

基于收益预测和 CVaR 约束的投资组合优化

袁靖松

金融数学专题展示

2023.12

Outline

- 1 研究背景
- 2 理论模型
- 3 数据实验
- 4 结论与不足

改进期望收益

- Mean-Variance 存在缺陷，模型建立在资产收益率服从正态分布等诸多限制性假设之上；均值作为期望收益与实际市场不符；低通滤波；不适于短期投资；

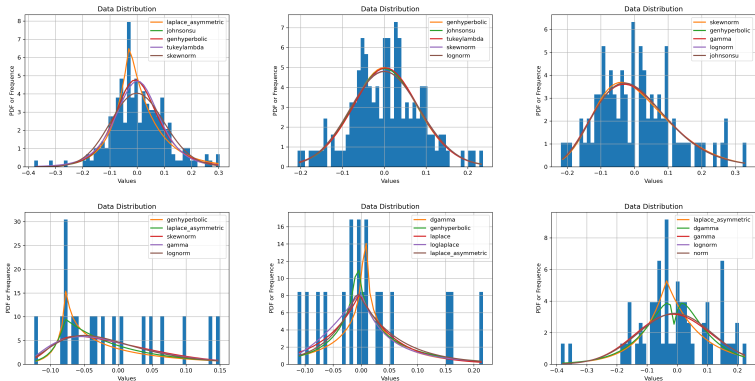


Figure 1: Distribution

改进风险度量

① 使用方差度量风险

- 对异常值敏感，极端风险事件，会显著影响方差计算；
- 只关注收益率分布的前两矩，忽略分布的尾部；

② 使用 CVaR 来度量风险损失

- 对异常值不敏感
- 不依赖分布假设
- 考虑分布的尾部，更好处理异常值

资产及收益率

- N 种资产
- 收益率矩阵 $N \times T$

$$R = \begin{bmatrix} r_1^1 & r_1^2 & r_1^3 & \dots & r_1^T \\ r_2^1 & r_2^2 & r_2^3 & \dots & r_2^T \\ r_3^1 & r_3^2 & r_3^3 & \dots & r_3^T \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_N^1 & r_N^2 & r_N^3 & \dots & r_N^T \end{bmatrix} = [R_1 \quad R_2 \quad R_3 \quad \dots \quad R_T]$$

其中 R_t 为 t 时期 N 种资产的收益率矩阵；

- 权重矩阵 $N \times 1$

$$w = [w_1 \quad w_2 \quad w_3 \quad \dots \quad w_N]^T$$

VaR 及 CVaR

- 价值损失函数

$$L(w, R) = -w^T R$$

其中, $w \in W \subseteq R^N$, W 为可行集; R 为随机变量, 密度函数为 $P(R)$;

- $L(w, R)$ 是依赖于 w 的随机变量, 小于临界值 λ 的概率为:

$$\varphi(w, \lambda) = \int_{L(w, R) \leq \lambda} P(R) dR$$

- 置信水平: $\alpha \in (0, 1)$

$$\text{VaR} : \lambda_\alpha(w) = \inf\{\lambda \in R; \varphi(w, \lambda) \geq \alpha\}$$

$$\text{CVaR} : \phi_\alpha(w) = E[L(w, R) | L(w, R) \geq \text{VaR}(w)]$$

$$= \frac{1}{1 - \alpha} \int_{L(w, R) \geq \lambda_\alpha(w)} L(w, R) P(R) dR$$

CVaR 计算

- 利用 Rockafellar 和 Uryasev 同时计算 VaR 和 CVaR 的功函数 $F_\alpha(w, R)$ 有

$$F_\alpha(w, \lambda) = \lambda + \frac{1}{1 - \alpha} \int_{R \in R^N} [L(w, R) - \lambda]^+ P(R) dR$$

其中, λ 即 VaR 值, $[0, x]^+ = \max(0, x)$

- Rockafellar 和 Uryasev 提出, 当 $P(R)$ 的解析式未知时, 可以使用基于历史数据的情景分析法, 产生情景矩阵, 将多重积分转化为求和运算;
- 假设有 m 种情况, 可以取 N 种债券 m 个时期的收益率

$$\hat{F}_\alpha(w, R) = \lambda + \frac{1}{m(1 - \alpha)} \sum_{t=1}^m [L(w, R_t) - \lambda]$$

