

Copula 方法在时间序列趋势项提取中应用

赵越*, 宋立新, 回德俊

(大连理工大学 数学科学学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 对用动力系统方法进行非线性时间序列趋势项预测的问题进行了探讨. 引入 Copula 函数构造的误差衡量模型, 对几种时间序列趋势项的提取方法进行了比较, 在比较准则的构造上有所创新. 进而从时间序列中提取的趋势项为数据, 通过动力系统方法对证券市场指数的预测进行了实证.

关键词: 时间序列; 趋势项; Copula 函数; 积分绝对误差 (IAE); 动力系统; 相空间重构

中图分类号: O212.1 **文献标志码:** A

0 引言

时间序列分析方法是生产和实际中经常用到的研究手段, 在经济、气象和水利等领域有着广泛的应用. 本文所要研究的对象是非线性随机序列, 是指从非线性系统获取的时间序列. 当系统具有混沌特征时, 前人已论证了对非线性时间序列采用动力系统方法进行预测比较有效^[1]. 实际上, 通过观测或实验获得的时间序列往往含有噪声, 也可能不平稳, 需要进行降噪处理, 对含有随机因素影响的原始观测序列提取趋势项. 常用的趋势项提取方法有最小二乘法、平均斜率法和最佳拟合广义多项式等方法, 这些方法经常用在信号处理、检测技术等工程中^[2,3]. 本文在趋势项提取的判断标准上引入一种新的衡量准则, 即基于 Copula 方法构造积分绝对误差函数, 以此来判断不同方法所提取的趋势项合理性. 最后将动力系统^[1]建立在所提取的趋势项数据基础之上, 针对次贷危机以来美国证券市场实际数据进行模拟和预测.

1 衡量模型构造

对于二维时间序列 $\begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix}, i \in \mathbf{N}$, 令 $\begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \end{pmatrix} =$

$\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_i \\ \eta_i \end{pmatrix}$, 其中 $\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix}$ 是该时间序列的趋势项, 是非随机的, 反映时间序列的主要变动趋势, 是观测系统本身所具有的性质. $\begin{pmatrix} \epsilon_i \\ \eta_i \end{pmatrix}$ 是误差项, 服从均值为 $\mathbf{0}$, 协方差为 Σ 的二维正态分布, 反映时间序列中不受控的随机因素干扰.

在实践中可以得到容量为 n 的一组时间序列观测值, 同样对该样本序列进行类似的分解, 记为 $\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_i \\ \eta_i \end{pmatrix}, 1 \leq i \leq n$. 应用不同提取趋势

项的方法, 可得到不同的 $\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix}$ 估计, 记为 $\begin{pmatrix} \hat{a}_i \\ \hat{b}_i \end{pmatrix}$. 面对多组估计, 要找到最接近真实的一组, 思路如下:

由 $\begin{pmatrix} \epsilon_i \\ \eta_i \end{pmatrix} \sim N(\mathbf{0}, \Sigma)$, 在得到一组估计值

$\begin{pmatrix} \hat{a}_i \\ \hat{b}_i \end{pmatrix}$ 后, 将残差 $\begin{pmatrix} \hat{\epsilon}_i \\ \hat{\eta}_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_i - \hat{a}_i \\ y_i - \hat{b}_i \end{pmatrix}$ 作为 $\begin{pmatrix} \epsilon_i \\ \eta_i \end{pmatrix}$ 的估计值, 若它是最接近正态分布 $N(\mathbf{0}, \Sigma)$ 的残差向量,

其所对应的 $\begin{pmatrix} \hat{a}_i \\ \hat{b}_i \end{pmatrix}$ 即是要找的趋势项的最优估计.

收稿日期: 2009-02-04; 修回日期: 2010-07-09.
基金项目: 大连理工大学“数学+X”资助项目(DUT10JS06).
作者简介: 赵越*(1982-), 男, 博士生, E-mail: zhao-yueer@yahoo.com.cn; 宋立新(1966-), 男, 教授, 博士生导师.

