

文章编号:1001-9081(2006)05-1217-03

## 基于 GNP 的多代理人工股市模型

杨 城,孙世新

(电子科技大学 计算机科学与工程学院,四川 成都 610054)

(Mr. Yangcheng@163.com)

**摘 要:**结合奥地利学派的经济思想,介绍了一种基于 GNP 算法的多代理人工股市模型。该模型采用 GNP 算法来模拟交易个体的行为模式,进化他们的决策规则;同时在设计上强化 Agent 的异质性,并利用 GA 算法来优化模型参数。仿真结果表明,GNP-ASM 模型表现出很好的统计性能,能够体现真实股市的一些基本特征。

**关键词:**遗传网络设计;人工股市;代理模型

**中图分类号:** TP391.9 **文献标识码:** A

### Agent-based model of artificial stock market by using GNP

YANG Cheng, SUN Shi-xin

(College of Computer Science and Engineering,

University of Electronic Science & Technology of China, Chengdu Sichuan 610054, China)

**Abstract:** Combined with the idea of Austrian school of economics, a new multi-agent model for artificial stock market was proposed based on Genetic Network Programming. It focused on applying the GNP (Genetic Network Programming) approach to emulate investment behavior of agents and evolve their trading rules. Simultaneously, this model enhanced the heterogeneity of agents, and searched for an optimal combination of parameter values based on GA (Genetic Algorithm). Simulation results confirm the effectiveness of this GNP-ASM model through comparison with empirical statistics.

**Key words:** GNP (Genetic Network Programming); ASM (Artificial Stock Market); agent-based model

## 0 引言

人工股市 (Artificial Stock Market, ASM) 是一个模拟现实股市运作的计算程序。在这个虚拟市场中,若干被称为交易者的人工智能程序 (Agent) 通过观察所在数字世界中股价、股息、成交量等信息的持续变换,运用各自不断进化的投资策略做出股票买卖方向和数量的决策。

作为一个人工智能技术与经济学、仿生学相结合的研究领域,人工股市设计的核心问题在于如何有效地模拟交易者的行为模式,使他们的整体运作更加接近现实股市。迄今为止,已经有许多基于计算代理的智能算法被应用到该领域,例如演化算法、神经网络、元胞自动机等<sup>[1,2]</sup>。本文将引入一种新的演化算法,遗传网络设计 (GNP),它是一种在遗传程序设计 (Genetic Programming, GP) 基础上扩展的基于网络结构的进化算法。因此,本文介绍的人工股市模型被称作 GNP-ASM 模型。

## 1 人工股市模型

GNP-ASM 与美国圣塔菲研究所 (Santa Fe Institute) 的早期人工股市模型 SFI-ASM<sup>[3]</sup> 具有相似的框架结构,都由市场环境模块和交易者模块组成。市场环境模块主要维护股市状态信息 (包括股价、股息、利率、税率、交易量等),每期向所有交易者提供状态信息编码,并集中他们的交易需求,形成出清价格,完成交割。交易者模块包括决策规则和资产状况,个体依据一组不断进化的决策规则指导投资,或抛售或买进或持有,力图使其资产最大化。

SFI-ASM 的一个明显局限是个体同质性太强——所有 Agent 都是理性投资者,使用相同的效用函数,获取相同的知识。虽然他们能够根据各自的规则集做出不同的投资决策,但由于大家的思维模式完全一致,导致模型运行到后期,规则集进化到一个普遍相似的局面,宏观面上表现为股价一直围绕中性风险价格 (即利率与股息的比值) 微幅波动,不再有明显的股市“泡沫”期和低迷期。

鉴于上述原因,GNP-ASM 采纳了奥地利学派的一些经济思想<sup>[4]</sup>,在设计上强化个体异质性,提高模型的真实度。区别于主流经济学派对个体同质性的认识,奥地利学派认为经济个体是非同质的,例如,他们的目标不同,投资水平不同,对信息的评价不同,并且社会知识分散化。正是由于这一切才使得市场充满了不确定性,进而成为一个介于静态结构和混沌状态之间的复杂系统。

SFI-ASM 采用由规则预测股价,效用函数计算持股数量的模式。有关效用函数的有效性,效用是否可以量化,经济学界一直存在争议;并且,所有 Agent 使用一致的效用函数,也与现实不符。因此,我们避开效用函数,跳过股价预测这一环,直接由特定的市场环境 (股市状态编码) 对应相应的操作指示,包括买卖方向和数量。其中,数量指的是买卖比例,它体现了不同个体的投资水平。买入时,它表示现金比例,与当前股价的比值就是股票的需求量;卖出时,它表示抛售比例,与自身持股量的乘积就是股票的供给量。

