

浅析基于机器学习对国际贸易的预测

何润丫*, 项凯标

贵州大学管理学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2025年3月20日; 录用日期: 2025年4月9日; 发布日期: 2025年5月13日

摘要

全球经济推动着国际贸易的发展。随着全球经济一体化的不断发展, 国际贸易预测对政策制定者和企业决策者至关重要。传统计量经济学方法在处理高维、非线性和不断变化的动态数据时会有些吃力。机器学习技术具有强大的数据处理和模式识别能力, 给国际贸易预测带来了新的可能性。本文首先综述了相关领域文献, 总结出机器学习用于国际贸易的预测的作用和优势, 随后回顾了国际贸易预测的传统方法及其局限性, 然后详细探讨了机器学习在该领域的应用, 并重点分析监督学习、无监督学习和深度学习方法在国际贸易数据建模中的作用。最后得出结论, 基于机器学习的预测方法在准确性和适应性方面存在优势, 机器学习在国际贸易预测中的应用场景也更为广泛, 这为政府和企业制定贸易政策提供了有力支持。

关键词

国际贸易, 机器学习, 预测, 数据分析

An Analysis of Machine Learning-Based Forecasting of International Trade

Runya He*, Kaibiao Xiang

School of Management, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Mar. 20th, 2025; accepted: Apr. 9th, 2025; published: May 13th, 2025

Abstract

The global economy drives the development of international trade. With the continuous development of global economic integration, international trade forecasting is crucial for policymakers and corporate decision makers. Traditional econometric methods have some difficulty in dealing with high-dimensional, nonlinear and constantly changing dynamic data. Machine learning technology has

*第一作者。

文章引用: 何润丫, 项凯标. 浅析基于机器学习对国际贸易的预测[J]. 电子商务评论, 2025, 14(5): 542-549.
DOI: 10.12677/ecl.2025.1451308

powerful data processing and pattern recognition capabilities, bringing new possibilities to international trade forecasting. This paper first reviews the literature in related fields, summarizes the role and advantages of machine learning in international trade forecasting, reviews the traditional methods of international trade forecasting and their limitations, and then discusses the application of machine learning in this field in detail, and focuses on the role of supervised learning, unsupervised learning and deep learning methods in international trade data modeling. Finally, it is concluded that the forecasting method based on machine learning has advantages in accuracy and adaptability, and the application scenarios of machine learning in international trade forecasting are also more extensive, which provides strong support for governments and enterprises to formulate trade policies.

Keywords

International Trade, Machine Learning, Forecasting, Data 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

国际贸易是全球经济增长的重要引擎,但近年来,受地缘政治、政策调整、供需波动等多重因素影响,全球贸易形势日趋复杂。如何有效预测贸易趋势,这成为政策制定者、企业决策者与研究人员关注的核心问题。传统的国际贸易预测方法主要依赖像线性回归模型、双重差分模型和时间序列模型等计量经济学模型,但这些方法在面对高维非线性数据时存在一定局限,难以应对日益复杂的国际贸易环境和海量数据的处理。

机器学习作为人工智能的重要分支,近年来在经济预测、金融市场分析、供应链管理等领域取得了广泛应用。其主要优势是从海量数据中自动学习特征,建立复杂的非线性映射关系,并在无须人为假设前提的情况下进行自适应优化。因此,将机器学习应用于国际贸易预测,有望突破传统方法的局限,提高国际贸易预测的准确性和稳定性。本文系统分析了机器学习在国际贸易预测中的应用,并对相关领域文献进行综述,总结出机器学习用于国际贸易预测的作用和优势。

