

中国股市波动特征的时变性及 VaR 风险度量

徐思睿

广州大学 经济与统计学院, 广东 广州 510000

DOI:10.61369/ASDS.2026080013

摘 要： 中国股市的波动特征和风险水平对投资者资产配置以及监管政策制定有着关键影响。为了揭示中国股市的波动特征并评估其风险水平，本文基于 EGARCH(1,1)-t 模型分时段描述中国股市波动的时变性，通过滚动预测方法计算 VaR 并利用 Kupiec 检验评估模型的有效性。研究结果表明，中国股市具有正杠杆效应且波动性极强，不同市场背景下的股市波动具有显著差异。据此，投资者应减少杠杆，拉长持仓周期。同时，监管者应建立滚动 VaR 的波动预警系统以增强市场的调控能力。

关 键 词： 上证指数; EGARCH(1,1)-t 模型; 分时段分析; VaR; Kupiec 检验

Time-Varying Volatility Characteristics and VaR Risk Measurement in Chinese Stock Market

Xu Sirui

School of Economics and Statistics, Guangzhou University, Guangzhou, Guangdong 510000

Abstract： The volatility characteristics and risk level of the Chinese stock market have significant implications for investors' asset allocation decisions and the formulation of regulatory policies. To investigate the volatility dynamics and assess the risk level of the Chinese stock market, this study employs the EGARCH(1,1)-t model to characterize the time-varying volatility across different market periods. A rolling forecasting approach is then used to estimate Value at Risk (VaR), and the validity of the model is evaluated using the Kupiec test. The empirical results indicate that the Chinese stock market exhibits a positive leverage effect and extremely high volatility, with substantial differences in volatility dynamics under varying market conditions. Based on these findings, investors are advised to reduce leverage, adopt a longer investment horizon. Meanwhile, regulators should establish a rolling VaR-based volatility early warning system to enhance market monitoring and regulatory effectiveness.

Keywords： Shanghai Composite Index; EGARCH(1,1)-t Model; Subperiod analysis; VaR; Kupiec test

引言

自1990年上海证券交易所成立以来，中国股市在经历了三十余载的发展与沉淀，已跃升为全球市值第二大的股票市场。由于中国股市成立时间较短，与国际上其他成熟市场相比，中国股票市场的收益率表现出更高的波动性和更强的非对称性。波动率作为衡量金融资产风险的核心指标，一直以来都是金融学等领域研究的重点和热点问题。Engle^[1]（1982）提出的 ARCH 模型首次揭示了金融时间序列中波动聚集 (Volatility Clustering) 的特征，随后 Bollerslev^[2]（1986）在 ARCH 模型的基础上引入波动率的滞后项，将其推广为 ARCH(GARCH) 模型。鉴于传统的 GARCH 模型假设利好与利空消息对波动率的影响具有对称性，难以有效捕捉市场普遍存在的杠杆效应，Nelson^[3]（1991）提出指数 GARCH(EGARCH) 模型。该模型允许波动率对正负收益呈现非对称反应，因而成为研究波动非对称性的重要工具。中国股市的波动特征具有特殊性，不宜简单套用已有的建模结论，而应基于本土市场的真实数据加以检验，并在此基础上构建适用于中国股票市场的风险管理工具。

不同市场背景下，股市波动率呈现出差异化的特征。对此，国内多位学者基于 GARCH/EGARCH 模型，对中国股市的波动特征进行了广泛研究。例如，曾伟^[4]（2009）将1990年至2005年分成三个阶段，通过分析上证综指和深圳成指来研究 A 股的波动特征。程小亮^[5]（2013）收集2000年至2013年的上证综指，将时间区间分为横盘震动期、上升通道和下降通道，来研究中国股市收益率波动性。苏文涛^[6]（2016）基于2015年 A 股暴跌的数据对个股停复牌对股价稳定性作用进行实证研究。王沼锡^[7]（2022）运用 GARCH 模型族

