

碳排放权市场交易价格波动风险研究

——基于ARMA-EGARCH簇模型

何晨琛

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2023年11月9日; 录用日期: 2023年11月29日; 发布日期: 2024年2月28日

摘要

在“双碳”目标指引下,我国碳市场正处于从区域试点向全国统一的关键阶段,市场交易价格及其风险波动是实现地方与全国碳市场的有效衔接的重要问题。文章以碳交易试点自交易开始日至2023年5月30日北京、重庆、上海、深圳、广东、湖北、天津和全国八家碳交易所碳价格为研究对象,运用ARMA-EGARCH簇模型对碳价格波动风险问题进行量化分析。结果显示:八家碳市场所的碳价格受前期交易的影响显著,价格波动具有长期记忆性和集群效应,同时还存在明显的杠杆效应和非对称性冲击效应。通过VaR在险值验证碳价格波动风险,其结果显示各试点VaR值波动趋势与收益率波动趋势较为一致。基于以上结果,文章提出了完善市场定价机制、丰富交易主体和交易产品,并逐步开放碳期货衍生市场等相关建议。

关键词

碳交易市场, ARMA-EGARCH簇模型, 非对称性冲击效应, 在险价值VaR

Study on the Risk of Price Fluctuation in Carbon Emissions Trading Market

—Analysis Based on ARMA-EGARCH Model

Chenchen He

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Nov. 9th, 2023; accepted: Nov. 29th, 2023; published: Feb. 28th, 2024

Abstract

Under the guidance of the “Dual Carbon” goals, China’s carbon market is at a crucial stage of transitioning from regional pilots to nationwide integration. The determination of market transaction

prices and their associated risk volatility is a critical concern for effectively linking local and national carbon markets. This study focuses on the carbon prices of eight carbon trading exchanges in Beijing, Chongqing, Shanghai, Shenzhen, Guangdong, Hubei, Tianjin, and the national market, from the initiation of carbon trading to May 30, 2023. Employing the ARMA-EGARCH cluster model, the research conducts a quantitative analysis of carbon price volatility risk. The results indicate that carbon prices in these eight markets are significantly influenced by previous transactions, exhibiting long-term memory and cluster effects. Additionally, there are evident leverage effects and asymmetric shock effects. The study validates carbon price volatility risk through Value at Risk (VaR) quantification, revealing a consistent trend between VaR values and return rate fluctuations across the pilot markets. Based on these findings, the paper proposes recommendations for refining market pricing mechanisms, diversifying trading entities and products, and progressively opening up carbon futures derivative markets.

Keywords

Carbon Trading Market, ARMA-EGARCH Cluster Model, Asymmetric Shock Effects, Value at Risk

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

随着双碳目标的提出，碳市场的关注度逐渐提高并迎来高速发展。碳排放权交易机制的诞生旨在解决碳排放产生的负面外部性的问题，将“碳排放权”引入市场交易并赋予其价值，研究碳市场交易定价机制能够更好地发挥其调节作用。具体做法是将经济实体产生的社会成本(如环境污染等)转变为个体私人成本，从而创造出既有益于环境又有益于经济的双赢局面。我国的碳排放交易市场于 2013 年起步，并于 2021 年正式建立推广至全国。随着全国碳排放权交易所的成立，地方碳交易所正在逐步向全国统一碳市场的方向发展。

关于碳排放权的研究，国内外学者首先集中在碳排放权影响因素的研究，国外学者的观点是碳市场价格会受到一些外部因素的影响(比如石油、天然气等)，并其具有不稳定性。国内学者的观点与国外学者大体相似，但也有学者认为我国碳市场对外部信息反应不充分，如[1]马跃等人(2022)认为中国试点碳排放权交易市场在整体上未达到弱势有效水平。其次国内外学者也进行了很多波动性特征的研究，普遍得出碳排放价格收益率具有尖峰厚尾和波动聚集等特征，部分认为不同试点地区交易风险呈现区域性差异。如[2]张跃军等人(2011)在均值回归理论基础上，构建了 GARCH 和 VAR 模型，研究结果表明欧盟碳排放权价格波动不服从均值回归[3]。周天芸等人(2016)针对深圳碳排放价格进行研究，经过分析发现，收益率受到显著的时间序列自相关性和条件异方差效应的影响[4]。魏素豪(2016)通过对对比研究各个交易试点，发现不同试点交易风险程度不同，交易价格呈现显著的非线性特征和持续状态，价格序列未呈现周期性循环。

总体而言，国内外学者对于碳价收益率波动性特征已经进行了十分深入研究，但大多数研究国内碳市场碳价波动关系研究的选取样本集中于我国统一碳市场启动之前，因此样本数据时间跨度较短。因此基于现有学者的相关研究，本文选取了时效性更强的碳交易数据，以北京、重庆、上海、广东、深圳、湖北、天津和全国 8 个碳交易试点自交易开始日至交易收盘价为研究对象，建立 ARMA-EGARCH 簇模型对我国碳交易市场碳配额价格波动问题进行量化分析。基于现有学术研究的基础，本文利用了更具时

效性的碳交易数据。研究的焦点集中在八个碳交易试点上，分别是北京、重庆、上海、广东、深圳、湖北、天津以及全国性的碳市场。分析采用 ARMA-EGARCH 簇模型，旨在定量分析中国碳交易市场碳配额价格波动的特征。本文研究各试点 VaR 值趋势验证模型合理性结合各试点碳配额价格的波动特征进行综合对比分析。为实现“碳达峰、碳中和”目标及更好地完善我国碳市场定价提供实质性的建议。

