

数据包络分析(DEA)应用在电子商务绩效评估中的浅析

安宝佳

贵州大学管理学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2025年4月17日; 录用日期: 2025年5月9日; 发布日期: 2025年6月10日

摘要

数据包络分析(DEA)作为一种非参数效率评估方法, 在电子商务企业绩效评估中展现出独特的优势。本文系统梳理了DEA模型的基本原理及其在电子商务领域的应用, 包括CCR、BCC、SBM、三阶段DEA和超效率DEA等模型的特点及适用场景。研究表明, DEA能够有效处理多投入多产出的复杂系统, 为电商企业提供相对效率评估, 并识别资源配置的优化方向。然而, 其在数据质量、模型选择及结果解释性方面仍面临挑战。未来, 结合大数据技术、多方法融合以及强化理论与实践互动, 有望进一步提升DEA在电商绩效评估中的精确性和实用性, 为行业高质量发展提供支持。

关键词

数据包络分析(DEA), 电子商务, 绩效评估, 效率分析

Analysis of Data Envelopment Analysis (DEA) Application in E-Commerce Performance Evaluation

Baojia An

School of Management, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Apr. 17th, 2025; accepted: May 9th, 2025; published: Jun. 10th, 2025

Abstract

Data Envelopment Analysis (DEA), as a non-parametric efficiency evaluation method, demonstrates unique advantages in assessing the performance of e-commerce enterprises. This paper systematically reviews the fundamental principles of DEA models and their applications in the e-commerce sector,

including the characteristics and applicable scenarios of models such as CCR, BCC, SBM, three-stage DEA, and super-efficiency DEA. Research indicates that DEA can effectively handle complex systems with multiple inputs and outputs, providing relative efficiency evaluations for e-commerce enterprises and identifying optimization directions for resource allocation. However, challenges remain in terms of data quality, model selection, and interpretability of results. Moving forward, integrating big data technologies, combining multiple methodologies, and strengthening the interaction between theory and practice are expected to further enhance the accuracy and applicability of DEA in e-commerce performance evaluation, thereby supporting the high-quality development of the industry.

Keywords

Data Envelopment Analysis (DEA), E-Commerce, Performance Evaluation, Efficiency Analysis

Copyright © 2025 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

随着电子商务行业的不断发展,其已经成为数字经济的重要组成部分,在全球经济体系中扮演着日益重要的角色。它不仅改变了传统的商业运营模式,还极大地推动了消费升级和经济增长。在互联网技术的飞速发展下,电子商务企业数量不断增加,市场竞争愈发激烈,行业也面临着严峻的挑战[1]。在这种背景下,如何科学、准确地评估电子商务企业的绩效,提升企业竞争力,成为企业管理者、投资者以及学术界共同关注的焦点。

数据包络分析(Data Envelopment Analysis, DEA)自提出以来,凭借其独特的优势,在多个领域的效率评估中得到广泛应用。DEA 基于相对效率评估的理念,通过构建生产前沿面来对比各个决策单元(DMU)的效率水平,无需事先确定生产函数的具体形式,能够有效处理多投入多产出的复杂系统。这一特性与电子商务企业运营的复杂性高度契合,为电子商务绩效评估提供了一种全新且有效的方法[2]。

本文旨在通过系统回顾和深入总结相关文献,对数据包络分析(Data Envelopment Analysis, DEA)模型在电子商务绩效评估中的应用进行研究。通过对现有文献的梳理、理论与实证研究的结合,展示 DEA 模型在电子商务领域内应用的具体情况。这不仅包括对其如何评估企业效率进行详细的探讨,还将深入分析其在评估过程中的优势及局限性。此外,文章特别关注 DEA 模型在电子商务绩效评估中的发展趋势,识别出研究中的热点问题及其未来可能存在的潜在方向。最终,希望通过本研究能够促进大家对于电子商务企业绩效评估更深层次的理解,进而为提升企业的运营效率和市场竞争力贡献力量。