为了区别不同风险喜好的投资个体,每个交易者还设定了一个性格指数,它会在数量上左右 Agent 的买卖意愿。这样,即使具有相同的决策规则,不同的交易者也会因为自身的

收稿日期:2005-11-28;修订日期:2006-01-09

作者简介:杨城(1977-),男,重庆人,博士研究生,主要研究方向:复杂系统的算法研究和经济仿真;孙世新(1940-),男,湖北孝感人,教授,博士生导师,主要研究方向:网格计算、并行算法。

资产状况和性格差异而表现出不同的投资行为。

除此之外,GNP-ASM 还考虑了股市环境的随机消息位和传播变异概率等因素,进一步增强了股市模型的活力。

## 2 遗传网络设计(GNP)

从根本上讲,GNP 算法是 GP 算法的延伸。GP 扩展了 GA 对遗传基因的线性表现手法,更加适合于解决复杂问题;GNP 则是对 GP 的进一步扩展,其最初动因是相对树型而言,图型是一种更加灵活的表达形式,具有更好的表现能力和搜索能力。

对比算法 GP 和 GNP 可以看出<sup>[5]</sup>,两种结构都包含判断结点和处理结点,前者是形如“IF...THEN”的决策函数或者条件分支,而后者是指 Agent 采取的动作或者操作方案。由于构造上的不同,GP 的判断结点是树的中叉,处理结点是树的终端;而 GNP 则没有所谓的终端结点,所有的结点都可能相互连接,结点转换过程不断延续。通常,在一个异构模型中,GP 的树型结构可能引起模型的过度膨胀(比如交叉操作可能导致树的深度过分臃长),从而削弱算法对有效解空间的搜索能力,使其难以汇聚到最优解周围;而 GNP 算法可以通过固定结点数目,有效的避免这一问题,尽管进化出不同尺寸的决策图也是可行的。

### 2.1 基本结构

如图 1 所示, $S$  为根结点,它是 GNP 首次执行时的起始结点,其他时候 GNP 都从上期操作的终止结点开始继续执行。Agent 的所有动作都由结点函数决定,即判断结点和处理结点,用  $J_n$  和  $P_n$  表示,分别对应着  $\{J_n\}$ 、 $\{P_n\}$  中的某个特定函数。

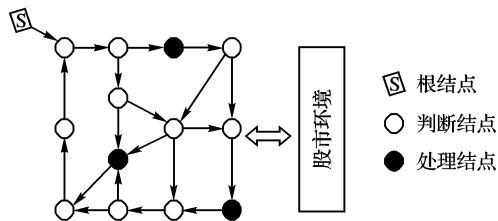


图 1 GNP 的基本结构

这里  $\{J_n\}$ 、 $\{P_n\}$  是两个预先定义好的函数集。 $\{P_n\}$  只有 3 个操作函数:买入、卖出和持有。相比之下,  $\{J_n\}$  的设计则要复杂一些。我们认为,技术分析有两个最基本的量——价格和交易量,几乎所有技术分析方法的研究对象都是基于它们演化产生的,是这两个基本量的复杂表现。一个有效的综合指标,应该能够由演化算法自动创新产生。因此,  $\{J_n\}$  由 60 个基本的股市状态量函数组成,包括最近几期的价格、交易量、中性风险价格和移动平均数等,以及它们横行、纵向的比较关系。对于一些复杂的技术指标,比如 MACD 趋势指标、威廉 %R 强弱指标等,没有选择在內。

研究表明,人工股市的性能并不随决策规则或预测公式的复杂度增加而提升<sup>[3]</sup>,因此没有必要让每个 GNP 个体包含所有的结点函数。我们规定,模型中每个决策图的结点数固定为 23,包括随机的 20 个  $J_n$  函数和全部  $P_n$  函数。

### 2.2 进化算法

每个 Agent 都拥有一组 GNP 决策图,每个决策图对应着一个描述其规则有效性的适应值函数,也称“规则强度”,记为  $Fitness(gnp_{i,j,t})$ ,其中  $i$  为 Agent 编号, $j$  为决策图编号, $t$  为演化代数。适应值的度量由最近  $n$  期该决策图指导下的资产盈亏状况来评判,它是一个具有记忆效用的值<sup>[2]</sup>。

在虚拟股市中,Agent 之间没有直接的交流,但是间接的学习和相互影响是客观存在的。因此,模型扩展了进化双亲的选择范围,使其包含三类来源——自身、邻居和世界,用函数  $Random(gnp_{i,t})$  表示选择过程。依据他们对  $Agent(i)$  的影响程度,组成比例通常依次降低。

