

第七期直播活动 ——超参数搜索

从传统手搓到智能优化的演进

内容涵盖

01 抵扣券领取说明

02 搜索方法对比

03 超参数搜索的相关介绍

04 TPE算法核心原理概要

05 禄得网超参数功能使用说明

06 实例说明

07 答疑环节

08 论坛抽奖

搜索方法对比

从传统手搓到智能优化的演进

搜索方法对比

对比维度	网格搜索	随机搜索	贝叶斯优化	TPE
▸ 核心原理				
搜索策略	穷举所有预设组合	从参数空间随机采样	高斯过程构建代理模型	树形 Parzen 估计器
核心思想	暴力枚举, 不遗漏	随机试探, 广撒网	拟合目标函数, 择优采样	将参数分好/坏两组建模
数学基础	笛卡尔积遍历	蒙特卡洛采样	高斯过程回归 + 采集函数	核密度估计 (KDE)
▸ 效率与性能				
搜索效率	极低	中等	高	很高
收敛速度	无收敛概念 (穷举)	不稳定, 依赖运气	较快, 但初期较慢	快, 预热后加速明显
样本利用率	极低, 大量无效试验	低, 无方向性	高, 每次试验都反馈建模	高, 持续学习好/坏分布
高维适应性	维度灾难, 不可用	尚可	中等 (适合 ≤ 20 维)	表现良好
▸ 搜索质量				
全局最优保证	理论上 (穷举前提)	无保证	依赖探索-利用平衡	依赖探索-利用平衡
局部最优风险	无 (但粒度受限)	中等	低 (采集函数平衡)	中等 (KDE估计偏差)
是否利用历史	否, 每次独立	否, 每次独立	是, 构建代理模型	是, 更新概率密度

- 网格搜索:

暴力穷举

Grid Search: 均匀网格采样



暴力穷举不可行

单策略回测耗时 = 3 秒

量化回测策略遍历耗时估算

策略数量	总耗时 (秒)	人类可读时间
		基础量级
100	300	5 分钟
1,000	3,000	50 分钟
10,000	30,000	≈ 8.3 小时
		中等量级
100,000	300,000	≈ 3.5 天
1,000,000	3,000,000	≈ 34.7 天
10,000,000	30,000,000	≈ 347 天 (近1年)
		极端量级
10^8	3×10^8	≈ 9.5 年
10^9	3×10^9	≈ 95 年
10^{10}	3×10^{10}	≈ 951 年
10^{12}	3×10^{12}	≈ 95,129 年

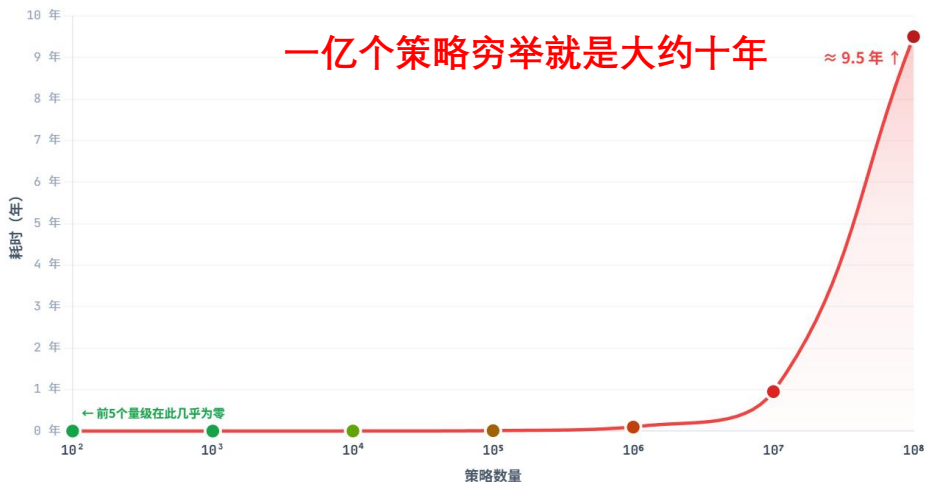
十万个策略

一千万个策略

一亿个策略

百亿个策略

耗时指数爆炸曲线 (线性坐标)



- 随机搜索:

无法利用历史评估信息指导搜索, 每次采样都是独立的。

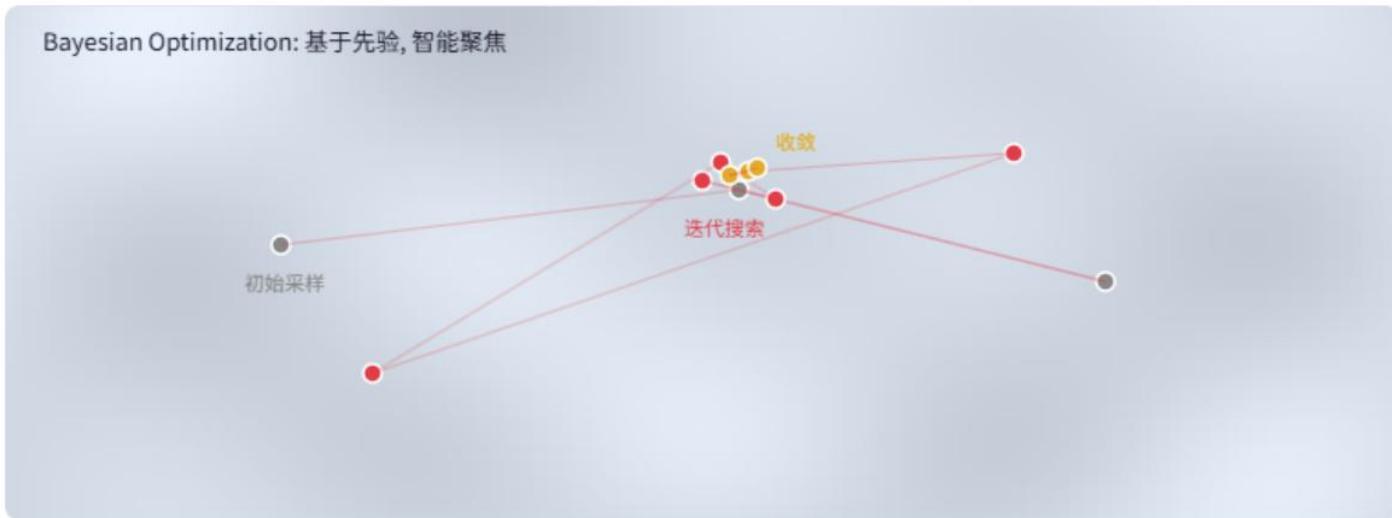
传统搜索方法的问题: Grid Search和Random Search都是 **Uninformed Search**, 每一步不考虑已探索的结果, 闭眼乱找。

Random Search: 随机采样, 覆盖更广



2 为什么需要贝叶斯优化?

传统搜索方法的问题: Grid Search和Random Search都是 **Uninformed Search** , 每一步不考虑已探索的结果, 闭眼乱找。