通过 Copula 函数,构造了一个衡量模型来衡量积分绝对误差,目标完成.具体过程如下:对于任意的 $(u, v) \in I^2 = [0, 1]^2$,由 Sklar 定理,可构造二元 Copula 函数,记为 $C_{\Sigma}(u, v)$ ^[4].设 $\begin{pmatrix} \epsilon_i \\ \eta_i \end{pmatrix} \sim N(\mathbf{0}, \Sigma)$,其中 $\epsilon_i \sim N(0, \sigma_1^2)$, $\eta_i \sim N(0, \sigma_2^2)$,规定 $\sigma_1^2 > \sigma_0, \sigma_2^2 > \sigma_0$,这里 σ_0 为大于 0 的常数.此时 Copula 函数可写为

$$C_{\Sigma}(u, v) = N_{\rho}(F^{(-1)}(u), G^{(-1)}(v))$$

式中: N_{ρ} 是二元正态分布函数, $F(\cdot)$ 和 $G(\cdot)$ 分别为边缘分布函数, Σ 中 σ_1, σ_2 和相关系数 ρ 都是未知的.

如果给出 $\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix}$ 的一组估计值,则有相应的经验 Copula 函数存在,记为 $\hat{C}(u, v)$. 对任意的 $(u, v) \in I^2$,将残差向量 $\begin{pmatrix} \hat{\epsilon}_i \\ \hat{\eta}_i \end{pmatrix}$ 按照大小顺序进行排列,分别记为 $\hat{\epsilon}_{(1)} \leq \hat{\epsilon}_{(2)} \leq \dots \leq \hat{\epsilon}_{(n)}, \hat{\eta}_{(1)} \leq \hat{\eta}_{(2)} \leq \dots \leq \hat{\eta}_{(n)}$. 则经验 Copula 函数如下:

$$\hat{C}(u, v) = \begin{cases} \hat{C}_n\left(\frac{i-1}{n}, \frac{j-1}{n}\right) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n I_{(\hat{\epsilon}_k \leq \hat{\epsilon}_{(i-1)}, \hat{\eta}_k \leq \hat{\eta}_{(j-1)})}; \\ \frac{i-1}{n} \leq u < \frac{i}{n}, \frac{j-1}{n} \leq v < \frac{j}{n} \\ 1; u = v = 1 \end{cases} \quad (1)$$

记 $\hat{\epsilon}_k$ 的秩为 $R(\hat{\epsilon}_k)$, $\hat{\eta}_k$ 的秩为 $R(\hat{\eta}_k)$. 则式(1)改写为

$$\hat{C}(u, v) = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n I_{\{\frac{1}{n}R(\hat{\epsilon}_k) \leq u, \frac{1}{n}R(\hat{\eta}_k) \leq v\}}; \\ \frac{i-1}{n} \leq u < \frac{i}{n}, \frac{j-1}{n} \leq v < \frac{j}{n} \\ 1; u = v = 1 \end{cases} \quad (2)$$

分析经验 Copula 函数可得,每给出一组 $\begin{pmatrix} \hat{a}_i \\ \hat{b}_i \end{pmatrix}$,即有一个经验 Copula 函数 $\hat{C}(u, v)$ 的值与之对应.同样对于趋势项的真实值 $\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix}$,亦可用 Copula 函数 $C_{\Sigma}(u, v)$ 来描述.到这里,自然地要

借助 Copula 函数和经验 Copula 函数对趋势项的描述来刻画趋势项估计的好坏.用 $(C_{\Sigma}(u, v) - \hat{C}(u, v))^2$ 来表示一组趋势项的估计值距离真值的远近程度.由于 Σ 未知,代之以由 $\begin{pmatrix} \hat{\epsilon}_i \\ \hat{\eta}_i \end{pmatrix}$ 给出的样本协方差阵 $\hat{\Sigma}$.注意到无论是 $C_{\Sigma}(u, v)$ 还是 $\hat{C}(u, v)$ 都是 u 和 v 的函数, u 和 v 可以在 0 和 1 之间连续取值.于是建立积分绝对误差 (IAE) 模型如下:

$$IAE(\hat{C}(u, v)) = \int_0^1 \int_0^1 (C_{\hat{\Sigma}}(u, v) - \hat{C}(u, v))^2 du dv \quad (3)$$

对于每一组 $\begin{pmatrix} \hat{a}_i \\ \hat{b}_i \end{pmatrix}, 1 \leq i \leq n$,都可以用式(3)来衡量其与真值的远近程度,从而提供了一种遴选最优趋势项估计的工具.