2. 文献综述

纵观国内外国际贸易的以往文献,其研究方法较多使用传统的计量经济学方法,机器学习技术是随着最近人工智能的发展而被广泛认识,正逐步用于国际贸易领域的研究中。许多研究将传统计量经济学模型和机器学习结合使用,同样得到了较好的研究效果。文献[1]利用 XGBoost 模型对 BDI 指数进行预测得出结果, XGBoost 模型相比其他机器学习模型预测效果更为突出,经过 EMD 算法分解重构后的 EMD-XGBoost 模型效果最优。机器学习中的 3D 卷积神经网络可以以时间维度为基准,对某时间段内的所有图像信息进行处理与分析,可用于国际贸易火灾预警、货物监测等[2]。现如今,我国跨境电商得到快速发展,然而国际信用卡盗刷的问题也随之产生。不过针对用户行为进行分析,以此对跨境交易信用卡盗刷风险建立完善的预判机制,通过使用机器学习方法进行建模,可以有效地识别跨境交易的盗卡盗刷风险,这促进了跨境电子商务的发展,国际贸易也能得到了良好发展[3]。此外,人工智能对国际贸易产生了积极影响,通过利用自然语言处理和机器学习技术,人工智能可以自动处理和分析贸易合同和文件,减少人力投入和错误,国际贸易和物流的业务流程也将实现更高效、更智能和更可靠的自动化[4]。文献

[5]采用了双重机器学习模型实证检验了数字经济影响高质量出口的作用路径及其影响效果，并得出结论，数字经济发展能够显著促进高质量出口，其促进作用主要通过本土市场整合与创新范式重塑来实现。传统研究方法存在一定局限，将 Stacking 集成学习与贝叶斯优化技术引入到出口潜力的影响因素探讨及其测算中，能有效地解决传统研究方法中的模型不确定性难题。此外，经过改进后的算法得出 GRX-Stacking 模型可以有效预测中国出口商品的需求和价格趋势[6]。国际上也有许多学者将机器学习用于国际贸易领域中，并取得成果。文献[7]使用一种多目标算术优化算法(MOAOA)优化的 SA-KELM 分类器，准确地预测了未来的国际贸易模式。文献[8]融合机器学习优化算法、博弈论和效用理论，构建了一个可解释的机器学习模型，用于模拟和预测国际石油贸易决策。最后得出结论，出口导向型经济体在受到外部冲击后比进口导向型经济体更容易受到影响，且贸易摩擦成本的增减对国际石油贸易的影响具有非对称性，且在不同国际组织之间存在明显差异。还有学者提出了基于模糊粒化和深度学习的汇率交易模型，通过模糊信息粒化和深度学习技术预测汇率波动范围[9]。文献[10]利用定量木材解剖学数据结合机器学习分析，来区分被列入《濒危野生动植物种国际贸易公约》(CITES)的树种与其外观相似的树种，以协助打击非法采伐和相关贸易。集装箱运输是当今国际贸易物流的重要模式，在预测集装箱吞吐量时，虽然个别机器学习预测方法的准确性可能不如最好的传统方法，但机器学习预测方法的平均准确性高于传统方法[11]。表 1 和表 2 基于上述文献进行了进一步的比较分析，更直观地呈现出机器学习方法用于国际贸易预测的成果。

Table 1. Application of machine learning in classification tasks

表 1. 机器学习在分类任务中的应用

文献	[7]	[10]
研究目标	应用可靠的人工智能技术研究国际贸易政策和经济趋势。	利用定量木材解剖学数据结合机器学习分析，来区分被列入《濒危野生动植物种国际贸易公约》(CITES)的树种与其外观相似的树种。
方法	MOAOA 优化的 SA-KELM 分类器。	多项式朴素贝叶斯。
关键发现	交易次数越少，回报越好，即 1%的交易会带来更大的回报增长。	定量木材解剖学数据结合机器学习分析能够充分发挥木材解剖学的潜力，用于区分 CITES 物种与其外观相似物种。
准确率	96.32%	95.83%
独特特征	准确预测国际贸易的未来模式来提高投资者的利润。	为世界各地的木材解剖实验室提供了一种实用工具，以协助打击非法采伐和相关贸易。

