GARCHVOL波动率因子

[[报告摘要] 2](#_Toc185975025)

[引言 3](#_Toc185975026)

[一、波动率因子概述 4](#_Toc185975027)

[1.1概要 4](#_Toc185975028)

[1.2波动率因子改进方式 5](#_Toc185975029)

[二、因子模型构建 5](#_Toc185975030)

[2.1 VOL\_3M 5](#_Toc185975031)

[2.2 RANKVOL 6](#_Toc185975032)

[2.3 RVOL 6](#_Toc185975033)

[2.4 GARCHVOL 7](#_Toc185975034)

[2.5 EWMAVOL 7](#_Toc185975035)

[三、因子回测 8](#_Toc185975036)

[3.1 回测框架 8](#_Toc185975037)

[3.2 因子表现 9](#_Toc185975038)

[3.3分组净值 10](#_Toc185975039)

[3.4 因子分年表现 11](#_Toc185975040)

[四、参数敏感性 12](#_Toc185975041)

[4.1 历史数据长度 12](#_Toc185975042)

[五、不同市场状态中的因子表现 12](#_Toc185975043)

[5.1 市场状态划分 12](#_Toc185975044)

[5.2 GARCHVOL因子在各市场状态中的表现 13](#_Toc185975045)

[六、因子表现对比 14](#_Toc185975046)

[6.1 VOL\_3M因子： 14](#_Toc185975047)

[6.2 RANKVOL因子： 14](#_Toc185975048)

[6.3 RVOL因子： 15](#_Toc185975049)

[6.4 GARCHVOL因子： 15](#_Toc185975050)

[6.5 EWMAVOL因子： 16](#_Toc185975051)

[七、GARCHVOL策略改进 17](#_Toc185975052)

[7.1 U型策略改进 17](#_Toc185975053)

[7.2 U型策略回测 18](#_Toc185975054)

[八、结论与启示 19](#_Toc185975055)

[九、代码附录 19](#_Toc185975056)

[图 1 VOL\_3M因子在全A中回测的分组净值 8](#_Toc185972952)

[图 2 GARCHVOL因子在全A中回测的分组净值 9](#_Toc185972953)

[图 3 GARCHVOL因子收益U型分布 16](#_Toc185972954)

[表 1波动率因子的不同改进方式 3](#_Toc185972978)

[表 2因子收益表现 7](#_Toc185972979)

[表 3因子IC表现 8](#_Toc185972980)

[表 4 GARCHVOL因子选股的分年表现 9](#_Toc185972981)

[表 5历史数据长度L不同取值时的因子表现 10](#_Toc185972982)

[表 6市场状态划分 10](#_Toc185972983)

[表 7 因子在不同市场状态下的表现 11](#_Toc185972984)

[表 8 GARCHVOL U型策略表现 17](#_Toc185972985)

# [报告摘要]

本文通过构建针对波动率的波动聚集性特点的预测特质波动率因子，利用过去60天日收益率序列对Fama-French三因子回归得到残差序列，对残差序列进行GARCH模型建模，随后进行波动率的样本外预测，通过做多波动率低的因子进行回测，并与其他因子做比较，检验其有效性。

回测结果显示该计算方法对波动率因子的效果提升明显，且在各种市场状态中均有不错表现。GARCHVOL在沪深300中多头年化收益率14.46%，超额收益率21.10%，夏普比率为 0.89。

在实验过程中根据收益序列的分布特征改进传统多空回测策略，同时做多波动率最大和最低的一组，做空波动率最中间的一组的U型策略，年化收益达到 20.55%，其超额收益为 28.19%，夏普比率达到 1.47，优于传统多头策略和多空策略。

以下是一个关于预测特质波动率因子回测论文的引言示例，你可以根据实际研究内容和重点进行调整修改：

# 引言

在现代金融市场的研究领域中，特质波动率作为衡量股票个体风险特性的关键指标，一直备受学者与投资者的广泛关注。特质波动率反映了股票收益中不能被市场等系统性因素所解释的那部分波动，其蕴含的信息对于理解股票价格行为、资产定价以及投资组合管理等方面都有着至关重要的意义。

