

基于 Fourier 变换和 ARMA 模型的纳斯达克综合指数预报

王文颖, 李星野

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要:针对金融时间序列存在非线性、随机波动强的特点,提出 Fourier 变换结合 ARMA 模型的区间预测方法。根据谱密度分布,通过信噪比和方差累积变化确定时间序列的多周期复合趋势。数据分析表明,这种多周期复合趋势的残差适合用 ARMA 模型建模。对 2012 年 12 月 28 日至 2015 年 7 月 21 日纳斯达克综合指数每日收盘价的分析显示:该序列的最佳趋势由两个周期序列合成,对该趋势的残差用 ARMA 模型建模,获得比较理想的区间预报效果。

关键词: Fourier 变换; ARMA 模型; 信噪比; 周期延拓

中图分类号: F222.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671—1807(2017)03—0158—08

自回归移动平均(ARMA)模型是线性时间序列的主要预测方法。但金融市场受到多种因素的影响,股票价格时间序列的非线性特征明显。因此,大量的非线性预测模型相继提出。神经网络预测方法具有模仿多种非线性动态特性的能力,可以逼近任意闭区间上的连续非线性函数。但是该方法计算量相对较大且易陷入局部最优。很多学者将神经网络预测方法与其它算法相结合,试图弥补算法自身的缺陷^[1-6]。使用遗传算法(genetic algorithm, GA)和模拟退火算法(simulated annealing, SA)对 BP 神经网络的权值和阈值进行迭代优化,研究表明,GA 和 SA 能够全局搜索最优网络模型参数,弥补神经网络容易陷入局部最优和收敛速度慢的缺陷,有效提高预测精度^[1]。利用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)对复合神经网络进行参数优化,PSO 具有操作简单、收敛快速且全局性能良好的特点^[2]。融合独立成分分析(ICA)与 BP 网络的多维时间序列预测模型可以有效提取原始数据相对稳定的独立特征,提高模型预测精度和降低模型运算负担^[3]。支持向量机是新一代机器学习技术,能够较好地处理小样本、非线性、高维数的实际问题。该算法运用结构风险最小化原则构造最优回归函数,将回归分析问题转化为凸二次规划问题的求解,利用核函数将非线性数据映射到高维空间中,使其可以通过线性学习机器处

理。但支持向量回归模型的预测效果受参数影响较大,而这些参数又难以确定。为了获得最优的支持向量回归模型,许多学者利用其他算法优化选择参数^[4-10]。通过奇异谱分析(singular spectrum analysis, SSA)对股指序列进行分解、重构,提取出不同成分的信号,并采用支持向量机(support vector machine, SVM)对重构序列进行回归,实现对上证指数的预测。实验结果表明,SSA 能更好地提取股指序列的波动趋势,提高预测精度^[4]。基于遗传算法优化参数的支持向量机股价预测模型通过遗传算法对支持向量机模型所涉及的参数进行优化,最后利用优化后的参数来训练 SVR 模型,对时间序列进行趋势预测。实验结果表明,该模型具有良好的预测效果^[5]。网格参数算法通过对支持向量机模型的核函数进行参数寻优,构建最有效的支持向量机模型对股票开盘价变化趋势进行预测。实验结果表明,该模型针对个股进行预测研究时具有较高精度,但对大盘数据的预测效果仍需深入研究^[6]。

仅靠传统的时间序列模型或人工智能预测模型会导致预测精度较低,这是因为单一的预测方法在预测建模过程中只考虑了影响预测对象的关键因素,掩盖了样本点各自的特殊性。借此,学者们在时间序列预测模型基础上提出误差校正,从历史的预测数据中找到模型状态序列的变化规律,对预测误差进行预

收稿日期: 2016—10—27

作者简介:王文颖(1992—),女,上海人,上海理工大学管理学院,硕士研究生,研究方向:经济模型与经济预测;李星野(1958—),男,辽宁人,上海理工大学管理学院,教授,研究方向:时间序列分析,信号处理。

测,调整初始的预测值,以此提高预测精度^[11-18]。基于主趋势辨识和智能残差补偿的序列预测方法利用 AR 模型对样本序列主趋势建模预测,采用遗传-支持向量机(GA-SVM)对 AR 模型的残差序列进行预测。最终,利用残差预测值对 AR 模型进行修正,降低预测误差。研究表明,通过对残差进行分析,能够预测时间序列波动性变化,为 AR 模型预测结果作修正,达到消除残差的目的,提高了算法的精度^[11]。基于数据变换的 GM(1,1)误差校正方法采用了 T-S 模糊神经网络预测方法对样本序列进行初始预测,然后利用基于数据变换的 GM(1,1)模型预测误差序列,最后利用误差预测值对初始预测值进行修正。由于 GM(1,1)数据呈指数规律,文中用于构建误差预测模型的拟合数据和预测误差的期数均较少^[12]。基于预测误差校正的支持向量机预测模型通过 SVM 模型对样本序列进行初步预测,再对误差序列进行小波分解,用 SVM 对各尺度域上的重构序列分别建模预测,最终利用误差预测值对初步预测值进行校正,得到校正后的预测值^[13]。

