

国债期货和国债 ETF 的统计套利策略（下篇）

研究院 量化组

研究员

高天越

☎ 0755-23887993

✉ gaotianyue@htfc.com

从业资格号: F3055799

投资咨询号: Z0016156

李逸资

☎ 0755-23887993

✉ liyizi@htfc.com

从业资格号: F03105861

投资咨询号: Z0021365

李光庭

☎ 0755-23887993

✉ liguangting@htfc.com

从业资格号: F03108562

投资咨询号: Z0021506

联系人

黄煦然

☎ 0755-23887993

✉ huangxuran@htfc.com

从业资格号: F0310959

王博闻

☎ 0755-23887993

✉ wangbowen@htfc.com

从业资格号: F03149658

投资咨询业务资格:

证监许可【2011】1289号

摘要

本文为国债期货和国债 ETF 的统计套利策略研究的下篇。在上篇中，我们介绍了如何使用卡尔曼滤波算法动态估计时变参数，捕捉两者之间的时变均衡关系，并在两个国债 ETF 上进行测试，验证了算法的有效性。本文将在上篇模型建立的基础上，围绕卡尔曼滤波算法中的新息序列展开分析，探讨如何捕捉两者关系中的异常部分并构建统计套利策略。

我们同样在两个国债 ETF 进行了回测以进行相互印证。回测结果显示，改进后的统计套利策略在两只 30 年期国债 ETF 上均能实现正向收益和较低回撤。其中，在 511130.SH 上实现费后年化收益率 2.28%、夏普比率 1.98 和卡玛比率 3.57 的表现；在 511090.SH 上实现费后年化收益率 3.68%、夏普比率 2.53 和卡玛比率 4.52 的表现。验证了策略的有效性与不同资产上的适用性。但同时，交易成本对策略净收益影响显著，在实际执行中需重点关注流动性管理与交易成本控制。

目录

摘要 1

统计套利策略的改进 4

 ■ 异常捕捉——小波变换 4

 ■ 异常捕捉——数据驱动的新息波动率预测 5

 ■ 异常捕捉——市场状态识别 6

统计套利策略表现 9

 ■ 回测设置 9

 ■ 回测表现 9

 ■ 总结 14

参考文献 14

图表

图 1：对新息 v_t 序列进行的小波变换分解 | 单位：无 5

图 2：国债 ETF 收益率对应的市场状态 | 单位：% 7

图 3：国债期货收益率对应的市场状态 | 单位：% 7

图 4：新息 v_t 序列对应的市场状态 | 单位：无 8

图 5：滚动窗口遍历阈值 P_0 和 P_1 示意 | 单位：% 8

图 6：511130.SH 套利策略净值走势 | 单位：无 9

图 7：511130.SH 套利策略不同交易成本下的净值走势 | 单位：无 11

图 8：511090.SH 套利策略净值走势 | 单位：无 12

图 9：511090.SH 套利策略不同交易成本下的净值走势 | 单位：无 13

表 1：511130. SH 套利策略表现 10

表 2：511130. SH 套利策略各年份表现对比 10

表 3：511130. SH 套利策略不同交易成本下的净值表现对比 11

表 4：511090. SH 套利策略表现 12

表 5：511090. SH 套利策略各年份表现对比 12

表 6：511090. SH 套利策略不同交易成本下的净值表现对比 13

统计套利策略的改进

在上篇报告中，我们提到了统计套利主要分为四个步骤：资产选择、描述关系、异常捕捉和执行交易，并对其中的资产选择和描述关系两个环节展开了探讨。关于如何描述国债期货和国债 ETF 之间的均衡关系，我们在上篇中引入了流动性因子，并在此基础上使用了卡尔曼滤波算法对国债期货和国债 ETF 进行建模，其中