2. DEA 模型的基本原理与方法

2.1. 基本原理

数据包络分析(DEA)是一种非参数线性规划技术,核心在于评估决策单元(DMU)的相对效率,主要通过计算其输入和输出指标来判定某一方面在给定资源条件下是否实现了“最有效”的生产。DEA 将效率定义为“输入”与“输出”的比值关系,其目标是在既定投入量的基础上追求产出最大化。该技术通过构建生产前沿面,将各个 DMU 与前沿面进行比较,从而评估它们的效率水平。DEA 方法具有以下显著特点:

无需预设生产函数：传统经济学模型在进行效率评估时，通常需要设定生产函数的具体形式。然而，这种假设可能会受主观因素的影响，与实际生产过程存在偏差，从而导致评估结果出现偏差。DEA 方法根据数据本身构建生产前沿面，避免了因生产函数假设不合理产生的偏差，能够更符合实际地反映决策单元的效率。

多投入多产出处理能力：电子商务企业的运营是一个复杂的系统，涵盖了人力、资金、技术、时间等多种投入要素，同时产生销售额、营收、客户评价、市场份额等多种产出。DEA 方法能够同时处理多个投入和产出指标，比较全面、综合地评估决策单元的效率，克服了传统方法在处理多投入多产出问题时的局限性。

相对效率评估：DEA 方法通过对比各个 DMU 的绩效，为每个单位提供相对效率评分，而非绝对效率数值。这种相对效率评价方式能够在一组决策单元中找出相对有效的单元，为各单元提供相互比较和改进的基准。

2.2. 常用模型

2.2.1. CCR 模型

CCR 模型由 Charnes、Cooper 于 1978 年提出，假设规模报酬不变(Constant Returns to Scale, CRS)，即在规模报酬恒定的情况下，企业无论规模大小，投入与产出均以相同比例变动[3]。例如，当电子商务企业的所有投入要素翻倍时，产出也会相应翻倍。

CCR 模型主要用于衡量整体技术效率，通过测量各个决策单元(DMU)与生产前沿面的差距，来确定是否实现了数据包络分析(DEA)的有效性。CCR 模型的数学表达式为：

$$\max E = \frac{\sum_{k=1}^s u_k y_{k0}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{i0}} \quad (1)$$

该模型假设存在 n 个决策单元，每个单元具备 m 个输入指标和 s 个输出指标。权重 u_k 和 v_i 分别对应第 k 个输出和第 i 个输入。若某电子商务企业的 CCR 效率值达到 1，意味着该企业在现有的输入输出组合中实现了 DEA 效率，处于相对有效状态；效率值低于 1，则表明该企业在输入或输出方面存在不足或过剩，处于相对无效状态。CCR 模型在电商领域应用时，其假设前提可能与实际情况存在一定偏差。在电商企业实际发展过程中，规模报酬必然存在变化，尤其是当企业达到一定规模后，可能会出现边际收益下滑，规模报酬递减的情况，此时 CCR 模型的评估结果可能无法准确反映企业的实际效率。

2.2.2. BCC 模型

1984 年，Banker 等提出 BCC 模型，引入规模报酬可变(Variable Returns to Scale, VRS)的假设[4]。在实际中，电子商务企业的规模扩张或收缩并不总是伴随着投入产出的同比例变化。例如，小型电商企业在规模扩张初期，可能由于资源的更有效整合，产出增长幅度大于投入增长幅度，呈现规模报酬递增；而大型电商企业发展到一定阶段，可能因管理成本上升等因素，出现规模报酬递减。

BCC 模型主要用于测度纯技术效率，即剔除规模因素影响后，企业自身技术和管理水平所决定的效率。通过对比 CCR 模型与 BCC 模型的效率值，可以深入探讨规模效率的作用。规模效率通过将综合技术效率(由 CCR 模型计算得出)除以纯技术效率(由 BCC 模型计算得出)来确定。当规模效率值达到 1 时，意味着企业运作在最佳规模；若该值小于 1，则暗示企业规模存在问题，可能是规模过大或过小。BCC 模型相较于 CCR 模型，额外引入了一个限制条件，即所有权重的总和必须为 1。

BCC 模型虽然考虑了规模报酬可变的情况，但在电商领域，企业的规模报酬变化可能受到多种因素的影响，如技术创新、市场竞争等。这些因素的复杂性可能导致模型在评估时难以准确捕捉企业的实际

