

# Alpha191与波动率双因子模型量化策略

张云帆 ZHANG, YUNFAN

澳门科技大学-本科-商业分析

+86 15237386587

644410376@qq.com

From:	姓名	To:	投资部
Date:	4/9/2025	Class:	机密；仅供内部使用
Title:	AZYF001 Mark1	Version:	A.B.C

## 1. 策略简介

本策略构建于**动量因子与波动率因子**的双因子模型框架之上，旨在利用资产价格的趋势延续性与波动特征进行择时交易。研究发现，金融市场中动量效应广泛存在，即短期内价格强势的资产往往在未来一段时间内维持其趋势；与此同时，低波动资产通常具有更优的风险调整收益，因其在承受相对较小价格波动的同时，仍能产生稳定回报。因此，将二者结合形成复合因子，有望在收益性与稳健性之间取得更优平衡。

在因子合成方面，本策略将动量因子Alpha191与波动率因子分别进行标准化处理，随后以70%和30%的权重线性加权得到综合评分。策略以**日频数据**为基础，使用开盘价和收盘价生成交易信号，采取“T+1日执行”机制：当合成评分大于0时，在次日开盘进行全仓做多操作；若评分小于等于0，则全仓做空。为简化模型假设，交易过程中未使用杠杆，亦未考虑交易成本与滑点影响。

策略适用于流动性良好、趋势性较强的市场，尤其在单一商品或主力合约上表现优异。在震荡市或频繁反转的行情中，由于动量机制存在一定滞后，可能面临短期亏损或信号失真，需结合风险控制机制加以修正。

## 2. 因子构建与处理

### 2.1 波动率因子计算

策略采用负向波动率指标作为因子之一，定义如下：

$$f_{\text{vol}} = -\sigma_{20}(C)$$

其中  $\sigma_{20}(C)$  表示近20个交易日的收盘价标准差，反映该资产在短期内的价格波动水平。通过取负值的方式，模型倾向于选择低波动资产，从而提高风险调整后收益率。

## 2.2 Alpha191因子解析与实证逻辑

Alpha191为著名的动量类Alpha因子库中的一项，具体形式如下：

$$\text{Alpha191} = \text{CORR}(\text{MEAN}(\text{VOLUME}, 20), \text{LOW}, 5) + \frac{\text{HIGH} + \text{LOW}}{2} - \text{CLOSE}$$

该因子综合考虑了量价关系与价格相对位置，具体可分解为两部分：

- 量价相关性项：**  $\text{CORR}(\text{MEAN}(\text{VOLUME}, 20), \text{LOW}, 5)$  反映市场参与行为与支撑位之间的关系。当20日平均成交量与近5日最低价高度负相关时，暗示尽管市场交易活跃，价格却未进一步下探，可能预示底部区域的形成，具有反转潜力。

### 2. 价格中枢偏离项：

$$\frac{\text{HIGH} + \text{LOW}}{2} - \text{CLOSE}$$

衡量当日收盘价与中枢价位的偏离程度。当收盘价明显低于中枢价格，往往反映市场阶段性超卖，存在短线反弹空间。

整体而言，Alpha191通过捕捉量价背离与价格结构异常，有望提前识别出潜在趋势启动点，是兼具预判性与实证基础的动量类因子。

## 2.3 因子标准化处理

为消除不同因子量纲差异影响，避免因子值绝对大小对组合打分造成偏差，策略对各个原始因子采用Z-score标准化：

$$f_{\text{std}} = \frac{f - \mu_f}{\sigma_f}$$

标准化操作按品种逐日进行，即以历史滚动窗口数据计算均值与标准差后对当日因子值进行转换，确保合成打分的一致性与可比性。

## 3. 因子组合与信号生成

### 3.1 复合因子合成公式

在完成标准化处理后，策略按照经验权重对两因子进行线性组合：

$$F_{\text{combined}} = 0.7 \cdot \alpha_{191}^{\text{std}} + 0.3 \cdot f_{\text{vol}}^{\text{std}}$$

这一权重比例体现了对趋势信号的相对重视，同时引入波动率因子以增强风险控制能力。后续亦可基于回测结果进一步优化权重结构。

### 3.2 交易信号生成机制

综合评分转化为交易信号的逻辑如下：

$$\text{Signal}_t = \begin{cases} +1 & \text{if } F_{\text{combined},t} > 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

信号为1时代表做多，-1代表做空。由于因子计算使用收盘数据，信号于当日收盘后生成，次日开盘执行。全仓交易假设使得策略仓位更为激进，也更敏感于评分边界波动。

### 3.3 策略收益率定义

每日收益率计算公式如下：

$$R_t^{\text{strategy}} = \text{Signal}_{t-1} \cdot \left( \frac{C_t}{C_{t-1}} - 1 \right)$$

