

智能体行为一致性的神经网络方法仿真

邵艳华^{1,2}, 李坚石¹, 陈天健¹, 田 丰¹, 王锦荣¹

(1. 贵州大学计算机科学与技术学院, 贵阳 550025; 2. 贵州民族学院经济管理学院, 贵阳 550025)

摘 要: 针对传统股市研究方法存在的不足, 提出用神经网络的学习能力模拟 Agent 的适应性。借鉴 Holland 的模拟股市建模思想, 引入 ERA 方案建立股市模型。运用 Agent 行为一致性神经网络方法并结合 CT 方法对股市进行仿真, 模拟不确定环境下股市的动态演化过程。该模型可更好地理解股市的动力学特性。

关键词: 神经网络; 复杂适应系统; Swarm 仿真平台; ERA 方案; CT 方法

Simulation of Neural Network Approach to Consistency in Agent Behavior

SHAO Yan-hua^{1,2}, LI Jian-shi¹, CHEN Tian-jian¹, TIAN Feng¹, WANG Jin-rong¹

(1. College of Computer Science and Technology, Guizhou University, Guiyang 550025;

2. College of Economics and Management, Guizhou University for Nationalities, Guiyang 550025)

【Abstract】 In accordance with the limitation of traditional research on the stock market, a method of simulating the adaptability of Agent by neural network is proposed, and refer to the modeling scheme of Holland's stock market model, an applied model of stock market using ERA scheme is built. The dynamic evolvement of the stock market under uncertain environment is simulated through the neural network approach to the self-development of consistency in Agent behavior with CT method. This scheme can aim to understand the dynamic specialty of stock market deeply.

【Key words】 artificial neural network; Complex Adaptive System(CAS); Swarm simulation toolkit; Environment-Rules-Agents(ERA) scheme; Cross Target(CT) method

1 概述

复杂系统方法致力于用全新的观点理解经济系统中的复杂性: 微观上, 扬弃了完全理性、全知全能的“经济人”的假设, 取而代之的是能学习和适应环境的运用归纳法决策的有限理性人, 用“规则”代替计算给每一个个体建模; 宏观上, 扬弃了简单的还原论思想, 将经济系统看成是由若干相互作用的个体进行复杂交互的复杂系统; 方法论上, 扬弃了纯粹的数学推理方法, 取而代之的是计算机模拟技术。

股市是若干复杂经济系统中的一个特例。传统的股市模型假设股票交易者根据全局的行情进行完全理性的判断, 并利用理性的预期进行决策。在这种模型的假设前提下, 股市更像一个“死”的物理系统。而现实的股市远非如此, 人们常用诸如“股市持续低迷”、“狂涨”等类似描述人类心理现象的语言描述股市, 而且还常出现价格泡沫、崩溃等现象。

神经网络具有很强的非线性逼近能力和自学习、自适应等特性。本文运用神经网络的学习能力来模拟 Agent 的适应性, 通过 Agent 行为一致性神经网络方法对股市进行仿真研究。

2 股市研究方法存在不足及解决方案

针对股市的复杂性和重要性, 常用分析方法有证券投资分析法、时间序列预测分析法等。这些方法应用于股市研究中, 其分析的前提大多基于一定的假设, 明显具有主观性, 故根本无法描述股市的复杂多变性。

目前的股市研究存在如下问题:

(1) 股市是一个多变量非线性动态系统, 没有较好的建模方法。由于股市具有一定程度的不确定性, 用建立精确模型的方法进行预测, 其效果必然不理想。

(2) 股价自身以及影响股价的各变量之间呈现非线性特性, 要求有强大的处理非线性问题的能力。现有的比较成熟的技术大多是解决线性问题和单变量非线性问题。

(3) 股市中各因素之间的相关性错综复杂, 应用常规的预测方法对股市做出定量分析非常困难。

(4) 股市的主体是具有主观能动性的投资者, 具有学习能力, 能够根据环境变化不断调整自己的行为, 从而适应环境。

随着复杂性科学的发展, 特别是文献[1]中复杂自适应系统(Complex Adaptive System, CAS)理论的建立^[1], 金融市场成为基于 Agent 仿真的研究热点。其中文献[2]的人工股票市场(ASM)模型^[2]较为著名。

但目前还没有将基于 CAS 理论的神经网络方法运用到股市仿真研究中的文献。本文引入 ERA(Environment-Rules-Agents)方案, 尝试运用神经网络的学习能力模拟 Agent 的适应性, 并通过 CT 方法对网络进行训练, 模拟不确定环境下

基金项目: 贵州省科技基金资助项目(20072205); 贵州大学研究生创新基金校级资助项目(2007037)