2 基于 IAE 提取趋势项

2.1 h-步平滑法

由于随机项 $\begin{pmatrix} \epsilon_i \\ \eta_i \end{pmatrix}$ 是 $\mathbf{0}$ 均值的,可用求平均来消除随机噪声.若假设趋势项的变化是慢变化的,使其能够在大小为 h 的局部时间域中用常数来逼近,即 $X_{i+j} \approx a_i + \epsilon_{i+j}, -h \leq j \leq h$. 那么趋势项 a_i 可由该局部范围取局部平均来估计:

$$\hat{a}_i = \frac{1}{2h+1} \sum_{j=-h}^h X_{i+j} = \frac{1}{2h+1} \sum_{j=i-h}^{i+h} X_j \quad (4)$$

同理对 $Y_{i+j} \approx b_i + \epsilon_{i+j}, -h' \leq j' \leq h'$,可得趋势项 b_i 的估计.对应一组 (h, h') ,可得一组趋势项 $\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix}$ 的估计, (h, h') 究竟取值多少才能使趋势项的估计最优,这个问题并没有解决.设 h, h' 满足 $\underline{h} \leq h, h' \leq \bar{h}, \underline{h}, \bar{h}$ 已知,取最优的 (h, h') 为此范围中使 IAE 达到最小者,此时得到的趋势项的估计达到最优.下面介绍本文所要研究的时间序列观测值,并用 h -步平滑法提取趋势项.

例 1 h-步平滑法在股市上的应用

选取具有代表性的美国标准普尔 500 和 NASDAQ 周收盘价为研究对象,从 2007-01-03

~ 2008-12-08 共计有 102 组数据, $\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix}$ 中 x_i 为标准普尔 500 周收盘价, y_i 为 NASDAQ 周收盘价. 先利用 h -步平滑法求出趋势项的众多估计值, 然后在 IAE 衡量模型下找到一组使趋势项的估计最优的 (h, h') , 在 $(h, h') = (4, 9)$ 下算得趋势项的估计值并做图 1^[5,6].

2.2 指数加权平均法

h -步平滑估计用法简单, 其局限性在于忽略超出观测时间范围的那些数据, 这种不对称平均可能会产生边界偏倚. 通过引进一个加权设计, 可对滑动平均估计进行改善, 具体改动如下:

$$\hat{a}_i = \sum_{j=i-h}^{i+h} W_j X_j$$

其中权数 $W_j = \frac{e^{-|j-i|\lambda_1}}{\sum_{l=i-h}^{i+h} e^{-|l-i|\lambda_1}}$. 同理可得 $\hat{b}_i =$

$$\sum_{j=i-h}^{i+h} W_j Y_j; W_j = \frac{e^{-|j-i|\lambda_2}}{\sum_{l=i-h}^{i+h} e^{-|l-i|\lambda_2}}, \lambda_1, \lambda_2 \text{ 均是大于零的}$$

常数. 通过 IAE 法则算出一个最优的权重 λ_1 和 λ_2 , 使得积分绝对误差最小.

例 2 指数加权平均法在股市上的应用

在 IAE 法则下寻找一个最优的权重 λ_1 和 λ_2 .

图 2 是指数加权平均法给出的趋势项的估计值.

在图 3 中, 虚线代表 h -步平滑法提取趋势项后的残差波动, 实线代表加权平均法提取趋势项后的残差波动. 两者相比, 加权平均法的残差波动近乎一条 0 均值的直线. 注意, 波动幅度越小不代表趋势项的估计效果越好, 亦可能是时间序列中的波动项没有与趋势项分离, 加权平均法提取的趋势项中必然含有方差较大的随机因素.

