

基于量化多因子的行业配置策略

——行业轮动专题报告

投资咨询业务资格：
证监许可【2012】669号

报告要点

本文介绍了中高频需求下的行业轮动的量化解决方案。在多因子体系下，本文选用不同因子组合、引入动态仓位控制和股指期货做空对行业轮动策略进行回测，发现模型对行业截面收益率差异的解释度良好，策略对沪深300有明显的超额收益。

摘要：

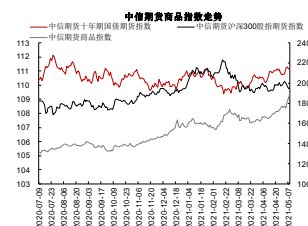
中高频行业配置的量化解决方案：传统行业研究多基于宏观经济周期视角，采用相对低频的宏观数据，不同公司之间的数据结构也差异巨大。使用量价数据和日频量价因子，在量化多因子框架下可有效增强行业配置策略的表现。

经典 Barra 多因子体系下的行业轮动策略：基于经典 Barra 因子体系构建配置策略，在回测期内（2013/07 至今）策略年化收益率 19.37%，较沪深 300 全收益指数超额约 7%，夏普 0.81，最大回撤 31.2%。

“Barra”+“特征因子”体系下的行业轮动策略：传统 Barra 体系加入特征因子，日频策略在回测期内表现有所提升。引入偏度和峰度因子，在回测期内（2013/07-至今）策略年化收益率 22.36%，较沪深 300 全收益指数超额升至约 10%，夏普 1.02，最大回撤 32.6%；引入在险价值和期望损失因子，在回测期内（2013/07-至今）策略年化收益率 27.16%，较沪深 300 全收益指数超额进一步升至约 15%，夏普 1.2，最大回撤 32.99%。

行业轮动（截面）策略的收益增厚方案：引入动态仓位控制做空可以对策略波动和回撤进行有效控制，引入股指期货做空可以对策略收益进行有效增厚。引入动态仓位控制，在回测期内（2013/07 至今）策略年化收益率 27.56%，较沪深 300 全收益指数超额 15%，夏普 1.36，最大回撤降至 24.68%；引入股指期货做空，在回测期内（2013/07 至今）策略年化收益率 30.2%，较沪深 300 全收益指数超额进一步升至约 18%，夏普 1.28，最大回撤 27.57%。

策略总结和 risk：模型/方法风险，数据风险，后续可以采用相关措施进行改良。



量价策略团队

研究员：
张革
021-60812988
zhangge@citicsf.com
从业资格号 F3004355
投资咨询号 Z0010982

目录

摘要:	1
一、 中高频行业配置的量化解决方案	4
(一) 传统行业配置研究的局限	4
(二) 使用中高频量价因子来增强行业配置组合的表现	5
二、 经典 Barra 多因子体系下的行业轮动策略	6
(一) 数据来源	6
(二) 因子和数据预处理	7
(三) 策略方案和回测表现: Barra 体系多因子策略	8
三、 “Barra” + “特征因子”体系下的行业轮动策略	10
(一) 数据来源	10
(二) 因子和数据预处理: 引入偏度和峰度作为特征因子	10
(三) 策略方案和回测表现: 引入特征因子(偏度, 峰度)	10
(四) 因子和数据预处理: 继续引入 VaR 和 ES 作为特征因子	11
(五) 策略方案和回测表现: 引入特征因子(偏度, 峰度, VaR, ES)	12
四、 行业轮动(截面)策略的收益增厚方案: 引入动态仓位控制和股指期货做空	14
(一) 数据来源	14
(二) 因子和数据预处理	14
(三) 策略方案和回测表现: 引入基于 ES 动态仓位控制	14
(四) 策略方案和回测表现: 引入股指期货做空	15
五、 策略总结和风险	17
(一) 策略总结: 全策略回顾	17
(二) 策略风险和不足	18
(三) 后续改进方案	18
免责声明	20

