

基于跳跃风险的中国碳市场波动率预测研究

王佳琪¹, 陈慕伦¹, 胡 滨¹, 郑传晓², 廖 昕¹

¹上海理工大学管理学院, 上海

²上海理工大学光电学院, 上海

收稿日期: 2025年8月7日; 录用日期: 2025年9月6日; 发布日期: 2025年9月16日

摘 要

全球气候变化背景下, 碳市场成为调控温室气体排放的核心机制。中国碳排放权交易体系(CCETS)自2021年启动以来, 其价格受政策冲击、极端事件的影响出现跳跃波动, 但现有研究普遍忽视这一关键因素。本研究基于2021~2024年中国碳市场日度交易数据, 构建自回归条件跳跃强度(ARJI)模型与机器学习算法融合的预测框架, 探究跳跃风险对碳市场波动率预测的影响。研究发现, ARJI-GARCH与 ARJI-GARCH- h_t 模型均能有效捕捉跳跃风险, 其中ARJI-GARCH- h_t 模型通过引入时变跳跃幅度方差与非对称参数, 显著提升了对突发波动的拟合能力。将两类模型测算的跳跃强度引入偏最小二乘(PLS)、径向基神经网络(RBFNN)等机器学习模型后, 中国碳市场波动率预测精度显著提升, 其中PLS-ARJI-GARCH- h_t 模型表现更优。本研究为政策制定者优化碳配额分配、交易员设计抗风险策略提供了理论依据, 也为新兴碳市场的波动率预测提供了方法借鉴。

关键词

碳市场, 波动率预测, 跳跃风险, ARJI-GARCH模型, 机器学习

A Study on Volatility Prediction of China's Carbon Market with Jump Risk Considered

Jiaqi Wang¹, Mulun Chen¹, Bin Hu¹, Chuanxiao Zheng², Xin Liao¹

¹Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

²School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Aug. 7th, 2025; accepted: Sep. 6th, 2025; published: Sep. 16th, 2025

Abstract

Against the backdrop of global climate change, carbon markets have emerged as a core mechanism

文章引用: 王佳琪, 陈慕伦, 胡滨, 郑传晓, 廖昕. 基于跳跃风险的中国碳市场波动率预测研究[J]. 理论数学, 2025, 15(9): 96-106. DOI: 10.12677/pm.2025.159237

for regulating greenhouse gas emissions. Since its launch in 2021, the price of the China's Carbon Emissions Trading System (CCETS) has been presenting jumping fluctuations which are triggered by factors such as policy shocks and extreme events. However, existing studies have generally overlooked this critical factor. Based on daily trading data from the national carbon market from 2021 to 2024, this study constructs a forecasting framework integrating the Autoregressive Conditional Jump Intensity (ARJI) model with machine learning algorithms to investigate the impact of jump risks on carbon market volatility prediction. The study finds that both the ARJI-GARCH and ARJI-GARCH- h_t models effectively capture jump risks. Notably, the ARJI-GARCH- h_t model significantly enhances the fitting capability for abrupt volatility by introducing time-varying jump amplitude variance and asymmetric parameters. When the jump intensities calculated by the two models are incorporated into machine learning models such as Partial Least Squares (PLS) and Radial Basis Function Neural Network (RBFNN), the forecasting accuracy of China's carbon market volatility improves significantly. Within those models, the PLS-ARJI-GARCH- h_t model represents the optimal performance. This study provides a theoretical basis for policymakers to optimize carbon quota allocation and for traders to design risk-resistant strategies. It also offers methodological insights for volatility forecasting in emerging carbon markets.

Keywords

Carbon Market, Volatility Forecasting, Jump Risk, ARJI-GARCH Model, Machine Learning

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

在全球积极应对气候变化的大环境下，碳市场已成为调控温室气体排放的核心机制。中国作为全球碳排放领域的重要力量，始终大力推动本国碳市场的建设与发展。2021 年正式启动的中国碳排放权交易体系(CCETS)，是中国缓解气候变化战略中的关键举措。对于市场参与者而言，精准把握碳市场价格走势，有助于制定科学合理的交易策略，规避风险、获取收益；政策制定者需要依据碳市场价格动态，制定切实有效的政策，推动碳减排目标的实现；研究人员也需深入探究碳市场价格规律，为市场发展提供理论支持。而碳排放权价格的准确预测，能够为上述各方提供关键决策依据，助力碳市场高效稳定运行。因此本研究聚焦于中国碳市场，旨在运用自回归条件跳跃强度(ARJI-GARCH)模型及相关机器学习算法，探究跳跃风险对其价格波动率预测的影响。

