

分解动量：被遗忘的成分 HTP

——“学海拾珠”系列之二百二十九

报告日期：2025-03-26

分析师：吴正宇

执业证书号：S0010522090001

邮箱：wuzy@hazq.com

分析师：严佳炜

执业证书号：S0010520070001

邮箱：yanjw@hazq.com

主要观点：

本文提出在传统动量策略的形成期（ $t-12$ 至 $t-2$ 月）内，以最高股价为分界点，将动量回报划分为两部分。研究发现，在动量效应产生的利润中，高达 84% 的部分可归因于峰值价格之前（即 HTP）的回报，而迄今为止的学术研究却几乎只聚焦于峰值之后（PTH）的回报。这一被忽视的部分，其回报的可预测性与投资者反应不足的潜在机制高度契合。相较于标准动量策略，基于 HTP 的长短仓回报呈现出正偏态分布，能够有效避免动量崩溃，且其表现不依赖于市场情绪和市值大小。

● 动量效应分解：HTP 对收益的预测能力高于 PTH

作者将动量因子进行分解为 HTP 和 PTH，HTP 是股票从动量形成期开始到形成期内的最高收盘价之日的对数回报。PTH 是股票从最高价之日到动量形成期结束的对数回报。基于横截面回归和多空组合检验，这两个组成部分都对整体动量现象有所贡献。基于 HTP 的多空平均回报差为 1.21%，且高度显著，但与 PTH 相关的回报溢价为 0.48%，其 t 统计量仅为 1.84。这表明与 PTH 相比，HTP 具有更强的回报可预测性。

相关报告

- 《基于树模型的有效前沿扩展——“学海拾珠”系列之二百二十八》
- 《使用深度强化学习解决高维多期环境下的组合配置——“学海拾珠”系列之二百二十七》
- 《风险规避型强化学习模型在投资组合优化中的应用——“学海拾珠”系列之二百二十六》
- 《贝塔异象的波动性之谜——“学海拾珠”系列之二百二十五》
- 《ETF 的资产配置与再平衡：样本协方差对比 EWMA 与 GARCH 模型——学海拾珠系列之二百二十四》
- 《市场对投资者情绪的反应——学海拾珠系列之二百二十三》
- 《基于语境的财务信息解读——学海拾珠系列之二百二十二》

● HTP 的收益预测能力源于投资者对持续信息的反应不足

作者对 HTP 的实证研究表明，其回报可预测性源于投资者对持续信息的反应不足，并且由此产生的回报溢价特别强劲，因为它们不受偶尔发生的严重动量崩盘的影响。此外，研究发现，被遗忘的动量成分 HTP 不仅平均优于 PTH，在最大且交易最活跃的股票中表现更为突出。

核心内容摘选自 Büsing, P., Mohrschladt, H., & Siedhoff, S. 于 2024 年在《Journal of Banking & Finance》上发表的论文《Decomposing momentum: The forgotten component》。

● 风险提示

文献结论基于历史数据与海外文献进行总结；不构成任何投资建议。

正文目录

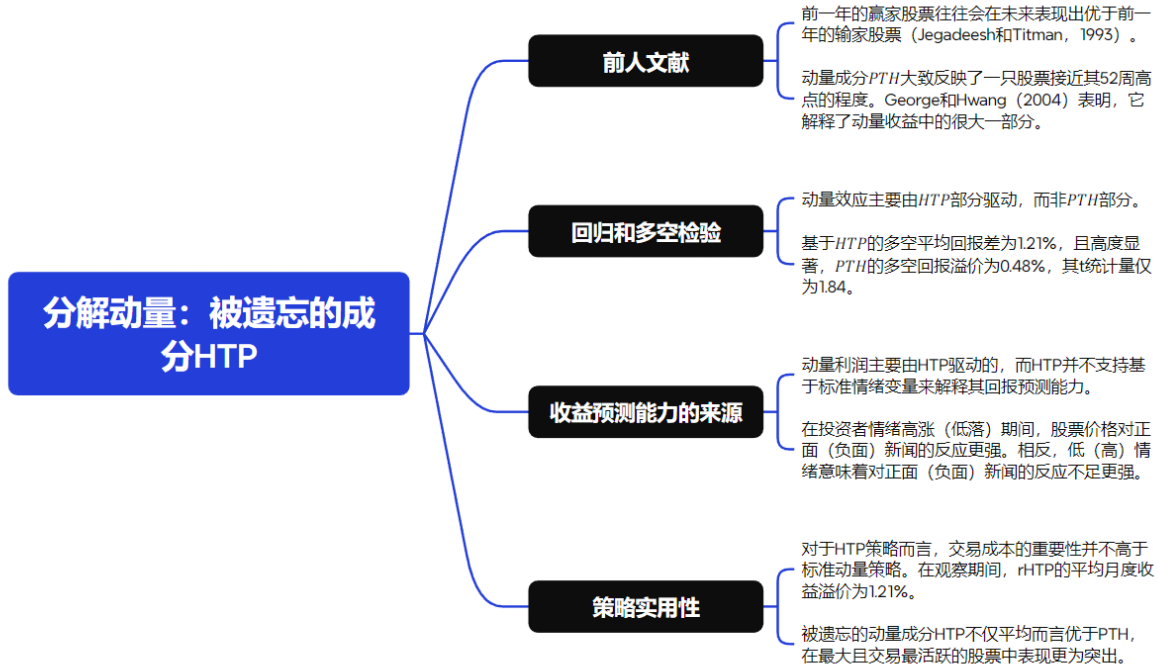
1 引言	4
2 数据和变量	6
3 来自横截面回归的证据	7
3.1 动量效应分解	7
3.2 FAMA-MACBETH 回归	9
4 时间序列分析	10
4.1 多空收益	10
4.2 动量崩溃的驱动影响	12
4.3 动量成分在崩溃特性差异上的原因	15
5 收益可预测性的来源	19
5.1 市场状态和情绪依赖	19
5.2 对持续性信息的反应不足	21
6 策略实用性探讨	22
6.1 交易成本	22
6.2 收益预测能力的市值依赖性	23
7 结论	24
风险提示:	25

图表目录

图表 1 文章框架	4
图表 2 描述性统计	7
图表 3 动量效应分解	9
图表 4 动量成分的 FAMA-MACBETH 回归	10
图表 5 月度动量因子多空收益	11
图表 6 多空累计收益	12
图表 7 动量因子多头和空头中的赢家和输家股票	13
图表 8 最极端动量崩溃的月份	14
图表 9 主要动量崩溃时期的累计多空收益	15
图表 10 动量策略多头和空头中的赢家和输家股票	16
图表 11 动量因子和其成分的相关系数	17
图表 12 动量因子时变的市场 BETA	19
图表 13 动量因子多空收益的子样本期分析	20
图表 14 动量因子的信息离散度和收益预测能力	22
图表 15 动量因子收益预测能力的市值依赖性	24

1 引言

图表 1 文章框架



资料来源：华安证券研究所整理

前一年的赢家股票往往会在随后表现出优于前一年的输家股票 (Jegadeesh 和 Titman, 1993)。在 1927 年至 2020 年的美国股票样本中, 在形成期月 ($t-12$ 至 $t-2$) 具有高动量回报的股票, 在月 t 平均比低动量股票高出 1.18%。这种动量效应是股票横截面回报中最普遍的异常现象之一。在本研究中, 将形成期回报分解为两个组成部分: **高价-价格比 (HTP)** 和 **价格-高价比 (PTH)**, 并考察这两个组成部分如何对整体动量现象做出贡献。特别地, 分解方法依赖于月份 $t-12$ 至 $t-2$ 期间的最高股票价格 P_{high} 。 **HTP 是这个高价与初始股票价格的对数比, 而 PTH 是最终股票价格与高价的对数比。**因此, 对数动量回报 MOM 可以表示如下:

$$MOM = \ln\left(\frac{P_1}{P_0}\right) = \ln\left(\frac{P_{high}}{P_0}\right) + \ln\left(\frac{P_1}{P_{high}}\right) = HTP + PTH \quad (1)$$

其中, P_0 和 P_1 分别表示动量形成期开始和结束时的股票价格。

动量成分 PTH 大致反映了一只股票接近其 52 周高点的程度。在此背景下, George 和 Hwang (2004) 表明, 它解释了动量收益中的很大一部分。基于这些开创性发现, 近年来, 52 周高点和 PTH 对股票市场的影响已得到了广泛研究。据我们所知, 剩余成分 HTP 尚未得到研究。因此, 鉴于关于 PTH 的大量文献, 本文的主要目的是为**被遗忘的成分 HTP 提供开创性证据**——特别是因为它对整体动量现象的贡献远大于 PTH 。

为了检验 HTP 和 PTH 对动量效应的相对重要性, 作者采用了传统的 (Fama 和 MacBeth, 1973) 横截面回归框架 (Guo 等, 2022)。基于这些回归分析, 动量回

报 (*MOM*) 每高出 1%，平均而言，次月的回报就会高出 1.31 个基点。作者发现，这一总效应幅度中有 84% 可以归因于 *HTP*，而只有 16% 可以归因于 *PTH*。因此，我们确定被遗忘的动量成分 *HTP*，而非被广泛研究的动量成分 *PTH*，是动量收益的关键驱动因素。

除了这种基于回归的分解外，作者还进行了十分位投资组合排序，以分别考察与 *HTP* 和 *PTH* 相关的横截面回报差异。图表 3 绘制了一个做多高 *HTP* 股票、做空低 *HTP* 股票的策略的累积回报：1927 年 1 月投资 1 美元于这样一个假设的 *HTP* 策略，到 2020 年底将变为 118,115.03 美元，而相应的 *PTH* 策略则仅获得 0.53 美元。基于这一证据，作者研究了为什么 *HTP* 策略相比 *PTH* 策略能够积累更高的回报。研究发现，*PTH* 策略遭受了严重的崩盘，即多空回报呈现出强烈的左偏。如图表 3 所示，这些偶尔的崩盘对 *PTH* 策略的糟糕表现起到了显著作用。与已有充分记录的动量崩盘 (Barroso 和 Santa-Clara, 2015; Daniel 和 Moskowitz, 2016) 类似，*PTH* 策略的表现就像市场上卖出的看涨期权，在市场从熊市反弹时会崩盘。相反，与 *HTP* 相关的多空回报略呈正偏，并且避免了动量崩盘。

鉴于 *HTP* 策略在 2009 年金融危机和 COVID-19 疫情之后避免了动量崩盘，即使在样本期内的最近一个季度，它也产生了显著的回报溢价。对于 *MOM* 策略和 *PTH* 策略而言，情况并非如此。作者发现，潜在的交易成本在规模上相似，并不会消除 *HTP* 带来的回报溢价。相应地，基于 *HTP* 的多空回报不依赖于公司规模，即使在最大五分之一的股票中也产生了显著的回报溢价 (而基于 *PTH* 的多空回报则没有)。除了这一基于美国的证据外，作者还表明，*HTP* 策略在几个国际股票市场中也产生了抗崩盘的正回报溢价。作者对国际数据进行了 (Fama 和 MacBeth, 1973) 回归分析，一致地发现 *HTP* 比 *PTH* 解释了更大比例的总体动量现象。

此外，作者首先研究了为什么 *HTP* 能够预测未来的回报。在信息持续到达的股票中，*HTP* 带来的回报溢价最为显著，且 *HTP* 策略不易发生长期反转。因此，作者的发现与投资者对持续信息的反应不足 (Da 等, 2014 年的“锅中青蛙”假设) 作为已证实的 *HTP* 带来的回报可预测性的驱动力相一致。此外，作者可以排除几种替代性解释方法，如投资者情绪或市场状态依赖性，并且发现标准因子模型无法捕捉 *HTP* 策略的平均回报。

除了研究被遗忘的动量成分 *HTP* 这一核心目标外，本文还在四个额外方向上扩展了现有文献。首先，对动量崩盘及其来源的广泛辩论做出了贡献 (Chabot 等, 2014; Barroso 和 Santa-Clara, 2015; Daniel 和 Moskowitz, 2016; Daniel 等, 2019; Luo 等, 2021; Barroso 等, 2022)。在严重市场下跌后，动量主要由其 *PTH* 成分决定，因此它会像 *PTH* 策略一样崩盘，并且无法从 *HTP* 的抗崩盘特性中获利。Barroso 和 Santa-Clara (2015) 以及 Daniel 和 Moskowitz (2016) 分别使用恒定目标波动率策略和动态策略来降低动量崩盘风险。本文表明，一个基于 *HTP* 的简单静态横截面策略也可以避免这些崩盘，而无需对投资敞口进行时间序列调整。

