

DOI: 10.19361/j.er.2022.03.09

计算经济学的学科属性、 研究方法体系与典型研究领域

熊航 鞠聪 李律成 涂涛涛*

摘要: 计算经济学是经济学、管理学与计算机技术交叉融合而形成的新兴学科,其在方法论上的本质特征是运用求解数学问题的数值解(而非解析解)的计算性方法开展研究。本文讨论了计算经济学与计量经济学等相关经济学分支学科的关系,尝试界定其在我国现有学科体系中的位置。目前广泛使用的计算经济学研究方法可以归纳为数学规划、计算机仿真和机器学习三类,本文梳理了这三类方法的特征及其所包含的常用具体研究方法和工具,同时指出它们所涉及的数学问题的结构化程度递减,而建模所需的数据量和算力递增。本文归纳了计算经济学能够发挥其独特作用的应用领域,具体包括异质性个体的经济行为、经济主体之间的交互作用、经济系统的微观-宏观关联、经济动态过程及发展趋势等问题。此外,本文探讨了计算经济学研究的发展趋势和值得探索的方向。

关键词: 计算经济学;研究方法;数学规划;计算机仿真;机器学习

中图分类号: F069.9

一、引言

随着计算机技术在经济学、管理学研究中广泛和深入的应用,计算经济学逐步发展为一门独立的交叉学科。计算经济学研究的起源可以追溯到1980年代初动态宏观经济模型的构建,这类模型运用计算机编程来求解模型的数值解(numerical solution),为在宏观经济分析中包含微观基础提供了一个技术框架,从而成为解决卢卡斯批判(Lucas critique)的一种有效途径。Kydland和Prescott(1982)以及Hansen(1985)所建立的真实经济周期(Real Business Cycle, RBC)模型是动态宏观经济模型的代表。随着计算机技术的发展,计算经济学的研究方法不断丰富,所关注的研究问题也不断扩展。1990年代以来,得益于计算机运算

*熊航,华中农业大学经济管理学院、华中农业大学宏观农业研究院,邮政编码:430070,电子信箱:hxiong@hzau.edu.cn;鞠聪,华中农业大学经济管理学院、华中农业大学宏观农业研究院,邮政编码:430070;李律成,武汉理工大学创业学院,邮政编码:430070;涂涛涛,华中农业大学经济管理学院,邮政编码:430070。

本研究受到国家自然科学基金面上项目“视频化推广对数字农业技术采用的影响机制研究”(项目编号:72173050)、教育部人文社会科学研究一般项目“互联网社交媒体视角下的农业技术扩散路径与机制研究”(项目编号:20YJJC790152)和中央高校基本科研业务费专项资金资助项目“生态-社会耦合下的国土空间治理与农业智能决策”(项目编号:2662021JC002)的资助。感谢匿名审稿人富有洞见的修改意见,文责自负。

能力的增强和计算机编程的普及,仿真建模逐渐成为计算经济学的重要工具,它能够灵活地刻画经济系统中复杂的非线性关系。近年来,大数据分析和机器学习(machine learning)技术越来越多地被用于经济学研究中,业已成为计算经济学“工具箱”的新成员。

计算经济学是在经济学、管理学与计算机技术融合渗透的基础上形成的一门交叉学科,它的主要特征是运用计算机技术研究经济学领域的问题。一般认为,计算经济学的诞生以1988年国际期刊《计算经济学》(*Computational Economics*)创刊、1994年计算经济学会(Society of Computational Economics)创立和1996年《计算经济学手册》(*Handbook of Computational Economics*)第一卷出版等一系列事件为标志。《计算经济学》期刊的主编 Hans M. Amman 在该刊创刊10周年之际对计算经济学给出的定义是:“借助计算机(computing machinery)来解决经济问题的一种新兴方法论”(Amman,1997)。自诞生以来,这一学科发展迅速,动态宏观经济学的主要开创者 Finn E. Kydland 和 Edward C. Prescott 于2004年被授予诺贝尔经济学奖。计算经济学在经济个体的异质性、经济系统中的复杂互动、微观行为与宏观结果之间的关联、经济趋势预测等研究中表现出独特的优势,产出了诸多重要成果。

目前不乏对计算经济学及相关研究领域进行综述性研究的国内外文献,但未见系统性地梳理计算经济学的研究方法、界定其研究范围并讨论其学科属性的文章。*The Oxford Handbook of Computational Economics and Finance*一书从自然计算主义(natural computationalism,即模仿自然界的自适应、自组织和自学习能力等特征进行建模的思想)的角度梳理计算经济学与金融学的相关研究,该手册收录的文章覆盖早期的自然模拟计算(analog computing)到当前的数值计算,虽然内容包含了计算经济学的研究方法,但未进行分类梳理(Chen et al.,2018)。Sadiku等(2017)讨论了机器学习方法在经济学中的应用及其与计量经济学方法的关系。在国内的典型文献中,范如国等(2013)、李律成等(2017)都只针对基于主体计算经济学(Agent-based Computational Economics, ACE)这一主要采用基于主体建模(Agent-based Modelling, ABM)方法的计算经济学研究领域。随着计算经济学研究的方法体系逐渐成熟,计算经济学作为一门独立学科的特征日趋明显,对其学科属性、研究方法体系和典型研究话题进行梳理和讨论十分必要。

二、计算经济学的学科属性

作为一门因引入新的研究方法而形成的经济学分支,计算经济学以微观经济学、宏观经济学、行为经济学、制度经济学等学科中的相关理论为基础,所研究的话题覆盖个体与组织经济行为、产业、金融、贸易、经济政策与经济制度等各个经济学领域,并与计量经济学、数理经济学、博弈论、实验经济学、行为经济学等学科在研究方法上交叉互补。

(一)计算经济分析与计量经济分析

计量经济分析是经济学的主流研究方法,计算经济分析与计量经济分析一样,本质上都是将经济问题转换成被严格定义的数学模型,进而运用模型分析经济理论或现象中的定量含义。不同之处在于,计量经济分析通过估计模型的参数来刻画变量之间的定量关系,而计算经济分析根据给定的参数取值或取值范围来运算出模型的结果从而将其与实际结果进行对比分析(Kydland and Prescott,1996)。这两类分析方法的差异根本上源于两者对经济问题转化成模型时对问题抽象的程度(即模型中保留现实特征的多少)不同,这进一步决定了求解相应数学问题所采用的方法以及两者所擅长的研究话题。计量经济模型以及构成其基础