碳市场的价格与波动率预测一直是广泛研究的课题。Wang 等(2025) [1]提出一种动态区间预测框架以预测中国全国碳市场碳价，通过分析碳价波动变量，发现其非线性等特征；经 BEMD 分解并结合样本熵分为高低频子序列，引入相关变量后用 dyELM 和 ACIX 模型预测，结果优于基准模型，提高了拟合能力。尽管如此，在碳市场研究领域，现有国内外的研究仍旧主要集中于使用传统的时间序列模型来分析价格趋势和波动率。Segnon 等(2017) [2]借助从 the European Energy Exchange (EEX)获取的数据，对新的 Markov-Switching Multifractal (MSM)模型与 GARCH、FIGARCH 和 MS-GARCH 模型的预测能力展开了对比。在此过程里，GARCH 模型被用于描述碳市场价格的波动特征，彰显出其捕捉波动聚集效应的能力。苏蕾和梁轶男(2016) [3]运用 GARCH 模型与 VaR 方法，对中国碳市场三个阶段的风险特征展开分析，发现这三个阶段在价格波动上和多数金融市场相似，均呈现出集聚以及尖峰重尾的特性。刘红琴和胡淑慧(2022) [4]设定 Ave、Med、Max 和 Min 这四种交易情境，借助 TGARCH-VaR 模型探究不同情境下碳

排放权交易市场的风险状况。TGARCH 模型作为 GARCH 模型的延伸, 不仅保留了 GARCH 模型捕捉波动聚集效应的功能, 还额外考虑了波动的非对称性。

虽然以上模型提供了有价值的见解, 但它们通常假设价格变化是连续的, 未能考虑碳市场中可能出现的跳跃风险。跳跃风险是指资产价格或波动率的突然、不连续变化。对跳跃风险的忽略可能导致在市场高度不确定时期的预测和风险评估不准确。目前碳排放市场作为新兴市场起步较晚, 但在其他一些成熟市场中, 跳跃风险的引入被证实是有效的。赵久伟和肖庆宪(2012) [5]通过对上海 A 股市场的研究, 运用二次协方差方法和非参数一致估计量, 证实了系统跳跃风险与系统扩散风险存在显著差异。Zhang 和 Tu (2016) [6]在使用 ARJI-GARCH 模型分析全球油价冲击对中国金属市场的影响时, 对于 Brent 原油价格的影响, 模型中的跳跃方差在 1%的水平上显著, 表明异常信息引发的跳跃行为对收益波动有正向影响, 这使得模型能更好地拟合市场实际情况, 进而更准确地预测金属市场受油价冲击的影响。在金融领域的风险研究中, 已有学者借助 ARJI-GARCH 模型成功捕捉到跳跃风险的存在及传染效应, 他们对上市银行的研究证实了该模型在处理非连续波动方面的适用性[7]。这提示我们应将跳跃风险引入碳排放市场的分析中。而跳跃风险在碳排放市场中是客观存在的, 相关研究通过对欧盟碳排放市场的分析发现, 其价格会因离散随机事件出现不同程度的跳跃[8] [9], 这说明在碳排放市场研究中引入跳跃风险具有现实意义。因此, 本研究认为将跳跃风险引入中国的碳交易的市场中, 用以预测碳排放权的价格具有必要性。

除了 GARCH 类等传统计量经济学模型, 机器学习方法在多个领域的波动率预测中已展现出优异的拟合能力。例如, 在工程学、材料科学、医学等领域中, 径向基神经网络(RBFNN)凭借强大的非线性映射能力, 能有效捕捉数据中的复杂模式, 例如 Taghavi 和 Gharabaghi (2025) [10]在其研究中聚焦钢铁行业中铁矿石选矿厂球磨机的功率消耗预测, 采用线性回归和径向基函数(RBF)模型, 以选矿厂的给料邦德指数、粒度分布和研磨介质重量等为数据, 结果显示, RBF 模型的准确性和精确性优于线性回归模型。而在宏观经济领域中, 已有学者借助径向基神经网络(RBF)实现了对经济指标的有效预测, 苏珊娜(2017) [11]以陕西省数据为例的实证研究显示, RBF 模型能较好捕捉经济系统的非线性特征, 这无疑提示在碳排放市场研究中引入该模型的可行性; 同时, 偏最小二乘(PLS)回归则通过降维处理解决多重共线性问题, 在多变量影响下的波动分析中精度显著。另外, 将计量模型与机器学习方法进行对比选择的研究也已有先例: Byun 和 Cho (2013) [12]考察了三种方法对碳期货波动率的预测能力, 分别是利用碳期货价格的 GARCH 类模型、来自碳期权价格的隐含波动率以及 k 近邻模型。结果显示, GARCH 类模型的表现优于隐含波动率和 k 近邻模型, 这表明由于碳期权交易量低, 其包含的碳期货信息较少。受此研究的启发, 本研究创新性地将在碳排放市场中将 ARJI-GARCH 模型与机器学习的算法进行结合, 最终得到比两种方法拟合效果均更好的模型。