从国内外文献来看,学者们对金融时间序列的预测大多以趋势预测为主,很少做区间预测。而时间序列统计分析的主要目的是预测序列未来的波动区间^[19]。只有适当提取时间序列的趋势,才能获得可靠性区间预报。理想的预测效果是在 95% 的置信区间内恰恰包含 95% 的预测数据。本文提出 Fourier 变换结合 ARMA 模型的区间预测方法。首先根据 Fourier 变换获得时间序列的谱密度分布,然后根据谱密度分布确定影响时间序列的主要周期,通过分析信噪比和残差方差的变化确定主要周期序列的累积规模,这些主要周期序列的延拓和叠加就可以作为时间序列的趋势预测。最后对多周期复合趋势的残差用 ARMA 模型建模,给出时间序列的预测区间。

1 基于 Fourier 变换的 ARMA 模型预测方法

1.1 时间序列的频谱特性

时间序列可以看作是不同周期序列的线性组合。为了确定时间序列的各周期强度,可以借助频谱分析方法,通过 Fourier 变换将时间域内的序列转换到频率域内进行分析。离散 Fourier 变换将时间序列 $\{w_t\}$ 转换为离散频率域的代表形式 $\{W_k\}$,式(1)和式(2)分别表示了 Fourier 变换和反变换。

$$W_k = \sum_{t=1}^N w_t e^{-i \frac{2\pi(k-1)(t-1)}{N}}, 1 \leq k \leq N \quad (1)$$

$$w_t = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N W_k e^{i \frac{2\pi(k-1)(t-1)}{N}}, 1 \leq t \leq N \quad (2)$$

其中, $e^{\pm i\varphi} = \cos\varphi \pm i\sin\varphi$, W_k 为频谱值。令 A_k 为频谱值 W_k 的幅值, A_k 表示频率对应的谐振能量。这样可以根据谱密度分布中,幅值最高值的位置来确定时间序列中主要周期分量的频率。对纳斯达克综合指数线性回归后的残差序列做 Fourier 变换,得到谱密度分布如图 1 所示。

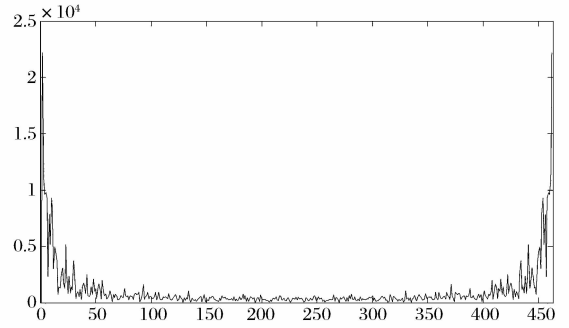


图 1 谱密度分布

1.2 周期延拓

对主要周期序列延拓并叠加可以实现时间序列的趋势预测。周期延拓是将周期序列按照周期长度 M 多次的复制。如对周期为 M 的序列 x_t 进行延拓,得到:

$$x'_t = \sum_{a=-\infty}^{\infty} x_{t+aM} \quad (3)$$

如图 2 所示。

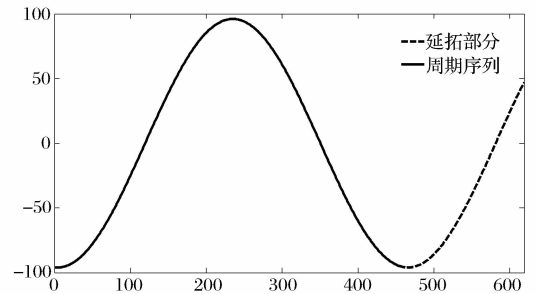


图 2 周期延拓

1.3 ARMA 模型

ARMA(p,q)的一般形式为:

$$z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + \mu^t - \theta_1 \mu_{t-1} - \theta_2 \mu_{t-2} - \dots - \theta_q \mu_{t-q} \quad (4)$$

其中 μ_t 为正态白噪声序列,均值为 0,方差为 σ^2 。

由式(4)直接递推可得:

$$z_t = \sum_{j=0}^{\infty} G_j \mu_{t-j} \quad (5)$$

此时序列未来 l 期的波动方差为 $\sum_{j=0}^{l-1} G_j^2 \sigma^2$,若序

列未来 l 期的预测值为 $\hat{z}_{t+l}$, 则未来真值 z_{t+l} 的置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间是:

$$[z_{t+l} - u_{\alpha/2}(\sum_{j=0}^{l-1} G_j^2)^{1/2} \sigma, z_{t+l} + u_{\alpha/2}(\sum_{j=0}^{l-1} G_j^2)^{1/2} \sigma]$$

(6)