其次，作者对研究动量利润时间序列特性的大量文献做出了贡献。Grundy 和 Martin (2001) 表明，在市场下跌后，动量策略的市场风险敞口为负 (另见 Wang 和 Wu, 2011; Kelly 等, 2021; 以及 Theissen 和 Yilanci, 2021 关于动量时变风险敞口的研究)。 *PTH* 具有这一特性，但 *HTP* 则不然。同样，*MOM* 策略和 *PTH* 策略的盈利能力在很大程度上取决于市场条件，因为它们在市场上涨状态 (Cooper 等, 2004; Barroso 和 Wang, 2021)、高情绪期 (Stambaugh 等, 2012) 以及横截面收益分散度较低的时期 (Stivers 和 Sun, 2010) 中的平均回报更高。再次，作者发现这一观察结果不适用于 *HTP*。这些时间序列特性也经常被用来检验对整体动量现象的竞

竞争性解释（例如，见 Barberis 等，1998；Daniel 等，1998；Hong 和 Stein，1999；Grinblatt 和 Han，2005；Antoniou 等，2013；以及 Asness 等，2013 中的相应理论）。因此，实证证据使我们能够大幅缩小 HTP 带来的回报溢价的可能解释范围。例如，研究结果表明，这些回报差异的主要经济驱动因素与动量崩盘的驱动因素并不相同，因为 HTP 策略在避免这些崩盘的同时并没有牺牲回报的可预测性（Guo 等，2022）。

最后，本文的分析与研究动量子期间回报可预测性的研究相关。在这方面，Novy-Marx（2012）表明，月份 t 的动量利润是由形成月份 $t-12$ 至 $t-7$ （中间动量）驱动的，而不是由形成月份 $t-6$ 至 $t-2$ 驱动。作者表明，Novy-Marx（2012）的中间动量策略甚至比传统动量策略崩盘得更严重。此外，在横截面回归分析中，HTP 捕捉到了与中间动量相关的回报可预测性，但反之则不然。

本文的其余部分结构如下。第 2 节介绍了数据集和主要变量。在第 3 节中，使用回归分析来分解整体动量效应，并估计两个成分 HTP 和 PTH 的贡献。在第 4 节中研究了与 HTP 和 PTH 相关的多空回报，并在第 5 节中探讨了回报差异的来源。第 6 节提供了关于这些策略的实用性。第 7 节得出结论。

2 数据和变量

作者对美国股票市场的分析主要基于从证券价格研究中心（CRSP）获得的回报数据。自 1926 年 7 月开始的超额市场回报 MKT 数据来源于 Kenneth R. French 的主页。账面权益数据来自 COMPUSTAT，并且在我们的样本期开始时，部分数据也来自 Kenneth R. French 的主页。根据 Fama 和 French（1993）的做法，使用最早不超过次年 6 月底的年度资产负债表数据。

关键的股票层面变量——动量回报（MOM）、最高价至现价回报（HTP）和现价至最高价回报（PTH）——是基于 CRSP 数据计算的。MOM 定义为跳过一个月的前一年的对数回报，即 MOM 是股票在标准动量形成期（覆盖月份 $t-12$ 至 $t-2$ ）内的总回报的自然对数（Fama 和 French，1996；Carhart，1997）。HTP 是股票从动量形成期开始到股票在动量形成期内的最高收盘价 *Phigh* 之日的对数回报。PTH 是股票从这一 *Phigh* 之日到动量形成期结束的对数回报。在确定 *Phigh* 之前，价格会根据股票拆分和股息支付进行调整。因此，这些定义意味着 $MOM = HTP + PTH$ 。这三个变量用于预测月份 t 的后续回报，其中考虑了根据 Shumway（1997）提出的程序计算的退市回报。

美国样本包含了在纽约证券交易所（NYSE）、美国证券交易所（AMEX）或纳斯达克（NASDAQ）交易的所有普通美国股票。后续回报的样本期覆盖 1927 年 1 月至 2020 年 12 月，因为 CRSP 的数据可追溯至 1926 年 1 月，而我们需要 12 个月的回报数据来计算主要的股票层面变量。如果感兴趣的主要变量可以计算，即如果月份 $t-12$ 至 t 的股票回报数据可用，那么任何股票-月份观测值都包含在我们的样本中。这导致总共有 3,240,507 个股票-月份观测值。

图表 2 展示了 MOM、HTP、PTH 以及在下一节回归分析中使用的所有控制变量的汇总统计量和横截面相关系数。根据构造，HTP（PTH）总是非负（非正）的，因此其均值为正（负），并且 MOM 与 HTP 和 PTH 之间存在强相关性。

3 来自横截面回归的证据

3.1 动量效应分解

为了研究股票动量回报 $MOM_{i,t}$ (股票 i 在形成期月份 $t-12$ 至 $t-2$ 的回报) 与月份 t 的后续回报 $R_{i,t}$ 之间的关系, 对样本中的每个月 t 进行了横截面回归分析。 α_t 是截距, $\gamma_{MOM,t}$ 表示反映动量效应的斜率系数, $\epsilon_{i,t}$ 是误差项。在估计这些横截面回归时, 采用了市值加权。这一资产定价研究中的标准步骤确保了微型股不会获得不成比例的权重 (参见, 例如, Hou 等, 2020)。为简化起见, 在方程中没有展示这些市值权重, 但在所有分析中始终使用了市值加权的数值、回归和回报。

$$R_{i,t} = \alpha_t + \gamma_{MOM,t} MOM_{i,t} + \epsilon_{i,t} \tag{2}$$

图表 2 描述性统计

Table 1
Summary Statistics

This table reports time-series averages of cross-sectional summary statistics (value-weighted mean and value-weighted standard deviation) and correlation coefficients for the key variables *MOM*, *HTP*, and *PTH* as well as for all major control variables. *MOM* is the stock's log return over formation months $t-12$ to $t-2$. *HTP* refers to the return component of *MOM* realized before the formation period's highest stock price, P_{high} . *PTH* refers to the return component of *MOM* realized after the formation period's highest stock price, P_{high} . *BETA* is the market beta defined as in Hou et al. (2020) based on daily returns of month $t-1$ including one market lead and lag return. *SIZE* is the log market capitalization at the end of month $t-1$ and *BM* the book-to-market ratio based on the firm's market capitalization at the end of month $t-1$ and the book equity which is updated at the end of each June based on annual accounting data from the preceding calendar year following Fama and French (1993). *ILLIQ* denotes stock illiquidity based on months $t-12$ to $t-1$ following Amihud (2002), *REV* the stock return in month $t-1$, *IVOL* the annualized idiosyncratic return volatility of daily returns in month $t-1$ relative to the three-factor model of Fama and French (1993) as introduced by Ang et al. (2006), and *IMOM* the log intermediate momentum return from months $t-12$ to $t-7$ as in Novy-Marx (2012). The sample period covers January 1927 to December 2020.

	<i>MOM</i>	<i>HTP</i>	<i>PTH</i>	<i>BETA</i>	<i>SIZE</i>	<i>BM</i>	<i>ILLIQ</i>	<i>REV</i>	<i>IVOL</i>	<i>IMOM</i>
mean	0.12	0.26	-0.14	1.00	21.50	0.69	0.46	1.49	0.19	0.06
SD	0.23	0.18	0.13	0.99	1.76	0.77	6.13	7.16	0.12	0.17
Correlation Coefficients										
	<i>MOM</i>	<i>HTP</i>	<i>PTH</i>	<i>BETA</i>	<i>SIZE</i>	<i>BM</i>	<i>ILLIQ</i>	<i>REV</i>	<i>IVOL</i>	<i>IMOM</i>
<i>MOM</i>	1.00									
<i>HTP</i>	0.69	1.00								
<i>PTH</i>	0.68	0.01	1.00							
<i>BETA</i>	0.02	0.10	-0.08	1.00						
<i>SIZE</i>	0.23	-0.08	0.41	0.04	1.00					
<i>BM</i>	-0.17	-0.07	-0.18	-0.00	-0.21	1.00				
<i>ILLIQ</i>	-0.08	0.05	-0.19	-0.03	-0.33	0.16	1.00			
<i>REV</i>	0.00	0.01	-0.00	0.02	0.05	-0.06	0.01	1.00		
<i>IVOL</i>	-0.22	0.15	-0.48	0.09	-0.47	0.14	0.39	0.14	1.00	
<i>IMOM</i>	0.75	0.67	0.37	0.02	0.17	-0.12	-0.09	0.02	-0.16	1.00

资料来源: 《Decomposing momentum: The forgotten component》, 华安证券研究所

鉴于每个月 t 均有恒等式 $MOM_{i,t} = HTP_{i,t} + PTH_{i,t}$, 可以将估计的动量效应 $\gamma_{MOM,t}$ 分解为以下两个组成部分:

$$\hat{\gamma}_{MOM,t} = \frac{Cov(R_{i,t}, MOM_{i,t})}{\sigma_{MOM,t}^2} = \frac{Cov(R_{i,t}, HTP_{i,t})}{\sigma_{MOM,t}^2} + \frac{Cov(R_{i,t}, PTH_{i,t})}{\sigma_{MOM,t}^2}, \tag{3}$$

其中 $\sigma_{MOM,t}^2$ 反映了 $MOM_{i,t}$ 的横截面方差。因此, 动量效应是由 *HTP* 和 *PTH* 的回报可预测性驱动的。为了进一步说明这一点, 考虑以下横截面回归: $R_{i,t} = \alpha_t + \gamma_{HTP,t} HTP_{i,t} + \epsilon_{i,t}$ 和 $R_{i,t} = \alpha_t + \gamma_{PTH,t} PTH_{i,t} + \epsilon_{i,t}$, 其中 $\gamma_{HTP,t}$ 和 $\gamma_{PTH,t}$ 分别衡量了与 *HTP* 和 *PTH* 相关的回报可预测性。基于所得的回归估计值 $\hat{\gamma}_{HT,t}$ 和 $\hat{\gamma}_{PTH,t}$, 方程 (3) 可

以改写为:

$$\begin{aligned}\hat{\gamma}_{MOM,t} &= \frac{\sigma_{HTP,t}^2}{\sigma_{MOM,t}^2} \hat{\gamma}_{HTP,t} + \frac{\sigma_{PTH,t}^2}{\sigma_{MOM,t}^2} \hat{\gamma}_{PTH,t} \\ &= v_{HTP,t} \hat{\gamma}_{HTP,t} + v_{PTH,t} \hat{\gamma}_{PTH,t}\end{aligned}\quad (4)$$

其中 v 反映各自的方差比率。因此, HTP 的方差加权回报可预测性和 PTH 的方差加权回报可预测性之和等于月份 t 的动量效应。

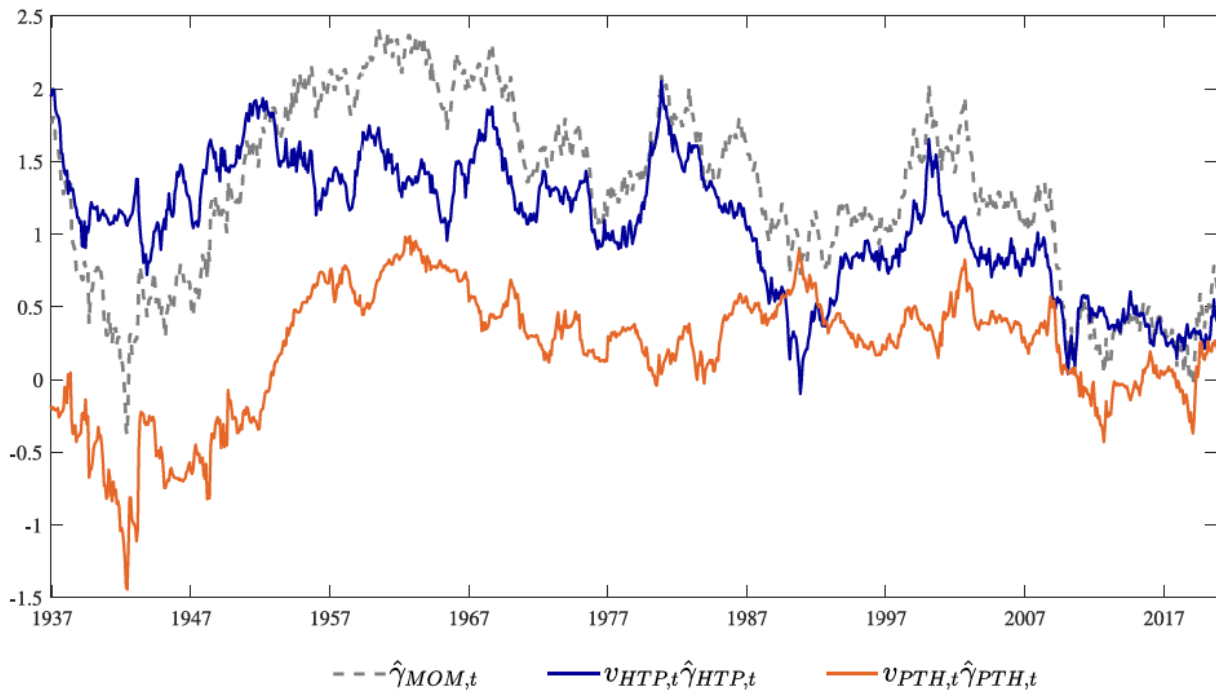
这一概念性见解使作者能够从实证角度判断 HTP 和 PTH 在动量现象中随时间变化的相对重要性。图表 3 显示了回归系数 $\hat{\gamma}_{MOM,t}$ 以及来自方程 (4) 的两个构成部分的 10 年移动平均值。与以往文献一致, $\hat{\gamma}_{MOM,t}$ 大多为正值, 但这种动量效应随时间变化而大幅波动。就本文的分解而言, 在样本期内的几乎所有 (97%) 10 年滚动区间中, HTP 部分对动量收益的贡献大于 PTH 部分。

