

文章编号: 1001-0920(2005)06-0656-04

资本市场系统结构模型应用研究

蒋振声¹, 郑醒尘¹, 陈曦²

(1. 浙江大学 管理学院, 浙江 杭州 310027; 2. 浙江大学 信息科学与工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 根据资产价格与交易者的相互影响机制, 提出了资本市场结构模型及其数学原理, 用于分析一组市场资产的价格演变过程, 并对其拟合能力进行了探讨, 随后进行了实证研究. 理论研究和实证分析均表明, 资本市场结构模型具有较强的整体拟合能力, 能较好地对资产价格进行多指标预测.

关键词: 资本市场; 结构模型; 拟合; 预测

中图分类号: F830 **文献标识码:** A

On application of capital market structure model

JIAN G Zhen-sheng¹, ZHENG Xing-chen¹, CHEN Xi²

(1. College of Management, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 2. College of Information Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China. Correspondent: ZHENG Xing-chen, E-mail: xingchen@nbfa.gov.cn)

Abstract: According to the interaction between asset price and bargainer, the structure model of capital market is proposed, which can be used to approach a set of serial price value. Mathematics processes of the approach and its demonstration are also given which indicate that the structure model of capital market can simulate the capital market and predict prices of asset in capital market well.

Key words: capital market; structure model; simulate; prediction

1 引言

在金融市场中, 交易者之间相互影响并形成群体效应, 如“羊群效应”, 对市场价格的变化产生很大影响, 而决定交易行为的投资决策本身又受价格变化的影响. 因此, 从动态角度看, 交易者的决策与市场价格变化之间, 存在一个持续相互作用的过程, 市场价格变化的时间序列就是这种相互作用的结果. 相关研究表明, 金融市场是一个复杂系统, 内部运动带有明显的非线性特点, 具有混沌特征^[1,2]. 研究相关价格的变化机制, 对于分析市场的微观结构以及资产价格的短期预测具有重要的理论意义. 索罗斯在其《金融炼金术》一书中曾用递归函数描述交易者对市场价格的作用, 即

$$y = f(x), \quad (1)$$

$$x = \Phi(y). \quad (2)$$

其中: y 为识函数, x 为与函数. 在索罗斯看来, 这对

函数不会收敛, 而永远在波动过程中. 原因是交易者的参与会影响价格变动, 而价格变动又将影响交易者的思维. 作者认为, 由于存在彼此相关性, 这对函数可演绎为

$$X_t = F(X_{t-1}), \quad (3)$$

$$Y_t = F(Y_{t-1}), \quad (4)$$

即交易者的投资思维和参与行为受历史的影响. 但索罗斯并未做进一步的研究, 结合金融市场的结构特点进行的理论研究也不多见, 人们主要利用 Agent 人工多智能体模型的相关理论来模拟复杂系统的自组织演化过程. 如对股票交易过程进行模拟^[3], 胡代平等提出的利用多 Agent 系统进行价格预测的方法, 但未见到具体的应用实例^[4]. 迄今为止, 尚未见到建立在资本市场的价格演变机制基础上的结构模型或实用定量化预测模型. 现有的相关预测研究直接借助人工神经网络等工具进行预测,

收稿日期: 2004-07-22; 修回日期: 2004-09-27.

作者简介: 蒋振声(1932—), 男, 浙江温州人, 教授, 博士生导师, 从事金融管理的研究; 郑醒尘(1970—), 男, 浙江临海人, 博士生, 从事金融管理的研究.