$$v_t = z_t - H_t \hat{x}_{t|t-1}$$

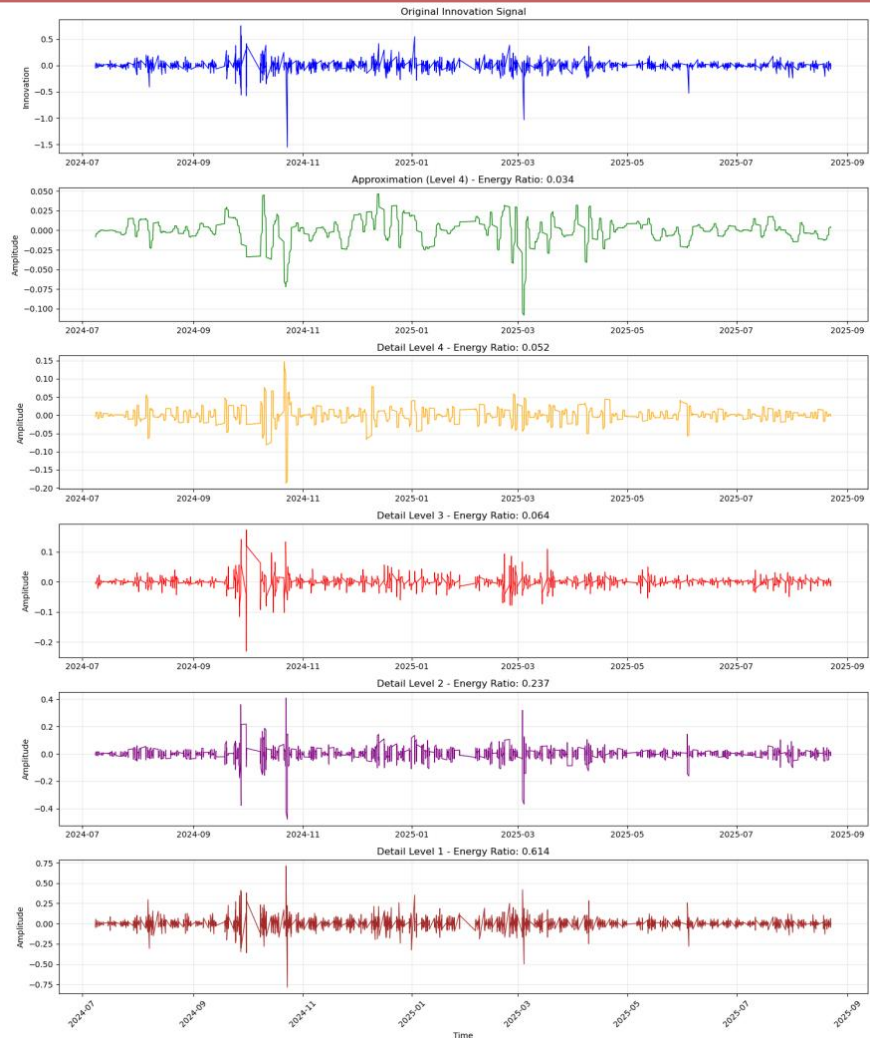
被称为新息序列，衡量的是卡尔曼滤波中观测值与模型预测观测值之间的差异。新息序列 v_t 可以类比于 OLS 模型中的残差序列，同样都是我们用来衡量套利空间大小的重要数据支撑。而本篇报告将继续参考 Johnson-Skinner et al. (2021) 的论文《A Novel Algorithmic Trading Strategy using Hidden Markov Model for Kalman Filtering Innovations》，并集中讨论异常捕捉和执行交易这两个步骤。我们将尝试通过对新息序列 v_t 进行分解、提取以及对市场状态识别等方法，更为高效地捕捉两个资产间均衡关系的异常状态，并应用到实际的统计套利策略中去。

■ 异常捕捉——小波变换

虽然新息 v_t 序列帮助我们衡量了国债 ETF 和国债期货之间价格的偏离程度，但并不是 v_t 里所有的信息都是我们想要的。时间序列通常可以被按照频率进行分解，比如可以通过傅里叶变换等算法分解成低频、中频、高频等不同频率的部分，我们同样可以将 v_t 序列中包含的信息分解为低频和高频两部分。其中低频部分往往对应的是长期漂移项，反映长期的结构性价格偏离，这种偏离可能由市场结构或机制变动所导致，也可能是由国债 ETF 的分红所导致，但这都不是我们统计套利的目标。而高频部分，往往对应着短期的波动，具备更强的均值回复特性，这可能由暂时的流动性失衡导致，也可能是市场参与者的行为偏差所导致，而这些高频部分的信息，正是我们统计套利需要进行细致分析的目标。

为此，我们对新息序列 v_t 进行了一次小波变换。小波变换是一种时频分析工具，它通过将信号分解为一组称为“小波”的基函数来研究信号。相较于傅里叶变换只在频域上进行分解，小波变换引入了时域的信息，可以更好地处理非平稳信号以及突出和刻画信号中的奇异点，由此有效地帮助我们吧原始信号分解为低频部分和高频部分的同时，保留信号中的奇异点信息。而我们只需要提取小波变换后的高频部分作为我们新的新息序列 v_t ，再进行后续的分析。

图 1: 对新息序列 v_t 进行的小波变换分解 | 单位: 无



数据来源: Wind, 华泰期货研究院

■ 异常捕捉——数据驱动的新息波动率预测

在我们前文利用残差序列 ε_t 进行统计套利机会的识别中, 我们使用到了残差序列 ε_t 的标准差做为波动率以帮助我们识别其波动范围, 而众多使用卡尔曼滤波进行统计套利的策略里也大多是使用新息 v_t 的标准差作为新息波动率的估计, 但作者引用 Thavaneswaran et al. (2019) 的研究并指出, 这种方式并不适用于不符合正态分布的新息序列。若直接使用标准差作为波动率的估计会导致失真, 进而使基于该波动率生成的交易信号偏离市场实际。为此, 作者提出了一种波动率估计的计算方式, 数据驱动的新息波动率预测 (data-driven innovation volatility forecast, DDIVF) 并指出其可以提升卡尔曼滤波算法的稳定性,

$$\hat{\sigma}_t = (1 - \alpha)\hat{\sigma}_{t-1} + \alpha \frac{|v_{t-1} - \bar{v}|}{\hat{\rho}_v}, \quad 0 < \alpha < 1,$$

