

基于ARMA-TGARCH-M模型的深证B股波动率的实证分析

苏峙霖

西北政法大学经济学院, 陕西 西安

收稿日期: 2025年2月14日; 录用日期: 2025年3月4日; 发布日期: 2025年5月8日

摘要

本文选取2014~2024年间的深证股交易数据, 建立ARMA(1,8)-TGARCH(1,1)-M对该指数的收益率数据进行实证分析, 实证结果表明, 该收益率数据具有长期记性、非对称性效应以及收益率和波动性成正向变动关系。针对以上问题提出如下建议: 1) 加强市场监管与信息披露, 强化监管力度; 2) 优化信息披露制度; 3) 加强宏观政策调控与市场, 采取稳定货币政策与财政政策协调, 加强跨境资本流动管理; 4) 推动市场制度改革与创新。运用政策促进B股市场机制的改革和交易活力的提升, 同时提升我国信息产业的发展水平。

关键词

杠杆效应, B股研究, ARIMA-TGARCH-M模型

An Empirical Analysis of the Volatility of SZSE B-Shares Based on the ARMA-TGARCH-M Model

Zhilin Su

School of Economics, Northwest University of Political Science and Law, Xi'an Shaanxi

Received: Feb. 14th, 2025; accepted: Mar. 4th, 2025; published: May 8th, 2025

Abstract

This paper selects the trading data of Shenzhen government stocks from 2014 to 2024, and establishes an empirical analysis of the return data of ARMA(1,8)-TGARCH(1,1)-M for the index, and the empirical results show that the return data has long-term memory, asymmetric effect, and a

文章引用: 苏峙霖. 基于 ARMA-TGARCH-M 模型的深证 B 股波动率的实证分析[J]. 金融, 2025, 15(3): 457-467.

DOI: 10.12677/fin.2025.153048

positive change relationship between return and volatility. In view of the above problems, the following suggestions are put forward: 1) strengthen market supervision and information disclosure, strengthen supervision; 2) optimize the information disclosure system; 3) strengthen macro policy regulation and control, adopt stable monetary policy and fiscal policy coordination, strengthen the management of cross-border capital flows; 4) promote the reform and innovation of market system, using policies to stimulate the reform of the B-share market mechanism and the improvement of trading vitality, and at the same time improve the development level of China's information industry.

Keywords

Leverage Effect, B-Share Research, ARIMA-TGARCH-M Model

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. 前言

伴随着十一届三中全会的召开, 全国的经济展开了改革开放的进程, 1980 年 8 月 26 日深圳经济特区正式建立。1982 年广东省宝安县联合投资公司在深圳成立, 是中国首家通过报刊公开招股的公司, 并于 1983 年 7 月向全国发行“深宝安”股票凭证。1988 年 11 月深圳市政府成立资本市场领导小组, 开始筹建证券市场。1989 年 11 月 15 日深圳市政府下发《关于同意成立深圳证券交易所的批复》, 决定建立深圳证券交易所。

1992 年 2 月 28 日被设定为深证 B 股指数的基日, 基日指数值为 100。1992 年 10 月 6 日, 深证 B 股指数正式发布, 其样本股为在深圳证券交易所上市的全部 B 股股票, 该指数反映了深交所上市 B 股价格的综合变动情况以及市场总体走势。伴随着经济社会的不断发展和深证交易所交易的股票数量不断增加, 深证 B 股指数所涵盖的行业板块也在不断增加。

伴随着经济社会的不断发展, 对于股票市场的研究也愈发强烈, 但目前主流的市场研究多为 A 股市场以及各大市场指数, 对于 B 股、H 股、以及科创板等少有研究。深证 B 股在 2014~2018 年间经历了在 2014 年的强势上涨后, 并在 2015 年延续了一波强势上涨, 但在 2016~2018 年间, 经历了大幅下跌并在暴跌后表现相对稳定但表现低迷, 自 2018 年至 2024 年, 深证 B 股指数收益率并未有较大改善, 仍保持低迷。故对 B 股市场股票收益率的研究具有较为重要的意义。