如杨一文等^[5] 基于嵌入理论和神经网络技术进行了混沌数据预测的应用研究, 发现 1 步预测效果较为理想, 5 步以上则不尽人意。人工神经网络相当于一个黑匣子, 人们可以获得精度很高的非线性拟合结果, 但不能解释输入变量之间的关系; 用于价格预测时, 人们并不能解释价格变化的具体过程及其原因, 知其然而不知其所以然, 理论价值有限。

本文研究的目的是提出资本市场结构模型, 探究资本市场中交易者与资产价格的相互作用机制, 分析微观市场结构, 探讨进行价格预测的可能性。

2 资本市场结构模型

资本市场结构模型如图 1 所示。下面给出有关假设(模型边界条件):

假设 1 风险厌恶程度相同的交易者, 其投资策略相同;

假设 2 交易者只根据资产的价格变化进行投资决策;

假设 3 交易者所受到的综合影响与其投资行为的变化之间存在 S 型的对应关系如图 2 所示, F 表示交易者投资行为变化, x 表示交易者所受到的综合影响^[6];

假设 4 无系统外影响因素, 如新闻、宏观政策等。

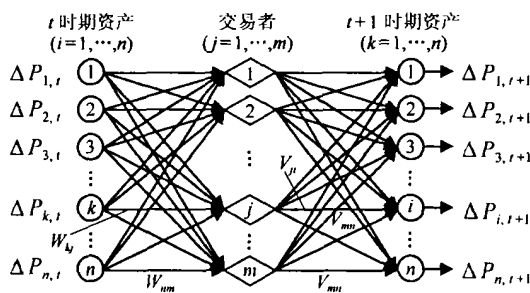


图 1 资本市场结构模型拓扑图

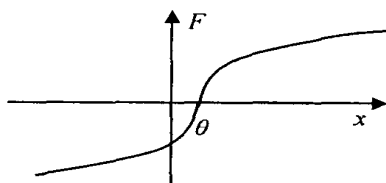


图 2 交易者所受到的综合影响与其投资行为变化的关系

在图 1 所示模型中, 假设共有 n 项金融资产和 m 类交易者, 每一类交易者的投资策略相同。具体如下: 在 t 时期, 共有 n 项金融资产, 价格为 $p_{k,t}$, $k = 1, \dots, n$ 。以资产 k 的价格演变过程为例, 资本市场中资产 k 对交易者 j 的影响系数为 w_{kj} 。假设在 n 种资产价格的综合影响下, 第 j 类交易者的投资行为发生

变化, 这种变化对资产 k 价格的影响系数为 v_{jk} , 在 m 类交易者投资行为变化的共同作用下, 将使得资产 i 在 $t+1$ 时期的价格变化为 $p_{i,t+1}$, 其中 n 类资产的价格对交易者 j 的综合影响为 $\sum_{k=1}^n w_{kj} p_{k,t}$ 。对于这种影响, 假设交易者 j 对市场前景的预期用 θ 表示, 则抵消后对交易者 j 的综合影响为 $\sum_{k=1}^n w_{kj} p_{k,t} - \theta$, 导致交易者相应调整投资结构。假设从综合影响到交易者调整投资结构的转化函数为 F 。根据 Kahneman 和 Tversky 的期望理论模型, 由于交易者对盈利存在反应过度 and 反应不足现象, 在交易者的主观价值与实际盈利之间存在一个 S 型的对应关系^[6]。由此假设交易者所受到的综合影响与其投资行为的变化之间也存在 S 型的对应关系。

在此具体选择函数 F 为 S 型的双曲正切函数

$$\tan \operatorname{sig}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

则交易者 j 的投资行为变化程度为

$$F_j = \tan \operatorname{sig}\left(\sum_{k=1}^n w_{kj} p_{k,t} - \theta\right) \quad (5)$$

这实际上是交易者的决策实施模型, 其中 v_{ji} 为交易者 j 对资产 i 的影响系数。这种变化对资产 k 价格变化的影响为 $F_j v_{ji}$ 。在 m 类交易者的共同作用下, 资产 i 的价格变化所受到的综合影响为

$$A_i = \sum_{j=1}^m v_{ji} \tan \operatorname{sig}\left(\sum_{k=1}^n w_{kj} p_{k,t} - \theta\right) \quad (6)$$