的数理经济模型通过对模型的形式和所涉及的变量做出假设,从而对所研究的问题进行了高度的抽象,这样使得模型的数学形式足够简单以保证能够在实证分析中获得参数的估计量,也就是求解出问题的解析解(analytical solution)。这些假设一方面体现在对所研究的问题本身,例如索洛增长模型对生产要素、规模报酬等施加一系列的假设才能保证获得单位有效劳动的资本存量这一关键变量的代数式;另一方面是针对计量经济模型的,即需要对模型形式、变量、随机扰动项等做出一系列假设才能求解出参数估计量的解析式并保证其具有无偏性、有效性等良好的统计性质。相比而言,计算经济模型极大地放宽了对研究问题的基本假设,可以反映出经济主体的异质性、经济主体的社会互动和情绪情感表达等非理性行为、经济活动或经济现象的动态过程(理论上可以包含任何能够用计算机语言编程的因素和特征)。这样一来,计算经济模型的形式变得十分复杂,无法通过解方程的方法来获得形式简洁的解析解,而只能借助计算机进行数值计算来获得数值解。

计量经济模型通过数学表达式(如微分方程)来呈现和分析,形式简单且易于检验其正确性,但牺牲了对现实问题进行刻画的逼真性。计算经济模型以代码的形式呈现,结构复杂且不易于检验,但能够充分反映研究对象的复杂性。两种经济研究方法的选择最终取决于研究所要回答的问题以及问题所处的背景。

(二)与相近经济学分支的关联

计算经济学与诸多经济学的其他分支学科在研究方法以及研究内容上存在交集和相似之处,准确把握它们之间的差异有利于深刻地理解计算经济学的内涵和外延。

计算经济模型可以通过计算机程序模拟现实环境和真实现象来开展实验,这一点与实验经济学类似。两者的根本区别在于,后者一般指的是实验室实验(laboratory experiment)或者田野实验(field experiment),实验对象是在真实世界约束下的真实个人,而前者的实验对象及其所处的环境都是虚拟的。此外,实验经济学一般只能开展同一时期的对照实验,且实验过程具有一定的不可控性,而计算机仿真实验是完全可控的,可以跨时期且反复开展(包特等,2020)。

在对个体行为的分析上,计算经济学与行为经济学一样,都以对个体行为机制的理解为基础,计算经济模型可以借用行为经济学对个体行为机制的认识结论来设置个体行为规则。两者的重要区别是,行为经济学致力于通过对真实个体决策过程的观察来验证或更正主流经济学对个体经济行为的认识(Branch and McGough, 2018),或发现经济行为本身的规律性特征。而计算经济学对个体行为的建模往往是为了深化对经济系统的理解和预测,因此能够连接微观个体行为和宏观现象。

计算经济学能够对非线性的复杂经济现象以及经济系统的演化过程进行建模,为复杂经济学和演化经济学提供了强大的研究方法。复杂经济学将复杂系统的视角引入经济学,把经济系统视为一个随着技术创新和制度变迁而持续自我更新的复杂适应性系统(complex adaptive system),强调对技术进步引起的非均衡以及经济演化过程的分析(Arthur, 2014)。演化经济学的主要特征是将时间因素和动态分析引入经济学中,关注经济系统某一状态的形成与演化过程。复杂经济学和演化经济学都将计算性研究方法作为其核心的研究方法,它们同时为计算经济学的研究提供理论依据。

(三)计算经济学的学科位置

从方法论的角度来看,计算经济学可以与计量经济学、博弈论、实验经济学等一样作为

经济学的一个分支。在国家自然科学基金委员会的学科代码体系中,自设立“G03 经济科学”学科领域以来,先后将“计算经济”(或“经济计算”)与“计量经济”“数理经济”并列组成一个分支学科领域,这也在一定程度上肯定了三者的并列关系。如果对照我国的学科分类与代码表来进行定位,根据其用数学方法和计算机技术研究经济数量关系的特性,计算经济学可以归于“数量经济学”的范畴,与“数理经济学”和“经济计量学”一样作为该二级学科之下的一个分支领域^①。此外,作为一门交叉学科,计算经济学亦可视为交叉科学领域“计算社会科学”(Computational Social Science)的一个组成部分。“计算社会科学”通过计算性方法来研究社会科学问题,广义上它包括在各个社会科学领域中应用计算性方法的所有学科,例如计算社会学(Computational Sociology)、计算传播学(Computational Communication)、计算历史学(Computational Historiography)和计算政治学(Computational Political Science)等。计算社会科学还指在计算性方法下不同社会科学的学科交叉的部分,例如经济学与社会学交叉的部分(又被称为社会经济或经济社会学)。从这个意义上讲,计算经济学可以被视为计算社会科学的一个子领域。

与此同时,计算经济学还被细分为研究范围更小的子领域。计算性研究方法运用到经济学中以来,与经济学的分支学科相结合,形成了一些细分的领域,如计算金融学(Computational Finance)、计算博弈论(Computational Game Theory)、计算计量经济学(Computational Econometrics)等。此外,从计算性方法上进行细分,形成了如基于主体计算经济学等分支。

三、计算经济学的研究方法体系

计算经济学是一门方法论学科,应该从研究方法和研究范式的角度来对它做出界定,它所采用的研究方法涵盖了一般与局部均衡建模(general and local equilibrium modeling)、计算机仿真和机器学习等,目前尚未有学者提炼计算经济学区别于其他研究方法的统一属性,也未归纳其明确的研究范式。有些学者把计算经济学视为运用计算机仿真或者 ABM 这一具体方法的经济学,与基于主体计算经济学混为一谈,这实际上没有看到计算经济学的全貌。本文试图探究这些研究方法的数学特征,并参考相关的定义,对计算经济学的内涵予以科学界定,同时归纳这一学科的典型研究范式。

随着计算机应用水平的不断提高,计算经济学所采用的研究方法逐步扩展。《计算经济学》期刊将其所关注的问题定位为运用计算能力来认识和解决所有经济学分支的问题,所包含的具体研究方法包括非参数方法与蒙特卡洛仿真等计量经济学中的计算性方法(computational methods)、ABM、系统动力学(system dynamics)、最优化方法、均衡建模(equilibrium modeling)、机器学习等。这些方法与计量经济学、博弈论等其他经济学中的数学方法的一个根本区别是,需要解答的核心数学问题都难以或者无法求解出解析解,而只能通过获得数值解给出近似的结果。例如在最优化方法中对约束条件下的目标函数的求解、仿真模型对仿真结果的求解、机器学习方法中对最佳匹配模型的求解等,都是获得相应数学问题的数值解。而获得数值解所进行的数值近似计算通常需要穷尽或者充分覆盖变量及其组合的各种可能取值,进行超出人脑运算能力次数的运算,因此必须借助计算机工具来实现。