中国碳市场仍处于发展阶段, 具有众多中小企业参与、监管环境复杂以及交易机制不断发展但仍有待完善等独特特征。周新媛等(2025) [13]在《中国碳排放权交易市场 2024 年发展分析与展望》指出, “中国碳市场的整体活跃度和流动性仍然较低, 自 2021 年开市以来, 共有 220 个交易日的成交量在 1000 吨以下(其中 57 个交易日的成交量 ≤ 10 吨), 与国内试点和欧盟碳市场相比, 中国碳市场的交易活跃度显著偏低”。这一特征印证了中国碳市场仍处于发展阶段, 与成熟国际碳市场存在差异, 可能导致不同的跳跃风险模式。因此, 本文针对于中国碳市场兼具理论价值与现实意义。从理论层面看, 现有研究多聚焦于其他碳排放市场指标, 如 Dutta (2018) [9]等利用原油波动率指数(OVX)衡量油价不确定性对欧盟配额(EUA)市场波动率的影响, 而本研究引入在股票日度数据中广泛应用的跳跃风险概念, 为碳市场价格波动性研究提供了新框架, 丰富了环境金融领域的研究内容, 有助于完善碳市场价格形成机制。从实践层面看, 精准的波动率预测不仅能帮助交易员优化交易策略、控制风险, 还能为政策制定者提供监管依据, 助力稳定市场价格、防范金融风险, 推动碳减排目标与金融稳定的双重实现。因此, 本研究旨在填补上

述研究空白,通过 ARJI-GARCH 模型捕捉价格的突然变化及其对波动率的影响,并结合机器学习算法改善模型拟合效果,以更精准地预测中国碳市场价格走势,为市场参与者、政策制定者及学术研究提供科学依据。

2. 模型与方法

2.1. ARJI-GARCH 模型

为了捕捉市场上离散随机事件引发的价格跳跃特征, Chan 和 Maheu (2002) [14]提出了自回归跳跃强度(ARJI)模型。该模型结合了 GARCH 模型和跳跃强度的动态特征,能够更准确地刻画资产价格的波动性及其跳跃行为。

在 ARJI-GARCH 模型中,假设跳跃行为遵循泊松过程且跳跃强度是动态变化的。根据样本收益率特征, ARJI 模型的表达式如下:

$$R_t = \mu + \sum_{i=1}^l \phi_i r_{t-i} + \sqrt{h_t} z_t + \sum_{k=1}^{n_t} Y_{t,k} \quad (1)$$

其中, R_t 表示在时刻 t 的资产收益率, μ 为常数项, ϕ_i 为自回归系数, h_t 为条件方差, $z_t \sim NID(0,1)$, $Y_{t,k}$ 表示在 t 时刻的跳跃幅度, 且 $Y_{t,k} \sim N(\theta_t, \delta_t^2)$ 。

假设资产回报率的波动性不仅受到过去收益率的影响, 还受到跳跃强度的影响。基于这一假设, 条件方差 h_t 可以表示为:

$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \quad (2)$$

其中 $\varepsilon_t = R_t - \mu - \sum_{i=1}^l \phi_i R_{t-i}$; ω, α, β 为待估参数; p, q 为滞后阶数。

跳跃行为的发生次数 n_t 服从泊松过程, 其跳跃强度为 λ_t , 即:

$$P(n_t = j | \phi_{t-1}) = \frac{e^{-\lambda_t} \lambda_t^j}{j!}, j = 0, 1, 2, \dots \quad (3)$$

其中, $\phi = \{R_t, \dots, R_1\}$ 为 t 时刻的信息集。此处假设跳跃强度 λ_t 具有时变性, 若 $\lambda_t = \lambda$, 则为常数跳跃强度模型[6]。

跳跃强度 λ_t 本身是一个条件随机过程, 通常假设其服从 ARMA 过程:

$$\lambda_t = \lambda_0 + \sum_{i=1}^r \rho_i \lambda_{t-i} + \sum_{i=1}^s \gamma_i \xi_{t-i} \quad (4)$$

其中 ρ 表示跳跃的持续性, γ 用来度量跳跃强度对历史离散随机事件冲击的敏感性; r, s 为滞后阶数。

然而, 时变的跳跃幅度不一定严格符合传统的分布假设, 且跳跃幅度方差的变化可能与市场波动率存在复杂的动态关系。基于此, 参考胡根华和吴恒煜(2015) [8]的做法, 本文进一步构建了 ARJI-GARCH- h_t 模型:

$$\theta_t = \eta_0 + \eta_1 R_{t-1} D(R_{t-1}) + \eta_2 R_{t-1} (1 - D(R_{t-1})) \quad (5)$$

$$\delta_t^2 = \zeta_0^2 + \zeta_1 h_t \quad (6)$$

其中, $\begin{cases} D(x) = 1, x > 0 \\ D(x) = 0, \text{其他} \end{cases}$, 且 $\eta_0, \eta_1, \eta_2, \zeta_0, \zeta_1$ 为待估计参数。

2.2. 基于跳跃强度的 PLS 模型构建

偏最小二乘回归(PLS)是一种经典的回归分析方法,旨在通过提取输入特征中的主要潜在成分,在降低特征维度的同时构建稳健的回归模型,从而有效缓解输入变量间存在的多重共线性问题[15]。为构建融合跳跃强度特征的 PLS 模型,设训练样本集为 $\{(\lambda_1, y_1), (\lambda_2, y_2), \dots, (\lambda_n, y_n)\}$, 其中 $\lambda_i \in R^n$ 为输入特征, $\lambda_{i,t}$ 表示第 i 个市场参与者在 t 时刻的动态跳跃强度, 碳市场价格波动率 $y_i \in R$ 为其对应的响应变量。PLS 通过对输入矩阵 $\Lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]^T$ 和输出矩阵 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 进行降维, 从中提取一组潜在变量, 这些潜在变量在输入和输出数据空间中均有良好的表示能力。每个潜在变量可以通过以下公式表示:

$$\begin{aligned} T &= \Lambda W \\ U &= YC \end{aligned} \quad (7)$$

此外, 为使输入和输出的潜在变量之间的协方差最大, 需建立如下模型:

$$\text{maximize Cov}(T, U) = \frac{1}{n} T^T U \quad (8)$$

其中, T 是输入数据 Λ 的潜在成分矩阵; U 是输出数据 Y 的潜在成分矩阵; W 是输入变量的载荷矩阵; C 是输出变量的载荷矩阵。

通过最大化输入和输出数据之间的协方差来找到潜在变量后, PLS 基于潜在变量 T 和 U 来建立最终的回归模型:

$$\hat{y} = T \cdot \beta \quad (9)$$

2.3. 基于跳跃强度的 RBFNN 模型构建

RBF 神经网络是一种前馈型人工神经网络, 结构上主要包括输入层、隐藏层和输出层。与传统线性模型不同的是, RBFNN 能够通过非线性核函数将低维输入数据映射至高维特征空间, 从而实现复杂函数关系的逼近。参考 Coelho 与 Santos (2011) [16], 本研究将模型的输入设定为跳跃强度 λ_i , 该变量反映了市场在某一时刻上发生价格跳跃的强度, 具有良好的风险识别能力。训练样本可记为 $\{(\lambda_1, y_1), (\lambda_2, y_2), \dots, (\lambda_n, y_n)\}$, 其中, 跳跃强度 $\lambda_i \in R^n$ 为输入特征, 碳价格波动率 $y_i \in R$ 为目标输出, 具体模型结构见图 1。

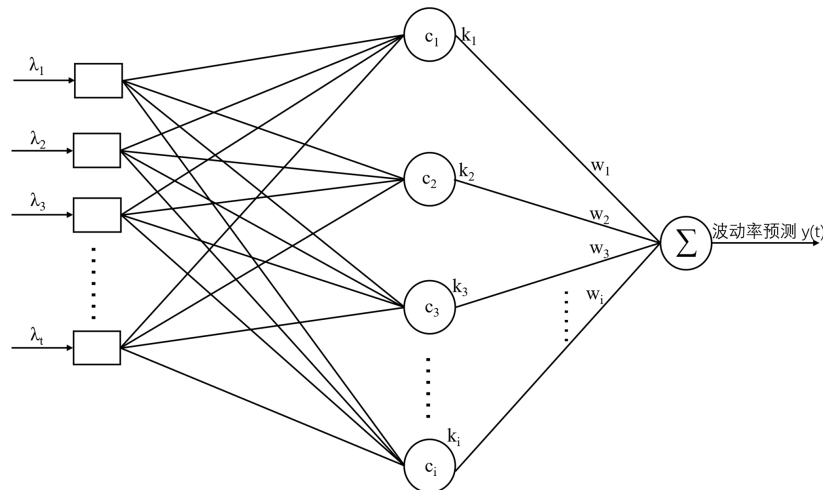


Figure 1. Architecture of the RBFNN model incorporating jump intensity
图 1. 基于跳跃强度的 RBFNN 模型结构图

RBFNN 模型的公式表示如下:

$$y_i = \sum_{i=1}^n w_i \cdot \phi_i(\lambda_i) \quad (10)$$

其中 $\phi_i(\lambda_i) = \exp\left(-\frac{\|\lambda_i - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right)$, c_i 是为第 i 个径向基函数的中心, σ_i 为第 i 个径向基函数的宽度参数, w_i 是每个径向基函数对应的权重。

2.4. 波动率预测能力评价

为全面评估不同模型在碳市场波动率预测中的表现, 本文引入两类广泛应用的误差评价指标: 均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)。这两类指标可从不同角度衡量模型预测值与实际波动率之间的偏离程度, 从而有效反映预测性能。其中, RMSE 对较大误差具有更高的敏感性, 能够突出模型在异常波动情况下的表现, 而 MAE 则提供了一个相对均衡的误差度量, 能够有效避免过度放大单个大误差的影响。两个评价指标定义如下:

$$RSME = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\sigma}_i - R_i)^2} \quad (11)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{\sigma}_i - R_i| \quad (12)$$

3. 实证研究

3.1. 数据

鉴于真实的日度波动率不可直接观测, 本文参照已有文献的常见做法, 采用日收益率的平方作为波动率的代理变量, 并以此作为目标变量进行模型训练与预测评估。在数据的可得性、有效性和完整性的基础上, 结合所要研究的对象, 在剔除样本期内相关数据缺失后, 本文所选样本数据涵盖了 2021~2024 年间全国碳市场 777 个交易日的数据。经预处理后, 将其中 70% 的数据划分为模型训练集, 其余 30% 作为测试集, 以评估所构建模型的预测性能。原始数据均采自上海环境能源交易所, 对存在缺失的数据采用插值法进行补全处理, 以保证数据的连续性与完整性。此外, 为了提高 RFN 模型在碳市场波动率预测中的精度, 本文采用了最小均方根误差作为优化目标, 并通过优化过程确定了最优扩展速度为 1446, 进而进行建模。