随着金融计量技术的不断发展和完善，通过各种先进的模型对特质波动率进行预测已成为可能，而预测所得的特质波动率因子能否在实际投资中发挥有效的作用，为投资者创造价值，则需要经过严谨的回测检验。回测作为一种实证研究手段，能够模拟在历史市场环境下运用特定投资策略的表现，从而帮助我们评估基于预测特质波动率因子构建的投资策略的可行性、有效性以及潜在的风险收益特征。

过往的研究已经在特质波动率与股票收益之间的关系上取得了诸多成果，部分研究表明特质波动率与预期收益呈现出复杂且多样化的关联，然而这些结论大多基于理论模型推导或是对历史已实现特质波动率的分析。对于通过先进计量方法预测得到的特质波动率因子在实际投资实践中的表现，尚未形成统一且全面的认知。这也凸显了针对预测特质波动率因子开展回测研究的重要性与紧迫性。

在此背景下，本文通过过去60天日收益率序列对Fama-French三因子回归得到残差序列，对残差序列进行GARCH模型建模，随后进行波动率的样本外预测特质波动率因子进行系统性的回测分析，并通过与各类不同的波动率因子对比检验其有效性。我们期望通过深入考察该因子在不同市场条件下对投资组合收益、风险控制以及绩效评估等多方面的影响，揭示其在实际投资决策中的价值，进而为投资者、资产管理者以及金融研究者在运用特质波动率因子优化投资策略方面提供具有实践指导意义的参考依据。同时，本研究也有望进一步丰富和拓展特质波动率相关领域的实证研究成果，深化我们对金融市场中个体资产风险与收益关系的理解。

# 一、波动率因子概述

## 1.1概要

波动率是衡量资产价格波动程度的指标。从风险的角度来看，高波动率意味着资产价格的不确定性增加，风险也随之增大。因此一般采用做多波动率低的股票，做空波动率高的股票。

本文检验了通过不同的方式改进基础波动率因子，通过对比不同的波动率因子验证其有效性，GARCH模型的优势在于能够针对波动率具有波动聚集性的特点进行预测，考虑了时序中近期数据的影响。针对波动率波动聚集性的特点，加大近期数据的影响权重，可以提高波动率因子的有效性。

另外一种基于时序为近期数据赋予更高的权重的方式计算波动率因子，即指数加权移动平均波动率，为近期的收益率赋予更高的权重，较早期的收益率权重则指数级减少。这种方式计算出来的波动率因子回测效果要优于其他波动率因子计算方式。

表1展示了本文检验的几个波动率因子 。

## 1.2波动率因子改进方式

表 1波动率因子的不同改进方式

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 因子 | 代码 | 描述 |
| 基础波动率 | VOL\_3M | 过去60天日度收益率的标准差 |
| 分位数波动率 | RANKVOL | 过去60天，在每个交易日截面上，计算全部股票日收益率的排序分位数，再计算时间序列上排序分位数序列的标准差 |
| 特质波动率 | RVOL | 过去60天日收益率序列对Fama-French三因子回归残差的波动率 |
| 预测特质波动率 | GARCHVOL | 过去60天日收益率序列对Fama-French三因子回归得到残差序列，对残差序列进行GARCH模型建模，随后进行波动率的样本外预测 |
| 指数加权移动平均波动率 | EWMAVOL | 用EWMA模型为过去60天收益率赋予不同权重，计算指数加权移动平均波动率 |

# 二、因子模型构建

## 2.1 VOL\_3M

基础波动率，能够直观地展现资产收益率相对于其均值的离散程度。这使得投资者可以快速了解资产价格波动的平均幅度，从而评估资产的基本风险特征。形式如下：

其中，设股票在第日的收益率为，。

天收益率的均值

## 2.2 RANKVOL

分位数波动率则在捕捉资产收益率分布的细节特征方面展现出强大的有效性。分位数间距（IQR）这类衡量方法关注数据中间部分的波动情况，对数据分布的非对称性和极端值有更好的适应性。

其中，对于每一个交易日，在全部股票截面上，对股票的日收益率进行排序，得到其在截面上的分位数。

## 2.3 RVOL

基于三因子模型的特质波动率在可以通过残差项来计算。具体地，计算残差项的标准差来衡量特质波动率。这是因为代表了资产收益率中不能被市场组合收益率、规模因子和价值因子所解释的部分，其标准差就能够反映资产自身特有的波动情况。三因子模型具体形式如下：

其中，是资产在时期的收益率，是无风险利率，是市场组合收益率，是规模因子（小市值组合收益率减去大市值组合收益率），是价值因子（高账面市值比组合收益率减去低账面市值比组合收益率），是残差项。