其中 $u_{\alpha/2}$ 是标准正态分布上 $\alpha/2$ 临界值。
事实上, 因为 z_t 是平稳序列, 所以对 z_{t+l} 本身预测的意义不大。但是如果 $z_t \neq 0$, 那么时间序列的前几个预测值会受 Gibbs 跳跃影响, 从而影响区间预测的精度。

2 模型在纳斯达克综合指数预测中的应用

纳斯达克股票市场拥有灵活的上市条件和先进的交易手段, 已经成为全球最大的证券交易所之一, 综合指数的涨跌与全球资本市场走向有着重要关联。因此, 本文选其作为研究对象。2015 年下半年全球大宗商品市场持续低迷, 以及综合指数再创 5 000 点后引发市场对科技行业高估值的担忧, 2015 年 8 月至今综合指数有明显向下波动。由于 ARMA 模型是基于统计理论的模型, 突变太多、太剧烈的数据破坏其统计规律, 所以本文选取 2012 年 12 月 28 日至 2014 年 11 月 28 日纳斯达克综合指数每日收盘价(462 个数据)为样本序列 u_t 进行建模分析, 对 2014 年 12 月 1 日至 2015 年 7 月 21 日综合指数进行预测。

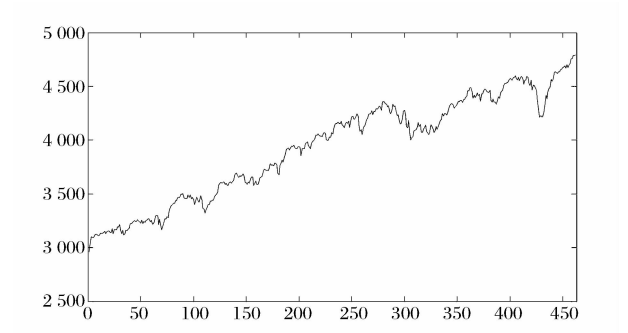
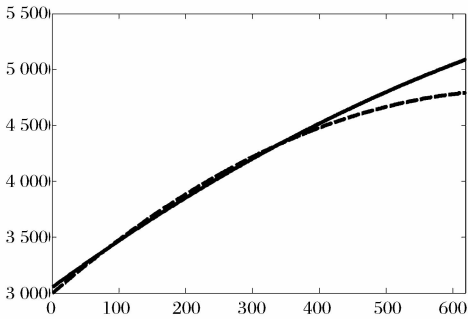


图 3 纳斯达克综合指数每日收盘价样本序列

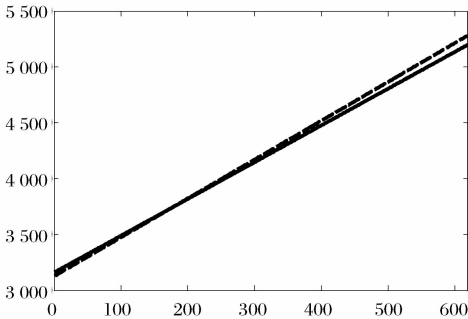
首先采用多项式函数对样本数据做线性回归和二次回归并延拓, 再对全部数据(包括样本数据和预报数据)做回归, 比较两者误差, 选择平均绝对误差较小者, 得到时间序列的宏观趋势序列和残差序列。线性回归的绝对平均误差为 67.962, 二次回归的绝对平均误差为 186.323, 因此选择线性回归。
选择对样本序列 u_t 做线性回归得到残差序列 w_t , 并对拟合值做延拓得到时间序列的线性趋势部分 v_t , 如图 5。回归模型:

$$v_t = 3.479t + 3126.911$$

(7)



(a) 二次回归



(b) 线性回归

图 4 回归图

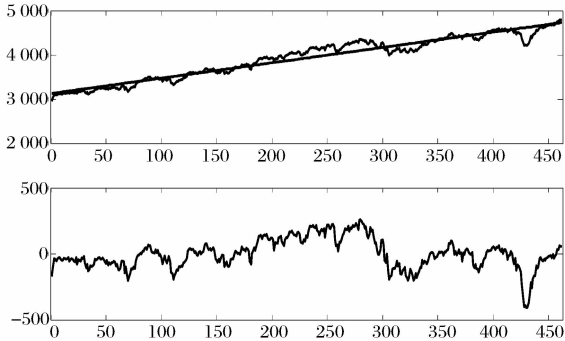


图 5 样本数据线性回归图(下图 残差序列 w_t)

通过对残差序列 w_t 做 Fourier 变换得到 W_k 。谱密度分布如图 1。根据谱密度分布, 找出幅值的最高值和较高值, 确定影响时间序列的主要周期。可以看出幅值大的频率分布在低频部分, 其中幅值最大的前 4 个频率见表 1。
通过 Fourier 反变换, 提取表 1 列出的四个频率所对应的周期序列, 分别表示为 $x_t^{0.002}, x_t^{0.004}, x_t^{0.008}, x_t^{0.006}$ 。对这些周期序列进行延拓(如图 7)和叠加可以实现时间序列的趋势预测 y_t^n (n 为周期序列(按幅值由大到小)叠加个数, $n = 1, 2, 3, 4$)(如图 8)。