^①国家标准学科分类有其特定的标准和程序,本研究只是参考现有分类去定位计算经济学的学科位置。

总结起来,计算性方法在经济学中应用的方式可以分为三类:一是将经济问题转化成数学优化问题并进行数值求解,例如可计算一般均衡(Computable General Equilibrium, CGE)模型和动态随机一般均衡(Dynamic Stochastic General Equilibrium, DSGE)模型;二是运用计算机程序来模拟经济活动并开展模拟实验,典型的方法是 ABM、系统动力学模型;三是运用机器学习算法对海量数据进行建模,以对经济现象进行预测或分析。这三种方式构成了计算经济学研究的三种基本方法,即数学规划、计算机仿真和机器学习。

(一) 数学规划

数学规划(Mathematical Programming, 亦称数学优化)指的是在一定约束条件下对目标函数进行最大化或最小化求解的数学方法。根据目标函数或约束条件的数学形式是否为线性,数学规划可以分为线性规划和非线性规划。数学规划模型能够较好地刻画经济决策问题:经济活动的收益最大化或成本最小化的目标可以用目标函数来表示,经济活动所受的条件限制可以用约束条件来表示。数学规划方法在经济学建模中的应用主要包括基于递归方法的动态优化分析以及一般均衡视角下的宏观动态经济模型分析。

动态优化分析中采用递归方法的依据是 Bellman 最优化原理,即一个过程的最优策略必须满足两个条件:第一,一个最优策略的子策略,对于它的初态和终态而言也必然是最优的;第二,下一阶段的状态只与当期决策有关,而与当期决策之前的状态无关。由此,可以将多阶段决策问题的求解过程转换成一个由后向前逐步递推的连续过程。用递归方法开展动态优化分析的基本步骤是:首先按照时间或空间特征把问题分为若干个阶段,并将问题处于不同阶段的客观情况用不同的状态表示出来;然后根据相邻两阶段之间各状态的关系给出状态转移方程;最后求解状态转移方程这个递推式的终止条件或边界条件(许国根,2018)。递归方法在个体决策动态最优化研究中发挥了重要作用,例如其在微观劳动经济学中被广泛使用,典型的应用有求解生命周期下的劳动力供给模型和激励约束的最优策略模型。一般均衡视角下的宏观动态经济模型包括可计算一般均衡(Computable General Equilibrium, CGE)模型、动态随机一般均衡(Dynamic Stochastic General Equilibrium, DSGE)模型、代表性主体新凯恩斯(Representative Agent New Keynesian, RANK)模型和异质性主体新凯恩斯(Heterogeneous Agent New Keynesian, HANK)模型。

1. CGE 模型

CGE 模型以一般均衡理论为基础,遵循市场出清的原则,通过优化问题来刻画不同类型的经济主体,是在投入产出分析的基础上发展起来的。CGE 模型的核心由基于投入产出分析和优化分析相结合而构建的供给函数与需求函数组成,这两个函数中的供给量和需求量都是价格的函数,目标是求出能够实现市场供求均衡的一组最优供给量和最优需求量。CGE 模型假定生产者在生产成本和资源约束下实现利润最大化,消费者在预算约束下实现效用最大化,两类主体的需求量和供给量都是通过求解最优化问题确定的。除生产者和消费者两类基本的经济主体外,CGE 模型还可以包括政府、贸易经济体等主体。CGE 模型将不同经济主体、不同部门联系起来,能够分析它们对外部冲击(如政策)所引致的相对价格变动的反应(国涓、唐焕文,2003)。

根据所考察的地域范围,CGE 模型可被划分为全球模型、单国模型和区域模型,分别以全球整个经济体、一个具体国家、国家内的一个区域(如省、州)为建模的范围。CGE 模型的应用领域非常广泛,已被应用于贸易、税收、公共支出、社会保险、移民、技术、劳动力市场、环

境、资源、基础设施和重大工程支出、自然和人为灾害、以及金融危机等的影响分析。其中,美国普渡大学开发的全球贸易分析模型(GTAP)在全球宏观经济政策评估中被广泛应用(Babatunde et al.,2017)。

2.DSGE 模型

DSGE 模型扩展了个体跨期选择(“动态”)和外部冲击(“随机”)的功能,也就是说,经济主体考虑的是跨期最优选择,这使得模型能够考察经济体中动态变量的性质;同时经济体可能受到来自政策、技术等各种外生随机冲击。DSGE 模型的求解过程与 CGE 模型的求解过程类似,主要区别是需要将预期转化到相应的方程中,本质是通过数值计算刻画出各变量动态变化的过程。

DSGE 模型以 1980 年代提出的 RBC 模型为开端,其核心假设包括:(1)代表性家庭是无限期生存的,它们在跨期预算约束下以基于消费和闲暇的效用最大化为目标;(2)大量厂商具有相同的、且服从外生随机变动的技术;(3)在给定家庭和厂商的目标和约束条件下,均衡具有随机过程的形式,经济中所有的内生变量与家庭和厂商的最优跨期决策相一致,同时实现所有市场的出清。新凯恩斯主义(New Keynesian, NK)模型在 RBC 模型的基础上扩展了垄断竞争、名义工资刚性和货币政策的短期非中性的内容,从而能够提供更丰富的政策含义(Partridge and Rickman,2010)。

DSGE 模型被普遍认为能够较全面客观地反映宏观经济的特征,是一个强有力的一致性宏观经济分析框架,主要用于经济波动研究和宏观经济政策研究。文建东和潘亚柳(2013)介绍了 DSGE 模型在宏观经济分析中的形成与发展。杨农和郭辉铭(2013)介绍了实证 DSGE 模型在金融市场、劳动就业市场等方面的研究,尤其是与非线性建模方法结合方面的研究成果。华昱(2015)从货币政策、财政政策、金融摩擦、开放经济等方面系统性地梳理了 DSGE 模型在中国经济波动和评估宏观政策等方面的应用情况及进展。

3.RANK 模型与 HANK 模型

RANK 模型放松 RBC 模型对于完全竞争市场和完全价格弹性的假设,引入垄断竞争、名义工资刚性以及货币、利率和各种外生冲击等更现实的特征,其中垄断竞争和名义刚性的假设是 NK 模型的最根本特征。近 20 年来,RANK 模型成为宏观经济问题分析的重要框架,同时是全球主要央行辅助决策的重要工具。Christiano 等(2018)对运用 RANK 模型开展的研究进行了综述。

RANK 模型的一个核心假设是家庭具有同质性,这意味着模型中的经济行为主体完全同质,这与现实中经济行为主体存在收入、边际消费倾向等方面的异质性不相符。忽略个体异质性会导致 RANK 模型中的货币政策传导机制单一^①、前瞻指引之谜^②。

为了弥补 RANK 模型存在的缺陷,宏观经济研究转向对经济行为主体异质性分析,从而构建了 HANK 模型。HANK 模型不仅解决了 RANK 模型中货币政策传导机制的已知缺陷,而且丰富了货币政策传导渠道和货币政策对不同类型家庭影响机制的分析。从异质性模型的分析框架设定来看,异质性模型可大体分为三类:异质性家庭模型、异质性企业模型和异