模拟沪深300指数收益率波动情况，得出结论：从精确度出发，即考虑股市非对称性时应选择 GED 分布假设下的 EGARCH (1,1) 模型。余康兴^[8] (2023) 选取 2006–2018 年上证指数日收盘价数据，利用 GARCH 模型族的综合性对我国股票市场进行波动性分析。众所周知，股市担负着资源配置、资产定价和风险分散的重要任务。股市过度的波动会对投资决策产生影响，扰乱资金流动，同时扭曲资产定价，降低股市分配资源和分散风险的效率^[9]。本文在已有研究的基础上，将研究区间延伸至 2025 年，系统涵盖 2008 年金融危机、2015 年股市异常波动以及 2020 年公共卫生突发事件等重大事件，并将 2000 年 1 月至 2025 年 12 月划分为 8 个市场阶段，采用 EGARCH (1,1) -t 模型对比分析在不同市场背景下中国股票市场波动率的特征。在此基础上，本文进一步利用模型的滚动窗口方法预测风险价值 (VaR)，并通过 Kupiec 检验评估其预测精度，同时计算各时段的 VaR 均值。本研究结果不仅丰富了对中国股票市场波动规律的认识，也为投资者和监管者提供了量化风险管理的参考依据。

一、数据来源与模型设定

(一) 数据来源

本文选取上证指数 (000001.SH) 2000 年 1 月 4 日至 2025 年 12 月 31 日的日收盘价作为研究样本，数据来源于英为财经 (<https://cn.investing.com/>)，样本涵盖 6302 个交易日。通过对上证指数收益率条件方差的建模，深入分析中国股票市场的波动率特征。

(二) 收益率序列

股票指数的收益率可以被定义为资本利得 (capital appreciation) 与股息收入 (dividend income) 之和^[10]。若忽略股息收益，令收益率序列为 $\{R_t\}$ ，其计算公式可表示为：

$$R_t = \frac{(P_t - P_{t-1})}{P_{t-1}} \tag{1}$$

由于股票收益率序列等金融序列通常具有尖峰厚尾性，为消除价格序列的非平稳性，本文使用收益率的对数形式，其计算公式为：

$$R_t = 100 \times \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \tag{2}$$

其中， R_t 表示第 t 日的收益率， P_t 表示第 t 日的收盘价。公式中乘以 100，是将计算结果转化为百分比形式，以便后文与 S&P500 参数比较时数据形式一致。

1. 收益率序列的基本特征

由图 1 可见，收益率序列表现为大波动后紧跟着大波动，而小波动后也跟随着小波动，说明上证指数日收益率序列呈现出显著的波动聚集特征，初步表明收益率序列可能存在 ARCH 效应，即上证指数收益率序列的条件方差具有自相关性。

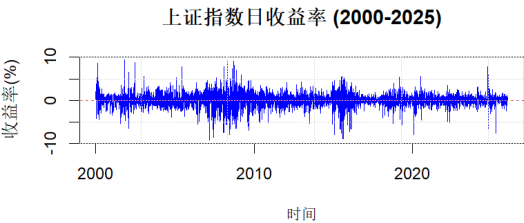


图 1：上证指数日收益率序列图 (%)

计算上证指数日收益率的各描述性统计量，包括均值、中位数、最值、分位数以及峰度、偏度。所得计算结果如表所示。

表 1：上证指数日收益率的各描述性统计量 (%)

统计量	数值 (%)
Min.	-9.25615
1st Qu.	-0.61319
Median	0.0505
Mean	0.01646
3rd Qu.	0.69227
Max.	9.40079
Std.Dev.	1.457636
Skewness	-0.38031
Kurtosis	8.739623

由表 1 可知：

(1) 收益率均值为 0.016%，中位数为 0.050%，两者均接近零，说明长期来看收益率无明显方向性趋势。同时，均值小于中位数，结合偏度为 -0.38%，说明数据呈现左偏分布。