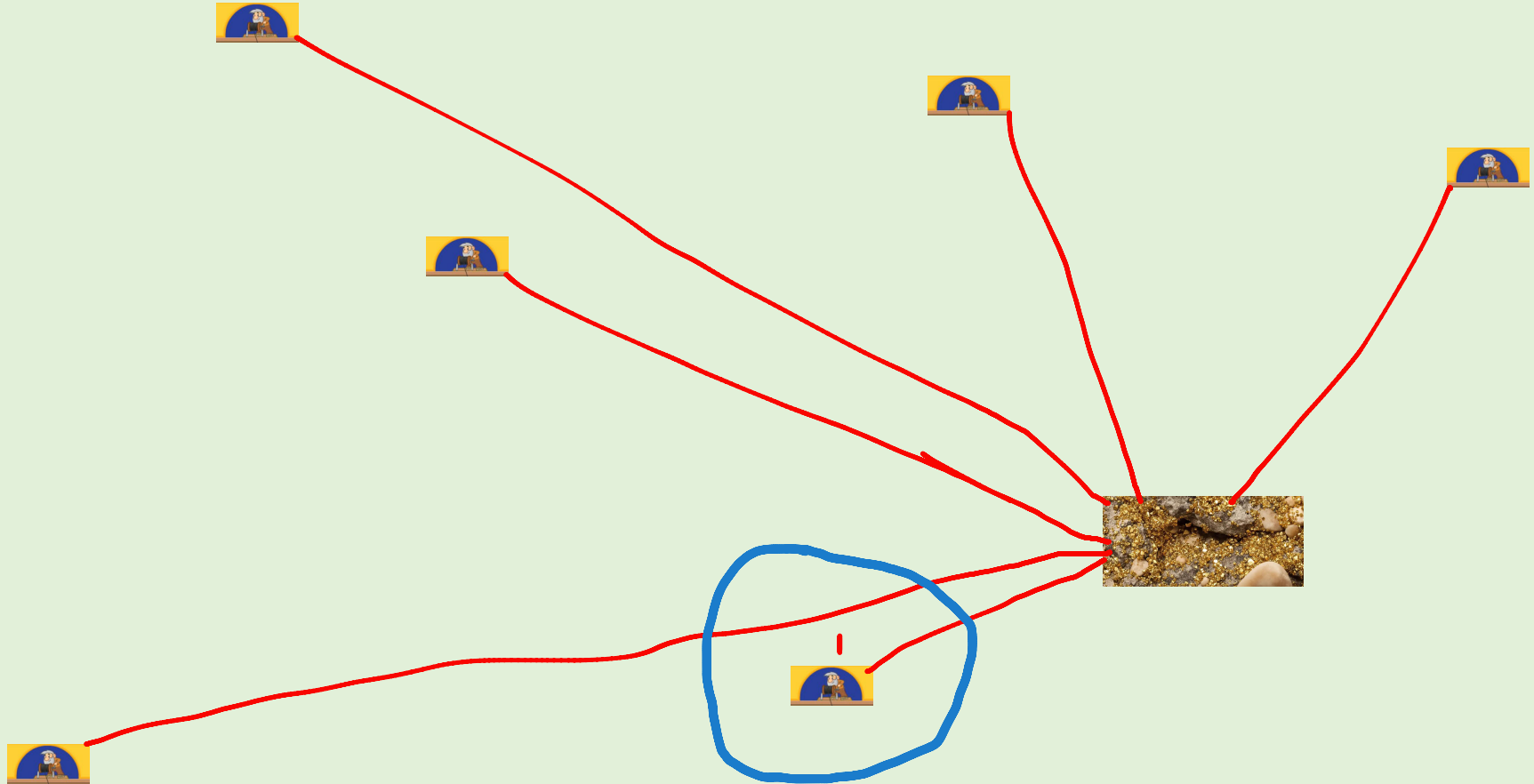
绘制 Grid Search

绘制 Random Search

绘制贝叶斯优化

贝叶斯优化是 **Informed Search** : 利用前面搜索过的参数表现, 推测下一步怎么走会更好, 大幅提升效率。

核心思想: 看到贝叶斯 = 想到先验(prior)。贝叶斯优化就是一种根据历史信息决定后续搜索方向的方法。



超参数搜索的相关介绍

从传统手搓到智能优化的演进

超参数优化是模型性能提升的关键杠杆

定义与核心概念

超参数 (Hyperparameter) 是在模型训练之前需要手动设置的外部配置变量。它们控制学习过程的结构和行为，而不是像模型参数那样通过训练数据自动学习得到。

为什么重要?

合适的超参数设置可使模型准确率提升，并将训练收敛时间大幅缩短。它是连接数据与算法性能的关键桥梁。

- 让算法替代人工，系统化地在参数空间中寻找较优解

特性	模型参数 (Parameters)	超参数 (Hyperparameters)
来源	从数据中学习	人工设定 / 启发式搜索
设定时间	训练过程中	训练开始前

TPE算法概述

从传统手搓到智能优化的演进

TPE概要

- 贝叶斯思想的核心是：用不断更新的先验信息，在获得新数据后形成更合理的后验判断
- 比如医生诊断疾病：先根据经验（患病率）形成初步判断（先验概率），再结合化验结果（新数据）更新诊断把握（后验概率）。
- 贝叶斯优化会利用前面已经搜索过的参数的表现，来推测下一步怎么走会比较好，从而减少搜索空间，大大提升搜索效率。

TPE优化循环：从随机初始化到智能采样

8 TPE完整流程回顾



绘制完整流程

一句话总结: 贝叶斯优化采用GP或TPE对历史观测进行概率分布建模, 利用SMBO框架迭代式选择超参数。TPE将观测结果按好/差分段, 分别用KDE建模, 选择 $l(x)/g(x)$ 最大的 x 作为下一个搜索点。

贝叶斯定理:

$$p(y|x) = \frac{p(x|y)p(y)}{p(x)}$$

$$p(x|y) = \begin{cases} l(x), & y < y^* \\ g(x), & y > y^* \end{cases}$$

对于在阈值 y^* 两侧的观测点 x , 构造不一样的分布, 可认为是一个好策略的超参数概率分布, 和一个坏策略的超参数概率分布。

$$\begin{aligned} p(x) &= \int_{\mathbb{R}} p(x|y)p(y)dy \\ &= \int_{-\infty}^{y^*} p(x|y)p(y)dy + \int_{y^*}^{+\infty} p(x|y)p(y)dy \\ &= \gamma l(x) + (1 - \gamma)g(x) \end{aligned}$$

EI (Expected Improvement期望改进) 的值正比于分母的倒数:

$$EI_{y^*}(x) \propto (\gamma + (1 - \gamma) \frac{g(x)}{l(x)})^{-1}$$

当 y 确定之后 (默认给0.25), 分母大小只取决于 x 的两段概率的比值 $l(x)/g(x)$

这个比值的含义: 在目前观测结果中, x 属于好策略的概率/ x 属于坏策略区域的概率。

所以, **问题最终指向找到使 $l(x)/g(x)$ 比值最大化的 x (可以把这个 x 理解为策略中因子的权重)。**

$$\text{maximize}_x EI_{y^*}(x)$$

$$EI_{y^*}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} \max(y^* - y, 0) p_M(y|x) dy$$

$$\begin{aligned} EI_{y^*}(x) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \max(y^* - y, 0) p_M(y|x) dy \\ &= \int_{-\infty}^{y^*} (y^* - y) p(y|x) dy \quad (\text{因为超过 } y^* \text{ 的部分 } \max = 0) \\ &= \int_{-\infty}^{y^*} (y^* - y) \frac{p(x|y)p(y)}{p(x)} dy \quad (\text{贝叶斯公式}) \\ &= \int_{-\infty}^{y^*} (y^* - y) \frac{l(x)p(y)}{\gamma l(x) + (1 - \gamma)g(x)} dy \quad (\text{带入 } p(x|y), p(x)) \\ &= \frac{\int_{-\infty}^{y^*} (y^* - y) p(y) dy}{\gamma + (1 - \gamma) \frac{g(x)}{l(x)}} \quad (\text{只跟 } x \text{ 相关的部分可以提到积分外面}) \end{aligned}$$

5 TPE的核心思路: 分段建模

GPR直接建模 $p(y|x)$, 而TPE采用不同思路: 利用贝叶斯公式拆解。

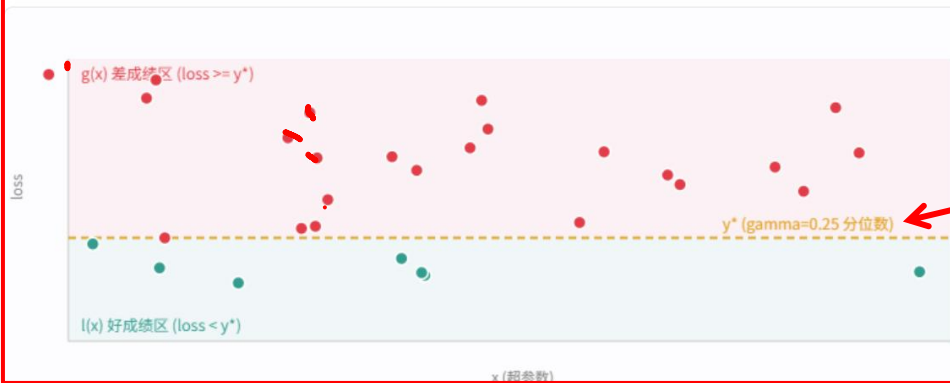
$$p(y|x) = p(x|y) * p(y) / p(x)$$

TPE的关键操作 -- 对 $p(x|y)$ 按阈值 y^* 分段:

$$p(x|y) = l(x), \text{ 当 } y < y^* \text{ (好成绩区)}$$

$$p(x|y) = g(x), \text{ 当 } y \geq y^* \text{ (差成绩区)}$$

其中 y^* 是第 γ 分位数



gamma (分位数): 0.25

绘制TPE分段示意

$l(x)$: 使loss低于阈值的超参数分布 (好区)。 $g(x)$: 使loss高于阈值的超参数分布 (差区)。

TPE的关键：分别建模好区域与坏区域

$$p(x|y) = \begin{cases} l(x) & \text{if } y < y^* \text{ (表现好)} \\ g(x) & \text{if } y \geq y^* \text{ (表现差)} \end{cases}$$

👍 $l(x)$: 好策略分布

由历史观测中损失值小于阈值 y^* 的样本点构成。代表了"可能产生好结果"的超参数区域。

y^* 通常设为观测历史的前 γ 分位数 (如 $\gamma=0.25$)