其中 $\hat{\rho}_v = \text{Corr}(v_t - \bar{v}, \text{sign}(v_t - \bar{v}))$ ，而 α 则是平滑系数，可以通过最小化估计标准误差求得最优值。

从 DDIVF 的计算方式可以看出，其同样使用了递归的方式，通过动态迭代实现波动率的实时更新，而无分布依赖、数据驱动的定义方式也使得其在不同市场状态中可以稳定表现。

■ 异常捕捉——市场状态识别

对于如何定义异常状态，上篇中提到的报告《JPX 与 INE 原油探讨》和《橡胶跨境套利实证研究》（下称《橡胶》）采用的都是均值加减波动率构建通道的方式，如《橡胶》中使用的：

当 $\varepsilon_t < \text{滚动} \times \text{日} \varepsilon_t \text{ 均值} - K \text{ 倍的} \varepsilon_t \text{ 滚动} \times \text{日标准差}$ ：做多价差；

实际上是对残差序列 ε_t 的 z-score 统计量 $z_t = \frac{\varepsilon_t - \text{Mean}(\varepsilon_t)}{\text{Std}(\varepsilon_t)}$ 使用了阈值 K 进行异常状况的界定，其中阈值 K 通常会通过一定的历史数据作为训练集，使用参数遍历等方法进行最优值的确定，然后再在策略中进行使用。

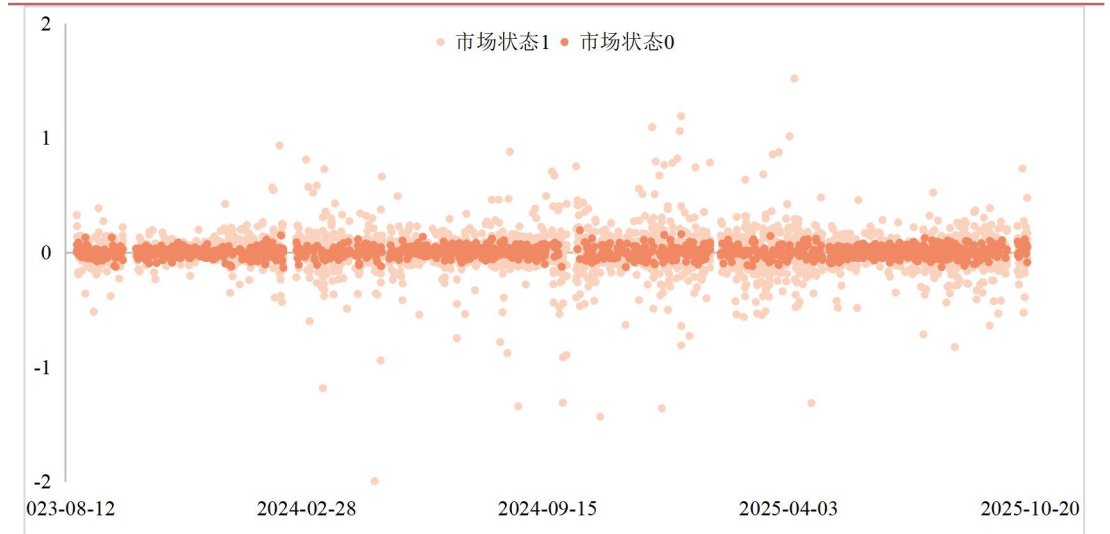
而对于新息序列 v_t ，我们当然也可以进行相同的操作，结合我们前文介绍到的 DDIVF 得到 $z_t = \frac{v_t - \text{Mean}(v_t)}{\hat{\sigma}_t}$ 。但该方法的问题在于，K 值并不会随着市场状态的改变而改变，也就是说即使当前的市场状态发生了明显的改变，该方法确定异常情况的阈值仍然是不变的。但在现实情况中，市场是时变的，而“异常”在不同的市场状态下可能会有不同的界定，以市场波动为例，一个在低波动市有效的 K 值在高波动市中可能完全失效。所以更好的做法应该是去识别市场当前所处的状态，然后根据不同的市场状态对应使用不同的阈值。为此，论文作者引入了隐马尔可夫模型（HMM）以进行市场状态的识别。

与卡尔曼滤波十分类似，HMM 也引入了不可观测的隐藏状态和可观测的变量这两个概念。卡尔曼滤波中我们是使用了一个线性表达式将隐藏状态和观测值联系起来，HMM 则是通过“发射概率”这个概念将两者联系起来。HMM 假设系统的未来状态仅依赖于当前状态（马尔科夫性），这契合了金融市场的一个关键特征——波动率聚集，即高波动时期和低波动时期往往会各自持续一段时间。市场状态不会随机跳跃，而是会保持某种“趋势”或“模式”一段时间。总结，HMM 可以帮助我们根据目前市场的观测值，识别出当前的市场状态，然后我们可以根据该市场状态，在策略中使用对应的阈值参数，实现参数的动态自适应。