借助残差方差变化和样本、预测信噪比确定构成时间序列趋势的主要周期个数。主要周期序列个数不同,残差的方差也会不同。图 9 给出了残差方差随周期序列个数增加的变化。当周期序列个数取 2 时,下降趋势最明显。

另一个确定趋势序列中周期序列个数的方法,借助对信噪比的分析。时间序列的信噪比为:

$$SNR = \frac{\sum (v_t + y_t^n)^2}{\sum [u_t - (v_t + y_t^n)]^2}$$

(8)

如图 10,样本区信噪比随周期序列个数的增加呈递增趋势,而预测区信噪比随周期序列个数的增加呈先增后减的趋势,利用两者相交点(或最接近的点)可以确定主要周期序列个数。当个数为 2 时,样本区与预测区的信噪比最为接近。由此,确定该序列的最佳趋势由 2 个主要周期序列叠加而成,即 $y_t^2 =$

$x_t^{0.002} + x_t^{0.004}$ 。合成序列的线性部分 v_t 和趋势部分 y_t^2 得到拟合序列,如图 11 所示,该合成序列较好地反映了原序列的趋势变化。

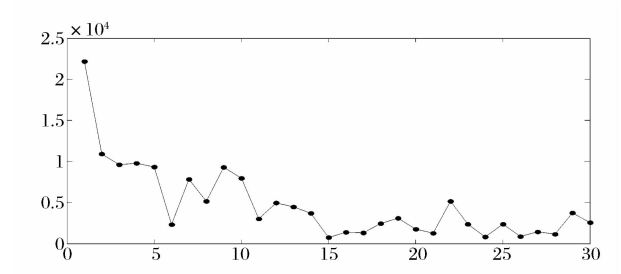


图 6 低频放大图

表 1 频率幅值表

频率	0.002	0.004	0.008	0.006
幅值	22 167	10 900	9 794	9 628

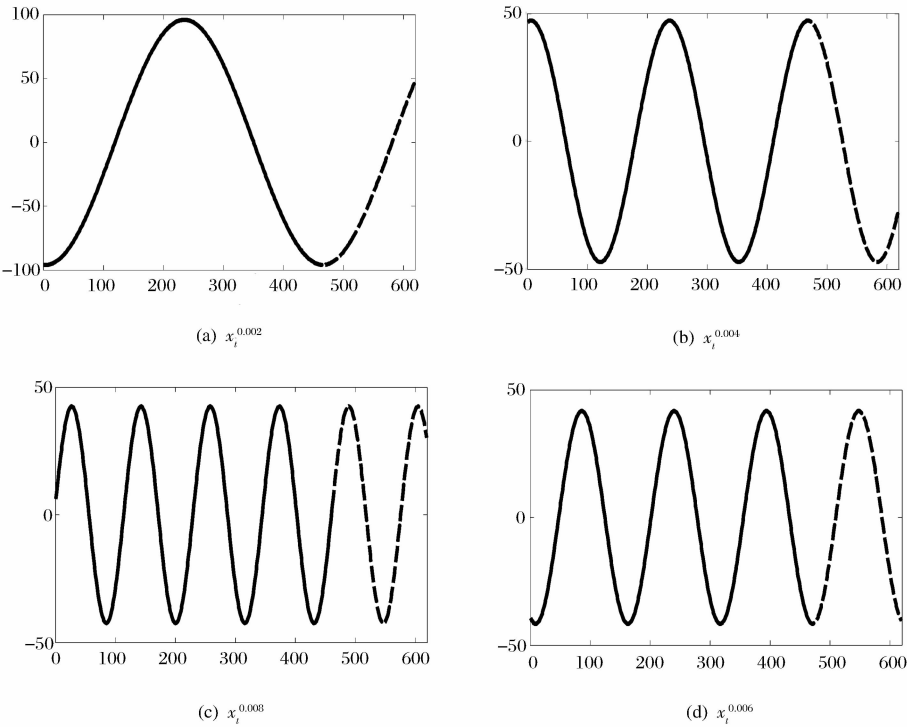


图 7 周期延拓图

表 2 方差变化曲线斜率值

周期序列个数	1	2	3	4
方差	8 235.8	7 120.1	6 219.4	5 348.9
斜率	*	-1 115.7	-900.7	-870.5

对多周期复合趋势的残差序列,即 $z_t = w_t - y_t^n$ 进行 ARMA 模型识别。当 $y_t^2 = x_t^{0.002} + x_t^{0.004}$ 时, z_t 自相关函数呈指数衰减,偏自相关函数呈显著 1 阶