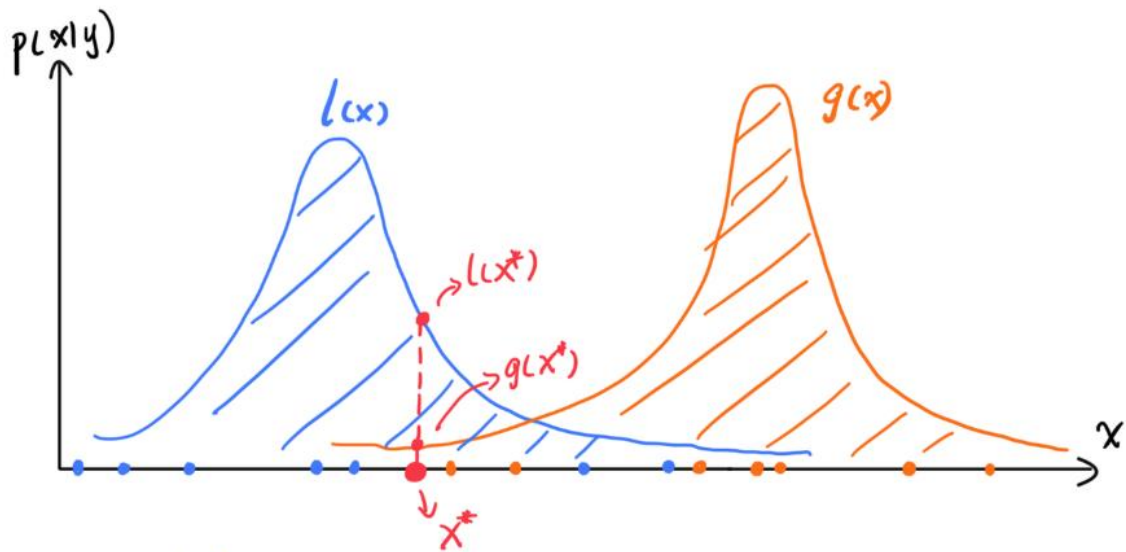
👎 $g(x)$: 坏策略分布

由历史观测中损失值大于等于阈值 y^* 的样本点构成。代表了"大概率表现平平或较差"的区域。

利用剩余的 $(1-\gamma)$ 部分数据进行建模



我们希望找到一个新的点 x ，它在 $l(x)$ (好区域) 中的概率密度尽可能高，同时在 $g(x)$ (差区域) 中的概率密度尽可能低。即最大化比值 $l(x) / g(x)$ 。



好成绩的 x 分布
 差成绩的 x 分布

TPE: find x^* that maximize $\frac{L(x)}{g(x)}$

(notice: 上图的 $L(x)$ 与 $g(x)$ 均为示意, 实际形状可能不同.)

图片来源: 《通俗科普文: 贝叶斯优化与SMBO、高斯过程回归、TPE》
 ——作者: Beyond Tokens



禄得网超参搜索功能说明

从传统手搓到智能优化的演进

功能强调说明

说明一：网格遍历与智能搜索之间的转换关系

当试验次数大于等于搜索空间时自动转换成网格遍历



超参数量: 2 总空间大小: 100 试验次数: 200 开始调优

因子	方向偏好	权重
双低 🔗	越小越好 <input type="text" value="最小值 1"/> <input type="text" value="最大值 10"/> <input type="text" value="步长 1"/> ✕	
纯债溢价率 🔗	越小越好 <input type="text" value="最小值 1"/> <input type="text" value="最大值 10"/> <input type="text" value="步长 1"/> ✕	
正股年化波动率 🔗	越大越好	1 🔗
剩余规模(亿) 🔗	越小越好	2 🔗

功能强调说明

说明二：单参数空间为1000

选项数量不能超过1000

会员订阅 礼品卡兑换 优惠活动 联系我们 796七酱. v 25

超参数量: 2 总空间大小: 1万 试验次数: 200 开始调优

打分因子调优

值	因子	方向偏好	权重
170 ↗	双低 ↗	越小越好	最小值 1 最大值 10000 步长 1 ✕
95 ↗	纯债溢价率 ↗	越小越好	最小值  最大值 10 步长 1 ✕
5 ↗	正股年化波动率 ↗	越大越好	1 ↗
1 ↗	剩余规模(亿) ↗	越小越好	2 ↗

功能强调说明

说明三：接续调优

> 超参调优 可转债 举例子1(0699b46e-ca6a-78e5-8000-6b1b704b3c36) 历史调优 超参数量: 4 总空间大小: 1万 试验次数: 50 继续调优

目标函数设置
目标函数: 总收益率 方向偏好: 越大越好

搜索结果(100个组合) 分析图表

继续调优在原来搜索结果 (100个组合) 的基础上接续下去, 最终的搜索结果返回 150个

	双低_权重	纯债溢价率_权重	正股年化波动率_权重	剩余规模(亿)_权重	总收益率	累计资产	年化收益率	最大回撤
查看策略	5	9	7	1	98.36%	198.37 万元	21.23%	-10.33%
查看策略	5	10	7	6	113.77%	213.77 万元	23.80%	-8.84%
查看策略	7	10	8	5	111.44%	211.44 万元	23.42%	-10.48%
查看策略	5	4	2	3	102.17%	202.18 万元	21.88%	-11.24%
查看策略	6	3	5	2	124.13%	224.14 万元	25.46%	-14.18%
查看策略	2	3	10	6	110.99%	210.99 万元	23.35%	-18.16%

功能强调说明

说明四：投影原理

投影函数说明

投影函数的作用为降维聚合，将某个维度上的策略目标函数数列通过投影函数投影到某个平面上。

例如，3个因子进行优化：

参数	取值范围
因子 A 权重	1~10
因子 B 权重	1~10
因子 C 权重	1~10

搜索跑完后，产生了很多组合的结果，其中因子 A 权重为 3，因子 B 权重为 7 时总共有如下几个策略：

因子 A 权重	因子 B 权重	因子 C 权重	年化收益
3	7	1	15%
3	7	4	22%
3	7	7	18%
3	7	10	12%

投影函数就决定了怎么“合并”这 4 个值：

投影函数	计算方式	格子显示的值
最大值	$\max(15\%, 22\%, 18\%, 12\%)$	22%
最小值	$\min(15\%, 22\%, 18\%, 12\%)$	16.75%
中位数	$[12\%, 15\%, 18\%, 22\%] \rightarrow$ 取中间两个平均 $(15\% + 18\%) / 2$	16.5%
平均数	$(15\% + 22\% + 18\% + 12\%) / 4$	12%
std (标准差)	$\sqrt{((15-16.75)^2 + (22-16.75)^2 + (18-16.75)^2 + (12-16.75)^2) / 4}$	3.56%

以二维图做举例，不同投影函数的用途如下：

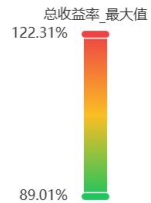
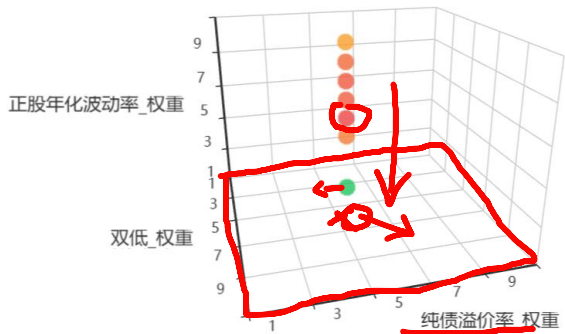
- 最大值：找策略组最优
- 最小值：找策略组最差
- 中位数：找策略组中间位的目标函数，避免两端极值影响
- 平均数：找策略组平均的目标函数
- 标准差：找策略组的稳定性

双低_权重 纯债溢价率_权重 正股年化波动率_权重 剩余规模(亿)_权重

X轴范围 (双低_权重)

Y轴范围 (纯债溢价率_权重)

Z轴范围 (正股年化波动率_权重)



功能强调说明

说明五：计价计算

- 目前内测阶段，优先照顾多年铁粉禄友



您正在创建超参数优化任务

试验次数	200	空间大小	1万(10,000)	预计时间	3分20秒
费用	内测阶段暂不支持使用积分	使用抵用券	200 张 (余额: 14590 张)	前方等待	无需等待

支付积分并开始调优

- 内测抵用券有限，建议优先对自己的策略进行调优，然后再去尝试寻找新的策略

实例说明

从传统手搓到智能优化的演进

- n维图中将某个轴用投影函数进行压缩得到n-1维

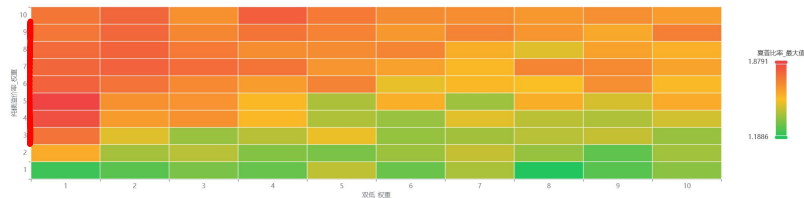
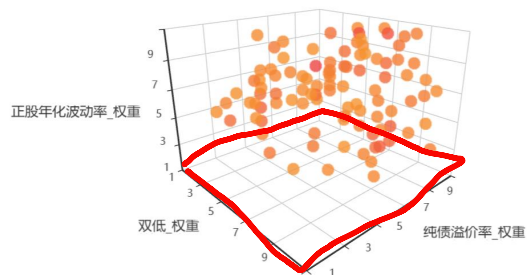


- 三维图中将XYZ的某个轴用投影函数进行压缩得到二维图



- 二维图中将XY的某个轴用投影函数进行压缩得到一维图

- 一维找平原， 多维找区域



实例说明

用法一：对现有策略的打分因子进行权重调优

- 重点在于找规律和区域，而不是确定某一组权重就是天下第一好
- 避免陷入过拟合

搜索结果(400个组合) [分析图表](#)