2. 文献综述

在股票市场中, 由于资产收益率波动性对正负收益率的影响具有不对称反应, 既在负收益率时, 收益率的波动性出现显著增加; 在出现正收益率时, 对波动性的影响较小, 甚至可能降低波动性。对于非对称性效应(杠杆效应)的研究, Christie, A. A. (1982) [1]通过实证检验, 发现股价下跌与波动性增加相关。Kahneman, D. & Tversky, A. (1979) [2]提出前景理论, 其中的损失效应指出, 大多数人对损失比收益更敏感, 解释投资者对损失和收益的不同反应, 及投资者在面对利空消息时的反应要强于面对利好消息时的反应, 为收益率的非对称效应提供行为金融学理论基础。Campbell, J. Y. & Hentschel, L. (1992) [3]提出波动性非对称效应的信息不对称模型, 解释坏消息如何引发更大波动。Engle, R. F. & Ng, V. K. (1993) [4]提出新闻影响曲线(News Impact Curve), 衡量好消息和坏消息对波动性的不同影响。以上文献从杠杆效应、行为金融、市场微观结构三个方面, 深入探讨了收益率非对称效应的成因和影响, 为理解这一现象提供

了理论基础和实证支持。

目前对于 B 股市场存在的波动聚集性和杠杆效应的实证研究,如杨超、伍逊(2003) [5]使用 AR(n)-GARCH(p,q)-M 模型验证 B 股市场存在波动聚集性风险。孙静(2007) [6]使用 GARCH-M 模型检验了 1997~2007 年的 B 股收益率存在波动聚集性和尖峰厚尾性。唐粼(2010)使用 GARCH-M 模型对 A 股市场和 B 股市场的收益率进行比较分析,证明 A 股和 B 股之间存在关联性。刘子圆(2020)使用 GARCH-M 模型对 B 股收益率进行分析,证明 B 股收益率存在杠杆效应,并且波动性和收益率之间存在正相关关系,即风险溢价为正。目前对于 B 股的实证研究较少,并且使用模型较为单一,本文采用 ARMA-TGARCH-M 模型,检验 B 股收益率的长期记忆性、波动性和收益率的相关性以及非对称效应。

综上,随着股票市场的发展和模型的不断演进发展,研究工具也在不断丰富。为增强我国股市研究的全面性和深刻性,推动股市制度的逐步完善,以加强股市的有效性。本文选取 2014~2024 年间的深证 B 股指数交易数据,首先对股票收益率构建 ARMA 模型并建立 ARMA-TGARCH-M 模型对其波动聚集性、波动性和收益率的关系以及杠杆效应进行实证研究。

3. 模型构建以及实证研究

3.1. 模型构建

3.1.1. ARMA 模型

该模型结合了自回归(AR)和移动平均(MA)两部分。自回归部分通过将时间序列的当前值表示为过去值的线性组合,体现序列自身的相关性[7]。若今天的股票价格和过去几天价格有关,就可能符合 AR 特性。移动平均部分则是用过去白噪声(随机干扰项)的线性组合来描述序列[8],计算公式如下:

$$y_t = C + \partial_1 y_{t-1} + \partial_2 y_{t-2} + \dots + \partial_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

其中, C 是常数项, ∂_i 是自回归系数, θ_i 是移动平均系数, ε_t 是方差为 σ^2 的白噪声过程。

3.1.2. TGARCH-M 模型

TGARCH 模型(Threshold GARCH, 门限 GARCH)是 GARCH 模型的一种扩展。它是用于分析金融时间序列波动性的工具。在结构上,包含均值方程和方差方程。该模型用于捕捉金融时间序列中的非对称波动性。它允许波动性对正负冲击(如正负收益率)有不同的反应,通常用于描述“杠杆效应”,即负冲击对波动性的影响大于正冲击。计算公式如下:

$$y_t = x_t \varphi + y \sigma_t^2 + \mu_t \dots \mu_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

其中, σ_{t-1}^2 表示条件方差, ω 是常数项, α 、 β 是 GARCH 项系数, γ 是非对称项系数,捕捉正负冲击对波动性的不同影响, I_{t-1} 是一个指示函数,当 $\varepsilon_{t-1} < 0$ 时取值为 1, 否则为 0。