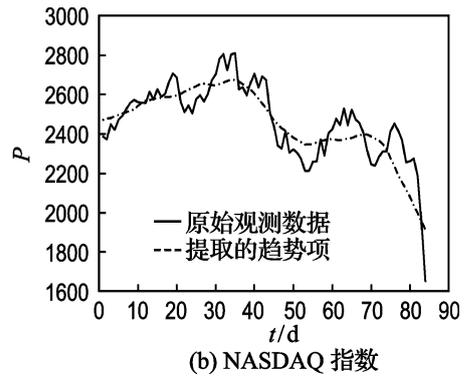
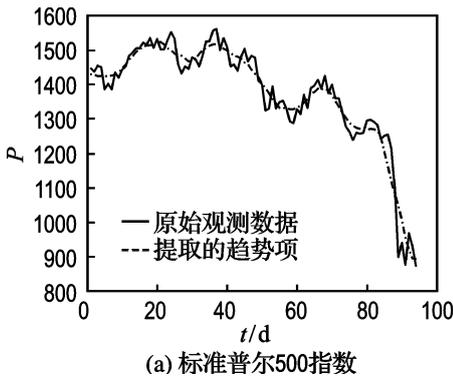


图 1 h -步平滑法下针对两类指数提取趋势项

Fig. 1 Extracting trends of two indexes by h -step smoothing method

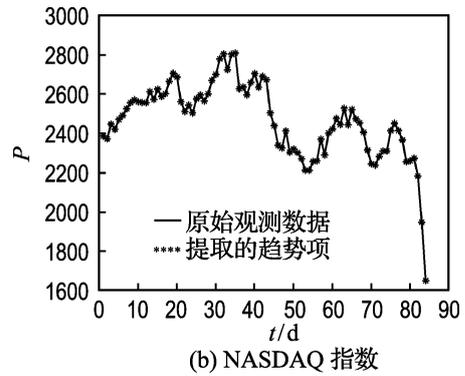
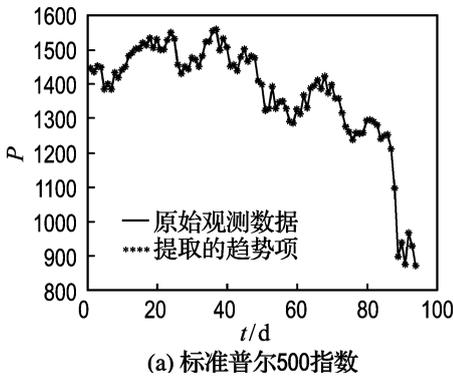


图 2 在加权平均法下分别对两类指数提取趋势项

Fig. 2 Extracting trends of two indexes by weighted average method

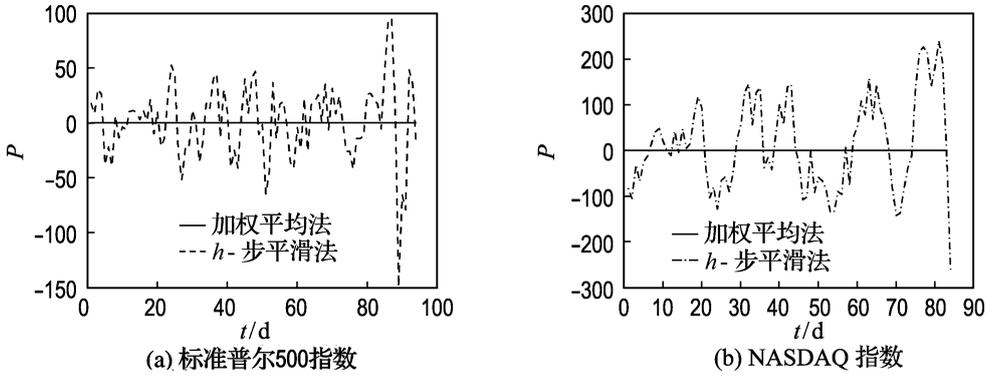


图3 h -步平滑法与加权平均法针对两类指数提取趋势项后的残差图像的比较

Fig. 3 Comparison on residual error of extracting trends between the h -step smoothing method and weighted average method

3 建立趋势项序列的递推函数关系

针对次贷危机下的美国证券市场系统, 先从线性的角度来寻找函数关系, 并进行预测。

3.1 线性回归法

模型如下:

$$\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix} = \alpha_1 \begin{pmatrix} a_{i-1} \\ b_{i-1} \end{pmatrix} + \alpha_2 \begin{pmatrix} a_{i-2} \\ b_{i-2} \end{pmatrix} + \dots + \alpha_p \begin{pmatrix} a_{i-p} \\ b_{i-p} \end{pmatrix} \quad (5)$$