(2) 峰度为 8.74%，显著高于正态分布的峰度值 3%，说明数据分布具有尖峰厚尾特征，即数据中心部分更集中，尾部更厚，极端值发生的概率高于正态分布假设。

(3) 最小值为 -9.26%，最大值为 9.40%，极差较大，反映出中国股市存在极端波动事件。

(4) 上证指数日收益率的标准差为 1.46%，高于 S&P500 的 1.10% (见表 5)。标准差反映股市的日波动程度，说明中国股市的日波动风险更大。

总体来看，上证指数的日均收益率较低的同时波动性却更高，这也是新兴市场的典型特征之一。

2. 收益率序列的分布特征

由图 2(a) 可见，收益率分布呈现明显的“尖峰厚尾”的特征，各交易日的收益率主要集中在 -2% 到 2% 之间，多数交易日波动较小，符合金融时间序列的典型特征。进一步分析图 2(b)，收益率分布的中心部分明显高于正态分布曲线，呈现“尖峰”形态，说明大部分交易日收益率集中在均值附近；两侧尾部明显厚于正态分布，说明中国股市暴涨暴跌等极端波动事件发生的概率高于正态分布预期。此外，左侧尾部略长于右侧，表明负收益的极端值多于正收益。

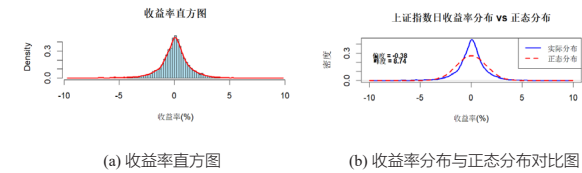


图2：收益率直方图和收益率分布与正态分布对比图

此外，结合收益率序列的 Q-Q 图（图3）左右两端的散点明显偏离直线，进一步证明了收益率序列的非正态性。

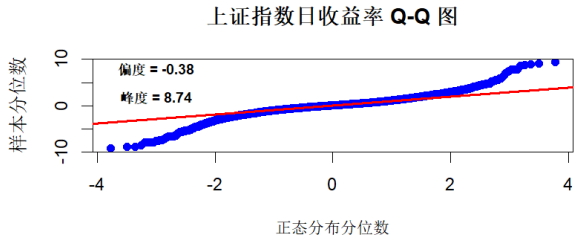


图3：上证指数收益率 Q-Q 图

3. 收益率序列的自相关特征

图4为上证指数日收益率的自相关函数图，其中，横轴 Lag 表示滞后阶数，纵轴 ACF 表示自相关系数，蓝色虚线表示95% 置信区间。

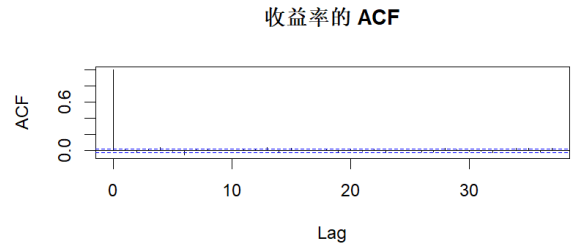


图4：收益率的 ACF 图

由图4可见，几乎所有的自相关系数均落入95% 置信区间内，且自相关系数没有明显衰减的趋势，绝大多数都在零附近随机波动。这说明上证指数日收益率序列本身不存在明显的线性自相关性，不适合直接使用 ARMA 等线性时间序列模型建模，而应选用 EGARCH 模型等非线性时间序列模型进行建模分析。

（三）数据分段

为了研究不同市场状态下股市波动特征的差异，本文结合中国股市的阶段性特征以及中国股市的重要事件，参考张雪蓉（2006）^[1]的时段划分思路，将2000年至2025年划分为8个时段：时段1（2000–2005），时段2（2005–2007），时段3（2008–2009），时段4（2010–2014），时段5（2015），时段6（2016–2019），时段7（2020–2022），时段8（2023–2025），如表2所示。

表2：分时段表			
时段	时间段（年）	样本量（个）	市场背景
1	2000–2005	1441	熊市
2	2006–2007	484	牛市
3	2008–2009	490	金融危机

4	2010–2014	1213	震荡市
5	2015	244	股灾
6	2016–2019	975	慢牛
7	2020–2022	728	疫情
8	2023–2025	727	后疫情

（四）模型设定

前文的描述性统计分析表明，上证指数收益率的峰度为8.74%，显著高于正态分布的峰度值3%，数据呈现显著的非正态性。考虑到 t 分布可以更好地刻画上证指数收益率数据的尖峰厚尾性，本文选用 EGARCH(1,1)-t 作为误差分布。

