

# 基于主体的人工股市建模及其实证研究<sup>①</sup>

杨 敏<sup>1</sup>, 马进胜<sup>2</sup>

(1 北京航空航天大学经济管理学院, 北京 100083 2 中国电子科学研究院, 北京 100041)

**摘要:** 构建一个基于模糊决策学习的人工股市仿真模型, 采用灵敏度分析、历史数据法对模型进行了检验和校准, 并将其应用于“大小非解禁”问题的实证研究. 仿真结果表明, 大量抛售行为与股价波动之间存在着复杂的关系, 长短期效果并不一致, 证明中国股市的“大小非限售”政策难以收到预期的效果.

**关键词:** 计算金融学; 基于主体建模; 人工股市模型

**中图分类号:** F830.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2010)05-0091-06

## 0 引言

计算机仿真在社会科学领域的应用越来越广泛和深入<sup>[1]</sup>. 复杂适应系统在金融市场的运用引发了金融学革命性的进步, 其基于主体的建模方法 (agent-based modeling ABM) 将微观个体与宏观系统统一到同一个模型当中, 为将系统的微、宏观层面联系在一起的研究提供了一条可行的道路, 并形成了基于主体的计算金融学 (agent-based computational finance, ACF) 这一新的学科<sup>[2-5]</sup>. ABM 人工股市模型不但可以产生符合传统均衡金融理论的数据, 而且可以生成在统计性质上更加接近于真实市场时间序列的结果<sup>[3, 4, 6]</sup>. 但人工市场模型中庞杂的参数, 给了批评者以“组合不同的参数可以得到任何想要的结果”的口实, 影响了模型的可信度, 使得这类模型在经济实践的应用遇到了极大困难.

对美国桑塔菲研究所 (SFI) 的人工股市模型进行了 5 方面的改进, 对模型进行了检验和校准, 并将我国经济中的真实金融问题引入其中, 研究“大小非”解禁政策下“大小非”股东的最优策略, 在分析仿真结果的基础上对这一政策进行了

评估.

## 1 人工股市模型

SFI 人工股市模型包含多个异质主体, 它们在一只股息随机变化的股票和一种固定收益率的无限供应的债券之间做投资组合决策, 以使自己效用最大化. 所有主体都独立形成自身的期望, 且随市场变化而变化. 价格由这些归纳性的预期内生地产生, 这些预期与由它们创造的环境 (市场) 共同进化. 模型的构建在于检验这些不同预期最终是会演化为相同的理性预期以支持有效市场理论, 还是会出现主体层次和组织层次上的更加复杂的行为, 从而支持实际投资者的观点并解释金融市场的实际现象<sup>[6]</sup>.

模型运行时间是离散的, 实验可无限进行下去. 每个运行周期开始, 派发当前股息, 并被所有主体感知到. 各主体利用当前和历史的股息、价格信息与规则的“条件”部分进行匹配, 并形成下一时刻价格和股息的预期, 然后据此最优化其资金在股票和债券间的分配, 得到各自的需求量或供应量, 做市专家根据所有主体的供需差额及市场

① 收稿日期: 2006-10-30; 修订日期: 2009-04-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (70701001).

作者简介: 杨 敏 (1975-), 男, 江西乐安人, 博士, 副教授. E-mail: yangminj@buaa.edu.cn

出清价格方程,计算出新的股票价格.在下一时刻开始时,修改预测规则精度,同时分发股息.重复以上过程,直到满足结束条件.

该模型采用了“分类器”系统实现学习和预测.各主体拥有多条 IfThen结构的规则,其条件部分是一个字符串,每一位对应于一种预设的市场状态,如果规则的各位都匹配当前市场状态,则该规则被激活,用其行动部分来预测股价和股息,最终形成主体的决策.当实际的股价和股息公布以后,主体据此对当前激活规则的预测精度进行更新.每隔一定周期,主体将其最差的部分规则淘汰掉,用由遗传算法产生的新规则来代替.