另外,ASM 与求解数值优化问题不同,在应用进化算法时,必须注意维持种群的相对稳定性,不允许种群在短期内有剧烈的变化。因此,并非每一期所有的交易者都参与进化,而是通过一个称为“进化频率”的参数,随机选择部分 Agent,让他们的 GNP 群作用于三个遗传算子——复制算子( $R$ )、变异算子( $M$ )和杂交算子( $C$ ),操作比例依次为  $R_r$ 、 $R_m$ 、 $R_c$ ,变换到一个新的群体。

(1) 复制算子让适应值高的个体以较大的概率复制到新的群体中,用函数  $Tournament Selection()$  表示。

(2) 变异算子是增加群体多样性的搜索算子,它通过对单一个体进行随机变换来产生新个体,用函数  $Mutation(gnp)$  表示:

- (a) 以变异概率  $P_m$  随机选取  $gnp$  中的判断结点和有向边;
- (b) 将选中的判断结点随机替换为  $\{J_n\}$  库中的其他函数;
- (c) 将选中的有向边随机替换它们的指向结点。

(3) 杂交算子本质上是一个组合算子,它通过双亲交叉彼此的结构分量来产生新个体,用函数  $Crossover(gnp_1, gnp_2)$  表示:

- (a) 以杂交概率  $P_c$  随机选取  $gnp_1$  中的判断结点;
- (b) 将选中的结点以及由它始发的有向边与  $gnp_2$  中的对应结点置换(对应结点指编号相同的结点,处理结点不参与杂交)。

下面是一个 GNP 进化算法的完整伪码描述:

Procedure GNP

Begin

1.  $A = Random(R, C, M)$  with  $(R_r, R_c, R_m)$
2.  $(gnp_1, gnp_2) = (Random(gnp_{i,t-1}), Random(gnp_{i,t-1}))$
3.  $gnp_{new} = Tournament Selection(gnp_1, gnp_2)$
4. If  $A = C$ , goto step (8)
5. If  $A = R$ , goto step (12)
6.  $gnp_{new} \leftarrow Mutation(gnp_{new})$
7. Goto step(12)
8.  $(gnp_3, gnp_4) = (Random(gnp_{i,t-1}), Random(gnp_{i,t-1}))$
9.  $gnp_{new2} = Tournament Selection(gnp_3, gnp_4)$
10.  $(gnp_1, gnp_2) \leftarrow Crossover(gnp_{new}, gnp_{new2})$
11.  $gnp_{new} = Random(gnp_1, gnp_2)$
12. Calculate  $Fitness(gnp_{new})$
13.  $gnp_{i,j,t} = Tournament Selection(gnp_{i,j,t-1}, gnp_{new})$

End

## 3 实验分析

一直以来,复杂经济系统模型的有效性检验都是一个不易解决的问题,人工股市尤其如此,因为它不同于搜索全局最优解,没有一个量化的数值来直接评判。在下面的实验中,我们借用股价变化率序列的统计特征作为模型的评价标准。

若以  $Price(t)$  表示  $t$  时刻的股价,则股价变化率定义为:

$$Change(t) = \frac{Price(t) - Price(t-1)}{Price(t-1)}$$

表 1<sup>[6]</sup> 列举了现实股市中  $Change(t)$  的部分统计特征,其中  $\mu$ 、 $\sigma$  分别表示变化率的均值和标准差。表 1 显示,变化率自身几乎不具有自相关性,但其平方值具有比较显著的自相关性;同时对比正态分布,

$$Prob\{|change| < \sigma\}$$

和

$$Prob\{|change| > 3\sigma\}$$

的值明显偏大。

表 1 股价变化率序列的统计特征表

Statistics on change	Real market
Autocorrelation	0.05 ~ 0.1
Autocorrelation of square of change	0.4 ~ 0.6
Mean value $\mu$	-0.0003 ~ 0.0003
Standard deviation $\sigma$	0.010 ~ 0.015
Prob{ change  < $\sigma$ }	0.75 ~ 0.8
Prob{ change  > 3 $\sigma$ }	0.01 ~ 0.02

GNP-ASM 一共有十几个模型参数,我们将参数组合线性编码,应用 GA 算法来自动调整优化,使得由模型生成的变化率序列逐渐与表 1 的统计特征相吻合。其中,每组参数的适应值定义为仿真序列的统计值与表 1 对应特征量的误差平方和的倒数。

表 2 是实验最终选择的部分关键参数列表,图 2 是该参数组合下模型的一次仿真结果,图 3 将图 2 的仿真结果归一化后,用柱状图表示,并与标准正态分布曲线相比较。从图 2 的模拟走势图中可以看到,股市有高涨阶段,也有低迷阶段,阶段趋势明显;股价有足够宽的振荡空间,不存在明显的均衡价格。同时,股市始终维持着较高的交易量,这说明个体是充分异质的。因为针对同一期市场状况,交易量为  $V$ ,则至少同时存在  $V$  量的买单和  $V$  量的卖单,这是不同 Agent 根据自身策略做出的相异的投资结果。图 3 显示,对比标准正态分布,股价变化率的分布有一个更高的峰值和一个扁平的尾巴,这和表 1 的统计特征是一致的。综合而言,模型的仿真结果是一个相对合理的股价走势图,展示了很好的统计特征。

