

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2025.06.001

# 国际大米贸易网络的智能建模与脆弱性分析<sup>①</sup>

谢文杰<sup>1</sup>, 张银婷<sup>1,2</sup>, 高兴禄<sup>1</sup>, 周炜星<sup>1\*</sup>

(1. 华东理工大学商学院, 上海 200237; 2. 华东师范大学经济与管理学院, 上海 200062)

**摘要:** 国以民为本, 民以食为天. 粮食安全是人类社会稳定发展的基石. 面对新冠疫情、自然灾害、局部战争、贸易战等事件, 全球粮食贸易网络的脆弱性直接影响国际粮食安全, 如何度量贸易网络的脆弱性并提供风险防控策略, 是亟需解决的重要问题. 本研究基于效用函数理论, 构建异质主体大米贸易决策模型, 运用图神经网络(graph neural network)模型和优化算法学习决策模型参数, 模拟国际大米贸易网络演化, 探究经济体贸易行为的演化规律. 在贸易战、新冠疫情冲击而导致的全球贸易关系变化的现实情景下, 通过计算实验进行政策模拟和评估, 探究经济体大米贸易在面对外部冲击时的脆弱性. 研究发现, 在大洲层面上, 亚洲和欧洲、非洲和大洋洲、北美洲和南美洲分别具有相似的脆弱性; 在经济体层面上, 当贸易关系增加时, 中国大陆、意大利和泰国所受影响较大, 而印度和巴基斯坦所受影响较小. 本研究运用图神经网络和优化方法解构蕴藏于贸易网络结构中的诸多影响因素, 重构经济体特征属性, 充分考虑多主体计算实验模型中个体属性异质性, 从而保证模型更加贴合现实贸易环境, 使得计算实验结果具有更高的参考价值. 本研究的主要创新点是融合数据驱动和机制建模两大研究范式, 具有高度的可扩展性和迁移性, 可应用于不同领域的复杂系统并分析其脆弱性或网络动力学特征.

**关键词:** 国际大米贸易网络; 机器学习; 政策模拟; 网络脆弱性; 计算实验

**中图分类号:** F830.91      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1007-9807(2025)06-0001-16

## 0 引言

粮食安全是社会经济系统稳定发展的重要基础<sup>[1-4]</sup>. 社会经济系统是一个高度关联、深度耦合的复杂巨系统<sup>[5]</sup>, 粮食贸易系统是其重要组成部分, 粮食危机时刻考验着全球社会经济系统的稳定性和稳健性. 突如其来的全球新冠疫情、频频发生的地区军事冲突、危害巨大的自然灾害, 使得全球贸易环境发生了巨大变化, 进一步加剧了世界各个经济体未来贸易发展的不确定性, 增加了全球社会经济系统的脆弱性, 包括粮食贸易系统的脆弱性, 给全球粮食安全带来重大挑战. 粮食安全具有政治、经济、社会等属性, 全球粮食贸易网络

的脆弱性具有重要的研究价值和现实意义, 经济体如何应对世界贸易环境的变化和冲击变得至关重要<sup>[6]</sup>. 复杂网络分析作为刻画和研究复杂系统的重要工具, 为人们洞察和应对复杂系统脆弱性提供了大量理论和方法<sup>[7-9]</sup>. 面对自然灾害、气候变化、流行病、局部战争等外部冲击, 全球贸易网络的脆弱性直接影响了经济体的粮食贸易和粮食安全<sup>[10]</sup>, 也对全球经济稳定和人们健康生活产生持久影响<sup>[2]</sup>. 如何确保粮食安全是每个经济体都需要关注和解决的问题. 由于气候条件限制和自然环境差异, 全球粮食资源分布极不均匀, 因此需要通过粮食贸易来平衡不同经济体间的粮食生产和消费. 由于部分区域间的粮食贸易存在运输规

① 收稿日期: 2021-06-27; 修订日期: 2023-09-19.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72171083); 中央高校基本科研业务费资助项目.

通讯作者: 周炜星(1974—), 男, 浙江诸暨人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: wxzhou@ecust.edu.cn

模大、运输距离远、运输能力相对紧张、运输成本较高等特点,国际粮食贸易系统的发展也受到了一定的制约<sup>[11]</sup>。国际粮食贸易系统在局部战争、经济制裁、自然灾害等因素影响下显得较为脆弱,导致一些经济体遭受粮食供应中断、粮食价格飙升等危机的影响<sup>[12, 13]</sup>。

近年来,人工智能技术和方法蓬勃发展<sup>[14, 15]</sup>,人工智能和机器学习算法在各个研究领域得到了广泛应用,其中也包括复杂社会经济系统<sup>[15]</sup>。虽然一些机器学习模型可解释性较弱,在经济领域的应用存在一定局限性,但近年来学者们运用机器学习方法研究经济领域相关问题仍取得了很多研究成果<sup>[16, 17]</sup>,也出现了大量针对深度学习算法可解释性的研究方法和工具<sup>[18]</sup>。图神经网络模型作为机器学习领域图数据分析的重要工具,越来越受到重视。学者们在各自研究领域引入了机器学习算法来分析和解决复杂问题<sup>[19]</sup>,在取得创新研究成果的同时,也面临着不小的挑战<sup>[20]</sup>。例如,在经济预测方面,引入机器学习和深度学习存在一个被熟知且诟病的深度学习黑箱问题。虽然深度学习算法能够提高预测的精确度,但预测结果和模型的经济学含义却得不到合理解释<sup>[21]</sup>。人们不满足于大部分机器学习算法所发现的相关关系<sup>[22]</sup>,需要更多的因果关系分析和演化机制研究<sup>[18, 23]</sup>。如今世界经济格局暴露出众多风险,如中美贸易战<sup>[24, 25]</sup>、主权债务危机、全球新冠肺炎疫情等,如何维持世界贸易经济的稳定发展,解决粮食贸易网络脆弱性问题需要不同学科研究者共同努力,交叉融通,进行跨学科合作<sup>[26]</sup>。人工智能和机器学习在各领域的广泛而成功的运用,为解决国际粮食贸易结构稳定性问题和扩大国际粮食贸易合作提供了新的工具和方法<sup>[27]</sup>。

在人工智能时代的大背景下,AI for Science方向越来越受到关注,在数据挖掘和机制建模之中融合基于数据驱动的机器学习模型越来越重要。本研究提出的模型框架将融合数据驱动和机制建模两大分析范式,旨在构建更强大的人工智能工具来研究复杂系统,提升对自然、社会、经济和金融复杂系统的模拟和分析能力。本研究的模型框架包含了人工智能和图机器学习领域的前沿模型:图神经网络,如图卷积神经网络(graph con-

volutional network, GCN)模型,可以更好地对图结构复杂系统进行建模,挖掘图数据信息,更有效地模拟复杂系统功能和结构的特征规律,包括系统的脆弱性、稳健性和稳定性等。

大米是我国的主要粮食作物之一,对我国的国家安全和人们生活保障的重要性不言而喻<sup>[28, 29]</sup>。全球大米贸易作为复杂系统,非常适合运用复杂网络研究方法进行分析<sup>[30-32]</sup>。复杂网络理论视角不仅考虑到贸易网络中单个或部分经济体,还将国际贸易整合到一个深度耦合的复杂系统中。在建模过程中,每一个经济体可以看作一个节点,经济体间的贸易关系被抽象为连边。贸易关系除了受到经济体本身属性的影响,还受到其所处贸易网络结构的影响。国际粮食贸易网络研究已经取得了大量成果,如基于联合国粮食及农业组织提供的进出口和生产数据开发的粮食分配模型<sup>[10]</sup>。在粮食风险方面,研究者使用复杂网络工具分析国际小麦贸易网络,考察经济体对小麦进口依赖的脆弱性,通过数值计算模拟不同强度冲击情况下对人口的影响,发现一些发展中国家具有较大的脆弱性<sup>[33]</sup>。在粮食贸易网络中食品安全潜在风险信息能帮助监管机构和食品行业监控和缓解针对跨国食品贸易的安全隐患<sup>[34]</sup>。一项基于肯尼亚北部的实证研究提出了一种衡量粮食安全的方法<sup>[35]</sup>,基于1992年—2009年小麦和大米的全球贸易网络,运用大量数据和模型模拟,研究了全球粮食系统脆弱性分析方法<sup>[36]</sup>,为现实世界粮食风险防控提供政策建议,具有重要现实意义。随着全球粮食贸易增加,贸易网络复杂性也在增加,在全球粮食结构性短缺的背景下全球粮食系统易受破坏,贸易网络表现出脆弱性,研究发现政府政策应着重于平衡国际贸易效率,提高国内生产和全球需求的弹性和多样性。

度量粮食安全和国际大米贸易网络脆弱性是极具挑战的问题。基于国际大米贸易网络结构进行分析已取得了一些研究成果<sup>[33-35]</sup>,但在国际粮食贸易系统和经济体贸易行为建模方面存在较大差异。经典经济学中存在大量从个体层面建模经济体贸易行为的模型,如效用函数模型等;社会经济网络分析则从宏观层面对贸易网络的形成和演化进行建模,如引力模型和偏好模型等。图神经网

络模型从现实贸易网络结构中学习经济体贸易属性特征,刻画经济体贸易行为的异质性和个体属性的异质性,能够在一定程度上减少贸易因素的人为选择和模型参数调节的困难,使得大米贸易网络脆弱性分析更加贴合实际情况。因此,本研究引入图神经网络模型、效用函数建模和数值模拟方法,构建了大米贸易网络脆弱性分析框架。