截尾,如图 12 所示。显然,Fourier 变换提取出时间序列的移动平均分量。模型为一阶自回归过程。自回归方程为:

$$z_t = 0.930z_{t-1} + \mu_t$$

(9)

由表 3 可知,t 统计量的 p 值为 0.000 0,t 分布的尾部概率非常小,认为回归系数显著不为零。F 统计量的 p 值为 0.000 0,拒绝零假设,认为该模型总体显著,模型预测结果有效。由表 4 可知,F 统计量的 p

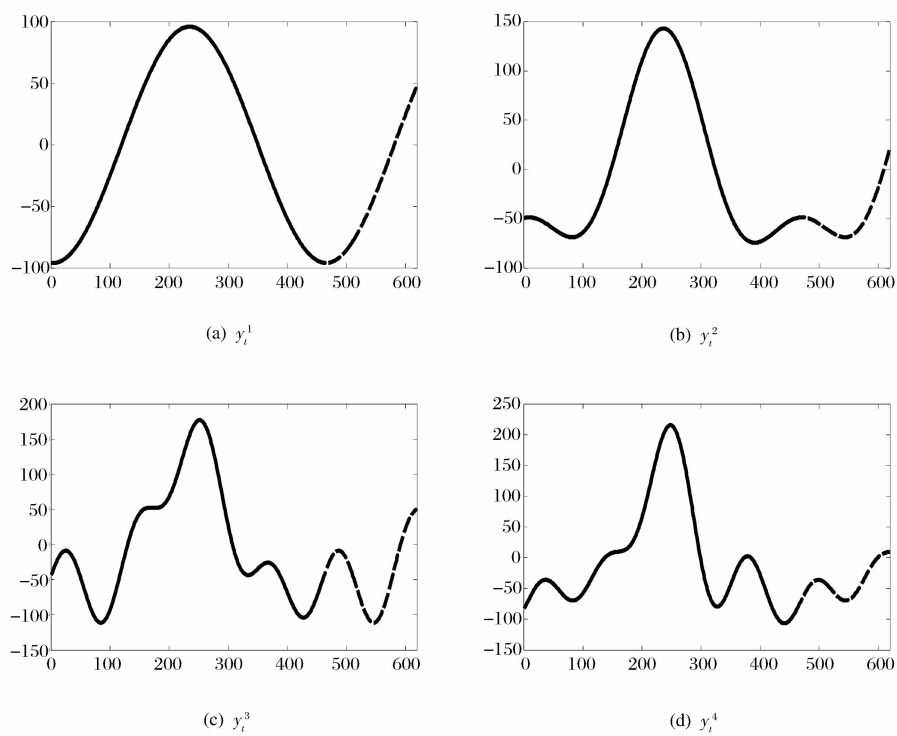


图 8 不同周期序列叠加下的趋势预测

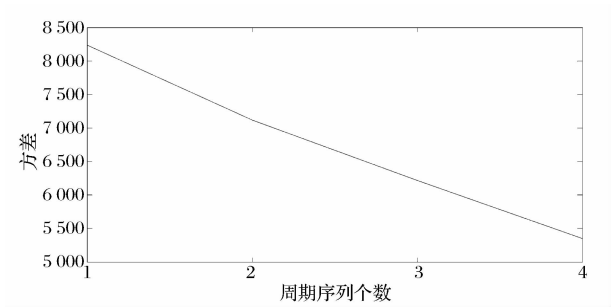


图 9 方差变化曲线

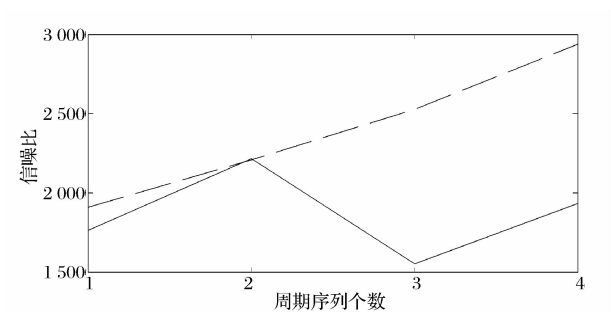


图 10 信噪比

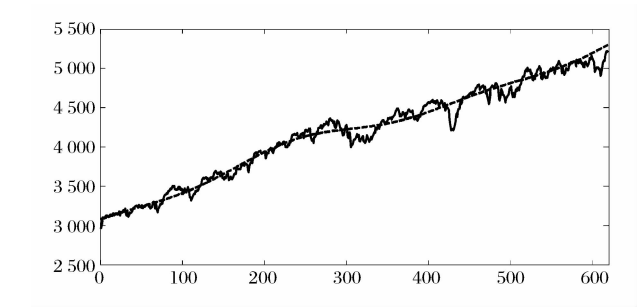


图 11 原序列和拟合序列对比

当 $y_t^3 = x_t^{0.002} + x_t^{0.004} + x_t^{0.008}$, 自回归方程为:

$$z_t = 0.920z_{t-1} + \mu_t \tag{11}$$

当 $y_t^4 = x_t^{0.002} + x_t^{0.004} + x_t^{0.008} + x_t^{0.006}$, 自回归方程为:

$$z_t = 0.910z_{t-1} + \mu_t \tag{12}$$

由式(6)可得,在 95%置信水平下,收盘价的预测区间为:

$$u_{t+l}(\pm) = v_{t+l} + y_{t+l} + z_{t+l} \pm 1.96 \times \left(\sum_{j=1}^{l-1} G_j^2\right)^{1/2} \times \sigma \tag{13}$$

