

非线性协整关系的存在性研究^①孙青华, 张喜彬, 张世英
(天津大学管理学院, 天津 300072)

摘要: 运用神经网络技术, 提出了一种估计和检验非线性长记忆时间序列之间的协整关系的方法, 并通过仿真试验说明了所提方法的实用价值. 同时, 根据马氏过程的遍历理论, 对网络输出残差的平稳条件进行了研究, 证明了网络输出平稳残差的充分条件, 给出了残差序列存在唯一的渐近平稳分布的条件.

关键词: 非线性协整; 神经网络算法; 平稳分布

中图分类号: O213

文献标识码: A

文章编号: 1007-9807(2000)03-0065-10

0 引言

文[1]指出, 对于向量时间序列 $X_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt})^T$, 如果其分量序列都是 $d (d > 0)$ 阶单整的, 并且它们的某种线性组合是 $(d-b) (b > 0)$ 单整的, 则称 $\{X_t\}$ 的分量序列之间存在协整关系. 这一定义描述了 $\{X_t\}$ 中分量序列之间的长期线性均衡关系. 从系统均衡的角度来看, 文[1]的协整可以称为线性协整 (linear cointegration). 线性协整的建模理论是从实际的数据生成过程出发, 在非平稳序列中寻找可能存在的长期线性均衡关系, 以建立序列的结构模型, 从而反映序列的运行机制.

但是经济系统中的许多时间序列具有非线性和长记忆的特点, 而且这些序列本身以及序列之间往往存在非线性的关系, 所以协整分析必须考虑序列之间的非线性关系. 对于一个多变量时间序列 $\{X_t\}$, 文献[10]针对其分量序列之间的非线性和长记忆的特点, 提出了非线性协整的定义.

对于向量时间序列 $X_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt})^T$, $\{X_t\}$ 的分量序列称为非线性协整的 (nonlinear cointegrated), 如果

(1) $x_{it} (i = 1, 2, \dots, p)$ 是 LMM (或者 $I(1)$) 序列;

(2) 存在一个非线性函数 f , 使 $z_t = f(x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt})$ 是一个零均值的 SMM 序列.

关于序列 $\{X_t\}$ 中非线性协整关系的存在性检验问题, 文献[10]提出了基于神经网络拟合的方法, 即以 $\{X_t\}$ 的分量序列作为神经网络的输入序列, 利用三级多层神经网络对输入变量之间存在的非线性关系 $g(x_1, x_2, \dots, x_p; \theta)$ 进行逼近, 得到了非线性函数 $g(\cdot)$ 中参数的估计, 并计算出网络拟合的残差序列 $\{\hat{u}_t\}$, 通过检验序列 $\{\hat{u}_t\}$ 的记忆性来判断序列 $\{X_t\}$ 中协整关系的存在性.

在上述神经网络拟合过程中, 如果在网络输出层获得短记忆的残差, 那么网络的输入变量之间存在非线性协整关系, 而且这种关系可以通过神经网络估计出来. 对于图 1 所示的神经网络, 文献[10]已经证明了下列结论.

结论 1 对于输入序列之间的非线性函数关系 $g(x_1, x_2, \dots, x_p; \theta)$, 当网络规模充分大时, 图 1 所示的神经网络可以任意精度地逼近 $g(x_1, x_2, \dots, x_p; \theta)$.

① 收稿日期: 1999-06-03; 修订日期: 1999-12-12.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目 (79800012), 教育部博士点科研基金资助项目 (9505621), 国家自然科学基金青年基金资助项目 (79400014).

作者简介: 孙青华 (1963-), 女, 黑龙江齐齐哈尔人, 博士, 副教授.

