

基于两步波动率的量化投资策略

莘玉茹

广西大学经济学院, 广西 南宁

收稿日期: 2026年3月27日; 录用日期: 2026年4月17日; 发布日期: 2026年4月30日

摘要

本次研究从波动率具有长短期成分的经济直觉出发, 将市场波动视为“稳态 - 偏离 - 回归”的动态过程, 采用长期视角对波动率趋势进行常态化分析, 并通过短期视角捕捉波动率对稳态的暂时性偏离, 进而为投资者提供详细的决策指引。在方法上, 本研究与Component GARCH、HAR-RV等多成分波动率模型在思想上有共通之处, 但更强调通过EWMA与GARCH的分立结构生成连续交易信号, 服务于策略执行而非仅提升预测精度。具体而言, EWMA模型用于拟合波动率变化趋势, 作为判断市场波动处于“均衡水平”的动态标准; GARCH模型用于滚动样本外预测, 精准获得短期波动状态。通过计算短期预测与长期基准的相对偏离度, 构建连续的波动率状态识别信号。以沪深300ETF期权为样本, 设置清晰交易机制并选择两个基准策略进行对比, 实证结果表明, 本文基于两步波动率构建的策略在累计收益、夏普比率、最大回撤等核心绩效指标上均呈现较强优越性。

关键词

两步波动率, EWMA模型, GARCH模型, 投资策略

Quantitative Investment Strategy Based on Two-Step Volatility

Yuru Xin

School of Economics, Guangxi University, Nanning Guangxi

Received: March 27, 2026; accepted: April 17, 2026; published: April 30, 2026

Abstract

This study begins with the economic intuition that volatility consists of long- and short-term components, viewing market volatility as a dynamic process of “steady state-deviation-reversion.” It adopts a long-term perspective for routine analysis of volatility trends while capturing temporary deviations from the steady state through a short-term lens, thereby providing investors with de-

tailed decision-making guidance. Methodologically, while this study shares conceptual common ground with multi-component volatility models such as Component GARCH and HAR-RV, it places greater emphasis on generating continuous trading signals through a decoupled structure combining EWMA and GARCH, serving strategy execution rather than merely improving predictive accuracy. Specifically, the EWMA model is used to fit the trend in volatility, serving as a dynamic benchmark for determining whether market volatility is at an “equilibrium level”; the GARCH model is applied for rolling out-of-sample forecasts to precisely capture short-term volatility dynamics. By calculating the relative deviation between short-term forecasts and the long-term benchmark, a continuous signal for identifying volatility states is constructed. Using CSI 300ETF options as the sample, a clear trading mechanism is established, and two representative benchmark strategies are selected for comparison. Empirical results demonstrate that the strategy constructed on the basis of the two-step volatility approach exhibits strong superiority across key performance metrics such as cumulative return, Sharpe ratio, and maximum drawdown.

Keywords

Two Step Volatility, EWMA Model, GARCH Model, Investment Strate

Copyright © 2026 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

期权交易的运作特点为高频、高复杂性，以往依靠人工做决策的方式，难以紧跟市场快速变化的节奏，而量化方法的出现，让策略执行的效率以及稳定性都得到了明显提高。随着金融市场的日益复杂，期权交易所具备的功能不再局限于单纯的套利，越来越多的投资者都在尝试借助期权获取较为稳定的收益，并实现投资风险的有效管理。本次研究针对波动率维度的策略展开了深入分析，并为投资者提供了更具体系性的策略设计，能够帮助投资者在不断变化的市场环境当中调整自己的持仓状况，进而实现对配置的优化，最终促使投资回报的效率的提升。

2. 文献综述

2.1. 波动率预测模型研究综述

近年来，越来越多的金融领域学者逐渐开始注重对波动率进行预测，由于全球金融市场的不断变化，波动率的预测准确程度逐渐能够直接决定期权定价、风险管理及投资策略的准确性。

历史波动率模型的本质在于，通过对期权的历史数据进行分析，判断金融资产未来的波动程度。Engle(1982)提出了最早的波动率模型，认为金融市场中的波动率通常具备较为集中的关键特征，且在某时段内会呈现出较大的波动变化，并据此提出了 ARCH 模型，通过回归分析等方式捕捉波动性的变化规律，进而对相关金融资产后续的价格情况进行精准预测，为后续的波动性研究奠定了基础[1]。