预测结果如图 13 所示。经计算,当向前预测 157 个数据,即 2014 年 12 月 1 日至 2015 年 7 月 21 日时,数据在预测区间内最大概率为 89.17%,如图 13,预测效果不太理想。这是由于 2015 年 6 月 29 日至 2015 年 7 月 15 日期间,中国股市下跌与希腊债务

值为 0.213 8,接受原假设,残差序列不存在序列相关性。
当周期序列叠加个数分别为 1 至 4 时, z_t 相关性检验和 AR 模型输出结果相似。当 $y_t^1 = x_t^{0.002}$, 自回归方程为:

$$z_t = 0.942z_{t-1} + \mu_t \tag{10}$$

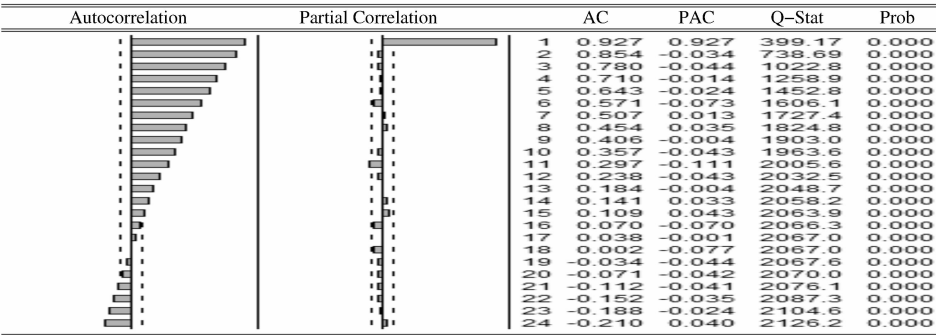


图 12 z^t 自相关和偏自相关函数

表 3 模型输出结果

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.802 001	20.604 55	0.330 121	0.741 5
AR(1)	0.929 760	0.017 122	54.302 46	0.000 0
R-squared	0.865 307	Mean dependent var	0.262 368	
Adjusted R-squared	0.865 014	S. D. dependent var	84.284 31	
S. E. of regression	30.966 44	Akaike info criterion	9.708 014	
Sum squared resid	440 144.6	Schwarz criterion	9.725 947	
Log likelihood	-2 235.697	Hannan-Quinn criter.	9.715 075	
F-statistic	2 948.757	Durbin-Watson stat	1.904 822	

表 4 残差序列独立性检验

F-statistic	1.547 786	Prob. F(2,457)	0.213 8
Obs * R-squared	3.101 658	Prob. Chi-Square(2)	0.212 1

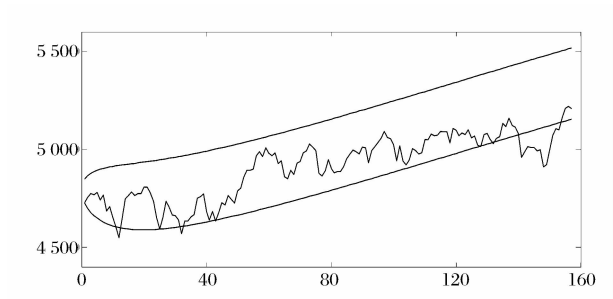


图 13 预测 157 个数据结果图

表 5 预测结果比较

主要周期序列 个数叠加	预测 157 个数据在 区间内概率	预测 140 个数据在 区间内概率
1	89.17%	97.14%
2	85.99%	93.57%
3	75.80%	82.73%
4	79.62%	86.42%

3 结论

危机令美国资本市场承压,纳斯达克综合指数向下波动明显,影响实证结果。向前预测 140 个数据,即 2014 年 12 月 1 日至 2015 年 6 月 26 日,比较预测结果:当多周期复合趋势为 1 个周期序列时,预测数据在区间内概率大于 95%,如图 14(a);当由 3 或 4 个周期序列合成时,预测区间过拟合,概率远低于 95%,如图 14(c)和(d);当由 2 个周期序列合成,即 $y_t^2 = x_t^{0.002} + x_t^{0.004}$ 时,数据在预测区间内概率为 93.57%,如图 14(b),达到最理想的区间预测效果。