Table 2. Application of machine learning in regression tasks

表 2. 机器学习在回归任务中的应用

文献	[1]	[11]
研究目标	预测波罗的海干散货运价指数。	比较不同的机器学习方法与传统方法在集装箱吞吐量预测中的性能。
方法	EMD 分解、XGBoost 模型。	使用九种不同的方法对全球前 20 个集装箱港口的历史吞吐量进行预测，GRU 方法在 MAPE 和 RMSE 方面表现出较高的准确性。
关键发现	EMD-XGBoost 模型显著提高预测精度。	总体而言，机器学习方法的平均准确性高于传统方法。
均方根误差	80.16	7.62~112.48
独特特征	BDI 指数预测。	集装箱吞吐量预测。

由此可见，将机器学习运用在国际贸易中是有许多优势的。机器学习在国际贸易预测中的应用场景

十分广泛, 其方法可用于贸易流量预测、贸易政策影响评估、供应链风险预测、汇率波动对贸易的影响还有货物运送中的火灾预警、货物监测等, 这不仅能帮助政策制定者和企业决策者做出更有效的决策, 还能对风险提前做出准确预判并减少损失。机器学习不仅能用于国际贸易预测, 还能使国际贸易和物流的业务流程更自动化。

3. 国际贸易趋势预测的传统方法

3.1. 计量经济学方法

传统的国际贸易预测方法主要基于计量经济学模型, 其中最具代表性的方法包括回归分析、双重差分法、时间序列分析、一般均衡模型、断点回归设计、工具变量法等。本文主要介绍回归分析和双重差分法。

3.1.1. 回归分析

回归分析是利用历史贸易数据中的相关变量进行预测的方法。

重力模型(Gravity Model)广泛用于双边贸易流的分析。然而, 该方法依赖于先验假设, 且难以捕捉非线性关系。重力模型表现形式如公式(1):

$$T_{ij} = G \cdot \frac{Y_i^\alpha \cdot Y_j^\beta}{D_{ij}^\gamma} \quad (1)$$

T_{ij} 表示经济体 i 和经济体 j 之间的双边流量; Y_i 表示经济体 i 的规模, Y_j 表示经济体 j 的规模; D_{ij} 表示经济体 i 和经济体 j 之间的距离; G 是常数项; α 、 β 、 γ 是弹性系数, 分别表示规模效应和距离效应。

简单线性回归模型是另一种常用的回归分析模型, 用于研究自变量与因变量之间的线性关系。表达式如公式(2):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon \quad (2)$$

多元线性回归模型则常用于分析多个自变量与因变量之间的线性关系。表达式如公式(3):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_n X_n + \varepsilon \quad (3)$$

简单线性回归模型和多元线性回归模型都基于误差项 ε 满足零均值、同方差、无自相关、与自变量不相关的假设。

3.1.2. 双重差分法

双重差分模型(DID)用于政策评估, 比较处理组和对照组在政策实施前后的变化。模型表现形式如公式(4):

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 T_i + \beta_2 P_t + \beta_3 T_i \times P_t + \epsilon_{it} \quad (4)$$

其中, Y_{it} 是个体 i 在时间 t 的结果变量; T_i 表示处理组虚拟变量, 处理组为 1, 对照组为 0; P_t 表示时间虚拟变量, 政策实施后为 1, 实施前为 0; $T_i \times P_t$ 表示处理组与时间虚拟变量的交互项, 系数 β_3 是 DID 估计的政策效应; ϵ_{it} 是误差项。

3.2. 传统方法的局限性

尽管这些方法在国际贸易分析中很有用, 但在处理大规模、非线性和非结构化数据时, 它们有很大的局限性。传统模型往往只能处理数量较少的变量, 它要是处理起高维数据是十分困难的, 而现代贸易数据经常包含数百个变量。实际贸易环境经常是变化的, 且较为复杂, 但许多计量经济学方法需要预设数据分布和变量关系。因此计量经济学方法所需的假设, 可能很难得到满足。此外, 传统计量经济学模

型预测能力也是十分有限的。

4. 机器学习方法及其在国际贸易预测中的应用

机器学习是研究怎样使用计算机模拟或实现人类学习活动的科学, 是人工智能中最具智能特征, 最前沿的研究领域之一[2]。机器学习是一种基于数据驱动的方法, 能够通过训练数据, 自动学习数据模式, 其可用于预测或辅助人类进行决策。根据学习方式的不同, 机器学习可分为监督学习、无监督学习和深度学习三种不同的方法。