其中 p 是正整数, 根据经验令 $p = 3, \alpha_1, \alpha_2$ 和 α_3 是

未知参数, 有如下形式:

$$\alpha_1 = \begin{pmatrix} \alpha_{11} & 0 \\ 0 & \alpha_{12} \end{pmatrix}, \alpha_2 = \begin{pmatrix} \alpha_{21} & 0 \\ 0 & \alpha_{22} \end{pmatrix}, \alpha_3 = \begin{pmatrix} \alpha_{31} & 0 \\ 0 & \alpha_{32} \end{pmatrix}$$

例3 线性回归法在股市上的应用

以例1中 h -步平滑法估计出的趋势项估计

$\begin{pmatrix} \hat{a}_i \\ \hat{b}_i \end{pmatrix}$ 为原始数据, 用趋势项前半段数据得到了模型(5)的3个未知参数的估计 $\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2$ 和 $\hat{\alpha}_3$ 。图4是由该线性模型模拟的证券市场走势的图像。

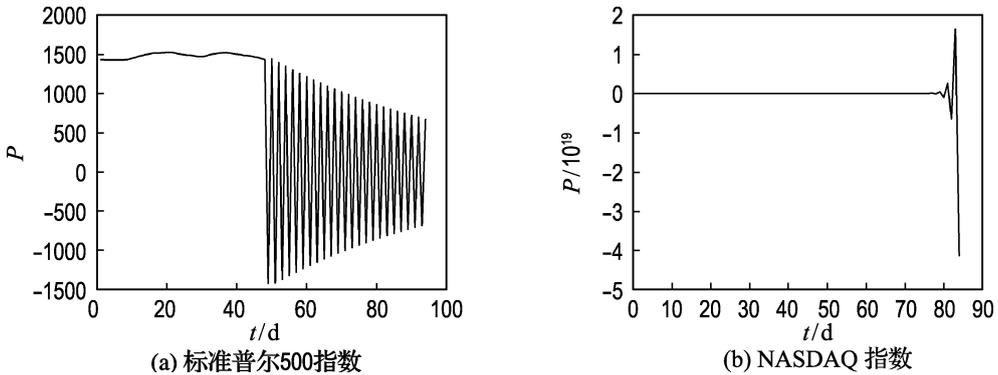


图4 线性回归法对两类指数提取趋势项

Fig. 4 Extracting trends of two indexes by linear regression method

易见此方法估计出来的市场走势明显与事实不符, 由此初步断定美国证券市场系统是非线性的。

3.2 二次多项式法

考虑到趋势项 $\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix}$ 中, b_i 与 a_i 之间互相会有

影响, 构造二次多项式模型

$$a_i = c_1 a_{i-1}^2 + c_2 a_{i-1} b_{i-1} + c_3 b_{i-1}^2$$

$$b_i = c_4 a_{i-1}^2 + c_5 a_{i-1} b_{i-1} + c_6 b_{i-1}^2$$

其中 c_1, c_2, \dots, c_6 未知, 应用 h -步平滑法求出趋势项的估计值 $\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_6$, 得二次多项式模型

$$\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{c}_1 \\ \hat{c}_4 \end{pmatrix} a_{i-1}^2 + \begin{pmatrix} \hat{c}_2 \\ \hat{c}_5 \end{pmatrix} a_{i-1} b_{i-1} + \begin{pmatrix} \hat{c}_3 \\ \hat{c}_6 \end{pmatrix} b_{i-1}^2 \quad (6)$$

例4 二次多项式法在股市上的应用

由例 1 中 h -步平滑法估计趋势项, 得到趋势

项的估计值 $\begin{pmatrix} \hat{a}_i \\ \hat{b}_i \end{pmatrix}$. 用 h -步平滑法得到的趋势项估计值的前半段来估计二次多项式模型的 6 个未知

参数. 图 5 是二次多项式模型趋势项的估计值图.

易知线性回归法和二次多项式法对趋势项估计很差, 下面用分段线性函数来给美国证券系统建模.