假设综合影响全部转化为资产 i 的价格, 则有

$$P_{i,t+1} = \sum_{j=1}^m v_{ji} \tan \operatorname{sig}\left(\sum_{k=1}^n w_{kj} p_{k,t} - \theta\right) \quad (7)$$

由此便得到了资产 i 的价格在 m 类交易者的共同作用下的结果。在此模型中:

1) 根据对未来价格走势的预期, 可通过 θ 将交易者划分成不同类型。如 $\theta > 0$, 则交易者对市场预期看跌; 若 $\theta = 0$, 则交易者预期市场走势平稳; 如 $\theta < 0$, 则交易者对市场预期看涨。每一类交易者都是独立的决策主体。

2) 价格 P 只是一个代表, 也可以是价格变化或收益率等。

3) 对应所拟合的不同时间序列, 分别有相应的系数矩阵 W 和 V 。

4) 式(5)为交易者的决策实施模型, 交易者根据市场价格的综合影响调整投资结构, 并对下一时期的价格产生影响。

此模型中包含了 n 项资产和 m 类交易者, 是刻画市场交易者分布特征的结构模型, 可用来刻画一个市场系统。

3 资本市场结构模型对一组资产价格时间序列的拟合原理

为使模型能较好地模拟实际资本市场中资产价格与交易者相互作用的机制, 必须根据一组资产价格变化的时间序列来修正系数 W, V 和偏好系数 θ 对于一组资产 $k, k = 1, \dots, n, t+1$ 时刻的实际值为 $O_{i,t+1}$. 则输出误差为

$$E_{t+1} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (P_{k,t+1} - O_{k,t+1})^2. \quad (8)$$

根据模型输出误差, 按误差沿负梯度下降的原则, 可逐次修正系数 W, V 和 θ , 得到一组新的系数. 这样, 通过一批输入以及输出样本的不断校验、修正, 最终使模型的输出误差在允许范围内. 参考BP网络的误差沿负梯度方向逆向传播修正原理^[7], 下面给出系数 W, V 和 θ 的修正方法. 因为

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ji}} = \sum_{k=1}^n \frac{\partial E}{\partial P_k} \frac{\partial P_k}{\partial v_{ji}}, \quad (9)$$

E 是 k 个 P 的函数, 但只有 P_i 与 v_{ji} 有关, 其余相互独立, 因此有

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial P_i} \frac{\partial P_i}{\partial v_{ji}}, \quad (10)$$

其中

$$\frac{\partial E}{\partial P_i} = P_{i,t+1} - O_{i,t+1}, \quad (11)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial v_{ji}} = \tan \operatorname{sig} \left[\sum_{k=1}^n w_{kj} P_{k,t} - \theta \right]. \quad (12)$$

从而有

$$\frac{\partial E}{\partial v_{ji}} = (P_{i,t+1} - O_{i,t+1}) \tan \operatorname{sig} \left[\sum_{k=1}^n w_{kj} P_{k,t} - \theta \right]. \quad (13)$$

根据误差沿负梯度方向下降、反向传播的原则, 假设系数 V 的修正幅度为 η 则有

$$v_{ji,t+1} = v_{ji,t} + \Delta v_{ji} = v_{ji,t} + \eta \frac{\partial E}{\partial v_{ji}}. \quad (14)$$

由式(7)和(13)可得

$$v_{ji,t+1} = v_{ji,t} + \eta \left[\sum_{j=1}^m v_{ji} \tan \operatorname{sig} \left[\sum_{k=1}^n w_{kj} P_{k,t} - \theta \right] - O_{i,t+1} \right] \tan \operatorname{sig} \left[\sum_{k=1}^n w_{kj} P_{k,t} - \theta \right]. \quad (15)$$