2. 数据来源和理论模型

本文选取北京、上海、重庆、广东、深圳、湖北、天津和全国 8 个碳交易试点自交易开始日至 2023 年 5 月 30 日的碳配额交易收盘价为研究对象。因北京、重庆、天津碳交易试点 21 年后的部分数据未公布，因此北京、重庆、天津的数据选取时段为碳交易试点开始日到公布的最新日期。对以上收盘价数据进行对数差分处理，即：

$$R_t = \ln P_t - \ln P_{t-1} \quad (1)$$

式(1)中， P_t 表示交易日当天收盘价， P_{t-1} 表示交易前一日收盘价。本文所使用数据来源于国泰安数据库，数据处理软件为 Python。

3. 理论模型

3.1. ARMA (p, q)模型

ARMA (p, q)模型是一种时间序列分析方法，分为自回归(AR)和移动平均(MA)两部分。其中，(p)表示自回归部分的阶数，(q)表示移动平均部分的阶数， ε_t 满足白噪声序列，即 $E(\varepsilon_t) = 0$ ， $\text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2$ ， $\text{Cov}(\varepsilon_t, \varepsilon_s) = 0$ ， $s \neq t$ 。这种模型被用于描述时间序列数据中的趋势和随机波动，模型中被解释变量受到自身滞后期与随机误差项滞后期的影响，常用于时间序列数据的预测。其表达形式如下：

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i} \quad (2)$$

3.2. GARCH (p, q)模型。

传统经济计量模型无法很好地处理时变方差，恩格尔提出了 ARCH 模型(自回归条件异方差模型)，能够较准确地刻画方差的时变性和误差项的聚集性现象。为完善对未来波动性的预测，布雷斯莱夫提出了重要的发展，以 ARCH 模型为基础，提出了 GARCH 模型(广义自回归条件异方差模型)。其数学表达为： $y_t = \mu + \varepsilon_t$ 。其中， y_t 为时间序列数据。

$$\mu_t = \varepsilon_t \sigma_t^2 = \varepsilon_t \sqrt{h_t}, \varepsilon_t \sim N(0,1) \quad (3)$$

$$h_t = \delta + (\alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots) + (\beta_1 h_{t-1} + \beta_2 h_{t-2} + \dots) = \delta + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4)$$

其中， $\delta = \alpha_0(1 - B_1)$ ， $h_t = \sigma_t^2$ ，对平稳时间序列有 $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ ， $\alpha_i, \beta_j > 0$ 。

3.3. EGARCH 模型

由于 GARCH 模型参数的限制条件，考虑到碳交易市场与金融市场的相似性，所以采用尼尔森于 1991 年提出的 EGARCH 模型进行进一步的验证，EGARCH 模型具有能力捕捉正面和负面信息对金融资产的影响。其表达形式如下：

$$\ln(\sigma_t^2) = k + \sum_{i=1}^q \omega_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{i=0}^q \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} + \sum_{j=0}^p \varphi_j \ln(\sigma_{t-j}^2) \quad (5)$$

式(5)中，如果 γ_i 显著不为零，那么非对称项 γ_i 表明金融资产受到非对称性冲击效应的影响。当 $\gamma_i > 0$ 时，

说明利好消息对金融资产的影响大于利空消息，此时不存在杠杆效应。若 $\gamma_i < 0$ ，则存在。

3.4. 在险价值 VaR

在金融领域，在险价值(Value at Risk, VaR)以一定的置信水平 α 来衡量，表示资产或组合价值损失小于某一上限的概率。其表达公式如下：

$$P(\Delta p \Delta t \leq VaR) = \alpha \quad (6)$$

本研究采用蒙特卡洛模拟方法，结合 EGARCH 模型的参数估计结果，预测下一期的均值收益和条件方差。

4. 实证分析

4.1. 描述性统计

由表 1 可以看出，由于湖北最先引入个人和机构投资者的碳配额试点[5]，因此重庆的市场成交在样本选取期间内很活跃。天津重庆碳市场主要参与企业大多为国、央企，其他企业进入时间晚，进入门槛高，因此这两个市场活跃度低迷。全国碳配额市场虽然开始时间较晚，样本数也相对较少，但活跃度较其成立时日来讲，也算是十分活跃的。重庆是试点城市中碳价对数收益率序列标准差最大的地区，表明其碳市场价格波动最为显著，风险水平最高。观察各试点地区偏度和峰度值可以看出，天津、上海的偏度小于零，呈现出明显的长尾分布，向右延伸较远，而其他试点地区则表现出一定程度的左尾分布。各个试点地区的碳价格收益率序列的峰度均超过 3，这表明它们都具有尖峰厚尾(leptokurtic)的特征。