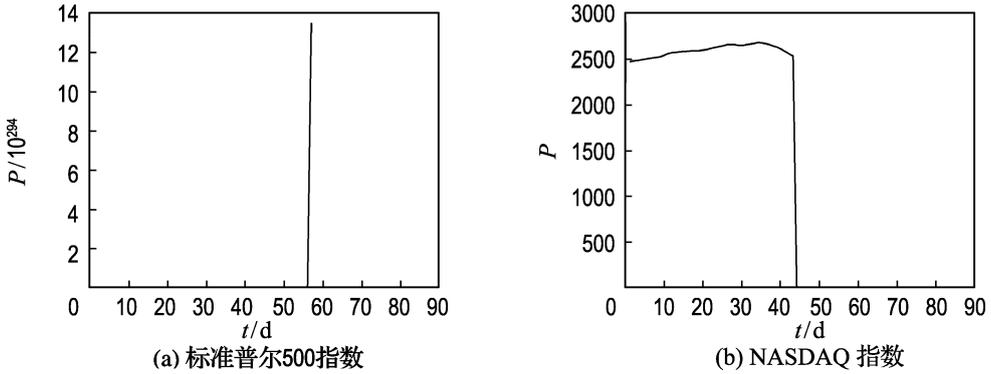


图 5 二次多项式法对两类指数提取趋势项

Fig. 5 Extracting trends of two indexes by quadratic polynomials

3.3 分段线性方法

对于来自非线性系统的时间序列来说, 分段线性函数简单易行, 分段线性数学模型如下:

设 $\alpha = t_0 < t_1 < \dots < t_m = \beta$ 是区间 $[\alpha, \beta]$ 上的一种分割, 记 $I_j(t) = I_{(t_{j-1} \leq t < t_j)}$ ($1 \leq j < m - 1$), $I_m(t) = I_{(t_{m-1} \leq t < t_m)}$, $\mathbf{b} = (b_0 \ b_1 \ \dots \ b_m)^T$, 记

$$G_m(t; \mathbf{b}) = \sum_{j=1}^m \left(\frac{b_j - b_{j-1}}{t_j - t_{j-1}} t - \frac{b_j t_{j-1} - b_{j-1} t_j}{t_j - t_{j-1}} \right) I_j(t) \tag{7}$$

为依次连接点 $(t_0, b_0), (t_1, b_1), \dots, (t_m, b_m)$ 的分

段线性函数, 称 \mathbf{b} 为 G_m 的系数.

例 5 分段线性法在股市上的应用

由例 1 中 h -步平滑法估计趋势项, 在本例中取 $m = 4$, 用 h -步平滑法得到的趋势项估计值的前半段数值, 来估计分段线性模型的 5 个未知参数, 然后预测后半段并与实际进行比较, 详见图 6.

分段线性方法对趋势预测比线性回归法为好. 不足之处: 一是它没有反映市场走势的波动, 二是真实市场是剧烈震荡向下发展, 而预测却是在高位平缓. 由此引入动力系统方法来研究美国股市, 最终给出市场的走势预测.

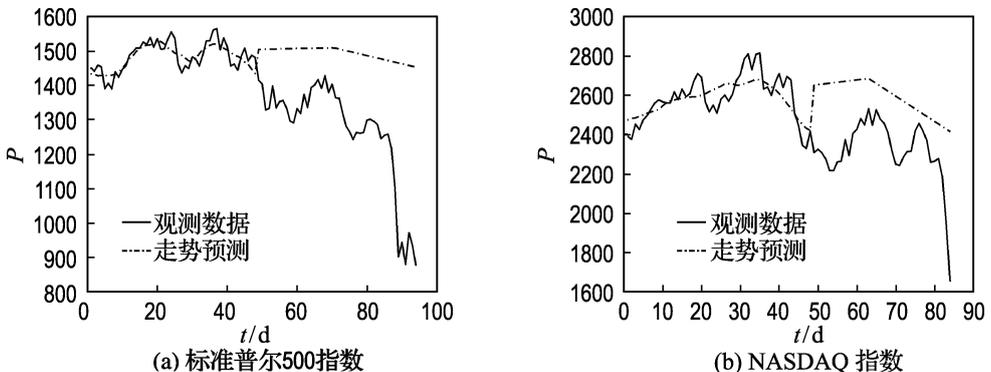


图 6 分段线性方法对两类指数提取趋势项

Fig. 6 Extracting trends of two indexes by piecewise linear method

4 动力系统方法

对于未知数学模型的混沌动力系统,通过观测或实验手段可以获得多变量时间序列^[7]. Takens 和 Mane 的延迟嵌入定理证明了只要适当选取延迟时间间隔 τ 和嵌入维数 m ,原未知数学模型的混沌动力系统的几何特征与重构的 m 维状态空间的几何特征是等价的,这意味着原来未知数学模型的混沌系统中的任何微分或拓扑不变量可以在重构的状态空间中计算,并且可以通过在重构的 m 维状态空间中建立数学模型对原未知数学模型的动力系统进行预测.