①几乎完全通过替代效应完成货币政策向实体经济的传导,而排除了收入效应等重要的传导渠道。

②Forward Guidance Puzzle,即利率调控对产出的影响只与调控力度、持续时长有关,与调控实施的时点无关。

质性预期模型,其中以异质性家庭模型的研究进展最为迅速。最简单的 RANK 模型是 TANK(Two-Agent NK)模型,该模型仅在 RANK 模型基础上将代表性家庭分为两个类型。根据行为主体的能力或时间偏好(如贴现因子)差异,家庭还被分为李嘉图(Ricardian)家庭和非李嘉图(Non-Ricardian)家庭两类。HANK 模型被广泛应用于转移支付(Oh and Reis, 2012)、前瞻指引之谜(Matějka and McKay, 2015)、货币政策传导机制(Kaplan et al., 2018)、流动性陷阱和去杠杆(Guerrieri and Lorenzoni, 2017)、财政政策与乘数(Hagedorn et al., 2019)等问题的研究。

(二) 计算机仿真

计算机仿真范式是指在计算机上进行数学建模,模拟与预测现实世界系统的运行。当应用于经济学领域时,其将经济研究问题抽象为一个复杂系统,强调系统在微观与宏观层面的非线性互动。计算机仿真范式的核心是其对于数值解的计算,即通过输入不同参数的组合,运行基于计算机程序所构建的模型,模拟出反映经济现象的不同结果。相对于主流经济学使用解析解给出具体的函数形式与严格的公式,计算机仿真能够在解析解不能表达显式函数时进行求解。ABM 与系统动力学是计算机仿真中具有代表性的两种方法。

1. 基于主体建模(ABM)

ABM 是一种重要的计算机仿真方法,它围绕行为主体的特征和行为规则来构建对经济行为及宏观系统的模拟。ABM 能够说明模型的动态属性、检验结果对参数和假设的依赖性,可以系统性地探索一般计量经济学方法难以解决的问题。ABM 中主体(Agent)之间的相互作用是驱动经济过程的动力,每个时间点经济体的状态由独立行为主体的内部属性共同决定。ABM 具有以下几点优势:第一,它可以将微观个体的行为与宏观经济现象联系起来,对经济系统进行从微观到宏观的分析与解释。第二,它能够准确地刻画经济主体的异质性特征,显性地分析个体之间的相互作用,避免经济计量分析中的内生性问题。第三,它能够直观地反映政策决策变量对宏观经济体的影响机理和动态过程(李律成等,2017)。

基于主体模型(Agent-based Model)包括三个基本组成元素:主体(agent)、环境(environment)、行为规则(behavioral rules)。主体是基于主体模型中行动或开展互动的个体、组织或其他对象。不同于计量经济分析中假设主体具有完全理性且以利益最大化为目标,基于主体模型中的主体可以被赋予感知力、记忆、学习、适应等更具有现实性的特征。环境是主体行为与互动的场所,它与主体一样能够根据现实情况进行设计,且其能够记录主体的行为并暂时存储相关的行为信息(Gilbert, 2019)。主体的行为规则包括主体自身的活动规则与不同主体之间的交互规则,主体的规则设计需要基于现有理论假设基础和实验经验,需要不断地调整与修正主体的规则来保证模型的有效性。目前用于构建基于主体模型的常用软件包括 NetLogo、Mason、Swarm、Repast 等,它们在不同研究领域、运行速度、用户友好等方面各具优势。ABM 广泛应用于个体行为、市场运行、经济系统演化、经济政策制定等领域(范如国等,2013)。

2. 系统动力学建模

系统动力学是基于控制理论与现代非线性动力学,以计算机仿真为主要技术手段,研究系统复杂性的方法。系统动力学是基于因果机理驱动模型,强调系统宏观的整体性与内部机制,将系统分为不同组分,提取现实世界中具有共性的动态反馈结构,通过设置不同系统组分参数与策略因素,探究不同组分之间的相互作用与系统的演化规律(张波等,2010)。

相较于传统计量方法,系统动力学具有以下优势:第一,系统动力学主要研究复杂系统,对于解决非线性、高阶次的复杂性问题具有独特优势;第二,系统动力学适用于研究具有周期性的问题;第三,相较于传统计量研究方法,系统动力学不需要大量的实证数据便可以开展研究;第四,与其他计算机仿真方法类似,系统动力学能够在未实施政策前进行仿真实验模拟系统演化结果,探究政策的作用机理与效果,减小政策实施的风险。

系统动力学模型包括三个基本要素:存量(stocks)、流量(flows)和信息传播(information propagation)。存量包括存货数量、现金量等,流量可以表示物流、现金流等,信息传播可分为流出速率与流入速率,多个流入速率与流出速率的综合作用决定存量的变化。存量、流量和信息传播构成了系统动力学模型的反馈结构,有学者总结了现实世界中具有共性的动态反馈结构,包括成长上限(limits to growth)、舍本逐末(shifting the burden)、反应迟缓(balancing process with delay)、目标侵蚀(eroding goals)、恶性竞争(escalation)、富者愈富(success to the successful)、饮鸩止渴(fixes that back fire)、成长与投资不足(growth and underinvestment)。

系统动力学建模通常可按以下步骤实施:第一步,基于相关理论,对现实对象进行了解、调查、概念界定与分析,明确所研究的问题。第二步,分析系统,根据系统特性,确定合适范围的系统边界、层次、子系统以及相关内生变量、外生变量、输入变量。第三步,绘制因果反馈图并进行结构分析,根据现实世界系统规律分析模型系统与子系统的总体与局部反馈机制,确定相关变量种类并分析变量之间的因果关系,变量的汇集与交互方式决定了系统的结构,变量之间的关系是系统动力学模型的关键,主要通过微分方程式表示。随着时间推移依次对方程式求解,系统的整体状态也因此不断变化。第四步,通过实证数据对模型进行测试与校准,数据来源是以概念模型的反馈图为起点,通过访谈等定性数据导出决策规则,最终形成定量实证数据以提供输入变量形成反馈规则(Millington et al., 2017),并对模型进行修正,使得模型能够一定程度地反映真实世界系统的运行。第五步为策略仿真实验,选择不同的策略组合,分析系统的演化规律并得出政策建议。

常见的系统动力学建模软件包括 Vensim、Stella、Powersim、Dynamo 等,它们在图形与编辑语言、模型组件与控制等方面各有优势。系统动力学广泛应用于区域经济(陈畴镛、蔡小哩, 2005)、能源效率(Ziemele et al., 2017)等问题的研究中。