3.2. ARJI 模型参数估计

为了更准确地刻画碳市场中的跳跃行为, 本文分别对 ARJI-GARCH 模型与 ARJI-GARCH- h_t 模型进行了参数估计, 结果详见表 1。如表 1 所示, ARJI-GARCH 模型和 ARJI-GARCH- h_t 模型的 λ 均在 1% 的水平上显著, 这表明碳市场存在显著的时变跳跃特征, 此外, 这种跳跃行为与市场整体波动率以及 GARCH 波动率之间也表现出显著的敏感性与关联性, 因此碳市场的跳跃特征不容忽视。

具体而言, 在时变跳跃强度中, 参数 ρ 值在 1% 的水平上显著, 这表明碳市场的政策冲击与极端事件的影响具有时间延展性。在中国碳市场中, 政策调整(如配额分配规则修订、行业覆盖范围扩大)和极端天气事件(如全国性寒潮导致能源需求激增)往往并非短期一次性影响, 而是通过市场预期传导形成持续波动。例如, 2023 年生态环境部发布的《碳排放权交易管理办法(试行)》修订草案, 在征求意见期间即引发碳价连续三周出现显著跳跃式波动, 充分印证了 ρ 值显著所体现的政策冲击持续性。同时, 跳跃幅度

Table 1. Parameter estimation of the GARCH model with jumps
表 1. 带跳跃的 GARCH 模型的参数估计

变量	常数跳跃强度模型	ARJI- h_t 模型
μ	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
α_0	0.000 (0.000)	0.000 (31.623)
α_1	0.812*** (0.059)	0.223 (31.623)
β	0.187*** (0.019)	0.768 (31.623)
η_0		-0.003 (0.006)
η_1		1.866* (1.086)
η_2		-0.976*** (0.010)
ς_0		0.000 (0.000)
ς_1		0.935*** (0.069)
θ	-0.001 (0.002)	
σ	0.021*** (0.002)	0.042*** (0.005)
λ_0	0.456*** (0.051)	0.344*** (0.031)
ρ	-0.941*** (0.003)	-0.277*** (0.038)
γ	-0.600*** (0.003)	-0.747*** (0.009)
LLF	2206.772	6395.576

t statistics in parentheses; *p < 0.1, **p < 0.05, ***p < 0.01.

方差参数 ς_1 的显著性进一步验证了跳跃风险与市场波动率的内生关联机制，即市场整体波动率的上升会非线性地放大跳跃幅度的不确定性，这与中国碳市场“政策驱动型”特征高度契合。当市场因政策利好(如碳配额有偿分配比例提高)出现波动率上升时，企业减排成本预期的不确定性也随之增强，进而以非线性放大跳跃幅度，导致碳价在短期内出现更剧烈波动。例如，2022 年全国碳市场纳入建材行业的政策传

闻，使单日碳价跳跃幅度较此前均值扩大 37%，直接体现了波动率与跳跃幅度的内生联动。另外，非对称参数 η_1 与 η_2 的差异化显著表明碳市场的跳跃幅度均值对市场正向与负向冲击存在明显的异质性响应。具体而言，这种非对称性在中国碳市场的结构性特征下表现得尤为突出。由于中国碳市场以火电企业等工业主体为主，该类参与者对政策利空的反应更为敏感，进而导致负向冲击引发的跳跃幅度均值绝对值更大；而正向冲击(如绿色金融支持碳交易政策)则因市场流动性不足(2021~2024 年日均成交量仅为欧盟碳市场的 1/8)，跳跃幅度相对平缓。这说明 ARJI-GARCH- h_t 能有效识别正负冲击所引发的跳跃行为差异，并以此动态调整跳跃强度，从而更准确地反映市场异常波动的频率与幅度特征。最后，似然函数值显示，ARJI-GARCH- h_t 模型相比 ARJI-GARCH 模型具有更高的似然函数值，这说明引入跳跃幅度方差动态机制后模型的拟合优度显著提高，能更好地反映了碳市场的波动特征。

表 2 为碳市场收益率和跳跃强度的描述性统计结果。由表 2 可见，碳市场收益率的 J-B 统计量显著偏离正态性假设，具有明显的非正态性特征。从跳跃强度的分布特征来看，常数跳跃强度的偏度为-0.6953、峰度为 2.2688，呈现轻微的左偏和较低的峰态，反映其对极端市场波动的刻画能力有限，难以充分识别异常冲击的影响。而 ARJI-GARCH- h_t 模型所估计的跳跃强度序列具有更为突出的分布特征，其偏度为 5.8656、峰度为 45.8965，表现出显著的右偏性与尖峰厚尾性特征。这表明 ARJI-GARCH- h_t 模型能够有效捕捉市场中剧烈的跳跃行为，具有更好的极端识别能力。此外，ARJI-GARCH- h_t 跳跃强度的 J-B 统计量高达 61000，显著拒绝正态性假设，这一结果进一步印证了该模型在识别非正态冲击方面的有效性。因此，相较于静态的常数跳跃模型，引入由 ARJI-GARCH- h_t 估计的动态跳跃强度更具有可行性，有利于揭示碳市场中跳跃行为的时变性特征。

Table 2. Descriptive statistical analysis
表 2. 描述性统计

变量	R	常数跳跃强度	ARJI-GARCH- h_t
均值	0.0008	0.0783	0.0003
标准差	0.01869	0.0417	0.0009
偏度	0.238	-0.6953	5.8656
峰度	8.7886	2.2688	45.8965
J-B 统计量	87.08***	76.21***	61000***

t statistics in parentheses; *p < 0.1, **p < 0.05, ***p < 0.01.