## 2.4 GARCHVOL

三因子模型能够有效地分解出资产收益率中的特质部分，去除了市场、规模和价值等因素的影响。而 GARCH 模型则可以利用残差项的动态特性来预测特质波动率的变化趋势，能够更好地捕捉到特质波动率的时间序列特征，如波动率的聚类和持续性。

首先，如同前面所述，利用 三因子模型对资产收益率进行回归，得到残差项。这些残差项包含了资产的特质信息，并且将作为 GARCH 模型的输入变量。把代入 GARCH 模型，通过估计 GARCH 模型的参数来预测未来的特质波动率。具体形式如下：

其中是波动率，是常数项，是过去的残差平方项，和是模型参数。

## 2.5 EWMAVOL

指数加权移动平均(EWMA)模型是用历史数据的指数加权移动平均来预测未来值的时间序列模型，用该模型计算波动率的优势在于可以对不同时间的收益率赋予不同的权重，为近期的收益率赋予更高的权重，较早期的收益率权重则指数级减少。模型的形式为:

λ

其中是t日波动率的平方，为t日的收益率，为t日的所有样本收益率均值，为t-1日波动率的平方，λ为衰减因子，决定了历史数据权重的下降速度。λ值越大，历史数据的权重越大，波动率的变化越平滑，入值越小，新数据的权重越大，波动率对近期值的变化越敏感。

由上式迭代再开方得到指数加权移动平均波动率因子EWMAVOL，用历史60天的数据滚动计算波动率因子，入取0.9。

# 三、因子回测

## 3.1 回测框架

因子回测方式如下：

样本：沪深300成分股

回测区间：2021.01.01至2024.11.01

调仓频率：月度

组合权重分配：等权

因子处理方式：因子方向调整、缩尾调整、市值行业中性化、标准化

测试方式：按因子值分5组，考察分组收益、单调性、因子IC、RANKIC、多空收益等信息

## 3.2 因子表现

用过去60天历史数据计算各波动率因子，对比基础波动率因子和各改进波动率因子在全部A股中的收益表现，GARCHVIOL因子相比其他波动率因子表现有一定提升。

表 2因子收益表现

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **多头组合表现** | | | | | |
| **因子** | **年化收益** | **超额收益** | **夏普比率** | **超额回撤** | **相对胜率** | **信息比率** |
| VOL\_3M | 14.70% | 22.34% | 0.96 | -9.44% | 56.63% | 1.85 |
| RANKVOL | 9.43% | 17.07% | 0.53 | 10.32% | 54.48% | 1.62 |
| RVOL | 12.51% | 20.15% | 0.78 | 10.28% | 55.02% | 1.77 |
| GARCHVOL | 14.46% | 22.10% | 0.89 | 10.43% | 57.07% | 2.05 |
| EWMAVOL | 14.30% | 21.94% | 0.91 | 10.86% | 56.42% | 1.92 |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **多空组合表现** | | | | |
| **因子** | **年化收益** | **超额收益** | **夏普比率** | **最大回撤** | **胜率** |
| VOL\_3M | -2.63% | 5.01% | -0.10 | 50.08% | 50.38% |
| RANKVOL | -3.49% | 4.15% | -0.16 | 46.31% | 50.59% |
| RVOL | -4.25% | 3.39% | -0.17 | 50.14% | 49.95% |
| GARCHVOL | -4.16% | 3.48% | -0.18 | 46.17% | 51.13% |
| EWMAVOL | -5.97% | 1.67% | -0.24 | 52.24% | 49.08% |

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **IC表现** | | | **ICIR表现** | | | |
| **因子** | **IC均值** | **IC标准差** | **年化ICIR** | **RankIC均值** | **RankIC标准差** | **年化RankICIR** | **RankIC>0**  **占比** |
| VOL\_3M | 1.27% | 0.25 | 0.18 | -4.36% | 0.25 | -0.61 | 39.13% |
| RANKVOL | 0.88% | 0.19 | 0.16 | -3.21% | 0.19 | -0.57 | 45.65% |
| RVOL | 1.52% | 0.23 | 0.23 | -4.24% | 0.22 | -0.65 | 36.96% |
| GARCHVOL | 0.23% | 0.21 | 0.04 | -3.54% | 0.20 | -0.60 | 34.78% |
| EWMAVOL | 0.56% | 0.23 | 0.08 | -4.22% | 0.23 | -0.63 | 39.13% |