3.1.3. ARMA-TGARCH-M 模型

ARMA-TGARCH-M 模型结合了 ARMA 模型与 TGARCH-M 模型的优势。ARMA 部分用于对时间序列的均值进行建模,捕捉数据的线性自相关和移动平均特征,以描述序列的趋势和周期。TGARCH-M 部分则专注于对序列的异方差性建模[9],能有效捕捉波动的非对称性和集群性,尤其适用于金融时间序列分析,可更精准地刻画数据的波动特征,提高预测的准确性和可靠性[10],计算公式如下:

$$\begin{cases} y_t = C + \partial_1 y_{t-1} + \partial_2 y_{t-2} + \dots + \partial_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \gamma \sigma_t^2 \\ \sigma_t^2 = \omega + \alpha_i \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 I(\varepsilon_{t-1} < 0) + \beta \sigma_{t-1}^2 \end{cases} \quad (4)$$

3.2. 实证研究

3.2.1. 样本选择

本文选择 2014~2018 年度深证 B 股的日度交易数据(数据均来源于 RESSET 数据库), 由于该股票指数在编制时就已经剔除了 ST、ST* 的股票, 因此在该股票数据进行分析时不用对成分股筛选, 由于查询到的数据为收盘价数据, 首先对收盘价进行对数差分收益率转化, 公式如下:

$$R_t = \ln \left(\frac{p_t}{p_{t-1}} \right) \quad (5)$$

3.2.2. 描述性统计分析

首先对数据进行绘图分析, 见图 1、图 2。



Figure 1. Descriptive statistics chart of the closing price

图 1. 收盘价描述性统计图

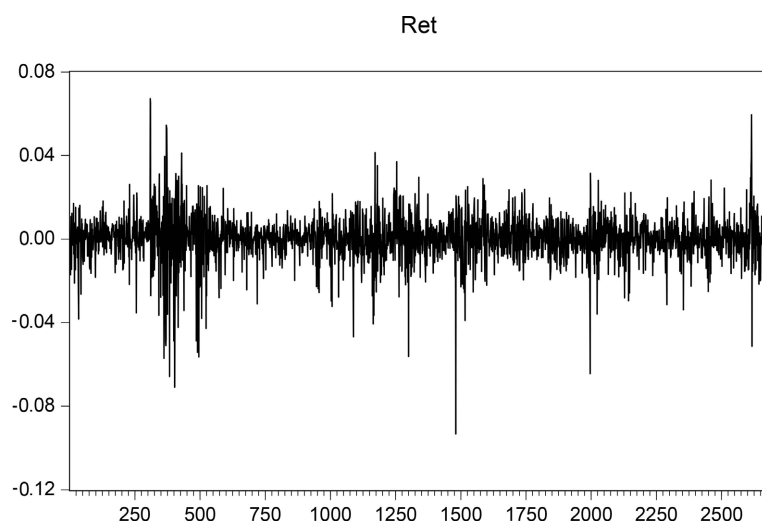


Figure 2. Descriptive statistical chart of returns

图 2. 收益率描述性统计图

通过对指数的收盘指数进行统计行绘图分析可以看出，该指数呈现出较为剧烈的上涨和下跌，在收益率图像中，可以看出该指数的日度收益率存在着一定的不对称性，尤其是在 2019 年间，不对称性最为明显。

通过描述性统计分析结果可以看出，该收益率的 J-B 检验的 P 值小于 0.05，表明该收益率数据不服从正态分布，并且其峰度的统计量为 $11.33228 > 3$ ，表明该数据具有尖峰肥尾的分布特征，符合金融数据的分布特征。偏度统计量为 $-0.806135 < 0$ ，表明其为左偏分布，结果见表 1。

Table 1. Descriptive analysis results

表 1. 描述性分析结果表

Variables	数值
Mean	0.000183
Median	0.0006
Maximum	0.0672
Minimum	-0.0933
Std. Dev	0.010782
Skewness	-0.806135
Kurtosis	11.33228
Jarque-Bera	8030.926
Probability	0.00000

3.2.3. ADF 单位根检验

分别对该数据进行带有截距项和趋势项的单位根检验、带有截距项的单位根检验、两者都不带有的单位根检验。

对收益率数据的 ADF 检验 P 值均小于 0.05，拒绝存在单位根的原假设，证明该数据为平稳时间序列。并根据 AIC 和 SC 准则，确定该序列为带有趋势项和截距项的 0 阶单整序列，结果见表 2。

Table 2. Table of ADF unit root test coefficients

表 2. ADF 单位根检验系数表

	t-statistic	prob	AIC	SC
(C, T, 0)	-47.76618	0.0000	-6.225906	-6.219299
(C, 0, 0)	-47.7729	0.0001	-6.226611	-6.222206
(0, 0, 0)	-47.76890	0.0001	-6.227110	-6.224907

