

# 大数据与人工智能时代本科计量经济学教学内容优化与创新

奚宁

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2024年10月25日; 录用日期: 2024年11月20日; 发布日期: 2024年11月27日

## 摘要

在大数据与人工智能时代, 传统的计量经济学教学面临着新的挑战与机遇。本文通过分析数据类型的变化和经济学研究范式的转变, 指出了传统计量经济学教学内容的局限性。针对这些局限性, 提出了优化计量经济学教学内容的五项改革建议, 包括引入数据科学基础、融入机器学习方法、强化实践教学内容、平衡理论与应用以及推动模块化课程设计。这些改革旨在提升学生的数据处理能力、编程技能、批判性思维、跨学科应用能力以及团队合作能力。教学内容的优化不仅能够帮助学生适应现代经济研究的需求, 还将为其未来的职业发展奠定坚实的基础。

## 关键词

计量经济学, 教学内容改革, 大数据, 人工智能, 跨学科整合

# Optimization and Innovation of Undergraduate Econometrics Teaching Content in the Era of Big Data and Artificial Intelligence

Ning Xi

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Oct. 25<sup>th</sup>, 2024; accepted: Nov. 20<sup>th</sup>, 2024; published: Nov. 27<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

In the era of big data and artificial intelligence, traditional econometrics teaching faces new challenges

and opportunities. In this paper, by analyzing the changes in data types and the shift in economic research paradigms, the limitations of traditional econometrics teaching content have been identified. To address these limitations, five reform suggestions for optimizing econometrics teaching content have been proposed: introducing data science fundamentals, incorporating machine learning methods, enhancing practical teaching content, balancing theory and application, and promoting modular course design. These reforms aim to improve students' data processing capabilities, programming skills, critical thinking, interdisciplinary application abilities, and teamwork skills. The optimization of teaching content will not only help students adapt to the demands of modern economic research, but also lay a solid foundation for their future career development.

## Keywords

Econometrics, Teaching Content Reform, Big Data, Artificial Intelligence, Interdisciplinary Integration

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

步入 21 世纪第三个十年之际, 大数据与人工智能技术的飞速发展正在深刻重塑各个学科领域, 经济学也不例外[1]。作为经济学中至关重要的定量分析工具, 计量经济学正面临前所未有的机遇与挑战[2]。过去几十年里, 传统的计量经济学教学内容主要建立在小规模数据集和线性模型假设的基础之上, 这种方法为培养经济学人才发挥了积极作用, 推动了经济理论的发展和实证研究的进步[3]。然而, 随着数据环境的快速变化和计算能力的指数级提升, 这些传统教学内容的局限性日益凸显, 难以满足当前经济学研究和实践的需求[4]。

当前, 经济学研究正经历一场前所未有的数据革命[5]。各类新型数据源不断涌现, 如社交媒体平台、物联网设备等; 这些数据源产生的数据类型也更加丰富, 包括卫星图像、高频交易数据等。这些新的数据形式为经济学研究提供了丰富的信息和洞察[6]。与此同时, 实时数据流的分析需求与日俱增, 要求经济学家能够快速处理和解读动态变化的经济指标[7]。此外, 非结构化数据(如文本、图像和视频)的价值日益凸显, 为研究经济主体的行为和决策提供了新的视角[8]。在技术层面, 机器学习、深度学习等人工智能技术在经济学领域的应用方兴未艾, 为解决复杂经济问题提供了新的思路和方法, 如预测经济指标、识别因果关系、优化决策等[9]。这些变革不仅大大拓展了经济学研究的边界, 也对经济学人才的知识结构和技能要求提出了全新的挑战[10]。

面对这一形势, 本科计量经济学教学内容亟需优化与创新, 以适应新时代的需求。传统计量经济学教学内容中存在过于注重理论推导而忽视实际应用的倾向, 这一状况需要改变。然而, 在进行内容改革时, 也要警惕另一个极端: 过度强调技术而忽视经济学本质。如何在保持经济学基本理论和方法论基础的同时, 将数据科学和人工智能的新知识有机融入教学内容, 使学生能够运用现代数据分析工具解决实际经济问题, 成为当前计量经济学教学内容改革的关键问题。

基于此, 有必要深入探讨大数据与人工智能时代背景下本科计量经济学教学内容的优化路径和创新方向。首先, 本文系统分析当前计量经济学本科教学内容中存在的不足。其次, 提出具体的内容改革建议, 包括引入新的教学模块、调整教学重点等。这些建议着眼于通过教学内容的优化培养学生的数据素