在论文中，作者实际上只使用了新息序列 v_t 作为观测值进行 HMM 的训练，但我们认为国债 ETF 的收益率 r_t^{ETF} 、国债期货的收益率 r_t^{TL} 、国债 ETF 的流动性因子 L_t^{ETF} 以及

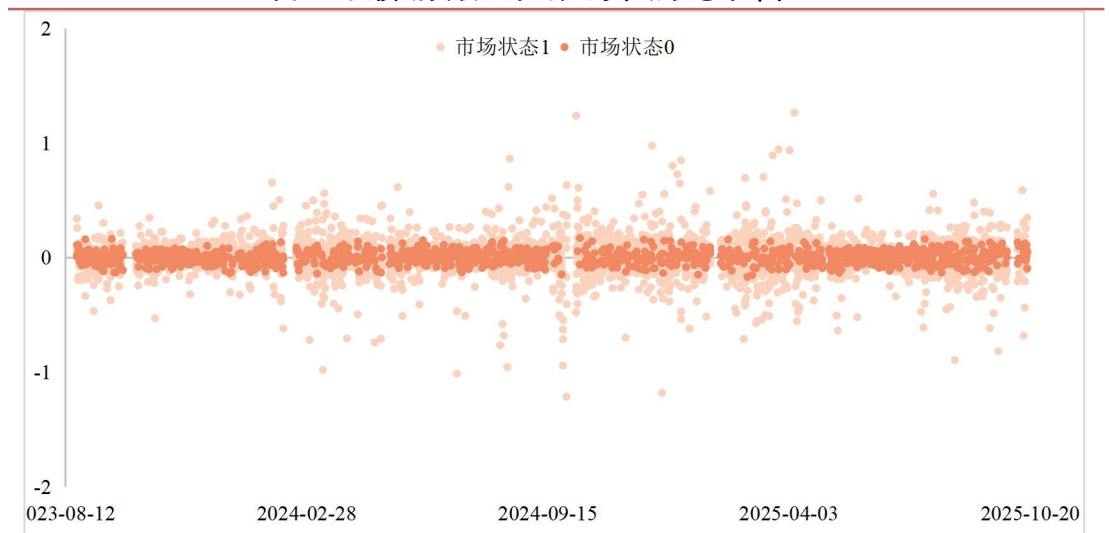
国债期货的流动性因子 L_t^{TL} 同样对当前市场状态的识别十分重要。因为收益率本身可以反映出当前的市场波动，而流动性因子则和当前市场的交易成本水平直接挂钩。因此我们的观测值从原本的一维上升到了五维。而对于市场状态数量这一超参数，数量越多固然会对市场状态更加细分，但有可能会造成过拟合的情况，所以我们人为设定了市场存在两个状态。下面是我们用全历史数据进行 HMM 训练，并对观测值的不同维度数据，进行了市场状态划定

