已形成了具有千万辆生产能力,一汽、上汽、东风、长安、北汽等大型汽车企业集团能够进行多品种、系列化生产。我国汽车工业的产业组织结构,呈现出专业化分工逐步加速的趋势。许多大型汽车公司开始把汽车零部件生产企业分离出去,使其发展成为面向全行业的供应商。跨国汽车零部件公司逐步建立,使汽车零部件企业的集中度逐步提高。商用车领域,几个龙头瓜分了绝大部分市场。轿车也形成了以大型合资企业为核

心的竞争格局。我国汽车工业产品结构逐步趋于合理,目前乘用车与商用车的比例为30:70,商用车中重、中、轻、微的比例为15:13:56:16,能够满足市场的需求。

经过改革开放以来的全面技术引进与消化吸收,我国汽车工业的技术水平有了长足的进步。电子技术的应用,使国产汽车在安全、环保、节能方面有了突破性进展,主要产品性能指标大幅度提高,在具有自主知识产权的电动车技术研制方面,取得了突破性进展。但是在轿车整车开发能力上我们水平不高,缺乏具有自主知识产权的产品平台,高附加值汽车零部件开发能力薄弱。

这几年国内汽车产业的爆发性增长误导很多汽车企业巨大的投资热情,目前国内汽车产业的产能已达到每年1020万辆。上汽、解放、东风、长安、北汽、广汽都宣称在未来3~5年内产能都将达到150~200百万辆。特别值得一提的是自吉利汽车开民营企业制造整车之先河以来,先后有西安比亚迪、萧山万通、宁波华翔、江苏中大、上海华普、浙江万向、重庆红岩和贵州新世纪等近30家民营企业蜂拥而至,甚至像五粮液集团、江苏春兰、宁波波导等与汽车行业关联不是很大的厂家也纷纷宣布进入汽车行业。众多民营资本进入汽车市场,促进和提升了汽车市场的竞争与发展。如果在建项目和拟建项目达到目标,在“十一五”末期就能实现2000万辆的产能。

(四) 市场分析与建议

中国汽车工业的发展是在民族企业和外国公司发现汽车这个潜在的“消费大市场”之后争先恐后进军的结果,特别是经过20世纪90年代以来十几年我国汽车工业获得了飞跃发展。根据经济学生命周期理论,中国汽车工业目前正在处于生命周期第二阶段的结束期和第三阶段的开始期,价格竞争以及基于价格竞争的非价格竞争将会成为未来一段时期中国汽车市场竞争的主线。

这些年来乘用车的增长迅速,但存量需求释放市场已具规模使乘用车增速放缓将不可避免。随着高收入群体存量购买力释放,未来需求无法仅靠这部分购买力来支撑轿车市场的持续高增长;这几年普通居民收入增加、新产品不断上市、私车消费兴起成为轿车市场“井喷”的主要制造者,而当这一存量消费能力得到集中释放,轿车增速的放缓就变得不可避免。

以商用为主的MPV由于社会保有量已具备一定规模、政策面对公务用车进行限制倾向、宏观经济对商务车市场需求的负面影响、家用MPV市场仍处于培育期、油价持续上涨等影响,MPV的增长将放缓。

从需求分析,微型客车的经济性使其具有不可替代性,同时,微型客车在中小型城市和农村市场的消费潜力十分巨大;从技术角度讲,微型客车市场已趋于成熟;另外,国家鼓励经济型汽车的倾斜性政策和地方“限小”政策的逐步解禁都将为微客市场注入活力。因此可以相信微客市场将保持低速下的长期稳定增长。

SUV的增长受燃油价格较大,预计国际油价保持相对高位,随着“十一五”规划出台,对燃油税的预期也更为明朗,国内高油价时代已逐渐来临,预计未来几年SUV销售增速将低于乘用车整体水平。

根据产能分析可知我国汽车市场的需求随时都会满足,而产能过剩会造成企业设备闲置、资金的利用率降低,直接导致企业间的价格大战,使得企业的利润减少。

产能过剩问题最集中的是轿车,目前汽车产能利用率约在60%左右,有大约40%的过剩。需要关注的是由于大家对中国汽车市场的看好,各大企业及外资企业都在不断的进入汽车市场以及扩大自己的生产规模,产能的增速高于需求的增速,这样导致产能过剩更严重。

面对过剩的潜在威胁,我们要采取积极有效的措施:

首先加速企业重组。由于汽车工业对各省区的巨大经济作用,除了极少数几个边远省份以外,几乎所有的省辖区都有汽车制造企业或者与汽车相关的改装厂、零部件配套企业。据统计全国共有2443个汽车企业,从业人员达500万人。这么多的汽车及其相关企业势必造成同业竞争、资源浪费、生产效率低下等弊端,加之信息不对称、市场不稳定等客观现实,导致整个行业的不经济。企业重组的目的在于采取关停并转方式把相关企业重组成企业集团,在集团内部进行分工,避免过分竞争与重复,集团间也在产品上有宏观分工和偏重。

