

# 《基于 ABMs 模型的智能化经济学习模拟平台》

## 项目研究成果

# 机器学习在 ABM 模型分析生产市场中的应用

马澜轩, 仲玲叶, 王子旭, 申峻宇, 阳铠行, 师文轩

(南开大学 软件学院, 天津 300450)

通讯作者: 师文轩, E-mail: shiwx@nankai.edu.cn

**摘要:** ABM 模型是一种基于 ACE 理论的建模方法, 在生产市场中, 具有决策能力的个体可以根据市场的变化形成自身状况的反馈并自动调整, 这种具有学习能力的个体可以使用机器学习算法训练得到。针对生产市场中有决策需求的居民与企业, 深度神经网络的搭建使其可以根据当前环境参数形成分类器, 再应用强化学习使其对外界具有一定的感知力, 实现交互过程中自身分类器的迭代。本文主要对训练过程中使用的相关深度学习和强化学习模型的应用进行介绍。

**关键字:** ABM 模型; 生产市场; 机器学习算法

## Application of machine learning in ABM model analysis production market

Ma Lan-Xuan, Zhong Ling-Ye, Wang Zi-Xu, Shen Jun-Yu, Yang Kai-Xing, Shi Wen-Xuan

(College of Software, NanKai University, Tianjin 300450, China)

**Abstract:** The ABM model is a modeling method based on the ACE theory. In the production market, individuals with decision-making capabilities can form feedback on their own conditions and automatically adjust them according to market changes. Individuals with learning capabilities can be trained by machine learning algorithms. For residents and companies with decision-making needs in the production market, the construction of a deep neural network enables it to form a classifier according to the current environmental parameters, and then apply reinforcement learning to make it have a certain perception of the outside world to iterate and upgrade the classifier. This article mainly introduces the application of related deep learning and reinforcement learning models used in the training process.

**Key words:** ABM model; production market; machine learning algorithm

基于 Agent 的计算经济学是经济学的一个重要分支<sup>[1]</sup>。传统经济学多使用数理模型将问题抽象为方程并分析和求解。然而，在强调创新和科技发展的数字时代，经济问题已然不再满足与平面化的解释，而是更加突出量变与质变的关系，以及多方博弈下的非均衡问题。

随着计算机技术的飞速发展，我们可以利用计算机进行模拟仿真对经济学问题进行深入地探讨与研究。这类方法被称作基于主体建模（Agent Based Modelling, ABM），这是一种从微观角度出发，由个体之间决策而表现初宏观上的某些特征。这种基于主体的计算经济学方法使用参数和假设来替代传统的方程求解，得到在有限理性驱使下做出决策个体的选择。相较于完全理性的经济人，这类带有“近似”思想的评估方法可以更好地反映真实情况下的状况，这是从完全理想化的模型世界转向了现实社会的博弈结果。

第一次神经网络国际会议于 1987 年在美国正式召开，神经网络这一学科登上舞台，并受到了全世界的瞩目。“人工智能”这个术语也从这一刻开始了应用上的探索。人们希望设计某些算法使计算机可以模仿人类的行为，具有一定的智能性，而神经网络就是其中最重要的一种。

机器学习为 ABM 模型中的个体赋予自我学习的能力。看起来有“智力”的决策个体本质上是针对当前的环境与自身效用函数进行分类，且在不断迭代过程中可对自己的分类器进行调整和更新，便于提高自己的效用。深度学习可以对数据之间的隐藏关系进行挖掘，用来训练每个可进行自主决策个体的分类器。强化学习能够为个体提供更新分类器的能力，个体会在模型迭代过程中不断调整自己分类器的参数。

本论文以 ABM 模型理论为基础，针对市场交互，使用相关深度学习和强化学习算法对具有学习能力的个体进行建模，在计算经济学领域进行初步探索，希望找到可应用的算法，对 ACE 领域中提出可行的建模方法。

## 1 项目介绍

本项目为基于 ABM 模型的智能化经济学习模拟平台。基于 ACE 理论，结合 ABM 模型，利用深度学习训练模型中的代理（Agent）。针对生产市场的交互过程，主要为“生产——消费”过程进行了分析，并在宏观上观察“涌现”特点。项目希望对生产市场运转的模式初步探索，主要对是企业和居民之间在商品市场和要素市场之间交互的过程进行模拟和观测，对比传统经济学理论模型的最优解，对二者之间出现的分歧进行分析。