图 2: 国债 ETF 收益率对应的市场状态 | 单位: %



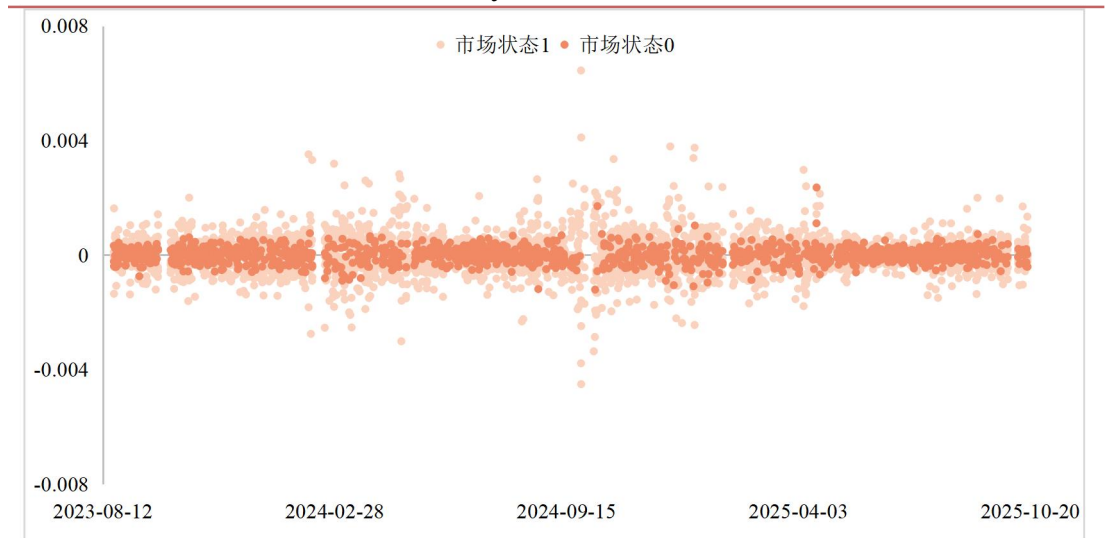
数据来源: Wind, 华泰期货研究院

图 3: 国债期货收益率对应的市场状态 | 单位: %



数据来源: Wind, 华泰期货研究院

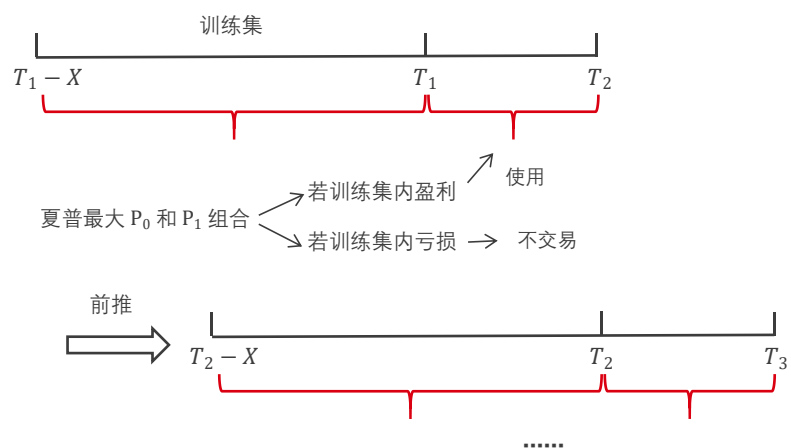
图 4: 新息序列 v_t 对应的市场状态 | 单位: 无



数据来源: Wind, 华泰期货研究院

从图中可以看出, 市场状态 0 代表了市场处于相对平稳的状态, 而市场状态 1 则代表了市场处于相对动荡的状态。由此我们实现了对市场状态的动态识别, 接下来则是通过划定训练集, 测试在市场状态 0 和 1 下, 分别选择多大的阈值 P_0 和 P_1 可以使得训练集内的策略夏普最大化。对于阈值 P_0 和 P_1 的选择, 我们使用滚动窗口的方法, 每隔一段时间使用过去固定窗口的历史数据, 进行网格遍历寻找最大化夏普的 P_0 和 P_1 最优组合, 若最优组合仍无法在训练集内实现盈利, 说明该策略在最近的市场环境中适用性不足, 则在接下来的这段时间选择空仓, 等待下一次参数更新的节点再做观察。

图 5: 滚动窗口遍历阈值 P_0 和 P_1 示意 | 单位: %



数据来源: Wind, 华泰期货研究院

统计套利策略表现

■ 回测设置

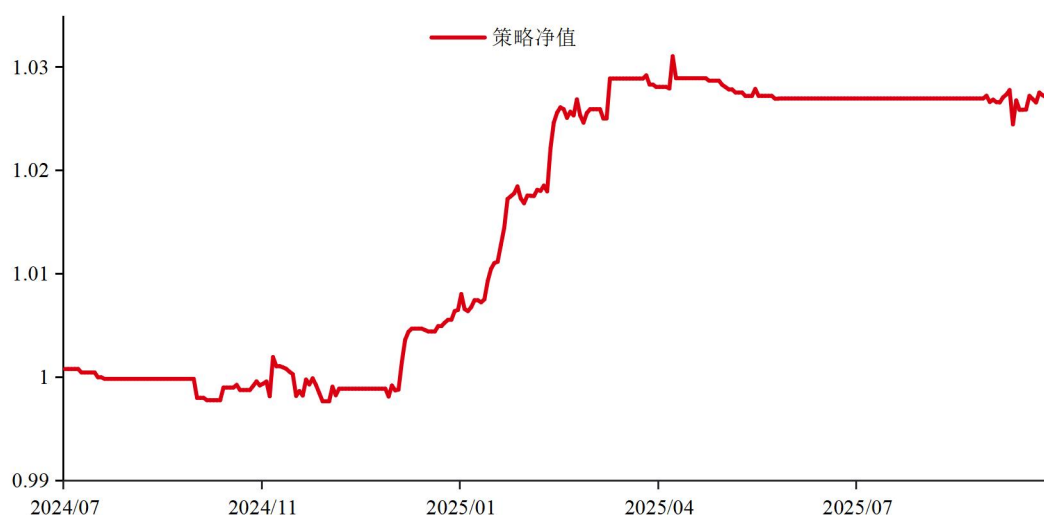
我们将使用 511130.SH 和 511090.SH 这两个 ETF 品种上市至 2025/10/31 的数据进行回测，以检验策略的有效性。在合约选择上，我们使用 TL 主力合约。在频率方面，我们使用了 30 分钟频率的 K 线数据，并在每条 K 线结束时使用收盘价按我们上述的策略思路进行信号计算，如果涉及到开仓和平仓的操作，则使用下一条 K 线的开盘价进行操作，而每天开盘的时候，不进行任何仓位的调整。