降序排列

	双低_权重	纯债溢价率_权重	正股年化波动率_权重	剩余规模(亿)_权重	夏普比率 ↓	总收益率	累计资产	年化收益率
查看策略	1	5	2	7	1.879	99.18%	199.18 万元	21.37%
查看策略	1	5	4	8	1.837	118.74%	218.74 万元	24.61%
查看策略	2	7	4	8	1.795	110.19%	210.19 万元	23.22%
查看策略	2	8	6	10	1.793	115.23%	215.23 万元	24.04%
查看策略	2	10	6	10	1.784	103.78%	203.78 万元	22.15%
查看策略	1	4	2	5	1.782	102.47%	202.48 万元	21.93%

搜索结果(400个组合) [分析图表](#)

升序排列

	双低_权重	纯债溢价率_权重	正股年化波动率_权重	剩余规模(亿)_权重	夏普比率 ↑	总收益率	累计资产	年化收益率
查看策略	1	1	10	10	0.825	62.16%	162.17 万元	14.55%
查看策略	2	1	10	6	0.828	63.76%	163.77 万元	14.87%
查看策略	2	1	9	9	0.872	68.34%	168.34 万元	15.76%
查看策略	1	1	9	10	0.872	66.27%	166.27 万元	15.36%
查看策略	1	1	4	6	0.976	76.35%	176.36 万元	17.29%
查看策略	5	1	10	10	1.008	84.35%	184.36 万元	18.76%

一维图说明

搜索结果(400个组合)

分析图表

目标函数

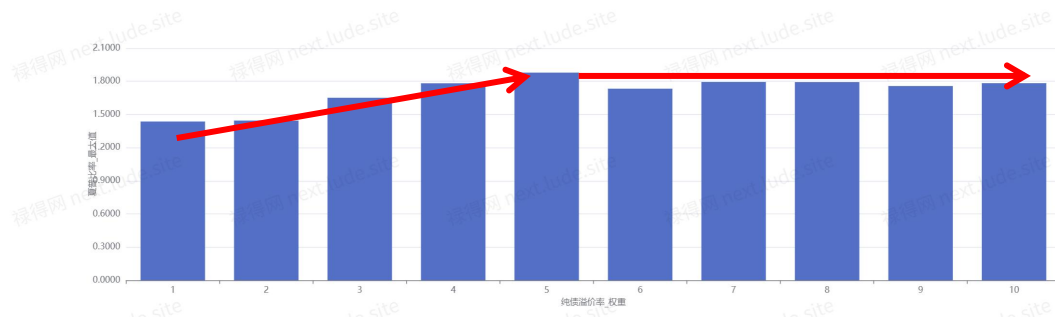
夏普比率

投影函数

最大值

选择参数

双低_权重 纯债溢价率_权重 正股年化波动率_权重 剩余规模(亿)_权重



目标函数

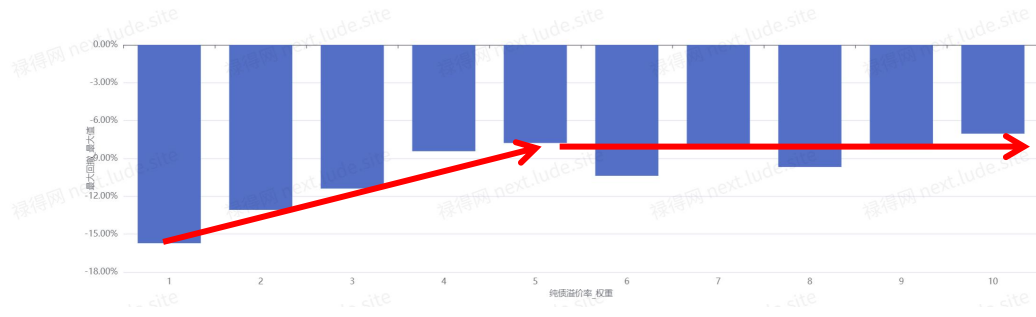
最大回撤

投影函数

最大值

选择参数

双低_权重 纯债溢价率_权重 正股年化波动率_权重 剩余规模(亿)_权重



• 二维图说明——热力图

搜索结果(400个组合)

分析图表

目标函数

投影函数

图表样式

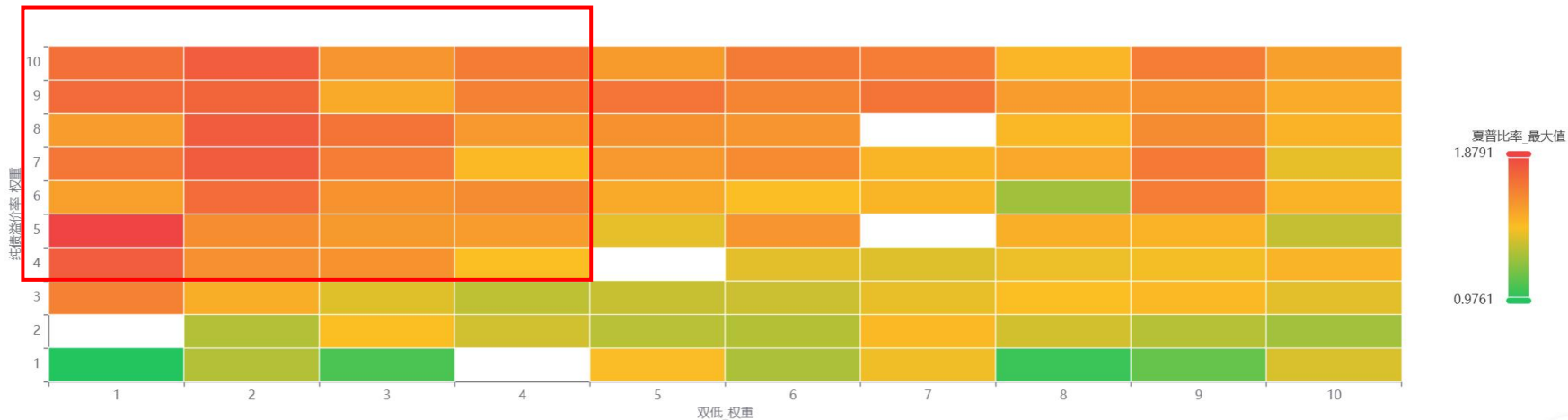
夏普比率

最大值

热力图

选择参数

双低_权重 纯债溢价率_权重 正股年化波动率_权重 剩余规模(亿)_权重



• 二维图说明——地形图

理想的参数选择不是单纯追求"山峰"最高点，而是选择山脊上等高点线稀疏的平坦区域——既有较高的夏普比例，又对参数扰动不敏感。

搜索结果(1400个组合)

分析图表

目标函数

投影函数

图表样式

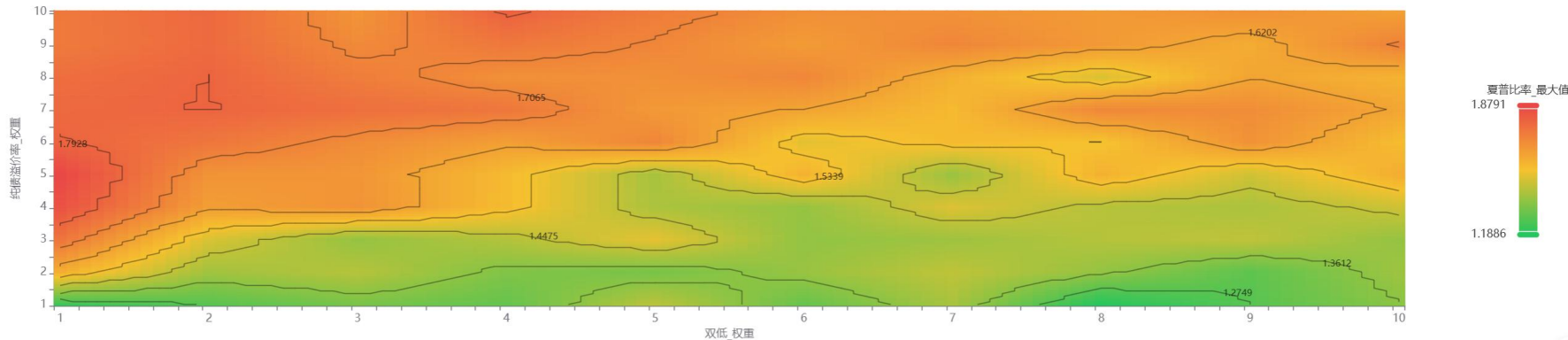
夏普比率

最大值

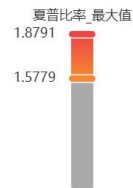
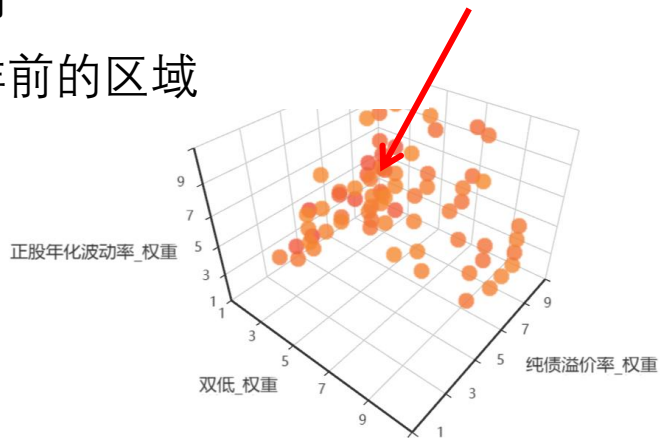
地形图