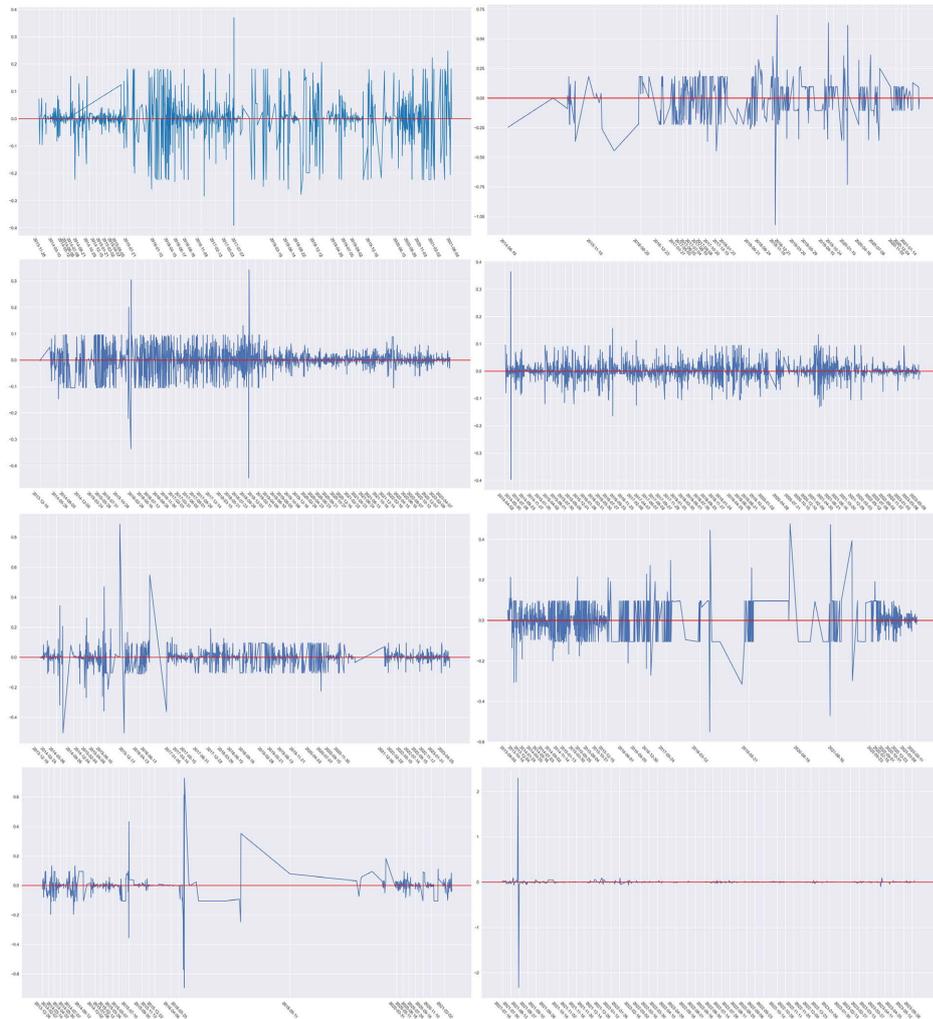
Table 1. Basic statistical characteristics of logarithmic rate of return series

表 1. 对数收益率序列的基本统计特征

交易所	样本数	均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度
北京	1321	0.0004049	0.074	-0.391	0.37	-0.551	3.730791
重庆	529	-0.000409	0.166	-1.071	0.701	-0.557	3.959773
广东	1995	0.0001703	0.044	-0.446	0.342	-0.614	10.86054
湖北	2090	0.0002915	0.032	-0.397	0.365	-0.273	21.48304
上海	1380	0.0004791	0.065	-0.504	0.885	1.473	36.46817
深圳	1028	0.0005192	0.086	-0.551	0.476	-0.028	4.851896
天津	648	-0.0004478	0.071	-0.693	0.728	0.607	47.53179
全国	453	0.0002929	0.155	-2.331	2.296	-0.33	219.7267

数据来源：作者根据国泰安数据库计算整理。

分析各个试点的对数收益率趋势图，见图 1，可以发现八家碳交易所日收益率数据均在 0 上下波动，除全国碳配额市场外其他试点波动幅度都较为明显，全国碳配额试点虽在小范围内波动，仍然具有波动聚集的特征。重庆碳配额市场对数收益率在 2017 年之前交易甚少，17 年后随着交易量的增加，波动聚集特征逐渐显露。天津碳配额市场前期和后期波动特征比较明显，中期市场较为低迷。总体而言，八家交易所的对数收益率均呈波动聚集性，对数收益率大致满足随机游走过程，因此可以用 EGARCH 建模做进一步分析。



(从上到下的交易所顺序为北京、重庆、广东、湖北、上海、深圳、天津、全国，下同)

Figure 1. Logarithmic rate of return trend chart

图 1. 对数收益率趋势图

4.2. 正态性检验

通过 Jarque-Bera 的检验结果,如表 2 所示,八家交易所的对数收益率序列 JB 值对应的 P 值均为 0.000,对数收益率序列不符合正态分布的特征,拒绝原假设。

Table 2. JB test of normal distribution for logarithmic return series

表 2. 对数收益率序列的正态分布 JB 检验

试点地区	JB 值	伴随概率
北京	477686.707	0.000
重庆	1575.243	0.000
广东	330.066	0.000
湖北	18205.303	0.000
上海	7801.740	0.000
深圳	5240.628	0.000
天津	5267.140	0.000
全国	833.554	0.000

4.3. 平稳性检验

为了避免伪回归,首先对上述收益率序列进行 ADF 检验。基于以上碳价对数收益率的随机游走趋势,在进行检验时采用了不含截距项和趋势项的模型。如表 3 检验结果显示,在 1% 的显著性水平下,所有收益率序列在 ADF 模型下均显著拒绝了存在单位根(非平稳)的原假设,表明这些收益率序列均为平稳序列。

Table 3. Stationarity test of logarithmic rate of return series

表 3. 对数收益率序列平稳性检验

试点地区	t 统计量	1%临界值	5%临界值	10%临界值	P 值
北京	-16.232	-3.435	-2.864	-2.568	0.000
重庆	-8.415	-3.443	-2.867	-2.570	0.000
广东	-12.450	-3.434	-2.863	-2.568	0.000
湖北	-19.465	-3.433	-2.863	-2.568	0.000
上海	-5.948	-3.435	-2.864	-2.568	0.000
深圳	-35.924	-3.437	-2.864	-2.568	0.000
天津	-7.728	-3.441	-2.866	-2.569	0.000
全国	-8.452	-3.445	-2.868	-2.570	0.000