优化问题建模

- 目标函数

$$\min_w \lambda + \frac{1}{m(1-\alpha)} \sum_{t=1}^m [-w^T R_t - \lambda]$$

- 决策变量: w

- 约束条件

$$\text{s.t. } w^T I = 1$$

数据实验

① 历史数据

- 沪深 300 名单内股票及指数月度收益数据
- 时间范围 2005.04(month85) 至 2021.12(month285)

② 部分因子

- **财务因子**：利润能力、偿债能力、资产周转率、现金流；
- **成长因子**：营收增长、利润增长、现金流增长；
- **市场因子**：股价相关、市值因子、动量；
- **其他因子**：风险、交易量、评级、股东持股变化、技术指标；

财务因子	成长因子	市场因子	风险因子	技术指标	其他因子
ROE_q	Sales_G_q	return_1m	beta	macd	LN_capital
ROE_ttm	Profit_G_q	return_3m	std_1m	dea	HAalpha
ROA_q	OCF_G_q	return_6m	std_3m	dif	grossprofitmargin_q

Table 1: Factors

选股及预测

1 打分法选股

- 线性回归模型拟合训练集数据
- 使用回归系数、信息系数、因子协方差法为因子分配权重
- 根据不同股票的因子，得到分数较高的股票

2 预测测试集收益率

- 使用 PCA 进行因子合成 (Number of components based on Kaiser Criterion: 16)

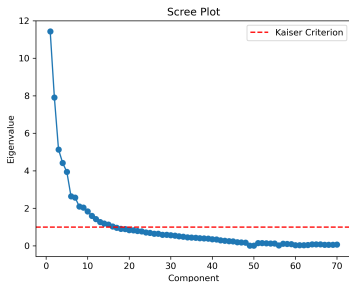


Figure 2: Scree Plot

优化问题重构

- ① 决策变量为 $weights$
- ② 根据历史数据计算 VaR
 - 历史组合收益 $Portfolio\ return = Weights.T \times R$
 - 置信水平为 $\alpha = 99\%$
 - 拟合组合收益的分布，取 1% 处分位数为 $VaR\ 值 = \lambda$
- ③ 加入预测数据计算 CVaR(目标函数)
 - 合并过去 40 个月历史数据，及预测的下 1 个月数据，形成新的数据集
 - 代入 $m, \alpha, L(w, R_t) = -Weights.T \times R_t$, λ 到之前的解析式中

$$\hat{F}_{\alpha}(w, R) = \lambda + \frac{1}{m(1 - \alpha)} \sum_{t=1}^m [L(w, R_t) - \lambda]$$

Rolling Window

- 1 投资目标是短期投资
- 2 使用滚动训练的方法调整回归模型
 - 训练集最少使用 60 个月的数据，最多不超过 72 个月
 - 测试集是训练集之后的 3 个月
 - 每 3 个月更新一次训练集及测试集
 - 测试集每个月轮动一次，持仓时间实际上是 1 个月
- 3 调整每次选出来的股票
 - 测试集中每个月都更新选股

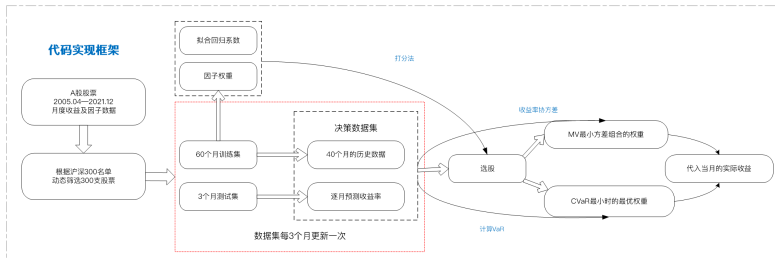


Figure 3: Framework

回测思路

- ① 三种因子分配权重方法
 - 按回归系数归一化配比
 - 按信息系数归一化配比
 - 按协方差矩阵的逆做配比
- ② 两种最优权重求解方法
 - Mean-Variance 模型最小方差组合的权重
 - 使 CVaR 值最小的权重
- ③ 与沪深 300 指数的收益对比
 - 将最优权重分别带入当月的实际收益率，计算组合收益
 - 将组合的收益与沪深 300 指数的收益对比