除了历史波动模型之外，随机波动模型(SV)也在金融领域得到了广泛的应用，近年来，越来越多的学者尝试将 SV 模型与其他统计方法进行结合，进一步提升对波动率的预测准确度，相关学者采用机器学习算法等方法对 SV 模型进行了优化，能够确保 SV 模型的预测结果更加准确。例如，Bollerslev 和 Zhou (2020)结合 SV 模型准确预测了金融市场的波动率，并降低了相关模型使用过程中参数估计环节的不确定性[2]。Andersen 等(2007)在 SV 模型中引入了跳跃项，对市场中的突发事件及资产价格对波动率的影响进

行了细致分析,并发现在加入跳跃项后,SV模型能够准确预测金融市场的波动率,且当面临市场危机时,SV模型的预测准确程度更高,进一步提升了SV模型在宏观经济分析中的适用性[3]。在中国市场,魏宇(2010)发现,将已实现波动率作为拓展变量,能够显著提升SV模型的预测准确程度[4]。

除ARCH类模型和SV模型外,学者们还发展出多成分波动率模型以刻画波动率的长短期成分。Component GARCH模型(Engle & Lee, 1999)将条件方差分解为长期趋势成分和短期偏离成分,允许两部分以不同速度向均值回复,在捕捉波动率持续性方面具有灵活的结构。HAR-RV模型(Corsi, 2009)则基于异质性市场假说,利用已实现波动率在不同时间尺度(日、周、月)上的加总构造预测变量,以简洁的线性形式实现对波动率长记忆性的刻画。这些模型与本文采用的两步法在思想上均认同波动率包含不同时间维度的成分,但在实现路径上存在差异:Component GARCH和HAR-RV侧重于对波动率本身的建模与预测,而本文的两步法更强调通过EWMA与GARCH的分工——前者提供稳健的长期基准,后者捕捉动态的短期预测——生成连续的交易信号,服务于策略执行层面的择时与仓位管理。

2.2. 期权交易策略研究综述

期权交易是投资者为实现获利或风险管理所采取的金融衍生工具,在对波动率期权交易策略进行研究的过程中,学术界逐渐开始探究如何通过波动率变化情况,判断期权市场的演化规律,并提出有效的交易策略。此类研究不仅能够帮助投资者做出更加准确的期权交易决策,还能够为金融领域的理论发展提供有效补充。

Hull (2003)与Natenberg (1994)等最早对期权交易策略进行了系统分类,并提出了买入看涨期权、卖出看涨期权等交易策略。在后续的研究中,研究者以上述交易策略为基础整合出了更多的以波动率变化为基础的期权交易策略[5]。

近年来,部分学者尝试将多种深度学习模型进行整合,进一步提升期权交易策略的准确度。马天平和吴卫星(2018)将中国波指作为研究对象,构建了新型波动率预测体系,并将多个预测指标作为中国波指预测的关键特征[6]。并且,该研究还引入了多个机器学习算法模型,能够提升波动预测模型的准确程度。

通过分析现有的相关研究可以发现,针对波动率预测以及期权交易策略方面的探讨主要包括机器学习、深度学习等当代技术手段的融合,并为金融市场的理论补充以及实践操作提供了全新的研究视角。

3. “两步波动率管理”方法的迁移与应用启示

“两步波动率管理”属于因子投资领域里的风险管理方式之一,其核心在于综合长、短期时间序列所包含的波动性信息,以实现动态风险控制。从经济学逻辑看,该方法隐含着对市场信息处理机制的分层假设:长期波动率反映了由宏观经济基本面、制度环境及市场微观结构决定的“风险均衡水平”,代表市场在无异常冲击下的稳态预期;而短期波动率则主要受新信息到达、投资者情绪变化及流动性冲击等因素驱动,体现为对稳态的暂时性偏离。将二者结合,本质上是将市场波动视为“稳态-偏离-回归”的动态过程,这与金融学中关于信息吸收速度存在异质性、投资者采用不同时间窗口形成预期的理论相契合。该方法将常态风险防控与突发事件应对融为一体,较好地平衡了收益与交易频率之间的关系。