4.1. 监督学习方法

监督学习适合在有标注数据的预测任务中使用。

4.1.1. 随机森林

作为一种基于决策树的集成学习算法, 随机森林在处理高维特征数据方面表现出色。该算法通过建立多个决策树模型, 并将它们的预测结果进行综合, 从而提升模型的预测精度和稳定性。

随机森林通过集成多棵决策树的预测结果来生成最终预测。对于分类问题, 随机森林采用多数投票法, 最终预测结果是所有决策树预测结果的众数。如公式(5)所示:

$$\hat{y} = \text{mode}\{T(x; \theta_1), T(x; \theta_2), \dots, T(x; \theta_K)\} \quad (5)$$

其中, K 表示决策树的数量; Mode 表示取众数。

对于回归问题, 随机森林采用平均值法, 随机森林的最终预测结果是所有决策树预测结果的平均值。如公式(6)所示:

$$\hat{y} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K T(x; \theta_k) \quad (6)$$

随机森林的目标是通过构建多棵决策树来最小化预测误差。对于回归问题, 目标函数的表示如公式(7):

$$\text{Obj} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (7)$$

其中, N 表示训练样本数; y_i 表示第 i 个样本的真实值。 $\hat{y}_i$ 表示随机森林对第 i 个样本的预测值。

对于分类问题, 目标函数可以是交叉熵损失函数, 可表示为:

$$\text{Obj} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^C y_{i,c} \log(\hat{y}_{i,c}) \quad (8)$$

其中, C 是类别数。 $y_{i,c}$ 表示第 i 个样本的真实标签; $\hat{y}_{i,c}$ 是随机森林对第 i 个样本属于类别 c 的预测概率。

随机森林模型的应用通常涉及数据准备、模型训练、超参数调整和模型评估等关键步骤。

数据准备是首要环节。为了确保模型训练的高效性, 我们首先要从数据库、Excel、API 或 CSV 文件中采集数据, 然后处理缺失值、异常值和分类变量, 还需要对数据进行标准化或规范化处理, 并消除多余或不必要的特征。

第二阶段是将数据集分为训练集和测试集。为了保证模型的泛化能力, 通常会将数据集分成 80% 的训练集和 20% 的测试集。此外, 还可以通过使用交叉验证来提高模型的稳健性。

第三阶段是训练随机森林模型。在选择合适的超参数后, 对模型进行训练, 使随机森林能在训练数

据上学习模式。随机森林模型的超参数包括树的数量(`n_estimators`)和树的最大深度(`max_depth`)等。

评估模型性能是第四阶段。分类任务需计算准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)和 F1 分数。回归任务则需计算均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R^2)。

最后则是进行预测。使用训练好的模型对新数据进行预测,并应用到实际业务场景中。

4.1.2. XGBoost

XGBoost 是一种提升树模型,不仅能有效应对特征非线性问题,在国际贸易流量预测中表现得十分出色。

它是梯度提升算法的优化实现,将其多个弱学习器(通常是决策树)结合,以此来构建一个强大的预测模型。XGBoost 的预测模型可以表示为:

$$\hat{y} = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), f_k \in U \quad (9)$$

$\hat{y}$ 是第 i 个样本的预测值; K 表示树的数量; f_k 是第 k 棵决策树; U 表示所有可能的决策树的集合。

XGBoost 的目标函数由两个核心要素构成:损失函数和正则化项。前者主要负责评估模型预测结果与实际值之间的偏差程度,而后者则用于限制模型结构的复杂程度,从而有效避免模型过度拟合训练数据。目标函数形式如公式(10)所示:

$$Obj = \sum_{i=1}^n L(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (10)$$

其中, $L(y_i, \hat{y}_i)$ 表示损失函数; $\Omega(f_k)$ 表示正则化项; f_k 表示第 K 棵树。

4.1.3. 神经网络

神经网络是一种从生物神经系统中汲取灵感的机器学习模型,这种模型在文本处理、视觉识别、数值预测和模式分类等任务中展现出卓越的性能。神经网络通过模拟神经元之间的连接和信号传递,能够学习复杂的非线性关系。