在复杂系统中,主体决策行为受到诸多因素的影响,如何表示主体属性和环境因素是核心问题。在机器学习领域,表示学习是各个子领域的基础,对复杂系统中主体和环境特征进行有效地表示学习,在解决复杂问题时能够起到较好效果。图神经网络模型是专门处理图数据的机器学习模型。在不同决策环境中,很多影响因素会因隐私和采集难度而不可获得或者不可量化。在相关文献中,贸易网络模型大部分基于物理模型或社会经济机理模型,很少从贸易网络数据出发并结合图神经网络方法对贸易网络进行建模研究。本研究的主要贡献是采用复杂环境下经济体决策模型和图表示学习方法,解构国际大米贸易网络结构信息,通过图神经网络和优化算法学习经济体贸易决策变量,重现经济体大米贸易决策过程。为了更加真实地模拟复杂系统的结构和动力学演化规律,本研究运用基于主体的模型(agent-based model, ABM)进行模拟仿真<sup>[37]</sup>,可为经济体和组织决策提供更加贴合实际的策略,达到政策模拟和政策评估的目的。

## 1 模型框架与机器学习结果

本研究从联合国粮食及农业组织(Food and Agriculture Organization of the United Nations, FAO)数据库中提取大米贸易无向无权网络数据,将大米贸易网络数据作为模型输入,构建学习器,训练模型,确定模型超参数,对模型进行有效性校验和稳健性分析。与 UN Comtrade 数据相比,FAO 数据更加专业和齐全,如统一规范的编码信息。FAO 网站包含了大量相关数据集,如全球经济体属性和农产品等关联数据。为了强化理论、方法和应用之间的逻辑衔接,图 1 给出了模型框架和研究路线图。模型以大米贸易网络为研究对象,将大米贸

易网络数据作为模型输入,构建贸易网络中经济体大米贸易的效用函数模型,模型参数通过机器学习算法进行拟合优化,通过调整学习到的模型参数来模拟现实世界贸易摩擦,进而分析经济体大米贸易脆弱性。为了能够获得更加可信和稳健的分析结果,本研究同时给出多个并行模型并独立进行数值模拟,获得贸易网络中各个经济体的脆弱性指标。

模型总体框架如图 1 所示,本研究使用优化算法学习经济体决策模型  $U_i(\mathbf{E}, \mathbf{b}, \mathbf{c}, \mathbf{s})$ ,其中禀赋矩阵  $\mathbf{E}$  通过图神经网络模型学习得到。权重系数向量  $\mathbf{b}$  和  $\mathbf{c}$  是可学习参数,  $\mathbf{s}$  为超参数集合,  $\mathbf{s}^*$  为最优超参数集合。为了简化模型构建部分,文中模型构建部分没有将超参数集合  $\mathbf{s}$  放入模型中进行描述。参数优化后的智能模型包含了  $N$  个智能体,每一个智能体对应一个经济体,  $N$  个智能体之间具有贸易关系。在模型中,智能体对应大米贸易网络中的经济体,智能体属性由  $\mathbf{E}$  表示,刻画经济体禀赋向量,是图神经网络模型学习的特征变量或隐藏变量。在决策过程中,经济体之间的贸易禀赋向量决定了智能体之间交互关系,是否存在贸易关系由智能体基于禀赋向量的效用函数决定。智能体环境参数为效用函数中的  $\mathbf{b}$  和  $\mathbf{c}$ ,也是可学习参数,能够从大米贸易网络结构中学习得到。智能体异质性表现为每个智能体禀赋向量不同。智能体之间构建贸易关系时遵循同一规则,都是基于效用函数,不同智能体之间贸易关系会因禀赋向量差异性而不同,因此模型为多智能体模型。

模型通过最优化算法学习每个经济体的决策属性表示,以及决策函数中的行为参数。在最优超参数组合和不同随机初始化情况下,对 2019 年国际大米贸易网络进行了学习,每个贸易网络训练 20 个智能模型,然后针对学习到的智能模型进行政策模拟和计算实验。针对国际大米贸易网络,运用训练好的 20 个智能模型同时进行独立的数值模拟,揭示特定贸易环境下国际大米贸易网络的特征。通过简单的平均方法,将 20 个独立模型中经济体脆弱性指标进行平均,以减少模型参数训练时随机初始化带来的不确定性。下面将分别介绍模型框架中各部分模型细节和机器学习结果。

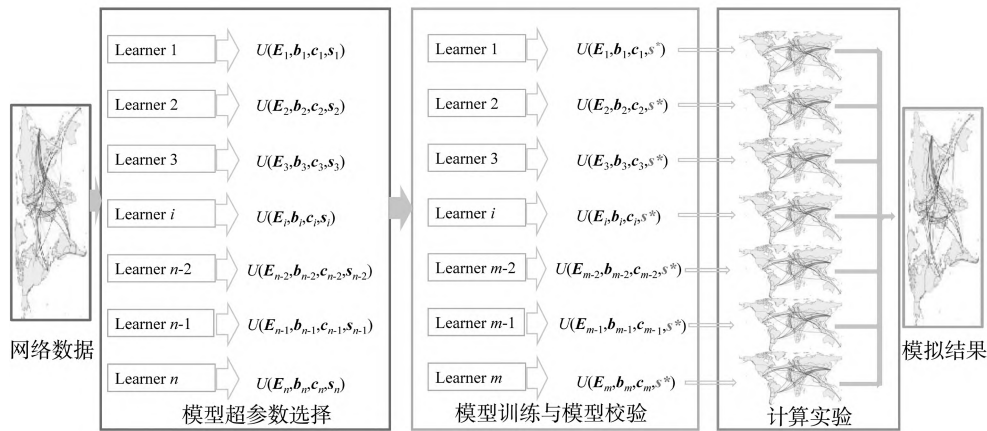


图 1 机器学习模型框架和计算实验模拟过程

Fig. 1 Framework of machine learning model and computational experiment

### 1.1 网络数据

本研究采用联合国粮食及农业组织官方网站 2019 年全球大米贸易数据,包含贸易年份、出口经济体、进口经济体以及贸易金额,单位为 1 000 美元.六大洲不同经济体在 2019 年的进出口大米贸易量分布情况如图 2 所示,纵坐标对应进出口贸易金额以 10 为底的对数值.横坐标对应了六大洲贸易量对数值的概率分布.概率分布中深色和白色分别对应全球大米贸易进口和出口贸易量情况.

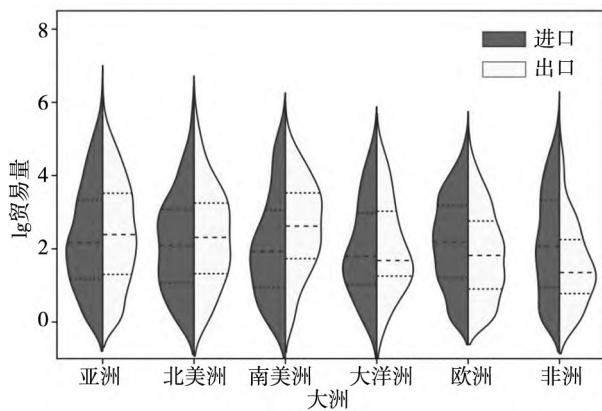


图 2 2019 年六大洲中经济体进口和出口大米贸易量分布情况

Fig. 2 The distribution of import and export of rice in the six continents in 2019

在图 2 的每一个概率分布中,自上而下的三条虚线依次对应上四分位数、中位数、下四分位数.可以看出,六大洲的大米进出口差异较大,亚洲、北美洲和南美洲经济体出口量较大.非洲和南美洲大米进口和出口贸易量分布差异较大,非洲进口明显大于出口,南美洲出口明显大于进口.在全球大米贸易中,亚洲的中国、泰国等都是主要大米

生产国,大米出口到世界各地,在国际大米贸易系统中占有重要地位.

本研究基于国际大米贸易数据构建了 2019 年大米贸易网络,大米贸易网络可以用矩阵  $\mathbf{W}(t) = [w_{ij}]$  表示,  $w_{ij}$  表示经济体  $i$  出口大米至经济体  $j$  的贸易量.本研究只对无向无权网络进行学习和训练,因此基于贸易量矩阵,得到经济体之间的大米贸易网络邻接矩阵  $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ ,邻接矩阵元素  $a_{ij} = a_{ji} = 1$  表示经济体  $i$  与经济体  $j$  之间的进口或出口贸易量大于 1 000 美元(贸易金额单位为 1 000 美元).本研究将原始有向有权的大米贸易网络转化成无向无权网络过程中,会有贸易信息的损失,不能够完全还原大米贸易真实情况,但简化后能够方便模型构建和机器学习算法优化,分析有向加权网络是模型进一步改进的方向.

为了对全球大米贸易网络有一个比较直观了解,图 3 展示了 2019 年全球大米贸易网络拓扑结构.为了避免贸易连线过于密集,图 3 绘制了国际大米贸易量最大的 5% 的贸易关系(粗线).图 3 中全球大米贸易网络背景为世界地图,网络节点对应位置为经济体所在地区,网络连边代表了经济体之间大米贸易关系.从图 3 可以大致了解全球大米贸易网络在地理空间嵌入情况.5% 的贸易关系构建的网络拓扑结构可以看出大米贸易网络中贸易关系复杂,横跨不同大洲,覆盖了大部分重要地区和经济体.在区域结构和拓扑结构上表现出的特征规律需要更加定量化工具进行深入分析.