(三) 机器学习

机器学习是从数据中识别出特征并抽象出模型,从而进行预测、分类、聚类、关联规则分析和因果推断的一类方法。具体而言,机器学习使用一定的算法从海量数据中识别和挖掘变量之间的关联及其所呈现的模式特征,进而预测变量的变化趋势或推断变量之间的因果关系。该方法将数据分为训练集和测试集,其基本步骤是:首先从训练集中识别出一些变量(特征),并确定能够刻画这些变量之间关系的所有模型,然后确定一个选择模型的准则,进而通过求解最优问题和学习来选择最优模型,最后用这个最优模型来进行预测或分析。在这些步骤中,选择最优模型实质上就是将所研究的问题转化为数学问题,获得数学问题的数值解的过程。不同于数学规划和计算机仿真两类方法,该方法中数学模型的形式不是给定,而是通过求解确定的。

根据是否存在含有标签(即是否存在对变量的先验知识)的数据样本,机器学习可以分为监督式学习(supervised learning)和非监督式学习(unsupervised learning)。在操作中,学者一般根据被解释变量是否已知或可得来选择使用监督式学习还是非监督式学习。

1. 监督式学习

监督式学习是指从被标注数据中预测模型的机器学习方法。该方法在被解释变量 y 已知的情况下,首先依据样本数据建立被解释变量与解释变量之间的函数关系 $y=f(x)$,然后根据新的解释变量数据来预测被解释变量。因此,监督式学习一般用于对变量的预测。监督式学习的算法原理与计量经济学中的最小二乘法类似,即构建一个度量模型拟合实际观测值程度的目标函数,通过优化这个目标函数的结果来确定最优模型。具体来讲,监督式学习使用被标注过的样本数据,即包括特征 y 和对应的标签值 x 的数据,通过学习特征与标签值之间的对应关系构建出一个拟合模型(Kotsiantis et al., 2007)。这种算法不需要预设 y 与 x 之间的关系,可以灵活地尝试函数形式,并且可以采用正则化(regularization)和交叉验证等方式在一定程度上避免过度拟合。此外,这种数据驱动的算法着眼于变量 x 对于变量 y 预测的准确性,与最小二乘法相比,忽略了参数估计的准确性,因此所选模型的参数不一定满足一致性的要求。

目前,监督式学习算法尚不能在 STATA、SPSS 等常用的计量分析软件中便利地实现,但是在 Python、R 等大数据分析软件中有丰富的扩展包。监督式学习的具体方法较多,本文介绍与经济学研究较为相关的三种:

(1) 基于线性回归的方法。与最小二乘法相比,线性回归的方法通常在反映模型度量拟合程度的目标函数中加入与回归系数相关的惩罚项(以克服过度拟合)。通过设置惩罚项,会使得影响较小的变量的系数趋近于 0,从而只保留重要的变量。常用的特征缩减方法有岭回归(Ridge Regression)和套索算法(LASSO)。

(2) 基于决策树的方法。决策树常可以被用于进行分类或回归分析,在机器学习中常用的决策树方法是分类与回归树(Classification and Regression Tree),原理是在给定输入变量 x 条件下输出变量 y 的条件概率分布。为了改善预测精度,多个决策树被联合起来使用,形成随机森林(Random Forest)等集成学习方法。对于分类问题而言,每棵决策树都是一个分类器,针对一个特定的样本, N 棵决策树会有 N 个分类结果;而随机森林方法能够集成所有的分类结果,将被分类次数最多的结果作为最终的判断。实际上,随机森林是基于随机观测值子样本和变量子集的决策树结果的平均。

(3) 神经网络。基于人工神经网络的连接学习是一种重要的机器学习方式。与监督式学习方法一样,神经网络方法所实现的也是未知参数 θ 条件下从输入向量 x 到输出向量 y 的映射 $y=f(x, \theta)$,不同的是,这种映射建立在函数的多层次链式结构上。线性回归和 Logistic 回归可以看成是当神经网络只有一层时,且 y 是一维的、激活函数是线性或者 Logistic 函数形式的特殊情况。

2. 非监督式学习

非监督式学习是指从无标注的数据中学习和预测模型的方法,其本质是学习数据中的统计规律或潜在结构。它是在被解释变量未知,即仅仅知道解释变量取值情况下的学习。在这种情况下,算法会分析解释变量的内部结构,希望从庞大的数据样本中识别出解释变量之间的规律性特征,然后根据相似性对数据进行聚类。主成分分析是经济学研究者所熟知的非监督式学习方法。这类方法可以用于根据预先设定的逻辑对数据进行分组,以达到后续分析的需要(与聚类分析类似),也可以直接产生分析结果,例如从海量的新闻中发掘出热点新闻话题。

当数据样本中潜在特征的数量较大时,降维在数据挖掘中的重要性越大,可以利用深度神经网络获得数据的抽象表示。自动编码器(autoencoder)就是一种典型的深度神经网络模型,一个自动编译器一般是由一个编码器和一个解码器而组成的完全连通的神经网络,只是该神经网络的输出也就是其本身的输入(正因如此,该方法为非监督式学习方法)。自动编码器方法可以理解为主成分分析方法在非线性条件下的一般化形式。

机器学习方法当前在经济学中的应用主要体现在三个方面:经济信息获取、经济预测和经济因果关系推断。通过机器学习能够从海量数据中筛选和提取经济相关信息,这些数据不仅包括经济学研究中通常使用的结构性数据,还包括文本、图像、音频、视频等非结构性数据。黄乃静和于明哲(2018)介绍了机器学习通过文本挖掘、图像识别和数据集匹配等方式提取具有经济含义的信息的相关研究。沈艳等(2019)对利用机器学习、深度学习方法开展文本大数据研究的数据来源、分析方法和实证结果进行了梳理。姚加权等(2020)对金融学领域开展文本大数据挖掘的语料获取、预处理过程、文档表示以及文档特征抽取等步骤和方法进行了系统性描述。

机器学习对经济预测准确性具有改进作用,这一点得益于大数据背景下经济数据的数量和多样性的提高。机器学习方法中的分层结构提取深层特征、强化重要因素以及过滤噪音等处理,能够有效提升经济预测准确率(苏治等,2017)。例如,李斌等(2019)运用12种机器学习算法构建股票收益预测模型及投资组合,能够有效地识别影响因子与收益之间的复杂模式,显著提高投资策略的投资绩效。唐晓彬等(2020)利用机器学习相关模型有效提高了消费者信心指数的预测性能与预测精度。苏治等(2017)对机器学习方法在预测金融市场的价格波动、重大事件问题中的实证应用进行了梳理和归纳。