表 2 GNP-ASM 模型的主要参数表

模型参数	参数值
Number of Agents per generation	100
Number of GNPs per agent	100
Number of generations	10 000
Evolution frequency (times/period) (t/p)	1/50
Replicate rate $R_r$	10%
Mutation rate $R_m$	30%
Crossover rate $R_c$	60%
Mutation probability $P_m$	0.08
Crossover probability $P_c$	0.3

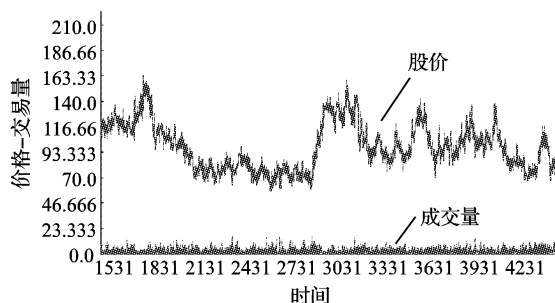


图 2 GNP-ASM 模型的仿真结果

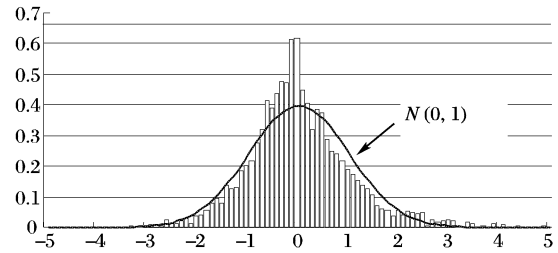


图 3 归一化的股价变化率柱状图

同时,在仿真实验中,我们还得到了一些有意义的实验结果。比如,待模型运行若干周期后,我们将全体 Agent 的规则集里表现最优的前 100 条,记为  $\{gnp\}_{100}$ ,全部集中到某个(或几个)特定的 Agent 上,然后股市继续运作。实验结果表明,在后期运行中,该 Agent 并没有因为集中了优势规则而表现出明显的决策优势或资产优势;同时,其决策集 GNP 群的平均适应值也没有较快的提高。相反,由于与其他交易者的间接交流,初期还有下降的趋势。另外,在不同的仿真实验中,或者在不同的实验阶段, $\{gnp\}_{100}$  中很少有完全相同的决策规则。这说明在一个股价和成交量易变的市场中,没有任何规则能够始终有效,由于交易者不断进化和相互学习,优势策略也不可能长期保持。

#### 4 结语

本文对比 SFI-ASM 模型,采用 GNP 算法来模拟交易个体的行为模式,进化他们的决策集。同时引入奥地利经济学的思想,强化 Agent 的异质性,并利用 GA 算法来优化模型的参数组合。仿真结果表明,GNP-ASM 表现出很好的统计性能,能够体现真实股市的一些基本特征。

目前,该模型还需要不断改善,我们以后的研究工作主要针对以下两点:

- (1) 引入并行计算,以进一步增加 Agent 的个数,模拟多支股票的交易模型。
- (2) 影响证券价格的主要因素包括基本面因素、技术面因素、心理面因素等。目前模型可以很好地表现技术面、心理面的影响,而对于一些基本面因素,如宏观政策的变化,行业、区域的状况,还不能有效地反映出来。因此,如何在虚拟股市中全面及时地体现基本面因素的影响,是 ASM 需要继续研究的课题。

#### 参考文献:

- [1] 周佩玲,夏懿,李立文. 虚拟股市的建模与仿真[J]. 计算机仿真. 2002, 19(6): 69 - 74.
- [2] CHEN XR. Co-evolutionary multi-agent-based modeling of artificial stock market by using the GP approach[A]. Intelligence for Financial Engineering[C], 2003. 159 - 165.
- [3] PALMER RG, ARTHUR WB, HOLLAND JH, et al. Artificial economic life: a simple model of a stock market[J]. Physical D, 1994, 75: 264 - 274.
- [4] PETERS EE. 复杂性、风险与金融市场[M]. 宋学锋,译. 北京: 中国人民大学出版社, 2004.
- [5] HIRASAWA K, OKUBO M, HU J, et al. Comparison between genetic network programming(GNP) and genetic programming(GP) [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation[C], 2001, (2): 1276 - 1282.
- [6] OGINO S, NAGAO T. The chaos analysis of long memory process in artificial stock markets consist of multi-agents [A]. International Conference on Cyberworlds[C], 2004. 249 - 253.