对方程 (4) 进行时间序列平均, 可以使我们判断 1927 年至 2020 年间美国股票回报横截面中的总体动量效应。基于此样本, 得到 $\hat{\gamma}_{MOM}=1.31$, 即动量回报增加 1% 对应于后续月份平均回报增加 1.31 个基点。基于方程 (4), 总体动量效应可分解如下:

$$\begin{aligned}\hat{\gamma}_{MOM} &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T v_{HTP,t} \hat{\gamma}_{HTP,t} + \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T v_{PTH,t} \hat{\gamma}_{PTH,t} \\ \hat{\gamma}_{MOM} &= v_{HTP} \cdot \hat{\gamma}_{HTP} + Cov(v_{HTP,t}, \hat{\gamma}_{HTP,t}) + v_{PTH} \cdot \hat{\gamma}_{PTH} + Cov(v_{PTH,t}, \hat{\gamma}_{PTH,t}) \quad (5) \\ 1.31 &= 0.63 \cdot 1.73 + 0.01 + 0.36 \cdot 1.20 - 0.22\end{aligned}$$

根据图表 3 的图形证据进行量化, 总体动量效应 $\hat{\gamma}_{MOM} = 1.31$ 主要由 HTP 部分 ($1.10 = 0.63 \times 1.73 + 0.01$) 驱动, 而非 PTH 部分 ($0.21 = 0.36 \times 1.20 - 0.22$)。对方程 (5) 的进一步研究表明, 这一总体观察结果可归因于三个原因。首先, HTP 的横截面离散度大于 PTH 的横截面离散度 (即 $v_{HTP} > v_{PTH}$)。这一效应是由所采用的市值加权方法机械地导致的, 因此不再进一步探讨。其次, 如果动量形成期的回报在最高价 $Phigh$ 之前 (HTP) 实现, 而非之后 (PTH), 则显示出更强的回报可预测性 (即 $\hat{\gamma}_{HTP} > \hat{\gamma}_{PTH}$)。第三, 由于 $v_{PTH,t}$ 和 $\hat{\gamma}_{PTH,t}$ 呈负相关, PTH 部分进一步减少。作者将在第 4 节中深入探讨后两个原因的驱动力。

图表 3 动量效应分解



资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

两个组成部分的相对贡献表示如下：

$$w_{HTP} = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T v_{HTP,t} \hat{\gamma}_{HTP,t}}{\hat{\gamma}_{MOM}} \quad \text{and} \quad w_{PTH} = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T v_{PTH,t} \hat{\gamma}_{PTH,t}}{\hat{\gamma}_{MOM}}, \quad (6)$$

*HTP*在动量现象中的贡献度为 $w_{HTP} = 1.10 / 1.31 = 84\%$ ，而*PTH*的贡献度仅为 $w_{PTH} = 16\%$ 。这些观察结果与已有发现一致，即*PTH*（股票接近其52周高点的程度）只能部分解释动量收益（参见，例如，George and Hwang, 2004）。除了对这一陈述提供定性支持外，本文的分析还使我们能够量化*PTH*的相关性。与*HTP*相比，*PTH*只能解释动量现象中的一小部分。因此，*HTP*是动量现象背后的主要驱动力。

3.2 Fama-MacBeth 回归

现在以表格形式呈现横截面回归的时间序列平均值（Fama and MacBeth, 1973）。图表4的前三列显示了第3.1节中所述的*MOM*、*HTP*和*PTH*的回归系数。图表4显示，这三个变量中的每一个都能显著预测股票回报的横截面。在图表4中控制其他股票层面的变量后，*HTP*和*PTH*的回报可预测性在考虑了股票的市值贝塔（*BETA*）、公司规模（*SIZE*）、账面市值比（*BM*）、Amihud (2002)非流动性（*ILLIQ*）、前一个月的回报（*REV*）和特质回报波动性（*IVOL*）后仍然显著。

图表 4 动量成分的 Fama-MacBeth 回归

Table 2
MOM, HTP, and PTH in Fama-MacBeth-Regressions

This table reports time-series averages of monthly estimates from cross-sectional value-weighted regressions. The dependent variable is the stock return of month t ; the explanatory variables are given in the first column. *MOM* is the stock's log return over formation months $t-12$ to $t-2$. *HTP* refers to the return component of *MOM* realized before the formation period's highest stock price, P_{high} . *PTH* refers to the return component of *MOM* realized after the formation period's highest stock price, P_{high} . *BETA* is the market beta defined as in Hou et al. (2020) based on daily returns of month $t-1$ including one market lead and lag return. *SIZE* is the log market capitalization at the end of month $t-1$ and *BM* the book-to-market ratio based on the firm's market capitalization at the end of month $t-1$ and the book equity which is updated at the end of each June based on annual accounting data from the preceding calendar year following Fama and French (1993). *ILLIQ* denotes stock illiquidity based on months $t-12$ to $t-1$ following Amihud (2002), *REV* the stock return in month $t-1$, *IVOL* the annualized idiosyncratic return volatility of daily returns in month $t-1$ relative to the three-factor model of Fama and French (1993) as introduced by Ang et al. (2006), and *IMOM* the log intermediate momentum return from months $t-12$ to $t-7$ as in Novy-Marx (2012). The t -statistics in parentheses are based on standard errors following (Newey and West, 1987) using twelve lags. The sample period covers January 1927 to December 2020.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>intercept</i>	0.67 (4.60)	0.53 (3.52)	1.00 (6.88)	0.61 (4.58)	1.15 (2.46)	2.05 (4.09)	2.16 (4.44)
<i>MOM</i>	1.31 (7.01)						
<i>HTP</i>		1.73 (6.93)		1.64 (6.51)	1.60 (7.20)	1.86 (8.01)	1.68 (5.19)
<i>PTH</i>			1.20 (3.08)	1.22 (3.26)	1.33 (4.17)	0.98 (3.19)	1.01 (3.21)
<i>BETA</i>					-0.03 (-0.85)	-0.02 (-0.50)	-0.01 (-0.36)
<i>SIZE</i>					-0.03 (-1.43)	-0.06 (-2.95)	-0.06 (-3.24)
<i>BM</i>					0.14 (2.79)	0.10 (2.02)	0.10 (1.98)
<i>ILLIQ</i>						0.01 (2.12)	0.01 (2.00)
<i>REV</i>						-0.03 (-6.81)	-0.03 (-7.14)
<i>IVOL</i>						-1.40 (-5.81)	-1.37 (-5.98)
<i>IMOM</i>							0.22 (0.67)
<i>observations</i>	3,240,507	3,240,507	3,240,507	3,240,507	2,959,992	2,730,882	2,730,882

资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

作为最后一个控制变量，回归模型 (7) 考虑了 Novy-Marx (2012) 提出的月份 $t-12$ 至 $t-7$ 的对数中间动量回报 (*IMOM*)。Novy-Marx (2012) 还对总动量形成期 (月份 $t-12$ 至 $t-2$) 进行了分解，并表明动量收益主要来源于月份 $t-12$ 至 $t-7$ 。因此，*HTP* 与 *IMOM* 密切相关 (见图 2)，因为它也衡量了股票在动量形成期初期的回报。然而，虽然 Novy-Marx (2012) 使用固定的 6 个月时间范围来分割 *MOM*，但分解方法是动态的，因为它取决于 P_{high} 的时机。图表 4 表明，*HTP* 和 *PTH* 的回报可预测性并未被中间动量回报 *IMOM* 所捕获。甚至恰恰相反：在未列出的回归中，我们发现如果去掉 *HTP* 作为解释变量，*IMOM* 是一个显著为正的回报预测因子。然而，在包含 *HTP* 的情况下，图表 4 显示 *IMOM* 的系数不显著。

4 时间序列分析

4.1 多空收益

前一节记录了 *HTP* 相对于整体动量现象的不成比例的解释力。为了进一步支持这些回归结果并深入了解其背后的驱动力，分别基于 *MOM*、*HTP* 和 *PTH* 构建了多空组合回报 *WML*、*rHTP* 和 *rPTH*。在每个月 $t-1$ 结束时，根据纽约证券交易所 (NYSE) 的分位点将股票分为十分位投资组合。月份 t 的多空回报定义为顶部和底部十分位投资组合的市值加权回报之差。

图表 5 报告了传统赢家减去输家策略 *WML* 以及多空策略 *rHTP* 和 *rPTH* 的汇总统计数据。本文记录了一个显著的每月 1.18% 的动量效应。*HTP* 和 *PTH* 也产生了正的

回报差。因此，与回归证据一致，这两个组成部分都对整体动量现象有所贡献。基于 *HTP* 的多空平均回报差为 1.21%，且高度显著，但与 *PTH* 相关的回报溢价为 0.48%，其 *t* 统计量仅为 1.84。因此，尽管 *PTH* 与随后回报之间的正相关关系在性质上与 George 和 Hwang (2004) 的研究一致，但补充组成部分 *HTP* 显示出更强的回报可预测性，尽管迄今为止它尚未受到任何研究关注。这与 Fama-MacBeth 回归的结果也是一致的，该回归也揭示了与 *PTH* 相比，*HTP* 具有更强的回报可预测性。

图表 5 月度动量因子多空收益

Table 3

Monthly Long-Short Returns *WML*, *rHTP*, and *rPTH*

This table displays summary statistics for the monthly long-short portfolio returns *WML*, *rHTP*, and *rPTH*. For each month *t*, the long-short returns are calculated as the difference between top and bottom decile value-weighted portfolio returns. Stocks are allocated to these decile portfolios based on *MOM*, *HTP*, and *PTH* at the end of each month *t-1* using NYSE-breakpoints. *MOM* is the stock's log return over formation months *t-12* to *t-2*. *HTP* refers to the return component of *MOM* realized before the formation period's highest stock price, P_{high} . *PTH* refers to the return component of *MOM* realized after the formation period's highest stock price, P_{high} . The summary statistics include mean, the *t*-statistic of the mean based on (Newey and West, 1987) standard errors using twelve lags, standard deviation, annualized Sharpe ratio, skewness, kurtosis, maximum drawdown, minimum, 25%, 50%, 75%-quantile, and maximum. The sample period covers January 1927 to December 2020.