4.4. 异方差性检验

在完成平稳性检验后,需要检验序列相关性得到相应滞后阶数,从而确立均值方程阶数。观察残差收益率相关系数图及偏相关系数图得知残差序列存在一定程度的自相关性。因此可以使用 GARCH 模型进行进一步的分析。

Table 4. Heteroscedasticity test of logarithmic return series

表 4. 对数收益率序列异方差性检验

试点地区	LM 统计量	伴随概率	F 统计量	伴随概率
北京	269.660	0.000	169.158	0.000
重庆	110.338	0.000	69.347	0.000
广东	119.978	0.000	63.734	0.000
湖北	355.821	0.000	214.190	0.000
上海	196.400	0.000	114.259	0.000
深圳	158.061	0.000	93.133	0.000
天津	137.211	0.000	86.667	0.000
全国	44.838	0.000	24.723	0.000

GARCH 簇模型的使用前提是时间序列数据具有异方差性,因此需进行异方差检验。异方差 White 检验的初始假设是所有序列的方差都一样,当 P 值都低于 0.05 时,意味着不接受原假设,序列具备异方差特征。由表 4 的结果可以看出,数据存在异方差性,因此可以进行后续 ARCH 效应检验。

4.5. ARMA 模型的建立与检验

基于先前的研究,我们将 ARMA (p, q)模型的滞后阶数设定在 $p, q \in (1, 4)$ 范围内。鉴于前文所有试点的对数收益率都通过平稳性检验,结合最小化信息准则 AIC 值和模型参数的显著性检验结果,最终确定了最优的 ARMA 模型的滞后阶数。其结果如表 5 所示(全国对数收益率的模型参数为(0, 1),相当于 MA(1)模型)。

Table 5. ARMA model of optimal lag order
表 5. 最优滞后阶数的 ARMA 模型

试点地区	北京	重庆	广东	湖北
模型	ARMA (2, 4)	ARMA (4, 2)	ARMA (4, 4)	ARMA (4, 4)
试点地区	上海	深圳	天津	全国
模型	ARMA (2, 2)	ARMA (3, 4)	ARMA (4, 1)	ARMA (0, 1)

4.5.1. 模型残差分析

通过观察图 2 各试点地区 ARMA 模型的残差序列时序图，除小部分时期波动持续偏大或偏小外，大部分时期呈现出集群效应，比较稳定，因此怀疑序列的方差是非齐性的，需要进一步进行 ARCH 检验。