### 1.1 模型介绍

项目成果其中之一为针对市场问题可利用的模型代码包。模型对市场的两个主要参与角色“居民”与“企业”之间的交互进行了模拟和分析，并将最终结果与传统经济学理论相对照，对理论上的“最优解”和有限理性下的“合理解”进行相关分析。

该模型通过深度学习与强化学习算法对决策主体进行训练，使其获得可对自身及环境进行评价，进而不断提高自己的效用的学习能力。改变模型的初始变量后，在其自身不断迭代运行中，可以观测到宏观社会的某些可能存在的特点。该模型将传统经济学的数理模型转换为自适应的复杂性系统，从多元优化目标出发应用计算经济学。

模型可以实现非常态 NPC 互动类游戏，也可以为某些经济理论的检验和政策的效果做出模拟和预测。

### 1.2 人工智能与机器学习

深度学习是简单神经网络的扩展，复杂的隐藏层体现了数据样本之间的内在规律与表示层次。我们希望通过深度学习使 ABM 模型中个体拥有像人一样的分析和学习能力，对于自身的某种状态可以形成自己评价和判断的分类器。

深度学习的限制是只能使用一系列确定的数据进行训练，其学习结果始终是和数据本身的无法分割的。相比之下，人具有一种感知力，人们可以模仿和学习他人的行为，对外界环境发生的变化进行预测和适应

性的调整。这就是强化学习的过程。

强化学习侧重在线学习寻求探索和利用之间的平衡。相比需要大量训练数据的机器学习和深度学习算法，强化学习仅通过环境提供的奖励反馈来更新模型。深度学习与强化学习结合使用，构成深度强化学习，提供了一个可用于预测的更加强大的模型，它结合了深度神经网络的非线性拟和能力和强化学习的平滑预测优势。相比经典模型，它具有更快的学习机制，可以更好地适应环境变化并做出改变，可以说具有一定的智能性。本项目中对决策个体的建模就采用了深度学习和强化学习结合方式。

1. 2. 1 Keras 框架

Keras 是基于 python 编写的高层深度学习应用程序编程接口，封装了许多高层的神经网络模块，降低了对相关知识理解时的难度，模块化也使封装的模型更独立、更便于组合，可以帮助使用者根据需求快速构建模型。

在模型实现过程中，数据本身数量级过大导致超出了 Keras 框架的处理范围。针对这个问题我们选择对数据进行简单的缩放。在处理 `fix_flow_production` 问题之前，根据统计数据得到数据集的均值接近  $8 \times 10^8$ ，所以将输出按照均值比例缩小，在进行后续的预测（`predict`）操作时再对数据进行还原。

1. 2. 2 ResNet

ResNet（Residual Network，残差神经网络）相比传统卷积神经网络的突出之处在于其加入了残差学习的思想方法，这一思想很大程度上解决了再深层网络中一直存在的问题，即梯度弥散和精度下降问题。ResNet 的特性就在于其可以在数据精度不被损坏的前提下控制网络发展的速度。

在本项目中，实验数据相较于模型所需不足，因此需要拟和能力相对较强的深度学习模型。基于 ResNet 模型在多层模型的梯度消失处理上表现良好，选择将 ResNet 的卷积层连接简化为线性映射。为避免出现过拟合的情况，利用 Dropout 层和 Swish 激活函数。图 1.1 展示了利用 Keras 框架搭建 ResNet 的流程。