养、编程能力、问题解决能力和创新思维，以及帮助学生建立跨学科的知识结构。通过这些探讨，旨在为优化计量经济学教学内容提供有益思路，推动计量经济学教育与时俱进。期望通过这些教学内容的改革，培养出既懂经济理论又精通数据分析，既有全局视野又具备专业技能的复合型人才，为经济学科的持续发展和创新贡献力量，并为解决复杂的现实经济问题提供有力支持。

## 2. 大数据与人工智能时代的特点

### 2.1. 数据类型的变化

在大数据与人工智能时代，数据类型和特征发生了前所未有的变化，这对经济学研究的方法论和分析工具提出了全新的要求。传统的经济学研究主要依赖于小规模、结构化的数据集，如政府统计数据、调查问卷和公司财报等。这些数据通常以表格形式存在，便于建模和分析。然而，随着信息技术的迅猛发展和数据来源的多元化，经济学家如今面临着更加复杂、海量且异构的数据环境。

#### 2.1.1. 数据规模的急剧增长是显著特征之一

大数据时代带来了数据量的爆炸式增长，体现在数据的广度和深度上。来自金融交易、社交媒体、物联网设备、电子商务平台等多元领域的高频数据，使得经济学家能够以前所未有的精细度研究个体行为和市场动态。例如，金融市场的高频交易数据可以用于分析投资者行为，社交媒体的数据可以反映消费者情绪和市场趋势。这种大规模数据为更精确和全面的经济分析提供了契机，但也对研究者提出了新的要求，即具备处理和分析海量数据的计算能力与技术工具。

#### 2.1.2. 数据类型从结构化扩展到非结构化

除了传统的结构化数据，非结构化数据如文本、图像、视频、音频以及地理空间信息等也成为重要的信息来源。这些非结构化数据能够提供更丰富的背景信息和情境数据，但处理起来更为复杂。例如，文本数据需要经过自然语言处理，图像和视频数据需要通过计算机视觉技术进行分析。处理这些非结构化数据不仅提升了数据处理的复杂性，还要求经济学家具备跨学科的知识和技能，能够将人工智能技术与经济学分析相结合。

#### 2.1.3. 高维数据与多样化数据来源的出现对传统方法提出了挑战

与传统数据相比，现代数据集的变量数量往往远超样本量，构成了高维数据问题，使得传统的回归分析和假设检验等计量经济学方法不再适用。为应对这一挑战，研究者需要采用新的方法，如稀疏建模、降维技术和机器学习算法等，以有效处理高维数据。此外，数据来源的多样化，如社交媒体、传感器、卫星遥感等，为经济学研究提供了更全面的视角，但也带来了数据整合和质量控制的挑战。不同来源的数据可能存在格式不一致、更新频率不同、质量参差不齐等问题，需谨慎处理以确保分析的准确性。

#### 2.1.4. 实时数据和动态数据的兴起为经济学研究开辟了新的维度

传统的经济学研究主要依赖静态或低频的数据集，如年度或季度的宏观经济指标，这些数据虽然能够描绘经济趋势的整体轮廓，但难以捕捉短期波动和微观层面的变化。如今，经济学家可以获取和处理更加实时和动态的数据，如金融市场的高频交易数据、社交媒体的实时信息流等，使得经济分析能够更好地反映当前的经济状况和趋势。这种实时数据的应用提升了经济预测的精度，但也要求更高的技术能力和更先进的分析方法，以应对数据的动态性和不稳定性。

### 2.2. 研究范式的转变

在大数据与人工智能时代，经济学研究范式正在经历深刻转变，传统的统计推断与现代数据驱动方

法逐渐融合，形成新的研究模式。此变化主要体现在以下三个方面。

### 2.2.1. 从因果推断到预测分析的转移

传统计量经济学期以因果关系识别为核心，通过严格的理论假设和小规模样本数据来验证经济理论。然而，这种方法面临外部有效性不足以及难以处理复杂系统的挑战。随着大数据和机器学习的兴起，预测分析逐渐成为研究重点。在海量数据环境下，机器学习模型通过复杂的非线性关系和高维数据分析，实现高精度预测，特别是在金融市场预测、宏观经济预测等领域展现出显著优势。这种转变并非削弱了因果推断的重要性，而是扩展了经济学的工具集，形成了因果推断与预测分析的结合。例如，一些研究者利用机器学习方法改进工具变量选择，或在高维数据中进行因果效应估计。然而，预测分析的崛起也带来了新的挑战，如在追求预测准确性的同时，保持模型的可解释性，处理模型中的潜在偏差，并将预测结果转化为可操作的政策建议。这些问题需要经济学家在新范式下深入思考和探索解决方案。