由于股票价格指数序列受到多种因素的综合影响,表现出动态和非线性特征,因此股指序列预测是金融领域的研究热点。本文将 Fourier 变换和 ARMA 模型相结合,预测纳斯达克综合指数未来的波动区间。实验结果表明,借助 Fourier 变换,可以较好地提取出时间序列的中、长期趋势,在此基础上通过 ARMA 模型给出的时间序列区间预测基本上能达到统计预测的要求。多组实证结果显示,Fourier 变换能够比较完整地提取出时间序列的移动平均分量,这大大方便了 ARMA 建模,其内在机理有待进一步研

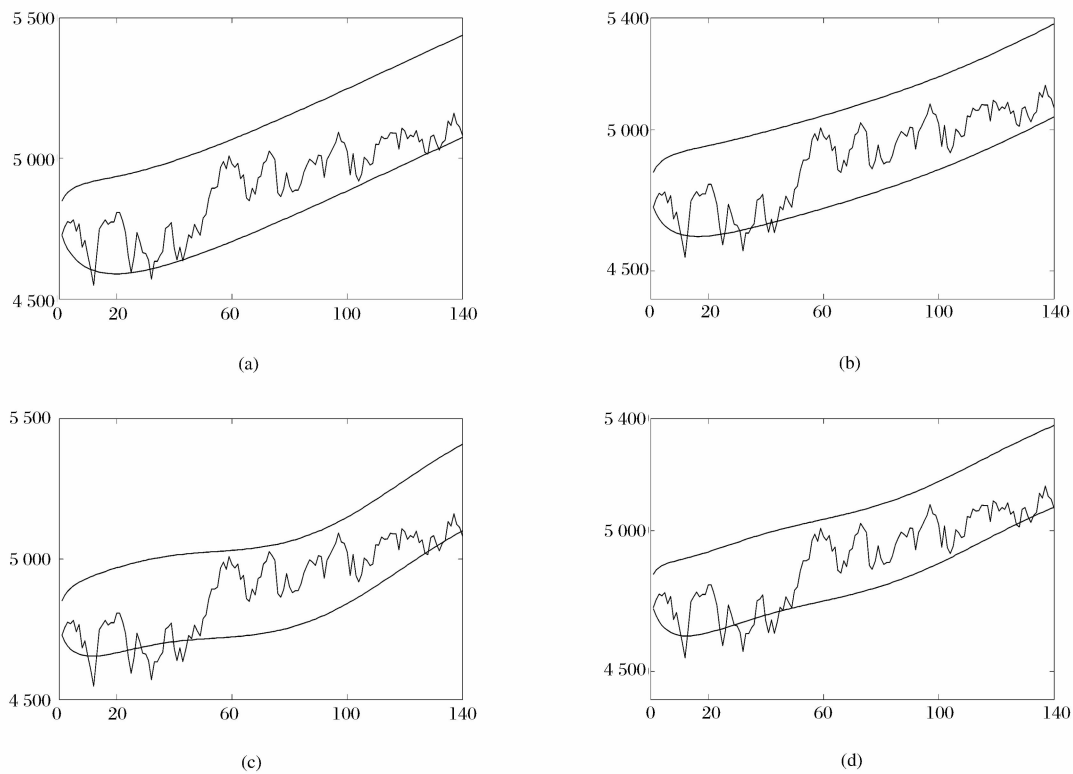


图 14 预测 140 个数据结果图

究。本文运用多项式函数对序列做拟合以及通过信噪比确定周期序列累积规模时,用到了预测数据,而在实际应用中预测数据往往未知,这里主要是为了从其他角度判断方法的有效性。一般情况下,因为要用 Fourier 变换提取周期趋势,所以在 Fourier 变换之前,只需线性回归就可以获得理想的趋势序列。复合周期趋势中周期序列个数,仅需根据残差序列方差下降的拐点就能很好地确定,信噪比只是提供了一个旁证。

本文所构建的预测模型是基于股票价格指数自身的时间序列数据,仅通过收盘价的历史数据预测未来。而当经济突发事件导致收盘价大幅波动时,该模型的预测效果会受影响。因此,在此研究基础上如何结合宏观经济、政策影响等外部因素是有待于进一步研究探讨的课题。

参考文献

[1] QIU M Y, YU S, AKAGI F. Application of artificial neural network for the prediction of stock market returns: the case of the Japanese stock market[J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2016, 85: 1-7.

[2] PULIDO M, MELIN P, CASTILLO O. Particle swarm optimization of ensemble neural networks with Fuzzy aggregation

for time series prediction of the Mexican stock exchange[J]. *Information Science*, 2014, 280: 188-204.

[3] 王晓辉, 张卫国, 刘玉芳. 融合 ICA 的 BP 网络在人民币汇率预测中的应用[J]. *系统工程学报*, 2014, 29(3): 344-352.

[4] WEN F H, XIAO J H, HE Z F, et al. Stock price prediction based on SSA and SVM[J]. *Science Direct*, 2014, 31: 625-631.