策略收益表现-Coef

- 没有稳定明显地跑赢指数,CVaR 策略总体优于 MV 策略
- 交易因子和财务因子, 占比较大权重

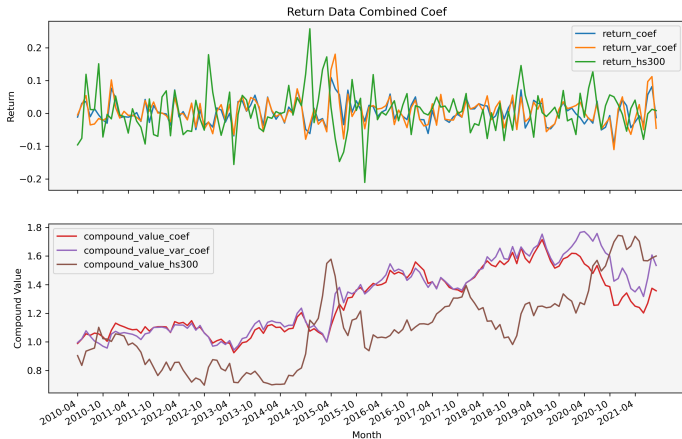


Figure 4: Return and Compound Value

策略回撤-Coef

- 两种策略最大回撤在 20% – 30%，总体上回撤幅度低于指数
- 大幅回撤发生在 2020 年 5 月份之后

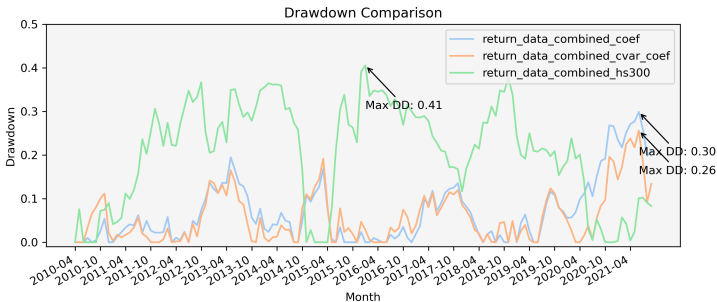


Figure 5: Drawdown Comparison Coef

策略收益表现-IC

- 总体上完全可以跑赢指数，CVaR 策略完全优于 MV 策略；
- 2015 年股市异常波动，高杠杆场外配资是股市异常波动主要原因；2020 年年初，选股策略失效，可能是受疫情影响；