其次要强化行业标准化工作。严格技术标准,特别是在安全性、经济性方面要有足够的关注。汽车是架在轮子上的,据不完全统计每年由于车祸的死亡人数10万人,直接经济损失19亿元,因此对于汽车企业要用严格的安全技术指标进行约束。现在石油是人们生活的必不可少的资源,但石油枯竭也是必然的事实,节约能源是我们建立和谐社会与可持续发展的必由之路,汽车燃油经济性是每个企业必须承担的社会责任,企业探索技术方案,政府制定相应的规定和激励政策。

温室效应、环境污染是当前世界各国普遍关注的课题。汽车排放是重要污染源之一,治理过程是一个系统工程,这需要政府、汽车企业、石油化工等部门的协同工作,才能达到治本之目的。特别要强调严格执法,有的地方不达标的车辆仍然能上牌、上路,双重标准带来市场的不规范,产生“劣币逐良币”的现象。

进入21世纪后的汽车产业蓬勃发展造成投资过热的事例屡见不鲜,更加剧了产能过剩,所以中央政府和各级政府要把汽车企业的投资真正管控起来,制定相应的制度和标准,达成整个国家汽车行业的综合能力的加强。

按照专家的说法,我国汽车行业只不过是结构性过剩,即无效产能过剩、有效产能反而不足。对于不能进行规模生产的企业不是应该限制其扩产,而是应该勒令其退出,否则资源浪费将相当严重。同时,对那些蒸蒸日上的本土企业,则没有必要围追堵截;在新建项目上应提供便利,否则会削弱自主品牌的力量,打击其自主研发的积极性。

(五) 结束语

汽车工业是国家工业水平的代表性产业,其产品生产链长,需要消耗钢铁、有色金属、橡胶、玻璃、电子、石油、化工、机械等其他工业产品,不仅能够带动冶金、制造、化工等上游产业,而且还能促进交通、能源、维修、旅游等下游产业的发展。据统计汽车保有量每增长一个百分点,可以拉动GDP增长0.5个百分点。正是由于汽车行业在国民经济中的强大作用,保持我国汽车工业的健康发展是非常重要的。根据前面的分析,在短期上要克服汽车行业近年来产能过剩的局面,实现供需平衡;从长期看,在我国国民经济持续增长的带动下,在资本市场发展日益规范发展的情况下,我国汽车行业的增长是值得期待的。

(作者单位:南京航空航天大学)

文章编号: 1000-6788(2009)12-0154-09

燃料油期货市场成交量、持仓量与波动性关系

戴 毓^{1,2}, 周德群¹

(1. 南京航空航天大学 经济与管理学院, 南京 210016; 2. 中信银行济南分行, 济南 250011)

摘 要 采用 GARCH 模型、方差分解以及脉冲响应函数等方法研究了我国燃料油期货市场的价格波动与成交量和持仓量之间的关系。通过研究得到以下结论: 成交量对价格波动具有很强的解释作用, 可以根据上一期成交量的变动, 预测下一期的价格波动; 当期持仓量对价格波动具有很强的吸收作用, 持仓量增大时, 期货价格波动将随之减小, 但滞后期持仓量的变动对期货价格的波动性不具有解释作用, 因此无法根据持仓量的历史数据预测未来的价格波动。同时考虑成交量和持仓量时, 当期成交量表现出很强的解释作用, 若当期成交量增大, 则价格波动也将增大, 反之则减小; 当期持仓量在成交量和持仓量同时增加时对价格波动的影响小于在成交量增加、而持仓量没有增加时对价格波动的影响; 而滞后期的成交量和持仓量对价格波动均没有显著影响。价格波动的残差扰动大部分由其自身造成; 波动性对持仓量的影响比较明显; 而成交量与持仓量之间存在显著的相互影响。脉冲响应曲线表明, 燃料油期货市场符合混合分布假设, 市场深度的价格效应是暂时的。

关键词 燃料油期货; 波动性; 成交量; 持仓量

中图分类号 F832.5

文献标志码 A

Relations among volume, open interest and volatility
in fuel oil futures marketDAI Yu^{1,2}, ZHOU De-qun¹(1. College of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China;
2. China CITIC Bank Ji'nan Branch, Ji'nan 250011, China)

Abstract As the study on interior structure and operating characters was deficient in China fuel oil futures market, the dynamic relationships among volatility, volume and open interest were empirically studied through GARCH model, variance decompose, impulse response function and so on. The results show that volume play important roles in explaining volatility. One can forecast volatility by the variability of past volume. The current open interest can explain volatility too; the volatility would decrease if the current open interest increases. On the contrary, the lagged open interest performs no function in explaining the volatility, that is to say, it is impossible to forecast the future price by historical open interest. Considering volume and open interest simultaneously, the volatility would increase if current volume increases, conversely, the volatility would decrease if current volume decreases. The function to volatility that current open interest performs when trading volume and open interest increase together is lesser than when volume increases while open interest doesn't increase. Furthermore, the lagged volume and the lagged open interest perform