选择参数

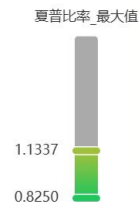
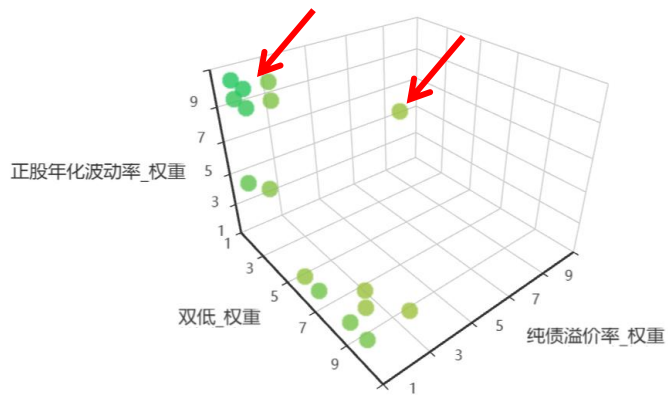
双低_权重 纯债溢价率_权重 正股年化波动率_权重 剩余规模(亿)_权重



- 三维图说明
- 夏普比率排前的区域



- 夏普比率排后的区域



• 三维图观察单个轴

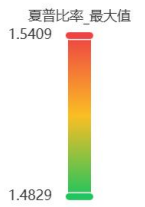
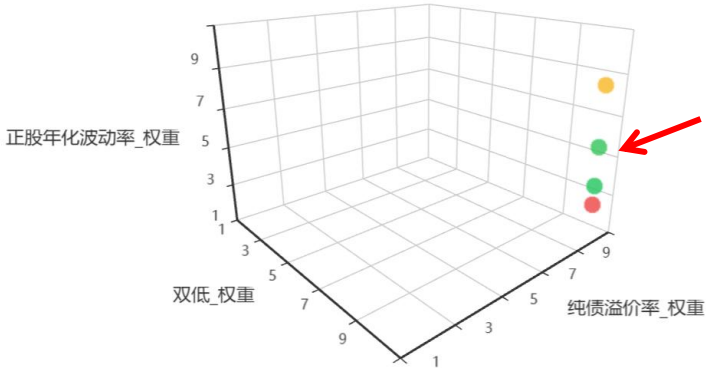
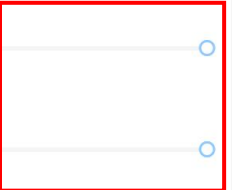
选择参数

- 双低_权重
- 纯债溢价率_权重
- 正股年化波动率_权重
- 剩余规模(亿)_权重

X轴范围 (双低_权重) 

Y轴范围 (纯债溢价率_权重) 

Z轴范围 (正股年化波动率_权重) 



• 三维图观察单个面

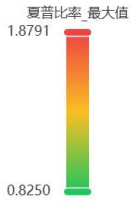
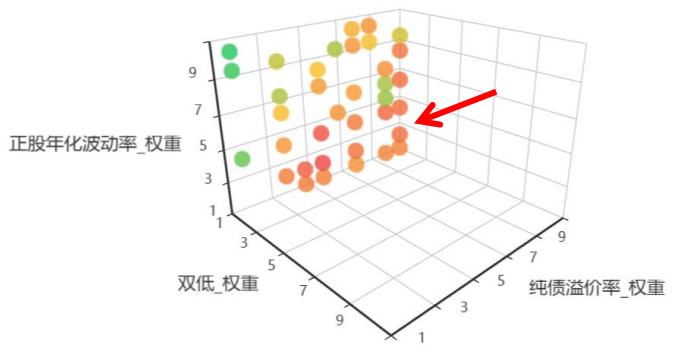
选择参数

- 双低_权重
- 纯债溢价率_权重
- 正股年化波动率_权重
- 剩余规模(亿)_权重

X轴范围 (双低_权重)

Y轴范围 (纯债溢价率_权重)

Z轴范围 (正股年化波动率_权重)



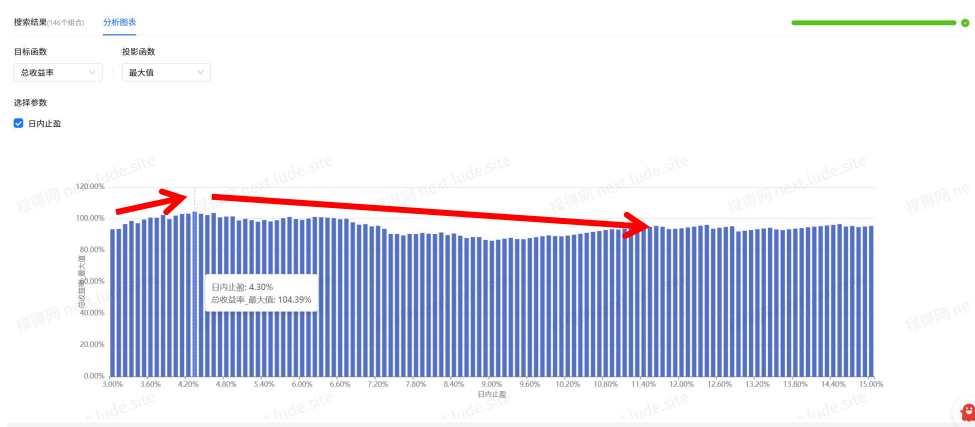
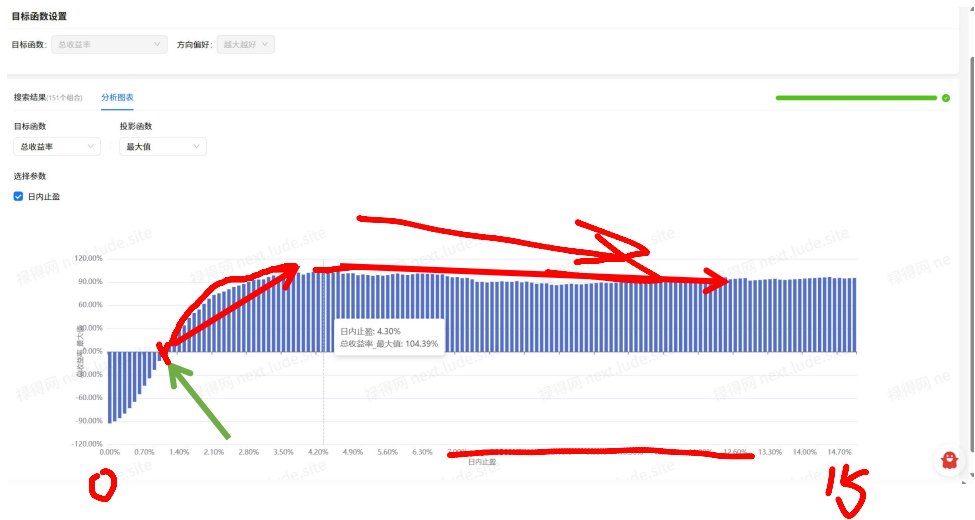
实例说明

用法二：对止盈比例进行调优

网格遍历搜索出

寻找策略历史上最优止盈点

止盈比例遍历图



实例说明

用法三：对排除因子进行优化

- 强赎剩余计数
- 剩余规模
- 剩余年限
- 收盘价

• 强赎剩余计数

搜索结果(16个组合) [分析图表](#)