对 SFI模型的改进如下:

### 1) 决策过程的简化

主体的决策过程中舍弃了对股价预测的环节,直接根据当前的市场信息由自身的决策模型得到股票的买卖及其数量.这主要出于下列原因:首先,在真实的股票交易过程中,人类难以形成对未来股价的明确预期.其次, SFI人工股市模型中的股价预测采用对前期股价和股息调整的一元线性公式<sup>[6]</sup>

$$E_t[p_{t+1} + d_{t+1}] = a(p_t + d_t) + b \quad (1)$$

其中,  $p_t$ 、 $d_t$  分别表示上期的股价及股息,各期的股息都是随机生成的,  $a$ 、 $b$  是主体主观的预测参数.如此简单的股价预测公式不符合复杂适应系统理论的思想,即股价是由市场上众多主体之间的相互作用形成的,相临两期的价格之间不可能存在如此简单的关系;而且即便从对股价时间序列进行拟合的角度来看,这一公式也显得过于粗糙;此外,公式中的两个参数在执行遗传操作后,对于预测结果的作用可能是不同的,甚至是相反的,这更加削弱了预测结果的可靠性.最后,增加的预测过程必然带来更多的设计参数,从而使得模型及其仿真结果的可信度遭到更多质疑.

### 2) 市场分类状态的调整

SFI模型中,市场分类状态分为基本面和技术型两类共 10个指标,其中每类指标都存在着相关性,即部分指标的满足隐含地以其它指标的满足为条件<sup>[7-9]</sup>.这会导致某些规则永远不会被激活,随着仿真的进行多数规则将最终失去意义,从而严重影响了学习分类器系统的作用.

为了保持足够多的分类状态,尽可能多地覆

盖状态空间,又保证各分类状态之间的独立性,本文重新设计了市场状态,包括 8种分类状态,兼顾基本面指标和技术指标,分别为  $p_t/p_{min}$ 、 $p_t/p_{t-1}$ 、 $p_t/p_{t-2}$ 、 $p/MA(5)$ 、 $p/MA(10)$ 、 $p/MA(20)$ 、 $p/MA(100)$ 、 $p/MA(500)$ ,其中  $p_t$  表示当前股价,  $p_{min}$  代表初始的股价,  $p_{t-n}$  表示  $n$  期前的股价,  $MA(n)$  表示最近  $n$  期股价的移动平均值.这里没有考虑随机生成的股息,而以不变的股票初始价格来替代股票基本价值,这样,  $p_t/p_{min}$  就部分地代表了股票的基本面信息,其余的都是技术交易所注重的趋势指标.

### 3) 模糊决策学习进化模型

主体在面对客观市场状态指标时,往往会形成各自不同的主观理解.这种客观到主观的转换,很适合用模糊语言变量来描述.我们采用“高”、“较高”、“中等”、“较低”和“低”等三角形或梯形模糊语言变量来描述各分类状态的取值,于是每种指标的数值都可以用一个语言变量来描述.将这些模糊语言变量分别用 1到 5的数来编码,特定的市场主观认识就可以表示为一个字符串,以利于决策规则利用它们进行决策<sup>[8-10]</sup>.

这样,分类状态不但从数量上得到了简化(从 12位减少到 8位),相互保持独立,其组合所表达的信息更加准确,更具经济学意义;而且由于模糊数的采用,可以表达更加丰富的信息(每种分类状态都可取 5种值,这样总的状态空间由  $12 \times 2 = 24$ 种扩展到了  $8 \times 5 = 40$ 种),符合人类对复杂问题的认知过程中进行模糊简化的思想.

主体的策略集就是一组 If-Then规则,其中条件部分是长度为 8(对应于市场状态的分类指标)的数字串,表示主体对市场状态的认识和描述.数字除了可取对应模糊语言变量代码的 1到 5外,还可以取 0作为通配符,表示对该分类状态不做要求.行动部分也是数字串,它直接对应预设的 8种决策结果之一,确定买卖股票的方向和数量.这些决策结果用模糊数表示,其基数为  $[-1, 1]$  区间上的数,表示卖出持有股票或以手中现金买入股票的比例.

主体决策时,规则的强度值不仅决定了激活规则被选择用于决策的可能性,还最终确定买卖股票的具体数量.具体过程是,对于规则行动部分对应的模糊数,取规则强度水平上的截集,再对该

截集运用质心法进行去模糊处理,即以隶属度为权重对基值加权平均,得到最后的决策结果.可见,强度越大,最终结果越接近于模糊数中隶属度较大的基值.规则强度代表了主体对规则的信赖程度,这样的设计正体现了这一点.