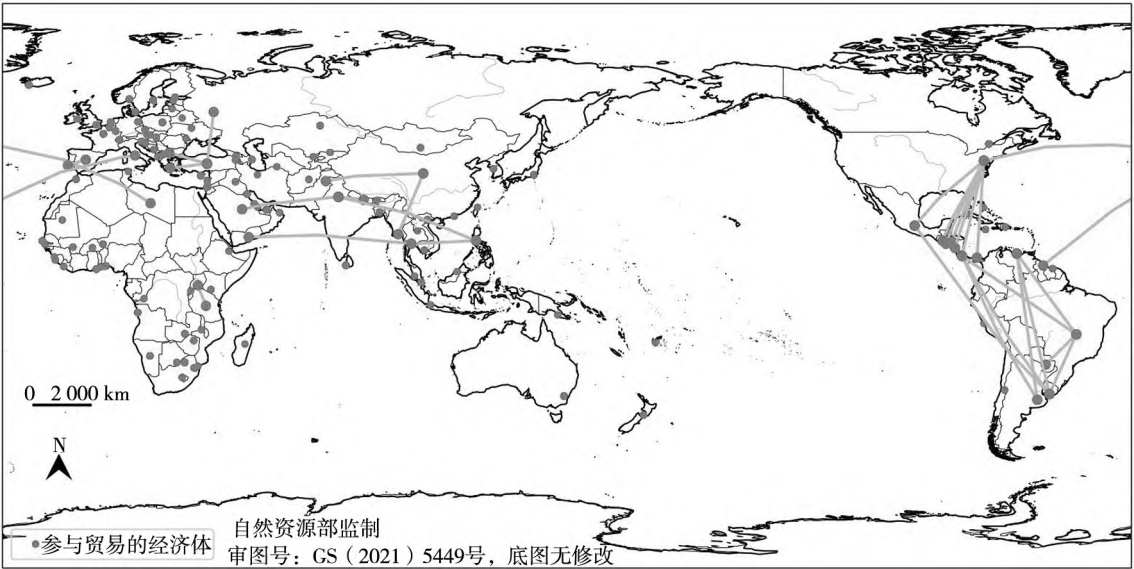


图 3 2019 年国际大米贸易网络

Fig. 3 The international rice trade network in 2019

1.2 模型构建

国际大米贸易环境复杂多变,影响国际大米贸易的因素很多,包括气候、自然灾害、粮食价格、粮食进出口路线、粮食产量和经济体文化差异等,共同影响着经济体间大米贸易关系的稳定性和鲁棒性.在实际研究中,很难通过主观选择将所有贸易因素都纳入模型,而且一些特殊因素的量化和敏感数据的收集都非常困难.因此,假设现有的大米贸易网络中已经蕴含了影响贸易关系的诸多因素,而影响因素对贸易关系的影响都已作为“记

忆”保存在贸易网络结构之中.已有文献[18]通过机器学习方法研究网络形成和演化规律,本研究对模型进行了改进,通过图神经网络模型和优化算法,从大米贸易网络中学习到影响经济体进行大米贸易的因素表示,是本模型框架的主要功能,融合图神经网络模型是与文献[18]最大的不同点和模型改进.本研究构建了异质经济体的贸易决策模型,基于图神经网络模型和优化方法解构蕴藏于贸易网络结构中的贸易信息,学习经济体的异质性特征属性.

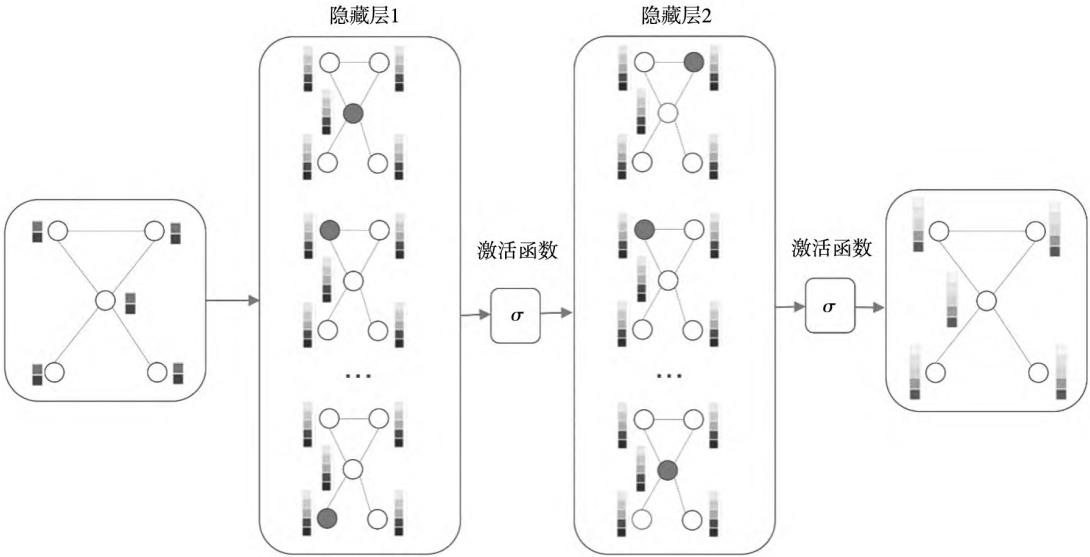


图 4 图神经网络模型结构示意图

Fig. 4 Structure diagram of graph neural network

图神经网络模型包含图数据特征提取方法,如图卷积神经网络和图注意力神经网络等.本研究使用图卷积神经网络模型学习粮食贸易网络中各经济体的属性变量(即禀赋矩阵  $\mathbf{E}$ ),具体模型结构如图 4 所示.图 4 的左边为输入数据,包含国际大米贸易网络中经济体原始属性变量和网络拓扑结构信息,如经济体网络度、聚类系数和邻接矩阵.图卷积神经网络模型的主要功能就是为每个经济体学习特征属性变量.图 4 中间部分采用了两层图卷积神经网络,每一个隐藏层对应一次图卷积操作.每个经济体属性变量除了受自身属性影响,同时也受邻居节点属性影响.模型计算每一个经济体的隐藏变量

$$\mathbf{E} = \text{GCN}(\mathbf{A}, \mathbf{E}_0; \boldsymbol{\theta}) \quad (1)$$

其中多层 GCN 表示图 4 中图卷积神经网络模型,  $\mathbf{E}_0$  表示原始经济体属性矩阵,  $\mathbf{A}$  为邻接矩阵,  $\boldsymbol{\theta}$  为图卷积神经网络模型参数,激活函数采用 Sigmoid 函数.本框架中图卷积神经网络模型只包含 2 层隐藏层,过多的图卷积神经网络层容易造成过平滑问题.

经济体的属性向量作为建立大米贸易关系的决策变量,经济体  $i$  的贸易效用函数  $U_i(\mathbf{S}; \mathbf{E}, \mathbf{b}, \mathbf{c})$  可以用收益  $F_i(\mathbf{S}; \mathbf{E}, \mathbf{b})$  和成本  $G_i(\mathbf{S}; \mathbf{E}, \mathbf{c})$  度量<sup>[18]</sup>,如下所示

$$U_i(\mathbf{S}; \mathbf{E}, \mathbf{b}, \mathbf{c}) = F_i(\mathbf{S}; \mathbf{E}, \mathbf{b}) - G_i(\mathbf{S}; \mathbf{E}, \mathbf{c}) \quad (2)$$

其中  $\forall \mathbf{S} \subset \mathfrak{T}/i$ ,  $\mathbf{S}$  表示经济体  $i$  的贸易伙伴集合,  $\mathfrak{T}$  表示贸易网络中所有经济体的集合.为了模型描述的简洁,效用函数中不包含图 1 中模型超参数  $s$ .矩阵  $\mathbf{E}$  表示大米贸易网络中所有经济体的属性矩阵,其规模为  $N \times D$ ,其中变量  $N$  为贸易网络中经济体数量,模型超参数  $D$  表示属性向量的维度,即经济体嵌入空间的维度.矩阵  $\mathbf{E}$  中每一行对应一个经济体的属性向量,列向量对应一个维度中所有经济体属性值,不同列向量表征了不同经济体属性和贸易因素.属性矩阵  $\mathbf{E}$  中每个经济体的  $D$  维向量元素可分成两类,前  $D_b$  个元素作为收益函数的决策变量,后  $D - D_b$  个元素作为成本函数的决策变量.  $\mathbf{b}$  表示收益属性的重要性程度向量,大小为  $D_b \times 1$ .  $\mathbf{b}$  中  $D_b$  个重要性权重系数分别对应属性矩阵  $\mathbf{E}$  中前  $D_b$  列的重要性程度.  $\mathbf{c}$  表示成本属性的重要性程度,大小为  $(D - D_b) \times 1$ ,  $\mathbf{c}$  中

重要性系数对应成本属性.此方法借鉴古典国际贸易理论中的比较优势理论和新古典贸易理论中的要素禀赋理论,建立异质经济体的贸易决策模型.

当经济体  $j$  的粮食禀赋大于经济体  $i$  时,经济体  $i$  就会愿意与经济体  $j$  进行贸易往来,而且不同的禀赋  $d$  都设置了一个重要性程度  $b_d$ .禀赋矩阵  $\mathbf{E}$ 、权重系数  $\mathbf{b}$  和  $\mathbf{c}$  是可学习参数,通过机器学习优化算法学习得到.经济体  $i$  在决策过程中的收益函数为<sup>[18]</sup>

$$F_i(\mathbf{S}; \mathbf{E}, \mathbf{b}) = \sum_{j \in \mathbf{S}} \sum_{d=1}^{D_b} b_d \max(e_{jd} - e_{id}, 0) \quad (3)$$

其中  $e_{id}$  和  $e_{jd}$  分别表示经济体  $i$  和  $j$  在第  $d$  个维度上禀赋属性值.当经济体  $j$  在收益维度上的属性值大于经济体  $i$  对应维度的属性值,经济体  $i$  才能从与经济体  $j$  的贸易中获得收益.部分禀赋之间的差异能够促成经济体之间的贸易往来,如大米的产量、品质差异等.