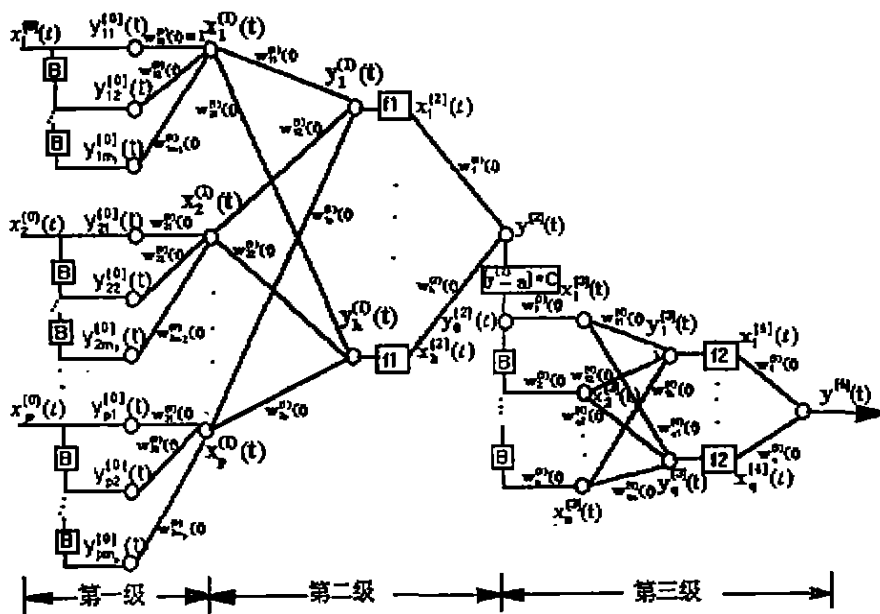


图 1 实现非线性协整函数拟合的神经网络模型

在图 1 所示的神经网络中, $x_i(t) (i = 1, 2, \dots, p)$ 表示网络的输入序列, 即向量时间序列 $\{X_t\}$ 的分量序列; $y_j^{(1)}(t)$ 表示第 1 级第 1 层中第 i 个序列的第 j 个节点的输出 ($j = 1, 2, \dots, m_1$) ($i = 1, 2, \dots, p$); $x_i^{(1)}(t)$ 表示第 2 级第 1 层中第 i 个节点的输入 ($i = 1, 2, \dots, p$); $y_j^{(1)}(t)$ 表示第 2 级第 2 层中第 j 个节点的输出 ($j = 1, 2, \dots, h$); $x_i^{(2)}(t)$ 表示第 2 级第 2 层中第 i 个节点的非线性激活函数的输出 ($i = 1, 2, \dots, h$); $y_j^{(2)}(t)$ 表示第 2 级第 3 层的输出; $x_i^{(3)}(t)$ 表示第 3 级第 1 层节点的输入 ($i = 1, 2, \dots, n$); $y_j^{(3)}(t)$ 表示第 3 级第 2 层节点的输出 ($i = 1, 2, \dots, q$); $x_i^{(4)}(t)$ 表示第 3 级第 2 层节点的非线性激活函数的输出 ($i = 1, 2, \dots, q$); $y^{(4)}(t)$ 网络的输出残差序列。 $w_{jn}^{(0)}(t)$ 表示第 1 级第 i 个序列与第 j 个节点的连接权重 ($j = 1, 2, \dots, m_1$) ($i = 1, 2, \dots, p$); $w_{jn}^{(1)}(t)$ 表示第 2 级第 1 层的第 i 个节点到第 2 层第 j 个节点的连接权重 ($j = 1, 2, \dots, h$) ($i = 1, 2, \dots, p$); $w_i^{(2)}(t)$ 表示第 2 级第 2 层的第 i 节点到第 3 层的连接权重 ($i = 1, 2, \dots, h$); $w_i^{(3)}(t)$ 表示第 3 级第 i 节点的权重 ($i = 1, 2, \dots, n$); $w_{jn}^{(4)}(t)$ 表示第 3 级第 1 层的第 i 个节点到第 2 层的第 j 个节点的连接权重 ($j = 1, 2, \dots, n$) ($i = 1, 2, \dots, q$); $w_i^{(5)}(t)$ 表示第 3 级第 2 层的第 i 节点到输出层的连接权重 ($i = 1, 2, \dots, q$)。

该神经网络的第 2 级和第 2 级层的阈值记为 $\eta_i^{(1)} (i = 1, 2, \dots, h)$; 第 3 级第 2 层的阈值记为 $\eta_i^{(3)} (i = 1, 2, \dots, q)$; $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 分别为非线性激活函数 (或称传递函数)。

在图 1 所示的神经网络中, 如果将 $\{X_t\}$ 的分量作为网络的输入变量, 那么当网络规模充分大时, 神经网络将会对输入序列之间的非线性关系进行过度拟合。所以, 为了使网络能够正确地拟合输入序列之间的非线性关系, 必须合理地选择和确定网络的规模。文献 [10] 对网络规模的确定提出了以下两种方案: 建立带有处罚项的目标函数 $J(k)$ 用以确定网络中隐含层节点数目的方法以及 Lee 方法 [6]。利用上述方案确定了神经网络的规模之后, 对于输入的向量时间序列 $\{X_t\}$, 如果网络的输出序列是一个 SMM 序列, 那么 $\{X_t\}$ 的分量序列之间存在非线性协整关系。