3.3. 样本外预测表现

图 2、图 3 和图 4 分别展示了在未引入跳跃特征与引入跳跃特征情形下，PLS 模型与 RBF 神经网络模型的碳市场波动率预测结果。从图 2、图 3 和图 4 可以看到，这六组模型都能较好的预测出我国碳市场波动率，表现出较好的预测精确性。表 3 则列出了不同模型的波动率预测评价结果。

从表 3 可以看到，在未引入跳跃特征的基准模型中，PLS 模型在 RMSE 和 MAE 两项指标上均略优于 RBFNN 模型。在引入跳跃特征后，两个模型的预测性能均有所提升。这表明跳跃强度的引入能够有效捕捉碳市场因政策冲击或极端事件引发的非连续波动特征，从而显著提升波动率的预测精度。以 PLS 模型为例，在引入 ARJI-GARCH- h_t 模型测算的动态跳跃强度后，MSE 从 2.4665 降至 2.3793，MAE 从 1.1668 降至 1.1384，这进一步验证了跳跃风险在碳市场波动率中的显著作用，该结果亦说明若忽略此跳跃行为则会导致预测偏差，而动态捕捉跳跃强度的时变性能显著增强模型的泛化能力。

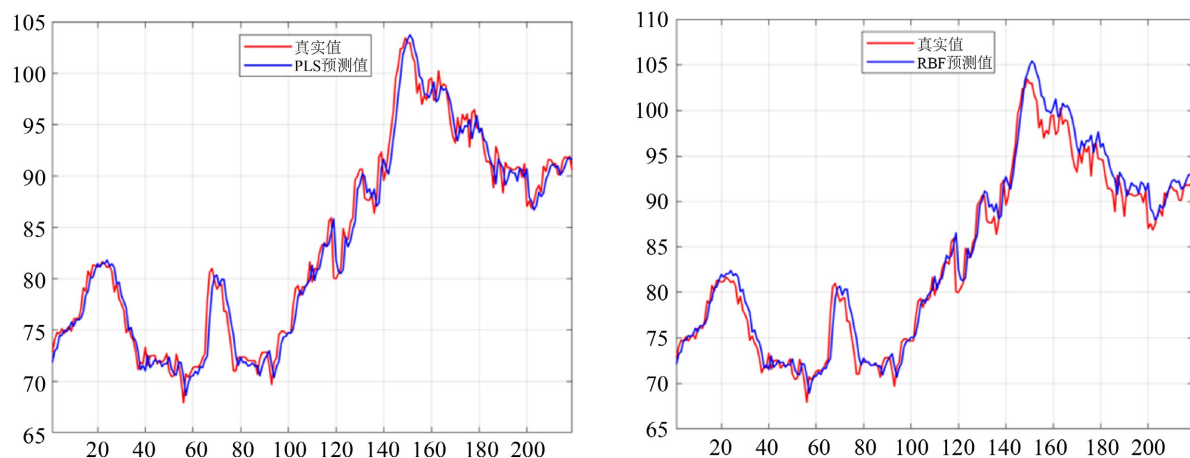


Figure 2. Architecture of the RBFNN model incorporating jump intensity

图 2. 未引入跳跃特征的模型预测结果图

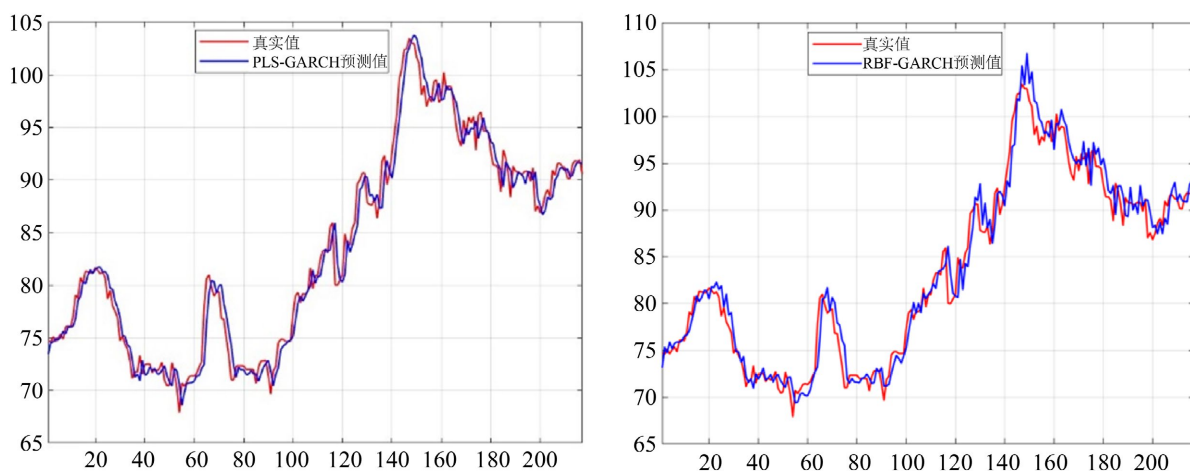


Figure 3. Architecture of the RBFNN model incorporating jump intensity

图 3. 引入常数跳跃强度的模型预测结果图

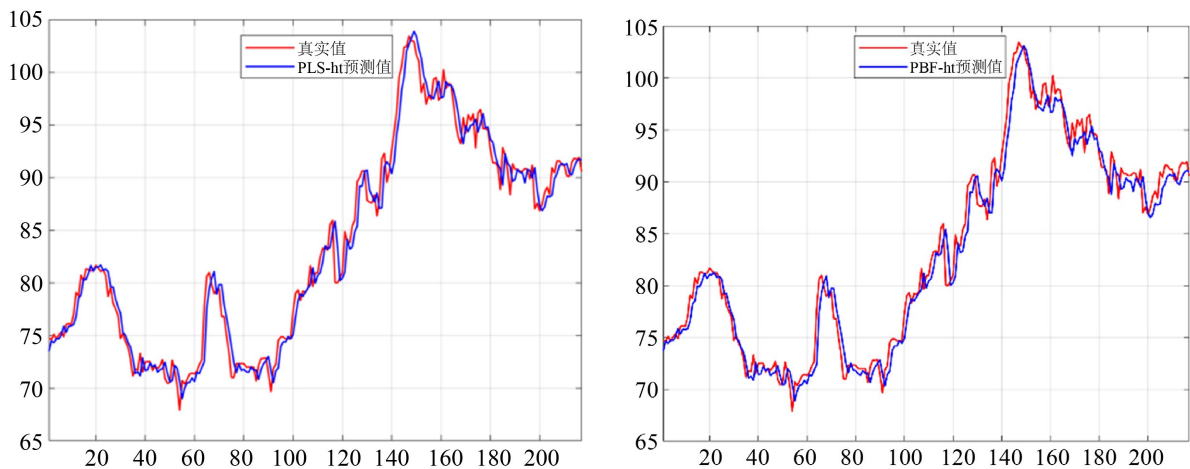


Figure 4. Architecture of the RBFNN model incorporating jump intensity

图 4. 引入 ARJI-GARCH-hi 跳跃强度的模型预测结果图

Table 3. Evaluation results of volatility forecasts from different models