在全球贸易系统中,并非所有的禀赋差异都能够促进建立贸易关系,经济体部分属性差异不利于大米贸易关系的形成,如地理位置、文化差异、语言差异等会加大贸易成本,进而不利于产生贸易关系.因此,定义经济体  $i$  在决策过程中成本函数为<sup>[18]</sup>

$$G_i(\mathbf{S}; \mathbf{E}, \mathbf{c}) = \sum_{j \in \mathbf{S}} \| \mathbf{c}^\circ(\mathbf{e}_j - \mathbf{e}_i) \|_2 \quad (4)$$

其中圆圈算子表示向量间对应元素相乘.  $\mathbf{e}_i$  和  $\mathbf{e}_j$  分别表示经济体  $i$  和  $j$  的成本禀赋向量,为属性矩阵  $\mathbf{E}$  后  $D - D_b$  列的第  $i$  行和第  $j$  行向量.收益函数 (3) 和成本函数 (4) 的定义说明,两个经济体之间建立贸易关系的前提是至少有一方能够从此贸易关系中获利,即新增的贸易关系对一方带来的效用为正或大于某一阈值.当经济体  $j$  属于经济体  $i$  的最优贸易合作伙伴集合  $\mathbf{S}^*$  时 ( $j \in \mathbf{S}^*$ ),贸易关系  $a_{ij} = 1$  产生的效用增量为<sup>[18]</sup>

$$\Delta u_i(j) = U_i(\mathbf{S}^*; \mathbf{E}, \mathbf{b}, \mathbf{c}) - U_i(\mathbf{S}^*/j; \mathbf{E}, \mathbf{b}, \mathbf{c}) \quad (5)$$

当经济体  $j$  不属于经济体  $i$  的最优贸易合作伙伴集合  $\mathbf{S}^*$  时 ( $j \notin \mathbf{S}^*$ ),贸易关系  $a_{ij} = 1$  对经济体  $i$  的效用增量为

$$\Delta u_i(j) = U_i(\mathbf{S}^* \cup j; \mathbf{E}, \mathbf{b}, \mathbf{c}) - U_i(\mathbf{S}^*; \mathbf{E}, \mathbf{b}, \mathbf{c}) \quad (6)$$

将式(3)和式(4)代入式(5)和式(6)可以得到

$$\Delta u_i(j) = \sum_{d=1}^{D_b} b_d \max(e_{jd} - e_{id}, 0) - \|\mathbf{c}^\circ(\mathbf{e}_j - \mathbf{e}_i)\|_2 \quad (7)$$

在数值模拟过程中,当效用增量  $\Delta u_i(j)$  大于某个阈值时,则认为经济体  $i$  和经济体  $j$  能够建立大米贸易关系。

### 1.3 模型训练

为了估计经济体  $i$  的大米贸易决策模型  $U_i(\mathbf{S}; \mathbf{E}, \mathbf{b}, \mathbf{c})$  中参数,需要确定最优化的目标函数。贸易决策模型是为了捕捉大米贸易网络结构特征以及经济体贸易属性。基于学习到的模型参数,贸易决策模型能够很好地重现贸易网络关系,越好的属性矩阵  $\mathbf{E}$  能更准确地重构原始大米贸易网络。设定机器学习优化的目标函数为重构大米贸易网络的损失函数  $\mathcal{L}$ , 损失函数  $\mathcal{L}$  越小说明基于属性矩阵  $\mathbf{E}$  和决策模型能更准确地重新构建原始的大米贸易网络,在数值模拟和政策模拟时能更加真实地贴近现实大米贸易系统。损失函数  $\mathcal{L}$  具体形式如下<sup>[18]</sup>

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{\text{pos}} + \mathcal{L}_{\text{neg}} + \mathcal{L}_{\text{reg}} \quad (8)$$

其中  $\mathcal{L}_{\text{pos}}$  衡量了学习的属性矩阵  $\mathbf{E}$  和权重系数  $\mathbf{b}$ 、权重系数  $\mathbf{c}$  预测原始贸易关系的优劣,  $\mathcal{L}_{\text{pos}}$  越小说明预测的准确程度越高。  $\mathcal{L}_{\text{neg}}$  衡量模型预测原始网络中不存在的贸易关系的优劣,  $\mathcal{L}_{\text{neg}}$  越小说明不存在于原始网络中的贸易关系在预测过程中出现概率越小,说明模型参数拟合越好,重构网络与现实原始网络更加吻合。在实际计算过程中运用了机器学习中的负采样技术。与文献[18]比较而言,本模型进行适当简化,损失函数中没有错误预测的惩罚项。为了让模型更加稳定,目标函数中添加了可学习参数的正则项  $\mathcal{L}_{\text{reg}}$ 。  $\mathcal{L}_{\text{pos}}$ 、 $\mathcal{L}_{\text{neg}}$  和  $\mathcal{L}_{\text{reg}}$  的具体定义在文献<sup>[18]</sup>的补充材料中有详细介绍。贸易决策最优化模型如下

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\mathbf{b}}, \hat{\mathbf{c}} &= \arg \min_{\boldsymbol{\theta}, \mathbf{b}, \mathbf{c}} \mathcal{L}(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{b}, \mathbf{c} | \mathbf{A}, \mathbf{E}_0) \\ \text{s. t. } c_d &\geq 0, \forall d = 1, 2, \dots, D \\ \sum_{i=1}^N e_{id} &= 0, \forall d = 1, 2, \dots, D \\ \|\mathbf{E}_{id}\|_2^2 &= N, \forall d = 1, 2, \dots, D \end{aligned} \quad (9)$$

在模型训练过程中,超参数选择参考了文献<sup>[18]</sup>中的参数设置,如学习率取 0.01,训练迭代次数取 1 000 等。本研究只对嵌入空间维数  $D$  和  $D_b$  超参数进行了调优,为了验证模型的稳健性,将对不同嵌入维度情况进行了模型学习和数值模拟。本框架与文献[18]模型的主要区别在于:1) 经济体属性变量矩阵  $\mathbf{E}$  由图卷积神经网络模型计算得到,而文献[18]的矩阵  $\mathbf{E}$  是作为参数直接进行学习 and 优化;2) 本模型损失函数更加简洁,损失函数中不包含对错误预测的惩罚项,模型同样具有较好的收敛性和有效性;3) 本模型属于归纳式学习(inductive learning),不同于文献[18]的直推式学习(transductive learning)。本模型框架优点包括:1) 基于图神经网络模型的归纳学习能够有效融合网络的节点属性信息和拓扑结构信息,而文献[18]的模型只能分析网络结构信息;2) 本模型可扩展性更好,图神经网络模型是图数据分析的前沿方法,扩展性得到了大量理论和工程的验证(对于规模为  $N$  个节点的网络,文献[18]模型的待优化参数为  $N \times D$ ,而基于图神经网络模型的待优化参数不随网络规模  $N$  变化,只与隐藏层神经元个数有关,适用于大规模复杂网络数据);3) 融合图神经网络模型具有更好的可解释性,文献[18]模型的机制建模部分具有一定的可解释性,但是网络嵌入部分的节点属性变量可解释性有限;4) 图神经网络模型强化了整体模型的有效性,能够更好地建模复杂网络系统,解构大米贸易网络信息。

### 1.4 模型选择

在贸易决策模型中,嵌入空间维度参数  $D$  直接关系到决策函数中决策变量的数量,及经济体贸易属性变量中收益和成本相关的属性维度。为了选择最合适的属性维度,基于参考文献<sup>[18]</sup>的计算和分析,选择了不同的嵌入维度  $D = 6, 7, 8$  以及对应的收益属性维度  $D_b$ 。模型训练和优化以更准确地重构原始贸易网络为目标,即最小化损失函数值  $\mathcal{L}$ 。在不同嵌入维度  $D$  和收益维度  $D_b$  的情况下,基于 Adam 梯度下降算法迭代更新可学习参数,得到最小化的损失值  $\mathcal{L}$ ,如图 5 所示。



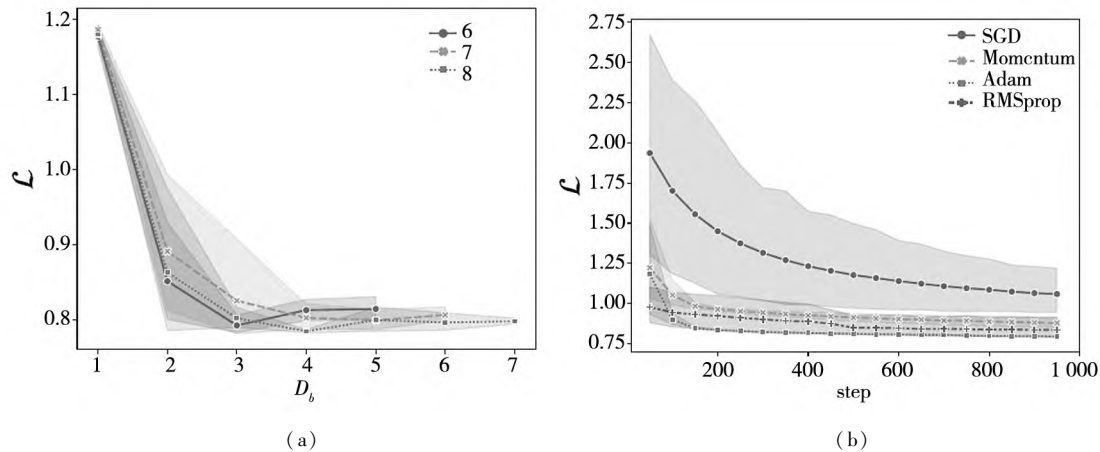


图 5 超参数确定. (a) 在不同嵌入空间维数  $D$  情况下, 目标函数  $\mathcal{L}$  与  $D_b$  关系. (b) 嵌入空间维数  $D = 8$  情况下, 不同优化算法结果  
Fig. 5 Determination of hyper-parameters. (a) The relationship between the value  $\mathcal{L}$  and the benefit endowment dimension  $D_b$  under different embedded dimensions  $D$ . (b) Results of different optimization algorithms, with embedding dimension  $D = 8$ .