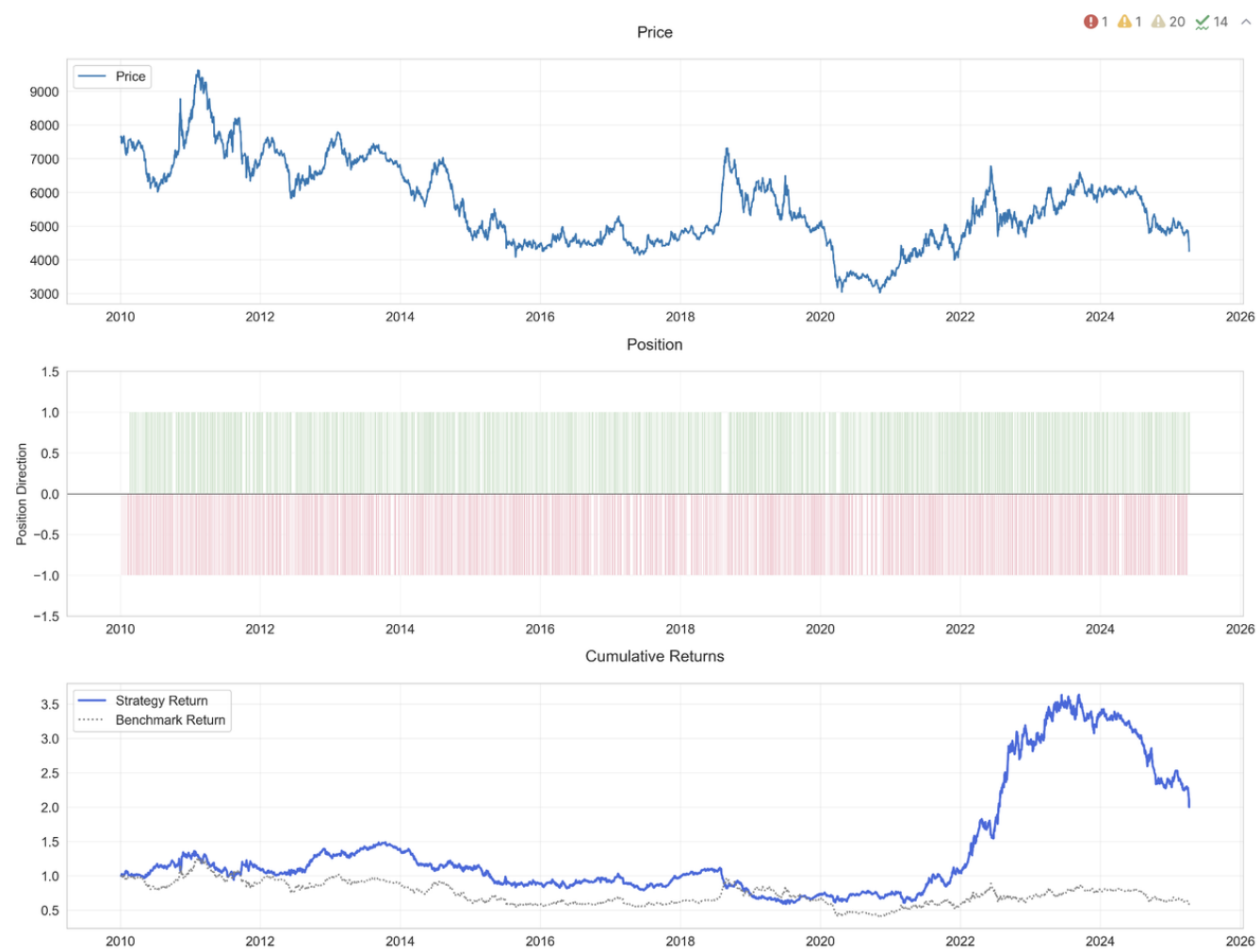
该定义体现“信号前置、收益后验”的策略逻辑，避免未来信息泄漏。

## 4. 实证分析与因子协同效应

### 4.1 单一品种（R.CN.CZC.TA.0004）绩效对比

2010–2025 年期间，以商品TA为研究对象，进行回测测试并对比不同因子组合的表现：

指标	年化收益	年化波动	最大回撤	Calmar比率	夏普
单一Alpha191	-0.46%	23.04%	-79.69%	-0.01	-0.15
单一波动率	3.96%	23.04%	-42.03%	0.09	0.04
七三复合因子	4.82%	23.04%	-60.41%	0.08	0.08
五五复合因子	5.31%	23.04%	-55.92%	0.09	0.1



从回测结果可见，Alpha191单因子策略存在严重风险敞口，虽具备一定预判性但极易遭遇极端回撤。波动率因子虽无法有效获取超额收益，但有助于控制最大回撤。将二者合成后，显著改善了收益与风险比，尤其在五五权重配置下，年化收益达5.31%，夏普和Calmar比率也取得最优表现。