遗传算法在人工市场模型的进化方面必不可少,其主要作用就是产生新规则,以替代规则集中部分将被淘汰的强度小的规则,这不但实现了规则集整体质量的提高,而且可使主体能够搜索更广阔的市场状态空间.本模型中,每隔一定周期,需要对所有主体的规则进行一次遗传算法操作,首先从强度较大的规则当中选择出两条,被选中的概率与其强度正相关,以符合自然选择的规律;然后以它们作为父母,通过交叉(双性繁殖)或突变(单性繁殖)生成新的规则;最后用这些新规则替代规则集中 15% 的较差规则<sup>[11, 8]</sup>.我们还提供了一种偶然获得性的学习方式,即在主体无激活规则的情况下,允许它以极小的概率获得一条完全正确的规则.

#### 4) 规则会计系统

主体完成决策后,市场会依据所有主体的交易意愿确定股票成交价,并且根据新价格对各主体的激活规则进行强度调整. SFI 模型的新强度计算公式为<sup>[6]</sup>

$$f_i = M - e^2 - Cs \quad (2)$$

其中  $f_i$  为当期的强度,  $e^2$  为预测价格与实际价格的偏差的平方的调整值,  $s$  是规则的特异度,即非通配符的个数,  $C$  则是一个指定的惩罚因子,  $M$  是一个设定的正数,它保证最后得到的强度值非负,由于考虑了极端情况,所以它是个足够大的数.显然,  $M$  如此巨大,使得绝大多数规则的强度值相对差值很小,因而各激活规则被选中用于决策的概率差异并不明显,这违背了作者的设计初衷:采用轮盘赌方式(roulette wheel mechanism),由规则的强度决定其被选择使用的可能性.

本文将规则的强度与其获利能力相联系,使用其决策结果已经或可能带来的收益率,即收益与上期财富的比值来对规则强度进行调整.调整公式为<sup>[8]</sup>

$$f_i = (1 - \theta)f_{i-1} + \theta \cdot r_{i-1} / w_{i-1} \quad (3)$$

其中  $f_i$  为当期的强度,  $f_{i-1}$  为上期的强度,  $r_{i-1}$  为规则上期的决策结果带来的收益,  $w_{i-1}$  为上期的财富值,  $\theta$  为 (0, 1) 区间上的系数.

#### 5) 市场定价出清机制

为了摆脱均衡资产组合理论的束缚,避免可能出现的均衡状态被归因于所采用的均衡定价理论,本模型采用简单的慢速调整的瓦尔拉森法来进行资产定价,计算公式为<sup>[12]</sup>

$$\frac{p_{t+1}}{p_t} = \exp((d_{t+1} - s_{t+1}) \cdot \lambda N) \quad (4)$$

其中  $d_{t+1}$  为当期的股票需求量,  $s_{t+1}$  为股票供应量,  $\lambda$  为调整系数,  $N$  为市场内主体数目.这样,市场上股票数量越多,则股价调整速度越小,也即市场深度越大.

这种方法计算快捷,价格具有连续性,且避开了资产定价这一难题,能够更加专注于人工市场模型本身的问题.但需要特别的出清机制处理超额需求,这里采用按比例成交的方式处理,即对供需双方中量大的一方按比例进行交割.

## 2 实验方案

模型用 C# 语言设计开发.经过多次反复运行,采取灵敏度分析和参数降维的方法,通过形式化特征的实证检验最终确定用于实验的关键参数取值见表 1. 实证实验采用历史数据法(history-friendly approach)<sup>[13]</sup>,将真实历史数据导入模型,对主体决策规则进行训练,并将仿真结果与真实数据进行比较,进一步校准模型,最后仿真实证行为,分析结果,得出结论.