本文将这种普遍应用于因子组合风险管理领域的方法引入期权波动率交易问题,其迁移的可行性在于因子收益与期权标资产的波动上都表现出明显的时变性、聚集性和持续性的特点,并且这些管理都需要在趋势判断和快速响应之间找到平衡点。期权波动率交易中,投资者实际上是把波动率本身当作可以交易的一个资产维度来处理,收益与未来波动率走势的预测结果之间关联。传统的波动率交易策略一般只使用静态阈值或者单个模型来预测,无法解决遇到波动率复杂的动态变化,易于出现滞后效应或过度反应,引入“两步”思想可以克服传统模型的弊端,使得波动率状态识别与交易择时机制兼具系统性与

灵敏性。利用平滑指数移动平均(EWMA)模型可以探索市场波动率的演变规律,再用 GARCH 模型解析短期波动的特点、突发性、聚集效应和非对称性,不断监测两者之间的偏差情况,依照这种差别形成连续交易信号,就能给波动率套利提供更加精确的技术支撑。“两步”思想不仅扩充了有关期权定价的理论工具,而且可以避免旧方法在波动平静期的效率短板,极大地提高整个波动率管理方案整体效益水平和适应程度。

4. 基于两步法的波动率预测模型构建

4.1. 数据来源与预处理

本文以流动性好、有代表性的沪深 300ETF 期权为样本进行实证研究,检验基于两步波动率预测的交易策略在我国市场是否有效。所用的日频交易数据主要来源于权威金融数据库 Wind,时间跨度为 2020 年 1 月 2 日~2023 年 12 月 29 日,该时间段内既有平稳时期,也有较大的波动事件,可以很好地检验策略在各种市场环境下是否具有稳健性。建模所使用的数据为 2020~2023 年,样本外回测则使用 2023 年的数据。

4.2. 第一步:长期波动率趋势建模——EWMA 模型

指数加权移动平均(EWMA)模型属于一种用以往数据来预测未来波动率的预测工具,它的基本思路就是利用过去 M 期收益率波动率的加权均值来反映当前时段的特征,在观测时间间隔不断拉长的情况下,各个时间节点所对应的权重会表现出递减的趋势,并且这种递减变化过程符合指数衰减规律。

公式(4-1)为具体的条件方差递归形式:

$$\sigma_t^2 = \lambda \sigma_{t-1}^2 + (1-\lambda)r_{t-1}^2 \quad (4-1)$$

公式中,第 t 期的波动率预测值为 σ_t^2 ,第 $t-1$ 期的波动率预测值为 σ_{t-1}^2 ,第 $t-1$ 期实际收益率的平方为 r_{t-1}^2 。 λ 为衰减因子,介于 0 和 1 之间,用来限定权重递减的速度以及模型对于历史数据的记忆长度, λ 越接近于 1,值越大说明模型历史数据依赖越强、在估计的时候会越平滑;反之则是越敏感。

本文使用沪深 300ETF 在 2018 年~2022 年的日收益率序列作为校准样本,计算了 EWMA 模型在 λ 值从 0.90 到 0.98 (步长 0.01) 情况下,所拟合的波动率序列与实际波动率(采用日内 5 分钟收益率计算月频已实现波动率)之间的平均绝对误差(MAE),校准结果参见表 1。由表中数据可知,当 $\lambda = 0.94$ 时,MAE 数值达到最小。这个误差值表明模型在赋予历史信息权重时,选择了相对较长的记忆周期。由此产生的波动率序列展现出更高的平滑性,能够在一定程度上忽视了短期市场噪音,有利于发现长期规律。因此, $\lambda = 0.94$ 是本次研究选定的 EWMA 模型参数。

Table 1. Comparison of fitting errors of EWMA model under different λ values (calibration period: 2018~2022)

表 1. 不同 λ 值下 EWMA 模型拟合误差比较(校准期: 2018~2022)

λ 值	平均绝对误差(MAE)
0.92	0.0374
0.93	0.0368
0.94	0.0353
0.95	0.0357
0.96	0.0362
0.97	0.0359
0.98	0.0371

4.3. 第二步：短期波动率动态预测——GARCH 模型

从金融市场实证来看，方差存在波动性，并受长期序列效应的影响。使用 ARCH 模型处理长周期数据时，由于要估计很多参数，容易出现阶数过高导致计算复杂度提高、估计精度下降的问题。为了克服这个问题，Bollerslev 创造性地把自回归项加到方差表达式里，从而形成了广义自回归条件异方差模型 (GARCH)，GARCH (p, q) 的基本形式如下所示：

$$r_t = c_1 + \sum_{i=1}^M \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^N \phi_j \varepsilon_{t-j} \quad (4-2)$$

$$\sigma_t^2 = \lambda + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4-3)$$