3.2.4. 自相关检验

通过自相关图可得出，该收益率数据的自相关和偏自相关图均为拖尾，因此可建立 ARMA(p,q)模型，根据自相关图和偏自相关图进行定阶，判断可建立 ARMA(1,7)，ARMA(1,8)，ARMA(7,1)，ARMA(7,8)，ARMA(8,7)，ARMA(8,1)，结果见图 3。

见表 3 的数据可知，AIC，SC 两个数据中两个都在 ARMA(1,8)取得最优值，因此 ARMA(1,8)应该为最优模型，其建模结果见表 4 所示。

对所拟合的模型进行 AR 根检验，AR 根检验具有重要意义。它主要用于判断自回归模型(AR)的稳定性。通过检验 AR 根是否在单位圆内，能确定模型是否平稳，结果见图 4、表 5。

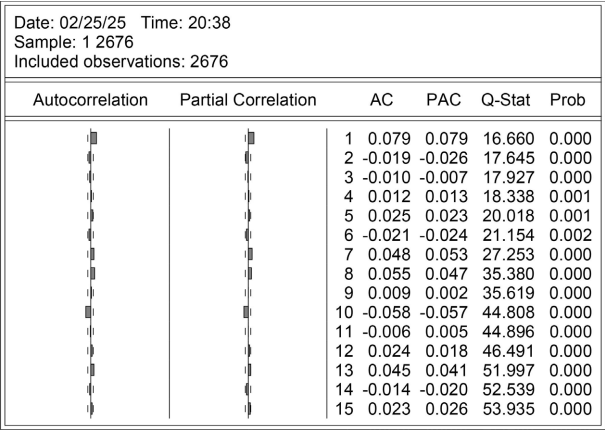


Figure 3. Autocorrelation test results
图 3. 自相关检验结果图

Table 3. AIC and SC coefficients
表 3. AIC、SC 系数表

	ARMA(1,7)	ARMA(1,8)	ARMA(7,1)	ARMA(7,8)	ARMA(8,7)	ARMA(8,1)
AIC	-6.228400	-6.228717	-6.228593	-6.224685	-6.224892	-6.2249058
SC	-6.221795	-6.222111	-6.221798	-6.218080	-6.218286	-6.221452

Table 4. ARMA(1,8) results table
表 4. ARMA(1,8)结果表

Variable	coefficient	Std. Error	t-statistic	prob
C	0.000183	0.000236	0.774195	0.4389
AR(8)	0.076564	0.019302	3.966684	0.0001
MA(1)	0.048813	0.019339	2.524085	0.0117

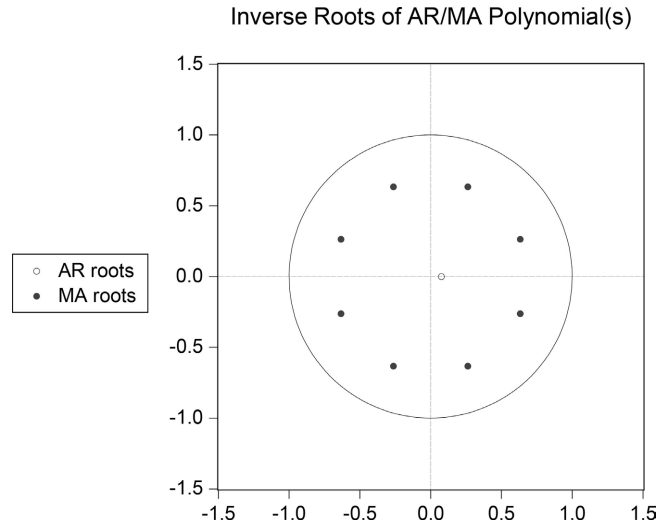


Figure 4. AR root test diagram
图 4. AR 根检验图

Table 5. AR root test table**表 5.** AR 根检验表

AR ROOT (S)	Modulus	Cycle
0.076564	0.076564	
MA ROOT (S)	Modulus	Cycle
-0.262366	0.685594	3.200000
0.633406i	0.685594	3.200000
0.262366	0.685594	5.333333
0.633406i	0.685594	5.333333
-0.633406	0.685594	2.285714
0.262366i	0.685594	2.285714
0.633406	0.685594	16.00000
0.262366i	0.685594	16.00000