目标函数

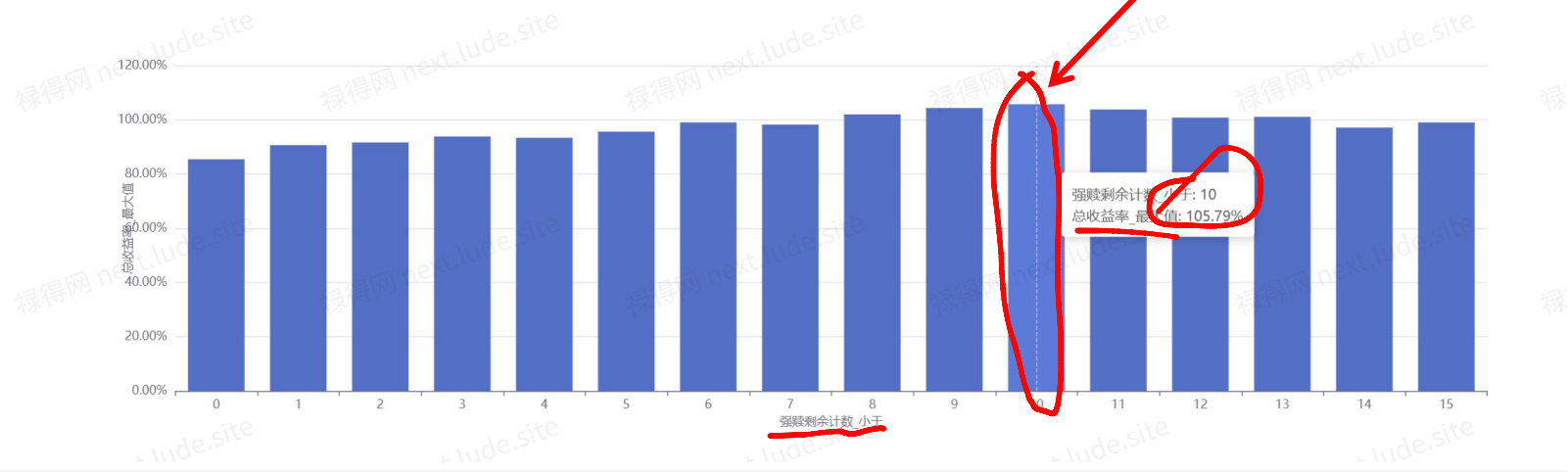
总收益率

投影函数

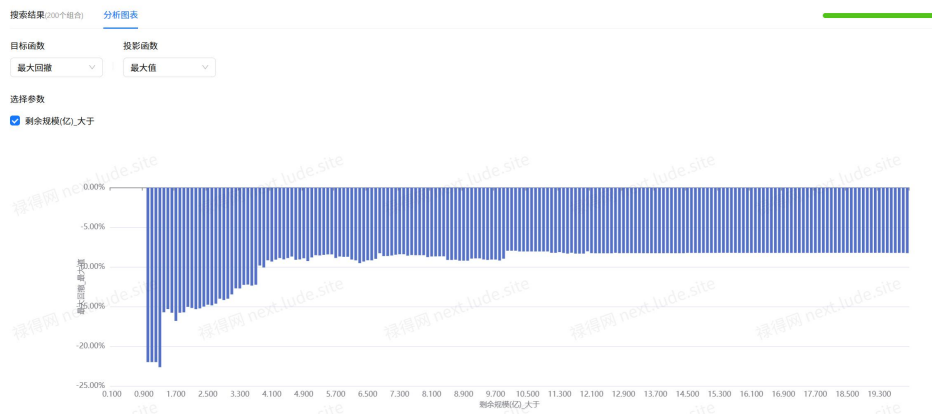
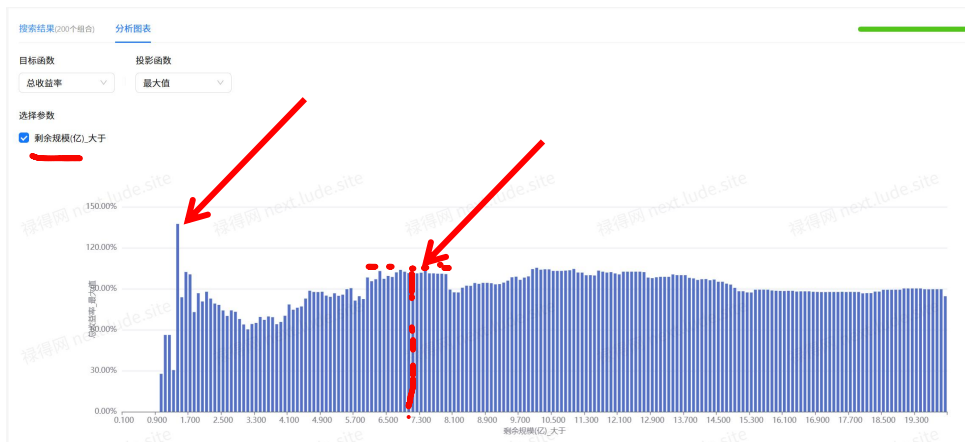
最大值

选择参数

强赎剩余计数_小于



• 剩余规模



• 剩余年限

搜索结果(61个组合)