机器学习方法也被日益广泛地运用于因果推断(Athey,2017)。运用机器学习开展因果推断的基本思路是,将其与现有典型因果推断方法(如倾向匹配得分法、断点回归法、双重差分法)相结合,提高解释变量的估计效率和估计能力,从而改善估计结果的准确性。例如,使用倾向得分匹配法(P propensity Score Matching)一般需要用“核估计”等方法计算出倾向得分,为了在众多的协变量中筛选出有用的部分,一些研究者将Lasso回归、随机森林、Boosting等机器学习算法应用到协变量筛选的过程中以提高计算倾向得分的效率。有学者将分类回归树(Classification and Regression Trees)引入因果识别中考察异质性处理效应,并将其方法推广到多个分类回归树,即采用随机森林(Random Forest)来考察异质性处理效应(Linden and Yarnold,2016)。也有学者进一步引入贝叶斯推断方法,形成了基于贝叶斯的随机森林考察异质性处理效应的方法(Green and Kern,2012)。

此外,机器学习还被用于降低回归模型分析中变量选取和函数形式设定上所面临的不确定性。刘岩和谢天(2019)通过对10种常见机器学习方法和3种传统计量方法的对比分析,从小样本、变量排序、非线性特征三个角度说明具有一定特征的机器学习方法较传统计量方法可以更有效地处理模型不确定性问题。黄乃静和于明哲(2018)梳理、归纳了机器学习在因果推断中的三类典型应用:估计平均处理效应、估计处理效应的异质性与估计结构方程模型,并对三类应用进行了较为详实的举例说明。关于机器学习在因果推断中应用的更多介绍,可以参考Athey(2017)的综述文章。

(四)三类方法的数据与算力需求

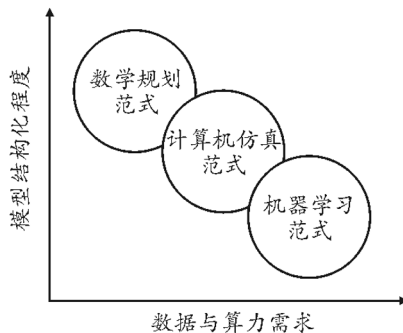
从数学规划范式到计算机仿真范式,再到机器学习范式,数学形式上的结构化、程式化

程度逐渐降低。具体而言,数学规划范式把所研究的问题抽象成一个数学优化问题,即界定一个明确的目标函数和若干等式或不等式的约束条件,从而在约束条件下求解目标函数的最值。计算机仿真范式是将所研究的问题及其所处的背景抽象成一个系统,界定系统的组成部分、系统的运行规则和运行环境,其形式往往难以抽象为数学式子,借助于 if-then 条件语句等编程语言来表达,系统的运行目标往往也不是单一的、函数化的。机器学习范式则摒弃了对所研究问题的具体形式的界定,将模型形式的确定作为问题研究的一部分,纯粹通过对数据的运算来探索变量之间的某种数量关系,一般不对问题所涉及的变量及其关系预设任何形式和目标。不难看出,随着模型形式的结构化程度的降低(即“灵活性”的增强),这三种范式在建模中所需要处理的不确定性逐步增强。表 1 列出了三种范式在模型的三个构成部分上的不确定性程度。

表 1 三种研究范式下模型各个部分的不确定性

研究范式	模型形式	变量	变量关系
数学规划	确定	确定	确定
计算机仿真	部分确定	确定	部分确定
机器学习	不确定	部分确定	不确定

建模中的不确定性需要通过数据提供的信息来解决。例如,仿真模型中的变量关系往往并未被完全确定,只是给出了一些变量之间发生作用的规则,而这些规则可能生成不同的变量关系,要确定哪些关系是有意义的和有助于回答研究问题的,就需要根据相关数据中的信息来判断。由此可以看出,机器学习范式是与大数据分析紧密结合的。与此同时,数据量越大则完成运算所需要的算力越多。三种研究范式的模型结构化程度同数据与算力需求的关系如图 1 所示。这里算力需求对比是在通用的软件操作框架和硬件上比较的结果,在特定的操作框架或硬件上,某一方法的算力需求可能发生显著变化,从而改变三种方法的算力需求对比。例如在特定的操作框架(如 Google 公司的 TensorFlow、Facebook 公司的 PyTorch 等)以及特定的硬件(如图形处理器 GPU 或张量处理器 TPU)上,机器学习方法的运算速度会提高数个量级(Duarte et al., 2020)。



四、计算经济学的研究领域

(一) 典型研究领域

作为一个基于新兴研究方法而形成的经济学分支,计算经济学相对于作为主流研究

方法的计量经济学以及其他相似的经济学分支,在以下话题的研究上能够发挥独特作用。

1. 异质性个体的经济行为分析

现实数据和微观实证研究显示经济行为个体之间异质性是普遍存在的,且对于理解宏观经济现象及其动态变化至关重要。由于考虑异质性个体往往使得在数理经济模型中求解变量的稳态值或外部冲击所造成的影响时不能获得解析解,在主流经济学研究中,个体一般被假设为同质的或者有限异质的(如划分为若干类别),这在个体特征的差异性对结果影响较大的研究(如一个群体中新产品的扩散)中有明显的局限性(郝大鹏、李力,2019)。计算经济模型可以充分地反映个体的异质性,理论上可以对每一个行为主体设置各不相同的特征和行为方式,实现完全充分的异质性分析。例如,在基于主体模型中,研究者可以根据所研究的行为主体的实际特征来设置行为主体的属性、根据行为主体的实际行为方式和逻辑来设置其行为规则。

2. 经济主体之间交互作用的考察

经济活动内嵌于一定的社会结构之中,往往是经济主体之间社会互动的结果。在证券市场交易(Chiang and Zheng,2010)、产品消费(Moretti,2011)和技术采纳(Xiong et al.,2018)等经济决策中,个体都会受到与其有社会关系的其他个体的影响。社会互动是形成个人信誉和人际信任的基础,同时为个体决策提供信息支持、为经济活动提供资源。刻画各种人际关系的社会网络则是社会互动的载体,指示一项具体的互动所针对的对象。一般计量经济模型不处理个体之间的交互作用,将个体视为相互独立的。空间计量经济学在将空间关联引入计量经济模型的同时,也为分析社会关联提供了工具,虽然极大地提高了计量经济学处理个体交互作用的能力,但仍然存在较大的局限性,例如需要假设个体交互的方式及其影响是线性的、社会关联是静态的。相较而言,计算经济模型能够更加灵活、真实地考察个体之间的互动作用。一方面它能够个性化地定义个体之间的关系,还能分别反映不同类型的关系及其动态变化;另一方面它能够生动地模拟个体间及时序上非对称、非平衡的作用与反馈关联。