规模报酬特征，从而对评估结果的准确性产生一定影响。

2.2.3. SBM 模型

SBM 模型由 Tone 于 2001 年提出，旨在克服传统 DEA 模型对松弛变量处理不足的问题，在常规的数据包络分析(DEA)模型中，计算效率时往往忽略投入与产出的松弛问题，可能导致投入过多或产出不足的情形未得到应有关注[5]。基于松弛测量的 SBM 模型致力于通过最小化松弛变量来评估效率损失，将投入和产出的松弛量纳入效率评估框架，使效率评价更加精确。

在电子商务绩效评估中的优势：在评估电子商务企业绩效时，SBM 模型可以更精确地指出哪些投入存在冗余，哪些产出还有提升空间，从而为企业改进运营提供更具针对性的建议。例如，它可以明确指出企业在员工数量、广告投入等方面投入是否过多，以及在特定产品销售额、客户复购率等产出方面是否未达最优。SBM 模型在处理松弛变量时，虽然提高了效率评估的精确性，但其计算过程相对复杂，对数据质量要求较高。在电商领域，数据的多样性和复杂性可能导致松弛变量的确定存在一定的主观性，而且目前电商企业关于用户行为类的数据收取手段有限，无法很好地融入 DEA 模型，从而影响评估结果的可靠性。

2.2.4. 三阶段 DEA 模型

三阶段 DEA 模型由 Fried 等于 2002 年提出，通过引入环境变量对传统 DEA 模型进行改进，能够更准确地评估各 DMU 的效率，避免因外部环境因素导致的效率误判[6]。主要分为三个步骤：首先，运用标准的 DEA 模型(如 CCR 或 BCC 模型)确定效率值；其次，利用回归分析排除环境因素的作用，将市场规模、政策法规等环境因素纳入考量，探究它们对企业投入松弛变量的影响，并据此调整投入；最后，再次计算调整后的效率值，确保评估结果更真实地反映企业自身的管理效率。

在评估电子商务企业绩效时，外部环境因素如宏观经济形势、行业竞争程度、技术发展水平等可能会对企业绩效产生显著影响。三阶段 DEA 模型可以有效分离这些外部因素的作用，使评估结果更能反映企业自身的经营管理效率。例如，对于处于不同市场环境下的两家电商企业，在使用三阶段 DEA 模型评估后，可以更准确地比较它们在排除外部环境差异后的真实效率水平，为企业间的公平比较和自身改进提供更可靠的依据。三阶段 DEA 模型在处理环境变量时，需要合理选择和量化这些变量，这对研究者的关于 DEA 方面专业知识和文献积累提出了较高要求。在电商领域，环境因素众多且相互关联，发展趋势也在不断变化，如何准确地选择和量化这些因素是一个挑战，可能会影响模型的准确性和实用性。

2.2.5. 超效率 DEA 模型

超效率 DEA 模型扩展了传统 DEA 模型，旨在克服传统 DEA 模型无法辨别多个有效决策单元(DMU)的问题。在传统 DEA 模型中，多个决策单元可能同时达到效率值为 1，难以进一步比较它们之间的效率差异。超效率 DEA 模型在评估特定决策单元的效率时，将其排除在参考集，允许位于效率前沿的决策单元相互比较，为电子商务企业提供更精确的效率排序。

在评估电子商务企业绩效时，如果多家企业在传统 DEA 模型下效率值均为 1，通过超效率 DEA 模型可以进一步区分出它们的效率高低顺序。例如，通过传统 DEA 模型分析，A 电商企业与 B 电商企业的效率值都是 1。然而，当采用超效率 DEA 模型时，A 企业的超效率值达到 1.2，而 B 企业则为 1.05。这说明在高效企业群体中，A 企业的效率更为突出。企业管理者可以利用这些数据更明确地认识到自己企业在行业内的相对地位以及需要改进的方面。超效率 DEA 模型在处理多个有效决策单元时具有优势，但其评估结果可能对样本数据的波动较为敏感。在电商领域，企业绩效受市场动态影响较大，比如最近的美国关税问题对国内大部分的电商企业就存在很大的影响，样本数据的波动可能导致评估结果不稳定，从而影响模型的可靠性和可比性。