图目录

图表 1: 行业轮动(截面) VS 行业择时(时序)	4
图表 2: 指数标的一览	6
图表 3: 模型采用的 Barra 因子	8
图表 4: 正交处理前后的因子相关性矩阵	8
图表 5: 经典 Barra 多因子策略业绩表现	9
图表 6: 策略业绩评价指标: 经典 Barra 多因子策略 vs 沪深 300 全收益	9
图表 7: 模型采用的因子: Barra 因子 + 特征因子(偏度, 峰度)	10
图表 8: 引入特征因子(偏度, 峰度)策略净值表现	11
图表 9: 策略业绩评价指标: 引入特征因子(偏度, 峰度)策略 vs 沪深 300 全收益	11
图表 10: 模型采用的因子: Barra 因子 + 特征因子(偏度, 峰度, VaR, ES)	12

中信期货量价策略专题报告

图表 11: 引入特征因子（偏度，峰度，VaR，ES）策略净值表现.....	13
图表 12: 策略业绩评价指标：引入特征因子（偏度，峰度，VaR，ES）策略 vs 沪深 300 全收益.....	13
图表 13: 策略业绩评价指标：引入动态仓位控制.....	14
图表 14: 引入动态仓位控制策略净值表现.....	15
图表 15: 引入股指期货做空 + 动态仓位控制策略净值表现.....	16
图表 16: 策略业绩评价指标：引入股指期货做空策略 vs 沪深 300 全收益.....	16
图表 17: 策略业绩评价指标：全策略回顾.....	17

一、中高频行业配置的量化解决方案

（一）传统行业配置研究的局限

行业轮动研究的目的是选出未来在某一段时间表现较好的行业，通过主动增配这些行业来获得相对于全市场的超额收益（在允许做空的情况下也可以通过做空未来表现最差的行业来实现）。因此，主流行业配置模型是在**截面**上进行行业选择和配置，而不是在时间序列进行行业的多空择时。

基于这个目的，传统的行业轮动和配置研究具有很大的局限性：

一是传统的行业轮动研究多基于**宏观经济周期**的视角，宏观环境对行业轮动的影响多是趋势性和周期性影响，由于基本面传导的复杂性，传统的行业研究很难给出较为精细的行业配置权重，多数观点最终都是“增配”、“减配”、“平配”三选一；部分研究会使用**打分法**对行业进行打分，从而追求对全行业的数量化对比，由于打分体系和方法未有统一标准，这类评价方案具有非常大的人为干预影响；同时，宏观数据也相对**低频**，具有非常明显的滞后性，通过滞后数据分析得到的结论可能无法有效后推，结论的样本外表现通常也会比较差；

图表 1： 行业轮动（截面）VS 行业择时（时序）

	行业轮动（截面）	行业择时（时序）
研究目的	行业 1 未来在某一时间截面上是否比行业 2 更好	行业 1 未来是否比现在更好，行业 2 未来是否比现在更好
主要方法	截面回归	时间序列回归
频率	可根据需求调整高低	受限于基本面/宏观数据频率以及驱动事件的频率
结论结构	行业配置权重	某行业是否应该增配或减配，相对于上一期
权重控制精度	高，可以给出具体权重	低，只能给出相对变化，且增减配方案受到人为影响

资料来源：中信期货研究部

二是传统的行业研究深入到**公司**层面以后，可以进行更为精细的个别研究，进而从**个别研究外推到行业**，实现行业轮动的目的。但是，由于行业间数据结构的巨大差异，这类研究只能推断某行业能不能比它过去更好（类似于行业择时），而无法进行截面上的比较，比如通过分析房地产公司的新建住宅面积可以外推房地产行业是否会在未来更好（或者行业内某些公司会不会比去年取得更好的业绩），但**不能得出房地产行业是否比汽车行业更好的结论**，因为汽车行业没有新建住宅面积这一数据类别，也不能轻松找到可比的类似数据类别。为了整合不同类别的数据来进行行业对比，可能**又需要引入打分法**或类似的方案，这类方案又再一次受到较大的人为干预影响。同时，这一类基本面数据（如新建住宅面积）也是**滞后的**，且**统计口径**的差异可能会影响到数据质量。