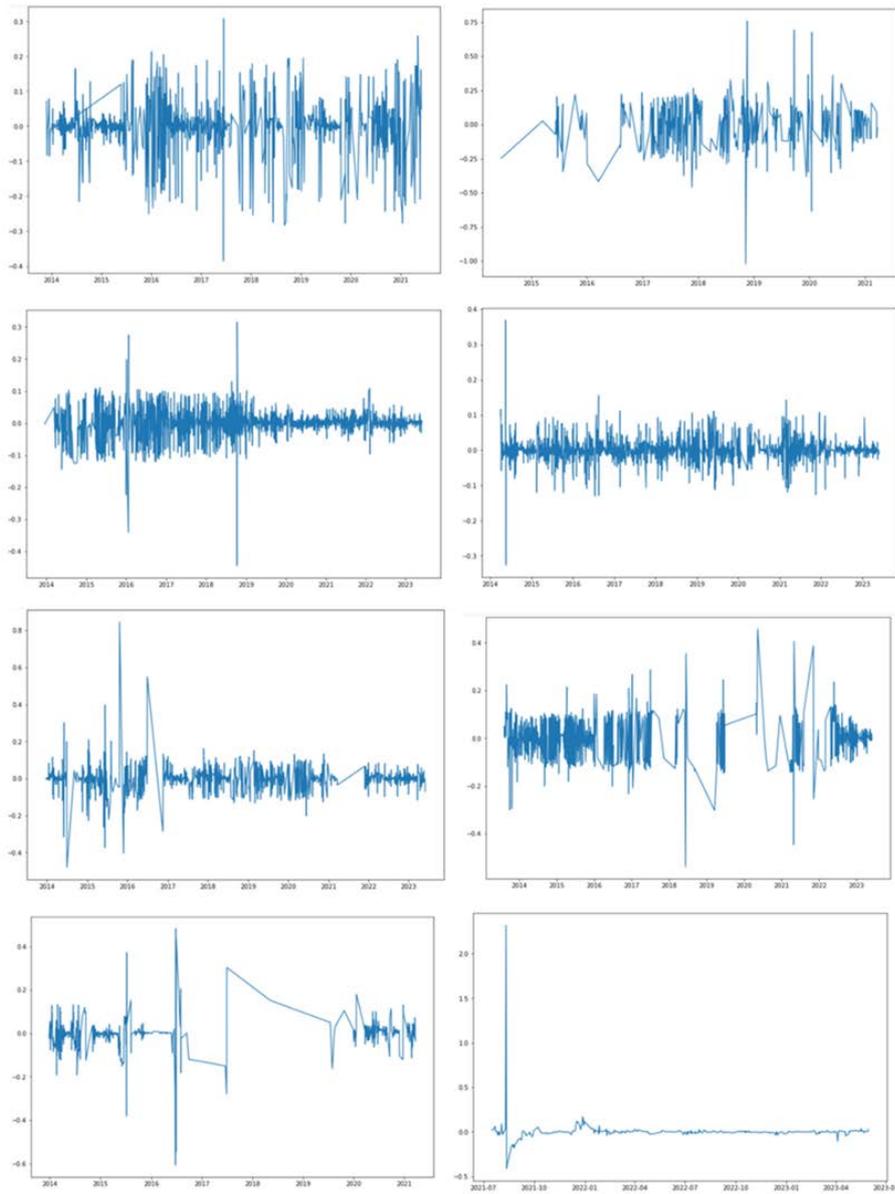
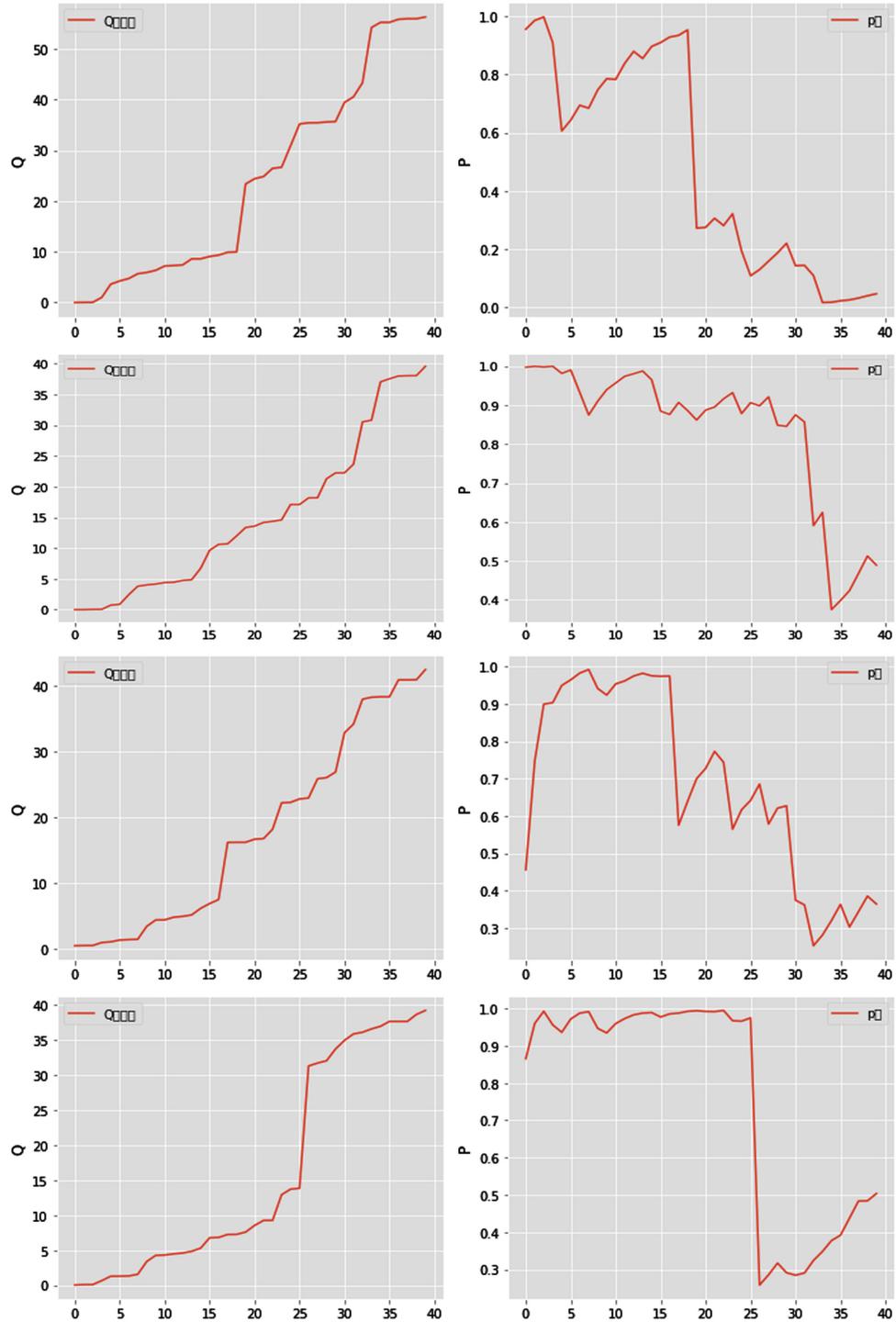


Figure 2. Residual sequence timing diagram
图 2. 残差序列时序图

4.5.2. 白噪声检验

构建 Q 统计量对各模型残差进行白噪声检验, 以此评估模型的拟合效果。由图 3 显示, 各试点 ARMA 模型残差滞后阶数的 Q 统计量的 p 值均大于 0.05, 可认为这个模型通过白噪声检验。因此可以看出模型表现出良好的拟合性能, 残差中未发现尚未提取的有效信息。