结论 2 在图 1 所示的神经网络中, 令 θ 表示神经网络中的参数所组成的参数向量, 假设经过向量时间序列样本 $\{X_t, t = 1, 2, \dots, N\}$ 的训练后, 能够得到收敛且稳定的连接权重向量 θ 的估计 $\hat{\theta}$, 以此计算样本 $\{X_t, t = 1, 2, \dots, N\}$ 的输出层残差序列, 记为 $\{\hat{\epsilon}_t, t = 1, 2, \dots, N\}$ 。如果 $\{\hat{\epsilon}_t\}$ 是 SMM 序列, 那么网络的输入序列 $\{X_t\}$ 之间存在非时变的非线性协整关系。

在运用神经网络对 $\{X_t\}$ 中分量序列之间的非线性关系进行拟合时,文献[10]提出了基础协整变换的概念,用来描述分量序列之间的非线性关系.本文采用的基础协整变换函数形式如下:

$$g(X_t) = \left[\sum_{i=0}^h a_i \Psi \left(\sum_{j=0}^p \beta_j^{(i)} \sum_{k=0}^l \gamma_k^{(i)} x_{t-k} \right) - a \right] \wedge C$$

其中 $\Psi(\cdot)$ 表示一元非线性函数, $X_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt})$, 并且 $a_i, \beta_j^{(i)}, \gamma_k^{(i)}$ ($i = 1, 2, \dots, h; j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2, \dots, l$), C 为放大因子.

结论 3 在图 1 所示的神经网络中,如果网络的输出残差序列 $\{\hat{\epsilon}_t\}$ 为 SMM 序列,则存在两级基础协整变换 $\psi_1(\cdot)$ 和 $\psi_2(\cdot)$,使得输入序列经过 $\psi_2(\cdot)$ 的基础协整变换后产生的 n 期变换函数值

$$f(x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt}; \theta) = \sum_{i=0}^q a_i f_2 \left(\sum_{j=0}^n \beta_j^{(i)} \left[\sum_{L=0}^h \delta_L f_1 \left(\sum_{s=0}^p \zeta_s^{(L)} [x_{1,t-s} + \sum_{r=1}^{m_i} \tau_r^{(i)} x_{s,t-r}] \right) - a_0 \right] C \right) - a_1 \quad (1)$$

其中 C 为放大因子, θ 是由参数 $\beta_j^{(i)}$ ($j = 0, 1, \dots, n$), a_i ($i = 0, 1, \dots, q$), δ_L ($L = 0, 1, \dots, h$), $\zeta_s^{(L)}$ ($s = 0, 1, \dots, p$), a_0, a_1 所构成的参数向量.从该表达式可以看出,上述协整关系模型等价于两级协整变换的复合,即

$$f(x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt}) = \psi_1(\psi_2(nt-0), \psi_2(nt-1), \dots, \psi_2(nt-n)) \quad (2)$$

其中 $\psi_1(\cdot), \psi_2(\cdot)$ 均为基础协整变换函数,并且

$$\psi_2(t) = \psi_2(x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{pt}) \quad (3)$$

1.2 神经网络算法

图 1 所示的神经网络分为三级控制,对每一级采用不同的算法.

第 1 级网络的算法:第 1 级的教师指导值为 $\text{teacher1} = 0$.

注:这里教师指导值取 $\text{teacher1} = 0$,主要是为了使输入时间序列经过一级网络变换后,其序列的平均值趋于 0,便于后续的处理.