在上述公式中， p 和 q 分别是 GARCH 项、ARCH 项的阶数，需要满足大于等于 1 的条件 ($p, q \geq 1$)， $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ ，方程(4-2)是均值方程，方程(4-3)为方差方程。GARCH 方程中除了历史残差平方项外还有条件异方差性的自回归部分，并且将它们分成两个部分，即 ARCH 项和 GARCH 项。 $\alpha_i > 0$ ， $\beta_j > 0$ ，且 $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$ ， $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j$ 的值可以看作波动率的持续性系数，数值大小反映市场(标的资产)波动率持续性[7]。

本文采用固定估计窗口与后续预测窗口相结合的方式，一开始用前面 T 期的历史数据来建立 GARCH (1,1)模型并进行参数估计。然后利用该模型生成第 $T+1$ 期条件方差值 $\hat{\sigma}_{T+1}^2$ ，作为第一步的样本外预测结果；再将时间窗口向前滚动一步，每次加入最新的观测值，剔除最旧一条记录，在估计长度 T 不变的情况下，对 GARCH (1,1)的全部参数进行拟合。以此为循环继续，推算下一期(如 $T+2$)预期波动水平，直到使用完所有的样本数据，形成对应的各个时点的真实波动率序列 $\{\hat{\sigma}_t^2\}$ 。

4.4. “两步”波动率预测信号的生成

针对每一个交易日 t ，在同步获得用 EWMA 模型得到的波动率“趋势基准”，这个趋势基准是长期的历史信息平滑得到的。利用 GARCH (1,1)模型对下一期($t+1$)的条件方差进行预估，得到最佳反映当前市场短期波动率的预测结果[8]。用比较两者之间差距的方式来度量短期预期与长期均值相偏离的程度，一般称之为相对偏差量 D_t ：

$$D_t = \frac{\hat{\sigma}_{S,t+1|t}^2 - \hat{\sigma}_{L,t}^2}{\hat{\sigma}_{L,t}^2} \quad (4-4)$$

其中， $\hat{\sigma}_{S,t+1|t}^2$ 与 $\hat{\sigma}_{L,t}^2$ 就是所对应方差值的平方根，也就是波动率。 D_t 是没有量纲的连续指标，如果 $D_t > 0$ 表示短期实际波动超过正常区间，说明市场会存在上行压力；反之， $D_t < 0$ 则表明波动率可能会趋缓。

通过引入阈值参数 τ ($\tau > 0$)，可以将 D_t 转化为适用于指导交易的明确信号。从经济学视角看， D_t 度量的是短期波动率相对于长期均衡水平的“压力”程度，反映了市场情绪与基本面风险的相对强弱。当 D_t 显著为正时，意味着短期风险溢价快速上升，市场可能正在计入未被长期趋势捕捉的突发事件或情绪过热，此时做多波动率可获得风险补偿；反之， D_t 显著为负则表明市场短期风险已被过度释放，波动率存在回归常态的压力。本文借鉴两步波动率管理方法在因子投资领域中的使用经验，将 τ 的初始数值设为 10%。由此，本研究生成可以反映波动率状态连续信号的序列 **Signal_t**：当 $D_t \geq \tau$ 时，表明短期波动率已明确突破长期趋势，市场将发生变化，即将进入波动率上升阶段，需要发出“做多波动率”的预警信号；反之，当 $D_t \leq -\tau$ 时，表明当前波动率水平显著低于常态，需要发出“波动率低迷”信号；如果 D_t 在 $-\tau$ 与 τ 之间变化时，可以判定波动率依然没有跳出长期趋势，不会有太大的变化，由此发送“中性”

信号。Signal_t 信号并非简单的二元开关，而是使用历史与当前信息，不对未来一期进行预测，具有较好的前瞻性指标；同时信号中的 D_t 也可以对市场波动的变化程度进行反映，为后文的研究奠定基础，见表 2。

Table 2. Example of signal generation logic for “two-step” volatility forecast (2023)

表 2. “两步”波动率预测信号生成逻辑示例(2023 年)