分析图表

目标函数

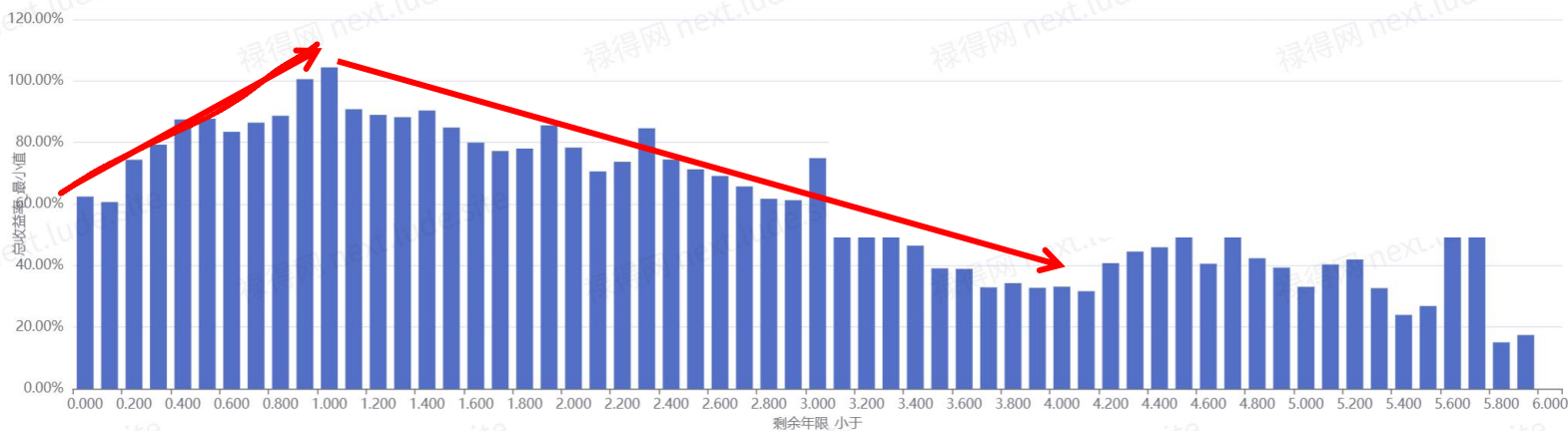
总收益率

投影函数

最小值

选择参数

剩余年限_小于



• 收盘价

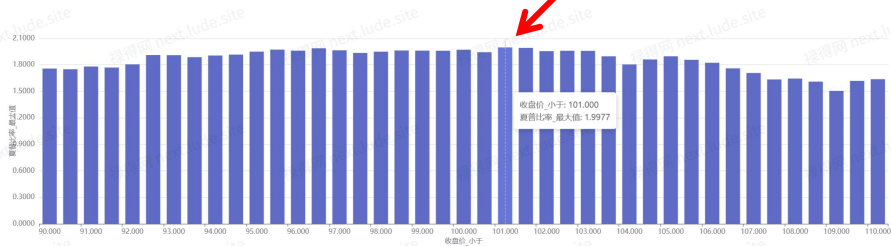
搜索结果(1个维度) 分析图表

目标函数 投影函数

复利比率 最大值

选择参数

收盘价_小于



目标函数

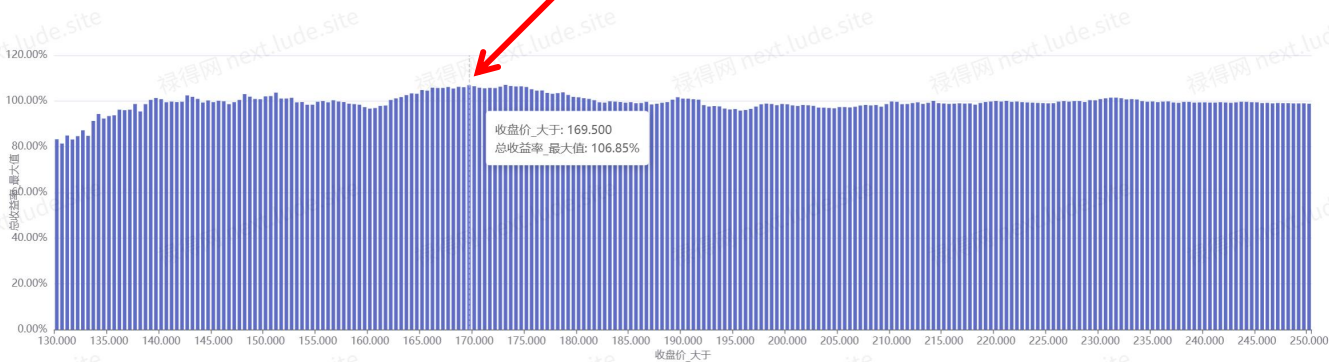
投影函数

总收益率

最大值

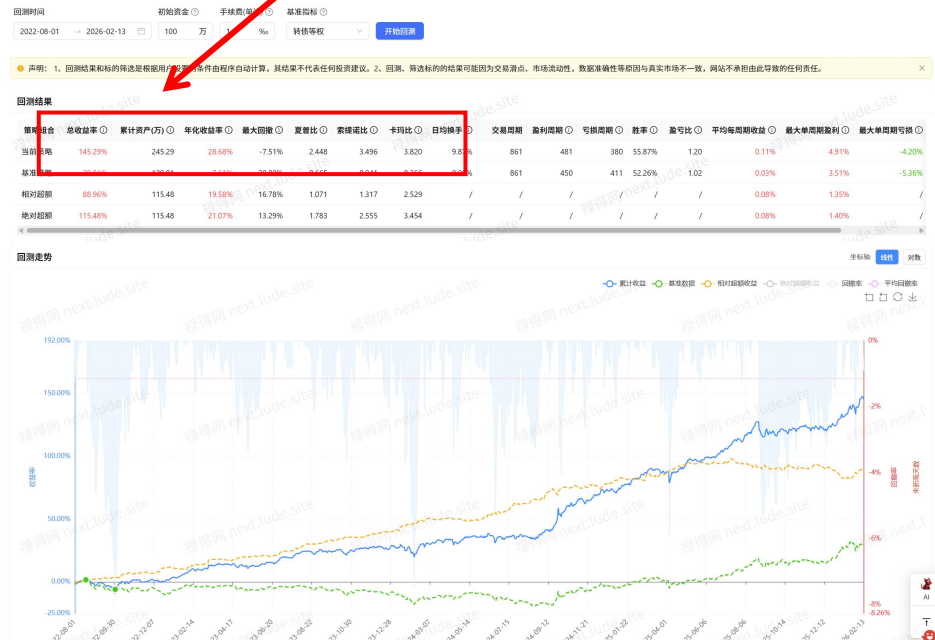
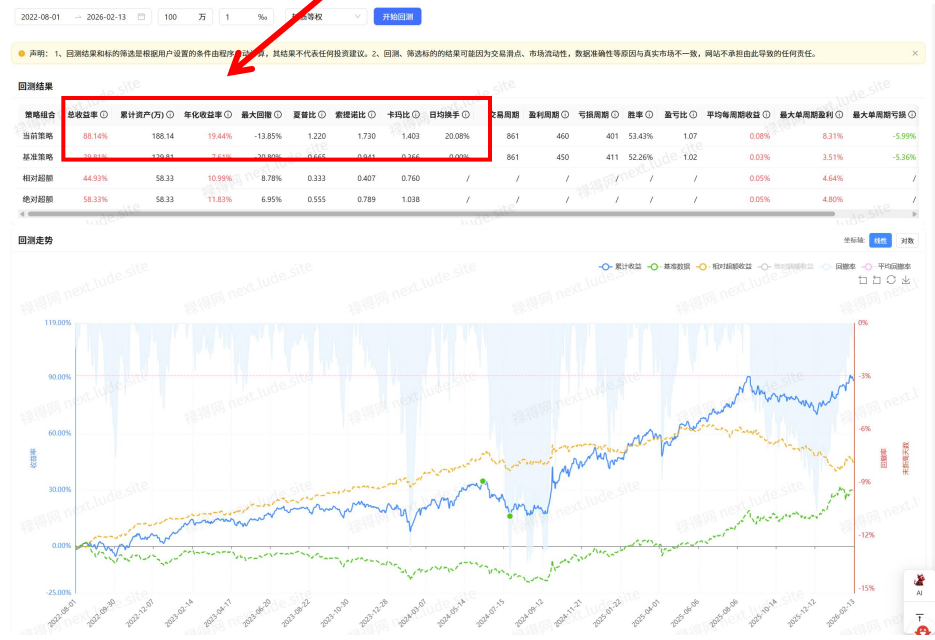
选择参数

收盘价_大于



实例说明

举例用四因子策略最终优化后的回测结果对比



优化前策略

当前策略: **超参搜索策略1**

↓ 重新优化 | 查看策略 | + 另存策略 | □ 新建空白策略 | 与 切换策略

基础设置

标的池: * 换手频率类型: 全市场 | 提交频率: 1 | 等金额: 100 % | 数量: 1 | 持仓范围: 0 - 10 | 持仓阈值: 0 | 持仓时间: 0 | 日内止盈/损: 3.20 %

排除赎回状态: 排除ST | 排除新低 | 排除强赎剩余计数: 5 | 排除市场: 天 | 排除企业类型: 天 | 排除地域: 天 | 排除外部评级: C | CC | CCC | 排除三方评级: 10 | 9 | B |

排除行业: 排除指定转债: 天 | 天

排除因子

因子*	比较符*	值*	操作
收盘价	大于	170	✕
收盘价	小于	95	✕
剩余规模(亿)	大于	5	✕
剩余年限	小于	1	✕
强赎剩余计数	小于	3	✕

打分因子

因子*	方向偏好*	权重*	缺失值处理	中性化	操作
双低	越小越好	4	—不处理—	—不处理—	✕
转债溢价率	越小越好	2	—不处理—	—不处理—	✕
正股年化波动率	越大越好	1	—不处理—	—不处理—	✕
剩余规模(亿)	越小越好	2	—不处理—	—不处理—	✕

策略回测 | 盘中选估 | 盘后选估 | 分箱 | 使用说明

回测时间: 2022-08-01 → 2026-02-13 | 初始资金: 100 万 | 手续费(单边): 1 % | 基准指标: 转债等权 | 开始回测

优化后策略

当前策略: **超参搜索策略_n**

↓ 重新优化 | 查看策略 | + 另存策略 | □ 新建空白策略 | 与 切换策略

基础设置

标的池: * 换手频率类型: 全市场 | 提交频率: 1 | 等金额: 100 % | 数量: 1 | 持仓范围: 0 - 10 | 持仓阈值: 0 | 持仓时间: 0 | 日内止盈/损: 4.30 %

排除赎回状态: 排除ST | 排除新低 | 排除强赎剩余计数: 5 | 排除市场: 天 | 排除企业类型: 天 | 排除地域: 天 | 排除外部评级: C | CC | CCC | 排除三方评级: 10 | 9 | B |

排除行业: 排除指定转债: 天 | 天

排除因子

因子*	比较符*	值*	操作
收盘价	大于	169.5	✕
收盘价	小于	101	✕
剩余规模(亿)	大于	10.1	✕
剩余年限	小于	1	✕
强赎剩余计数	小于	10	✕

打分因子

因子*	方向偏好*	权重*	缺失值处理	中性化	操作
双低	越小越好	1	—不处理—	—不处理—	✕
转债溢价率	越小越好	5	—不处理—	—不处理—	✕
正股年化波动率	越大越好	2	—不处理—	—不处理—	✕
剩余规模(亿)	越小越好	7	—不处理—	—不处理—	✕

策略回测 | 盘中选估 | 盘后选估 | 分箱 | 使用说明

回测时间: 2022-08-01 → 2026-02-13 | 初始资金: 100 万 | 手续费(单边): 1 % | 基准指标: 转债等权 | 开始回测

原四低策略高维度搜个50次

- 控制搜索空间的膨胀

超参调优 可转俄 超参搜索策略1(0699bdb0-beca-7037-8000-9c59da247c32) 历史调优

超参数量: 8 总空间大小: 1亿 试验次数: 50 继续调优

排除因子调优

因子名称	比较符	值
收盘价	大于	170
收盘价	小于	95
剩余规模(亿)	大于	<input type="text" value="最小值 5"/> <input type="text" value="最大值 10"/> <input type="text" value="步长 1"/>
剩余年限	小于	<input type="text" value="最小值 1"/> <input type="text" value="最大值 5"/> <input type="text" value="步长 0.5"/>
强赎剩余计数	小于	<input type="text" value="最小值 5"/> <input type="text" value="最大值 10"/> <input type="text" value="步长 1"/>

打分因子调优

因子	方向偏好	权重
双低	越小越好 <input type="text" value="最小值 1"/> <input type="text" value="最大值 10"/> <input type="text" value="步长 1"/>	
纯债溢价率	越小越好 <input type="text" value="最小值 1"/> <input type="text" value="最大值 10"/> <input type="text" value="步长 1"/>	
正股年化波动率	越大越好 <input type="text" value="最小值 1"/> <input type="text" value="最大值 10"/> <input type="text" value="步长 1"/>	
剩余规模(亿)	越小越好 <input type="text" value="最小值 1"/> <input type="text" value="最大值 10"/> <input type="text" value="步长 1"/>	

其它参数调优

止盈比例: 5.700000000000002 %

目标函数设置

目标函数: 总收益率 方向偏好: 越大越好

The screenshot shows a hyperparameter tuning interface. At the top right, there are statistics: '超参数量: 8', '总空间大小: 1亿', and '试验次数: 50'. A red arrow points to '总空间大小: 1亿'. Below this, there are two main sections: '排除因子调优' (Exclusion Factor Tuning) and '打分因子调优' (Scoring Factor Tuning). In the '排除因子调优' section, there is a table with columns for '因子名称', '比较符', and '值'. The '值' column contains input fields for minimum, maximum, and step values. A red box highlights these input fields, and a red arrow points to it. In the '打分因子调优' section, there is a table with columns for '因子', '方向偏好', and '权重'. The '方向偏好' column contains dropdown menus and input fields for minimum, maximum, and step values. A red box highlights these input fields, and a red arrow points to it. At the bottom left, there is a section for '其它参数调优' (Other Parameter Tuning) with a text input field for '止盈比例'. A red box highlights this field, and a red arrow points to it. At the bottom, there is a section for '目标函数设置' (Objective Function Settings) with a dropdown for '目标函数' and a dropdown for '方向偏好'.