同理, 假设系数 W, θ 的修正幅度为 η , 则可得到相应的修正方程为

$$w_{kj,t+1} =$$

$$w_{kj,t} + \eta P_{k,t} \left[\sum_{j=1}^m v_{ji} \tan \operatorname{sig} \left[\sum_{k=1}^n w_{kj} P_{k,t} - \theta \right] - O_{i,t+1} \right] \sum_{j=1}^m v_{jif} \left[\sum_{k=1}^n w_{kj} P_{k,t} - \theta \right], \quad (16)$$

$$\theta_{t+1} =$$

$$\theta_{t} - \eta \left[\sum_{j=1}^m v_{ji} \tan \operatorname{sig} \left[\sum_{k=1}^n w_{kj} P_{k,t} - \theta \right] - O_{i,t+1} \right] \sum_{j=1}^m v_{jif} \left[\sum_{k=1}^n w_{kj} P_{k,t} - \theta \right]. \quad (17)$$

该模型结构上类似于带有隐含层, 传递函数为S型函数的BP人工神经网络^[7]. 相关研究^[8]表明, 对于逻辑S型函数 $y = 1/(1 + e^{-x})$, 或双曲正切函数 $y = (e^x - e^{-x})/(e^x + e^{-x})$, 一个S型隐含层神经元能以任意精度逼近一个线性隐含层神经元. 只要隐含层的神经元足够多, 具有S型隐含层的人工神经网络便能随意逼近任何函数, 能以任意精度逼近任何形状的决策边界, 是一个万能非线性判别函数. 一般而言, 如果用具有 M 个隐含神经元的网络逼近非线性函数, 则会存在一定的残差, Jones (1990年, 1992年) 和 Barron (1993年) 证明^[9], 随着 M 的增大, 残差以速度 $O(1/M)$ 减小.

4 资本市场结构模型的实证研究

在资本市场结构模型中, 从资产价格变化与交易者决策之间存在相互作用的演化机制, t 时期一组资产的价格状态要演变到 $t+1$ 时期的价格状态, 必须通过交易者决策实施的传递作用来实现. 从 t 时期到 $t+1$ 时期的时间间隔, 可以是1天, 也可以是数天, 可根据实际需要确定. 通过上述样本训练, 资本市场结构模型的训练精度达到预期要求后, 表明模型已能用来反映这一组价格演变过程的内在关系, 输入一组新的数据便可预测下一时期的价格状态.

这里选择 600 696, 600 693, 600 699, 600 685, 600 691 共5只股票从 1995-02-01~1997-12-22 的500个交易日收盘价作为输入训练样本; 取1995-12-04~1997-12-24 的500个交易日的收盘价作为输出训练样本. 这实际上就是训练资本市场结构模型预测后一天收盘价的能力.

在本例中, 假设市场中的交易者根据风险偏好共细分为19类, 结果如表1所示.

表1 资本市场结构模型的预测结果

预测日期	600 696	$E_r/\%$	600 693	$E_r/\%$	600 699	$E_r/\%$	600 685	$E_r/\%$	600 691	$E_r/\%$
1998-01-06	4 913 9	0.1	8 421 2	0.5	4 683 0	1.4	4 284 5	0.4	5 765 4	1.3
1998-01-07	4 993 4	0.1	8 448 3	2.9	4 765 2	3.5	4 315 9	8.8	5 948 1	2.8
1998-01-08	5 147 8	2.8	8 743 2	1.3	4 954 8	0.3	4 734 2	1	6 208 1	1.9

表 1 中 E_r 表示预测误差 资本市场结构模型在本例 15 个数据的预测中, 仅有一个数据的预测误差为 8.8%, 其余各项误差均小于 3.5%. 上述研究表明, 资本市场结构模型具有较强的拟合能力和多指标预测功能

5 结 论

通过关于资本市场结构模型对于市场系统整体预测能力的实证分析发现:

1) 资本市场的整体预测研究是一个新的领域, 尽管国内外相关的研究很少, 但其本身的实际意义重大 这里的实证分析显示了资本市场结构模型对于市场系统多指标预测的优良性能, 进一步表明了资本市场系统的整体预测在理论上是可行的