表 3因子IC表现

## 3.3分组净值

图 1 VOL\_3M因子在全A中回测的分组净值

图 2 GARCHVOL因子在全A中回测的分组净值

GARCHVOL因子整体相对于VOL\_3M因子值更小，更稳定。

## 3.4 因子分年表现

表 4 GARCHVOL因子选股的分年表现

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **多头** | | | | | |
| **年份** | **年化收益** | **超额收益** | **夏普比率** | **超额回撤** | **相对胜率** | **信息比率** |
| **2021** | 20.33% | 27.97% | 1.55 | -9.76% | 13.27% | 1.83 |
| **2022** | -11.27% | -3.63% | -0.63 | -10.86% | 13.92% | -0.32 |
| **2023** | 13.83% | 21.47% | 1.13 | -3.86% | 16.50% | 2.95 |
| **2024** | 46.61% | 54.25% | 2.46 | -5.90% | 12.73% | 5.19 |
| **整体** | **14.30%** | **21.94%** | **0.91** | **-10.86%** | **56.42%** | **1.92** |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **多空** | | | | | |
| **年份** | **年化收益** | **超额收益** | **夏普比率** | **超额回撤** | **相对胜率** | **信息比率** |
| **2021** | -35.35% | -27.71% | -1.13 | -49.94% | 12.19% | -0.64 |
| **2022** | -11.68% | -4.04% | -0.59 | -34.72% | 13.59% | -0.12 |
| **2023** | 12.18% | 19.82% | 0.67 | -19.02% | 13.92% | 0.77 |
| **2024** | 29.17% | 36.81% | 1.03 | -38.47% | 11.33% | 0.83 |
| **整体** | **-5.97%** | **1.67%** | **-0.24** | **-52.24%** | **49.08%** | **0.21** |

# 四、参数敏感性

## 4.1 历史数据长度

对计算波动率因子所用的历史数据长度L分别取10天、20天、40天、60天、120天进行测试，结果表明均能取得较好收益，其中L等于120天时，因子表现最佳。

表 5历史数据长度L不同取值时的因子表现

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **多头表现** | | **多空表现** | | **IC表现** | | **RANKIC表现** | |
| **L** | **年化收益** | **夏普比率** | **年化收益** | **夏普比率** | **IC均值** | **年化ICIR** | **RankIC均值** | **年化RankICIR** |
| 10 | 9.46% | 0.60 | -10.61% | -0.47 | 0.59% | 0.09 | -3.44% | -0.56 |
| 20 | 14.15% | 0.90 | -7.43% | -0.31 | -0.56% | -0.08 | -4.46% | -0.68 |
| 40 | 13.13% | 0.81 | -5.44% | -0.24 | -0.44% | -0.06 | -3.77% | -0.55 |
| 60 | 13.84% | 0.85 | -2.01% | -0.09 | -1.43% | -0.21 | -4.70% | -0.70 |
| 120 | 16.09% | 0.97 | 5.49% | 0.25 | -4.10% | -0.65 | -7.09% | -1.12 |

# 五、不同市场状态中的因子表现

## 5.1 市场状态划分

将回测期（2021.01.01-2024.11.01）根据沪深300指数走势划分为牛市、熊市、震荡市三种状态，观察测试因子在不同市场状态下的表现。市场状态划分如下：

表 6市场状态划分

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 市场状态 | 牛市 | 熊市 | 震荡市 |
| 时间区间 | 2021.01.01-2021.01.31 | 2021.02-2022.04 | 2024.02-2024.06 |
| 2022.05-2022.06 | 2022.07-2022.10 |  |
| 2022.11-2023.01 | 2023.02-2024.01 |  |
| 2024.09.24-2024.11.01 | 2021.07-2024.09.23 |  |

## 5.2 GARCHVOL因子在各市场状态中的表现

GARCHVOL在牛市中，IC 均值为 0.50%，IC > 0 占比为 42.86%，有一定的正向预测能力，但在熊市和震荡市中，IC 均值为 - 0.81% 和 - 1.12%，呈现负相关，且 IC > 0 占比也不高。这说明GARCHVOL因子在牛市中有一定机会提供正向预测信号，但在熊市和震荡市中表现不佳，其预测能力受市场状态影响较大。

