

# 计算经济学与交通行为研究

韩小亮<sup>1</sup>, 邓祖新<sup>2</sup>

- (1. 上海财经大学 统计学系, 上海 200433;  
2. 上海财经大学 经济信息管理系, 上海 200433)

**摘要:**计算经济学(ACE)是用计算的方法来进行经济研究的新技术。其途径是通过大量有独立机能并能相互影响的 Agents 组成的进化系统来建模和模拟真实的经济体系。这是一个非常活跃的研究领域,涉及到经济学、统计学、计算科学和行为心理学的最新发展和前沿研究。并介绍了计算经济学的基本思路、计算经济学模型与经典经济学模型的主要区别、计算经济学技术的特点和它的潜在优势。文章通过计算经济学在交通行为研究的一个具体案例来阐述计算经济学技术应用的关键途径。

**关键词:**计算经济学;交互影响;进化;学习;交通行为

**中图分类号:**F224 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2004)07-0005-09

## 一、什么是计算经济学

1987 年 9 月,20 位理论经济学家、物理学家、生物学家和计算机专家聚集在美国的圣达菲研究所 SFI(Santa Fe Institute)讨论“从复杂进化系统的视角来研究经济系统”(The Economy as an Evolving Complex System)的话题。他们希望能把自然科学发展中涌现出来的一些新思想和新技术借鉴到经济学的研究中去,开辟解决经济问题的新思路。计算经济学便是在这种思维的激励下应运而生的。

基于 Agent 的计算经济学(Agent-based computational economics,简称为 ACE,我们不妨称之为计算经济学),是一门相当新的交叉学科。它涉及到经济学、统计学、计算科学、行为科学等许多学科的前沿研究。其基本点是用大量的交互影响的单元(Agents)来构造和模拟复杂的经济系统。这些 Agents 不仅具有判断、更新和学习等功能,而且赋有多样化的“个性”,从而使整

收稿日期:2004-05-08

作者简介:韩小亮(1949—),男,上海人,上海财经大学统计学系教授博士生导师。

邓祖新(1964—),男,四川至县人,上海财经大学经济信息管理系讲师。

个仿真系统具有自适应(adapting)和“进化”(evolving)的特征。用这种工具来研究和分析经济学的基本问题,比传统经济学的方法有更独到之处。

近50年来理论经济学家们日益频繁地运用复杂的数学方程式系统来描述现实经济过程。这些系统通常由一系列非线性的随机差分或微分方程所构成。这种系统对许多社会科学家来说既显得艰深莫测,把它作为对社会现实的描述又往往令人难以置信。与此相反,ACE则是从社会经济的基本构造出发,用自适应的Agents来模拟经济、社会和环境中的所有实体,并通过对真实信息传递途径的仿真来建立众多个体Agents之间相互交流影响的统计模型。由于这类动态描述的模型是建立在相当微观和个体行为的基点之上,因此,他们的经济学和社会学意义对经济学家和其他社会学家而言,往往具有一目了然的特点。

经济学中微观系统和宏观系统之间的错综复杂的交互影响长久以来就为经济学家们所认识到,但是一直没有办法哪怕是近似地用计量模型来刻画这种复杂关系。ACE技术和高速计算机的发展为经济学家们提供了强有力的处理分析工具。研究者们现在能用计量的方法来模拟各式各样的复杂的社会经济现象,诸如归纳学习、不充分的竞争、外生交易网络的形成和个体行为共同进化等等。如Arther等人于1997年建立的复杂进化经济系统,Batten于2000年研究的如何用具有学习功能的Agent建立带进化的经济系统,Young在1998年所讨论的个体策略和社会构造之间的关系,等等。这些研究都是用ACE技术,通过自下而上(Bottom-up)的途径来尽可能逼真地构造经济系统,从而研究经济理论所关心的问题。

今天,用随机模拟的途径来研究复杂系统的热潮是如此地风起云涌,以至于使这一方法工具已渗透到各个学科前沿研究的方方面面。在社会科学领域,ACE技术的范围和对象虽然还没有明确的界定,它甚至还没有一个统一的名称,但它的特征却是相当显著的,大体说来有以下几方面的特征:

1. 计算性。计算经济学所采用的模型与经典的宏观经济学所采用的模型是大不相同的。前者的模型通常是大量的、局部的、行为的、结构的和统计的,而后者的模型通常是少量的、全局的、理性的、完整的和力学的。换句话说,计算经济学是通过计算的和样本的途径,而不是用数学的和解析的方法来分析复杂的经济系统。不言而喻,算法(Algorithm)是计算经济学相当重要的一个内容。

2. 实验性。传统上,经济学被普遍认为是一种依赖于实际观察,而不能进入实验室的非实验性科学。计算经济学对这种观念产生了巨大的冲击。就像物理学的实验一样,一方面,计算经济学能通过受控制的实验室条件来检测经济学理论所作出的描述、判断和预测;另一方面,计算经济学更设法通过预先设计的模拟环境来观测和研究复杂经济中个体和系统的演变和进化情况。

ACE 技术还能用来评估经济理论模型的稳健性(robustness)、宏观经济政策的影响、市场发展的趋势等等,这些研究都是用实验的而不是用推导的途径来完成的。

3. 行为性。经典的经济学理论是以完全理性的“经济人”的假设为基础的。它的数学模型很难描述在不充分信息和不确定条件下具有不同特性个体的判断和决策,更无法表述人们的学习过程。与此相反,计算经济学总是从形形色色的个体行为出发的。它运用了心理学、行为学、统计学和信息科学的最新成果,通过模拟多元化的个体,和对个体本身的学习和进化,以及个体之间的交互影响来反映出整个宏观经济系统的统计特征。行为模式和学习过程是计算经济学最具特色的研究工具。

4. 进化性(Evolution)。ACE 技术最吸引人的方面之一就是它能研究经济系统的进化过程。计算经济学中的经济个体通常是赋有不同程度的学习功能,博弈论理论的新进展和基因算法(genetic algorithm)等技术被广泛地用来体现 Agent 的学习特性。Agent 所能获取的信息一般来说是主观的、部分的,Agent 通常具备局部的而不是全局的目标。各个个体的学习更新如何会导致整个经济系统的演变和进化是计算经济学所要研究的重点问题。

5. 自下而上(Bottom up)的结构。传统经济计量模型的最突出特点就是自上而下(Top-down)的构造。固定的决策规则,共有的知识假定,市场平衡的约束等等协调工具从外部强加于经济个体的关系之中。与此对照,计算经济学则总是自下而上地模拟经济系统。它侧重的是经济个体之间“面对面”的相互作用和“个性化”的反应。目标化(Object-oriented)的编程技术如 SWARM 或 C++ 等是建造这一类环境的有力工具。

## 二、交通行为研究

下面我们通过计算经济学在交通行为研究上应用的一个简单例子来具体阐明 ACE 技术的基本思路。有关应用 ACE 技术研究交通行为的具体例证,可参阅 Burmeister(1997)、Bazzan(1999)、Selten(2003)和 Klugl 等人(2004)的研究文献。

1. 问题的提出。图 1 是一张简单交通系统的示意图。图 1 中 R 是居民的居住区,T 是城市中心。假设每天早上 8:30 到 10:30 之间有 N 辆自备车要从 R 开往 T,其目的不外乎三个:上班,购物,消闲。开车进城者有两个选择:他可以经由路线 a,b 到达小停车场 P1,然后步行一段短路 W1;他也可以经由路线 a,c 到达大停车场 P2,然后步行一段长路 W2。虽然停车场 P1 可以减少走路,但问题是,小停车场容量有限,经常无停车位。当开车者到达小停车场 P1 而发现无停车位时,也有两个选择:他可以经由路 d 开往大停车场 P2,也可以等一等看有没有车离去。