加因子

- 在原有调整好的策略上逐个增加因子

超参调优 可转债 超参搜索策略_最终(0699c35f-fc92-7806-8000-57f9185267f4) 历史调优 超参数量: 2 总空间大小: 60 试验次数: 60 继续调优

排除因子调优

因子名称	比较符	值
收盘价	大于	169.5
收盘价	小于	101
剩余规模(亿)	大于	10.1
剩余年限	小于	1
强赎剩余计数	小于	10

打分因子调优

因子	方向偏好	权重
双低	越小越好	1
纯债溢价率	越小越好	5
正股年化波动率	越大越好	2
剩余规模(亿)	越小越好	7

期权价值 理论偏离度 换手率 纯债溢价率
前收盘价 理论溢价率

最小值 1 最大值 10 步长 1

其它参数调优

止盈比例: 4.30 %

分区间段优化法

策略回测 盘中选债 盘后选债 分箱

回测时间 初始资金(?) 手续费(单边)(?) 基准指标(?)

2018-01-02 → 2024-12-31 × 100 万 1 ‰ 转债等权

2018年 1月 2018年 2月

一	二	三	四	五	六	日	一	二	三	四	五	六	日
1	2	3	4	5	6	7	29	30	31	1	2	3	4
8	9	10	11	12	13	14	5	6	7	8	9	10	11
15	16	17	18	19	20	21	12	13	14	15	16	17	18
22	23	24	25	26	27	28	19	20	21	22	23	24	25
29	30	31	1	2	3	4	26	27	28	1	2	3	4
5	6	7	8	9	10	11	5	6	7	8	9	10	11

2018-01-02起 2022-08-01起 近3年 近1年 近6月 近1月

24年前的数据做训练集，再把优化后的策略增加25年至今的数据回测作为测试集

搞点禄友的想法

• 大乱斗

超参数量: 9 总空间大小: 10亿 试验次数: 500 正在调优
已运行时间: 57秒

超参调优 可转债 大乱斗 (0699b3d1-8f87-70f6-8000-ce85a7553644) 历史调优

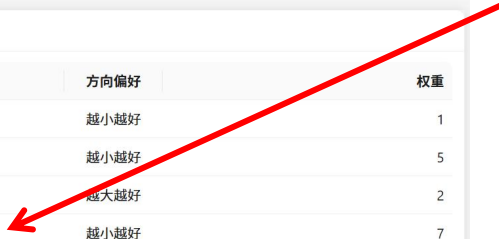
排除因子调优

因子名称	比较符	值
收盘价	大于	169.5
收盘价	小于	101
剩余规模(亿)	大于	10.1
剩余年限	小于	1
强赎剩余计数	小于	10

打分因子调优

因子	方向偏好	权重
双低	越小越好	1
纯债溢价率	越小越好	5
正股年化波动率	越大越好	2
剩余规模(亿)	越小越好	7
期权价值	越大越好	最小值 1 最大值 10 步长 1
理论偏离度	越小越好	最小值 1 最大值 10 步长 1
理论溢价率	越小越好	最小值 1 最大值 10 步长 1
修正溢价率	越小越好	最小值 1 最大值 10 步长 1
转股溢价率	越小越好	最小值 1 最大值 10 步长 1
到期收益率	越大越好	最小值 1 最大值 10 步长 1
转股价值	越大越好	最小值 1 最大值 10 步长 1
5日换手率	越大越好	最小值 1 最大值 10 步长 1
5日超额涨跌幅	越大越好	最小值 1 最大值 10 步长 1

其它参数调优



三月份发帖主题活动——“策略改进”

- 思想的分享与碰撞，产生价值的火花

☆ 精华帖子

发布于 3天前

☆ 精华 可转债“死亡倒计时”避雷指南：一个公式从-18%到29%

发布于 5天前

☆ 精华 打开可转债投资的新大门：我学习使用裸得网的心得体

发布于 6天前

☆ 精华 回顾一下我的可转债历程

发布于 2026-02-04

☆ 精华 转债统计指标连连看（数据截止时间2026年02月03日）

目录

- 一、残酷的真相：为什么在强赎倒计时里...
- 二、杀溢价的本质：债性消失，股性裸奔
- 三、排雷实战：双因子过滤模型
- 四、自定义避坑因子（直接可用）
- 五、策略效果
- 六、关键认知升级

为什么这个公式有效？

转债统计指标连连看（数据截止时间2026年02月03日）

☆ 精华 可转债“死亡倒计时”避雷指南：一个公式从-18%到29%

更新时间：2026-02-18

裸得QMT实盘 扫雷 自定义 自定义因子

一、残酷的真相：为什么在强赎倒计时里总是亏钱？

在可转债投资中，有一个隐形杀手正悄然吞噬着收益——强赎倒计时杀溢价。

根据裸得网回测显示：如果每天持有全部处于强赎倒计时的可转债，从新规实施后到2025年12月31日，累计收益率为-18.41%。强赎倒计时转债持续产生稳定的负超额收益。

这不是运气不好，而是结构性陷阱。

回测结果如下：

基础设置

标的池 持仓频率类型 持仓频率 持仓权重 标的的最大仓位 持有范围 持仓阈值

策略 提交截止日期 1 % 持仓金额 100 % 数量 1 100

持仓时间 日内止盈/损

作者

波若波罗密

1文章 4粉丝

已关注

转债会员

推荐

796七磊

建议奖励: 1500 积分

推荐理由: 2026年1月、2月发帖活动主题精华帖奖励1500积分

2026-02-20 09:59:00

结合版主意见，最终确定 ☆ 奖励: 1500 积分

2026-02-20 10:02:19

置顶管理

当前状态: 未置顶

置顶

合作伙伴

答疑环节

从传统手搓到智能优化的演进

实例说明



抽奖环节

从传统手搓到智能优化的演进

抽奖说明

4. 活动奖项

- 抽出**3位**幸运禄友赠送**688积分礼品卡**以及**禄得纪念不锈钢马克杯**一个
- 抽出**10位**幸运禄友送出**288积分礼品卡**



796七酱

发布于 7小时前

马年新春投资许愿预期抽奖贴



踏云追梦马蹄疾，新年收益节节高！马年新春投资许愿期望池，留言抽礼品卡以及禄得纪念水杯！1. 活动说明 活动时间：m 2026年2月13日起至2026年2月23日晚八点止 2. 参与方式 在评论区按下述格式留言，即可参与积分礼品卡抽奖。格式内容可在下述的基础上自由增加。XX的马年目标：m 预期收...

👍 10 💬 92条评论 ☆ 1 ➤ 0

抽奖



学债之路 · 2026-02-14 回复

学债之路的马年目标：

预期收益率：跑赢转债等权

最大回撤控制：15%

写给自己的马年寄语：希望马年我能QMT转债之路一切顺利，控制回撤，跑赢等权。学债之路，学习群友，提高策略收益。



jun0567 · 2026-02-14 回复

马年目标：

预期收益率：30%

最大回撤控制：5%

写给自己的马年寄语：坚持下去，不断前进！



熊猫不回撤 · 2026-02-14 回复

熊猫不回撤的马年目标：

预期收益率：30%

最大回撤控制：8%

写给自己的马年寄语：更勇敢，更坚定，不断前进！



goon · 2026-02-14 回复

GOON的马年目标：

预期收益率：25%

最大回撤控制：8%

写给自己的马年寄语：多年以后，面对巨额财富，我会想起遇到禄得的那个下午



超仔超仔 · 2026-02-14 回复

超仔超仔的马年目标：

预期收益率：10%

用户名	预期收益率	预期最大回撤	马年祝福	抽奖编号
木贞王旋	50%	12%	祝禄得家人们收益高、回撤低、不用卷、事事顺	1
Robin1119	30%	10%	马上有钱！	2
风火连城	50%	15%	祝禄友们在崭新的马年都能找到高收益低回撤的策略，躺平发财	3
钮钴禄-亚亚亚亚飞	30%	5%	早日退休！	4
华仔	15%	10%	大展宏图	5
Baobo	15%	5%	希望在新的一年里，摸索出一套稳定的投资框架，对量化有更深入的理解，不投机，不急不躁，稳稳滚雪球	6
going	25%	5%	本金在，青山在；回撤小，退休早	7
帕累托最优	20%以上	10%以内	愿祖国在我有生之年成为世界第一强国，华夏子孙生生不息连绵不绝	8
lidia	35%	5%	马蹄疾踏征途，满仓涨停步步高	9
magic98	25%	9%	找到适合自己的策略	10
z13777869196 (桂三先生)	30%	10%	坚守策略！	11
tricle	30%	10%	身体健康，早日退休	12
黄浦飞	15%	15%	平静愉悦的生活比收益率更重要，FIRE倒计时两年开始~	13
西吉	20%	8%	量化之避稳趋图之，希望新的一年里祝禄友们在牛市时来运转	14
Angela美丽	30%	10%	祝家人们提出好策略并能够坚定执行策略，穿越牛熊，长期收益取得一条长期向上的曲线	15



感谢禄友们