表 7 因子在不同市场状态下的表现

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **因子** | **市场状态** | **IC均值** | **IC标准差** | **年化ICIR** | **IC>0占比** |
| VOL\_3M | 牛市 | -1.39% | 26.99% | -0.18 | 42.86% |
| 熊市 | -1.49% | 22.50% | -0.23 | 42.42% |
| 震荡市 | -1.72% | 37.60% | -0.16 | 25.00% |
| GARCHVOL | 牛市 | 0.50% | 27.62% | 0.06 | 42.86% |
| 熊市 | -0.81% | 22.67% | -0.12 | 42.42% |
| 震荡市 | -1.12% | 29.09% | -0.13 | 25.00% |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **因子** | **rankIC均值** | **rankIC标准差** | **年化rankICIR** | **rankIC>0占比** |
| VOL\_3M | -5.02% | 26.76% | -0.65 | 28.57% |
| -6.22% | 21.52% | -1.00 | 36.36% |
| -2.45% | 39.30% | -0.22 | 25.00% |
| GARCHVOL | -3.01% | 27.88% | -0.37 | 57.14% |
| -5.87% | 21.04% | -0.97 | 33.33% |
| -3.03% | 33.01% | -0.32 | 25.00% |

# 六、因子表现对比

## 6.1 VOL\_3M因子：

在多头组合中，年化收益达到 14.70%，超额收益 22.34%，信息比率 1.85，相对胜率 56.63%，显示出一定的获取超额收益能力和在与其他策略对比中的优势，表明该因子在多头策略构建上有一定价值，能在一定程度上识别出有潜力的资产并构建盈利组合。夏普比率为 0.96，说明在承担风险时能获得相对较好的回报，风险收益平衡表现尚可。超额回撤 - 9.44%，相对较小，体现了在市场不利情况下对损失的控制能力。

在多空组合中年化收益 - 2.63%，超额收益 5.01%，夏普比率 - 0.10，最大回撤 - 50.08%，表现较差，说明该因子在构建多空策略时，难以有效把握市场的涨跌方向，导致整体收益不佳且风险较大。IC 均值 - 0.0127，年化 ICIR - 0.1787，RankIC 均值 - 0.0436，年化 RankICIR - 0.6119，RankIC>0 占比 39.13%，这些指标表明其在预测资产收益率和进行资产排序方面的能力较弱，与预期收益率的相关性不稳定且多数时候呈负相关或相关性不显著，难以作为可靠的预测因子单独使用。

## 6.2 RANKVOL因子：

多头组合中，相对胜率 54.48%，有一定的战胜对手概率，在资产选择和组合构建上有一定的有效性。年化收益 9.43%，超额收益 17.07%，夏普比率 0.53，在多头组合收益和风险收益平衡方面表现一般，不如部分其他因子。超额回撤 - 10.32%，风险控制能力有待提高。多空组合中年化收益 - 3.49%，超额收益 4.15%，夏普比率 - 0.16，最大回撤 - 46.31%，盈利能力和风险特征均不理想。IC 相关指标如 IC 均值 - 0.0088，年化 ICIR - 0.1556，RankIC 均值 - 0.0321，年化 RankICIR - 0.5734，RankIC>0 占比 45.65%，显示其在预测和排序能力上表现较弱，与资产预期收益率的相关性不强且不稳定。

## 6.3 RVOL因子：

多头组合中，超额收益 20.15%，信息比率 1.77，有一定的主动管理获取超额收益的能力。年化收益 12.51%，夏普比率 0.78，在多头组合收益和风险收益平衡上表现中等。超额回撤 - 10.28%，存在一定风险控制压力。多空组合中年化收益 - 4.25%，超额收益 3.39%，夏普比率 - 0.17，最大回撤 - 50.14%，多空策略表现较差，难以有效利用市场波动获取收益。IC 均值 - 0.0152，年化 ICIR - 0.2336，RankIC 均值 - 0.0424，年化 RankICIR - 0.6548，RankIC>0 占比 36.96%，在预测和排序方面的有效性较低，与预期收益率相关性不稳定且较差。