2) 受计算机硬件性能的限制, 目前的资本市场结构模型尚不能用来预测实际应用中由上千项资产所组成的庞大市场体系, 但可通过对模型计算过程的科学处理来促使模型实现对更多变量同时进行预测的能力 同时, 从计算机网络技术的角度看, 资本市场系统的整体预测工作本身也是一项值得深入研究的课题, 这里不具体展开讨论

3) 这里所进行的预测实际上都利用了被预测对象的历史数据, 训练结果的误差为 0.027 左右 这说明股市中股票历史数据的相关性远小于同期不同股票价格之间的相关性 因此, 要实现有效的预测, 既要利用资产本身的历史数据, 又要重视同期相关资产的价格状态, 这也从另一方面说明了对资本市场系统进行整体预测的必要性

参考文献(References)

- [1] 张永东 上海股票市场非线性与混沌的检验[J]. *管理工程学报*, 2003, 17(3): 21-26
(Zhang Y D. An examination of nonlinearity and chaos in the Shanghai stock market [J]. *J of Engineering Management*, 2003, 17(3): 21-26)
- [2] 高红兵, 潘瑾, 陈宏民 我国证券市场混沌的判据[J]. *系统工程*, 2000, 18(11): 28-32
(Gao H B, Pan J, Chen H M. Judgement of chaos in our securities market [J]. *System Engineering*, 2000, 18(11): 28-32)
- [3] 刘晓光, 刘晓峰 基于Agent的股票交易模拟及应用[J]. *计算机工程与应用*, 2004, 40(21): 220-222
(Liu X G, Liu X F. The design of a stock market simulation and its applications [J]. *Computing Engineering and its Application*, 2004, 40(21): 220-222)
- [4] 胡代平, 刘豹 多agent股票预测支持系统的设计[J]. *系统工程*, 2001, 19(3): 54-57.
(Hu D P, Liu B. Design of multi-agent based stock forecasting support system [J]. *Systems Engineering*, 2001, 19(3): 54-57.)
- [5] 杨一文, 刘贵忠, 张宗平 基于神经网络、多分辨分析和动力学重建理论的股市趋势预测[J]. *系统工程理论与实践*, 2001, 21(8): 19-25
(Yang Y W, Liu G Z, Zhang Z P. Stock market trend prediction based on neural networks, multiresolution analysis and dynamical reconstruction [J]. *System Engineering: Theory & Practice*, 2001, 21(8): 19-25)
- [6] Shleifer A. *Inefficient markets: An introduction to behavioral finance* [M]. Oxford: Oxford University Press, 2000: 120-150
- [7] 闻新, 周露, 王丹立, 等 Matlab 神经网络应用设计 [M]. 北京: 科学出版社, 2000: 169-221.
- [8] 徐宗本, 张讲社, 郑亚林 计算智能中的仿生学: 理论与算法 [M]. 北京: 科学出版社, 2003: 118-135
- [9] Barron A R. Universal approximation bounds for superposition of a sigmoidal function [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1993, 39(3): 930-945

下 期 要 目

- | | |
|-----------------------------|----------|
| 基于随机采样的运动规划综述..... | 唐华斌, 等 |
| 磁悬浮系统的基于RBF网络的自适应反推控制 | 解学军, 张嗣瀛 |
| 基于改进MC的开环不稳定时滞过程控制 | 朱宏栋, 邵惠鹤 |
| 网络流量系统的有限拍控制 | 曾 晖, 井元伟 |
| 基于神经网络补偿的机械臂轨迹控制策略的研究 | 刘建昌, 苗 宇 |
| 基于实物期权的企业战略风险动态测度 | 姜继娇, 杨乃定 |
| 非完整移动机器人的有限时间跟踪控制算法研究 | 李世华, 田玉平 |
| 一种故障检测滤波器的多目标优化设计方法 | 彭 涛, 等 |
| 基于未知输入观测器的非线性时间序列故障预报 | 张正道, 胡寿松 |