日期	EWMA 长期基准(年化)	GARCH 短期预测(年化)	相对偏离度(D _t)	生成信号($\tau = 10\%$)
2023/1/3	18.50%	19.80%	7.00%	中性
2023/3/7	19.10%	22.50%	17.80%	波动率上行
2023/3/8	19.20%	23.10%	20.30%	波动率上行
2023/6/12	20.40%	18.00%	-11.80%	波动率下行
2023/6/13	20.30%	19.50%	-3.90%	中性
2023/9/21	16.80%	16.20%	-3.60%	中性
2023/10/26	17.50%	20.90%	19.40%	波动率上行

5. 基于两步波动率预测的交易策略设计

5.1. 交易信号与仓位管理机制

表 3 是 2020 年 1 月到 2023 年 12 月样本期内，按照上面的规则生成的交易信号统计。根据统计结果得知，中性的比例达到了 68.5%，可以认为市场整体上处于低波动状态。做多波动率出现的概率明显大于做空波动率，分别为 20.1%、11.4%；期间全球发生各种重大突发事件(疫情、地缘政治冲突等)都会给金融市场造成很大的影响。做多、做空的趋势性信号平均持续周期为 5 至 7 个交易日，中位数位于 3~4 之间，所以制定的策略可以更快速地调整仓位。

Table 3. Distribution and duration statistics of trading signals (2020~2023)

表 3. 交易信号分布与持续期统计(2020~2023)

信号类型	出现次数	总占比	平均持续期(交易日)	持续期中位数
做多波动率($D_t \geq 10\%$)	198	20.10%	6.8	4
做空波动率($D_t \leq -10\%$)	112	11.40%	5.2	3
中性($-10\% < D_t < 10\%$)	674	68.50%	-	-

将初始资金设定为 100 万人民币仓位策略是用信号强弱决定的仓位。单次建仓的初始仓位不能超过本金的十分之一(即十万)。具体的仓位权重 W_t 根据当日相对偏离度 D_t 的绝对值大小即时更新，计算公式为：

当信号为“做多”或“做空”时， $W_t = \min(10\%, |D_t|/20\%) * 10\%$ 。

当信号为“中性”时， $W_t = 0$ 。

上面的公式表明，当 D_t 的绝对值刚好等于 10% 的时候，用 5% 的仓位(也就是 5 万元)；如果再上升到 30%，那就将其设置为最大限仓水平所能允许的最大数值。设置该仓位的目的在于使仓位随着市场波动率的变化灵活调整，并在控制住风险的同时抓住交易机会。

Table 4. Example of position calculation table (2023)**表 4.** 仓位计算表示例(2023 年)

日期	信号类型	相对偏离度(D_t)	计算仓位权重	实际占用资金(万元)
2023/3/7	做多波动率	17.80%	$\min(10\%, 17.8\%/20\%) * 10\% = 8.9\%$	8.9
2023/6/12	做空波动率	-11.80%	$\min(10\%, 11.8\%/20\%) * 10\% = 5.9\%$	5.9
2023/10/26	做多波动率	19.40%	$\min(10\%, 19.4\%/20\%) * 10\% = 9.7\%$	9.7
2023/1/3	中性	7.00%	0%	0

表 4 示例中策略把波动率预测连续信号 D_t 转化为可以实际操作的资金分配指令。当出现反转信号时(即从做多变成中性, 或者从做多变成做空), 会在第二天开市前清掉原来的仓位, 然后根据最新的信号来重新分析并制订新的仓位布局方案。

5.2. 期权组合构建与动态对冲方案

当交易信号产生的时候, 策略需要通过构建相应的期权组合来实现对波动率方向的暴露。为了最大限度地扩大波动率的风险敞口, 排除方向上干扰因素, 在研究中选择使用近月平值跨式期权作为主要的策略工具。这是因为平值期权的 Vega 值最大, 可以更加灵敏地感知到波动率变化, Gamma 值也最大, 即使这些参数对冲提出了很高的要求, 但也为更多的对冲调整提供机会。近月合约因为其时间价值衰减(Theta)最快, 可以更好地将精力集中在波动率博弈活动之中。

具体的组合构建规则如下: 做多波动率时, 需要同时买入相同到期日地平值看涨和看跌期权。对应的, 在进行做空波动率时, 可以采取卖出相同到期日地平值看涨和看跌期权的方法。