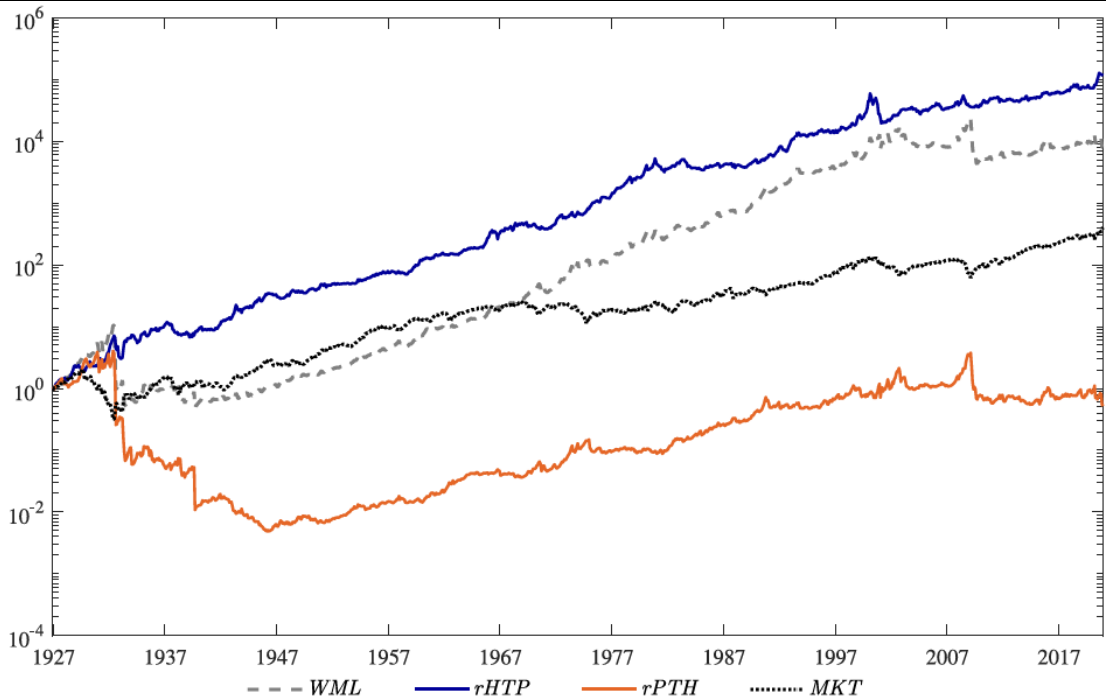
	mean	t(mean)	std	SR	skew	kurt	maxDD	min	q0.25	q0.5	q0.75	max
<i>WML</i>	1.18	5.43	7.88	0.52	-2.28	19.47	-95.46	-77.56	-1.72	1.54	5.06	26.09
<i>rHTP</i>	1.21	6.59	5.78	0.72	0.08	8.35	-66.93	-32.80	-1.69	0.92	4.27	35.36
<i>rPTH</i>	0.48	1.84	8.84	0.19	-2.62	21.75	-99.88	-83.40	-2.43	1.36	4.29	33.34

资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

接下来看多空策略的波动性，*rPTH* 的标准差最高，导致夏普比率相对较低，为 0.19。对于 *rHTP*，其低标准差有助于其获得较高的夏普比率 0.72，明显高于动量策略的夏普比率 0.52。此外，与 *rHTP* 相比，多空回报 *WML* 和 *rPTH* 呈负偏态，且峰度更高。这一观察结果提供了初步证据，表明与 *HTP* 策略相比，*MOM* 和 *PTH* 策略的回报受到其更高的尾部风险和崩盘风险的影响。为了进一步阐述这一点，我们报告了三种策略的最大回撤。最大回撤定义为投资者通过相应的月度投资策略可能获得的最低假设回报。虽然作者确认了以往文献中关于动量策略严重崩盘 (*WML* 最大回撤为 -95.46%) 的观点，但我们发现 *rPTH* 和 *rHTP* 在这一点上并不具有相同的特性：*rPTH* 的最大回撤为 -99.88%，而 *rHTP* 的最大回撤仅为 -66.93%。这三种多空策略的最小月度回报情况也类似。*rPTH* 的最小值最低 (-83.40%)，紧随其后的是 *WML* 的最小值 (-77.56%)，而 *rHTP* 的最小值在绝对值上要小得多 (-32.80%)。

这些观察结果与关于动量崩盘的大量研究直接相关 (Barroso 和 Santa-Clara, 2015; Daniel 和 Moskowitz, 2016)。结果表明，基于动量组成部分 *PTH* 的策略，其回报的负偏态甚至更为严重，且崩盘风险高于标准动量策略。然而，与标准 *MOM* 策略相比，*HTP* 策略的崩盘风险显著降低。这些特性解释了为什么 *HTP* 平均而言表现优于 *PTH*，并因此不成比例地对整体动量现象做出贡献。为了进一步说明偶尔崩盘带来的严重影响，我们可以考虑这些策略的中位数回报。*WML* 和 *rPTH* 相对较大的中位数值表明，这两种策略在大多数月份确实获得了可观的回报溢价。然而，由于其回报分布的左尾较厚，平均而言，这两种策略的表现都不及 *rHTP*。图表 3 以图形方式展示了同样的观察结果。虽然 *WML* 和 *rPTH* 在较长的子期间内呈上升趋势，但它们多次因极端下跌而受挫。同时，*rHTP* 并未出现如此极端的下跌，从而获得了更高的累计回报。

图表 6 多空累计收益



资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

鉴于长达 94 年的广泛样本期，一个问题随之而来：图表 5 中的发现是否随时间保持稳定。例如，与图表 3 中 WL 的图形证据一致，Bhattacharya 等人（2012）以及 Yang 和 Zhang（2019）记录了动量策略近期盈利能力的恶化。因此，我们将样本分为四个等长的子期间， r_{HTP} 在样本的每个季度都显著为正，而 MOM 和 r_{PTH} 仅在四个子期间中的两个期间产生了显著的回报溢价。就最后一个季度（1997 年 7 月至 2020 年 12 月）而言， WML 和 r_{PTH} 均不显著，而 r_{HTP} 在此期间暗示了显著的每月回报溢价 0.92%（ t 统计量为 2.09）。此外，在每个季度， r_{HTP} 的偏度更高，且最小回报的严重程度低于 MOM 和 r_{PTH} 。

在图表 5 中，遵循文献的做法，使用多空组合回报来评估动量现象的崩盘性质和偏度。基于图表 5，作者推测，由于崩盘暴露程度的差异， HTP 在解释动量方面优于 PTH 。然而，由于方法上的差异，组合排序证据可能不直接适用于解释第 3 章中的回归结果。为了解决这一问题，在线附录提供了回归系数 $\hat{\gamma}_{MOM,t}$ 、 $\hat{\gamma}_{HTP,t}$ 和 $\hat{\gamma}_{PTH,t}$ 的时间序列汇总统计量，以及方程（4）中分离出的两个动量效应部分的统计量。与组合排序证据一致，与 WML （尤其是 PTH ）相关的回归系数呈强烈左偏，而 HTP 的回报可预测性呈右偏。因此，回归和组合排序证据都指向对动量崩盘进行更深入的研究，将其作为 HTP 对整体动量现象高相对贡献的潜在驱动力。

4.2 动量崩溃的驱动影响

第 3 章的 Fama-MacBeth 回归和长短期回报提出了一个问题：为什么与 PTH 相比， HTP 在整体动量现象中的贡献比例显著更高。图表 3 和图表 5 表明，动量崩溃是 PTH 盈利能力下降的主要原因，因此可以解释为什么动量利润主要归因于 HTP 。为了进一步证实这一直觉，我们仔细研究了崩溃时期以及在哪些动量崩溃期间 r_{PTH} 和 r_{HTP} 的表现。图表 8 列出了 WML 回报最负的十个月期间的长短期回报。除 WML 、 r_{HTP} 和 r_{PTH} 外，图表 8 还显示了相应月份的市场超额收益 (MKT)

以及之前 24 个月内的累积市场超额收益 (MKT24m)。

在这十个月中,有八个月分别是 1930 年代的大萧条或 2009 年的金融市场危机时期。仅有的两个例外是 2001 年 1 月(千禧年之交后股市下跌,WML 回报为-41.81%)和 2020 年 4 月(COVID-19 疫情爆发后,WML 回报为-29.20%)。值得注意的是,在这十个月的每一次崩溃中,rHTP 的回报都高于 WML,而 rPTH 的崩溃程度则与 WML 相似。这十个月的一个共同特征是,这些月份的市场超额收益始终为正,而之前 24 个月的回报则始终为负。这与 Barroso 和 Santa-Clara (2015) 以及 Daniel 和 Moskowitz (2016) 的发现一致,他们指出 WML 崩溃往往发生在市场严重下跌后的反弹期间。结果表明,这一观察结果同样适用于 rPTH,但不适用于 rHTP。

参考在第 3 节中对动量 (MOM) 的分解,图表 8 表明动量崩溃是由 PTH 引起的,而非 HTP。此外,这些崩溃解释了为什么归因于 PTH 的动量利润比例如此之低。为了进一步说明这一点,如果我们仅从样本中去除图表 8 中显示的十个月(即样本月份中不到 1%的时间),那么 PTH 的平均月度回报 rPTH 将从 0.48%增加到 0.92%,且平均回归系数 $\hat{\gamma}_{PTH}$ 将等于 1.55,而非 1.20。在忽略动量崩溃最严重的二十个月, $\hat{\gamma}_{PTH}$ 增加至 1.75,并与 $\hat{\gamma}_{HTP}$ 持平。

这些崩溃不仅对与 PTH 相关的回报可预测性产生了不利影响,而且在这些崩溃月份中,PTH 对动量的影响也特别显著。由于动量崩溃发生在整体回报较低的时期之后(见图表 8 最后一列),因此在崩溃月份中,动量 (MOM) 主要由 PTH 决定,而非 HTP,因为 PTH 反映了之前市场下跌期间的股票价格波动。因此,PTH 的横截面分散度(即 $v_{PTH,t}$)在此时特别高。例如,在图表 8 所示的十个月中, $v_{PTH,t}$ 的平均值为 0.85,而其整体时间序列平均值仅为 0.36。因此,根据方程 (5),动量崩溃不仅解释了 $\hat{\gamma}_{PTH}$ 的低值,还解释了 $Cov(v_{PTH,t}, \hat{\gamma}_{PTH,t})$ 的负值。综合这两种效应,如果仅从图表 8 中排除十个最极端的动量崩溃月份,PTH 对总动量利润的解释比例 w_{PTH} 将为 31%,而非 16%。如果排除 WML 最差的 50 个月, w_{PTH} 甚至会增加到 43%。因此,第 3 节的主要发现主要是由相对数量较少但影响显著的崩溃月份所驱动的。

图表 7 动量因子多头和空头中的赢家和输家股票

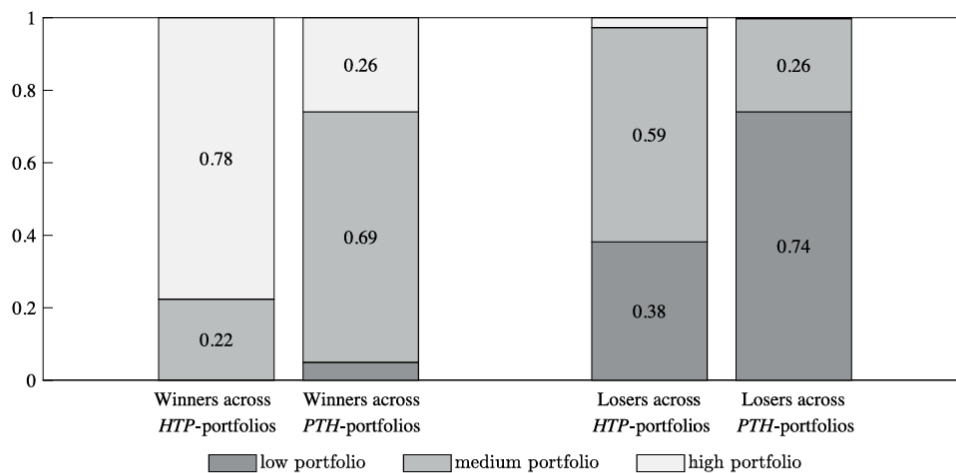


Fig. 4. Winner and loser stocks in long and short leg of HTP- and PTH-strategies. The two bars on the left show the time-series average proportion of winner stocks assigned to different HTP-portfolios (PTH-portfolios). The two bars on the right show the time-series average proportion of loser stocks assigned to different HTP-portfolios (PTH-portfolios). For each month t , winner (loser) stocks are identified as the stocks in the highest (lowest) MOM-decile. The bars show the proportion of these stocks that are simultaneously identified as low- (bottom decile), medium- (deciles two to nine), or high- (top decile) HTP (PTH). MOM is the stock's log return over formation months $t-12$ to $t-2$. HTP refers to the return component of MOM realized before the formation period's highest stock price, P_{high} . PTH refers to the return component of MOM realized after the formation period's highest stock price, P_{high} . The sample period covers January 1927 to December 2020.