记观测到的多变量时间序列为 $\{x_{l,n}\}_{n=1}^T (l = 1, 2, \dots, L)$, 假设 $T = N + P$, 前 N 个数据作为构造模型所需的样本, 后 P 个数据作为预测精度的度量. 采用延迟重构法, 在相空间中重构的状态向量为

$$\mathbf{x}_n = (x_{1,n} \quad x_{1,n-\tau_1} \quad \dots \quad x_{1,n-(m_1-1)\tau_1} \quad x_{2,n} \quad x_{2,n-\tau_2} \quad \dots \quad x_{2,n-(m_2-1)\tau_2} \quad \dots \quad x_{L,n} \quad x_{L,n-\tau_L} \quad \dots \quad x_{L,n-(m_L-1)\tau_L}) \in \mathbf{R}^m;$$

$$n = N_0, N_0 + 1, \dots, N$$

式中: $N_0 = \max_{1 \leq l \leq L} \{(m_l - 1)\tau_l + 1\}$; $\tau_l, m_l (l = 1, 2, \dots, L)$ 分别代表延迟时间间隔和嵌入维数. 如果 m_l 或 $m = \sum_{l=1}^L m_l$ 充分大, 则 \mathbf{x}_n 是原动力系统相应的一条轨道到 \mathbf{R}^m 中的嵌入. 由此可得到 \mathbf{R}^m 上的一个离散的动力系统映射 $G: \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}^m$, 使得

$$\mathbf{x}_{n+1} = G(\mathbf{x}_n)$$

或者得到多元函数 $G_l: \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}$, 满足

$$x_{l,n+1} = G_l(x_n); l = 1, 2, \dots, L$$

非线性时间序列预测问题就是根据 $\{x_{l,n}\}_{n=1}^L (l = 1, 2, \dots, L)$ 构造 G_l 的一个近似形式 \hat{G}_l , 先确定延迟时间间隔, 然后确定重构的相空间的维数, 最后估计函数关系并对该系统进行预测.

例 6 动力系统在股市上的应用

用标准普尔 500 和 NASDAQ 周收盘价作为时间序列观测样本. 观测的范围从 1988-01-04 ~ 2009-02-09, 共 1 102 组数据. 将 1988-01-04 ~ 2008-12-08 共计 1 092 组数据作为构造模型所需的样本, 将最后 10 个数据作为预测精度的度量, 用这 10 个数据与动力系统模型的预测结果进行比较.

首先确定延迟时间间隔 τ , 采用自相关函数法, 可得到两类股市关于 τ 的图像, 观察图像, 得到标准普尔 500 指数的 $C_L(\tau)$ 第一次取 0 值时的时间间隔 $\tau_1 = 31$, NASDAQ 指数的 $\tau_2 = 30$.

其次确定相空间的维数 m , 由于观测数据是二维的, 有 $m = m_1 + m_2$. 于是用虚假邻点方法估计, 得 $m_1 = 4$ 和 $m_2 = 5$ ^[7]. 进一步, 对于原始时间序列 $\{x_{l,n}\}_{n=1}^{1092} (l = 1, 2)$, 采用延迟重构法进行相空间重构. 通过局部多项式预测法对未知系数进行估计, 并对系统的走势进行了短期预测, 为了便于分析截取了包含 10 个预测数值的后 102 个数据作图, 最终得到图 7.