作者简介: 邵艳华(1975—), 女, 博士研究生, 主研方向: 博弈论, 复杂适应系统理论; 李坚石, 教授、博士生导师; 陈天健、田 丰、王锦荣, 博士研究生

收稿日期: 2008-04-11 **E-mail:** sh_yh2002@163.com

股市的动态演化过程,进而更好地理解股市的动力学特性。

3 智能体行为一致性神经网络方法的股市模型

3.1 模型结构

Swarm 是 Agent 模型结构的一个自然候选方案,但需要某种程度的标准化,为此引入了一个用于建立 Agent 仿真的一般性方案——ERA 方案建立股市模型,如图 1 所示。

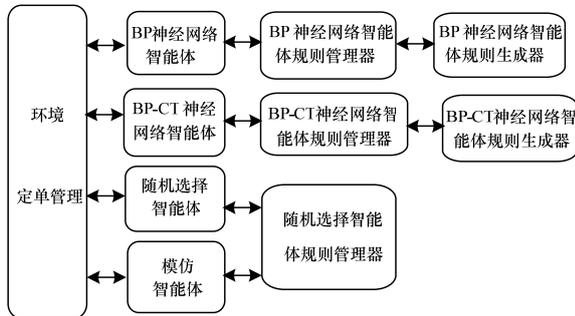


图 1 智能体行为一致性神经网络方法的股市模型

ERA 方案不仅保留了通过规则和一般数据仿照前后关系模型化的环境,还保留了在不同概念层次上具有个性化数据的 Agent;此外具有模块性也是其优点之一:在规则管理器中封装了 BP 网络前向计算的步骤,在规则生成器中封装的是修改 BP 网络权重和阈值的算法。将 BP 网络的计算进行分解设计,存在多智能体且每个智能体都是 BP 网络时,可以只设计一个规则管理器与一个规则生成器,用到时可分别创建各个智能体的子规则管理器与子规则生成器对象;而各个智能体采用不同的人工神经网络时,只须改动规则管理器与规则生成器的设计,而这种设计方法在 Swarm 软件平台上实现时也可方便对接。

在此方案中,为更好地模拟真实股市的运作,参照 Pietro Terna 的 SUM 模型,在环境中引入一类特殊的 Agent(定单管理),负责接收并执行买入、卖出定单(包含相对的限定价格)。另外,Agent 可通过环境了解其他 Agent 的信息。

Agent 的类型分为 4 类:(1)BP 神经网络 Agent,通过 BP 算法进行预测;(2)BP-CT 神经网络 Agent,通过 BP 算法进行预测的同时,还通过 CT 方法产生不断变化的预测目标;(3)随机 Agent,随机选择价格、行为;(4)模仿 Agent,通过模仿选择行为。Agent 将数据存储在数据仓库对象中。

规则管理器从 Agent 自身或专门承担收集和分发数据任务的 Agent 处得到应用规则的必要信息,从而控制 Agent 的行为(如通过将规则生成器生成的规则运用于校验数据集来产生预测行为),这可以解释为是 Agent 认知的一种抽象表示。同时,规则管理器与规则生成器相链接,规则管理器为规则生成器提供所必需的数据,规则生成器的作用是调整规则(如规则生成器通过对训练数据集的训练来调整神经网络的权重矩阵,从而进行学习,调整、生成规则)。一个规则生成器可以被多个规则管理器使用(如一个学习结果的运用)。

3.2 模型实现

构建基于 Agent 的模型,最基本的是构造计算机模型,Agent 在这一模型中运行^[3]。将 Agent 看作对象:这是一些包含数据和基于这些数据进行运作的规则的程序段,这些规则提供了对来自对象外部的消息做出反应所必要的机制。

(1)定单管理对象,其功能的实现基于 2 个数组:按升序排列的卖定单数组和按降序排列的买定单数组。每一个数组包含 3 个值:价格,拥有此定单的 Agent 编号,定单数量。

(2)随机 Agent 对象,随机规则管理器通过将行动的概率与一个随机数的比较决定其是否行动,并确定具体的行动: $price>0$,买入; $price<0$,卖出; $price=0$,不行动。买卖的具体数量在 1 和最大定单之间随机产生。

(3)模仿 Agent 对象,包含市场模仿和就近模仿两种类型。例如市场模仿 Agent:当 $price_{t-1}>price_{t-2}$ 时,以 $BuySellproMimit$ 的概率买入(市场价格有上涨的趋势,以一定的概率买入);当 $price_{t-1}<price_{t-2}$ 时,以 $1-BuySellproMimit$ 的概率卖出。