资料来源:《Decomposing momentum: The forgotten component》, 华安证券研究所

图表 8 最极端动量崩溃的月份

Table 4

Most extreme momentum crash months

This table shows the monthly long-short portfolio returns WML , $rHTP$, and $rPTH$ for the ten months t in the sample period with the most negative return WML . For each month t , the long-short returns are calculated as the difference between top and bottom decile value-weighted portfolio returns. Stocks are allocated to these decile portfolios based on MOM , HTP , and PTH at the end of each month $t-1$ using NYSE-breakpoints. MOM is the stock's log return over formation months $t-12$ to $t-2$. HTP refers to the return component of MOM realized before the formation period's highest stock price, P_{high} . PTH refers to the return component of MOM realized after the formation period's highest stock price, P_{high} . In addition, the table shows the market excess return of month t (MKT) and the cumulative market excess return of months $t-24$ to $t-1$ (MKT_{24m}). The sample period covers January 1927 to December 2020.

month	WML	$rHTP$	$rPTH$	MKT	MKT_{24m}
Aug 1932	-77.56	-32.80	-83.40	37.06	-68.46
Jul 1932	-58.25	-7.15	-58.53	33.84	-75.47
Sep 1939	-45.93	11.27	-79.48	16.88	-21.62
Apr 2009	-45.50	-1.12	-44.12	10.18	-43.51
Apr 1933	-43.41	35.36	-50.57	38.85	-59.65
Jan 2001	-41.81	-14.34	-39.54	3.13	-0.28
Mar 2009	-38.90	-0.80	-38.71	8.95	-47.79
Jun 1938	-32.49	-4.55	-33.15	23.87	-28.23
Jun 1931	-29.50	-9.24	-28.11	13.90	-50.52
Apr 2020	-29.20	-0.68	-36.16	13.65	-4.76

资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

图表 5、图表 8 和图表 9 的总体发现为关于如何降低动量交易策略的崩溃风险的激烈讨论增添了新的视角。Barroso 和 Santa-Clara (2015) 通过一种旨在保持波动率恒定的替代策略来降低这种崩溃风险，即他们的策略在波动率较高、崩溃更可能发生的时候减少 WML 敞口 (也可参见 Han 等 (2016)、Moreira 和 Muir (2017)、Huang (2022) 以及 Dierkes 和 Krupski (2022) 的类似方法)。Daniel 和 Moskowitz (2016) 使用时间序列方法来预测 WML 及其崩溃。基于这些见解，他们提出了一种动态动量策略，该策略能够避免崩溃并提高动量策略的夏普比率。虽然所有这些方法都试图基于动量崩溃的时间序列预测来避免严重损失，但 Chuang 和 Ho (2014)、Yang 和 Zhang (2019) 以及 Hoberg 等 (2022) 则通过从动量组合的构建中排除特定子类别的股票来降低崩溃风险。相比之下， $rHTP$ 能够在不需要随时间变化的投资敞口的情况下避免动量崩溃，同时利用股票的全面横截面。相反，我们提出了一种基于动量成分 HTP 的简单横截面策略，该策略完全避免了负回报偏度。因此，崩溃并非动量策略的固有属性，而仅仅通过从动量形成期中排除 PTH 就可以避免。这一观察结果也表明，平均动量回报不能完全解释为补偿投资者不常发生的动量崩溃的风险溢价，尽管 $rHTP$ 不会崩溃，但它仍然携带显著的回报溢价。

图表 9 主要动量崩溃时期的累计多空收益

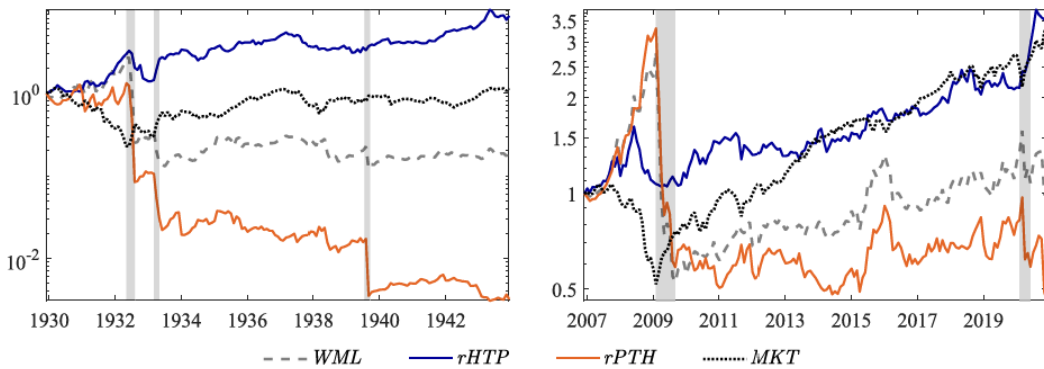


Fig. 3. Cumulative long-short returns during major crash periods.

This figure shows the cumulative monthly long-short portfolio returns WML , $rHTP$, and $rPTH$ for two major crash periods. For each month t , the long-short returns are calculated as the difference between top and bottom decile value-weighted portfolio returns. Stocks are allocated to these decile portfolios based on MOM , HTP , and PTH at the end of each month $t-1$ using NYSE-breakpoints. Hence, all portfolios are rebalanced on a monthly basis. MOM is the stock's log return over formation months $t-12$ to $t-2$. HTP refers to the return component of MOM realized before the formation period's highest stock price, P_{high} . PTH refers to the return component of MOM realized after the formation period's highest stock price, P_{high} . In addition, this figure shows the cumulative excess market return MKT . The sample period covers January 1930 to December 1943 in the left subfigure and January 2007 to December 2020 in the right subfigure.

资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

4.3 动量成分在崩溃特性差异上的原因

鉴于 $rHTP$ 和 $rPTH$ 在崩溃特性上的差异解释了它们对动量现象的不同贡献，本节探讨了为什么 $rPTH$ 会发生崩溃而 $rHTP$ 不会。回顾底层变量 HTP 和 PTH 的构建， PTH 反映的是从 P_{high} （月份 $t-12$ 至 $t-2$ 期间的最高股票价格）到月份 $t-2$ 结束时股票价格的发展情况。因此， PTH 在构造上无法为正，从而倾向于反映输家股票的负回报。对于 HTP 而言，情况则相反——它不能为负，因为它衡量的是达到 P_{high} 之前的股票回报。在此背景下，Daniel 和 Moskowitz（2016）指出，动量崩溃主要是由动量策略中短仓（即输家股票）的极高回报所驱动的。在市场严重下跌后，最极端的输家往往在市场复苏时反弹最为强烈，这意味着在这些时期 WML 的市场贝塔为负。因此，作者推测， $rPTH$ （ $rHTP$ ）之所以会（不会）表现出动量崩溃，是因为其构建基于（不基于）输家股票，从而使得 $rPTH$ （ $rHTP$ ）在市场下跌后复苏时遭受（不遭受）严重的负市场风险敞口。

通过将我们关于 HTP 的发现与中间动量回报 $IMOM$ （Novy-Marx, 2012）进行比较，可以初步间接支持这一假设。虽然 HTP 在构造上不反映负回报，但静态动量形成期在月份 $t-7$ 结束时划分，意味着可能出现负的 $IMOM$ 回报。因此， $IMOM$ 反映了中间输家股票的回报，并且应该容易受到动量崩溃的影响。经研究发现，基于 $IMOM$ 的多空回报确实严重左偏，并且崩溃程度甚至比 WML 更为极端。因此， $rHTP$ 似乎由于其特定的构造方式而规避了动量崩溃，而不是因为它关注动量形成期的开始阶段。在接下来的讨论中，作者将沿着 Daniel 和 Moskowitz（2016）的思路，更彻底地考察崩溃敞口的驱动因素。

4.3.1 输家股票

Daniel 和 Moskowitz（2016）表明，动量崩溃是由底部 MOM -十分位（即表现最差的股票）中的输家股票所驱动的。因此，作者研究了赢家和输家股票在极端 HTP 和 PTH -十分位组合中的出现程度。图表 10 展示了赢家和输家股票在顶部、底部和中部 HTP （ PTH ）十分位投资组合中的位置，即它显示了由 MOM 识别的赢家和输家股票是出现在 HTP （ PTH ）策略的多头、空头还是两者都不是。

例如，图表 10 中的第一个条形图显示，78%的赢家股票也位于顶部 HTP 投资

组合中，即顶部 MOM 十分位中的 78% 的股票也是顶部 HTP 十分位的一部分。相比之下，只有 26% 的赢家股票属于顶部 PTH 投资组合。这与 HTP 和 PTH 的构造相一致，这一结果表明，赢家股票对 HTP 策略的多头贡献更大，而对 PTH 策略的多头贡献较小。对于输家股票的情况则不同：只有 38% 的输家股票是底部 HTP 投资组合的一部分，而 74% 的输家股票属于底部 PTH 投资组合。因此，输家股票对 PTH 策略的空头影响强烈，而对 HTP 策略的空头影响较小。鉴于动量崩溃是由这些输家股票引起的，图表 10 提供了初步证据，解释了为什么 rPTH 的崩溃程度比 rHTP 更为严重。

图表 10 动量策略多头和空头中的赢家和输家股票

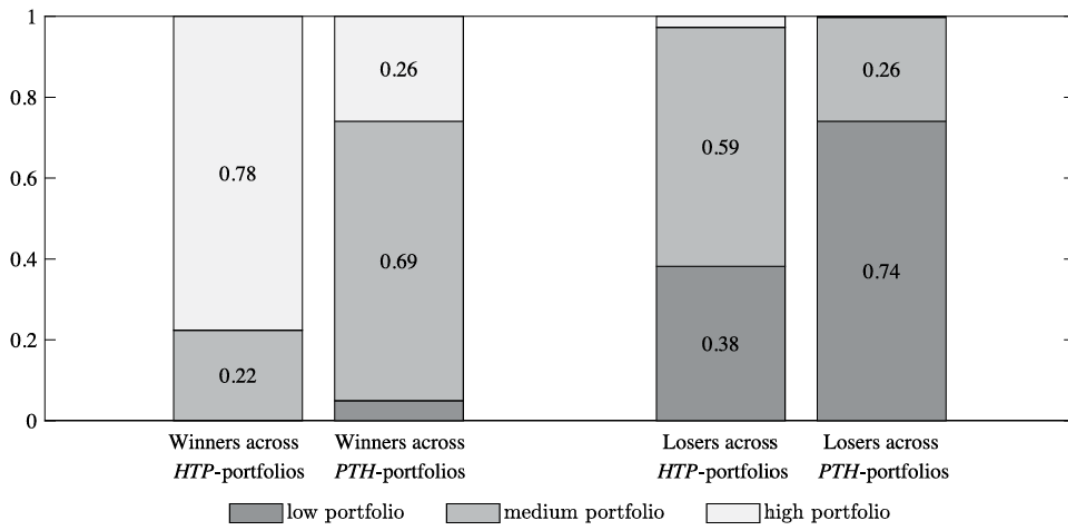


Fig. 4. Winner and loser stocks in long and short leg of HTP- and PTH-strategies. The two bars on the left show the time-series average proportion of winner stocks assigned to different HTP-portfolios (PTH-portfolios). The two bars on the right show the time-series average proportion of loser stocks assigned to different HTP-portfolios (PTH-portfolios). For each month t , winner (loser) stocks are identified as the stocks in the highest (lowest) MOM-decile. The bars show the proportion of these stocks that are simultaneously identified as low- (bottom decile), medium- (deciles two to nine), or high- (top decile) HTP (PTH). MOM is the stock's log return over formation months $t-12$ to $t-2$. HTP refers to the return component of MOM realized before the formation period's highest stock price, P_{high} ; PTH refers to the return component of MOM realized after the formation period's highest stock price, P_{high} . The sample period covers January 1927 to December 2020.

资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

图表 10 中的不对称性表明，rHTP 更多地反映了 WML 的多头部分，而 rPTH 则倾向于反映 WML 中易于崩溃的空头部分。作者在图表 11 中直接检验了这一含义。图表 11 展示了 WML、基于多头和空头的 WML、rHTP 和 rPTH 之间的相关系数。将基于多头的回报 WML_LL 定义为顶部 MOM 十分位（赢家）的市值加权回报与第二至第九 MOM 十分位市值加权回报平均值之间的差异。同样地，基于空头的回报 WML_SL 是第二至第九 MOM 十分位市值加权回报平均值与底部 MOM 十分位（输家）的市值加权回报之间的差异。这种方法意味着 WML 被分解为其多头和空头部分，使得 $WML = WML_LL + WML_SL$ 。

图表 11 动量因子和其成分的相关系数

Table 5
Correlation of WML , WML_{LL} , WML_{SL} , $rHTP$, and $rPTH$

This table displays the return correlation coefficients for monthly WML , long leg-based WML , short leg-based WML , $rHTP$, and $rPTH$. For each month t , WML is the value-weighted return difference between the top- and bottom- MOM decile. WML_{LL} is the value-weighted return difference between top- MOM decile and medium- MOM deciles (average return of deciles two to nine). WML_{SL} is the value-weighted return difference between medium- MOM deciles (average return of deciles two to nine) and bottom- MOM decile. $rHTP$ ($rPTH$) is the value-weighted return difference between top- HTP (PTH) and bottom- HTP (PTH) decile portfolios. Stocks are allocated to these decile portfolios at the end of each month $t-1$ using NYSE-breakpoints. MOM is the stock's log return over formation months $t-12$ to $t-2$. HTP refers to the return component of MOM realized before the formation period's highest stock price, P_{high} . PTH refers to the return component of MOM realized after the formation period's highest stock price, P_{high} . The t -statistics for the correlation coefficients are shown in the right part of the table. The sample period covers January 1927 to December 2020.