### 2.2.2. 统计模型与机器学习模型的融合成为新的趋势

传统计量经济学模型依赖较强的假设条件，如线性关系和正态分布，这些模型在理论上的严谨性使其长期占据经济学研究的主导地位。但在面对复杂经济现实时，其局限性日益显现。与之相对，机器学习模型能够更灵活地处理非线性、高维数据，通过自动化特征选择与参数调优提升模型的适用性和预测能力。例如，决策树和随机森林可捕捉变量间复杂的交互作用，神经网络擅长模拟非线性关系。近年来，研究者逐步融合统计模型与机器学习，将两者的优势结合起来应对复杂的经济问题。这种融合不仅提高了模型的预测准确性，还增强了经济学研究的实证基础。例如，在劳动经济学中，机器学习方法被用来估计个体异质性处理效应，为政策制定提供更精确的指导。在金融经济学领域，深度学习与传统时间序列模型的结合提升了市场风险预测的精度。尽管如此，这种融合也带来了平衡理论可解释性与模型复杂性的挑战。

### 2.2.3. 从理论驱动到数据驱动的转变愈发显著

传统经济学研究遵循“自上而下”的模式，研究者基于理论构建模型，再利用有限的数据进行验证。这种方法虽然在理论上严谨，但往往难以应对复杂的现实经济现象。随着数据资源和计算能力的迅速增长，“自下而上”的数据驱动模式逐渐兴起。在这种模式下，研究者通过大规模数据分析来发现经济规律，数据本身成为生成假设和构建模型的基础。数据驱动方法在多个领域得到广泛应用。例如，在劳动经济学中，研究者通过在线招聘数据分析劳动力市场动态；在发展经济学中，卫星图像和手机数据用于评估贫困和经济增长；在金融经济学中，高频交易数据揭示了市场微观结构。这种方法灵活性强，能够揭示更复杂的经济现象。然而，数据驱动方法也面临挑战，如缺乏明确的理论框架，可能导致过度拟合和解释性不足。此外，在数据分析中保持因果推断的严谨性仍然是重要问题。为此，学者们正尝试将数据驱动与理论驱动结合，提出“理论引导的数据分析”方法，以确保模型既具备理论深度，又能利用大数据的优势。

综上所述，大数据与人工智能时代的到来引发了经济学研究的深刻变革。数据规模的急剧扩张、非结构化数据的涌现及高维数据的复杂性为计量经济学带来了前所未有的挑战与机遇。研究重心逐渐从因果推断转向预测分析，数据驱动模式逐步取代传统的理论驱动方法。这些转变不仅拓展了经济学研究的工具箱和方法论，还推动了经济学家探索更为灵活、实证导向的研究路径，以应对现代经济问题的多元复杂性。关于这些变化的深入探讨，可参考洪永淼、汪寿阳的综述文章[11]。

## 3. 传统计量经济学教学内容的局限性

随着数据环境的变化和新技术的涌现，传统计量经济学教学内容虽然为经济学研究奠定了坚实基础，

但也逐渐显露出一些局限性，主要体现在以下五个方面。

### 3.1. 过度依赖小规模样本和线性模型

传统计量经济学的核心方法，如普通最小二乘法(OLS)、线性回归和经典假设检验，通常基于小规模的结构化数据，假设线性关系、正态分布和样本独立性。然而，在大数据时代，经济学家面对的是海量、高维且非线性的数据集。传统线性模型的假设难以应对这些复杂性，可能导致对现实经济现象的刻画失真，也难以适应非结构化数据和复杂经济系统的建模需求。

### 3.2. 忽视非结构化和多源数据的处理

传统计量经济学教学主要关注结构化数据的分析，如横截面、时间序列和面板数据，而对文本、图像、视频等非结构化数据的处理则涉及甚少。随着社交媒体、网络平台等新型数据源的涌现，非结构化数据分析变得愈发重要，但传统课程对此未能给予足够的重视。学生通常缺乏处理和分析这类数据的工具与技能，从而错失了应对实际经济问题的新途径。