拟合目标函数为

$$J_{1,i}(k) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^k \lambda^{k-t} (0 - X_t^{(1)})^2 \quad (4)$$

$$i = 1, 2, \dots, p$$

其中 λ ($0 < \lambda \leq 1$) 为遗忘因子(下同),并且

$$X_t^{(1)}(t) = X_t(t) - \sum_{j=1}^{m_1} \omega_j^{(1)}(k) X_t(t-j) \quad (5)$$

$(\psi_2(nt-0), \psi_2(nt-1), \dots, \psi_2(nt-n))$ 之间存在非线性协整关系,并且该协整关系满足另一级的基础协整变换,即可以表示为

$$\psi_1(\psi_2(nt-0), \psi_2(nt-1), \dots, \psi_2(nt-n))$$

1 非线性协整关系估计的神经网络方法

1.1 非线性协整函数的形式

根据图 1 所示的神经网络结构,可以得到如下的关于系统 $\{X_t\}$ 的非线性协整关系模型,即非线性协整函数形式

这里记 $X_t(t) = (x_t(t), x_t(t-1), \dots, x_t(t-m_i))^T$.调整 $\omega_j^{(i)}(k)$ 的值,使得 $J_{1,i}(k)$ 的值达到最小 ($j = 1, 2, \dots, m_i; i = 1, 2, \dots, p$).

第 2 级网络的算法 第 2 级的教师指导值为 $\text{teacher2} = \text{常数} \neq 0$,

注:通过仿真实验表明 teacher2 取不为 0 的常数,网络稳定性好.因此,在实际算法中,设第 2 级的教师指导值是不为零的常数.

网络拟合的目标函数为

$$J_2(k) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^k \lambda^{k-t} (\text{teacher2} - y^{(2)}(t))^2 \quad (6)$$

其中

$$y^{(2)}(t) = \sum_{i=1}^h \omega_i^{(2)}(k) f_i \left(\sum_{j=1}^p \omega_j^{(1)}(k) X_t^{(1)}(t) \right) \quad (7)$$

第 2 级网络算法将调整网络参数(权重),使得 $J_2(k)$ 达到最小值.权重调节的方法采用卡尔曼滤波法(Kalman filter).

第 3 级网络的算法 对 $y^{(2)}(t)$ 进行标准化处理后,得到 $y_0^{(3)}(t) = (y^{(2)}(t) - a_0) \wedge C$,以该序列作为第 3 级网络的输入序列.

仿真研究表明:不考虑权重 $\omega_i^{(3)}(t)$ 的取值,同样可以获得比较好的结果,因此,为简化计算,固定取 $\omega_i^{(3)}(t) = 1$ ($i = 1, 2, \dots, n$).

在具体算法中,第 3 级的教师指导值是可调节的参数,一般取第 3 级的教师指导值为 teacher3

[8] 方开泰. 实用多元统计分析[M]. 上海: 华东师范大学出版社, 1992

Research on comparisons of main vocations in the industry of Tianjin

LI Ya-li¹, LIU Jia-kun¹, LI Hong-lin¹, YANG Chang-jun², YU De-shui²

1. Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Tianjin Planning Commission Training Center, Tianjin 300040, China

Abstract: In this paper, the data of 16 vocations in the industry of Tianjin are dealt with by principal component analysis, cluster analysis and factor analysis. As a result, the first principal component is regarded as the measure of the scale vocation, and also the second principal component is considered as the measure of efficiency. Additionally, the order of them is presented in the paper. The economic efficiency, the scale of vocation and the connotation of common factor implied by the variables are obtained by principal analysis and factor analysis. The hierarchy of the vocation development is acquired by cluster analysis.

Key words: principal component analysis; cluster analysis; factor analysis

.....
(上接第38页)

Governance to entrepreneurial distribution behavior; role of the entrepreneurial incentive mechanism

LI Yuan, SUN Kai

Management School, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049

Abstract: This article divides the entrepreneurial incentive mechanism to obvious incentive and implicit incentive based on the basic function of the entrepreneurial incentive mechanism. Then, the article deeply studies the implicit incentive to managerial entrepreneur and the governance to the entrepreneurial distribution behavior under the circumstances both playing the role of the social restrict mechanism and not playing the role of the social restrict mechanism.

Keywords: entrepreneur; incentive; behavior; governance

(上接第74页)

Research on the existence of nonlinearly cointegrated relationship

SUN Qing-hua, ZHANG Xi-bin, ZHANG Shi-ying

School of Management, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract: In this paper we develop a new estimating and testing procedure on the cointegrated relationship among nonlinear long memory time series by the means of neural network technique. Monte Carlo simulation is also presented to illustrate the application value of the new method. Furthermore, based on the ergodic theory of Markov process we analyze the stationary distribution of network residual series, and prove the efficient conditions under which the unique asymptotic stationary distribution exists.

Key words: nonlinear cointegration; neural network algorithm; stationary distribution