3. DEA 在电子商务领域的应用

3.1. 影响因素分析

对于技术创新对企业绩效的影响,大部分学者以研发投入资金、专利申请数量、技术人才数量等为环境变量引入 DEA 多阶段模型,结果显示,技术创新对电商企业绩效有显著的正向影响。因而当企业加大技术创新投入时,能够提升产品和服务的质量,优化用户体验,从而提高销售额和利润,提升综合技术效率。例如,一些电商企业通过引入人工智能客服,提高了客户服务效率和满意度,进而促进了销售增长。

国内的研究者采用 DEA 模型来研究影响电子商务企业绩效的众多因素。研究发现,市场竞争程度与电商企业绩效呈倒 U 型关系,适度的竞争能够促使企业提高运营效率、创新营销策略,进而提升绩效;但当竞争过于激烈时,企业可能会陷入价格战等恶性竞争,导致成本上升、利润下降,影响绩效表现。在营销策略方面,线上广告投放和促销活动频率对企业绩效有显著影响,合理的广告投放和适度的促销活动能够吸引更多用户,提高销售额和市场份额,提升企业绩效。

3.2. 数据分析

模型选择多样化:通过梳理近年来相关文献发现,在电子商务绩效评估中,模型选择呈现多样化趋势。学者们不仅广泛运用传统的 CCR 和 BCC 模型,还越来越多地采用 SBM 模型、三阶段 DEA 模型等改进模型,以实现更精准的绩效评估。研究发现,不同阶段的绩效表现存在显著差异,例如在物流配送阶段,部分电商企业由于配送路线规划不合理,导致配送成本过高,影响了整体运营绩效。这种对电商企业内部运营流程的精细化分析,为企业优化运营提供了更具体的方向。

影响因素研究深入化:除传统的规模、市场竞争等因素外,数字技术应用、客户体验、品牌建设等新兴因素对电子商务企业绩效的影响受到广泛关注。通过优化网站界面设计、提高物流配送速度、加强售后服务等措施,改善客户体验,能够吸引更多用户,促进用户复购,提升企业销售额和利润。此外,品牌建设也对电商企业绩效产生影响,知名品牌能够提高消费者的信任度和购买意愿,扩大市场份额,提升企业绩效。

研究发现,我国电商企业经营绩效总体呈现上升趋势,且与技术进步之间存在强正相关关系。这表明电商企业在技术创新方面取得了一定成效,推动了经营绩效的提高。例如,部分电商企业通过引入先进的区块链技术,实现了商品溯源,提高了消费者信任度,同时优化了供应链管理,降低了成本,提升了综合技术绩效。同时,研究还发现不同企业之间的绩效变化存在差异,一些企业能够更好地适应市场变化,通过持续创新和优化管理,实现绩效的稳步提升;而部分企业由于技术创新滞后、管理体制僵化等原因,绩效提升缓慢。

3.3. 案例研究

早期研究多采用 CCR 和 BCC 模型分析电商企业效率。例如,李安渝等(2015)运用 BCC 模型和超效率 DEA 对沪深两市 22 家上市电商企业进行分析,发现纯技术效率较高但规模效率存在差异[7]。石永强等(2020)基于 CCR 和 BCC 模型评估河南省农村电商示范县物流效率,指出资源分配不均和投入冗余是主要问题[8]。为剔除环境因素和随机干扰的影响,学者引入三阶段 DEA 模型。如李胜等(2023)结合 SBM-ML 模型分析低碳经济下北部区域农产品电商物流效率,发现技术效率低下与规模无效是主因[9]。王凌宇等(2022)通过三阶段 DEA 研究跨境电商企业,发现不同省份的农村电子商务效率相差较大,纯技术效率和规模效率有很大的提升空间[10]。部分研究结合 Malmquist 指数探讨效率变化趋势。潘明远(2023)利用 DEA-Malmquist 模型发现跨境电商企业全要素生产率年均下降 5.9%,技术进步不足是主要制约因素