令上证指数收益率序列为 $\{R_t\}$ ，设 R_t 由以下模型生成，表示为：

$$R_t = \mu + \varepsilon_t, \varepsilon_t = \sigma_t + \eta_t, \eta_t \sim i.i.d.t(\nu) \quad (3)$$

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha \left(|\eta_{t-1}| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \eta_{t-1} \quad (4)$$

其中， η_{t-1} 标准化残差，表示为： $\eta_{t-1} = \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ 。 $\ln(\sigma_t^2)$ 是对数条件方差，保证方差始终为正。 γ 是杠杆效应系数，若 $\gamma > 0$ ，为正杠杆效应，说明好消息对股市波动的影响大； $\gamma < 0$ ，则为负杠杆效应，说明坏消息对股市波动的影响大。

为了保证模型的精确性，计算 EGARCH(1,1)-t 的 AIC 和 BIC，其结果与 GARCH(1,1)-t 对比如表3所示：

表3：GARCH(1,1)-t 与 EGARCH(1,1)-t AIC/BIC 对比表		
模型	AIC	BIC
GARCH(1,1)-t	3.19393	3.19929
EGARCH(1,1)-t	3.1893	3.1957

表3可知，EGARCH(1,1)-t 的 AIC 和 BIC 数值均小于 GARCH(1,1)-t，表明 EGARCH(1,1)-t 模型拟合的精确度更高。因此，本文最终选用 EGARCH(1,1)-t 模型对不同时段中国股市的波动特征进行研究。

二、实证分析

（一）EGARCH(1,1)-t 参数估计

模型各参数采用极大似然估计方法（MLE）进行估计，全样本参数估计结果如表4所示。

表4：全样本参数估计结果					
参数	含义	Estimate	Std.Error	t-value	p-value
μ	均值	0.0361	0.014	2.583	0.0098
ω	基础波动	0.0050	0.0018	2.697	0.007
α	ARCH 项	-0.0209	0.0092	-2.262	0.0237
β	GARCH 项	0.9893	0.0004	2281	0.0000
ν	t 分布自由度	4.7042	0.2999	15.687	0.0000
γ	杠杆效应	0.1592	0.0164	9.689	0.0000

将上表参数估计的结果代入式（4）得：

$$\ln(\sigma_t^2) = 0.0050 - 0.0209 \left(|\eta_{t-1}| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right) + 0.9893 \ln(\sigma_{t-1}^2) + 0.1592 \eta_{t-1} \quad (5)$$

由式（5）可知，杠杆效应系数 $\gamma=0.1592>0$ ，显著为正，表明中国股市存在正杠杆效应，即好消息对市场的冲击大于坏消息。同时， $\alpha+\beta=0.9684$ ，非常接近1，说明中国股市的波动具有较强的持续性。

为了更直观地观察到中国股市的特征，本文将上证指数日收益率的估计结果与范剑青、姚琦伟（2005）^[12]对 S&P500 指数的分析结果进行对比。具体对比结果如表5所示。

表5：上证指数与 S&P500 对比表

指数指标	上证指数	S&P500
样本区间	2000–2025	1972–1999
样本量	6302	7075
均值（%）	0.016	0.030
标准差（%）	1.46	1.10
偏度	-0.38	-0.49
峰度	8.74	5.51
α	0.0723	0.047
β	0.9233	0.9450
$\alpha + \beta$	0.9956	0.9920
ν （t 分布自由度）	4.70	7.41
γ （杠杆效应系数）	0.1592	/

由表中对比结果可知，上证指数日收益率标准差为 1.46，高

于 S&P500 的 1.10，说明中国股市的日波动风险更大，这可能与中国股市个人投资者占比高、追涨杀跌行为较为普遍有关；上证指数的峰度为 8.74，也高于 S&P500 的峰度 5.51，说明中国股市出现极端波动的情形更为频繁；上证指数的 α 值大于 S&P500 的 α 值，说明中国股市对新信息的冲击反应更为敏感。而上证指数的 β 值略小于 S&P500 的 β 值，意味着中国股市在受到市场波动时，波动冲击的消退速度略快，这应与中国股票市场的涨跌停板制度有关；上证指数的 t 分布自由度 ν 值低于 S&P500 的 ν 值，进一步印证了中国股市发生极端波动的情况概率更高的特征。