### 3.3. 缺乏应对高维数据和复杂模型的工具

现代经济学研究中，高维数据已成常态，特别是在金融市场和消费者行为分析等领域。然而，传统教学对高维数据的处理方法，如 Lasso、Ridge 回归等正则化技术和机器学习模型的讲解通常较为浅显，难以帮助学生有效应对复杂经济数据。这使得学生在处理现代数据集时，缺乏必要的工具和模型，无法充分利用现代机器学习和数据分析技术。

### 3.4. 理论与实践脱节的问题仍然存在

传统计量经济学教学强调理论模型的推导和假设的严谨性，但较少涉及实际应用中的数据处理、清理以及模型验证过程。学生虽掌握了理论推导和参数估计的方法，但在面对现实中的噪声、不完整数据和异常值时，往往缺乏应对策略。实践教学的不足使得学生在应对复杂经济问题和大数据环境时，缺少实战经验，难以将理论知识应用于解决现实问题。

### 3.5. 跨学科知识整合不足

在大数据与人工智能时代，经济学与数据科学、计算机科学和统计学等领域的交叉研究变得日益重要。然而，传统计量经济学课程多聚焦于经济学内部问题，忽视了与其他学科的融合。这种跨学科知识的缺乏，导致学生在面对现代经济问题时能力不足，尤其表现在数据处理、编程技术和机器学习方法方面，能力不足。学生需要掌握编程工具(如 Python、R)和机器学习算法，才能应对大数据和非结构化数据的挑战。

综上所述，传统计量经济学教学内容虽然为学生奠定了坚实的理论基础，但在大数据与人工智能时代，其局限性日益凸显。课程亟需优化，以帮助学生掌握现代数据分析工具，并培养其应对复杂经济问题的能力。

## 4. 计量经济学教学内容的优化

在大数据与人工智能时代，计量经济学课程需要适应现代数据环境，同时要考虑本科生的学习能力，避免课程内容过于复杂或负担过重。课程内容应在保持传统理论基础，适度引入数据分析工具、现代技术和跨学科知识，确保理论与实践相结合。针对本科计量经济学课程，提出了以下五项优化建议，旨在循序渐进地引导学生深入理解并应用相关知识。

## 4.1. 引入数据科学基础

计量经济学课程需要适应大数据时代对数据分析技能的要求，因此应为本科生引入基础的数据科学知识。然而，针对本科生的学习能力，数据科学的引入应注重基础和实用性，避免复杂的技术细节。主要教授学生如何进行数据清理、整理和可视化操作。这部分内容可以通过编程语言(如 Python、R)进行讲解，让学生理解数据处理的基本原理。为了提升实践性，课程可以提供简单的数据集和操作案例，帮助学生通过动手操作掌握如何导入数据、处理缺失值、生成基本的统计图表等基础技能。学生通过掌握这些基础知识，能够更好地处理大数据环境下的数据分析任务，为深入学习计量经济学奠定技术基础。

## 4.2. 融入机器学习方法

随着大数据技术的普及，机器学习在经济学中的应用越来越广泛，但对本科生来说，课程应简化机器学习的内容，避免过度增加学习压力。首先，机器学习的引入应从简单的概念和基础模型入手。比如，线性回归、决策树和随机森林等模型可以作为学生的入门方法。通过这些模型的学习，学生不仅能够理解它们与传统计量经济学方法的联系，还能掌握在处理复杂数据时如何使用这些工具进行预测分析。其次，正则化方法(如 Lasso 回归、Ridge 回归等)是本科生理解机器学习与计量经济学结合的重要工具。这些技术能帮助学生理解如何在高维数据中进行变量选择，并提升模型的稳定性。为了避免学习负担过重，机器学习的教学应注重应用和实践，减少不必要的理论复杂度，使本科生能够轻松掌握基础的机器学习技术，并将其应用到经济学问题中。

## 4.3. 强化实践性教学内容

实践教学是计量经济学课程的重要组成部分，尤其在大数据和现代经济环境下，理论知识需要通过实际操作和应用来巩固和加深理解。首先，课程应引入真实的经济数据集供学生分析。这些数据集可以包括金融市场数据、消费者行为数据或政府统计数据。通过处理和分析这些实际数据，学生能更好地理解数据清理、预处理和探索性分析的流程。这不仅有助于学生将理论知识应用于现实问题，还能提高他们处理复杂数据的能力。其次，掌握数据分析工具也是实践教学的关键部分。课程应教授学生使用 R 或 Python 的 Pandas 库等数据分析工具，帮助他们熟练进行数据处理、分析和可视化操作。通过使用这些工具，学生能在数据操作过程中提高效率，并更好地将分析结果应用于解决经济学问题。此外，数据可视化和报告撰写也是实践教学中的重要技能。课程应教授学生如何通过图表展示数据分析结果，并撰写清晰、结构化的分析报告。这不仅能提升学生的沟通能力，还能帮助他们学会将复杂的分析结果转化为简洁的结论，从而适应未来的研究或职场需求。