3. 经济系统的微观-宏观关联分析

微观与宏观是从研究对象的角度考察经济系统的两个层次,这两个层次是相互关联、相互作用的。微观个体的经济活动会导致经济制度、社会规范、统计指标等宏观经济层面的结果,而宏观层面的结果又对微观个体的行为具有约束和指导作用。微观经济学和宏观经济学之分在很大程度上割裂了经济系统的微观-宏观关联,使得宏观经济理论往往缺乏微观基础,例如凯恩斯宏观经济模型是通过工资-价格刚性假设和三个基本心理规律(边际消费倾向递减、资本边际效率递减和流动性偏好)构建的,而不是以实际的微观个体行为为基础推演出来的(李石新、郭新华,2006),卢卡斯批判揭示了主流经济学的这一缺陷。在计量经济学分析中,要么采用独立于个体行为的总量分析,要么用代表性个体的简单加总等同于总体经济行为(王志伟,2009),而前者面临“加总谬误”,后者违背个体的异质性。在计算机仿真分析中,可以从微观个体出发自下而上地对经济系统进行建模,宏观结果作为微观个体行动的结果自然而然地“涌现”(emerge)出来,同时个体通过宏观上的反馈进行适应性调整。这不仅能够解释微观-宏观之间的关联与互动,而且反映个体的自适应性和经济系统作为一个整体的自组织性。此外,通过机器学习方式对反映经济系统的海量样本甚至全样本数据的处理,能够更准确地对个体行为进行加总,并校准和检验

按照自下而上的思路所建立的计算经济模型。

4. 经济动态过程解释及发展趋势预测

经济存在均衡状态,但总体上处于动态变化之中。主流经济学将均衡状态视为经济的自然状态,实际上,经济时刻为来自不同主体的反应所塑造,非均衡常态性地内生于经济之中(Arthur, 2006)。一方面,经济系统中存在内生的不确定性,其中的经济主体的学习和适应行为使得经济始终处于一定程度的布朗运动之中;另一方面,技术变迁不断打破经济的稳定状态(Moersch, 2013)。主流数理经济模型和计量经济模型更擅长对经济状态的分析,而不是对经济过程的分析。经济仿真模型能够模拟经济系统的动态演化过程,机器学习模型能够利用海量数据预测经济现象的发展趋势。

(二) 发展方向和趋势

计算经济学方兴未艾,大数据时代的到来更是为其发展提供了新的动力。结合对该领域的学科定位,纵观该领域的文献发展趋势,同时考虑大数据的特点,本文认为以下几个方向值得探索。

1. 与计量经济学相结合。计量经济模型通过对变量之间统计关系的检验来推断其可能的因果联系或展现个体行为所产生的宏观特征,而计算经济模型可以直接模拟传导和互动的机理,揭示宏观变量之间的因果关联的微观基础,为现象提供生成性解释(generative explanation)。两类模型的研究结果可以进行对比检验,丰富对问题在不同层次上的认识,计量回归模型的结果还可以用来校准或设置计算经济模型的参数。

2. 与行为实验和田野实验相结合。行为实验和田野实验中获取的有关个体特征或者实验条件的数据可用于校准计算经济模型相关的参数和检验相应的运行机理。计算经济模型则可以根据行为实验和田野实验中获取的数据,将参数的取值范围进行合理的扩展,覆盖具体实验中未涉及的情景,从而能够探索一般性运行规则和研究结论。

3. 开展数据和理论双向驱动的实证研究。大数据时代的计算经济分析不能仅着眼于数据本身,而应以现实问题为导向、以经济学及相关社会科学领域的理论为基础提出概念框架和研究假说,进而发挥其在数据获取和数据挖掘上的优势来更充分、更严谨地验证研究假说。

4. 广泛开展跨学科探索,开拓与自然科学的交叉研究。当前计算经济学发展的一个重要趋势是通过引入社会网络、空间位置、生态特征等非经济因素,甚至与其他学科的现有模型(如生态模型)进行机理层面上的耦合,开展经济学与其他学科交叉问题的研究。

参考文献:

1. 包特、王国成、戴芸, 2020:《面向未来的实验经济学:文献述评与前景展望》,《管理世界》第7期。
2. 陈畴镛、蔡小哩, 2005:《区域经济与第三方物流互动发展的系统动力学模型》,《数量经济技术经济研究》第7期。
3. 范如国、叶菁、杜靖文, 2013:《基于 Agent 的计算经济学发展前沿:文献综述》,《经济评论》第2期。
4. 国涓、唐焕文, 2003:《我国农村居民消费问题实证分析》,《辽宁工程技术大学学报》第5期。
5. 郝大鹏、李力, 2019:《异质性主体宏观模型研究进展》,《经济学动态》第8期。
6. 华昱, 2015:《动态随机一般均衡模型的研究进展与展望》,《南京师大学报(社会科学版)》第2期。
7. 黄乃静、于明哲, 2018:《机器学习对经济学研究的影响研究进展》,《经济学动态》第7期。
8. 李斌、邵新月、李明阳, 2019:《机器学习驱动的基本面量化投资研究》,《中国工业经济》第8期。
9. 李律成、Petra Ahrweiler、熊航, 2017:《新熊彼特主义视角下基于主体的计算经济学研究》,《经济学动态》第7期。