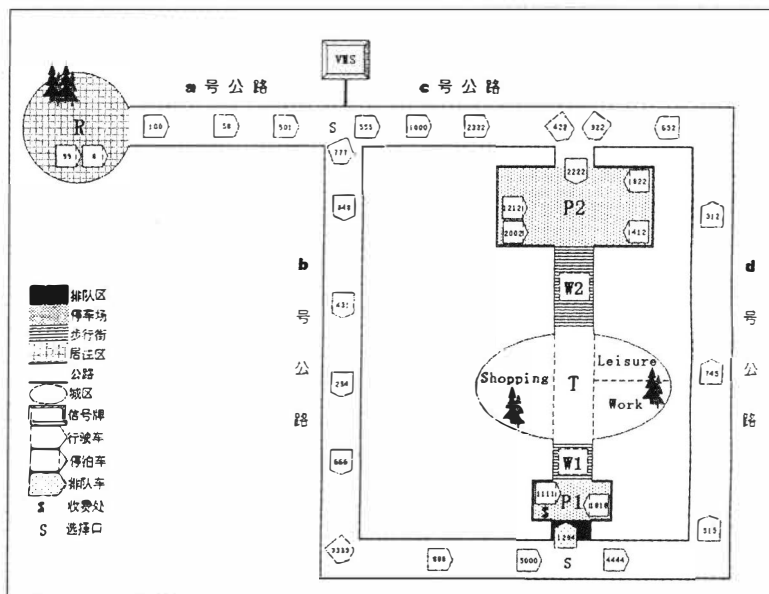


图1 居民交通行为示意图

假如管理部门试图改善这个交通系统的状况,至少两个措施是可以考虑的:

- (1)在路口 S 设立一个 VMS 信号牌,当停车场 P1 客满时及时发出通知;
- (2)在停车场 P1 收费以改变供求关系。

需要回答的问题是:VMS 信号牌能在多大程度上改善系统状况?当停车场 P1 客满时才发出通知还是将近客满时(譬如说 95%客满)就发出通知?在停车场 P1 收费能增进社会效益吗?收费标准如何为好?等等。我们尝试用计算经济学的方法来解决这些问题。

2. 效益函数。首先我们必需给出“社会效益”的精确定义并将其量化。我们定义:社会效益是个人“效用”(Utility)之和。我们的目标就是使个人的效用之和最大化,或者等价地,使个人成本(Cost)之和尽可能地小。

在本问题中个人成本(效用)是用下面这个函数来描述的:

$$U = t_d + \beta_q t_q + \beta_w t_w + \beta_{price} P + \beta_p \delta + \beta_1 (T_a - PAT) \delta + \beta_e (PAT - T_a) (1 - \delta) \quad (1)$$

式中:U 是个人的总成本; $t_d$  是驾车时间; $t_q$  是停车场排队时间; $t_w$  是步行时间; $T_a$  是实际到达时间;PAT 是计划到达时间;P 是停车场收费; $\beta_q > 0$ ,  $\beta_w > 0$ ,  $\beta_{price} > 0$ ,  $\beta_1 > 0$ ,  $\beta_e > 0$  是换算系数(因人而异); $\beta_p > 0$  是迟到引起的惩罚;迟到时  $\delta = 1$ , 否则为 0。

式(1)的直观意义是将开车者的各种“开支”通过换算综合起来(假定它们具有某种线性可加性)。请注意:式(1)省略了个人的下标  $i$ ;  $i = 1, 2, \dots, N$ 。

3. Agents 的种类。接着,我们用 ACE 技术来模拟这个交通体系。这个系统将由 3 种 Agents 组成:(1)价格和 Information Agents,代表 VMS 信号牌和停车场收费(记作 I);(2)交通系统 Agents,描述道路和停车场状况(记作 N);(3)旅行者 Agents,即每个车(记作 T)。

整个模拟系统的运作可简单表述如下:每个 N 模拟交通系统的情况并移动有关的 T;每个 I 从 N 那里收集信息,并发布到 T 那里去;基于自己的内部状况和从 I 收到的信息,每个 T 作出一系列旅行决策;T 的旅行选择被送到 N 那里去。

4. 道路状况模型。我们具体谈谈运作的细节“规则”。N 类 Agents 中,停车场的情况较为简单,就是停车数。来到一辆车则增加 1,直到客满。我们假定停车数的减少(车辆离去)是一个 Poisson 流(泊松)。道路的状况则取决于在该道路上行驶的车数,车辆越多,车速越慢,即需求越大,供应越小。有许多模型可以描述道路的运行情况,式(2)是常用的模型之一:

$$t = t_0 [1 + 0.15(n/C)^m] \quad (2)$$

式中:  $t$  是旅行时间长度;  $t_0$  是最快旅行时间;  $C$  是道路实际容量;  $n$  是路上的车辆数;  $m$  是个常数,通常取为 4。