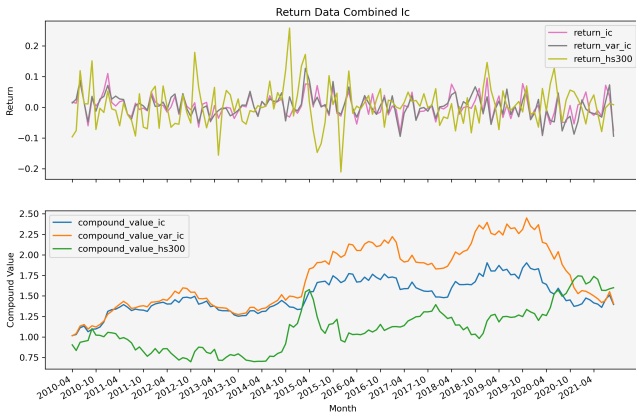


Figure 6: Return and Compound Value

策略回撤-IC

- 在 2019 年末及 2020 年初，回撤幅度大幅增加
- 财务因子及股价因子，占较大权重

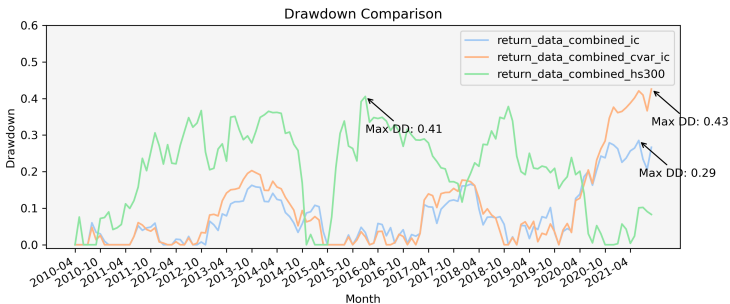


Figure 7: Drawdown Comparison IC

策略收益表现-Corr

- 总体上大幅跑赢指数，CVaR 策略逐步优于 MV 策略；
- 2015 年异常波动；2019 年年初异常波动，处于 18 年以来衰退末期，风险偏好回升，估值修复；

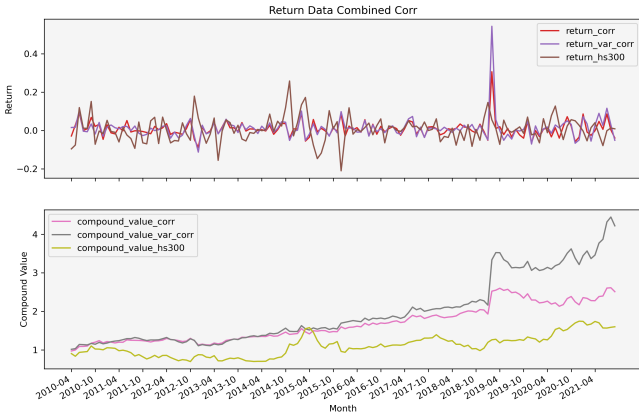


Figure 8: Return and Compound Value

策略回撤-Corr

- 总体上回撤幅度较小
- 股价及增长率因子占比为主，不重视技术及情绪因子

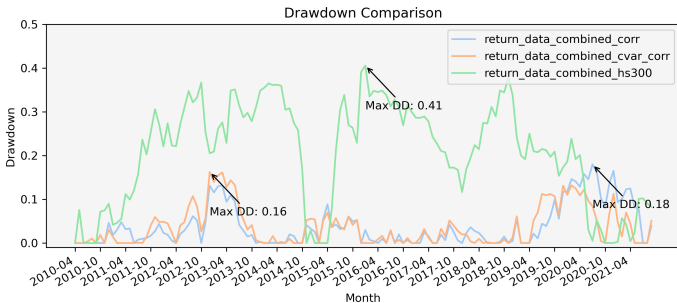


Figure 9: Drawdown Comparison Corr

策略对比评价

- CVaR 策略基本优于 MV 策略
- 使用 Corr 方法选股 +CVaR 策略最优

策略	最大回撤	夏普比率	信息比率	年化收益率	收益回撤比
Coef	29.901%	1.272	-0.556	3.450%	11.538%
CVaR_coef	26.713%	1.510	-0.309	4.867%	18.218%
Ic	28.526%	1.345	-0.526	3.739%	13.108%
CVaR_ic	42.263%	1.395	-0.484	4.025%	9.524%
Corr	17.969%	2.884	0.396	9.346%	52.009%
CVaR_Corr	16.723%	3.256	1.149	15.199%	90.889%
hs300	40.558%	1.336	0.000	6.845%	16.877%

Table 2: Strategy Comparison

小结

- ① CVaR 策略基本优于 MV 策略
 - CVaR 对损失风险更加敏感
 - 收益更高，风险更小
- ② 诸多影响条件
 - 数据集划分、轮动周期
 - 选股方法及数量

不足与改进

- ① 理论端
 - 考虑交易成本
 - 加入投资者观点
- ② 预测端
 - 尝试更多 ML/DNN 方法选股及预测
- ③ 策略端
 - 改进滚动及调仓周期
 - 改进因子配比方法
- ④ 数据端
 - 使用更高频数据
- ⑤ CVaR 多重积分求解方法
 - 松弛线性规划 (LP)
 - 次梯度算法 (SA)
 - 遗传算法 (GA)
 - 光滑化方法 (SM)