图 5 左图的横坐标表示收益维度大小  $D_b$ , 纵坐标表示最优化后损失函数值  $\mathcal{L}$ . 每条折线代表一个空间维度  $D$  在不同的收益属性维度  $D_b$  情况下最优化目标函数值  $\mathcal{L}$ . 机器学习计算平台提供了很多优化器, 其中以随机梯度下降算法 (SGD) 最为出名, 加入动量因子改进后发展出了 Momentum SGD 以及 Nesterov Momentum SGD. 为了使得学习率能够随着梯度变化而自适应调节, 在 SGD 基础上进行改进, 得到了自适应梯度下降 (Adagrad) 算法. 随后 RMSprop 梯度下降算法和 Adadelta 梯度下降算法也取得了非常好的效果. 后来 Adam 梯度下降算法融合了前面算法的精髓, 成为了机器学习领域中较常用的算法. 本模型超参数较多, 如学习率、嵌入维度、优化器等, 涉及到的计算量很大, 因此选择了融合了诸多先进优化算法的 Adam 算法作为优化器, 并选择不同嵌入维度下最优的  $D_b$ . 目标函数值  $\mathcal{L}$  越小, 说明模型拟合越好, 对应的收益属性维度  $D_b$  越合适, 将  $\mathcal{L}$  最小值对应的  $D_b$  记做最优收益属性维度  $D_b^*$ . 从图 5(a) 可以看出, 收益属性的维度  $D_b^*$  要比成本属性的维度  $D - D_b^*$  高. 因此后续分析中, 分析了大米贸易网络嵌入维度为  $D = 8, 7, 6$  时最优收益维度分别为  $D_b^* = 4, 5, 3$  的情况. 因为机器学习面对的问题具有多样性, 并非所有的优化问题使用 Adam 算法的效果都是最好的, 在本研究中 Adam 算法速度快, 优化效果较好, 在选择最优

嵌入维度  $D$  时需要大量的计算, 因此图 5(a) 使用 Adam 算法进行优化. 图 5(a) 确定了最优嵌入维度  $D$  和  $D_b$  后, 图 5(b) 用 SGD、Momentum、RMSprop 和 Adam 进行了对比分析, 发现 Adam 具有相对最佳的优化效果. 在最优收益属性维度  $D_b^*$  附近, Adam 和 RMSprop 优化结果较为接近. 后文将基于图 5(a) 中确定的最优收益属性维度  $D_b^*$ , 用 Adam 算法对不同嵌入维度情况进行参数学习和优化.

### 1.5 模型校验

为了检验模型有效性, 对比智能模型重构的大米贸易网络中经济体贸易伙伴数量和原始贸易网络中贸易伙伴数量之间的关系, 如图 6 所示. 大米贸易网络模型中, 经济体  $i$  的贸易伙伴数量可以用节点度指标进行刻画

$$\text{Degree}(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} \quad (10)$$

其中  $a_{ij} = 1$  表示经济体  $i$  和经济体  $j$  之间存在贸易关系.

图 6(a - c) 从左至右依次为 2019 年国际大米贸易网络在嵌入维度  $D = 8, 7, 6$  时智能模型重构的贸易网络与原始网络经济体贸易伙伴数量比较情况. 横坐标为原始网络的经济体网络度, 纵坐标对应重构网络的网络度. 图中节点度都归一化到 0 ~ 1 之间. 图中每一个点对应一个经济体. 图 6(d, e, f) 分别给出了重构网络和原始网络中



经济体的网络度之间的皮尔森相关系数、斯皮尔曼等级相关系数和 Kendall 相关系数, 在重构网络和原始网络中经济体的网络度具有强相关性, Kendall 等级相关系数平均值在 0.85 附近, 皮尔森相关系数和斯皮尔曼等级相关系数平均值大于

0.95. 总的来说, 重构网络和原始网络中经济体贸易伙伴数量都具有较高的相关性, 说明基于异质性个体学习到的禀赋向量能够有效表示经济体贸易决策的隐藏变量, 为政策模拟的有效性提供了保障.

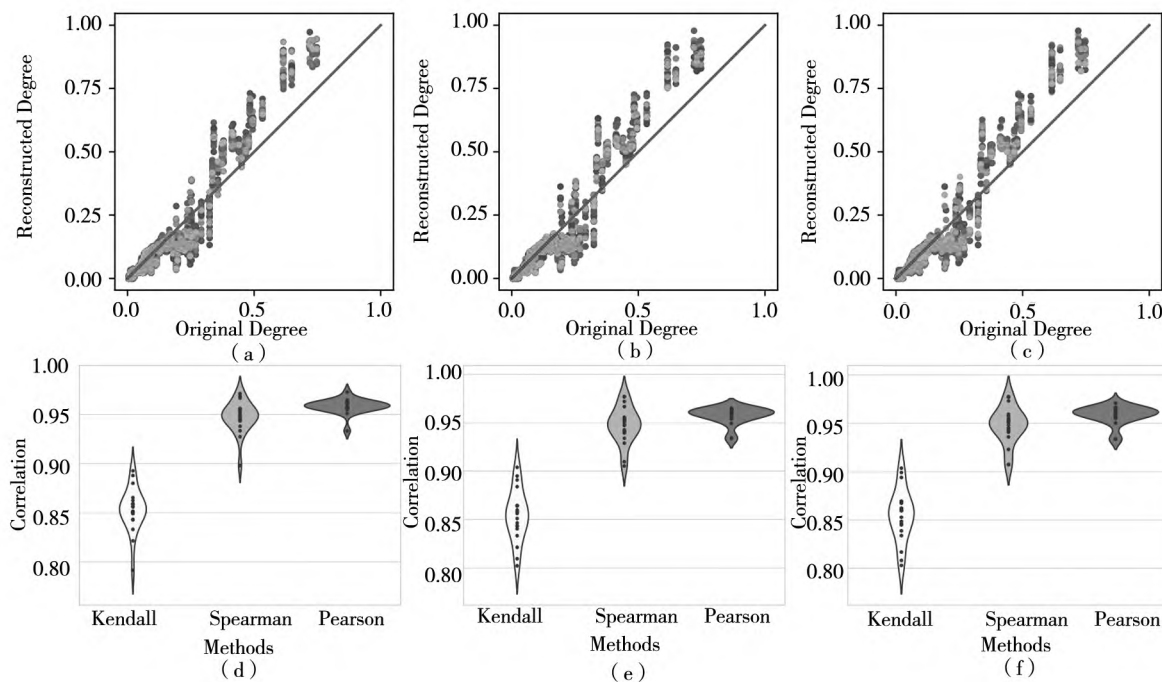


图6 (a - c) 重构网络与原始网络的节点度散点图. (d - f) 重构网络与原始网络的节点度相关系数分布情况

Fig. 6 (a - c) Scatter plots of node degrees of the reconstructed network and the original network. (d - f) Distributions of correlation coefficients between the degree of reconstructed network and the original network

### 1.6 模型稳健性

为了避免模型过拟合, 模型训练过程中针对不同嵌入维度都进行了随机参数初始化训练和结果分析, 验证模型的稳健性和敏感性. 模型设定了不同的随机化种子进行参数初始化, 训练得到 20 个智能模型具有一定的多样性. 本研究验证了嵌入空间维度  $D = 8$ 、最优收益维度  $D_b^* = 4$  时经济体禀赋值的分布情况, 嵌入维度  $D = 7$  和  $D = 6$  时得到的禀赋值分布结果非常相似. 在模型训练过程中对参数进行了标准化, 因此 20 个智能模型中的禀赋值分布较稳定, 这也在一定程度上说明了模型的稳健性. 在嵌入维度  $D$  取不同值时, 经济体禀赋值分布情况具有类似的特征分布, 进一步验证了模型的稳定性.

图6 (a, b, c) 表明, 在不同嵌入维度下模型都能够很好地重构大米贸易网络结构, 说明模型

在不同的嵌入维度下都具有较好的效果. 相应地, 图6 (d, e, f) 表明重构网络和原始网络中经济体的贸易伙伴数量都具有较高的相关性, 进一步说明了模型超参数嵌入维度对结果分析影响较小, 模型模拟结果具有稳健性.

## 2 国际大米贸易网络脆弱性分析

### 2.1 政策模拟和脆弱性度量

通过模型构建、模型训练、模型校验和稳健性分析, 可以发现, 学习到的经济体大米贸易决策模型具有较高的可靠性, 因此基于经济体禀赋属性进行政策模拟具有可行性和有效性. 在模型应用方面, 结合计算实验中“情景 - 应对”的思想<sup>[37]</sup>, 通过对模型参数进行调整设定, 模拟现实贸易系统的政策变化或突发事件冲击. 与经典 ABM 模型

不同之处在于,经济体的属性向量和参数都是通过图神经网络算法学习得到,而非人为设定.同时对大米贸易网络学习得到的 20 个智能模型进行数值模拟,分析在新的贸易环境下经济体贸易关系变化情况.

贸易关系的变化分成两种情况,第一种为增加潜在的贸易关系,对应国际贸易环境良好情况.第二种为减少已经存在的贸易关系,对应国际大米贸易环境较差的情况.在本模型框架下,增加和减少贸易关系都依赖于计算所有经济体之间贸易关系的效用增量  $\Delta u_i(j)$ ,从而确定贸易关系变化情况.经济体  $i$  和经济体  $j$  之间的效用增量表示为  $\Delta_{ij} = \min(\Delta u_i(j), \Delta u_j(i))$ .