我们假设账户起始资金为 1000 万，综合保证金占用和 TL 历史波动情况，设定账户 90% 的资金用于国债 ETF 交易，10% 的资金用于国债期货交易的保证金。考虑到每张国债期货合约的面额较大而国债 ETF 的颗粒度相对较好，为了确保套利组合的敞口问题，每次开仓前先计算账户资金的 90% 作为现货端目标仓位，并按照模型得出的对冲比率，计算对应当前名义本金下的期货最大开仓手数，然后按照最大开仓期货手数的名义本金倒推同样按照对冲比率下的 ETF 最大开仓手数。对于交易成本，我们设置国债 ETF 开平仓的滑点为 3 跳，开平仓的手续费为万 0.85；而 TL 开平仓的滑点为 1 跳，开平仓的手续费为 3 元/手。

■ 回测表现

511130.SH 回测表现：

图 6: 511130.SH 套利策略净值走势 | 单位：元



数据来源：Wind，华泰期货研究院

表 1: 511130.SH 套利策略表现

	年化收益率	最大回撤	夏普比率	卡玛比率	滑点支出	手续费支出	扣费后盈亏	胜率
511130.SH	2.28%	-0.64%	1.98	3.57	38.27 万	14.01 万	27.07 万	55.90%

数据来源：Wind，华泰期货研究院

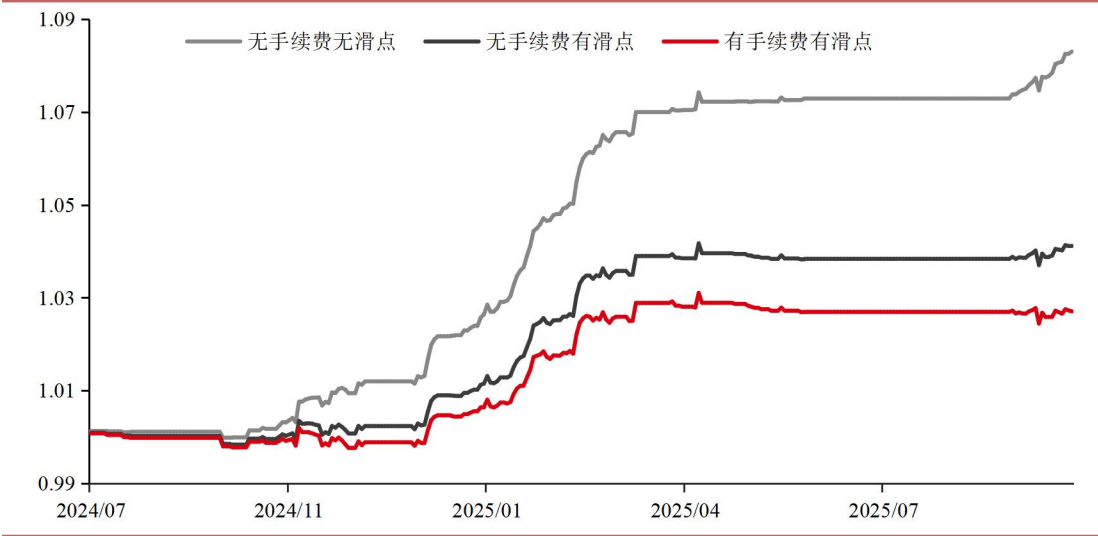
表 2: 511130.SH 套利策略各年份表现对比

	2024	2025
年化收益率	0.35%	3.32%
最大回撤	-0.42%	-0.64%
夏普比率	0.33	2.77
卡玛比率	0.82	5.19
最大回撤开始时间	2024/11/06	2025/05/09
最大回撤结束时间	2024/11/27	2025/10/10

数据来源：Wind，华泰期货研究院

由于 511130.SH 的上市时间较晚，除去建模所需的历史数据，回测的时间不长，如果分年度观察策略表现，2024 年因为样本量不足所以无法重复体现策略表现，策略收益主要集中在 2025 年。在回测过程中，我们发现在 2024 年 8 月以及 2025 年 7 月前后，策略都出现了训练集内经过参数遍历优化后仍无法盈利的情况，所以在后续的时间里策略并没有进行交易，而从我们事后来看，策略若继续进行交易的确会导致进一步的亏损，这也证明了我们进行信号筛选的有效性。此外，滑点和手续费的支出较大程度地影响着策略的表现，其中滑点支出甚至超过策略最后的总盈利，所以在我们总结的统计套利四步中，执行交易同样不可忽略。而考虑到国债 ETF 的手续费存在减免的可能性，也为了更直观的体现交易成本对策略表现的影响，我们下面分别回测没有手续费没有滑点、没有手续费但有滑点以及前文的有手续费有滑点这三种情况并做比较，