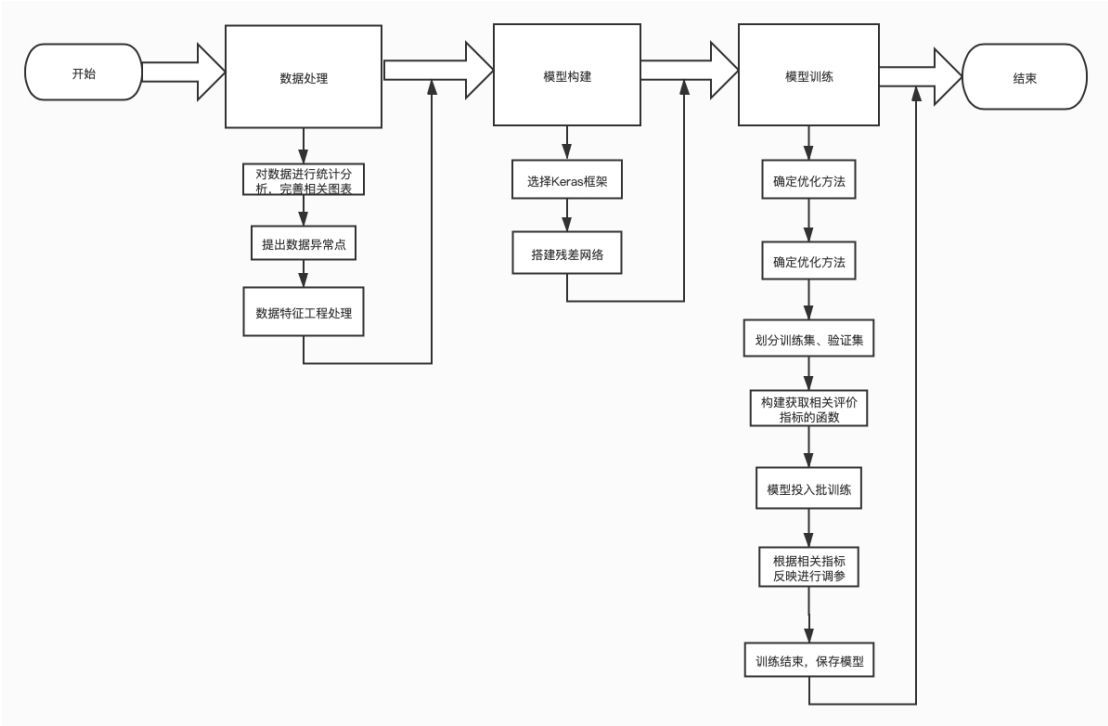


图 1.1 ResNet 搭建流程图

### 1.2.3 DDPG

DDPG (Deep Deterministic Policy Gradient, 深度确定性策略梯度) 作为集 Actor-Critic、Policy Gradient 和 DQN 三者之大成的算法,吸收了其优点。使用 DDPG 算法可以构建更深的网络层次, 而且作为 Policy Gradient 的改进, 不仅可以从连续动作中进行筛选, 还可以根据所学到的分布随机筛选, 最终只在连续动作上输出一个动作值。

DDPG 采用 Actor-Critic 结构, 其中 Critic 网络负责对当前的环境状态和主体行为进行正负评价, 而 Actor 网络负责根据给定的环境决定主体接下来该执行什么样的操作。在我们进行训练时, Critic 仍进行回归训练, 而将 Actor 网络训练到一个迎合 Critic 网络的状态, 由此实现我们的期望: 通过不断学习, Actor 网络为了得到 Critic 网络给出的尽可能高的评价分数, 直到它应该在这个条件下输出什么样的操作行为。总结来说, DDPG 的运行过程就是 Actor 做出选择, 主体与环境交互后得到反馈, 更新 Critic, 随后 Actor 为尽可能提高分数而选择操作这样一个循环迭代过程。

在本项目中, 实际上有两类主体需要进行智能化: Company 与 Worker。在实际操作时, 共有 20 个 Company 个体与千名 Worker 主体在模拟社会中运转, 全体 Company 使用相同的 DDPG 进行决策, 全体 Worker 使用另一个 DDPG 进行决策, 这样就能实现两套独立的操作选择和评价方式系统。

介于训练时使用的数据是类似于  $(s_t, a_t, s_{t+1})$  这样独立性较强的数据, 实际训练时, 所有 Company 的相关数据都被放在同一个 buffer 里, 所有 Worker 的相关数据也都被放在另一个 buffer 里, 即根据社会的运行, 每回合都将收集全体同种主体的运行数据, 而非一个 episode 都只单独跟踪某一个主体的运行数据。

根据采用回合制的设定, 每当社会系统运行到一定的回合数时, 便分别对 Company、Worker 主体 DDPG 进行训练。便于及时观察数据的变化, 也提高了运行效率。