表 1 人工股市仿真模型中主要参数的取值

Table 1 Parameters in artificial stock market model

参 数	取 值	参 数	取 值
主体数目	100	特殊主体开始交易周期	200
其中智能主体数目	80	股价涨跌幅限制	10%
学习间隔(速度)	200	热身次数	10 000
特殊主体(“大小非”股东)持股比例	10%	运行次数	5 000

为了模拟真实股市中“大小非”解禁的情形,引入一个代表非流通股的特殊主体,其结构、规则和交易动机都不同于正常主体.该主体拥有市场流通股总量 10% 的股票,其目的就是将其手中的股票卖出,谋求收益最大化.从模型正式运行后的某个周期(即解禁日)开始,它每期都尝试卖出一定比例的股票,由于市场容量有限,所以需要连续进行多期才能售罄.该比例可分别取 100%、10%、1% 及 1‰,代表不同策略.每种策略下分别进行多次仿真运行,通过分析比较各策略对应结果的统计量,明确该主体的最优策略,即最可能采取的策略,在此基础上对现行解禁政策做出评估.

这里使用的真实历史数据是上证所挂牌交易

的“歌华有线”(代码: 600037) 的日收盘价,时间从 2000年 1月 1日至 2005年 12月 31日,共 1 030 期,时间序列经过了复权处理(但不考虑分红等情况).

### 3 结果及分析

仿真模型得到的股价时间序列(如图 1、2 所示)与输入的现实时间序列具有很强的相似性.  $H_{URS}$  指数的计算也证明了这一点,真实数据与仿真结果的指数分别为  $H_{历史} = 0.5570$  及  $H_{仿真} = 0.5711$ ,两者比较接近,表明基于主体的仿真模型抓住了真实股市中存在的某种内在作用机理.

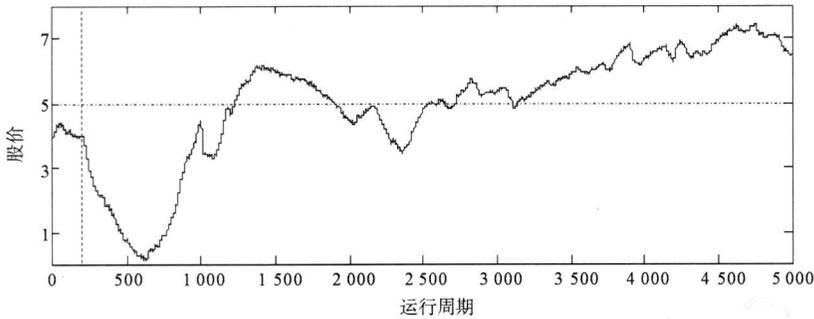


图 1 每期 100% 下单策略下股价时间序列图

Fig 1 Stock price time serial under policy of 100% selling

附注: 其中横虚线为股价平均值,纵向虚线表示抛售股票的起始点.

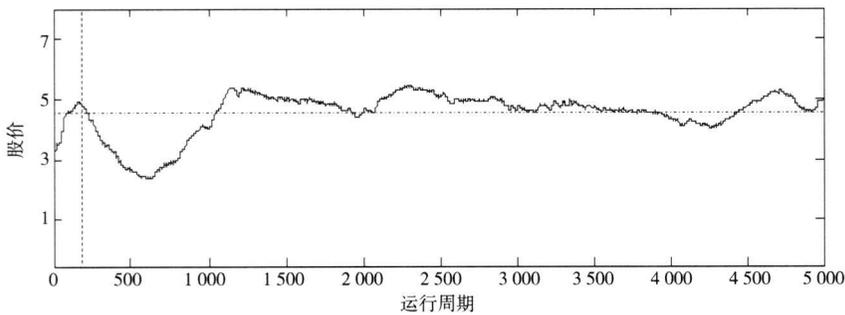


图 2 每期 0.1% 下单策略下股价时间序列图

Fig 2 Stock price time serial under policy of 0.1% selling

在特殊主体采用不同策略的情况下分别运行 15 次,得到的统计结果如表 2

表 2 仿真结果统计表

Table 2 Simulation results

每期下单 (%)	样本数	股价			特殊主体最终财富	
		均值	标准差	标准差 / 均值	均值	财富均值 / 股价均值
0.1	15	75.6	63.1	0.809	5.706	79.1
1	15	79.7	57.1	0.715	2.892	38.5
10	15	86.1	66.8	0.777	2.326	28.6
100	15	89.5	76.6	0.834	1.911	22.6

可见, 财富均值随着下单比例的增加显著下降, 显示出很强的相关性. 同时, 特殊主体财富与总平均股价的比值, 即特殊主体相对于普通主体

的优势, 也随着下单比例的增加而呈现明显的下降趋势. 这表明, “大小非”的最优策略(现金值最大)是每期尽可能少地卖出股票, 这与现实相符.