5. 交通行为。有两类决定需要作出:出发时间和道路选择。

(1)出发时间。我们假定进城的三种人(工作者、购物者和消闲者)中,工作的人所希望到达的时间记为 PAT,服从一个正态分析;购物的人所希望到达的时间服从一个  $\Gamma$  分布;消闲的人所希望到达的时间服从一个均匀分布。则实际出发时间记为 ADT,可表示为:

$$ADT_i = PAT_i - M(X_i) - t_{i,d}^* \quad i=1,2,\dots,N \quad (3)$$

这里:  $M(X)$  称之为安全余地(Safety margin),它的长短与旅行目的、开车人的个性等都有关系,而且是一个随机变量。 $t_{i,d}^*$  是第  $i$  个旅行者在第  $d$  天的主观期望旅行时间。它是由一个随机的学习过程来实现的,包括开车、步行或排队的所有时间。

(2)道路选择。我们的道路选择模型是概率型的(不是确定型的)。每当旅行者需要决策时,他或她就以下面的概率来两者取一:

$$\Pr(\text{route}=1) = \frac{e^{\omega(U_2 - U_1)}}{1 + e^{\omega(U_2 - U_1)}} \quad (4)$$

这里  $U_1$  和  $U_2$  分别是旅行者选择道路 1 和道路 2 的效用函数值;  $\omega$  是个调节参数,它决定效用函数差的影响。

式(4)表示,当一个选择比另一个选择的效用更大时,旅行者只是更可能采用这个选择。两者的差异越大,被采用的可能性就越大。需要强调的是,式(4)中所使用的效用函数不是式(1)的客观效用函数而是主观效用函数。因为旅行者事先并不知道实际到达时间,他(她)用一个主观分布来描述可能的到

达时间。对应于式(1)的主观效用函数可以用下式来表达:

$$U = t_d + \beta_q t_q + \beta_w t_w + \beta_{price} P + \int_{PAT}^{\infty} [\beta_p + \beta_l (T_a - PAT)] f(T_a) dT_a + \int_{-\infty}^{PAT} \beta_e (PAT - T_a) f(T_a) dT_a \quad (5)$$

式中:  $t$  是对应的主观期望驾车时间、排队时间和步行时间;  $T_a$  是到达时间;  $f$  是主观到达的时间分布, 它也是通过学习过程得到的。

6. 人口特征分布。在实际问题中, 人口特征分布的众多参数需要从大量的调查或普查资料中估算。本例计算过程中我们只是象征性地将旅行者从三个方面进行划分: (1) 旅行目的: 工作; 购物; 休闲。(2) 行动: 冒险; 中等; 不冒险。(3) 态度: 相信 VMS; 不相信 VMS。并相当任意地指定了其比重。有关参数值则参照了其他的研究资料。