为了去除标的资产价格方向性变动(Delta 风险)对整体组合价值的干扰, 通过执行严格的日内 Delta 中性对冲的方式, 保证策略损益主要反映波动率(Vega)。开仓后, 先计算跨式期权整体的 Delta, 如果不为零, 就买卖一定数量的沪深 300 ETF, 直到将 Delta 调整为 0。持仓期间, 如果标的价格波动导致组合的 Delta 偏离太多(绝对值超过 0.05), 就立即进行调整, 确保 Delta 取值最终处在中性状态。每次对冲都需要按照收盘价计算, 并将其纳入交易成本。

Table 5. Example of Greek letter risk exposure for straddle combination (Long Volatility)**表 5.** 跨式组合希腊字母风险暴露示例(做多波动率)

希腊字母	看涨期权(1 张)	看跌期权(1 张)	组合总计	经济含义
Delta	0.51	-0.49	≈ 0	对价格方向不敏感
Gamma	0.12	0.11	0.23	价格变动会改变 Delta
Vega	0.38	0.39	0.77	波动率上升 1%, 组合价值增 0.77%
Theta	-0.05	-0.05	-0.1	时间每日流逝, 组合价值损 0.10%

注: 以上基于 BS 模型在 $S = K$, $\sigma = 20\%$, $T = 30$ 天的假设下计算。

根据表 5 可以看出, 做多跨式组合在开仓时 Delta 近似中性, 但是 Vega 为正、Theta 为负, 由此可知策略收益主要依靠波动率上涨来弥补时间价值方面的损失。动态 Delta 对冲成了应对 Gamma 风险(因为 Delta 会随着标的价格上下波动而变化)的一种重要方法, 在 2023 年的回测过程中发现, 持仓阶段由于标的价格不断波动, 该策略平均每天大概会触发 1.2 次 Delta 调整来维持中性状态。

5.3. 风险控制与成本管理规则

完善风险管理以及准确的成本核算是评价该策略可行性的重要方面。这一策略的风险控制主要依靠两方面因素来完成，第一层就是仓位限制，单次交易最大风险暴露是由仓位决定的；第二层是在回测过程中考虑到各种各样的交易成本，使其尽可能接近真实市场。在仓位管理上设置明确的资金使用上限，每次开仓使用的资金不能超过总初始资金(100 万元人民币)的 10%，也就是每个头寸的最大名义价值控制在 10 万元以内，从而避免判断出错就造成过大的损失。仓位管理机制不是僵化、不变的，而会根据第三章里所产出的信号强度，做动态的调节。当相对偏离度 D_t 绝对值变大时，就需要提高仓位权重，但仍然小于 10% 的限制。该种方式可以使得策略在市场出现较大幅度的异常波动时，投入更多资金去获取收益，而信号较弱的时候，减少自身的风险暴露。如果信号发生反转或者转为中性，那么现有的头寸就会被平掉，等下次有明确的信号再开仓。

本策略成本包括三部分，即期权合约交易佣金、期权买卖价差以及为了维持 Delta 中性而对标的 ETF 进行对冲所支付的费用。对期权交易佣金按照国内券商对专业投资者收取的标准计算，这里取成交金额万分之五双向收费。对于买卖价差，回测采用更为保守的假设，对买卖价差采取更为保守的假设，把期权买入成交价格设为当日的卖一价(Ask)，把卖出成交价格设为当日的买一价(Bid)，用这种方式来模拟真实交易中因流动性造成的损失。用 Delta 来应对沪深 300ETF 交易，手续费按成交金额的十万分之二收取，再加上一成冲击成本，每一笔花费立即从资金账户中扣除，要清楚各个因素对投资成果表现的影响，表 6 为 2023 年回测阶段各种设想情况下的主要指标初始计算值。

Table 6. Comparison of strategy key performance indicators under different cost assumptions (2023 Backtest Preview)

表 6. 不同成本假设下策略关键绩效指标对比(2023 年回测预览)

成本情景	期权佣金	价差与对冲成本	估算年化收益率	估算夏普比率
情景一：无成本	无	无	18.20%	1.65
情景二：仅佣金	0.05%	无	15.10%	1.42
情景三：全成本	0.05%	包含	11.30%	1.18