表 3. 不同模型波动率预测评价结果

	PLS		RBFNN	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
未加入跳跃强度	1.5705	1.1668	1.8096	1.3485
常数跳跃强度	1.548	1.1411	1.7729	1.3723
ARJI- h_t 跳跃强度	1.5425	1.1384	1.5989	1.2081
预测精度提升率	1.78%	2.43%	11.64%	10.41%

进一步来看，引入 ARJI-GARCH- h_t 模型测算的动态跳跃强度较 ARJI-GARCH 跳跃强度模型具有更为优越的波动率预测表现。结合图 3 亦可看出，与基准模型相比，加入了 ARJI-GARCH- h_t 跳跃强度的模型能更准确地捕捉到多个峰值和谷值，且对剧烈变化的响应更为灵敏，体现出较好的预测精确性。另外，引入 ARJI-GARCH- h_t 跳跃强度的 PLS 模型在波动率预测精度上优于 RBFNN 模型，这表明 PLS 模型在融合动态跳跃强度与高维特征时具有更强的稳健性。具体而言，PLS 模型通过主成分降维，能够有效提取波动率序列中的关键线性规律，而 RBFNN 虽然具备非线性拟合能力，但由于其参数敏感性和数据噪声干扰，难以充分捕捉跳跃风险与波动模式间的复杂耦合关系。值得指出的是，与 PLS 模型相比，RBFNN 模型在引入 ARJI-GARCH- h_t 跳跃特征后表现出更为显著的性能提升，整体预测精度提升约 11%，这表明 RBFNN 模型能更好地利用时变的 ARJI-GARCH- h_t 跳跃强度中所包含的复杂、非线性信息，显示出其在利用复杂信息方面具有较强的适应能力。

整体来看，虽然 RBFNN-ARJI-GARCH- h_t 模型在预测精度上表现出一定程度的提升，且在非线性特征提取方面展现出良好潜力，但其整体预测能力仍不及 PLS-ARJI-GARCH- h_t 模型。因此，从各项评估指标来看，PLS-ARJI-GARCH- h_t 模型在波动率预测方面相较于其他模型具有更强的拟合效果与解释能力，表现出更为稳定的预测精度和波动捕捉能力。