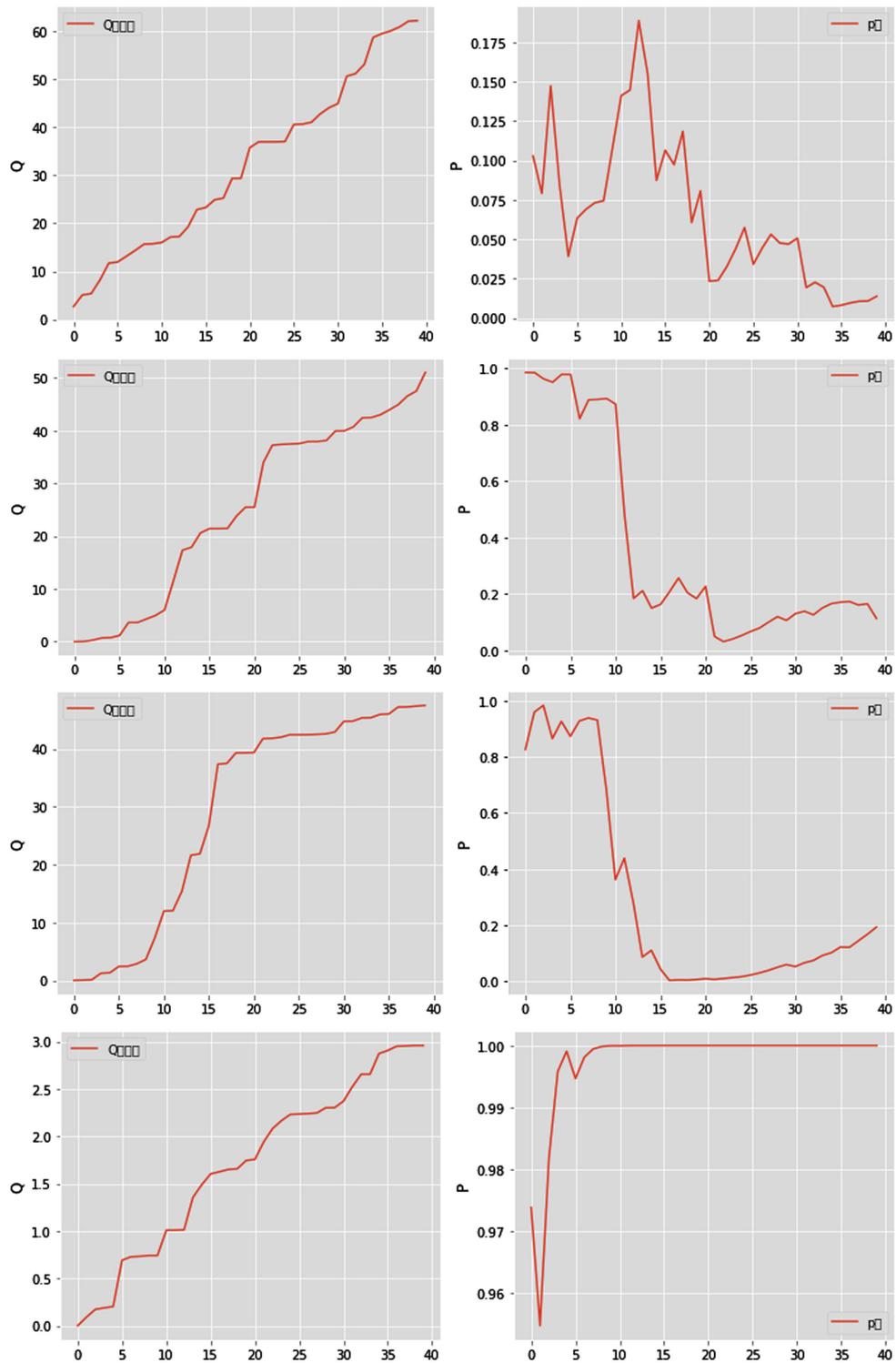


Figure 3. White noise test
图 3. 白噪声检验

4.5.3. ARCH 效应检验

ARCH 效应检验的目的是验证残差是否呈现异方差性。只有在异方差存在的情况下，使用 GARCH

簇模型对其进行校正的考虑才是合理的。对于上述 ARMA 模型的残差,进行了多重滞后 ARCH-LM 检验。如表 6 所示, LM 和 F 统计的 p 值都是 0.000, 表明不同交易所的残差序列在 1% 的显著性水平上表现出 ARCH 效应, 这意味着碳价格波动的聚类效应。因此, 可以通过构建 GARCH 簇模型来寻求对异方差的后续校正措施。

Table 6. ARCH effect test of ARMA model
表 6. ARMA 模型的 ARCH 效应检验

试点地区	LM 统计量	伴随概率	F 统计量	伴随概率
北京	242.689	0.000	12.747	0.000
重庆	67.343	0.000	3.923	0.000
广东	409.237	0.000	19.597	0.000
湖北	555.236	0.000	28.802	0.000
上海	86.911	0.000	3.798	0.000
深圳	205.314	0.000	11.457	0.000
天津	303.854	0.000	28.450	0.000
全国	328.292	0.000	71.602	0.000

4.6. ARMA-EGARCH 模型实证分析

首先建立 GARCH 模型分析八家交易所的碳价收益率序列波动性。由各试点的均值方程和方差方程的参数分析得出, 各试点 ARMA-GARCH 模型的 ARCH 项与 GARCH 项系数之和均接近于 1 且小于 1, 但仍有部分试点拟和效果相对较差, 虽然在一定程度上消除了残差序列的条件异方差性, 但并没有解决波动的非对称性。为研究收益率序列波动的杠杆效应, 本文采用建立 EGARCH 模型的方法。参考先前学者的研究, 将 EGARCH 模型的滞后阶数设定为 $p, q \in (1, 2)$ 。限制 EGARCH 模型系数的约束条件, 结合 AIC 值最小原则, 本文得出了最适合的 ARMA-EGARCH 簇模型。结果如表 7 所示。

Table 7. Results of ARMA-EGARCH model of various exchanges
表 7. 各交易所的 ARMA-EGARCH 模型结果