通过图 4、表 5 的检验结果可以看出，该模型的所有 AR 根均在单位圆内，证明该模型是平稳的。

在选择 ARMA(1,8)模型的基础上，还要对拟合模型的残差做 ARCH 效应检验，其结果如表 6 所示，可知，其 ARCH 检验下的 $\text{Obs} \times R^2$ 对应的 P 值小于 0.05，拒绝原假设，说明存在 ARCH 效应，即存在异方差，可以建立 ARCH 模型和 GARCH 模型[11]，结果见表 6。

Table 6. ARCH effect test table**表 6.** ARCH 效应检验表

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	292.5195	Prob.F (1, 2673)	0.0000
Obs*R-squared	263.8626	Prob.Chi-square (1)	0.0000

根据上述检验统计量，证明可以建立 ARMA-GARCH 族模型，因此建立 ARMA(1,8)-EGARCH(1,1)-M、ARMA(1,8)-TGARCH(1,1)-M 模型，并根据 AIC、SC 准则选择最优模型，结果见表 7、表 8。

Table 7. Results of ARMA(1,8)-TGARCH(1,1)-M**表 7.** ARMA(1,8)-TGARCH(1,1)-M 结果表

Variable	coefficient	Std. error	z-statistic	Prob
GARCH	5.648275	3.088545	1.828782	0.0674
C	-0.000305	0.000287	-1.061684	0.2884
AR(1)	0.101284	0.023499	4.310055	0.000
MA(8)	0.051169	0.018622	2.747700	0.0060
Variance equation				
C	0.0000666	0.00000539	12.36642	0.0000
Resid(-1) ²	0.146790	0.012100	12.13172	0.0000

续表

Resid(-1) ² *(resid(-1) < 0)	0.065052	0.015929	4.083764	0.0000
GARCH(-1)	0.766950	0.009018	85.04987	0.0000
AIC	-6.529468			
SC	-6.511848			

Table 8. Results of ARMA(1,8)-EGARCH(1,1)-M

表 8. ARMA(1,8)-EGARCH(1,1)-M 结果表

Variable	coefficient	Std. error	z-statistic	Prob
GARCH	7.146684	3.118968	2.291362	0.0219
C	-0.000415	0.000272	-1.526790	0.1268
AR(1)	0.102925	0.022539	4.566574	0.0000
MA(8)	0.052092	0.017504	2.976007	0.0029
Variance equation				
C(5)	-1.049374	0.062610	-16.76037	0.0000
C(6)	0.354970	0.014980	23.69562	0.0000
C(7)	-0.045982	0.008623	-5.332747	0.0000
C(8)	0.915718	0.006475	141.4130	0.0000
AIC	-6.528377			
SC	-6.510757			

根据 AIC 和 SC 准则，建立最优模型为 ARMA(1,8)-TGARCH(1,1)-M，并对模型的残差进行 Q 检验，ARCH 效应检验，结果见图 5、表 9。

Date: 02/25/25 Time: 22:06 Sample: 1 2676 Included observations: 2675 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms					
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.006	-0.006	0.0822	
		2 0.033	0.033	2.9410	
		3 0.035	0.035	6.1573	0.013
		4 0.024	0.023	7.6676	0.022
		5 0.007	0.005	7.8053	0.050
		6 -0.003	-0.005	7.8254	0.098
		7 0.031	0.029	10.334	0.066
		8 0.000	-0.000	10.334	0.111
		9 0.017	0.015	11.090	0.135
		10 -0.017	-0.018	11.840	0.158
		11 0.012	0.009	12.200	0.202
		12 0.027	0.027	14.155	0.166
		13 -0.013	-0.013	14.638	0.200
		14 0.013	0.011	15.117	0.235
		15 0.028	0.028	17.301	0.186
*Probabilities may not be valid for this equation specification.					