	Correlation Coefficient					t -statistics				
	WML	WML_{LL}	WML_{SL}	$rHTP$	$rPTH$	WML	WML_{LL}	WML_{SL}	$rHTP$	$rPTH$
WML	1.00									
WML_{LL}	0.75	1.00				38.16				
WML_{SL}	0.86	0.31	1.00			57.15	11.07			
$rHTP$	0.38	0.69	0.03	1.00		13.96	31.56	0.91		
$rPTH$	0.79	0.34	0.87	-0.10	1.00	43.08	12.21	59.87	-3.29	

资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

正如预期所料，由于 HTP、PTH 和 MOM 在构造上是线性相关的底层变量，因此 rHTP 和 rPTH 都与 WML 呈现出显著的正相关关系。值得注意的是，rPTH 与 WML 之间的相关性明显高于 rHTP 与 WML 之间的相关性。这与图表 3 中的图形证据相一致，图表 3 显示 WML 和 rPTH 同时发生崩溃。有趣的是，rHTP 和 rPTH 之间存在显著的负相关关系，相关系数为-0.10。首先，这一观察结果表明，相应回报溢价的经济驱动因素可能大不相同（见第 5 章关于回报可预测性来源的讨论）。其次，从投资角度来看，rHTP 和 rPTH 的正平均回报与它们之间的负相关关系意味着，通过组合 rHTP 和 rPTH 这两个独立部分，可以显著提高动量投资的夏普比率。这表明，将这两个策略结合起来使用，可能有助于投资者在保持正回报的同时，降低投资组合的整体风险，从而提高投资效率。

此外， WML_{LL} （基于多头的 WML）与 rHTP 之间的相关性为 69%，而 WML_{LL} 与 rPTH 之间的相关性仅为 34%。这一观察结果与图表 10 中的证据相一致，即赢家股票（对 WML_{LL} 有贡献）影响的是 HTP 策略而非 PTH 策略的多头部分。对于 WML_{SL} （基于空头的 WML），情况则相反： WML_{SL} 与 rHTP 之间的相关性仅为 3%，而 WML_{SL} 与 rPTH 之间的相关性高达 87%。因此，图表 11 提供了明确的证据，表明动量策略的空头部分与 rPTH 密切相关，而与 rHTP 则无显著关联。换句话说，rHTP 能够避免严重的动量崩溃，因为它基本上不受动量策略空头部分中输家股票回报波动的影响。

4.3.2 时变的市场 beta 和期权

根据 Daniel 和 Moskowitz（2016）的研究，输家股票通过以下机制对 WML 的崩溃做出贡献：在市场下跌后，表现最差的公司股权类似于这些公司价值上的虚值看涨期权。因此，当市场复苏时，这些输家股票的表现异常良好。由于这些输家股票处于动量策略的空头部分，WML 的行为就像市场上卖出的看涨期权：如果市场回报为正，WML 表现出强烈的负回报；如果市场回报为负，WML 则表现出温和的正回报。换句话说，WML 对 MKT（市场表现）存在负向且凹性的依赖关系，使得 WML 在市场反弹时发生崩溃。因此，作者研究了这些期权特性在多大程度上能够解释 rPTH 和 rHTP 的不同崩溃属性。为此，图表 12 呈现了根据 Daniel 和 Moskowitz（2016）的时间序列回归的回归系数。

$$WML_t = \alpha_0 + \alpha_B B_t + \beta_0 MKT_t + \beta_B MKT_t B_t + \beta_{B,R} MKT_t B_t R_t + \epsilon_t \quad (7)$$

除了考察 WML 外，作者还使用 rHTP 和 rPTH 作为因变量进行了这一回归。熊市指标 B_t 在月份 $t-24$ 至 $t-1$ 的累计市场回报为负时等于 1，否则为 0。 R_t 作为市场反弹的指标，如果月份 t 的市场超额收益为正，则等于 1，否则为 0。

图表 12 中的回归结果 (1) 显示，在考虑市场风险后，WML、rHTP 和 rPTH 这三种策略均能获得显著的回报溢价。WML 的市场贝塔系数为负，这与 Daniel 和 Moskowitz (2016) 的研究结果一致。此外，基于 HTP 的多空策略具有 0.34 的正市场贝塔系数 (t 值为 3.35)，而基于 PTH 的多空策略则具有 -1.03 的负市场贝塔系数 (t 值为 -9.57)。这些差异可以通过 HTP 和 PTH 的构造来解释。在市场上涨时，具有高市场贝塔系数的股票往往表现更好。由于 HTP 衡量的是导致价格上涨 (Phigh) 的股票上涨强度的指标，因此高 HTP 的股票平均而言具有更高的市场贝塔系数。相反，PTH 衡量的是 Phigh 之后股票的下跌强度，因此 PTH 空头部分的股票往往具有相对较高的市场贝塔系数。

回归模型 (2) 提供了两个主要见解。首先，在牛市 (α_0) 中，所有三种多空策略均提供了显著为正的调整后回报。然而，在熊市中，WML 和 rPTH 的阿尔法值分别下降了 1.82% ($t = -2.72$) 和 2.45% ($t = -2.98$)，因此转为负值。只有 rHTP 在熊市中没有提供较低的回报。第二，在熊市中，rHTP、rPTH 和 WML 的市场贝塔系数均显著低于牛市中的水平。然而，尽管 rHTP 的市场贝塔系数即使在熊市中也保持为正，但 rPTH 在熊市中显示出强烈的负市场风险敞口 (市场贝塔系数为 -1.43)。

在回归结果 (3) 中，关于 WML 的发现与 Daniel 和 Moskowitz (2016) 的研究结果一致：在熊市中，WML 的市场贝塔系数为负，并且在市场反弹时 (即市值加权市场超额收益为正时) 这一负值更大。因此，WML 的行为就像市场上卖出的看涨期权。这一解释同样适用于 rPTH：在熊市期间的市场反弹中，rPTH 显示出 -1.81 的负市场贝塔系数，这解释了 rPTH 的严重崩溃。相比之下，当市场从熊市中恢复时，rHTP 的市场贝塔系数保持为正。在三个回归规格中，rHTP 均未表现出负市场贝塔系数，这表明基于 HTP 的多空策略在市场反弹时不会遭受损失。

作为图表 12 的补充，图中描绘了策略市场风险暴露的时间序列波动。更具体地说，它展示了在两个主要崩盘期间，WML、rHTP 和 rPTH 的 6 个月滚动市场贝塔系数。

图表 12 显示，WML、rHTP 和 rPTH 的市场贝塔系数随时间变化很大。对于 WML 而言，这种变化也得到了 Grundy 和 Martin (2001) 的充分记录，他们发现市场下跌后 WML 的市场风险暴露特别为负。与图表 12 中的回归估计一致，rHTP 的市场贝塔系数大多倾向于零以上，并且在动量崩盘月份期间并未持续为负。至于 rPTH，其市场贝塔系数大多低于零，并且在最极端的动量崩盘期间进一步下降。这些发现有助于进一步理解为什么 WML 和 rPTH 会崩盘，而 rHTP 不会：在熊市中，当市场反弹时，WML 和 rPTH 的市场贝塔系数严重为负。根据定义，这些反弹月份的市场回报为正，这意味着 WML 和 rPTH 的回报类似于崩盘。

总体而言，图表 12 提供的结果表明，基于 MOM 和 PTH 的多空投资策略在市场从负回报期恢复时，其表现与做空市场看涨期权相当，因为当市场恢复时，WML (赢家减去输家组合，常用于动量策略) 和 rPTH 的贝塔系数极低。在这些情况下，WML 和 rPTH 的负贝塔系数意味着，当市场急剧上涨时，它们的回报将严重为负。相反，基于 HTP 的多空投资策略并不表现出这种期权特性，因为当市场从熊市恢复时，rHTP 的贝塔系数为正。因此，rHTP 不会崩盘，因为它并不强烈依赖于那些

表现如同市场虚值看涨期权的亏损股票。

图表 12 动量因子时变的市场 Beta

Table 6
Time Varying Market Betas and Optionality of WML , $rHTP$, and $rPTH$
This table shows regression coefficients for the time-series regression $WML_t = \alpha_0 + \alpha_B B_t + \beta_0 MKT_t + \beta_B MKT_t B_t + \beta_{B,R} MKT_t B_t R_t + \epsilon_t$. In alternative specifications, $rHTP$ and $rPTH$ are used as dependent variables instead of WML . For each month t , the long-short returns are calculated as the difference between top and bottom decile value-weighted portfolio returns. Stocks are allocated to these decile portfolios based on MOM , HTP , and PTH at the end of each month $t-1$ using NYSE-breakpoints. MKT_t is the market excess return in month t . B_t is a bear market dummy which equals one if the market return over months $t-24$ to $t-1$ is negative and zero otherwise. R_t is a rebound dummy which equals one if the market excess return in month t is positive and zero otherwise. The t -statistics in parentheses are based on standard errors following (Newey and West, 1987) using twelve lags. The sample period covers July 1928 to December 2020 as we need 24 months of market returns to define the bear market dummy.

	WML			$rHTP$			$rPTH$		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
α_0	1.52 (8.58)	1.62 (8.84)	1.62 (8.83)	0.96 (4.94)	0.78 (4.21)	0.78 (4.21)	1.15 (6.11)	1.41 (7.91)	1.41 (7.91)
α_B		-1.82 (-2.72)	0.67 (0.74)		0.66 (1.16)	0.38 (0.31)		-2.45 (-2.98)	0.50 (0.61)
β_0	-0.56 (-3.70)	-0.06 (-0.80)	-0.06 (-0.80)	0.34 (3.35)	0.53 (8.37)	0.53 (8.37)	-1.03 (-9.57)	-0.69 (-9.79)	-0.69 (-9.78)
β_B		-1.07 (-6.91)	-0.62 (-4.40)		-0.41 (-2.25)	-0.46 (-3.53)		-0.74 (-5.48)	-0.20 (-1.65)
$\beta_{B,R}$			-0.78 (-3.39)			0.09 (0.24)			-0.92 (-4.52)

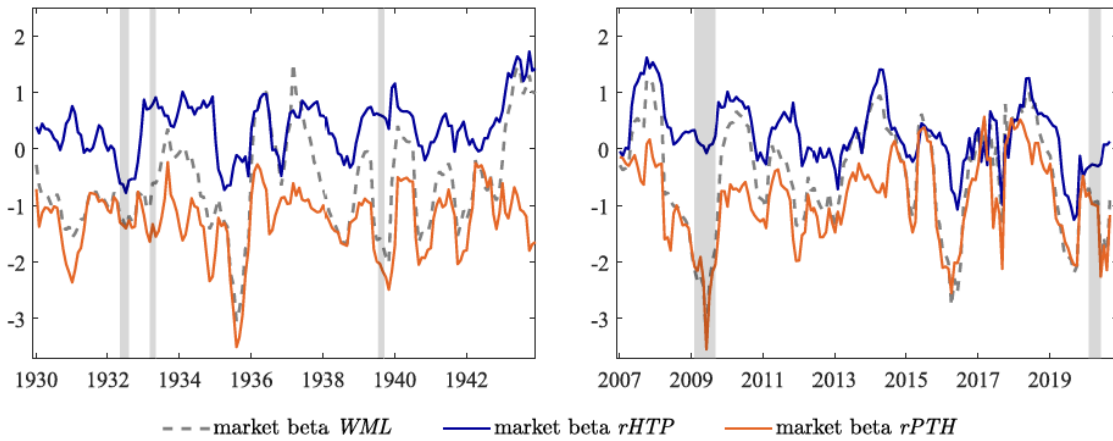


Fig. 5. Rolling market betas of WML , $rHTP$, and $rPTH$.