10. 李石新、郭新华, 2006:《从微观基础研究到宏观基础研究:后瓦尔拉斯主义的兴起》,《经济师》第1期。
11. 刘岩、谢天, 2019:《跨国增长实证研究的模型不确定性问题:机器学习的视角》,《中国工业经济》第12期。
12. 沈艳、陈赞、黄卓, 2019:《文本大数据分析在经济学和金融学中的应用:一个文献综述》,《经济学(季刊)》第18卷第4期。
13. 苏治、卢曼、李德轩, 2017:《深度学习的金融实证应用:动态、贡献与展望》,《金融研究》第5期。
14. 唐晓彬、董曼茹、张瑞, 2020:《基于机器学习 LSTM&US 模型的消费者信心指数预测研究》,《统计研究》第7期。
15. 王志伟, 2009:《关于宏观经济的微观基础问题》,《当代财经》第1期。
16. 文建东、潘亚柳, 2013:《动态随机一般均衡方法的形成与发展》,《经济学动态》第8期。
17. 许国根, 2018:《最优化方法及其 MATLAB 实现》,北京航空航天大学出版社。
18. 杨农、郭辉铭, 2013:《动态随机一般均衡模型理论与实证研究进展》,《经济学动态》第8期。
19. 姚加权、张锟澎、罗平, 2020:《金融学文本大数据挖掘方法与研究进展》,《经济学动态》第4期。
20. 张波、虞朝晖、孙强、李顺、黄明祥、王利强, 2010:《系统动力学简介及其相关软件综述》,《环境与可持续发展》第2期。
21. Amman, H. M. 1997. "What Is Computational Economics?" *Computational Economics* 10(2): 103-105.
22. Arthur, W. B. 2006. "Agent - based Modeling and Out - of - equilibrium Economics." In *Handbook of Computational Economics*, Volume 2: Agent-Based Computational Economics. Edited by L. Tesfatsion and K.L. Judd, 1551-1564. Amsterdam: North-Holland Publishing Co.
23. Arthur, W. B. 2014. *Complexity Economics: A New Framework for Economic Thought*. Oxford: Oxford University Press.
24. Athey, S. 2017. "Beyond Prediction: Using Big Data for Policy Problems." *Science* 355(6324): 483-485.
25. Babatunde, A. Kazeem, A. Rawshan Begum, and F. Said. 2017. "Application of Computable General Equilibrium (CGE) to Climate Change Mitigation Policy: A Systematic Review." *Renewable & Sustainable Energy Reviews* 78: 61-71.
26. Branch, W. A., and B. McGough. 2018. "Heterogeneous Expectations and Micro - Foundations in Macroeconomics." In *Handbook of Computational Economics*, Volume 4: Heterogeneous Agent Modeling. Edited by Cars Hommes and Blake LeBaron, 3-62. Amsterdam: North-Holland Publishing Co.
27. Chen, S. H., M. Kaboudan, and Y. R. Du. 2018. *The Oxford Handbook of Computational Economics and Finance*. Oxford :Oxford University Press.
28. Chiang, T. C., and D. Zheng. 2010. "An Empirical Analysis of Herd Behavior in Global Stock Markets." *Journal of Banking & Finance* 34(8): 1911-1921.
29. Christiano, L. J., M. S. Eichenbaum, and M. Trabandt. 2018. "On DSGE Models." *Journal of Economic Perspectives* 32(3): 113-140.
30. Duarte, C. M., S. Agusti, E. Barbier, G. L. Britten, J. C. Castilla, J. Gattuso, R. W. Fulweiler, T. P. Hughes, N. Knowlton, and C. E. Lovelock. 2020. "Rebuilding Marine Life." *Nature* 580(7801): 39-51.
31. Gilbert, Nigel. 2019. *Agent-Based Models (Quantitative Applications in the Social Sciences)*. Second Edition. SAGE Publications.
32. Green, D. P., and H. L. Kern. 2012. "Modeling Heterogeneous Treatment Effects in Survey Experiments with Bayesian Additive Regression Trees." *Public Opinion Quarterly* 76(3): 491-511.
33. Guerrieri, V., and G. Lorenzoni. 2017. "Credit Crises, Precautionary Savings, and the Liquidity Trap." *The Quarterly Journal of Economics* 132(3): 1427-1467.
34. Hagedorn, M., I. Manovskii, and K. Mitman. 2019. "The Fiscal Multiplier." NBER Working Paper w25571.4
35. Hansen, G. D. 1985. "Indivisible Labor and the Business Cycle." *Journal of Monetary Economics* 16(3): 309-327.
36. Kaplan, G., B. Moll, and G. L. Violante. 2018. "Monetary Policy according to HANK." *American Economic Review* 108(3): 697-743.
37. Kotsiantis, S. B., I. Zaharakis, and P. Pintelas. 2007. "Supervised Machine Learning: A Review of Classification Techniques." *Emerging Artificial Intelligence Applications in Computer Engineering* 160(1): 3-24.
38. Kydland, F. E., and E. C. Prescott. 1982. "Time to Build and Aggregate Fluctuations." *Econometrica: Journal of the Econometric Society* 50(6): 1345-1370.
39. Kydland, F. E., and E. C. Prescott. 1996. "The Computational Experiment: An Econometric Tool." *Journal of*

Economic Perspectives 10(1) : 69–85.

40. Linden, A., and P. R. Yarnold. 2016. “Combining Machine Learning and Matching Techniques to Improve Causal Inference in Program Evaluation.” *Journal of Evaluation in Clinical Practice* 22(6) : 864–870.
41. Matějka, F., and A. McKay. 2015. “Rational Inattention to Discrete Choices: A New Foundation for the Multinomial Logit Model.” *American Economic Review* 105(1) : 272–298.
42. Millington, J., H. Xiong, S. Peterson, and J. Woods. 2017. “Integrating Modelling Approaches for Understanding Telecoupling: Global Food Trade and Local Land Use.” *Land* 6(3) : 56.
43. Moersch, M. 2013. “Complexity Economics: A Different Framework for Economic Thought.” *CFA Institute Journal Review* 43(4).
44. Moretti, E. 2011. “Social Learning and Peer Effects in Consumption: Evidence from Movie Sales.” *The Review of Economic Studies* 78(1) : 356–393.
45. Oh, H., and R. Reis. 2012. “Targeted Transfers and the Fiscal Response to the Great Recession.” *Journal of Monetary Economics* 59: S50–S64.
46. Partridge, M. D., and D. S. Rickman. 2010. “Computable General Equilibrium (CGE) Modelling for Regional Economic Development Analysis.” *Regional Studies* 44(10) : 1311–1328.
47. Sadiku, M. N., M. Tembely, and S. M. Musa. 2017. “Deep Learning.” *International Research Journal of Advanced Engineering and Science* 2(1) : 77–78.
48. Xiong, H., D. Payne, and S. Kinsella. 2018. “Identifying Mechanisms Underlying Peer Effects on Multiplex Networks.” *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 21(4) : 6.
49. Ziemele, J., A. Gravelsins, A. Blumberga, and D. Blumberga. 2017. “Combining Energy Efficiency at Source and at Consumer to Reach 4th Generation District Heating: Economic and System Dynamics Analysis.” *Energy* 137: 595–606.

Discipline Attributes, Research Method System and Typical Research Fields of Computational Economics

Xiong Hang^{1,2}, Ju Cong^{1,2}, Li Lvcheng³ and Tu Taotao¹

(1: College of Economics & Management, Huazhong Agricultural University;

2: Macro Agriculture Research Institute, Huazhong Agricultural University;

3: School of Entrepreneurship, Wuhan University of Technology)

Abstract: Computational economics is a new discipline formed by the intersection of economics, management science and computer science. Its essential feature in methodology is to use the computational method to solve mathematical problems (rather than analytical solutions) to carry out research. This article discusses the relationship between computational economics and econometrics and other related branches of economics, and tries to define its position in China’s existing discipline system. The typical methods of computational economics can be summarized as mathematical programming, computational simulation and machine learning. This paper sorts out the characteristics of these three kinds of methods and their commonly used research methods and tools. At the same time, this paper also points out that the structural degree of mathematical problems involved in these methods decreases, while the amount of data and computational power required for modeling increases. This article summarizes the application fields in which computational economics can play its unique role, including the economic behavior of heterogeneous individuals, the interaction between economic subjects, the micro – macro relationship of economic system, the dynamic process and development trend of economy, etc. In addition, this article discusses the development trend of computational economics research and the direction worth exploring.

Keywords: Computational Economics, Research Methodology, Mathematical Programming, Computer Simulation, Machine Learning

JEL Classification: D4

(责任编辑:陈永清)