收稿日期: 2008-09-16

资助项目: 国家社会科学基金 (08&ZD046); 国家自然科学基金 (70873058); 教育部人文社会科学研究一般项目 (08JA630041)

作者简介: 戴毓 (1979-), 男, 博士研究生, 研究方向为金融工程、金融决策; 周德群 (1963-), 男, 南京航空航天大学经济与管理学院副院长, 教授, 博士生导师。

nothing to volatility. In variance decomposition, residual disturbance of volatility is mainly caused by itself; the volatility has effect on open interest; the volume and open interest have obvious effect on each other. In the end, the impulse response graphs imply that our fuel oil futures market is in accord with the mixture of distributions hypothesis, and the price effect of market depth is temporal.

Keywords fuel oil future; volatility; volume; open interest

1 引言

作为重要的能源与基础性产品,石油被誉为“工业的血液”,与国民经济有着极其密切的关系。我国是石油生产和消费大国,却无力制衡国际油价。要改善这种状况,必须通过建立属于自己的石油期货市场,融入国际石油定价体系。在此背景下,上海期货交易所于 2004 年 8 月份推出了燃料油期货交易,为建立我国石油期货市场迈出了第一步。

在期货市场上,价格、成交量和持仓量是反应市场行情最为重要的几个变量,也是交易者最为关心的数据。对价格波动与成交量和持仓量之间的关系进行研究,有助于了解期货市场的内部结构和信息传播方式;有助于对期货价格的分布特征做出合理解释;有助于了解成交量和持仓量在期货价格波动中所起作用的大小,进而对期货市场进行风险管理。

国外学者对期货价格波动、成交量和持仓量的相互关系已进行了较为详尽的研究,我国期货市场发展至今虽然已有十多年的时间,但学术界对期货市场内部结构、运行特征等方面的研究非常缺乏;对我国期货价格波动与成交量和持仓量之间存在的动态关系的研究也较少,对于燃料油期货更是这样。为此,本文选取燃料油期货合约作为研究对象,借助 GARCH 模型对其价格波动与成交量和持仓量之间的动态关系进行实证研究,并利用方差分解和脉冲响应函数对它们的相互影响关系进行深入分析。

2 理论背景

金融市场的量价关系一直吸引着研究者与投资者的目光。近年来,许多学者已对证券市场和期货市场的价格波动与成交量之间的相互关系进行了大量的实证研究,得到许多有意义的结论。

Ying^[1]对 S&P500 及纽约证券交易所股票的价格波动与成交量之间的关系进行了研究,发现价格波动和绝对价格波动与成交量之间存在正相关关系。之后,Clark^[2]、Epps T W 和 Epps M L^[3]、Cornell^[4]、Tauchen 和 Pitts^[5]对证券、期货市场的量价关系进行了研究,也发现成交量与价格变动之间存在正相关关系。1987 年 Karpoff^[6]对价格波动与成交量之间的关系进行了比较全面的总结:证券市场由于缺乏做空机制,价格波动与成交量之间可能会存在正相关关系;而在期货市场上做多和做空的成本是一样的,因此价格波动与成交量之间一般不存在相关关系;但证券市场和期货市场的绝对价格波动与成交量之间一般存在正相关关系。McCarthy 和 Najand^[7]研究了外汇期货市场上的量价关系,得出的结论验证了 Karpoff 的总结,而且,他还发现价格变化绝对值与成交量具有双向因果关系,表明期货市场符合 Copeland^[8]提出的连续信息到达假设。

除了相关关系的研究之外,Grammatikos 和 Saunders^[9]研究了外汇期货的成交量与价格波动方差,发现二者之间存在 Granger 因果关系。Lamoureux 和 Lastrapes^[10]的研究发现,当在 GARCH 模型的条件方差方程中引入成交量后,GARCH 效应消失了,说明成交量对价格波动具有很好的解释作用;Najand 和 Yung^[11]也在 GARCH 模型的条件方差方程中引入成交量,对美国国债期货进行了研究,得到相同的结果。Foster^[12]用 GARCH(1,1) 和 GMM 模型分析了原油期货市场的价格波动与成交量的关系得知,量价之间存在即时的正相关关系并受信息到达比率这一内生变量影响。Kocagil 和 Shachmurove^[13]对 16 个期货品种的量价关系进行了研究显示:绝大部分期货品种的绝对价格波动与成交量间存在双向 Granger 因果关系,不存在从成交量到价格波动的 Granger 因果关系,但某些期货品种存在从价格波动到成交量的 Granger 因果关系。

作为期货市场特有的统计量,持仓量(也称空盘量或未平仓合约)蕴含着许多市场信息,它可作为市场深度的指标,反映基本的套期保值活跃程度和未知交易的数量,成为另一个刻画期货交易活跃程度的变量。相比于对期货市场成交量与价格波动之间动态关系的研究,对持仓量与价格波动之间关系的研究较为缺乏,