（二）分时段 EGARCH(1,1)-t 参数估计

依据上文的时段划分，绘制 2000–2025 年上证指数走势图（图 5），可以直观地看出各时段由于市场特征差异而呈现出的上证指数的不同走势。所以，本文进一步通过分时段参数估计观察不同市场状态下各参数的变化特征。

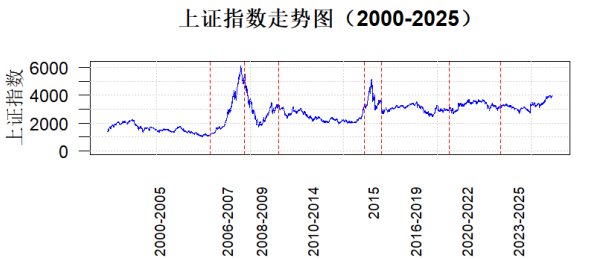


图5：分时段上证指数走势图

运用 EGARCH(1,1)-t 模型分别对各时段进行参数估计，估计结果如下表6所示。

表6：分时段参数估计结果

时段	样本量（个）	μ	ω	α	β	γ	ν	$\alpha + \beta$
1	1441	-0.02229	0.012555	-0.0765	0.968838	0.175242	5.328677	0.892341
2	484	0.396605	0.028569	0.039314	0.979563	0.187328	4.23159	1.018877
3	490	0.08264	0.063898	-0.09552	0.959135	0.09594	7.720013	0.863616
4	1213	0.011553	0.005376	-0.00122	0.987534	0.067257	4.939973	0.986311
5	244	0.28151	0.162165	-0.16633	0.891328	0.179072	4.748964	0.725002
6	975	0.037098	-0.00351	-0.04276	0.988256	0.126682	3.987739	0.945498
7	728	0.004702	0.017667	-0.15775	0.838526	0.223993	5.149266	0.680775
8	727	0.030065	-0.0369	0.015918	0.883199	0.235412	4.697652	0.899117

由上表可知，各时段的杠杆效应系数 γ 均为正，验证上文提到的中国股市中的“正杠杆效应”在各个时段中普遍存在。但杠杆效应系数 γ 值在不同时段中存在明显差异：时段7（2020–2025）的 γ 值最高，表明这一时期股票市场对好消息的反应最为强烈，这可能与这一时期政府出台的政策支持力度大有关；时段3（2008–2009）的 γ 值最低，可能与金融危机时期市场恐慌情绪主导，投资者对坏消息的反应强烈有关。结合走势图（图 5）可以看出，该时段上证指数经历了剧烈震荡，2008 年从约 5500 点快速下跌至 1700 点，2009 年在政策的刺激下又反弹至 3400 点，整体呈现 V 型走势。从图 6 也可以看出，2008 年负收益为主，2009 年正收益居多。此外，时段4（2010–2014）的 γ 值也偏低，可能是由于在股市震荡时期，在没有市场方向引导的情况下，好消息和坏消息对股市波动的影响差异较小。

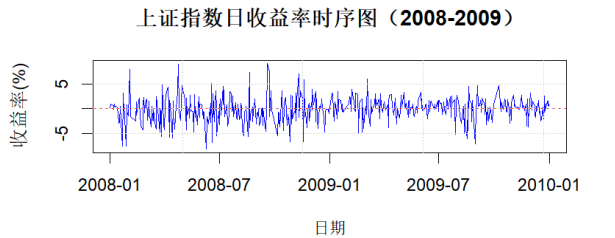


图6：2008–2009 上证指数日收益率序列图（%）

从股市波动的角度来看，时段2（2006–2007）的 $\alpha + \beta$ 值为 1.0189，超过了 1，说明这一时期股市波动持续性最强，虽然可能是受样本量较小而导致的估计误差影响，但也反映了牛市时期市场情绪高涨、股市波动具有惯性的特征；时段5（2015）的 $\alpha + \beta$