（二）使用中高频量价因子来增强行业配置组合的表现

使用量价数据可以有效规避前述缺陷：量价数据本身不是宏观数据，可实时获取，滞后较低；量价数据和量价因子本身已经是量化的数据，无需再引入打分法，可以给出非常精细和具体的权重，人工干预也比较少；量价数据对所有行业指数而言是共同的，不会有某个行业没有，便于将所有行业放在同一体系下进行相互比较。

多因子策略是现在应用最多的量化策略之一。自 1964 年 William Sharpe 等提出资本资产定价模型（The capital asset pricing model, CAPM）和 1976 年 Stephen Ross 发明套利定价理论（The arbitrage pricing theory, APT）以来，多因子投资研究和实证定价实践得到了广泛的关注和轰轰烈烈的发展。

与权益多因子模型类似，一个行业轮动（截面）的典型多因子模型可以记为：

$$E[R_i] = \sum_{k=1}^K \beta_{ik} * r_k$$

其中 β_{ik} 是行业 i 在因子 k 上的暴露， r_k 是因子收益率。

在行业轮动（截面）的框架下，本文关注的重点是不同行业在某一时间截面上的收益率是否具有显著的差别，以及这种差别能否由这些行业在截面上对量价因子的不同暴露程度来解释。需要说明的是，虽然量化多因子的结论也会是行业权重在时间序列上的变化，看起来和行业择时非常相似，但是量化多因子角度的行业轮动（截面）本身并不关注行业在基本面上的差别以及宏观经济周期到行业的传导机制，因此和行业择时（时序）是有本质区别的。两个行业如果在同一截面上的因子暴露完全一致，量化模型则认为它们是同一行业，他们在未来的表现也将完全一致。行业之间收益率的差异应该完全来自于因子暴露的不同。

关于权益量价因子策略的更多介绍，可以参考《【中信期货量价策略】股票因子策略专题报告 20201226》，这里不再赘述。

二、经典 Barra 多因子体系下的行业轮动策略

（一）数据来源

本文使用了**行业和宽基指数**作为测算数据，基于指数的规模和流动性，指数同时满足：



- 有对应的 ETF，且为股票型母基金；
- 对应的 ETF 流动性良好，日成交额在 5000 万左右或更高；
- 对应的 ETF 基金规模在 20 亿以上；

测算的指数可大致分为**基础设施与地产、金融、科技、宽基、消费、医疗健康、制造、周期** 8 大产业/宽基板块，共计 **53** 个指数。

图表 2： 部分指数一览

类别序号	产业板块/宽基	指数简称	指数代码 (如有全收益指数则使用全收益指数代码)
1	基础设施与地产	中证全指房地产指数	H20165.CSI
2	金融	中证全指证券公司指数	H20168.CSI
3	金融	中证银行指数	H20180.CSI
4	金融	沪深 300 非银行金融指数	H20035.CSI
5	金融	上证 180 金融股指数	H00018.CSI
6	科技	中证 5G 通信主题指数	931079.CSI
7	科技	中证电子 50 指数	931461.CSI
8	科技	中证电子指数	H20652.CSI
9	科技	中证光伏产业指数	H21151.CSI
10	科技	中证科技 50 指数	921380.CSI
11	科技	中证科技龙头指数	H21087.CSI
12	科技	中证全指半导体产品与设备指数	H20184.CSI
13	科技	中证全指通信设备指数	H21160.CSI
14	科技	中证生物科技主题指数	H20743.CSI
15	科技	国证半导体芯片指数	980017.SZ
16	科技	中华交易服务半导体芯片行业指数	980001.CSI
17	宽基	创业板指	399006.SZ
18	宽基	恒生互联网科技业指数	HSIII.HK
19	宽基	恒生中国企业指数	HSCE.HK
20	宽基	沪深 300 指数	H00300.CSI
21	宽基	恒生指数	HSI.HK
22	宽基	上证红利指数	H00015.CSI
23	宽基	上证科创板 50 成份指数	000688CNY01.SH
24	宽基	深证红利价格指数	399324.SZ