本研究基于效用增量  $\Delta_{ij}$  模拟大米贸易网络中贸易关系的增加和减少情况.为了简化问题,假定在模型框架下,效用增量  $\Delta_{ij}$  数值越大,则经济体  $i$  和经济体  $j$  之间的贸易关系越可能存在;效用增量  $\Delta_{ij}$  数值越小,则经济体  $i$  和经济体  $j$  之间的贸易关系越不可能存在.首先统计分析大米贸易网络,得到经济体的度,记作  $\text{Degree}(i)$ ,以衡量与经济体  $i$  进行大米贸易的经济体数量.贸易网络的平均度能够衡量全球大米贸易网络的繁荣程度,平均度越大说明边密度越大,贸易关系越多,贸易活动越频繁.命参数  $\alpha$  为贸易关系增加或减少的比例.当  $\alpha > 0$  时,计算潜在的所有网络连边的效用增量  $\Delta_{ij}$ ,选择  $\Delta_{ij}$  最大的  $\alpha N_{\text{edges}}$  条贸易关系加入原始贸易网络之中,其中  $N_{\text{edges}}$  为原始网络的贸易关系数量.当  $\alpha < 0$  时,计算原始贸易网络中存在的所有网络连边的效用增量  $\Delta_{ij}$ ,删除  $\Delta_{ij}$  最小的  $|\alpha| N_{\text{edges}}$  条边.当  $\alpha = -0.25, -0.2, \dots, 0.2, 0.25$  时,基于学习到的模型参数分别进行模拟,统计分析新的网络中经济体贸易伙伴数量,及经济体  $i$  的度记作  $\text{Degree}^\alpha(i)$ .一般来说可以采用贸易网络边密度或平均度作为贸易繁荣程度的度量.平均度定义为网络边数量  $m$  除以节点数量  $N$ ,即  $2m/N$ .边密度定义为  $2m/(N(N-1))$ .对于给定的网络节点数量  $N$ ,当网络规模相同时,无权网络中平均度和边密度存在正比关系.本研究选择平均度衡量大米贸易网络繁荣程度具有合

理性.

在新的贸易环境下,经济体之间贸易关系发生了变化,为了衡量贸易环境变化或者政策变化对贸易网络结构的影响程度,需要定义一个网络脆弱性指标.在贸易摩擦和贸易冲击下,贸易合作伙伴数量的变化能够衡量经济体的贸易脆弱性.当变化量很大时,脆弱性比较大.因此本研究定义了经济体  $i$  的贸易脆弱性指标<sup>[38]</sup>

$$V_{\text{Degree}}(i) = \frac{\text{Degree}^\alpha(i)}{\text{Degree}(i)} - 1 \quad (11)$$

其中  $\text{Degree}(i)$  表示当  $\alpha = 0$  时经济体  $i$  的网络度.  $V_{\text{Degree}}(i)$  越接近 0,说明网络结构变化越小,其脆弱性越小,风险也越小;  $V_{\text{Degree}}(i)$  越远离 0,说明网络结构变化越大,其脆弱性越大,风险也越大.面对复杂多变的贸易网络,经济体网络度数变化指标虽然不能完全反应经济体脆弱性,但是网络度作为复杂网络分析中最重要的特征属性,直接影响了网络中节点的影响力和网络动力学特征.本研究旨在提供一个融合图神经网络模型和计算实验的模型框架,并通过对大米贸易网络脆弱性进行分析,验证模型的可靠性和有效性;在实际拓展和运用过程中,可以基于应用场景和实际问题背景,构建能够反映所研究问题的统计量,通过本模型考察统计量在特定情境下演化规律,分析和解决对应的实际问题.

## 2.2 六大洲大米贸易脆弱性

在国际大米贸易网络中,将一个大洲内所有经济体的脆弱性指标进行平均,可以得到该大洲的贸易脆弱性  $V_{\text{Degree}}$ .图 7 给出了贸易关系变化比例  $\alpha$  对网络结构的影响程度.贸易关系增加对应良好的贸易环境,如结束贸易战、解除贸易壁垒、降低贸易关税等情况,此时  $\alpha > 0$ .大米贸易网络中经济体数量变化较小,经济体网络平均度能够衡量全球大米贸易网络的繁荣程度,网络平均度越大说明边密度越大,平均贸易关系越多,贸易活动越多.贸易关系减少对应着爆发贸易战、设置贸易壁垒、增加贸易关税等情况,此时  $\alpha < 0$ .图中每一条线对应一个大洲的脆弱性变化情况,阴影宽度为 20 个模型模拟结果的 95%

置信区间。

图7从左至右依次对应嵌入维度为  $D = 8$ 、 $D = 7$  和  $D = 6$  的情况。图7(a, b, c) 给出了在贸易减少的情况下, 六大洲中经济体平均脆弱性指标变化情况。随着贸易关系减少, 平均贸易伙伴数量减少,  $V_{\text{Degree}} < 0$ , 贸易关系减少的程度越大, 贸易网络中贸易关系越稀疏,  $V_{\text{Degree}}$  越来越小。图7(d, e, f) 给出了贸易关系增加的情况, 平均贸易伙伴数量增加,  $V_{\text{Degree}} > 0$ , 贸易网络贸易关系越繁荣,  $V_{\text{Degree}}$  越来越大。在相同的贸易关系变化程度下, 六大洲之间脆弱性具有一定差异。根据贸易脆弱性的相似度, 六大洲可分成三类, 亚洲和欧洲、北美洲和南美洲、非洲和大洋洲分别具有类似的脆弱性。当贸易关系减少时, 北美洲和

南美洲受到冲击最大, 其次为大洋洲和非洲, 欧洲和亚洲受到的冲击最小。当贸易关系增加时, 亚洲和欧洲所受影响最大, 其次为大洋洲、非洲, 受影响最小的是北美洲和南美洲。因此, 当大米贸易环境变差时, 北美洲和南美洲受到冲击最大; 当大米贸易环境变好时, 亚洲和欧洲贸易关系增加较大。由此可见, 亚洲和欧洲具有较小的大米贸易脆弱性。图2中非洲的大米进出口贸易不均衡, 较多非洲国家依赖于进口大米解决国内粮食短缺。因此非洲国家虽然贸易脆弱性不是最大, 但大米贸易对非洲人的生活影响可能是最大的。当嵌入维度为  $D = 8$ 、 $D = 7$  和  $D = 6$  时, 上述结果是一致的, 表明模型模拟结果具有稳健性。

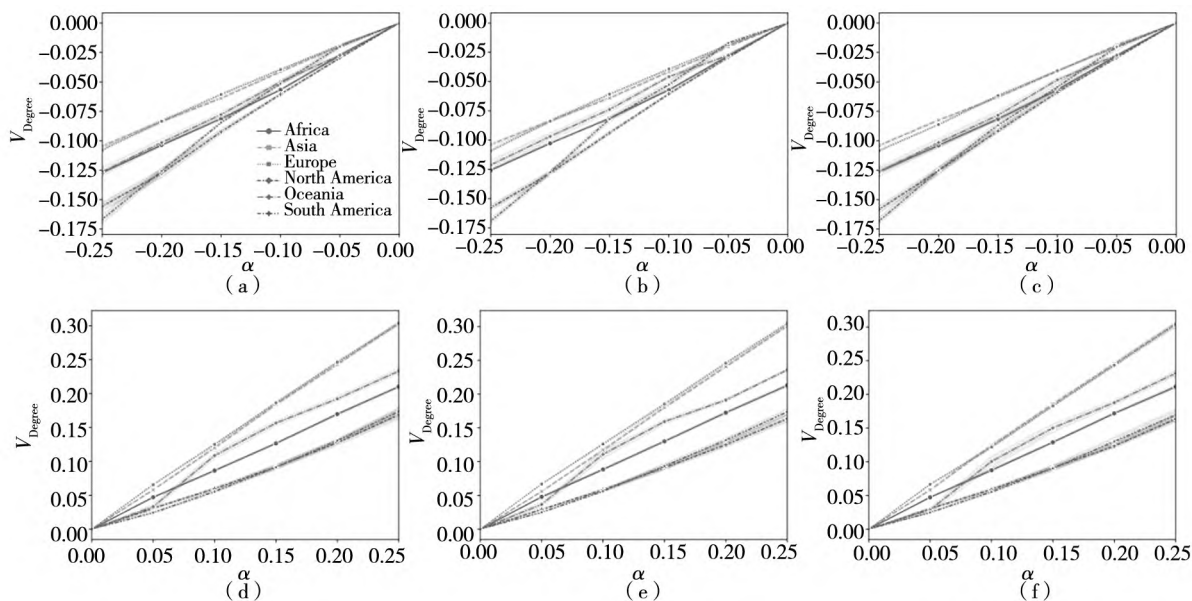


图7 贸易关系变化比例  $\alpha$  影响下, 六大洲经济体脆弱性分析。从左至右分别对应嵌入维度  $D = 8, 7, 6$

Fig. 7 Vulnerability analysis of economies in six continents under the influence of trade factor  $\alpha$ . From left to right correspond to the case of the embedded dimension  $D = 8, 7, 6$

### 2.3 经济体大米贸易脆弱性

为了评估在贸易关系变化下经济体大米贸易脆弱性, 需要对单个经济体贸易脆弱性进行分析。基于参考文献<sup>[18]</sup>中贸易影响力和排他性定义, 本研究识别出排他性较小且贸易影响力最大的六个经济体: 泰国、印度、中国大陆、美国、巴基斯坦和意大利。图8给出了泰国、印度、中国大陆、美国、巴基斯坦和意大利六个主要经济体的脆弱性分析结果。图8(a, b, c) 和图8(d, e, f) 分别给出了

贸易关系增加和减少时六个主要经济体大米贸易的平均脆弱性指标变化情况。图中每一条线对应一个经济体脆弱性变化情况, 阴影宽度为20个模型模拟结果的95%置信区间。当全球贸易关系减少时, 中国大陆、美国和意大利的贸易关系减少较小, 印度减少较大。当贸易关系增加时, 巴基斯坦和印度受影响较小, 中国大陆受影响较大。