交易所	检验结果
北京 ARMA(2,4)- EGARCH(2,1)	均值方程 $R_t = 0.004 + 1.0041R_{t-1} - 0.4094R_{t-2} + \varepsilon_t - 1.1781\varepsilon_{t-1} + 0.5175\varepsilon_{t-2} + 0.0510\varepsilon_{t-3} - 0.1586\varepsilon_{t-4}$ 方差方程 $\ln(\sigma_t^2) = -0.1708 + 0.7104 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right + -0.4181 \left \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} \right + 0.0134 \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} + 0.9617 \ln(\sigma_{t-1}^2)$
重庆 ARMA(4,2)- EGARCH(2,1)	均值方程 $R_t = -0.0006 - 1.1939R_{t-1} - 0.4220R_{t-2} + 0.2558R_{t-3} + 0.2004R_{t-4} + \varepsilon_t + 1.3051\varepsilon_{t-1} + 0.6099\varepsilon_{t-2}$ 方差方程 $\ln(\sigma_t^2) = -0.4336 + 0.4084 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right - 0.1551 \left \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} \right - 0.0174 \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} + 0.8840 \ln(\sigma_{t-1}^2)$

续表

广东 ARMA(4,4)- EGARCH(2,1)	均值 方程	$R_t = 0.0002 - 0.0788R_{t-1} - 0.1724R_{t-2} - 0.0696R_{t-3} + 0.8159R_{t-4} + \varepsilon_t + 0.0090\varepsilon_{t-1} + 0.1439\varepsilon_{t-2} + 0.0192\varepsilon_{t-3} - 0.8557\varepsilon_{t-4}$
	方差 方程	$\ln(\sigma_t^2) = -0.1341 + 0.5856 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right - 0.2784 \left \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} \right + 0.0367 \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} + 0.9783 \ln(\sigma_{t-1}^2)$
湖北 ARMA(4,4)- EGARCH(2,2)	均值 方程	$R_t = 0.0003 + 1.1797R_{t-1} - 0.0254R_{t-2} - 0.6155R_{t-3} + 0.2348R_{t-4} + \varepsilon_t - 1.3734\varepsilon_{t-1} + 0.2361\varepsilon_{t-2} + 0.6465\varepsilon_{t-3} - 0.3668\varepsilon_{t-4}$
	方差 方程	$\ln(\sigma_t^2) = -1.5864 + 0.7123 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right - 0.1752 \left \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} \right + 0.0461 \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} + 0.7711 \ln(\sigma_{t-1}^2) + (1.0972e - 15) \ln(\sigma_{t-2}^2)$
上海 ARMA(2,2)- EGARCH(2,1)	均值 方程	$R_t = 0.0005 + 1.3596R_{t-1} - 0.7449R_{t-2} + \varepsilon_t - 1.4973\varepsilon_{t-1} + 0.7925\varepsilon_{t-2}$
	方差 方程	$\ln(\sigma_t^2) = -0.1775 + 0.7280 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right - 0.4974 \left \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} \right - 0.0721 \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} + 0.9640 \ln(\sigma_{t-1}^2)$
深圳 ARMA(3,4)- EGARCH(2,1)	均值 方程	$R_t = 0.0005 - 0.3984R_{t-1} - 0.3739R_{t-2} - 0.9309R_{t-3} + \varepsilon_t + 0.2841\varepsilon_{t-1} + 0.3484\varepsilon_{t-2} + 0.9454\varepsilon_{t-3} - 0.1069\varepsilon_{t-4}$
	方差 方程	$\ln(\sigma_t^2) = -0.1895 + 0.5312 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right - 0.2374 \left \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} \right + 0.0417 \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} + 0.9653 \ln(\sigma_{t-1}^2)$
天津 ARMA(4,1)- EGARCH(2,1)	均值 方程	$R_t = -0.0004 + 0.8051 + 0.0458R_{t-2} + 0.3044R_{t-3} - 0.2221R_{t-4} + \varepsilon_t - 0.9890\varepsilon_{t-1}$
	方差 方程	$\ln(\sigma_t^2) = -0.8792 + 0.6650 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right + 0.1631 \left \frac{\varepsilon_{t-2}}{\sigma_{t-2}} \right + (3.7637e - 03) \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} + 0.8527 \ln(\sigma_{t-1}^2)$
全国 ARMA(0,1)- EGARCH(1,1)	均值 方程	$R_t = 0.0001 + \varepsilon_t - 0.8380\varepsilon_{t-1}$
	方差 方程	$\ln(\sigma_t^2) = -0.1771 + 2.0614 \left \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right + 1.3073 \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} + 0.8836 \ln(\sigma_{t-1}^2)$

由以上结果可以看出，进入资产存在非对称性冲击效，因为以上模型中 γ 的估计值均不为 0。重庆、上海碳市场模型中 $\gamma < 0$ ，表明利空消息会引发更剧烈的波动，存在杠杆效应，碳配额价格下跌对未来一期价格波动的影响更大，其他市场的结果与此相反。全国碳市场模型中的 γ （绝对数值）最大，为 1.3073，这意味着中国建立碳交易市场将显著促使碳排放权资产的有效配置。

4.7. 基于在险价值 VaR 的碳配额市场风险值测量及分析

结合上述 ARMA-EGARCH 模型参数估计结果，计算出各交易所碳交易对数收益率序列 VaR 值的日度数据，置信水平分别为 99% 和 95%。结果如下表 8 所示。由 VaR 值的定义分析可得，在 95% 的置信水平下，北京碳价收益率 VaR 值的标准差最大，为 0.674574，这意味着在交易期内北京碳价收益率损失的波动幅度最为显著。相比之下，广东碳价收益率 VaR 值的标准差最小，为 0.013386，说明了在 95% 置信水平下，广东碳价收益率损失的波动最为平稳。这些对八家交易所的 VaR 值的分析和预测结果，为投资者，不论是个人还是机构，提供了一定程度上的市场交易风险规避方面的有益参考。