(4)BP 神经网络 Agent 对象,这类对象由神经网络代替 Agent。由于神经网络具有很强的自学习、自适应等特性,运用神经网络的学习能力模拟 Agent 的适应性,符合霍兰教授对 Agent 的定义。

神经网络结构采用 3 层前馈网络,运用 BP 算法^[4]对其进行训练。由于 BP 算法存在收敛速度慢,易陷入局部极小点的缺陷,选用自适应学习率和加入动量项的改进 BP 算法($\Delta w_{ij}(t) = \alpha \Delta w_{ij}(t-1) + \mu \delta_j y_i(t)$)训练网络。

(5)BP-CT 神经网络 Agent 对象,这类对象与 BP 神经网络 Agent 不同的是:在训练的过程中,训练集可由外部输入的,也可由内部生成;不采用固定的目标,而是在训练过程中运用 CT 方法产生不断变化的目标。CT 方法的特点在于:将 Agent 的输出分类为行为和效果,无论是从行为的,还是从相应效果的角度来训练网络,所需的目标都是通过 CT 建立的。学习过程的目标为:1)被仿真的主体发生行为的实际效果,通过可计算的规则进行量化;2)这些行为须与推断的效果相匹配。

图 2 描述了一个在 CT 规划下股市 Agent 的学习与行为。该 Agent 必须在一个输入信息集的基础上,做出对自身行为以及相关效果的判断,如本仿真实验中的初始化文件中存放的数据。

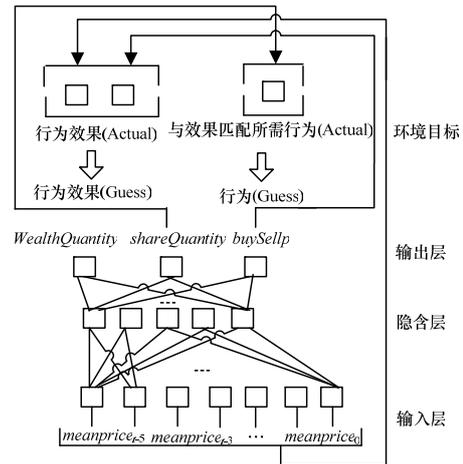


图 2 CT 规划下股市 Agent 的学习与行为

执行与学习交叉目标的一般算法:首先引入一类效果 E_1 ,它们是由行为产生的(如行为 A_1 和 A_2)。这一效果的目标是

$$\hat{E}_1 = f(A_1, A_2) \quad (1)$$

其中, $f(*)$ 定义为具有一定计算关系的行为与效果之间的函数。学习的目的是要使输出 E_1 (由网络进行推断)与 \hat{E}_1 尽量接近, E_1 的误差为: $e = \hat{E}_1 - E_1$ 或 $e = \frac{1}{2}(\hat{E}_1 - E_1)^2$ 。为减少这一误差,通过网络权重将它后向传播。

下一步的目的是找到与效果端输出尽量一致的行为作为网络输出,通过校正 A_1 和 A_2 ,使它们尽量接近 \hat{A}_1 和 \hat{A}_2 ,它们是和 E_1 相一致的行为。无法分开描述 A_1 和 A_2 的目标,由式(1)得到:

$$A_1 = g_1(\hat{E}_1, A_2) \quad (2)$$

$$A_2 = g_2(\hat{E}_1, A_1) \quad (3)$$

选择在区间 $[0,1]$ 上均匀分布的随机量 τ_1 ,并假设 $\tau_2 = 1 - \tau_1$,由式(2)和式(3)可得:

$$\hat{A}_1 = g_1(\hat{E}_1 - e \times \tau_1, A_2) \quad (4)$$

$$\hat{A}_2 = g_2(\hat{E}_1 - e \times \tau_2, A_1) \quad (5)$$

函数 g_1 和 g_2 主要是从具有一定计算关系的行为与效果的定义中得到的,一般具有线性特征。需要最小化的误差为 $a_1 = \hat{A}_1 - A_1$, $a_2 = \hat{A}_2 - A_2$ 。

当行为产生多个效果时,行为将受到多个修正的影响,此时选定的修正是绝对值最大的那个。

使用 CT 方法建立 Agent,能让 Agent 适应周围的环境并满足内部一致性(IC)。另外,智能体还可以开发其他特性,例如参照外部环境(按某种规则)或其他智能体(模仿它们)采取行动(按外部建议 EP)或估计效果(按外部目标 EO)的能力。

4 仿真实验

4.1 实验结构

对神经网络 Agent,采用 3 层前馈网络结构:

输入层的节点数为 7: $meanprice_{t-5}$ 代表第 $t-5$ 天的平均价格; $meanprice_{t-4}$, $meanprice_{t-3}$, $meanprice_{t-2}$, $meanprice_{t-1}$ 依次类推; $WealthQuantity_0$ 代表前一天的财富数量; $ShareQuantity_0$ 代表前一天的股票数量。

隐含层节点数为 5: 处理单元数在文献[5]的基础上,采用逐次加 1 的试验方法,最后根据误差的收敛速度及稳定范围,将其数量定为 5 个。

输出层节点数为 3: 2 个效果输出: $WealthQuantity$, $shareQuantity$; 1 个行为输出: $buySellp$ 。 $WealthQuantity$ 代表预测的当天的财富数量; $ShareQuantity$ 代表预测的当天的股票数量; $BuySellp$ 代表预测的当天的股票价格。

引入外部目标 Eos : $useEO_EP=0$, 没有任何 Eos ; $useEO_EP=1$, 效果 $WealthQuantity$ 由一个常量的目标进行训练; $useEO_EP=2$, 效果 $ShareQuantity$ 由一个上升的目标进行训练; $useEO_EP=3$, 前 2 个 Eos 同时起作用。

4.2 仿真结果及分析

假设:在股市中分布着 200 个 Agent: BP 神经网络 Agent 占 30%; BP-CT 神经网络 Agent 占 10%; 随机 Agent 占 30%; 模仿 Agent 占 30%(市场模仿 Agent 和就近模仿 Agent 分别占 20% 和 10%)。其他参数设置如下:

```
agentProbToAct=0.05;
BuySellproMimi=0.7;
maxOrderNumber=2;
probOfLocalIimiton=0.3;
localHistoryLength=20;
weightRange=0.3;eps=0.6;
alpha=0.8;
patternNumberInVerificationSet=-1;
patternNumberInTrainingSet=-1;
epochNumberInEachTrainingCycle =1。
```

实验模拟产生了具有波动性的价格上升和下降序列,再现了实际交易数据表现出来诸如价格的泡沫、崩溃、波动聚集等异常现象;以图 3 与图 4 的对比可以发现:本实验的模拟结果符合供求变化与价格之间的价值规律。

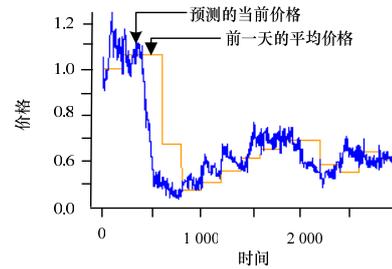


图 3 价格的时间序列

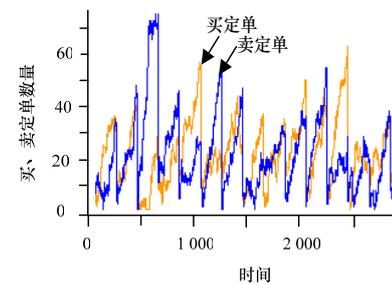


图 4 买、卖定单的时间序列

实验结果表明,通过调整描述 Agent 行为的参数,可方便地研究微观的 Agent 的行为对宏观的市场价格、交易量等指标的影响。具有简单规则的 Agent 之间的交互,可产生复杂的模式,从而衍生出内生的价格序列,有助于更好地理解股市的动力学特性。

5 结束语

股市是一个极其复杂的非线性动力学系统,传统的股市模型假设股票交易者根据全局的行情进行完全理性的判断,并利用理性的预期进行决策,然而现实情况并非如此。神经网络具有很强的非线性逼近能力和自学习、自适应等特性。本文运用神经网络的学习能力模拟 Agent 的适应性,用智能体行为一致性神经网络方法对股市进行仿真研究,模拟不确定环境下股市的动态演化过程,进而从 CAS 的角度来理解股市的动力学特性。但还存在许多不足之处:在 ERA 中,考虑 Agent 之间不通过环境直接交互;此外,还可考突发性政治事件对股市的影响、技术进步对股市的影响等因素。

参考文献

- [1] Holland J H. 隐秩序——适应性造就复杂性[M]. 周晓牧,译. 上海:上海科技教育出版社,2000.
- [2] Arthur W B, Durlauf S, Lane D. The Economy as an Evolving Complex System II[M]. Boston, USA: Addison-Wesley, 1997: 15-44.
- [3] Luna F. SWARM 中的经济仿真:基于智能体建模与面向对象设计[M]. 景本华,景旭,凌宁,等,译. 北京:社会科学文献出版社,2004.
- [4] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京:高等教育出版社,2001.
- [5] 张际先. 神经网络及其在工程中的应用[M]. 北京:机械工业出版社,1998.

编辑 金胡考