[5] CHENG C-H, SHIU H-Y. A novel GA-SVR time series model based on selected indicators method for forecasting stock price[J]. *Information Science, Electronics and Electrical Engineering (ISEEE)*, 2015(1): 395-399.

[6] 黄同愿, 陈芳芳. 基于 SVM 股票价格预测的核函数应用研究[J]. *重庆理工大学学报: 自然科学版*, 2016, 30(2): 89-94.

[7] KAZEM A, SHARIFIA E, HUSSAIND F K, et al. Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(2): 947-958.

[8] 徐国祥, 杨振建. PCA-GA-SVM 模型的构建及应用研究——沪深 300 指数预测精度实证分析[J]. *数量经济技术经济研究*, 2011, 12(2): 135-147.

[9] NAYAK R K, MISHRA D, RATH A K. A naive SVM-KNN based stock trend reversal analysis for Indian benchmark indices[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 35: 670-680.

[10] APERGIS N. Policy risks, technological risks and stock returns: new evidence from the US stock market[J]. *Economic*

- Modelling, 2015, 51: 359—365.
- [11] 罗洪奔, 游达明. 基于主趋势辨识和智能残差修正的股指时间序列预测[J]. 系统工程, 2015, 33(2): 24—30.
- [12] 于志军, 杨善林, 王晓佳等. 基于数据变换的 GM(1, 1) 误差校正方法[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(9): 2339—2347.
- [13] 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 基于预测误差校正的支持向量机短期风速预测[J]. 系统仿真学报, 2012, 24(4): 769—773.
- [14] XUE H L, SHEN X S, CHOU J F. A forecast error correction method in numerical weather prediction by using recent multiple-time evolution data[J]. Advances in Atmospheric Sciences, 2013, 30(5): 1249—1259.
- [15] PIANOSI F, CASTELLETTI A, MANCUSI L. Improving flow forecasting by error correction modelling in altered catchment conditions[J]. Hydrological Processes, 2014, 28(4): 2524—2534.
- [16] MENEZES R, DIONISIO A, HASSANI H. On the globalization of stock markets: an application of vector error correction model, mutual information and singular spectrum analysis to the G7 countries[J]. The Quarterly Review of Economics and Finance, 2012, 52: 369—384.
- [17] HUTTON C J, KAPELAN Z. A probabilistic methodology for quantifying, diagnosing and reducing model structural and predictive errors in short term water demand forecasting[J]. Environmental Modeling & Software, 2015, 66: 87—97.
- [18] BOGNER K, MEISSNER D, PAPPENBERGER F. Correction of model and forecast errors and the estimation of the predictive uncertainty of a probabilistic flood forecast system[J]. Hydrology and Wasserbewirtschaftung, 2014, 58(2): 73—75.
- [19] GEORGE E P BOX, GWILYM M JENKINS, GREGORY C REINSEL. Time series analysis: forecast and Control[M]. Wiley, 1970.
- [20] ZAHEDI J, ROUNAGHI M M. Application of artificial neural network models and principal component analysis method in predicting stock prices on Tehran stock exchange[J]. Physica A, 2015, 438: 178—187.
- [21] DIMITRIOS K, VASILEIOS O. A network analysis of the greek stock market[J]. Procedia Economics and Finance, 2015, 33: 340—349.
- [22] ARAUJO R DE A, OLIVEIRA A L I, MEIRA S. A hybrid model for high-frequency stock market forecasting[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(8): 4081—4096.

NASDAQ Composite Index Prediction Based on Fourier Transform and ARMA Model

WANG Wen-ying, LI Xing-ye

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Because of the non—linearity and strong stochastic volatility of financial time series, the interval forecasting method which combines Fourier transform with ARMA model is proposed. Through the distribution of spectral density, signal—noise ratio (SNR) and variance, the multi—cycle trend of time series is achieved. The research indicates that the residual series of this kind trend is suitable for ARMA model. The forecasting method is applied to the daily close data of NASDAQ Composite Index during from 28th November, 2012 to 21th July, 2015, and the result shows that the best trend of the series is added by two periodic series. The ideal result of interval forecast is achieved by applying ARMA model to the residual series.

Key words: Fourier transform; ARMA model; SNR; period extension

(上接第 143 页)

Financial Asset Pricing Model Based on Psychological Deviation

LI Fei-fei

(Economy and Management Department, Yuncheng College, Yuncheng Shanxi 044000, China)

Abstract: The pricing of financial assets has always been the focus of finance. The traditional asset pricing model is based on the analysis of the influence factors of the basic economic level, without considering the psychological factors of the investors. In recent years, more and more attention has been paid to behavioral finance, more and more researchers will pay attention to the investor's psychological investment. In view of this, this article from the investor psychology point of view, The influence of the deviation of cognitive, emotional and volitional process on asset pricing in the process of investment, and constructs the theoretical model of financial asset pricing based on psychological deviation.

Key words: cognitive bias; emotional bias; will bias; asset pricing