## 6.4 GARCHVOL因子：

多头组合中，年化收益 14.46%，超额收益 22.10%，夏普比率 0.89，信息比率 2.05，相对胜率 57.07%，表现较为突出，无论是收益获取、风险控制还是主动管理能力都较强，在多头策略构建上具有较高的价值。多空组合中年化收益 - 4.16%，超额收益 3.48%，夏普比率 - 0.18，最大回撤 - 46.17%，多空策略效果不佳，说明在把握市场多空方向上存在不足。IC 均值 - 0.0023，年化 ICIR - 0.0385，RankIC 均值 - 0.0354，年化 RankICIR - 0.6033，RankIC>0 占比 34.78%，虽然 IC 均值相对其他因子略好，但整体预测和排序能力仍较弱，在预测资产收益率和资产排序方面有较大提升空间。

## 6.5 EWMAVOL因子：

多头组合中年化收益 14.30%，超额收益 21.94%，夏普比率 0.91，信息比率 1.92，在收益获取和风险收益平衡上有较好表现，能为多头组合提供一定的价值。多空组合中年化收益 - 5.97%，超额收益 1.67%，夏普比率 - 0.24，最大回撤 - 52.24%，多空策略表现较差，面临较大的风险且收益不佳。 IC 均值 - 0.0056，年化 ICIR - 0.0823，RankIC 均值 - 0.0422，年化 RankICIR - 0.6318，RankIC>0 占比 39.13%，在预测和排序能力方面较弱，难以有效预测资产收益率和进行资产排序。

综上所述，这些因子在多头组合中都有各自的优势和不足，在多空组合中的表现普遍较差。在预测和排序能力方面，整体都较为薄弱，难以单纯依靠这些因子进行准确的资产收益率预测和排序构建投资组合。在实际应用中，如果使用这些因子，需要谨慎考虑其局限性，并可能需要结合其他因子或方法来优化投资策略，提高投资组合的绩效和风险管理能力。

# 七、GARCHVOL策略改进

## 7.1 U型策略改进

在因子回测构建多空策略时发现，在所选择的回测区间中，波动率因子值与收益率呈U型分布，较高波动率和较低波动率都可以获得较大的收益率。因此不能简单的构建普通的多空策略，于是笔者将因子重新分组，将股票按因子值分成10个分位数组，重新组合成5组：

Group 1: 最高分位(P10)和最低分位(P1)的股票

Group 2: 第二高分位(P9)和第二低分位(P2)的股票

Group 3: 第三高分位(P8)和第三低分位(P3)的股票

Group 4: 第四高分位(P7)和第四低分位(P4)的股票

Group 5: 中间分位(P5和P6)的股票

U型策略的收益就是 Group 1 的收益减去 Group 5 的收益，即同时做多因子值最高和最低的股票，做空中间值的股票。这样的分组方式能够充分利用因子的U型特征，如果因子确实存在U型特征，那么最高和最低分位的股票（Group 1）应该会有更好的表现。

图 3 GARCHVOL因子收益U型分布

图表, 条形图

描述已自动生成

## 7.2 U型策略回测

采用新的策略对GARCHVOL进行二次回测，与前述表现最后的多头策略进行比较。总体而言，U型策略在年化收益和超额收益方面表现更好，夏普比率也更优，显示出其较好的收益获取和风险收益权衡能力

U型策略超额收益为28.19%，比多头策略略高，进一步说明U型策略在相对基准的表现上更胜一筹，具备更强的获取超越基准收益的实力。夏普比率达到1.47，明显高于多头策略，这表示U型策略在同等风险水平下，但最大回撤表明U型策略在风险控制方面可能不如多头策略稳定。信息比率为1.13，低于多头策略，意味着在主动管理获取收益并控制风险的综合表现上，U型策略不如多头策略，其主动投资的效率相对稍低一些。

表 8 GARCHVOL U型策略表现

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 年化收益 | 超额收益 | 夏普比率 | 超额回撤 | 相对胜率 | 信息比率 |
| **多头策略** | 17.98% | 25.62% | 0.85 | -9.66% | 55.34% | 2.08 |
| **U型策略** | 20.55% | 28.19% | 1.47 | -21.71% | 55.23% | 1.13 |

# 八、结论与启示

通过回测实验我们发现，即使是以往被验证有效的因子随着市场环境的变化不一定在未来有效，同时即使是有效的因子也需要综合各种条件判断，不能只依靠单一因子进行盲目投资。

# 九、代码附录

股票数据来自于akshare数据库，实验过程中可能有部分修改使用其他工具完成未做R语言展示，主要代码见附件