神经网络的基本单元是神经元。一个神经元的输出可以表示为:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_i x_i + b\right) \quad (11)$$

其中 x_i 表示输入信号。 ω_i 是权重。 b 表示偏置。 f 是激活函数。

4.1.4. 监督学习在国际贸易数据建模中的作用

监督学习可以通过历史贸易数据来预测未来的贸易趋势。具体来说,它可以预测特定商品的市场供需变化、测算区域贸易总额,或者分析汇率波动对国际贸易的影响程度等。监督学习在贸易数据分类和决策支持方面也发挥着重要作用。它能够识别交易中的异常模式,评估贸易伙伴的信用状况,并对不同类型的商品交易进行智能分类,这些功能为贸易风险管理提供了有力支持。

4.2. 无监督学习方法

无监督学习主要用于挖掘数据中的隐藏模式。

4.2.1. K-Means 聚类

K-Means 聚类是一种常用的无监督学习算法,主要将数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 划分为 K 个簇,使簇内数据点尽可能靠近簇中心。该算法的核心思想是将特征相似的数据对象归入同一类别,同时确保不同类别之间的差异最大。

K-Means 通过最小化簇内平方误差来优化聚类效果, 其目标函数可表达为如公式(12)所示:

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (12)$$

通过调整簇的划分, 使 J 取得最小值。

K 表示簇的个数; C_i 表示第 i 个簇; μ_i 是 i 第个簇的质心, 定义为该簇中所有点的均值; $\|x - \mu_i\|^2$ 表示数据点 x 到簇中心 μ_i 的欧几里得距离的平方。

4.2.2. 主成分分析(PCA)

主成分分析是适用于降维的一种方法。其目标是找到数据中方差最大的方向(如公式(13)所示), 即主成分, 并将数据投影到这些方向上, 从而实现降维。数据协方差矩阵的特征向量便是主成分, 特征向量的对应的特征值则表示的是主成分的方差大小。我们可以使用主成分得分的方法评估各国或地区的贸易竞争力。

$$\max_{V_k} \sum_{i=1}^n \|Z_i\|^2 = \max_{V_k} \sum_{i=1}^n \|X V_k\|^2 \quad (13)$$

其中, $Z = X V_k$ 是降维后的数据; X' 是去中心化后的原始数据。

4.2.3. 无监督学习在国际贸易数据建模中的作用

无监督学习方法根据国家或地区的贸易特征进行聚类, 找到相似的贸易模式, 可将贸易伙伴与市场进行细分。进出口需求分析和产品分类也可以使用无监督学习方法, 我们可利用降维方法提取贸易数据的关键特征, 这不仅简化了计算, 同时也提高了可解释性。我们还可以利用无监督学习检测异常贸易行为, 以进行风险评估和异常检测。

4.3. 深度学习方法

深度学习是使用神经网络来构建复杂非线性映射的一种方法, 适合在大规模数据建模中使用。

4.3.1. 长短时记忆网络(LSTM)

LSTM 是一种特殊的递归神经网络(RNN), 专用于处理和预测时间序列数据, 解决传统 RNN 中的梯度消失和梯度爆炸问题。为了防止长期依赖性信息轻易丢失, LSTM 通过记忆单元、输入门、遗忘门和输出门控制信息流。

设 LSTM 处理一个输入序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_T\}$, 最终预测值的计算如下:

$$h_t = \text{LSTM}(x_t, h_{t-1}, c_{t-1}) \quad (14)$$

$$\hat{y} = f(h_T) \quad (15)$$

$f(h_T)$ 是任务相关的预测函数。

4.3.2. Transformer 模型

Transformer 是一种基于自注意力机制(Self-Attention)的深度学习模型, 近年来在金融预测中表现突出, 具有更强的时间序列建模能力。Transformer 由编码器和解码器组成, 每个部分包含多个自注意力层和前馈神经网络。其主要用于 NLP, 但其强大的长距离依赖建模能力使其在时间序列分析、金融预测、国际贸易分析等领域也有广泛应用。