7. 模拟结果。图 2 是我们编制的模拟软件的一个界面。下面是利用这个软件模拟上述交通系统的一些简单结果。

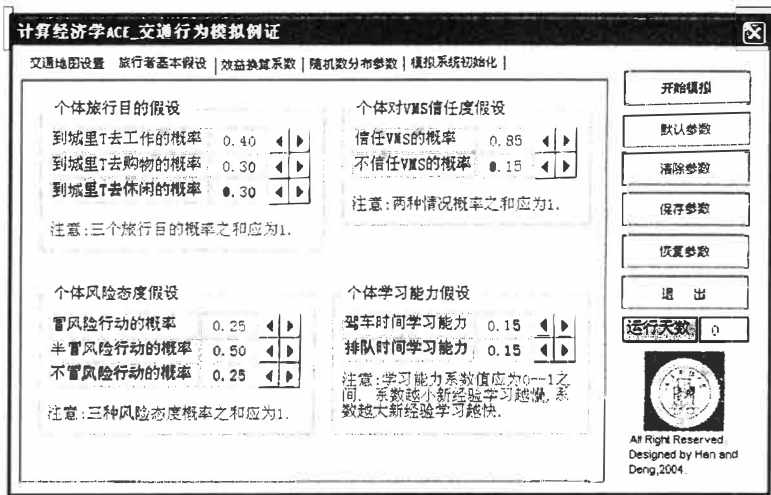


图 2 计算经济学 ACE 交通行为模拟例证

我们设定: 一开始所有旅行者除了道路长度之外不知道道路繁忙和停车场拥挤的任何信息。图 3 的实线显示: 经过大约 15 天的“学习”和经验积累之后, 旅行者们极大地优化了自己的时间安排和道路选择, 从而使社会总成本维持在一个较低的水平上。图 3 的虚线是设立 VMS 信号牌的结果(信号牌只显示停车场 P1 是否客满)。经过差不多的学习时期后社会总成本下降到更低的稳定水准上, 说明了交通信息的社会效益。

图 4 显示了停车场收费的影响。点线表示, 对于旅行者来说, 停车场收费

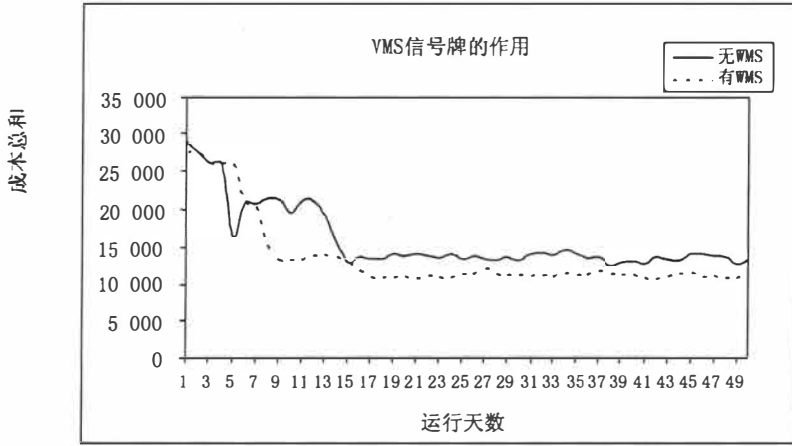


图3 交通信息的社会效益

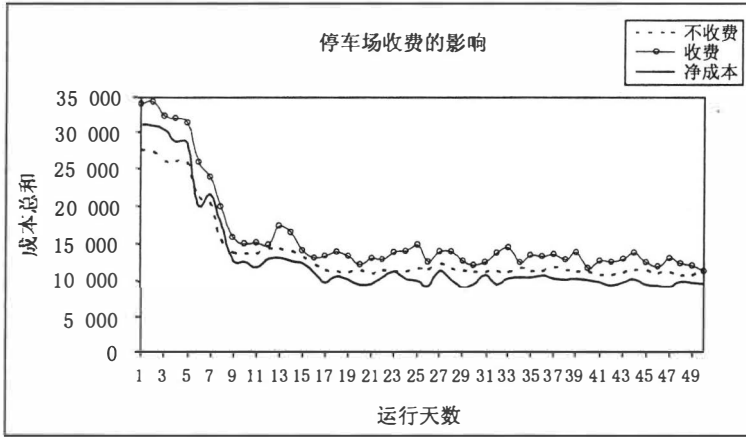


图4 停车场收费的社会效益

意味着交通费用的增加。实线是剔除了停车费的成本总和，它清楚地表明，停车场收费使“更需要的人”使用了停车场，从而实际上是提高了社会效益。

通过模拟，我们还可以进行许多颇有意义的研究分析，恕不在此累赘。

### 三、简短的结论

由上实例可见，用计算经济学技术来研究和解决经济学问题是极具特色的。首先，它往往比经典的经济数学方式能更深入地描述经济实体，轻而易举地构建出上上下下错综复杂的经济组织和它们之间的交互影响。计算经济学不需要全局的控制条件，各种制约是通过 Agents 之间的竞争和协调来实现