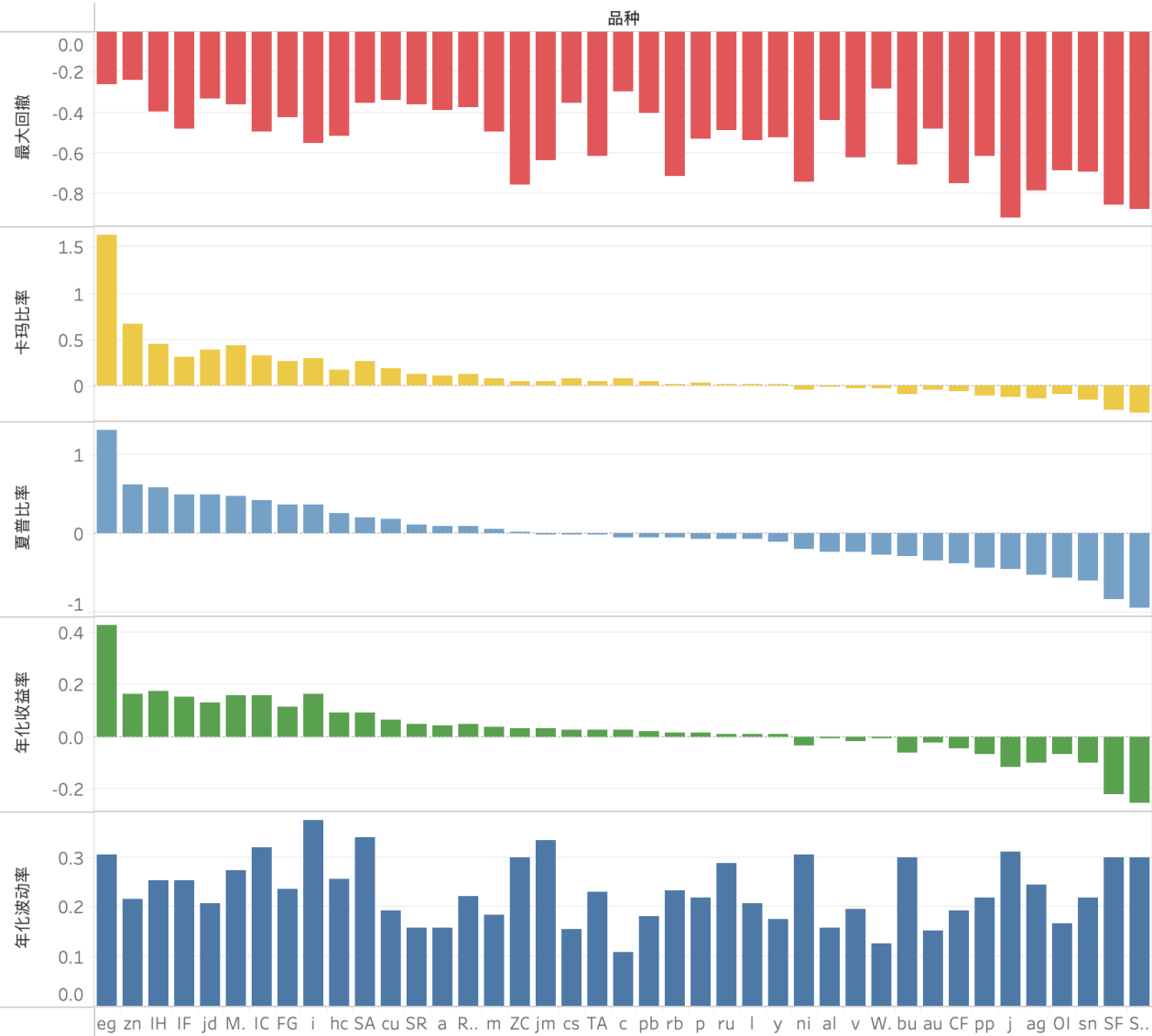
### 4.2 全品种回测结果





Columns	品种
Rows	SUM(最大回撤)SUM(卡玛比率)SUM(夏普比率)SUM(年化收益率)SUM(年化波动率)

全品种测试



复合因子仍提升了收益水平，但边际改善程度弱于单一品种情境。主因可能是因子信号在不同品种中表现差异较大，导致统一组合权重策略无法兼容各类资产的特性，策略普适性受限。

## 5. 讨论

从单一品种（R.CN.CZC.TA.0004）和全品种的回测结果对比来看，复合因子策略相较于单一因子策略展现出显著的协同效应，但其表现因品种范围和权重分配而异。

在单一品种中，单一Alpha191因子表现最差，年化收益为-0.46%，最大回撤高达-79.69%，风险调整后指标（Calmar比率和夏普比率）均为负值，表明其无法独立产生有效收益。单一波动率因子虽年化收益提升至3.96%，但风险控制能力仍较弱（最大回撤-42.03%）。相比之下，复合因子策略显著