对比贸易关系增加和减少两种情况, 发现增加贸易关系对主要经济体影响较大。当贸易关系

增加时, 设定  $\alpha = 0.25$ ,  $V_{\text{Degree}}$  在 0.30 附近, 说明贸易关系增加近 30%; 当减少贸易关系时, 设定  $\alpha = -0.25$ ,  $V_{\text{Degree}}$  在 -0.10 附近, 说明贸易关系只减少了近 10%, 主要大米贸易经济体的影响小于贸易关系增加情况。

为了分析模型模拟结果的稳健性, 本研究也

对嵌入维度为  $D = 7$  和  $D = 6$  情况进行模拟和分析, 其结果与  $D = 8$  时结果类似, 说明模型模拟结果具有稳健性. 模型模拟贸易关系变化得到的经济体脆弱性指标可以作为风险预警指标, 可以对全球大米贸易网络中经济体脆弱性较大的经济体发出预警信号, 做好风险防控。

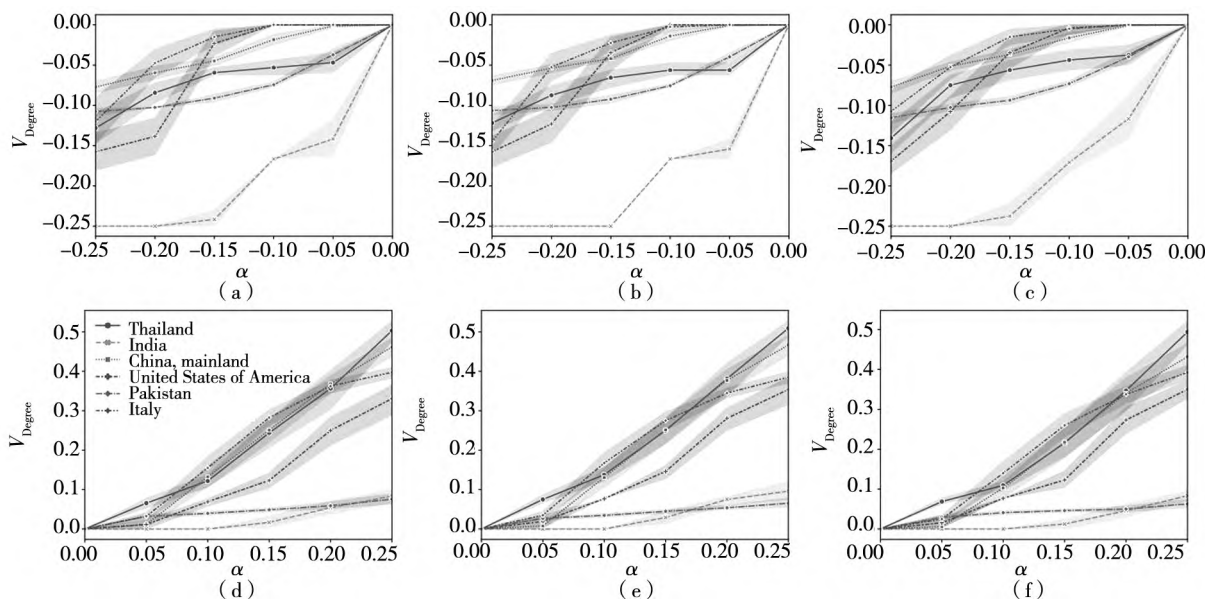


图 8 贸易关系变化比例  $\alpha$  影响下, 六个主要经济体平均网络脆弱性

Fig. 8 Vulnerability analysis of six major economies under the influence of trade factor  $\alpha$

本研究只进行了大米贸易网络整体贸易关系变化情况下各个大洲和部分主要粮食经济体的脆弱性分析. 在后续研究中, 可以针对不同的模拟环境, 进行更加细致的参数调整, 比如出现两国之间贸易冲突时, 模型可以单独调整两国之间成本参数, 其他贸易成本参数保持不变, 可更具针对性地模拟和分析两国之间贸易脆弱性. 后续工作中, 将深入分析属性矩阵  $E$  和权重系数  $b$ 、 $c$  的经济学含义, 可以用  $c$  模拟不同市场贸易摩擦情况, 通过模拟大米贸易网络中贸易关系演化, 进而发掘大米贸易网络演化特征和风险. 国际大米贸易中贸易摩擦不仅会对经济体成本权重产生影响, 也会对收益权重产生影响. 在基于经济体禀赋属性的适应性决策模型中, 成本重要性参数  $c$  可以用来刻画贸易关系中贸易成本大小, 如农业自然灾害、新冠疫情、贸易战、经济危机、贸易壁垒、贸易关税等事件, 这些情景可以通过调节贸易成本  $c$  实现. 本模型的关键贡献是测度、识别和预警经济体贸

易脆弱性, 而深入解释经济体贸易脆弱性的原因较为困难。

### 3 结束语

粮食安全关乎国计民生, 是国家安全的重要基础. 国际大米贸易的重要性和脆弱性使大米贸易需要朝着多元高效的方向发展. 本研究基于 FAO 大米贸易统计数据库中 2019 年全球大米贸易数据, 构建了无向无权国际大米贸易网络, 通过构建异质性经济体贸易决策模型, 运用机器学习算法学习大米贸易网络中经济体禀赋向量. 在相同模型设定和不同初始化参数的情况下, 同时训练了 20 个智能模型, 构建了 20 个虚拟的平行模拟空间, 在 20 个嵌入空间中进行数值模拟并分析了大米贸易网络中经济体贸易脆弱性. 本研究主要贡献包括以下几点: 1) 借鉴了比较优势理论和要素禀赋理论思想, 运用效用函数理论构建了异

质性经济体间大米贸易策略模型。2) 基于机器学习中网络表示学习和优化方法, 直接对大米贸易环境下异质性经济体进行表示学习。3) 结合特定贸易场景和 ABM 模型进行数值模拟, 分析了异质性经济体贸易脆弱性, 为各经济体贸易合作策略制定和大米贸易风险预警提供建议。

本研究框架是一个机制世界(效用理论)和数据驱动世界(机器学习)的链接体, 能更有效地建模复杂系统特征和演化规律。一般情况下, 将统计模型或者数据驱动模型称作弱机制模型。图神经网络模型整合图数据信息, 运用图机器学习方法将图属性信息和拓扑结构信息作为先验知识, 集成到图数据分析、图决策问题建模流程中, 并融合强机制模型(科学理论), 以此实现对复杂现实世界系统的模拟。因此, 为了进一步强化本模型框架的普适性, 引入了人工智能和图机器学习领域前沿的图神经网络模型, 作为学习模块, 构建经济体特征属性向量。本研究提供了一个融合复杂网络、机器学习、效用理论和数值模拟的分析框架, 能够有效地表征复杂系统中异质性经济体之间的交互机制和演化规律。本研究框架具有很好的通用性, 在不同的网络中都可以进行运用和拓展, 能够深入分析复杂系统的演化, 进行更贴近现实的政策模拟, 提出防控系统性风险方法和有效的应对策略, 具有一定的实用价值。

本研究创新之处在于考虑经济体属性和贸易网络结构等多重因素, 构建多主体计算实验模型, 且主体参数可通过图神经网络和优化算法从网络数据中学习得到。假设贸易网络受到多重因素影响, 且影响因素信息已蕴含在贸易网络结构之中, 运用类似于逆向工程的操作, 通过引入图神经网络从网络结构数据中学习经济体的禀赋属性表示, 重现个体决策过程, 对贸易网络关系进行预测, 对网络演化进行数值模拟, 量化网络演化指标, 如经济体脆弱性等。在宏观层面, 模型能够模拟全球宏观经济政策对贸易关系的影响和系统性风险的度量; 在中观层面, 模型可以模拟分析不同大洲经济体或国际组织的贸易演化和进出口贸易脆弱性; 在微观层面, 模型能够通过调节个体贸易

参数, 进行针对个体经济体的贸易演化模拟, 并分析不同贸易环境下, 经济体脆弱性和粮食风险程度, 对粮食风险进行预警。

在大数据和人工智能时代, 复杂网络有助于深刻理解社会经济现象, 量化社会经济危机和粮食危机, 同时预警危机并进行有效的防控。在此过程中, 如何精确、细致地刻画复杂系统中个体之间的网络关系及其形成和演化特征, 如何重现网络全局结构的演化机理, 一直是备受关注的问题。通过图机器学习方法量化贸易网络形成过程和演化机理, 具有重大理论意义和应用价值。

本模型融合机器学习的优化方法, 需要克服机器学习中黑箱问题, 研究具有可解释性的网络形成和演化机理模型。面对复杂多变的国际环境, 自然灾害、局部战争、气候变化等都会影响粮食安全和社会稳定, 需要构建更加贴合实际的数值模拟平台, 进行更加细致的数值模拟。融合大数据和图神经网络方法, 通过图或网络数据进行网络形成和演化机制的学习, 挖掘复杂系统中网络结构和属性, 构建复杂网络中异质性个体决策模型。本模型的通用性得益于三点: 首先, 输入数据的通用性, 网络数据在现实世界中极其普遍; 其次, 图神经网络模型具有较好的普适性、扩展性和有效性; 最后, 经济体行为建模、模拟指标构建都可以基于现实环境进行调整, 可应用于不同领域的复杂网络分析。

本模型不仅能模拟网络关系脆弱性, 还可以设计不同网络特征指标, 调整对应模型参数, 模拟相应的网络演化动力学过程。在效用函数设计过程中, 可以根据问题背景和个体行为特征, 结合个体行为偏好, 如相似性、异质性、互补性等偏好因素, 将行为偏好建模到个体的效用函数中, 使得模型更具普适性和合理性。然而, 本研究针对经济体脆弱性表现、分析及建议等部分的解释存在不足。针对这些不足, 后续工作将从几方面进行模型改进: 针对有向网络、加权网络进行学习, 能够识别更多类型网络, 拓展模型运用范围, 提高模型精度和适用性。融合图神经网络思路, 结合网络节点属性, 学习节点表征, 进而更加贴合实际地模拟现实

复杂系统演化<sup>[39]</sup>. 本研究提供的模型框架能够为 ABM 模型和复杂系统建模提供新视角.