的。它也不存在千篇一律的竞争者,每个个体只是从其本身的特点和环境出发,从经济体系中寻求自己的机会。其次,ACE经济系统是不断自我学习更新的系统。它不存在什么“最佳点(optimum)”或“全局均衡(global equilibrium)”,因为改进的可能性总是存在的。行为过程和学习过程是计算经济学模型的基石。最后,我们还可以发现ACE系统中模型的更换和改进是一件相对简单的工作。任何一个局部模型的更换,自然而然地都会造成全局的影响。然而我们只需要在模块的程序里做出相应的调整,整个系统就会自动地将其效果反映出来。这对研究人员来讲是有相当吸引力的:我们可以在同一个框架下试验形形色色的模型,评估各式各样的政策选择,调整来源各异的参数,发现事件发展的不同方向。

当然,ACE技术也有很大的局限性。其最大的瓶颈就是需要应用这项技术的研究人员既精通现代经济学和行为科学的理论,又熟悉现代计算技术和统计模型。这是很不容易做到的。一种可能性是组织团队搞合作。但经验表明,没有专门的训练,跨学科的专家们不太容易彼此理解,有效合作。ACE技术的另一个大问题是:经济实验室毕竟不是物理实验室,经济学家们对经济实验的有效性颇有争议。从实验室得出的结果究竟能在多大程度上反映出社会经济现实,尚有待进一步的探讨。

争论归争论,争论是一切新生事物的伴侣。计算经济学正以它强大的生命力为现代经济学的研究开辟了一个新天地。或许有一天,ACE技术会成为每一位经济学家的基本工具?

#### 参考文献:

- [1]张维,刘文财,王启文,刘豹. 面向资本市场复杂性建模:基于Agent计算实验金融学[J]. 现代财经,2003,(1).
- [2]Auther, W. B., Holland, J., LeBaron, B., Palmer, R., and Tayler, P.. Asset pricing under endogenous expectations in an artificial stock market model[M]. In Arther, W. B., Durlauf, S. N., and Lane, D. A., eds., The economy as an evolving complex system II. (pp. 15~44), 1997.
- [3]Batten, D.. Discovering artificial economics; How agents learn and economies evolve, Boulder[M]. MA: The MIT Press 2002.
- [4]Bazzan, A. L. C., Wahle, J., Klugl, F.. Agent In Traffic Modelling From Reactive to Social Behaviour[M]. Advances in Artificial Intelligence, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 1701. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York. 1999.
- [5]Burmeister, b., Doormann, J. & Matylis, G.. Agent-oriented Traffic Simulation[J]. Transactions of the Society for Computer Simulation International, 14(2). June 1997.
- [6]Klugl, F., & Bazzan, A. L. C.. Route Decision Behaviour in a Commuting Scenario: Simple Heuristics Adaptation and Effect of Traffic Forecast[J]. *Journal of Artificial*



Societies and Social Simulation Vol. 7, No. 1, 2004.

- [7] LeBaron, B. , Agent-based computational finance: suggested readings and early research [J]. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 24, (pp. 679~702), 2000.
- [8] Selten, R. , Schreckenberg, M , Pitz, t. , Chmura, T. & Wahle, J. . Experimental Investigation of Day-to-Day Route Choice-Behaviour[M]. R. Selten and M. Schreckenberg(eds.) *Human Behavior and Traffic Networks*, Springer, 2003.
- [9] Tesfatsion, L. . Agent-based computational economics[R]. ISU economics working paper, 2003.
- [10] Young, H. P. . Individual strategy and social structure[M]. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1998.

## Agent-based Computational Economics and Its Application in Travel Behaviour Study

HAN Xiao-liang<sup>1</sup> , DENG Zu-Xin<sup>2</sup>

(1. *Department of Statistics, Shanghai University of  
Finance and Economics, Shanghai 200433, China;*

2. *Department of Economic Information Management, Shanghai University of  
Finance and Economics, Shanghai 200433, China* )

**Abstract:** Agent-based computational economics (ACE) is a new technology to make economic study through computation. It establishes models and reality-simulating economic system through evolving systems of autonomous interacting agents. This is a fast growing area of study involving the latest development and forward research in economics, statistics, computer science and behaviour psychology. This paper is to introduce the basic idea of ACE, the main differences between traditional economic models and ACE models, the characteristics of ACE techniques and the potential advantages of ACE research. Then we use a case study of travel behaviour to illustrate the essential approach of ACE technique in detail.

**Key words:** agent-based computational economics; interaction; evolution; learning; travel behaviour