资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

5 收益可预测性的来源

到目前为止，本文已经采用自上而下的方法研究了与 HTP 和 PTH 相关的收益可预测性。也就是说，假定动量溢价是理所当然的，并表明由于 HTP 相比 PTH 具有抗崩盘性，因此这些动量利润中不成比例的部分可以归因于 HTP。然而，尽管我们可以通过崩盘机制来合理解释 HTP 相对于 PTH 的相对贡献，但作者尚未探讨为何被忽视的动量成分 HTP 首先能够预测收益。因此，在本节中，作者将彻底分析收益可预测性的自下而上问题。更明确地说，作者将考察市场状态依赖性、投资者情绪以及对持续信息的反应不足作为潜在驱动因素，因为这些因素也经常用来解释整体的动量现象。

5.1 市场状态和情绪依赖

Cooper 等人 (2004) 的研究表明, 动量利润仅存在于过去三年的市场回报为正 (上涨状态) 的情况下。如果过去三年的市场回报为负 (下跌状态), 则动量策略会产生不显著的负回报。他们将这一实证观察解释为支持动量现象的过度反应解释, 因为市场上涨状态可能会导致投资者过度自信和厌恶风险降低 (另见 Daniel 等人 (1998) 和 Hong 和 Stein (1999) 的相应模型)。遵循 Cooper 等人 (2004) 的程序, 并作为对图表 12 中回归分析的补充, 分别评估了上涨和下跌市场状态下 WML (赢家减去输家组合) 和 rHTP 的表现。图表 13 显示, rHTP 受市场状态的影响不显著, 且在上涨和下跌市场状态后均显著为正。这与 rHTP 在市场严重下跌后不会崩盘的发现相一致。相比之下, WML 表现出显著的市场状态依赖性, 仅在市场上涨状态后才产生正的回报溢价。如附录所示, 这种市场状态依赖性同样适用于 rPTH (可能是另一种特定的动量或投资策略指标)。因此, 作者得出结论, 动量利润的市场状态依赖性是由其 PTH 成分驱动的, 因为 rHTP 无论市场状态如何都能产生显著的回报溢价。换句话说, 动量利润的大部分并不依赖于市场状态, 因此相应的解释方法无法解释整个动量现象。特别是, 与 rHTP 相关的强大回报利差无法通过与多空回报的市场状态依赖性相关的机制来合理解释。

除了市场状态外, 股票回报的横截面分散度 (RetDisp) 也经常被用作一个反周期指标 (Loungani 等人, 1990; Gomes 等人, 2003; Stivers, 2003; Zhang, 2005; 以及 Stivers 和 Sun, 2010)。图表 13 列出了在低和高横截面回报分散度期间各自的平均多空回报 WML 和 rHTP 横截面回报分散度的估计遵循 Stivers 和 Sun (2010) 的方法。将样本根据样本期内的中位分散度水平分为高分散度和低分散度月份。与 Stivers 和 Sun (2010) 一致, 图表 13 显示动量盈利能力与横截面回报分散度呈负相关。对于 WML 而言, 低回报分散度和高回报分散度期间的差异是显著的反向, rHTP 并不依赖于回报分散度的水平: 它在两个子期间都产生了超过 1% 的显著回报利差。因此, 横截面回报分散度也无法合理解释与 rHTP 相关的回报利差。

图表 13 动量因子多空收益的子样本期分析

Table 7
Subperiod Analyses of Long-Short Returns *WML* and *rHTP*

This table shows average monthly long-short portfolio returns *WML* and *rHTP* for different market state, return dispersion, and sentiment subperiods. For each month t , the long-short returns are calculated as the difference between top and bottom decile value-weighted portfolio returns. Stocks are allocated to these decile portfolios based on *MOM* and *HTP* at the end of each month $t-1$ using NYSE-breakpoints. *MOM* is the stock's log return over formation months $t-12$ to $t-2$. *HTP* refers to the return component of *MOM* realized before the formation period's highest stock price, P_{high} . Following (Cooper et al., 2004), the up (down) market state subperiod includes all months t for which the market return over months $t-36$ to $t-1$ is positive (negative). Following (Stivers and Sun, 2010), for each month, return dispersion is measured as the cross-sectional return standard deviation of 100 size/book-to-market portfolios (data obtained from Kenneth R. French's homepage). Each month t is considered as high (low) return dispersion month if the average return dispersion of months $t-3$ to $t-1$ is above (below) the time-series median. Following (Stambaugh et al., 2012), months t are classified as high (low) sentiment months if the raw investor sentiment index of Baker and Wurgler (2006) in month $t-1$ is above (below) the time-series median (data obtained from Jeffrey Wurgler's homepage). The t -statistics in parentheses refer to the subperiod average returns of *WML* and *rHTP* and are based on standard errors following Newey and West (1987) using twelve lags. Δ refers to the difference between the two respective subperiods. The corresponding t -statistics in parentheses are based on two-sample t -tests (Welch's t -test with unequal variances). The sample period covers July 1929 to December 2020 for the market state analyses, as we need 36 months of market returns to classify months, January 1927 to December 2020 for the return dispersion analyses, and August 1965 to December 2020 for the sentiment analyses as the (Baker and Wurgler, 2006) sentiment index is not available for earlier periods.

	<i>WML</i>						<i>rHTP</i>					
	MktState		RetDisp		Sentiment		MktState		RetDisp		Sentiment	
	Up	Down	Low	High	High	Low	Up	Down	Low	High	High	Low
mean	1.43 (7.94)	-0.49 (-0.53)	1.73 (7.82)	0.63 (1.68)	1.56 (4.90)	0.92 (2.04)	1.05 (5.55)	1.71 (3.10)	1.16 (6.02)	1.25 (4.03)	0.71 (1.87)	1.41 (4.39)
Δ	1.92 (2.06)		1.10 (2.52)		0.65 (1.17)		-0.66 (-1.13)		-0.09 (-0.26)		-0.71 (-1.42)	

资料来源: 《Decomposing momentum: The forgotten component》, 华安证券研究所

Stambaugh 等人 (2012) 的研究表明, 许多异象的多空回报在市场整体投资者情绪高涨的时期后更为强劲。他们认为, 系统性的投资者情绪波动与卖空约束相结合, 导致在高情绪月份之后异象回报更为显著。类似地, Antoniou 等人 (2013) 认为, 动量效应仅在乐观情绪高涨的时期出现。遵循 Stambaugh 等人 (2012) 的方法, 作者分别考察了高情绪和低情绪时期后的多空回报。更具体地说, 将样本按照 Baker 和 Wurgler (2006) 提出的一个月滞后的投资者情绪指数的中位数进行划分。与 Stambaugh 等人 (2012) 的研究一致, WML 在高情绪时期后的回报更为强劲, 尽管这种效应在统计上并不显著。同样, 尽管也不显著, 但这种效应在 rHTP 上表现为符号相反。至少可以得出结论, 没有迹象表明由 HTP 引起的回报溢价是由情绪诱导的误定价所导致的, 而这种误定价在高情绪时期后最为强烈。就 rPTH 而言, 情况可能有所不同, 因为在高情绪时期后其回报显著, 而在其他情况下基本为零。结合 rHTP 和 rPTH 的证据, WML 的轻微情绪依赖性是由于 PTH 引起的。尽管如此, 整体动量利润的主要部分是由 HTP 驱动的, 而 HTP 并不支持基于标准情绪的解释来解释回报可预测性。

5.2 对持续性信息的反应不足

与 HTP 相关的回报可预测性并不是对严重崩盘风险的补偿, 也无法通过标准因子模型、市场状态或其情绪依赖性来解释。除了这些解释方法之外, 一些模型依赖于投资者的反应不足来解释动量回报 (Daniel 等人, 1998; Hong 和 Stein, 1999; Da 等人, 2014)。在此背景下, 我们检验了 Da 等人 (2014) 提出的“温水煮青蛙”假说, 以测试 HTP 的高平均回报水平是否可能是对持续信息的反应不足的结果。Da 等人 (2014) 发现, 与离散信息相比, 以少量形式持续到达的信息会引发更强的动量利润。为了评估每只股票的信息离散程度, 他们提出了代理变量 ID, 即在动量形成期 (MOM) 内, 与 MOM 符号不同的日回报百分比减去与 MOM 符号相同的日回报百分比。例如, 如果 MOM 为正, 但正回报日的百分比较低, 这意味着 ID 水平较高, 因为整体动量回报 MOM 显然是由几天的极端正回报所驱动的。

与 Da 等人 (2014) 的研究一致, 作者进行了横截面的独立双重排序, 以考察信息离散程度对动量利润的影响。在每个月末 $t-1$, 根据 ID 和 MOM (或 HTP) 独立地将股票分配到五分位投资组合中。图表 14 显示了每个月 t 中由此产生的 25 个投资组合的平均市值加权回报。在样本中复制了 Da 等人 (2014) 的发现, 我们发现当 ID 较低时, 动量利润显著高于 ID 较高时。对于 HTP 也同样如此: 虽然高 ID 股票的五分位回报差额仅为 0.51%, 但低 ID 股票的五分位回报差额为 1.37%。由此得出的差异中的差异回报在统计上高度显著 ($t = -4.41$)。因此, 实证证据表明, 投资者倾向于对持续信息反应不足, 以至于新闻被延迟地纳入股票价格中。

图表 14 动量因子的信息离散度和收益预测能力

Table 8
Information Discreteness and the Return Predictability of MOM and HTP

This table shows subsequent value-weighted returns from independent portfolio double sorts using NYSE-breakpoints. In each month, each stock is allocated to a quintile portfolio based on its information discreteness *ID* and a quintile portfolio based on *MOM* or *HTP*. *ID* is calculated as $sign(MOM) \cdot (\%_{neg} - \%_{pos})$ where $\%_{neg}$ ($\%_{pos}$) is the percentage of negative (positive) daily returns during the *MOM*-formation period (Da et al., 2014). If empty portfolios exist due to the method of independent sorting, the respective month is excluded from the analysis. *MOM* is the stock's log return over formation months $t-12$ to $t-2$. *HTP* refers to the return component of *MOM* realized before the formation period's highest stock price, P_{high} . The *t*-statistics in parentheses refer to the difference portfolio and are based on standard errors following Newey and West (1987) using twelve lags. The sample period covers January 1927 to December 2020.

	Information Discreteness <i>ID</i>					5-1	Information Discreteness <i>ID</i>					5-1	
	low	2	3	4	high		low	2	3	4	high		
low <i>MOM</i>	0.49	0.68	0.75	0.86	0.98	0.49	low <i>HTP</i>	0.28	0.61	0.73	0.78	0.60	0.33
2	0.91	0.97	0.87	0.99	1.07	0.16	2	0.72	0.89	0.91	0.93	0.93	0.21
3	0.92	1.08	1.00	1.02	0.97	0.05	3	1.00	1.09	1.02	1.09	0.98	-0.02
4	1.21	1.05	1.07	1.06	1.09	-0.12	4	1.33	1.17	1.15	0.99	0.99	-0.33
high <i>MOM</i>	1.42	1.38	1.31	1.35	1.21	-0.21	high <i>HTP</i>	1.64	1.59	1.41	1.40	1.11	-0.53
5-1	0.93	0.71	0.56	0.48	0.23	-0.70	5-1	1.37	0.98	0.68	0.63	0.51	-0.86
t(5-1)	(4.22)	(3.77)	(3.00)	(2.54)	(1.02)	(-2.69)	t(5-1)	(7.78)	(4.97)	(3.90)	(3.77)	(2.57)	(-4.41)

资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

鉴于 HTP 涵盖了动量形成期的第一阶段，初始反应不足与上表中记录的定价错误实际修正之间可能相隔数月。因此，作者的发现补充了现有文献，即**定价错误可以持续存在并在相对较长的时间范围内影响回报**。例如，关于指数纳入效应的研究表明，定价错误甚至可能是永久性的 (Shleifer, 1986)，而 Daniel 等人 (2020) 明确阐述了短期和长期定价错误的存在。在持续信息反应不足的背景下，基于潜在的行为学推理 (Da 等人, 2014)，定价错误持续相对较长的时间似乎是可能的。心理学研究表明，与极端新闻相比，个体往往对渐进式新闻关注较少 (Kahneman, 1973)。因此，认知资源有限的投资者 (Hirshleifer 和 Teoh, 2003) 可能对这类新闻反应不足，从而导致定价错误。鉴于这种定价错误背后的新闻并不引人注目，且可能在长期内影响现金流，投资者可能需要相对较长的时间才能意识到并纠正这种定价错误。