图 7: 511130.SH 套利策略不同交易成本下的净值走势 | 单位: 无



数据来源: Wind, 华泰期货研究院

表 3: 511130. SH 套利策略不同交易成本下的净值表现对比

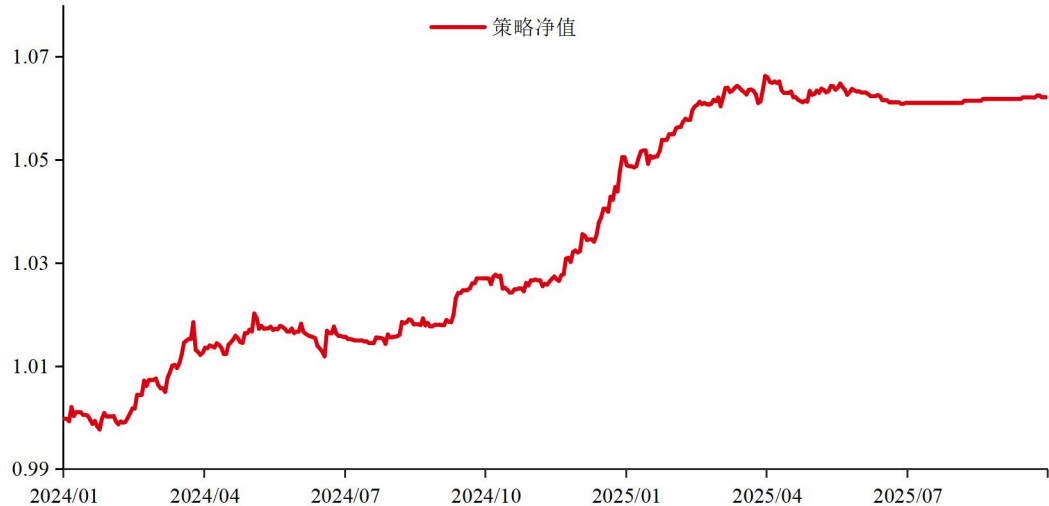
	无手续费无滑点	无手续费有滑点	有手续费有滑点
年化收益率	6.98%	3.47%	2.28%
最大回撤	-0.25%	-0.45%	-0.64%
夏普比率	5.37	2.96	1.98
卡玛比率	27.89	7.68	3.57
盈亏比	1.58	1.67	1.45
胜率	80.20%	60.50%	55.90%
最大回撤开始时间	2025/10/09	2025/05/09	2025/05/09
最大回撤结束时间	2025/10/10	2025/10/10	2025/10/10

数据来源: Wind, 华泰期货研究院

511090.SH 回测表现：

下面我们将同样的策略思路，在 511090.SH 上进行回测，以检验策略思路的适用性。

图 8: 511090.SH 套利策略净值走势 | 单位：无



数据来源：Wind，华泰期货研究院

表 4: 511090. SH 套利策略表现

	年化收益率	最大回撤	夏普比率	卡玛比率	滑点支出	手续费支出	扣费后盈亏	胜率
511090.SH	3.68%	-0.81%	2.53	4.52	97.23 万	37.09 万	62.10 万	51.30%

数据来源：Wind，华泰期货研究院

表 5: 511090. SH 套利策略各年份表现对比

	2024	2025
年化收益率	4.67%	2.42%
最大回撤	-0.81%	-0.51%
夏普比率	2.79	2.19
卡玛比率	5.73	4.79
最大回撤开始时间	2024/05/16	2025/04/09
最大回撤结束时间	2024/06/28	2025/07/04

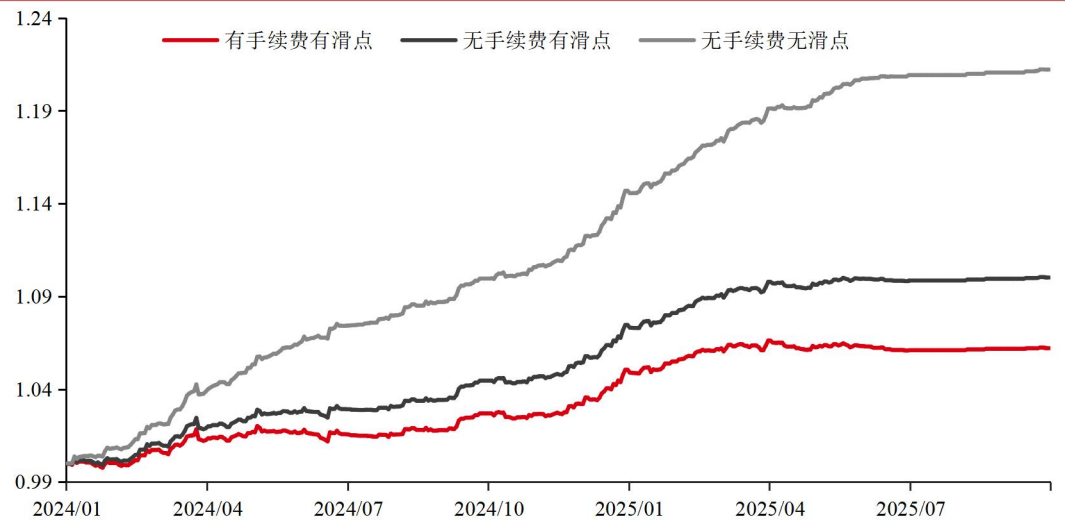
数据来源：Wind，华泰期货研究院

而 511090.SH 的上市时间相对早一些，所以有更多的回测历史以供参考。首先，我们可以看到策略在 511090.SH 上的回测同样表现不错，说明了策略思路在不同资产上的适用性。其次我们发现，策略在 2024 年贡献了较多收益，而在 2025 年下半年，策略净值