### 参 考 文 献:

- [1] Godfray H C J, Beddington J R, Crute I R, et al. Food security: The challenge of feeding 9 billion people[J]. Science, 2010, 327(5967): 812–818.
- [2] Suweis S, Carr J A, Maritan A, et al. Resilience and reactivity of global food security[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2015, 112(22): 6902–6907.
- [3] Wellesley L, Preston F, Lehne J, et al. Chokepoints in global food trade: Assessing the risk[J]. Research in Transportation Business and Management, 2017, 25: 15–28.
- [4] Golding P, Kapadia S, Naylor S, et al. Framework for minimising the impact of regional shocks on global food security using multi-objective ant colony optimisation[J]. Environmental Modelling & Software, 2017, 95: 303–319.
- [5] 盛昭瀚. 管理: 从系统性到复杂性[J]. 管理科学学报, 2019, 22(3): 2–14.  
Sheng Zhaohan. Management: From systematism to complexity[J]. Journal of Management Sciences in China, 2019, 22(3): 2–14. (in Chinese)
- [6] D’Odorico P, Carr J A, Laio F, et al. Feeding humanity through global food trade[J]. Earth Future, 2014, 2(9): 458–469.
- [7] Wu F, Guclu H. Global maize trade and food security: Implications from a social network model[J]. Risk Analysis, 2013, 33(12): 2168–2178.
- [8] Serrano R, Acero I, Fernandez-Olmos M. Networks and export performance of agri-food firms: New evidence linking micro and macro determinants[J]. Agricultural Economics-Zemledska Ekonomika, 2016, 62(10): 459–470.
- [9] Sartori M, Schiavo S. Connected we stand: A network perspective on trade and global food security[J]. Food Policy, 2015, 57: 114–127.
- [10] Godber O F, Wall R. Livestock and food security: Vulnerability to population growth and climate change[J]. Global Change Biology, 2014, 20(10): 3092–3102.
- [11] Carr J A, D’Odorico P, Suweis S, et al. What commodities and countries impact inequality in the global food system? [J]. Environmental Research Letters, 2016, 11(9): 095013.
- [12] Van Mil H G J, Foegeding E A, Windhab E J, et al. A complex system approach to address world challenges in food and agriculture[J]. Trends in Food Science & Technology, 2014, 40(1): 20–32.
- [13] Olper A, Raimondi V. Explaining national order effects in the QUAD food trade[J]. Journal of Agricultural Economics, 2010, 59(3): 436–462.
- [14] Silver D, Huang A, Maddison C J, et al. Mastering the game of go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587): 484–489.
- [15] Silver D, Hubert T, Schrittwieser J, et al. A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and go through self-play[J]. Science, 2018, 362(6419): 1140–1144.
- [16] Zeng Y Y, Liu J Q, Sun K, et al. Machine learning based system performance prediction model for reactor control[J]. Annals of Nuclear Energy, 2018, 113: 270–278.
- [17] Kleinberg J, Ludwig J, Mullainathan S, et al. Prediction policy problems[J]. American Economic Review, 2015, 105: 491–495.
- [18] Yuan Y, Alabdulkareem A, Pentland A. An interpretable approach for social network formation among heterogeneous agents [J]. Nature Communications, 2018, 9: 4704.
- [19] Athey S. Beyond prediction: Using big data for policy problems[J]. Science, 2017, 355: 483–485.
- [20] Varian H R. Big data: New tricks for econometrics[J]. Journal of Economic Perspectives, 2014, 28: 3–28.

- [21] Athey S. The impact of machine learning on economics[J]. NBER Working Paper, 2018.
- [22] Jasny B R, Stone R. Prediction and its limits[J]. Science, 2017, 355: 468–469.
- [23] Athey S, Imbens G W. Machine learning methods that economists should know about[J]. Annual Review of Economics, 2019, 11: 685–725.
- [24] 蒋茂荣, 孔亦舒, 夏炎, 等. 中美贸易摩擦对中国短期综合影响: 基于投入占用产出局部闭模型的研究[J]. 中国管理科学, 2020, 28(2): 58–68.
- Jiang Maorong, Kong Yishu, Xia Yan, et al. The short-term comprehensive impact of Sino-US trade frictions on China: A study based on partially closed input-occupancy-output model[J]. Chinese Journal of Management Science, 2020, 28(2): 58–68. (in Chinese)
- [25] 王兴棠, 李杰. 中间品贸易视角下的国际研发合作行为研究[J]. 管理科学学报, 2020, 23(9): 61–75.
- Wang Xingtang, Li Jie. Research on international R&D cooperation: A perspective based on intermediate inputs trade[J]. Journal of Management Sciences in China, 2020, 23(9): 61–75. (in Chinese)
- [26] Lazer D, Pentland A, Adamic L, et al. Social science: Computational social science[J]. Science, 2009, 323: 721–723.
- [27] 洪永淼, 汪寿阳. 大数据、机器学习与统计学: 挑战与机遇[J]. 计量经济学报, 2021, 1(1): 17–35.
- Hong Yongmiao, Wang Shouyang. Big data, machine learning and statistics: Challenges and opportunities[J]. China Journal of Econometrics, 2021, 1(1): 17–35. (in Chinese)
- [28] Talhelm T, Zhang X, Oishi S, et al. Large-scale psychological differences within China explained by rice versus wheat agriculture[J]. Science, 2014, 344 (6184): 603–608.
- [29] Fan S, Brzeska J. Feeding more people on an increasingly fragile planet: China's food and nutrition security in a national and global context[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2014, 13(6): 1193–1205.
- [30] Haldane A G, May R M. Systemic risk in banking ecosystems[J]. Nature, 2011, 469: 351–355.
- [31] Papadopoulos F, Kitsak M, Serrano M A, et al. Popularity versus similarity in growing networks[J]. Nature, 2012, 489 (7417): 537–540.
- [32] Xie W J, Li M X, Jiang Z Q, et al. Skill complementarity enhances heterophily in collaboration networks[J]. Scientific Reports, 2016, 6(1): 18727.
- [33] Gutierrez-Moya E, Adenso-Diaz B, Lozano S. Analysis and vulnerability of the international wheat trade network[J]. Food Security, 2021, 13(1): 113–128.
- [34] Garre A, Fernandez P S, Brereton P, et al. The use of trade data to predict the source and spread of food safety outbreaks: An innovative mathematical modelling approach[J]. Food Research International, 2019, 123: 712–721.
- [35] Upton J B, Cisse J D, Barrett C B. Food security as resilience: Reconciling definition and measurement[J]. Agricultural Economics, 2016, 47: 135–147.
- [36] Puma M J, Bose S, Chon S Y, et al. Assessing the evolving fragility of the global food system[J]. Environmental Research Letters, 2015, 10 (2): 024007.
- [37] 张维, 武自强, 张永杰, 等. 基于复杂金融系统视角的计算实验金融: 进展与展望[J]. 管理科学学报, 2013, 16(6): 85–94.
- Zhang Wei, Wu Ziqiang, Zhang Yongjie, et al. Agent-based computational finance on complex financial system perspective: Progress and prospects[J]. Journal of Management Sciences in China, 2013, 16(6): 85–94. (in Chinese)
- [38] Dall'Asta L, Barrat A, Barthélemy M, et al. Vulnerability of weighted networks[J]. Journal of Statistical Mechanics, 2006, 25(4): 04006.
- [39] 余艳, 张文, 熊飞宇, 等. 融合知识图谱与神经网络赋能数智化管理决策[J]. 管理科学学报, 2023, 26(5): 231–247.
- Yu Yan, Zhang Wen, Xiong Feiyu, et al. Fusion of knowledge graph and neural network to empower data-intelligence for management decisions[J]. Journal of Management Sciences in China, 2023, 26(5): 231–247. (in Chinese)



## Intelligent modeling and vulnerabilities of the international rice trade network

*XIE Wen-jie*<sup>1</sup>, *ZHANG Yin-ting*<sup>1, 2</sup>, *GAO Xing-lu*<sup>1</sup>, *ZHOU Wei-xing*<sup>1\*</sup>

1. School of Business, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China;

2. School of Economics and Management, East China Normal University, Shanghai 200062, China

**Abstract:** The country is built on the people, and the people regard food as their heaven. Food security is the foundation for the healthy and stable development of human society. Natural disasters, local wars, climate change, and other events have affected China's food security and social life. Food security is one of the cornerstones of global economic and social development. The structural robustness of the international rice trade network plays an important role in the global economy. The graph neural network algorithm and utility function theory are integrated for learning a trade decision-making model which contains the benefit endowments and cost endowment of economies in international trades. How to address changes in the international rice environment and the impact of international emergencies is a question of important research value. By integrating graph neural networks, utility theory, and other methods, heterogeneous individual characteristic representations are learned from international rice trade network data, and the network formation and evolution mechanism are revealed in complex systems. Then, the evolution of complex networks is simulated at the macro and micro levels to study the international rice trade networks in depth. Precise and controllable trade strategies, considering the impact of the trade war and COVID-19, are proposed. In the international rice trade network, Asia and Europe, North America and South America, and Africa and Oceania are three groups with similar vulnerabilities. As trade relations increase, India and Pakistan are less affected. The rice trade of the mainland in China is more affected. The model framework in this paper is highly scalable and transferable. The main innovation of the model framework is to connect the two research paradigms of data-driven and mechanism modelling. It is a general model framework that can be applied to different complex systems and complex networks across different fields.

**Key words:** international rice trade network; machine learning; policy simulation; network vulnerability; computational experiments