[11]。王琪(2021)通过 Malmquist 指数分析表明, 跨境电商企业技术效率变化呈波动上升趋势, 但技术进步指数偏低[12]。

针对电商行业特性, 满小虎(2021)构建共享投入两阶段 DEA 模型, 将人力、资金作为共享投入, 纳入网站延迟等非期望产出, 发现多数企业处于规模报酬递减状态[13]。类似地, 彭小珈(2023)建立方向性距离函数 DEA 模型和回归模型, 测算并识别出电商行业的生产效率及其影响因素, 提出加大政府政策的支持力度, 强化创新驱动引领, 优化省域供应链和物流仓储, 才能稳步提升电商行业生产效率, 推动经济高质量发展[14]。

深入探究绩效变化背后的因素揭示, 电商企业绩效受到了数字技术创新的明显作用。数字技术的快速发展, 如大数据、人工智能、物联网等技术在电商领域的广泛应用, 已经改变了企业的运营方式和服务手段。部分电商企业积极投入数字技术研发, 利用大数据分析用户行为和市场趋势, 实现精准选品和个性化推荐, 通过人工智能优化客服流程, 提高了客户满意度, 这显著提升了综合技术绩效。市场竞争程度的加剧也促使电商企业不断提升绩效。在竞争激烈的市场环境下, 企业需要不断创新产品和服务, 优化运营流程, 降低成本, 以吸引客户和提高市场份额。例如, 随着新兴电商平台的崛起, 传统电商企业面临巨大竞争压力, 纷纷加大技术投入, 提升用户体验, 加速数字化转型, 以提高运营绩效。同时, 宏观经济环境的变动也对电商企业的绩效产生了影响。在经济稳定增长、居民消费能力提升的时候, 消费者的购买意愿增强, 电商企业的业务量随之扩大, 这有助于提升绩效; 反之, 在经济衰退期间, 消费者消费更加谨慎, 电商企业的销售额可能下降, 面临的经营风险增大, 这可能会导致绩效降低。

4. DEA 模型在电子商务绩效评估中的挑战与展望

4.1. 挑战

数据质量与样本选择: 数据质量与样本选择的合理性对 DEA 模型的依赖性极高, 在电子商务领域, 数据获取面临诸多阻碍。一方面, 电商企业的数据来源广泛且复杂, 包括交易平台、社交媒体、物流系统等, 不同数据源的数据统计口径、核算方法存在差异, 导致数据可比性降低。另一方面, 数据质量不一, 存在缺失、错误或异常值的情况。部分历史交易数据可能因系统故障或数据迁移问题而丢失, 错误的的数据录入也可能导致数据偏差。此外, 样本选择若不具有代表性, 如仅选取特定地区或特定经营模式的电商企业作为样本, 会使评估结果无法反映整个行业的真实绩效状况, 进而导致绩效评估结果的不准确和不稳健。

模型选择与参数设置: DEA 模型体系丰富, 包含 CCR、BCC、SBM 等多种变形与扩展形式, 每种模型都基于特定假设且适用于不同情境。在选择模型时, 需综合考虑研究目的、数据特征以及电商企业运营的实际情况, 这对研究者的专业知识和实践经验要求较高。同时, 模型参数设置也至关重要, 不同参数取值会影响绩效评估结果。如在 SBM 模型中, 对松弛变量的处理参数设置不同, 对投入冗余和产出不足的衡量就会不同, 从而影响对电商企业绩效的判断。对于复杂的电商绩效评估问题, 单一模型往往难以全面考量所有影响因素, 可能需要结合多种方法。

解释性与实用性: 尽管 DEA 模型能够提供绩效得分和排名, 为电商企业绩效评估提供量化参考, 但在解释性和实用性方面存在局限。从解释性来看, DEA 模型仅能表明企业绩效的高低, 却难以直接揭示导致绩效低下的深层次原因。在实用性方面, 由于缺乏具体的改进措施指导, 企业在实际应用中难以将评估结果有效转化为提升绩效的行动方案。另外, DEA 模型经常利用过往数据来进行分析, 但电子商务市场变化迅速, 企业运营时存在许多不可预测的因素, 基于历史数据得出的绩效评估结果可能无法及时反映当前企业面临的新问题和新挑战, 降低了其对企业实时决策的实用性。