4. 结论与启示

气候变暖已成为全球性挑战，而减少二氧化碳等温室气体排放是应对这一问题的关键措施。随着 CCETS 的正式启动，中国碳市场价格波动逐渐成为研究关注的重点。学者们已经发现跳跃风险在金融市场中的价格波动预测中具有重要作用，但目前碳市场相关研究仍然不足。为此，本文基于 2021 至 2024 年间中国碳市场日度交易数据，构建 ARJI-GARCH 与 ARJI-GARCH- h_t 模型以刻画碳价格的跳跃特征，并进一步将其跳跃强度变量引入 PLS 和 RBFNN 等机器学习模型中，从而实现对碳价格波动率的精准预测。结果表明：(1) 中国碳市场价格波动具有显著的时变跳跃行为，ARJI-GARCH- h_t 模型相较于传统模型能更有效捕捉非对称冲击及跳跃幅度方差的动态变化，显著提高模型拟合优度；(2) 在跳跃强度作为特征输入的前提下，PLS 与 RBFNN 模型的预测精度均有所提升；(3) 与 RBFNN 类模型相比，PLS-ARJI-GARCH- h_t 模型具有更为优越的波动率预测能力，表明其在应对复杂跳跃风险和非线性特征时具有更强的稳健性和适应性。

基于上文，本文提出如下启示与建议：

首先，本文通过引入跳跃风险特征，并结合 ARJI-GARCH 和机器学习模型，提升了碳市场波动率的预测精度，为政策制定者提供了更精准的市场波动分析工具。这对于政府在制定和调整碳排放管制政策、监管政策以及应对市场突发波动时提供了重要的理论依据。通过更有效地识别和预测碳市场中的极端风险，政策制定者能够及时采取应对措施，降低不确定性对市场的负面影响，从而维护市场的稳定。

其次, 本文也为市场参与者提供了更加精准的碳市场波动率预测模型, 帮助企业和投资者更好地评估市场风险, 从而作出更加合理的决策。通过结合动态跳跃强度, 市场参与者能更全面地理解碳市场波动背后的驱动因素, 从而调整投资策略, 优化碳排放配额的购买和投资减排技术的部署, 以此有效规避潜在的市场风险。

参考文献

- [1] Wang, Z., Wei, Y. and Wang, S. (2025) Forecasting the Carbon Price of China's National Carbon Market: A Novel Dynamic Interval-Valued Framework. *Energy Economics*, **141**, Article 108107. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.108107>
- [2] Segnon, M., Lux, T. and Gupta, R. (2017) Modeling and Forecasting the Volatility of Carbon Dioxide Emission Allowance Prices: A Review and Comparison of Modern Volatility Models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **69**, 692-704. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.060>
- [3] 苏蕾, 梁轶男. 欧盟碳期货交易价格波动风险对我国的启示[J]. 价格月刊, 2016(12): 1-7.
- [4] 刘红琴, 胡淑慧. 不同情境下中国碳排放权交易市场的风险度量[J]. 中国环境科学, 2022, 42(2): 962-970.
- [5] 赵久伟, 肖庆宪. A 股市场系统跳跃风险研究[J]. 上海理工大学学报, 2012, 34(4): 381-388.
- [6] Zhang, C. and Tu, X. (2016) The Effect of Global Oil Price Shocks on China's Metal Markets. *Energy Policy*, **90**, 131-139. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2015.12.012>
- [7] 王周伟, 张政. 基于 ARJI-GARCH 模型的中国上市银行跳跃风险传染网络研究[J]. 上海商学院学报, 2021, 22(6): 69-86.
- [8] 胡根华, 吴恒煜. 资产价格的时变跳跃: 碳排放交易市场的证据[J]. 中国人口·资源与环境, 2015, 25(11): 12-17.
- [9] Dutta, A. (2018) Modeling and Forecasting the Volatility of Carbon Emission Market: The Role of Outliers, Time-Varying Jumps and Oil Price Risk. *Journal of Cleaner Production*, **172**, 2773-2781. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.11.135>
- [10] Taghavi, J. and Gharabaghi, M. (2025) Prediction of Ball Mill Power in Iron Ore Concentration Plants: A Comparison between Radial Basis Functions and Linear Regression. *Results in Engineering*, **26**, Article 105114. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.105114>
- [11] 苏珊娜. 基于径向基神经网络的宏观经济预测实证分析——以陕西省为例[J]. 时代金融, 2017(5): 71-72.
- [12] Byun, S.J. and Cho, H. (2013) Forecasting Carbon Futures Volatility Using GARCH Models with Energy Volatilities. *Energy Economics*, **40**, 207-221. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.06.017>
- [13] 周新媛, 徐东, 张庆辰, 等. 中国碳排放权交易市场 2024 年发展分析与展望[J]. 国际石油经济, 2025, 33(1): 52-61.
- [14] Chan, W.H. and Maheu, J.M. (2002) Conditional Jump Dynamics in Stock Market Returns. *Journal of Business & Economic Statistics*, **20**, 377-389. <https://doi.org/10.1198/073500102288618513>
- [15] Abdi, H. (2010) Partial Least Squares Regression and Projection on Latent Structure Regression (PLS Regression). *WIREs Computational Statistics*, **2**, 97-106. <https://doi.org/10.1002/wics.51>
- [16] dos Santos Coelho, L. and Santos, A.A.P. (2011) A RBF Neural Network Model with GARCH Errors: Application to Electricity Price Forecasting. *Electric Power Systems Research*, **81**, 74-83. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2010.07.015>