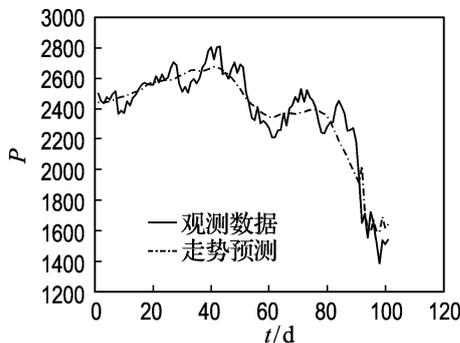
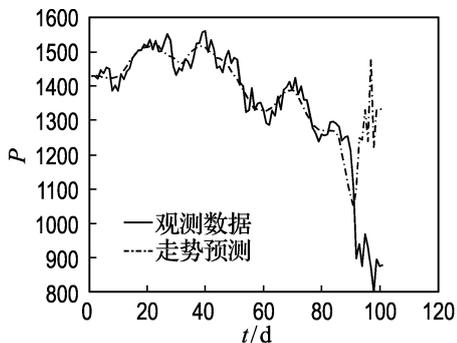


图 7 动力系统对两种指数短期预测

Fig. 7 Shortdated prediction on two indexes using dynamical method

图 7 中最后一小段 10 个数值是动力系统方法对该系统预测值. 从图中直观上可以看出动力

系统方法对 NASDAQ 指数市场走势预测得很好, 但是对标准普尔 500 市场指数预测得不是很

好. 原因在于, NASDAQ 指数的特点是收集和发布包含场外交易非上市股票的证券商报价的平均指数, 股指中对股票的选择变动不大. 而标准普尔 500 是由上市公司股票 500 只成分股组成的, 并且该指数的成分股是变动的, 对美国证券市场的指数选择不同对分析结果可能会有影响. 从波动的同步性看, 对最后 10 个数值预测的走势与真实数值的走势具有比较同步的波动, 不论是震荡的幅度还是方向都与真实的走势相一致, 只是数值上比真实数值普遍大 400 左右. 数值上的差异可以用经济环境的异常来解释. 最后 10 个数值所处的时间段是 2008 年 12 月至 2009 年 2 月初, 这段时间内美国的经济徘徊在崩溃的边缘. 银行机构继华尔街投行后又掀起一轮破产潮, 美国的实体经济以三大汽车生产商为代表流动性枯竭, 政治上美国总统换届, 经济刺激方案面临着极大的不确定性. 面对如此恶劣的经济环境, 标准普尔 500 指数的走势已经不再沿着历史正常波动, 所以用 20 a 的历史数据来建立动力系统模型, 是对处于正常状态的指数走势的预测, 那么在异常状态下必然会与真实值有所差别. 对于异常状态的美国股市, 经济分析师都会下调股指走势的预期, 预测值和真实值之间的差别可以很好地处理, 用动力系统预测的指数震荡的幅度和方向还是比较准确的, 因此可以作为经济决策的辅助数据. 从这一点看来, 动力系统方法在美国股市这个复杂系统上的预测还是很有意义的.

5 结 语

时间序列趋势项的提取是时间序列分析研究中的重要课题. 本文提出了一种基于 Copula 函数构造的误差衡量模型, 基于美国股票数据, 对各种提取方法进行评判分析. 运用动力系统方法, 在美国金融危机的背景下, 对两种股票指数进行了短期预测, 效果较好, 为这一领域提供了一个新的研究视角.

参考文献:

- [1] 王海燕, 卢山. 非线性时间序列分析及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006:16-21
- [2] 王广斌, 刘义伦, 金晓宏, 等. 基于最小二乘原理的趋势项处理及其 MATLAB 的实现 [J]. 有色设备, 2005(05):4-8
- [3] 高品贤. 趋势项对时域参数识别的影响及消除 [J]. 振动、测试与诊断, 1994(02):20-26
- [4] NELSEN R B. *An Introduction to Copulas* [M]. 2nd ed. New York: Springer, 2006:7-42
- [5] 魏巍. MATLAB 应用数学工具箱技术手册 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2004:277-328
- [6] 张善文, 雷英杰, 冯有前. MATLAB 在时间序列分析中的应用 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2007:20-27
- [7] 韩敏. 混沌时间序列预测理论与方法 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2007:80-91

Application of Copula method to extracting trends of time series

ZHAO Yue*, SONG Li-xin, HUI De-jun

(School of Mathematical Sciences, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Prediction of trends for time series is investigated by the dynamical systems methods. Several methods of extracting the trends of time series are compared by the aid of the error measurement model derived from Copula functions. The constructing method of the comparison criterion is innovated. Using the trends of time series data, the prediction of the stock market index through the dynamical system demonstrates the validity of this method.

Key words: time series; trends; Copula functions; integral absolute error (IAE); dynamical system; phase space reconstruction