## 4.4. 平衡理论与应用

尽管现代工具(如数据科学和机器学习)的引入是课程现代化的必要步骤，但传统计量经济学的理论基础仍然是本科生必须掌握的核心内容。因此，课程必须确保学生对线性回归、假设检验、参数估计和内生性问题等核心理论有深入理解。这些理论既是理解和应用计量模型的基础，也是进一步学习的必要框架。在此基础上，课程可以引入一些现代的计量经济学方法，如面板数据分析、时间序列分析和非参数方法。课程应通过案例展示这些方法如何帮助学生解决更复杂的经济问题。例如，学生可以通过分析金融市场中的时间序列数据，学习如何运用这些方法来预测经济现象或评估政策效果。这种理论与应用的结合不仅帮助学生理解复杂方法的实际应用，还能增强他们在面对实际经济问题时的解决能力。

## 4.5. 推动模块化课程设计

模块化课程设计是一种有效的优化策略，能够适应不同学生的学习背景和学习需求。通过将课程划分为基础必修模块和高级选修模块，学生可以根据自己的兴趣和学习能力灵活选择合适的学习路径。基础模块应涵盖计量经济学的核心概念和基础技能，如线性回归、假设检验、基础统计推断和编程操作。所有学生都需完成这些核心内容，以确保他们具备基本的理论和实践能力，能够应对一般的经济问题分析。高级模块则提供进阶选修课程，包括机器学习应用、面板数据分析、时间序列分析和大规模数据处理技术等内容让有兴趣深入研究的学生有机会探究更专业的内容。这种设计让学生能根据自己的兴趣和职业发展方向选择更合适的学习路径，并为未来课程的更新和调整提供灵活性，确保教学内容始终与时俱进。

通过对计量经济学本科课程的优化设计，学生可以在保持传统理论基础的前提下，逐步掌握现代数据处理工具和分析方法。引入数据科学基础和简化的机器学习方法，能够帮助学生循序渐进地掌握复杂技能，而不会增加过多的学习负担。实践内容的强化则使学生具备在真实数据环境中解决经济问题的能力。通过模块化设计，课程能够灵活适应不同学生的需求，让他们根据兴趣和职业发展方向选择学习路径。这种课程优化模式不仅为学生的职业发展打下坚实基础，也能提升他们在大数据时代下的经济分析能力和竞争力。

## 5. 改革对学生技能提升的影响

通过改革本科计量经济学的教学内容，学生的综合能力，尤其是应对现代数据环境下实际经济问题的能力，将得到显著提升，主要表现在以下六个方面。

### 5.1. 提升数据处理与分析能力

教学内容改革引入了数据科学和机器学习等现代数据分析方法，使学生掌握从数据收集、清理、预处理到建模与预测的完整流程。课程中引入了 Python、R 等现代编程工具，帮助学生处理大规模、多源且高维的复杂数据。学生可以运用这些工具和方法深入分析各种经济现象，如市场预测、政策评估和消费者行为研究等。通过实践，学生不仅提升了处理复杂数据的能力，还能灵活运用这些编程工具和分析方法应对实际经济问题，为决策提供有力支持。

### 5.2. 强化理论与实践结合能力

课程改革进一步加强了理论知识与实际经济问题的结合，尤其注重实践操作。通过引入真实经济数据进行案例分析，学生不仅能在课堂中学习计量经济学理论，还能在实践中应用这些理论进行数据分析和模型构建。这种内容设置使学生能够在应对复杂经济问题时灵活运用多种计量工具，深刻理解理论在现实中的应用场景。

### 5.3. 增强编程技能

改革后的课程内容强调了现代编程技能和技术工具的掌握。学生将学习如何使用主流编程语言(如 Python、R)进行数据处理、模型构建和经济分析。这不仅增强了他们的编程能力，还使他们能够通过自动化数据处理和算法优化，提高分析效率。通过掌握编程语言，学生将具备运用这些现代工具在数据密集型行业中进行高效分析的技术能力，并为未来从事经济研究和实践奠定坚实的基础。