改善了绩效：七三复合因子（70% Alpha191 + 30%波动率）年化收益升至4.82%，五五复合因子（50% Alpha191 + 50%波动率）进一步优化至5.31%，且Calmar和夏普比率均优于单一因子。这表明Alpha191与波动率因子在单一品种中存在互补性，适当调整权重可平衡收益与风险。

然而，全品种回测中复合因子的优势有所减弱。单一Alpha191和波动率因子均表现不佳（年化收益分别为0.55%和-0.15%），复合因子虽能提升收益（七三因子年化2.92%），但风险调整后指标仍接近零或负值，且最大回撤未显著改善。这一差异可能源于全品种组合中因子信号的相关性降低或市场环境异质性增强，导致因子协同效应被稀释。

复合因子策略在单一品种R.CN.CZC.TA.0004上的表现明显优于单一因子策略，这表明Alpha191因子和波动率因子在该品种上存在一定的互补效应。Alpha191因子虽然能够捕捉特定的收益模式，但单独使用时面临极大的回撤风险，而波动率因子虽然提供了较好的风险控制，但收益能力较弱。将两者以适当比例复合后，不仅年化收益得到提升，风险指标也有所改善，特别是五五复合因子在收益和风险调整后指标上都取得了最佳平衡。然而，当这一策略扩展到全品种组合时，其优势明显减弱。这可能是由于不同品种的因子相关性存在显著差异，导致原本在单一品种中有效的互补效应在全品种环境下被稀释。此外，固定权重的复合方式可能无法适应不同品种的特性和多变的市场环境，从而限制了策略的整体表现。

总体而言，复合因子策略在单一品种上展现出了良好的协同效应，但在全品种应用中仍面临挑战。通过更精细化的因子选择、动态权重调整以及适应性优化，有望提升策略的普适性和稳健性。未来的研究可以着重探索如何将市场状态信息融入因子组合过程，以及如何针对不同品种特性定制化因子权重，从而在更广泛的市场环境中实现稳定的超额收益。

## 6. 结论与优化建议

研究表明，将Alpha191动量因子与波动率因子组合，能在特定条件下显著提升量化策略的收益与风险表现，特别是在单一商品（如R.CN.CZC.TA.0004）上的回测中，复合因子策略效果显著优于单一因子策略。

然而，在多品种回测中，固定权重下的复合策略效果边际递减。这表明单一因子的有效性具有一定资产依赖性，而组合策略若不加调节，可能无法充分发挥因子间的互补性。

为了提升复合因子策略在全品种中的适用性，可以考虑从多个方面进行优化。首先，引入动态权重调整机制，根据市场状态或品种特性实时优化因子比例，可能比固定权重更具适应性。其次，当前的因子组合相对简单，仅包含Alpha191和波动率因子，未来可以尝试引入趋势、流动性等其他类型的因子，以增强策略在不同市场环境下的稳健性。此外，采用非线性组合方法或机器学习模型来优化因子合成过程，可能会比简单的线性加权取得更好的效果。最后，需要对回测结果进行更细致的分析，包括分阶段考察策略在不同市场周期中的表现，以及按品种特性分组测试，以识别哪些品种适合当前策略，哪些需要特殊处理。

### 优化建议：

- 动态权重调整机制：**结合市场状态、资产特征、自适应模型等手段动态调整因子权重，提高因子合成的灵活性。



- **因子库扩展**：引入流动性、趋势斜率、反转因子等丰富因子维度，构建更具稳定性的多因子模型。
- **非线性组合方法**：尝试使用主成分分析、随机森林、神经网络等方式对因子进行非线性集成，挖掘复杂关系结构。
- **分品种调参**：根据品种历史表现分别调优因子构造与参数，避免“一刀切”策略失效。

综上，动量-波动率复合因子在趋势性资产中具有良好的协同效应，是值得进一步深挖和扩展的因子组合模型。通过精细化建模与策略迭代，有望打造出更具稳定性与扩展性的量化交易系统。

## 参考文献

McGraw Hill LLC. (2022). *Essentials of Investments*. New York, NY: McGraw Hill LLC. ISBN 978-1-265-45009-0.

国泰君安证券股份有限公司. (2025). 国泰君安证券官方网站 [Website]. <https://www.gtja.com/>

丁鹏. (2012). *量化投资：策略与技术*. 电子工业出版社

Wizardforcel. (n.d.). 量化分析师的Python日记【第7天:Q Quant 之初出江湖】 · Python 量化交易教程. <https://wizardforcel.gitbooks.io/python-quant-uqer/content/11.html>

Lin, X. M., & Chen, Y. (2017). *Artificial intelligence stock selection: The random forest model*. Huatai Securities.