4.2. 展望

4.2.1. 数据获取与处理技术的创新

大数据与多源数据融合：未来的研究可以积极探索如何利用大数据技术，整合来自电商平台、社交媒体、物流系统、支付平台等多源异构数据，构建更全面、更细致的电商企业绩效评估指标体系。可以将用户评价数据、企业社交媒体舆情数据等非结构化数据也纳入分析框架，从而更深入地分析消费者行为和市场发展趋势对企业绩效的影响。同时，需要研究如何解决多源数据融合中的数据标准统一、数据质量参差不齐等问题，确保数据的可用性、可比性和可靠性。

即时数据流与动态评估：针对电子商务市场快速变化的特点，未来研究应关注如何利用流数据处理技术，实现 DEA 模型的时效评估。电商企业应该及时捕捉市场变化，动态调整运营策略，提升决策的时效性和有效性。例如，可以研究如何构建基于平台交易数据和用户行为数据的动态 DEA 模型，为企业提供实时的多阶段的绩效评估依据。

数据质量提升与智能预处理：未来研究应进一步探索利用机器学习和人工智能技术，提升数据质量。包括开发更智能的数据清洗算法，自动识别和修正数据中的缺失值、异常值和错误；以及利用相关技术确保数据的真实性，增强数据的可信度。

4.2.2. 模型与方法的不断创新与完善

面向电商新模式的模型扩展：随着电子商务模式的不断创新，如社交电商、直播电商、跨境电商等，未来研究需要开发更具针对性的 DEA 模型，以适应这些新模式的运营特点。例如，针对直播电商，可以尝试将直播观看人数、互动量、直播成交量、社交平台粉丝增长数等指标纳入 DEA 模型的评价指标中，探索如何有效地评价直播营销对企业绩效的作用。

多方法融合与综合评估：单一 DEA 模型存在相应的局限性，未来研究应积极探索 DEA 模型与其他评估方法的融合，实现更全面、更稳健的综合绩效评估。例如，可以将 DEA 模型与模糊综合评价法、回归分析等方法相结合，利用模糊综合评价法处理评价过程中的模糊性和不确定性，与 DEA 模型的客观量化评估相互补充，更全面地评估电商企业绩效。此外，还可以探索 DEA 模型与多目标规划、系统学等方法的结合，在考虑绩效的同时，兼顾电商企业的社会责任、可持续发展、长期战略目标等多维度因素，使评估结果更符合企业的实际运营需求和长远发展。

增强模型解释性与可操作性：未来的研究应致力于提升 DEA 模型的解释性，使其不仅能够提供绩效得分和排名，还能够揭示导致绩效差异的深层次原因。例如，可以研究如何将 DEA 模型与结构方程模型 (SEM) 相结合，识别影响电商企业绩效的关键路径和驱动因素。同时，应加强 DEA 模型的可操作性研究，提供更直观、更易懂的评估结果展示和解读，并给出更具操作性的改进建议，帮助电商企业将评估结果有效转化为提升绩效的行动方案。

4.2.3. 强化理论与实际应用的融合

提升实践的研究设计：未来的研究应更加注重理论与实践的结合，研究出发点应更加贴近电商企业的实际运营场景。研究者可以针对电商企业进行实地调研，了解企业在不同发展阶段、不同市场环境下面临的实际问题和市场需求，使 DEA 模型的研究结果更具针对性和实用性。例如，可以通过真实的企业案例研究、消费者行动研究等途径，与电商企业合作，共同探索 DEA 模型在解决企业实际问题中的应用。

引导企业参与的协同创新：积极鼓励与推动电商企业积极参与到 DEA 模型的研究和应用中来，形成产学研协同创新的良好生态。企业可以提供真实的运营数据和业务案例，帮助学者验证和改进模型；学者则可以为企业提供理论指导和技术支持，帮助企业更好地理解和应用 DEA 模型，提升绩效管理水平和