### 5.4. 培养批判性思维与问题解决能力

改革后的教学内容更加注重引导学生独立思考，并鼓励他们使用多种分析工具来评估经济模型的适

用性和有效性。面对现代经济问题中的不确定性和复杂性，学生能够灵活运用所学技术，提出有效的分析方法和解决方案，从而提升他们的创新能力和应对实际挑战的能力。

### 5.5. 发展跨学科知识综合运用能力

教学内容改革引入了更多跨学科知识，帮助学生在经济学、统计学、数据科学和计算机科学等领域中找到有机结合点。学生在课程中学会如何运用多学科工具，形成更为全面的经济分析能力。例如，学生可以通过将计量经济学模型与机器学习算法结合，构建更为精确的预测模型，或使用自然语言处理技术分析经济相关的非结构化数据。通过这些跨学科知识的综合运用，学生在大数据和人工智能时代的经济学研究中具备更强的竞争力，能够应对复杂的研究和实践需求。

### 5.6. 提高团队协作与沟通能力

教学内容的改革要求学生在经济分析项目中共同完成复杂任务，为他们提供了更多团队协作机会。学生在团队中进行数据处理、分析和报告撰写，不仅提高了合作能力，还培养了有效沟通和结果共享的技能。这种协作式的学习环境让学生更好地适应现代经济分析中的团队工作模式，为他们未来在职场中的沟通和协作奠定了坚实基础。

总之，计量经济学教学内容改革不仅为学生提供了更加现代化、实用的技能，还显著提升了他们在数据分析、问题解决和跨学科应用等方面的综合能力。这些能力的增强将使学生更好地适应大数据与人工智能时代的经济学研究和就业需求，为他们的未来发展奠定坚实的基础。

## 6. 结论

在大数据与人工智能迅猛发展的背景下，传统的计量经济学教学内容已经难以满足现代经济学研究的需求。通过对本科计量经济学教学内容的优化与创新，确保教育始终与经济学领域前沿同步，能够有效应对当前数据环境和技术变革带来的挑战。引入数据科学和机器学习、强化实践性内容，以及将理论与实际应用相结合的教学内容设计，为学生提供了更加全面且实用的技能培养体系。这些改革不仅帮助学生掌握现代数据分析工具，还显著提升了他们解决实际经济问题的能力，同时增强了批判性思维和团队合作技能，为学生的学术发展和职业生涯奠定坚实的基础。

## 基金项目

本研究得到了上海理工大学一流本科课程建设项目的支持。

## 参考文献

- [1] Varian, H.R. (2014) Big Data: New Tricks for Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, **28**, 3-28. <https://doi.org/10.1257/jep.28.2.3>
- [2] Athey, S. and Imbens, G.W. (2019) Machine Learning Methods That Economists Should Know About. *Annual Review of Economics*, **11**, 685-725. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080217-053433>
- [3] Stock, J.H. and Watson, M.W. (2017) Twenty Years of Time Series Econometrics in Ten Pictures. *Journal of Economic Perspectives*, **31**, 59-86. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.59>
- [4] Einav, L. and Levin, J. (2014) Economics in the Age of Big Data. *Science*, **346**, Article ID: 1243089. <https://doi.org/10.1126/science.1243089>
- [5] Agrawal, A., Gans, J. and Goldfarb, A. (2018) *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Harvard Business Review Press, 13-15.
- [6] Blumenstock, J., Cadamuro, G. and On, R. (2015) Predicting Poverty and Wealth from Mobile Phone Metadata. *Science*, **350**, 1073-1076. <https://doi.org/10.1126/science.aac4420>
- [7] Choi, H. and Varian, H. (2012) Predicting the Present with Google Trends. *Economic Record*, **88**, 2-9.

- <https://doi.org/10.1111/j.1475-4932.2012.00809.x>
- [8] Gentzkow, M., Kelly, B. and Taddy, M. (2019) Text as Data. *Journal of Economic Literature*, **57**, 535-574. <https://doi.org/10.1257/jel.20181020>
- [9] Mullainathan, S. and Spiess, J. (2017) Machine Learning: An Applied Econometric Approach. *Journal of Economic Perspectives*, **31**, 87-106. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.87>
- [10] Bajari, P., Chernozhukov, V., Hortaçsu, A. and Suzuki, J. (2019) The Impact of Big Data on Firm Performance: An Empirical Investigation. *AEA Papers and Proceedings*, **109**, 33-37. <https://doi.org/10.1257/pandp.20191000>
- [11] 洪永淼, 汪寿阳. 大数据如何改变经济学研究范式? [J]. 管理世界, 2021, 37(10): 40-55.