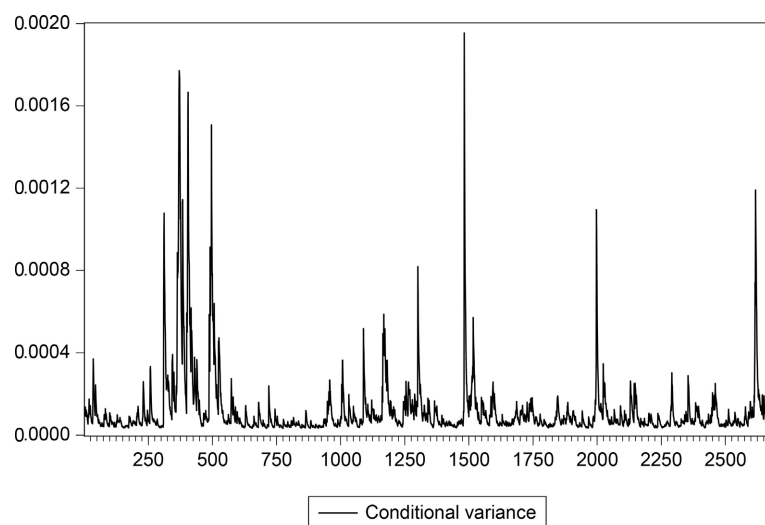
Figure 5. Q effect test table

图 5. Q 效应检验表

Table 9. ARCH effect test table**表 9.** ARCH 效应检验表

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	1.404629	Prob.F(1, 2672)	0.2361
Obs*R-squared	1.404942	Prob.Chi-square (1)	0.2359

通过对模型拟合的残差序列进行 Q 检验和 ARCH 效应检验，通过结果可得出，该模型的残差不再具有 ARCH 效应，为白噪声序列，并绘制方差图，结果见图 6。

**Figure 6.** Variance plot of the residual sequence**图 6.** 残差序列方差图

4. 结论与建议

通过对该收益率数据进行建模分析，在 ARMA 过程部分，可以得出深证 B 股收益率不仅受自身前一期价格影响，还受前多期随机误差项影响，反映出市场存在一定的记忆性和信息传递机制[12]。针对残差序列做出的 TGARCH-M 建模中，根据结果可以得出，风险溢价(GARCH 项)系数为 5.648275，表明预期风险每增加 1%，收益率会提升 5.648275%，证明 B 股市场的收益率和波动性的关联性较强并且 GARCH(-1) 项的系数为 0.766950，接近于 1 且 P 值小于 0.05，显著异于 0，表明前一期波动对当期波动有显著影响，且波动具有较高的持续性。该收益率序列的非对称效应系数的 P 值小于 0.05，证明该收益率序列有杠杆效应，并且由于系数为正，表明其对于负面消息的反应更为敏感，下跌更为剧烈。这也与当时的市场情况相吻合，由于 B 股中交易的股票大多为中外合资企业，因此对于汇率的变化较为敏感[13]。在 2016 年，货币政策在前期宽松之后逐渐回归稳健中性，市场资金面相对收紧。同时，随着金融去杠杆政策的推进，资金从股票市场流出，对深证 B 股市场形成较大压力，指数持续走低。并且在这一时期人民币汇率出现一定波动，对于深证 B 股市场而言，由于 B 股以人民币标明面值但以外币认购和买卖，汇率波动影响了境外投资者的投资决策。例如，人民币贬值可能导致境外投资者资金流出，对 B 股市场造成冲击。在 2020~2022 年间，由于全球性的疫情原因，导致国际贸易和投资行为停止，对 B 股的收益率造成了更大的冲击，并在 2022 年后由于国际经济环境的复苏乏力和地缘政治情况的不断恶化，致使 B 股交易基本维持在 1200~2200 点左右，较难有向上突破的空间。

通过分析结果还可以得出[14], B股市场大多为境外投资者所设立,其参与者大多为境外投资机构,鉴于境外投资机构普遍较为成熟,因此不应出现剧烈的波动,但结果表明B股市场也会出现杠杆效应,通过查阅资料,发现目前B股也接受国内的投资者进入进行交易,因此其也会带有一定的A股投资风格,会带来羊群效应以及动量效应,在一定程度上降低了市场的有效性。

针对以上问题,提出有关建议:

(一) 加强市场监管,强化监管力度,鉴于收益率波动的复杂性和ARCH效应带来的波动聚类性,监管部门可使用新兴的大数据及人工智能技术建立智能监测平台,更加迅速的捕捉市场中的异常交易行为,从而提高市场的整体有效性,改善B股市场的投资环境,吸引更多的投资者。

(二) 优化信息披露制度,针对市场存在的信息不对称问题,要求上市公司及时、准确、全面地披露财务信息、重大事项等,减少外资投资者因信息不透明而面临的不确定性,降低外资投资者面临的市场波动风险。可建立统一的信息披露平台,方便国内外投资者获取信息[15]。