“温水煮青蛙”假说甚至能够解释为什么在低情绪期后， $rHTP$ (HTP 相关的回报) 几乎是高情绪期后的两倍 (见图表 13)。如前一小节所述，这一观察结果与标准情绪解释相悖。然而，投资者反应不足的程度也应该取决于情绪。在这方面，Mian 和 Sankaraguruswamy (2012) 表明，在投资者情绪高涨 (低落) 期间，股票价格对正面 (负面) 新闻的反应更强。相反，低 (高) 情绪意味着对正面 (负面) 新闻的反应不足更强。由于 HTP (高位动量利润) 在构造上是非负的，且 $rHTP$ (HTP 相关的回报) 不成比例地受到赢家股票的影响，因此 HTP 本质上反映了 *Phigh* (某个高点或观察期) 之前正面新闻的规模。因此，在投资者对正面新闻反应不足的低情绪时期之后，HTP 诱导的回报可预测性应该最强。总之，作者对 HTP 的实证研究表明，其回报可预测性源于投资者对持续信息的反应不足，并且由此产生的回报溢价特别强劲，因为它们不受偶尔发生的严重动量崩盘的影响。

6 策略实用性探讨

6.1 交易成本

动量策略及其在考虑交易成本情况下的潜在可利用性，在投资界和学术界都受到了广泛关注 (Korajczyk 和 Sadka, 2004; Lesmond 等人, 2004; Barroso 和 Santa-Clara, 2015)。鉴于 HTP 策略既不涉及崩盘风险，也不依赖于市场状态，并且其夏普比率甚至高于传统动量策略，作者研究了利用 $rHTP$ 相关的交易成本。遵循

Barroso 和 Santa-Clara (2015) 的方法，下文分析了在实施 WML、rHTP 和 rPTH 时，因投资组合换手率而产生的交易成本。更具体地说，为了调整第 $t-1$ 个月末的投资组合权重，所需的第 d 十分位投资组合的单向换手率 $x_{t,d}$ 计算如下：

$$x_{t,d} = 0.5 \sum_i |W_{i,t,d} - \widetilde{W}_{i,t-1,d}| \text{ with } \widetilde{W}_{i,t-1,d} = \frac{W_{i,t-1,d}(1+r_{i,t-1})}{\sum_i W_{i,t-1,d}(1+r_{i,t-1})}. \quad (8)$$

$W_{i,t,d}$ 表示股票 i 在第 $t-1$ 个月末再平衡后立即在投资组合 d 中的权重，而 $\widetilde{W}_{i,t-1,d}$ 表示再平衡前该股票的权重。后者是基于初始的 $t-1$ 月投资组合权重 $W_{i,t-1,d}$ 以及股票在 $t-1$ 月内的收益率 $r_{i,t-1}$ 计算得出的 (Barroso 和 Santa-Clara, 2015)。投资组合换手率 x 伴随着交易成本，根据 (Abdi 和 Ranaldo, 2017) 的方法进行估算，即基于 CRSP 日数据中的收盘价、最高价和最低价计算买卖价差。鉴于多空收益是按市值加权构建的，特定十分位投资组合的交易成本是通过对该组合内各股票的买卖价差进行市值加权得出的。最后，各策略的月度交易成本是通过将多头和空头十分位投资组合的换手率与市值加权的买卖价差相乘得到的。

基于上述程序，1927 年 1 月至 2020 年 12 月的平均月度 WML (赢家减去输家动量策略) 交易成本为 0.82% (34.75% 的赢家十分位换手率乘以 0.86% 的相应价差，加上 39.75% 的输家十分位换手率乘以 1.32% 的相应价差)。动量策略的总月度换手率为 74.50% (34.75% 加 39.75%)，接近 Barroso 和 Santa-Clara (2015) 估计的 74%。由于 HTP (高动量投资组合) 的形成期在构造上短于 MOM (动量) 的形成期，股票连续几个月出现在同一投资组合中的可能性较低。因此，rHTP (可能是指经过某种调整或特定定义的 HTP 策略收益率) 的平均月度换手率较高，为 92.81% (多头十分位为 32.74%，空头十分位为 60.07%)。然而，与 WML 不同，HTP 策略不会系统性地流动性差的股票分配给其空头部分，因此价差相对较低，导致 rHTP 的月度交易成本为 0.78%，与 WML 的 0.82% 相似但略低。就第二个动量成分 PTH 而言，其多空策略的平均月度交易成本为 0.97% (多头十分位为 64.53% 乘以 0.59%，空头十分位为 36.66% 乘以 1.62%)。

总之，潜在交易 rHTP 的交易成本略低于 WML。因此，对于 HTP 策略而言，交易成本的重要性并不应高于标准动量策略。在 1927 年 1 月至 2020 年 12 月的观察期间，rHTP 的平均月度收益溢价为 1.21%，交易成本并未抵消该策略的盈利。除了对投资行业的潜在相关性外，这一观察结果还表明，表中记录的收益价差并非由特别缺乏流动性的股票市场板块所驱动。

6.2 收益预测能力的市值依赖性

众所周知，交易成本与公司的市值呈反比关系 (Demsetz, 1968; Benston and Hagerman, 1974; Stoll and Whaley, 1983; Lesmond et al., 1999)。因此，与上一小节紧密相关的一个问题是，基于 HTP 和 PTH 的多空收益是否也存在于大市值公司中。为了回答这个问题，下表展示了条件双重排序下的平均投资组合收益，我们首先根据股票的市值将其分为五个分位数的投资组合，然后再根据 HTP 或 PTH 将其分为五个分位数的投资组合。

下表显示，对于每个市值组别，低 HTP 和高 HTP 投资组合之间存在显著的收益价差，每月至少为 0.70%。此外，未列出的差异中的差异投资组合 (difference-in-differences portfolio) 并不显著 ($t = -1.10$)，这表明 HTP 引起的收益溢价并不强烈依赖于公司规模。然而，对于 PTH 来说情况并非如此，因为我们在大市值五分位

数的股票中没有发现显著的收益价差。但是，与 PTH 相关的收益溢价在小股票中高度显著，这意味着与 PTH 相关的收益可预测性具有强烈的规模依赖性。

总结下表，被遗忘的动量成分 HTP 不仅平均而言优于 PTH，特别是在最大且交易最活跃的股票中表现更为突出。因此，可以排除 HTP 对整体动量现象的显著贡献仅仅是由一小部分小公司所引起的这一可能性。从投资角度来看，这一观察结果增加了 rHTP 的吸引力，因为在高市值公司中实施相应的交易策略意味着可以获得相似的原始收益价差，但交易成本大大降低。例如，基于前一小节使用的 Abdi and Ranaldo (2017) 方法，大市值五分位数的平均买卖价差比小市值五分位数低 68%。

图表 15 动量因子收益预测能力的市值依赖性

Table 9
Size Dependence of HTP- and PTH-Return Predictability
This table shows subsequent value-weighted returns from conditional portfolio double sorts using NYSE-breakpoints. In each month, each stock is first allocated to a quintile portfolio based on its market capitalization. Second, within each quintile, each stock is allocated to a quintile portfolio based on HTP or PTH. HTP is defined as the log ratio of the highest stock price P_{high} during months $t-12$ to $t-2$ to the stock price at the beginning of month $t-12$. PTH is defined as the log ratio of the stock price at the end of month $t-2$ to the stock price P_{high} . The t -statistics in parentheses refer to the difference portfolio and are based on standard errors following Newey and West (1987) using twelve lags. The sample period covers January 1927 to December 2020.

	small	2	3	4	big		small	2	3	4	big
low HTP	0.86	0.77	0.73	0.69	0.58	low PTH	0.83	0.73	0.83	0.86	0.80
2	1.38	1.13	1.06	0.97	0.78	2	1.42	1.24	1.22	1.18	1.01
3	1.46	1.23	1.14	1.10	0.95	3	1.53	1.35	1.34	1.15	0.89
4	1.50	1.42	1.28	1.21	1.06	4	1.71	1.46	1.26	1.16	0.97
high HTP	1.72	1.57	1.57	1.56	1.28	high PTH	1.65	1.50	1.21	1.22	0.92
5-1	0.87	0.80	0.84	0.87	0.70	5-1	0.82	0.77	0.38	0.37	0.11
$t(5-1)$	(6.22)	(5.79)	(6.00)	(5.39)	(4.86)	$t(5-1)$	(3.34)	(3.73)	(1.75)	(2.13)	(0.80)

资料来源：《Decomposing momentum: The forgotten component》，华安证券研究所

7 结论

本文将标准动量基于月份 $t-12$ 至 $t-2$ 期间最高股价的形成期，将动量分解为两个成分：HTP 和 PTH。作者证明，HTP 和 PTH 均能正向预测股票的横截面收益。但动量利润的 84% 可归因于被遗忘的动量成分 HTP，而经常被研究的 PTH 仅贡献 16%。鉴于这一显著差异，作者探讨了为什么 HTP 在解释动量利润方面占主导地位的问题。结果发现，与 PTH 相关的收益可预测性偶尔容易遭受严重崩溃，而 HTP 则不会出现这种情况。这种不同崩溃暴露的原因是，在市场下跌后，低 PTH 股票类似于市场上的虚值看涨期权，导致基于 PTH 的多空策略在市场复苏时崩溃。

相反，基于 HTP 的多空策略避免了这些崩溃，因为它不会将市场下跌中的极端亏损股票分配给其空头仓位。因此，与标准动量策略相比，基于 HTP 的多空收益提供了更高的夏普比率，呈正偏态，并且不依赖于市场状态。此外，HTP 在高情绪和低情绪时期、在小盘股和大盘股中，以及在几个全球股票市场中，均能显著预测收益的横截面。作者的分析表明，驱动这种收益可预测性的经济机制是投资者对持续信息的反应不足。因此，在解释动量利润的巨大份额方面，反应不足主导了其他几种方法。

文献来源：

核心内容摘选自 Büsing, P., Mohrschladt, H., & Siedhoff, S. 于 2024 年在《Journal of Banking & Finance》上发表的论文《Decomposing momentum: The forgotten component》。

风险提示:

文献结论基于历史数据与海外文献进行总结; 不构成任何投资建议。

重要声明

分析师声明

本报告署名分析师具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格，以勤勉的执业态度、专业审慎的研究方法，使用合法合规的信息，独立、客观地出具本报告，本报告所采用的数据和信息均来自市场公开信息，本人对这些信息的准确性或完整性不做任何保证，也不保证所包含的信息和建议不会发生任何变更。报告中的信息和意见仅供参考。本人过去不曾与、现在不与、未来也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接接收任何形式的补偿，分析结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

免责声明

华安证券股份有限公司经中国证券监督管理委员会批准，已具备证券投资咨询业务资格。本报告中的信息均来源于合规渠道，华安证券研究所力求准确、可靠，但对这些信息的准确性及完整性均不做任何保证。在任何情况下，本报告中的信息或表述的意见均不构成对任何人的投资建议。在任何情况下，本公司、本公司员工或者关联机构不承诺投资者一定获利，不与投资者分享投资收益，也不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。投资者务必注意，其据此做出的任何投资决策与本公司、本公司员工或者关联机构无关。华安证券及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供投资银行服务或其他服务。

本报告仅向特定客户传送，未经华安证券研究所书面授权，本研究报告的任何部分均不得以任何方式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。如欲引用或转载本文内容，务必联络华安证券研究所并获得许可，并需注明出处为华安证券研究所，且不得对本文进行有悖原意的引用和删改。如未经本公司授权，私自转载或者转发本报告，所引起的一切后果及法律责任由私自转载或转发者承担。本公司并保留追究其法律责任的权利。

投资评级说明

以本报告发布之日起 6 个月内，证券（或行业指数）相对于同期沪深 300 指数的涨跌幅为标准，定义如下：

行业评级体系

- 增持—未来 6 个月的投资收益率领先沪深 300 指数 5%以上；
- 中性—未来 6 个月的投资收益率与沪深 300 指数的变动幅度相差-5%至 5%；
- 减持—未来 6 个月的投资收益率落后沪深 300 指数 5%以上；

公司评级体系

- 买入—未来 6-12 个月的投资收益率领先市场基准指数 15%以上；
- 增持—未来 6-12 个月的投资收益率领先市场基准指数 5%至 15%；
- 中性—未来 6-12 个月的投资收益率与市场基准指数的变动幅度相差-5%至 5%；
- 减持—未来 6-12 个月的投资收益率落后市场基准指数 5%至；
- 卖出—未来 6-12 个月的投资收益率落后市场基准指数 15%以上；
- 无评级—因无法获取必要的资料，或者公司面临无法预见结果的重大不确定性事件，或者其他原因，致使无法给出明确的投资评级。市场基准指数为沪深 300 指数。