值较低,说明股灾时期市场波动衰减更快。薛剑晖(2016)^[13]在分析2015年股灾中指出,2015年股灾期间A股出现“千股停牌”的奇观,上市公司通过停牌避险的方式以应对市场大跌。由走势图(图5)中可见,2015年上半年,在杠杆资金的推动下,上证指数快速上涨至5000点以上,但在下半年去杠杆后,指数又急速下跌至3000点以下。如图7所示,股灾时期数据极端波动,正负收益交替频繁。由此可见,停复牌在股价稳定性方面具有独特作用,能够避免这一时期的股价波动,在股价极端暴跌的情况下,可以缓解股票复盘后股价的持续暴跌。综上,时段5(2015)的 $\alpha + \beta$ 值最低可能与这一时期停牌机制的出台有关,该机制干预了股市的持续波动,安抚了投资者情绪,在市场危机时期起到稳定股票市场的作用。

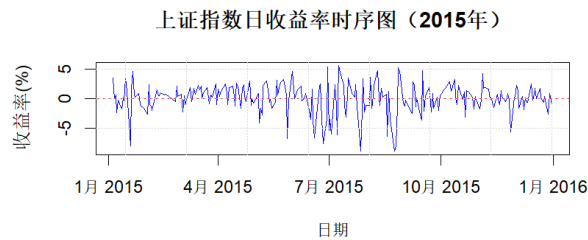


图7: 2015年上证指数日收益率时序图(%)

综上,从各时段的参数对比可以看出,宏观经济运行的情况、宏观调控政策、国际金融危机以及股市政策出台等都会影响股市波动性。

(三) VaR 风险度量

1. VaR 的定义和计算原理

风险价值(Value at risk, VaR)是指在给定置信水平 $(1-\alpha)$ 和持有期 Δt 下,资产可能遭受的最大预期损失。日收益率序列 $\{R_t\}$ 的条件分布表达式为:

$$R_t | F_{t-1} \sim EGARCH(1,1) - t(\mu_t, \sigma_t^2, \nu) \quad (6)$$

则 $100(1-\alpha)\%$ 置信水平下的日 VaR 定义为:

$$VaR_t(\alpha) = -(\mu_t + t_{\alpha}^{-1}(\nu) \cdot \sigma_t) \quad (7)$$

其中,负号表示损失, $t_{\alpha}^{-1}(\nu)$ 是自由度为 ν 的标准 t 分布的下侧 α 分位数。令 ϵ_t 为标准化残差,日 VaR 可表示为:

$$VaR_t(\alpha) = -(\mu_t + quantile(\epsilon_t, \alpha) \cdot \sigma_t) \quad (8)$$

2. VaR 时序图分析

本文采用滚动预测方法,基于前 M 天的样本数据估计 EGARCH(1,1)-t 模型,进而预测下一日的 μ_{t+1} 和 σ_{t+1} ,并据此计算 $VaR_{t+1}(\alpha)$ 。通过滚动迭代,得到整个样本外期间的 VaR 序列。滚动窗口宽度 M 取 500, VaR 时序图 8 如图所示:

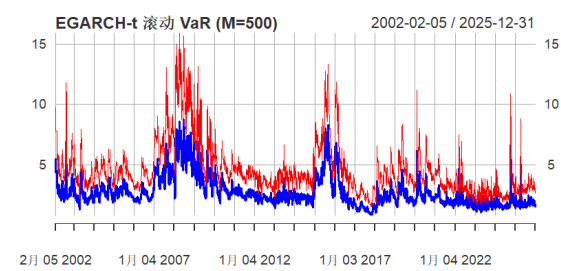


图8: VaR 时序图

其中,蓝色曲线为 95% 置信水平下的 VaR,红色曲线为 99% 置信水平下的 VaR。由图 8 可见, VaR 序列随时间波动,且峰值普遍出现在 2008 年金融危机、2015 年 A 股股灾以及 2020 年公共卫生突发事件等股票市场出现极端事件期间。

(四) Kupiec 检验

VaR 的理论失败率由显著性水平 α 确定,所以对于 95% 和 99% 的置信水平,其理论失败率分别为 5% 和 1%。模型总预测天数为 5802 天,计算可得 95% 和 99% 的理论失败次数分别为 290.1 和 58.02。Kupiec 检验是金融风险领域中较为广泛使用的回溯工具之一,通过比较实际失败率和理论失败率来判断 VaR 模型的准确性。Kupiec 检验结果如表 7 所示:

表7: Kupiec 检验结果表

置信水平	理论失败率	理论失败次数	实际失败率	实际失败次数	Kupiec 检验 p 值
95%	5%	290.1	2.83%	164	<0.001
99%	1%	58.0	0.62%	36	0.0037

由表 7 可知, EGARCH(1,1)-t 模型在 95% 和 99% 置信水平下的实际失败率均显著低于理论失败率。这表明模型对上证指数日 VaR 的预测整体偏保守,即模型预测出的风险高于实际市场出现的风险。在金融风险管理实践中,这种偏保守的估计有助于为金融机构和投资者提供更充足的资本缓冲,符合审慎性的监管原则。综上, EGARCH(1,1)-t 模型不仅在波动率拟合方面表现较好,在风险度量方面同样具有实际应用价值。

(五) 分时段的 VaR 风险度量

上文分时段波动特征的分析表明,不同市场状态下的波动率存在显著差异。为了进一步量化各时段的风险水平,本文基于滚动 VaR 序列计算了 $\alpha=0.05$ 时各时段的平均 VaR,结果如表 8 所示:

表8: 分时段 VaR 均值表(%)

时段	VaR95_mean (%)	VaR99_mean (%)
2000-2005	2.703502	4.505641
2006-2007	3.358513	5.63314
2008-2009	4.935901	8.445648
2010-2014	2.504024	4.113926
2015	4.547324	7.482149
2016-2019	2.262107	4.037084
2020-2022	2.257739	3.85383
2023-2025	1.806124	2.923603

从上表数据可以看出,不同市场状态下的 VaR 均值差异显著。结合上文的波动持续性和杠杆效应,可以看出,2008–2009 年金融危机时期和 2015 年股市异常波动时期, $\alpha + \beta$ 分别仅为 0.86 和 0.73,但 VaR 却高达 4.94% 和 4.55%,说明这两个时期的市场虽然波动冲击消退较快,但由于冲击本身的强度极大,导致短期风险急剧增大。其中,2015 年的 $\alpha + \beta$ 值最小,说明在这一时期,单位时间内的风险极高,需要投资者具备较强的风险响应能力,而不是简单的降低仓位。相比之下,2010–2014 年震荡市时期 $\alpha + \beta \approx 0.99$, VaR 为 2.50%,这说明持续的低强度波动不会造成极端损失。

三、结论与建议

(一) 对投资者的建议

1. 基于 EGARCH(1,1)-t 模型波动特征的策略建议

(1) 利用波动持续性调整持仓周期

本文计算的 EGARCH(1,1)-t 模型的 β 系数普遍在 0.9 以上,表明一次市场冲击的影响可持续数周甚至数月。例如,在 2008–2009 年金融危机时期, β 系数极高且滚动 VaR 图显示这一时期的 VaR 从低点冲到 5% 以上,在高位维持了数月后缓慢回落。投资者如果在第一次大跌后过早抄底或止损都有遭受二次冲击的可能性,市场反复反弹,投资者受恐慌情绪影响进行错误操作就会导致亏损严重。因此投资者应当避免在市场波动初期频繁交易,而是应该拉长持仓周期,等波动平稳后再进行操作。

(2) 正视“正杠杆效应”带来的追涨风险

通过分时段参数估计结果可以看到,所有时段的 γ 均大于 0,这说明好消息对波动的作用强于坏消息。这也意味当出台利好政策时,市场波动会剧烈放大,投资者如果盲目追涨,极易买在股票高点,随后面临更大的回撤。所以,对于投资者来说,应当在超预期数据公布后或降息等重大利好消息出台后缓慢加仓,等待波动率回落至正常水平后再做出仓位调整。

2. 基于 VaR 度量的风险控制建议

(1) 利用滚动 VaR 设置动态止损线

本文计算的 95% 滚动 VaR 能够及时反应市场风险变化。投资

者可将当日 VaR 值设为动态止损参考:当实际亏损接近 VaR 值时,应当主动减仓。而当 VaR 从高位回落时,再逐步恢复仓位。例如,在 2008–2009 年金融危机时期和 2015 年股灾时期等市场波动剧烈的极端时期,当 VaR 超过 4% 时,投资者应当将仓位控制在 30% 以下。当 VaR 低于 2.5% 时,投资者可适当增加仓位。