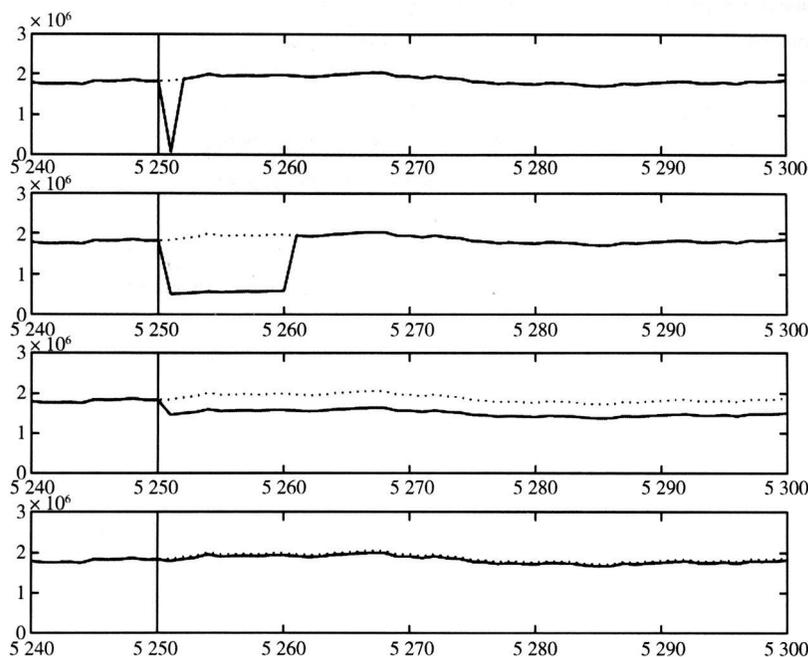


图 3 不同策略下大量抛售股票的效果示意图(文献[14])

Fig 3 Stock price time serial under different selling policy (from literature [14])

注: 从 5250 期开始出售流通总量 10% 的股票, 从上到下的图形依次为在 1、10、100、1000 期内售完股票的股价时间序列. 其中虚线为无抛售情况下的“正常”股价.

但有一点颇让人费解(见图 1、2 及表 2), 随着下单比例的增加, 平均股价反而呈上升趋势. 巧合的是, 采用相同实证研究方法的文献[14]也得到了类似结果, 由图 3 可以看出, 短期内大量抛售股票时, 股价大幅下跌, 但没有持久性影响, 股价很快就恢复到“正常”水平; 而在低水平持续出售股票时, 股价波动虽然不是特别剧烈, 但其影响却是长期的, 导致股价很难恢复到“正常”水平. 在现实情况下, 如果考虑投资者心理因素, 在“大小非”大量抛售完其股票后, 投资者也许会出现“利空出尽即利好”的心态, 这会引发股价报复性反弹, 从而导致后市股价持续高位运行. 但仿真模型并没有这方面的考虑, 所以出现这样的情况就显得非常反常, 这值得我们进一步深入研究.

## 4 结 论

对基于主体的人工股市模型实证研究的结果分析可以得到以下结论: 首先, “大小非”短期内大量抛

售股票是其最差策略, 为了自身利益, 他们不会这么做; 其次, 即便出现短期大量抛售的情况, 也不会对股市产生深远影响, 反倒是持续的少量出售长期来看会对股市产生不利影响. 所以, 据此可以得出初步结论, “大小非”解禁政策不会收到预期效果.

当然, 这仅仅是从有限的实验得出的一般结论. 实际上, 考虑到中国股市中大量存在的非流通股, 如果他们同时大量减持的话, 那对于股市将会是毁灭性的打击. 不过这一实证研究还是能够给出一点警示的, 那就是任何宏观政策都需要尽可能细致地考虑各种因素, 而且更需要有长远的眼光, 只有对长期短期的效果都有正确的判断, 才能有效地反映制定者的意图, 才能真正地为国民经济的发展发挥积极作用.