5. 结论

综上所述, DEA 模型作为一种有效的非参数线性规划方法, 在电子商务绩效评估中展现出广泛的应用前景与巨大潜力。通过对国内外相关文献的系统综述, 我们清晰地看到 DEA 模型在电子商务绩效测算、影响因素分析和国际比较研究等领域已取得丰硕成果。它为电商企业了解自身绩效状况、识别优势与不足提供了有力工具, 也为学术界深入研究电商企业绩效问题提供了重要方法, 同时为政策制定者制定合理的电商行业发展政策提供了参考依据。然而, 在应用过程中, DEA 模型也面临诸多挑战和问题。数据质量与样本选择的困难可能导致评估结果失真, 模型选择与参数设置的复杂性要求研究者具备深厚的专业知识和丰富的实践经验, 而解释性与实用性的局限限制了评估结果在实际运营中的有效应用。

面向未来, 数字经济的持续发展与电子商务模式的不断创新, 将使电商企业所处的环境更加复杂多变。DEA 模型在评估电子商务绩效方面, 亦需持续更新与完善, 以适应新的发展态势和需求。通过数据获取与处理技术的创新、模型与方法的不断完善, 以及理论与实践的深度融合, DEA 模型在电子商务绩效评估方面的精确度、实用性和指导作用有望得到进一步增强, 从而为电商企业的持续发展和电商行业的繁荣稳定提供更坚实的支持。

参考文献

- [1] Yang, Z., Shi, Y. and Yan, H. (2016) Scale, Congestion, Efficiency and Effectiveness in E-Commerce Firms. *Electronic Commerce Research and Applications*, **20**, 171-182. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2016.07.003>
- [2] Yang, J., Qi, M., Du, Y., Chen, Z. and Zhou, L. (2024) Navigating Turbulent Waters: The Impact of Technological Turbulence on Entrepreneurial Orientation in Chinese E-Commerce Enterprises. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, **37**, 1696-1712. <https://doi.org/10.1108/apjml-07-2024-0993>
- [3] Charnes, A., Cooper, W.W. and Rhodes, E. (1978) Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*, **2**, 429-444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- [4] Banker, R.D., Charnes, A. and Cooper, W.W. (1984) Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, **30**, 1078-1092. <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- [5] Tone, K. (2001) A Slacks-Based Measure of Efficiency in Data Envelopment Analysis. *European Journal of Operational Research*, **130**, 498-509. [https://doi.org/10.1016/s0377-2217\(99\)00407-5](https://doi.org/10.1016/s0377-2217(99)00407-5)
- [6] Fried, H.O., Lovell, C.A.K., Schmidt, S.S. and Yaisawarng, S. (2002) Accounting for Environmental Effects and Statistical Noise in Data Envelopment Analysis. *Journal of Productivity Analysis*, **17**, 157-174. <https://doi.org/10.1023/a:1013548723393>
- [7] 李安渝, 张昭, 曾蔚. 电商企业经营管理绩效评价——基于沪深两市上市公司的实证分析[J]. 当代经济管理, 2015, 37(1): 21-25.
- [8] 石永强, 王艳, 张智勇. 基于 DEA 的河南省农村电商示范县物流效率研究[J]. 河南科学, 2020, 38(6): 988-996.
- [9] 李胜, 张思雨, 于世强, 等. 低碳经济视角下我国北部区域农产品电商物流效率测度——基于 SBM-ML 模型[J]. 南方农村, 2023, 54(6): 39-42, 53.
- [10] 王凌宇, 吴丽丽. 基于三阶段 DEA 方法的我国农村电商绩效评价研究[J]. 南方农村, 2022, 38(2): 20-24.
- [11] 潘明远. 基于 DEA-Malmquist 的跨境电商上市企业全要素生产率分析[J]. 广西经济, 2023, 41(1): 89-95.
- [12] 王琪. 基于三阶段 DEA-Tobit 模型的中国跨境电商上市企业经营效率研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连海事大学, 2021.
- [13] 满小虎. 基于两阶段 DEA 的我国上市电商企业效率研究[D]: [硕士学位论文]. 贵阳: 贵州大学, 2021.
- [14] 彭小珈. 中国电商行业生产效率测度及其影响因素——基于 2016-2021 年省域数据的 DEA 和面板回归模型[J]. 吉首大学学报(社会科学版), 2023, 44(6): 61-71.