由商标数据可知，在不考虑任何成本的理想情况下策略收益率最高。只有买卖佣金时收益下降。而包含了买卖价差和对冲冲击成本的“全成本”情景，策略收益率就被再次压缩。这说明交易成本是策略绩效的重要损耗项，选择流动性最好的近月平值合约来交易，能有效地降低价格差的成本。接下来各章正式回测及绩效分析都会以最严苛的“全成本”情境来进行，以确保测试结果更偏向保守，也更接近真实实盘中的实际情况。

6. 策略回测与实证分析

6.1. 回测设置

在实证分析过程中，初始本金设为 100 万元人民币，单次开仓资金占比不能超过总资产的 10%。Delta 对冲策略采取日频动态调整的方法来实现最佳状态。交易成本的设置参照第四章“全成本”情景下的相关设置，包括期权费、买卖价差、ETF 套利过程中的税费和市场冲击费等都被包含在内，所有主要变量及其取值来源均详细列示于表 7 之中。

盈利能力方面用累计收益率、年化收益率这两个基本指标。用最大回撤来衡量下行风险，最大回撤是指策略净值从最高点降到最低点的最大跌幅，夏普比率指的是每单位总风险(以年化收益率的标准差来

衡量)可以获得的超额收益(策略年化收益率减去无风险收益率)。在本文中还加入了策略的日度胜率,即策略净值比前一天上涨的交易日数所占总交易日的比例,来观察策略盈利是否持续,见表8。

Table 7. Key parameter settings for strategy back testing
表 7. 策略回测关键参数设定

参数类别	参数名称	设定值
模型参数	EWMA 衰减因子(λ)	0.94
	GARCH 模型形式	GARCH (1,1)
	滚动估计窗口长度	252 个交易日
	信号阈值(τ)	10%
交易参数	初始本金	1,000,000 元
	单次开仓资金上限	10% (即 100,000 元)
	Delta 对冲频率	日度再平衡
	期权交易佣金率	0.05% (双边)
	ETF 对冲佣金率	0.02% (双边)
	对冲冲击成本	0.1% (单边)

Table 8. Performance evaluation indicator system
表 8. 绩效评价指标体系

指标名称	计算公式	经济含义	在本研究中的作用
累计收益率	$R_{total} = \frac{V_{end} - V_{start}}{V_{start}}$	总收益水平	评估策略整体盈利能力
年化收益率	$R_{annual} = (1 + R_{total})^{\frac{1}{T}} - 1$	标准化年度收益	便于跨策略比较
夏普比率	$SR = \frac{R_{annual} - R_f}{\sigma_{daily} \times \sqrt{252}}$	单位总风险的超额收益	评估风险调整后收益
最大回撤	$MDD = \max_{t \in (0, T)} \left(\frac{V_{peak} - V_t}{V_{peak}} \right)$	历史最大亏损幅度	评估下行风险控制
胜率	$WinRate = \frac{N_{win}}{N_{total}}$	盈利交易日占比	侧面反映收益稳定性

注: V 为策略净值, T 为总交易日数, R_f 为无风险利率, σ_{daily} 为策略日收益率标准差, V_{peak} 为截至 t 时刻的净值峰值, N_{win} 为净值正增长日数, $\sigma_{annual} = \sigma_{daily} \times \sqrt{252}$ 。

6.2. 对比策略设计

本文通过对比两个有代表性的基准策略来客观评价本文的“两步波动率管理”策略。其中一种就是静态的“买入并持有跨式组合”,它是最简单、最不考虑预测波动率风险暴露的方式。另一种为“基于单一 GARCH 预测信号的波动率交易”,单个 GARCH 预测信号波动率交易即只使用一个短期预测模型进行主动管理的策略。采用这两种基准方法进行比较,一方面可以检验本文提出的方法是否比被动持有的波动率头寸更好,另一方面也可以检验长期和短期信息的“两步法”是否比仅使用短期预测更好。

6.3. 回测结果分析

本章运用样本外历史回测以及实证手段，对基于两步波动率预测的期权策略在沪深 300 ETF 市场是否具备有效稳健的特性予以检验，研究实施多维度绩效评测，通过厘定回测框架与对照依据并引入收益溯源与参数敏感度探讨，系统审验了策略的收益性风控表现及其逻辑基础的可靠程度。