(三) 加强宏观政策调控与市场调节。维护人民币汇率的稳定,由于B股市场以美元或港币计价的特殊性,加强人民币汇率的稳定有利于吸引国外机构或价值投资者进入,提升B股的市场有效性及交易活跃度。加强跨境资本流动管理,因为深证B股市场涉及跨境投资,应加强跨境资本流动管理,防范国际资本大幅进出对市场造成的冲击[16]。可建立动态的资本流动监测机制,根据市场情况适时调整资本管制措施,维护市场稳定。

(四) 推动市场制度改革与创新,以激发市场活力。B股市场在建立之初是为国家融入外汇,以支持工业建设为目的。目前国内大数据、人工智能等新兴科技产业迅猛发展,B股可借鉴美国纳斯达克股市建立方法,打破交易壁垒,将B股的外汇融资功能和科创板培植国内新兴信息科技产业的职能有机结合,建立属于我国的“纳斯达克指数”[17],为国内的信息技术企业获得更多的外汇融资来源,加快我国高端技术产业走出去的步伐,既促进了我国信息产业的发展,也促进了B股市场机制的改革和交易活力的提升,更好的吸引外资机构投资,完成建立之初赋予融集外汇,支持工业建设的使命。但也要严格监管外资在如上领域的持股比例,避免高端产业被外资控制。

参考文献

- [1] Christie, A. (1982) The Stochastic Behavior of Common Stock Variances Value, Leverage and Interest Rate Effects. *Journal of Financial Economics*, **10**, 407-432. [https://doi.org/10.1016/0304-405x\(82\)90018-6](https://doi.org/10.1016/0304-405x(82)90018-6)
- [2] Kahneman, D. and Tversky, A. (1979) Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, **47**, 263-291. <https://doi.org/10.2307/1914185>
- [3] Campbell, J.Y. and Hentschel, L. (1992) No News Is Good News: An Asymmetric Model of Changing Volatility in Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, **31**, 281-318. [https://doi.org/10.1016/0304-405x\(92\)90037-x](https://doi.org/10.1016/0304-405x(92)90037-x)
- [4] Engle, R.F. and Ng, V.K. (1993) Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *The Journal of Finance*, **48**, 1749-1778. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05127.x>
- [5] 孙静. 沪深B股收益率波动性分析[J]. 黑龙江科技信息, 2007(3): 87.
- [6] 刘子园. 基于GARCH类模型的股票波动性研究——以上证A股和上证B股指数为例[J]. 中小企业管理与科技(下旬刊), 2020(5): 99-100.
- [7] 徐智琦. 基于ARMA-GARCH模型的中证绿色债券指数预测[J]. 商业观察, 2024, 10(17): 72-75, 82.
- [8] 杨帷. 基于ARIMA-GARCH模型的上证综指实证分析[D]: [硕士学位论文]. 湘潭: 湘潭大学, 2017.
- [9] 农馨谧. 基于ARIMA和GARCH模型的上证指数预测及组合投资研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 湖南大学, 2020.
- [10] 周静雯. 基于ARIMA模型的股票预测——以中国银行为例[J]. 现代计算机, 2024, 30(14): 89-92.
- [11] 熊政, 车文刚. ARIMA-GARCH-M模型在短期股票预测中的应用[J]. 陕西理工大学学报(自然科学版), 2022, 38(4): 69-74.

-
- [12] 曾悦. 基于 GARCH 族模型研究国际原油期货价格的波动特征——以 WTI 原油期货为例[J]. 投资与合作, 2024(9): 62-64.
- [13] 成城. 基于 GARCH 模型的上证指数波动率特征分析[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学, 2014.
- [14] 赵欢. 基于 GARCH 族模型我国金融期货市场波动率及相关性研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南交通大学, 2015.
- [15] 赵静. B 股——“金矿”还是“鸡肋” [J]. 商业文化(下半月), 2012(10): 149-150.
- [16] 周爱民, 陈学胜, 孟庆斌. 流动性、风险收益与 B 股市场境外投资者行为[J]. 广东金融学院学报, 2008(3): 100-105, 129.
- [17] 谭艳君. 我国 B 股市场困境及改革探讨[J]. 经济视角(下), 2012(1): 74-76.