波动明显变小，与 511130.SH 的同期回测表现类似。结合行情分析，2025 年 7 月中旬开始，长端迎来了一波明显下调。此时出于市场对冲需求，从 7 月中旬至 8 月中旬，TL 相较于 ETF 处于超跌情况，但因为 ETF 的做空限制，策略在该段时间内并没有什么交易的机会。

同样，为了体现交易成本对策略表现的影响，我们回测了 511090.SH 在不同交易成本设置下的表现。

图 9: 511090.SH 套利策略不同交易成本下的净值走势 | 单位：无



数据来源：Wind，华泰期货研究院

表 6: 511090.SH 套利策略不同交易成本下的净值表现对比

	无手续费无滑点	无手续费有滑点	有手续费有滑点
年化收益率	12.24%	5.89%	3.68%
最大回撤	-0.52%	-0.60%	-0.81%
夏普比率	7.76	4.01	2.53
卡玛比率	23.60	9.84	4.52
盈亏比	2.07	1.82	1.64
胜率	76.50%	57.30%	51.30%
最大回撤开始时间	2024/04/03	2024/04/03	2024/05/16
最大回撤结束时间	2024/04/08	2024/04/10	2024/06/28

数据来源：Wind，华泰期货研究院

■ 总结

本报告围绕 30 年期国债期货与国债 ETF 之间的价差展开研究，重点探讨了传统统计套利方法在利率资产中的局限性，并提出了一套改进的统计套利框架。而本文作为上篇的延续，重点围绕卡尔曼滤波生成的新息序列，展开异常捕捉与策略执行部分的研究，构建统计套利策略，并在两只 30 年期国债 ETF 上进行了回测验证。

本文首先通过小波变换将新息序列分解为高频与低频部分，聚焦短期均值回复机会，提升信号质量。随后，引入数据驱动的新息波动率预测（DDIVF）替代传统标准差估计，增强模型对非正态分布的适应性。为进一步实现参数的动态自适应，本文采用隐马尔可夫模型（HMM）识别市场状态，并根据不同状态设定差异化阈值，提升策略在不同市场环境下的稳健性。

回测结果显示，改进后的策略在两只 ETF 上均表现优异：

- 511130.SH：费后年化收益率 2.28%，夏普比率 1.98，最大回撤-0.64%；
- 511090.SH：费后年化收益率 3.68%，夏普比率 2.53，最大回撤-0.81%。

最后我们同时强调，交易成本对策略净收益影响显著，在实际执行中需重点关注流动性管理与交易成本控制。

综上所述，本报告通过流动性因子、卡尔曼滤波、小波变换、DDIVF 与 HMM 的有机结合，构建了一套适应性强的统计套利策略，为国债期货与 ETF 之间的精细化套利提供了可行路径。

参考文献

Johnson-Skinner, E., Liang, Y., Yu, N. and Morariu, A. (2021) 'A Novel Algorithmic Trading Strategy Using Hidden Markov Model for Kalman Filtering Innovations', *Computer Software and Applications Conference*, pp. 1766-71.

Thavaneswaran, A., Paseka, A. and Frank, J. (2019) 'Generalized value at risk forecasting', *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 49(20), pp. 4988-4995.

免责声明

本报告基于本公司认为可靠的、已公开的信息编制，但本公司对该等信息的准确性及完整性不作任何保证。本报告所载的意见、结论及预测仅反映报告发布当日的观点和判断。在不同时期，本公司可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。本公司不保证本报告所含信息保持在最新状态。本公司对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

本公司力求报告内容客观、公正，但本报告所载的观点、结论和建议仅供参考，投资者并不能依靠本报告以取代行使独立判断。对投资者依据或者使用本报告所造成的一切后果，本公司及作者均不承担任何法律责任。

本报告版权仅为本公司所有。未经本公司书面许可，任何机构或个人不得以翻版、复制、发表、引用或再次分发他人等任何形式侵犯本公司版权。如征得本公司同意进行引用、刊发的，需在允许的范围内使用，并注明出处为“华泰期货研究院”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。本公司保留追究相关责任的权力。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。

华泰期货有限公司版权所有并保留一切权利。

公司总部

广州市天河区临江大道1号之一2101-2106单元 | 邮编：510000

电话：400-6280-888

网址：www.htfc.com