(2) 为极端事件预留更充足的缓冲空间

收益率分布体现出的尖峰厚尾性和滚动 VaR 检测的模型保守性结合起来看说明了在股市中发生极端下跌的情形概率高但 EGARCH 模型的估计留有足够的安全空间。因此,在实际股票市场操作中,投资者应当尽量不重仓股票、减少使用高杠杆,并确保账户有足够的保证金以应对交易日内 5% 以上的极端跌幅。

(二) 对监管者以及政策制定者的建议

首先,监管机构应当建立基于滚动 VaR 的市场波动预警系统。前文计算的 95% VaR 在金融危机时期高达 4.94%,在股灾时期达到 4.55%,远超平稳时期的 2.0% ~ 2.5%,这些数据说明建立预警系统至关重要。建立预警系统后,监管者可以实时计算整个市场的 VaR,并设定动态阈值,比如 VaR 连续三日超过历史 90% 分位数即会触发报警,监管者就可以向市场发布风险警示。

其次,由于中国股市对利好消息反应更为敏感,应当在宣布重大政策信息时实施分时段披露以减轻对市场的冲击,降低市场热度,避免信息集中释放引发市场极端波动。同时应加强对社交媒体和财经自媒体等媒体的监管,防止不实和夸大的信息被迅速传播,从而引发市场情绪躁动。此外,中国人民银行^[14]在《中国金融稳定报告(2021)》中指出,压力测试是评估特定冲击下的金融体系承受能力的重要工具。所以在重大利好消息公布前,要进行相应的压力测试评估市场可能的波动幅度。

最后,要加强宏观审慎监管。当 VaR 处于低位时,宏观审慎政策应趋于宽松。可通过适当降低交易成本和放宽杠杆限制等措施激发市场活力;在 VaR 处于高位时,宏观审慎政策应从严。比如超过 4% 时,应自动加收风险准备金或限制净卖出来稳定市场情绪。^[15]

参考文献

- [1]Engle, Robert F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation[J].Econometrica, 1982, 50(4):987–1007.
- [2]Tim Bollerslev, Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J].Journal of Econometrics, Volume 31, Issue 3, 1986, Pages 307–327, ISSN 0304–4076.
- [3]Nelson, Daniel B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach[J].Econometrica, 1991, 59(2):347–370.
- [4]曾伟. 中国 A 股市场异常波动机理及波动抑制研究[D]. 重庆大学, 2009.
- [5]程小亮. 基于 GARCH 模型族对上证指数波动性的实证分析[J]. 商业经济, 2013, (14): 29–31.
- [6]苏文涛. 个股停牌对股价稳定性作用的实证研究: 基于 2015 年 A 股暴跌的数据[D]. 对外经济贸易大学, 2016.
- [7]余康兴, 李晓云. 我国股票市场波动性分析[J]. 合作经济与科技, 2023, (23): 49–51.
- [8]王招锡. 基于 GARCH 族模型的沪深 300 指数波动性模拟研究[J]. 中国商论, 2022, (1): 100–102.
- [9]齐岳, 廖科智. 政策因素、金融危机对中国股市波动性影响——基于 ICSS-GARCH 模型的分析[J]. 系统工程, 2018, 36 (4): 12–20.
- [10]英英. 非线性理论在股票价格波动中的应用研究[D]. 北方工业大学, 2005.
- [11]张雪蓉, 徐全智, 杨晋浩. TARCH-M 模型在上证指数波动率的实证分析[J]. 成都大学学报(自然科学版), 2006, (3): 171–174.
- [12]范剑青, 姚琦伟. 非线性时间序列: 建模、预报及应用[M]. 高等教育出版社: 2005.
- [13]薛剑晖. 2015 年股灾中停牌避险策略效果实证研究[D]. 上海交通大学, 2016.
- [14]中国人民银行金融稳定分析小组. 中国金融稳定报告(2021)[M]. 北京: 中国金融出版社: 2021.
- [15]岑磊. 中国宏观审慎监管政策与货币政策协调研究[M]. 西北大学出版社: 2020.