### 1.2.4 Adam

Adam (Adaptive moment estimation, 自适应矩估计) 算法是一种基于适应性低阶矩估计对随机目标函数进行一阶梯度优化的算法。它容易实现, 计算效率相当高, 并且对内存的需求也相对较低。

在项目中, 我们分别将 Actor 和 Critic 网络的损失投入优化器中优化。

## 2 算法评价

根据数据本身的特征和对模型的需求选取适当有效的机器学习算法是重要的。在生产市场中的可学习个体进行建模时, 出于其“人”的特征, 需要为其赋予学习能力和感知能力, 因此选择使用深度神经网络和强化学习结合的方式进行建模。一半的机器学习方法依赖于数据本身的特征, 由于项目使用的数据集具有小样本、大数量级的特征, ResNet 网络更加适合。同时为了降低搭建网络的难度, 节约更多的时间在理论研究上, Keras 框架更加便捷。

建模结果的本身也有不足。首先在于程序优化程度不够, 使程序运行的速度与迭代次数成正比。尝试使用批处理, 及时记录运行结果, 减轻计算机运行负担。尽管强化学习可以在迭代过程中调整参数, 但多项数据之间数量级不匹配, 容易对结果造成较大影响。

## 3 结束语

随着机器学习算法的不断进步和优化, 基于 Agent 的计算经济学领域有了长足的发展支持。在大数据时代, 机器学习从数据当中挖掘关系, 以此训练 ABM 模型中的微观代理。ABM 模型在经济领域的研究对于传统经济学领域无法分析的复杂系统利用计算机手段寻求到了近似解决方式。为当前 ABM 模型已在国家政策、环境保护及金融市场分析中有所发展, 随着深度学习算法的不断延申, 计算经济学的研究也会更深入, 学科交叉对两个学科本身都有着深层的影响。

## References:

- [1] Soni N, Sharma EK, Singh N, et al. Impact of Artificial Intelligence on Businesses: from Research, Innovation, Market Deployment to Future Shifts in Business Models[J]. arXiv preprint arXiv:1905.02092, 2019.
- [2] Kuepper J. Using genetic algorithms to forecast financial markets[J]. Retrievedon, 2012,9.
- [3] Rand W. Machine Learning meets Agent-Based Modeling: When no to go to a Bar.
- [4] Kermani, Meriem and Mahmoud Boufaïda. "A Collaboration Model: A Service Selection Mechanism to Support Companies' Interoperability." IJEC 12.1 (2016): 8-26. Web. 21 Mar. 2021. doi:10.4018/IJeC.2016010102
- [5] Garg A , Yuen S , Seekhao N , et al. Towards a Physiological Scale of Vocal Fold Agent-Based Models of Surgical Injury and Repair: Sensitivity Analysis, Calibration and Verification[J]. other, 2019, 9(15).
- [6] Kattwinkel M, Reichert P. Bayesian parameter inference for individual-based models using a Particle Markov Chain Monte Carlo method[J]. Environmental Modelling & Software, 2017, 87:110-119.
- [7] 隆云滔,李洪涛,王国成.基于主体的建模方法与宏观经济政策分析[J].经济与管理,2018,32(02):47-52+80.
- [8] 王冰雪,王国成.微观行为视角下宏观经济模型研究新进展[J].经济学动态,2019(11):126-139.
- [9] 王国成.人工智能、机器学习对传统计量实证的影响[J].经济与管理研究,2018,39(11):29-35.
- [10] 李拉亚.经济学计算机化研究进展[J].经济学动态,2014(01):130-137.
- [11] 王少枋,李贤.萨金特对理性预期学派的贡献[J].思想战线,2012,38(04):133-134.
- [12] 杨城. 复杂适应系统的仿真技术研究与应用[D]. 电子科技大学,2009.
- [13] 王忠玉.金融市场基于行为人演化建模理论与方法探析[J].经济评论,2005(01):94-102.
- [14] 张世伟,刁莉男.ASMC-M:一个基于主体的市场经济模型[J].数量经济技术经济研究,2001(10):51- 54.
- [15] 范如国;叶菁;杜靖文.基于 Agent 的计算经济学发展前沿:文献综述[J].经济评论,2013,(02):145-150.