同时可见, 基于主体的人工股市模型得到的结论可能会与现实不太相符, 说明这类模型需要进行有效性验证和向现实校准, 对模型的设计、仿真的参数及实证的方法做进一步的研究, 这是我们以后应当关注的重点.

## 参考文献:

- [1] Axelrod R. Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences[C] // in Handbook of Research on Nature Inspired Computing for Economy and Management Rennard J-P, Editor. Idea Group, Hersey, PA. 2005, 34-46
- [2] LeBaron B. Agent-based Computational Finance[C] // Tesfatsion L, Judd K L, in Handbook of Computational Economics Vol. 2 Agent-Based Computational Economics. Editors: ELSEVIER/North-Holland. 2006, 1187-1233.
- [3] 刘兴华, 汤兵勇. 智能体建模和资本市场复杂性[J]. 管理科学学报, 2005, 8(4): 35-42  
Liu Xing-hua, Tang Bing-yong. Agent-based modeling and complexity of capital market[J]. Journal of Management Sciences in China, 2005, 8(4): 35-42
- [4] 宋逢明, 林森, 李超. 基于人工股票市场分析持有期对投资者收益的影响[J]. 运筹与管理, 2008, 17(1): 88-93  
Song Feng-ming, Lin Sen, Li Chao. Artificial Stock Market in the study of the Relationship between Holding Period and Return. Operations Research and Management Science, 2008, 17(1): 88-93
- [5] 于同奎, 曹国华. 具有多种市场形态的多主体股市演化动力机制[J]. 系统工程学报, 2009, 24(1): 89-93  
Yu Tong-kuai, Cao Guo-hua. Evolutionary dynamics of a multi-agent stock market model with many states[J]. Journal of Systems Engineering, 2009, 24(1): 89-93
- [6] Arthur W B, Holland J, LeBaron B, et al. Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market[M] // The Economy as an Evolving Complex System II. MA: Addison-Wesley, Reading, 1997, 15-44
- [7] LeBaron B, Arthur B, Palmer R. Time series properties of an artificial stock market[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 1999, 23, 1487-1516
- [8] Ma Jin-sheng, Qiu Wan-hua. The fuzzy classifier system in artificial stock market[C]. The Eight International Conference on Industrial Management, Qingdao, China, 2006, 617-623.
- [9] Ehrentreich N. A corrected version of the Santa Fe Institute artificial stock market model[J]. Journal of Economic Behavior and Organization, 2005, 5, 18-39
- [10] Tay N, Linn S. Fuzzy inductive reasoning, expectation formation and the behavior of security prices[J]. Journal of Economic Dynamics & Control, 2001, 25, 321-361.
- [11] LeBaron B. A builder's guide to agent-based financial markets[J]. Quantitative Finance, 2001, 1(2): 254-261.
- [12] 马进胜, 杨明, 仇万华. 基于主体的非均衡人工股市计算模型[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2008, 35(2): 99-104  
Ma Jin-sheng, Yang Ming, Qiu Wan-hua. Agent-based artificial stock market with out of equilibrium pricing model[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science Edition), 2008, 35(2): 99-104
- [13] Johnson N F, Lamper D, Jefferies P, et al. Application of multi-agent games to the prediction of financial time-series[J]. Physica A, 2001, 299, 222-227
- [14] Palin J. Agent-based stock market models: Calibration issues and application[D]. Sussex, 2002

## On agent-based artificial stock market modeling and its application

YANG Min<sup>1</sup>, MA Jin-sheng<sup>2</sup>

1. School of Economy & Management, Beijing University of Aeronautics & Astronautics, Beijing 100083, China

2. China Academy of Electronics Information Technology, Beijing 100041, China

**Abstract** The paper constructs a fuzzy learning classifier system (FLCS) which performs decision-making learning and evolving of agents in artificial stock markets. On the basis of FLCS, an artificial stock market model is developed, validated and calibrated, and it is applied in an empirical case. The results of simulation show that there are complicated relations between “back-selling” and volatility of stock price. And further analysis of simulation data draws shows that the “selling-forbidden” policy in China stock market will not accomplish its mission.

**Keywords** computational finance; agent-based modeling (ABM); artificial stock market model