Table 8. Descriptive statistics of daily VaR calculation results of each exchange

表 8. 各交易所每日 VaR 值计算结果描述性统计

交易所	置信水平	最小值	最大值	中位数	VaR 均值	VaR 标准差	样本量
北京	99%	0.0673	0.2587	0.1460	0.1336	0.0418	1315
	95%	0.5164	3.0240	1.3074	1.4134	0.6746	1315
重庆	99%	0.0378	1.6759	0.7399	0.7512	0.4029	527
	95%	0.0262	1.2047	0.5302	0.5366	0.2910	527
广东	99%	0.0032	0.1799	0.1457	0.1413	0.0185	1993
	95%	0.0019	0.1275	0.1030	0.0997	0.0134	1993
湖北	99%	0.0629	0.2595	0.0878	0.0915	0.0211	2091
	95%	0.0442	0.1993	0.0622	0.0649	0.0153	2091
上海	99%	0.0023	0.3005	0.2264	0.2072	0.0586	1378
	95%	0.0009	0.2133	0.1605	0.1469	0.0415	1378
深圳	99%	0.0798	0.2868	0.1614	0.1844	0.0500	1026
	95%	0.0626	0.2080	0.1148	0.1315	0.0359	1026
天津	99%	0.0319	0.2440	0.1368	0.1585	0.0485	646
	95%	0.0194	0.1729	0.0969	0.1122	0.0345	646
全国	99%	0.0228	2.1227	0.4185	0.4864	0.2378	451
	95%	0.0221	1.5587	0.2971	0.3458	0.1703	451

下图 4 为 99% 置信水平及 95% 置信水平下各碳交易试点在险价值 VaR 值的趋势图，结合相对应的各试点的收益率波动图，收益率的波动程度与 VaR 的波动程度相对应，即收益率波动剧烈，VaR 跟着波动剧烈，由此可见，VaR 对收益率有较好的拟合效果。总体而言，VaR 值的计算结果与 ARMA-EGARCH 模型的估计结果还是吻合的。



Figure 4. VaR value trend chart
图 4. VaR 值趋势图

5. 研究结论和政策建议

5.1. 研究结论

首先，碳价格易受外部因素干扰，形成波动聚集性。碳配额交易容易受前期交易的显著影响，碳市场结构性问题会进一步制约了市场的多样性和投资者的选择，从而导致碳市场交易低迷。

其次，碳配额交易存在非对称性的冲击效应。重庆、上海碳市场存在杠杆效应，碳配额价格下跌对未来一期价格波动的影响更大，其他市场的结果与此相反。

最后, 通过 VaR 在险值趋势进一步验证 ARMA-EGARCH 模型拟和效果良好, 结论有效。在 99% 的置信水平下, 各个碳交易试点的险价值 (VaR) 趋势与收益率的波动程度呈一致关系。这一发现与 ARMA-EGARCH 模型的估计结果相一致。

5.2. 政策建议

为更好地发挥我国碳交易市场的自我调节机制, 增强市场交易活力。本文提出以下三条政策建议:

第一, 促进参与主体多样性。通过鼓励更多的企业和金融机构参与碳交易, 可以增加市场的多样性。政府可以制定激励政策, 包括降低参与门槛、提供奖励措施, 并推动更多产业部门积极参与碳市场。这将有助于扩大市场规模, 提高流动性, 减轻碳配额交易受前期交易的显著影响。

第二, 推动碳金融工具创新。通过引入更多类型的碳金融工具, 如期权、期货等, 可以提高市场的灵活性和投资者的选择余地[6]。政府和监管机构可鼓励金融机构创新碳金融产品, 并确保其符合市场规范。这样的举措有望吸引更多投资者, 同时提高市场的效益和活力。

第三, 未来逐渐推进碳期货市场及其他相关衍生品市场的开放, 充分发挥碳市场的价格发现功能。鉴于期货市场等衍生品市场具有高风险和剧烈波动的特征, 应采取审慎推进的策略, 确保现货市场具备充分的规模和容量。未来衍生品市场的健康发展, 需要通过完善的风险管理和相关市场机制的制定来实现。

参考文献

- [1] 马跃, 冯连勇. 中国试点碳排放权交易市场有效性分析[J]. 运筹与管理, 2022, 31(8): 195-202.
- [2] 张跃军, 魏一鸣. 国际碳期货价格的均值回归: 基于 EUETS 的实证分析[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(2): 214-220.
- [3] 周天芸, 许锐翔. 中国碳排放权交易价格的形成及其波动特征: 基于深圳碳排放权交易所的数据[J]. 金融发展研究, 2016, 409(1): 16-25.
- [4] 魏素豪, 宗刚. 我国碳排放权市场交易价格波动特征研究[J]. 价格月刊, 2016(3): 1-5.
- [5] 吕靖烨, 王腾飞. 我国碳排放权市场价格波动的长期记忆性和杠杆效应研究——以湖北碳排放权交易中心为例[J]. 价格月刊, 2019(10): 29-36. <https://doi.org/10.14076/j.issn.1006-2025.2019.10.05>
- [6] 樊晔琛, 俞小平. 基于 ARMA-GARCH 簇模型的碳配额价格波动特征研究[J]. 中国林业经济, 2023(2): 100-106. <https://doi.org/10.13691/j.cnki.cn23-1539/f.2023.02.017>