4.3.3. 深度学习在国际贸易数据建模中的作用

在国际贸易数据建模中, 深度学习在特征提取、模式识别和预测方面具有很强的能力。它可应用于

风险评估、供应链优化和贸易趋势分析等多个领域。与传统的机器学习方法相比,深度学习能更有效地处理高维数据、时间序列数据和非线性关系,提高预测的准确性和鲁棒性。深度学习可以用于预测供应链优化和物流,从而优化全球供应链,提高物流效率,降低运输成本。深度学习还能进行贸易政策文本分析,研究国际贸易政策、新闻和法规,并评估其对进出口的影响。

5. 结论与展望

本研究探讨了机器学习在国际贸易预测中的应用,发现机器学习的应用场景更加广泛,可以更有效地处理高维和非线性数据,并提高预测的准确性。国际贸易数据通常包含大量变量(如关税、汇率、政策文本、物流信息等),传统模型难以有效捕捉多维特征间的非线性关系。基于随机森林、XGBoost 等集成学习方法,能够自动筛选关键变量,并建模复杂交互作用。发展中国家贸易数据往往样本不足,导致统计方法估计偏差较大,基于全球数据预训练、区域数据微调等迁移学习技术可将成熟市场的规律迁移至新兴市场,提升小数据场景下的预测稳定性。随着算法的不断改进和数据收集的进一步优化,结合自然语言处理(NLP)分析政策文本、强化学习优化贸易决策等方向值得进一步研究。

参考文献

- [1] 吕梁,王先,王鸽. 波罗的海干散货运价指数预测——基于 EMD-XGBoost 模型的证据[J]. 价格理论与实践, 2023(8): 114-118.
- [2] 牛旭彤,范洪博. 浅析机器学习在智能航运的潜力与未来[J]. 中国水运, 2023(19): 96-97.
- [3] 王颖. 跨境电子交易中的盗卡盗刷风险识别模式研究——基于用户行为的分析与实证[D]: [硕士学位论文]. 北京: 对外经济贸易大学, 2019.
- [4] 缙少龙. 人工智能在国际贸易和物流中的前景与应用[J]. 中国航务周刊, 2024(3): 57-59.
- [5] 钞小静,黄冶娜. 数字经济如何赋能高质量出口——基于双重机器学习的因果推断[J]. 长安大学学报(社会科学版), 2023, 25(4): 15-30.
- [6] 方媛. 基于 Stacking 集成学习和贝叶斯优化的中国出口潜力分析[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 华中农业大学, 2024.
- [7] Gupta, V. and Kumar, E. (2024) AO-SAKEL: Arithmetic Optimization-Based Self-Adaptive Kernel Extreme Learning for International Trade Prediction. *Evolving Systems*, 15, 829-848. <https://doi.org/10.1007/s12530-023-09500-5>
- [8] Xie, W., Wei, N. and Zhou, W. (2023) An Interpretable Machine-Learned Model for International Oil Trade Network. *Resources Policy*, 82, Article 103513. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103513>
- [9] Hu, J. and Han, L. (2021) Exchange Rate Transaction of International Trade Goods Based on Fuzzy Granulation and Deep Learning. *Scientific Programming*, 2021, Article 6954732. <https://doi.org/10.1155/2021/6954732>
- [10] Liu, S., He, T., Wang, J., Chen, J., Guo, J., Jiang, X., et al. (2022) Can Quantitative Wood Anatomy Data Coupled with Machine Learning Analysis Discriminate CITES Species from Their Look-Alikes? *Wood Science and Technology*, 56, 1567-1583. <https://doi.org/10.1007/s00226-022-01404-y>
- [11] Xu, S., Zou, S., Huang, J., Yang, W. and Zeng, F. (2022) Comparison of Different Approaches of Machine Learning Methods with Conventional Approaches on Container Throughput Forecasting. *Applied Sciences*, 12, Article 9730. <https://doi.org/10.3390/app12199730>