根据实际数据的验证情况，本研究所运用的方法在 2023 年全年的操作成效显著高于预先设定的两项对照标准，在全面纳入各类费用支出的“完整成本”状况下，该方法的年度收益达成 13.7%、夏普比率达成 0.87，并且把最大亏损幅度维持在-8.3%，相较于参照组采用被动式“买入并持有跨式组合”的方法，在时间价值消耗以及市场价格趋势有限的状况下年度收益为负 10.5%并且极端亏损幅度达到了负 25.8%。而运用传统主动型“基于单一 GARCH 预测的策略”年度盈利达 5.2%，然而其经风险调整后的夏普比率(0.25)以及最大回撤水平(-15.1%)均远远低于本研究提出的策略框架，由此可知该策略具备显著优越性，进一步的收益分解证实了该判断，策略日度回报和指数收益之间的相关性非常微弱，相关系数为-0.05，这表明动态对冲已经成功地隔离了指向性风险，其与已实现波动率变动的相关系数达+0.41，这证明了收益源自于对波动维度的研判，契合了该类交易的根本逻辑实现了策略架构的设计初衷。

7. 结论与展望

7.1. 研究结论

本研究成功地提出并验证了一种将长期和短期视角相结合的“两步”波动率预测结构的实用性，该结构通过采用指数加权移动平均(EWMA)模型来描绘波动率的延续性平缓变化，以此作为识别市场波动一般规律的依据，同时结合广义自回归条件异方差(GARCH)模型开展序列化的样本外推断，用于及时反映波动率的近期变动聚集形态等短时特征。本方法依据长期趋势与短期预测的偏离程度，输出具有解释性的连续波动率状态信号，校准实证指出：在拟合沪深 300ETF 波动率长期趋势时，于 $\lambda = 0.94$ 情形下 EWMA 呈现出最优状态，在进行该标的短期波动率动态刻画之际，GARCH (1,1)模型于样本内外均维持着稳健态势。依据 2023 年历史数据开展的验证工作表明，当完整计入手续费报价差额及风险对冲开支等实际成本时，本研究提出的方法可获 13.70%的年度回报，夏普比率为 0.87，极端亏损峰值被控制在-8.30%以内，对照显示“买入并持有跨式组合”策略因时间价值消减与市场无显著趋势波动，被动基准录得-10.50%年化收益及-25.80%最大回撤。仅靠单一的 GARCH 信号交易这种主动的方法，虽说能获得 5.20%的正收益，然而夏普比率却仅有 0.25 并且回撤更为严重达到了-15.10%，关键绩效指标对比证实本策略于盈利能力、风险约束，以及风险防范的回报方面均彰显出显著的优越性。

7.2. 不足与展望

本研究虽有若干实证成果，不过仍存在一些缺陷和可改善的地方，首要的问题在于所采用方法的回测仅仅覆盖了 2023 年的整个年度，虽说涉及了一些不同的行情阶段，然而却缺少跨越完整经济波动的考验，尤其是涵盖重大金融动荡阶段的考验，在更为复杂的市场状态以及更长的时间跨度中展开样本外检验，对于确认方法拥有持久稳健的属性具备至关重要的意义。未来的工作存在若干可深化探索的路径，其一，可把该交易办法拓展至更为多样的金融衍生品，比如中证 1000 指数期权用以验证其广泛适用的能力，其二，可考虑在“两步法”构建信号或调整参数之际，引入人工智能学习算法予以辅助。

参考文献

- [1] Engle, R.F. (1982) Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>

- [2] Bollerslev, T. (1986) Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, **31**, 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- [3] Andersen, T.G. and Bollerslev, T. (1998) Deutsche Mark-Dollar Volatility: Intraday Activity Patterns, Macroeconomic Announcements, and Longer Run Dependencies. *The Journal of Finance*, **53**, 219-265. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.85732>
- [4] 魏宇. 沪深 300 股指期货的波动率预测模型研究[J]. 管理科学学报, 2010, 13(2): 66-76.
- [5] Hull, J. (2021) *Options, Futures and Other Derivatives: Global Edition*. Pearson Education Limited.
- [6] 马天平, 吴卫星. 基于机器学习算法的金融期权波动率预测[J]. 学海, 2018(5): 201-209.
- [7] 蒋笑阳, 谢江宇, 颜廷正, 等. 基于 GARCH 模型和机器学习的波动率预测与期权定价研究[J]. 征信, 2025, 43(9): 77-92.
- [8] 王苏生, 李光路, 王俊博. 基于损失函数的 GARCH 类模型波动率预测评价[J]. 运筹与管理, 2023, 32(9): 101-106.