25	宽基	中证 1000 指数	H00852.CSI
26	宽基	中证 500 指数	H00905.CSI
27	宽基	中证港股通 50 指数	H20931.CSI
28	宽基	中证海外中国互联网 50 指数	H20533.CSI
29	宽基	中证红利指数	H00922.CSI
30	宽基	中证香港证券投资主题指数	H20709.CSI
31	宽基	上证 50 指数	H00016.CSI
32	宽基	上证 180 指数	H00010.CSI
33	宽基	创业板 50 指数	399673.SZ
34	宽基	深证 100 价格指数	399004.SZ
35	消费	中证酒指数	H20523.CSI
36	消费	中证细分食品饮料产业主题指数	H00815.CSI
37	消费	中证消费 50 指数	H21139.CSI
38	消费	中证主要消费指数	H00932.CSI
39	医疗健康	中证创新药产业指数	931152.CSI
40	医疗健康	中证生物医药指数	H20726.CSI
41	医疗健康	中证医疗指数	H20451.CSI
42	医疗健康	沪深 300 医药卫生指数	H00913.CSI
43	制造	中证国防指数	H20321.CSI
44	制造	中证军工龙头指数	H21066.CSI
45	制造	中证军工指数	H20229.CSI
46	制造	中证全指家用电器指数	H20697.CSI
47	制造	中证新能源汽车产业指数	H20997.CSI
48	制造	中证新能源汽车指数	H20522.CSI
49	制造	中证新能源指数	H20592.CSI
50	周期	中证钢铁指数	H20606.CSI
51	周期	中证煤炭指数	H20596.CSI
52	周期	中证农业主题指数	H00949.CSI
53	周期	中证申万有色金属指数	000819.SH

资料来源：同花顺 中信期货研究部

（二）因子和数据预处理

Barra 因子体系是市场上应用较广的多因子体系，本文对 Barra 风格因子进行了筛选，选出了在指数层面上仍有明显意义的部分因子，进行第一次模型测试和策略回测。Barra 体系内一些因子在指数层面意义不再明显，例如市值规模，对指数而言规模的定义或许难有明显含义；另外，长期反转由于数据使用量较大，而指数数量本身较小，所以这里暂不纳入因子库。

图表 3： 模型采用的 Barra 因子

风格因子 Style Factor	描述符 Descriptor	说明	因子定义
贝塔 Beta	Historical Beta (HB)	历史贝塔	股票收益率对沪深 300 收益率的时间序列回归，取回归系数
动量 Momentum	Relative Strength 12-month (RS)	年相对强度	计算非滞后的相对强度：对股票的对数收益率进行指数加权求和，然后计算滞后交易日的窗口内的非滞后相对强度的等权平均值
	Historical Alpha (HA)	历史 Alpha	在计算贝塔所进行的时间序列回归中取回归截距项，然后计算滞后交易日的窗口内的非滞后值的等权平均值
残差波动率 Residual Volatility	Historical Sigma (HS)	历史残差波动率	在计算贝塔所进行的时间序列回归中，取回归残差收益率的波动率
	Daily Standard Deviation (SD)	日收益率标准差	最近一年日收益率的波动率
	Cumulative Range (CR)	累积收益率范围	最近12个月累积对数收益率的最大值减去最小值

资料来源：同花顺 中信期货研究部

数据层面，本文对因子数据进行经典的处理，包括：

- 在截面上对数据进行标准化处理，方法是减掉均值后除以标准差；
- 对因子进行去极值处理；
- 对因子进行正交化处理；

由于这里研究的目的是进行行业配置，因此，不宜进一步进行行业中性处理，但是正交化处理依然很有必要。从因子的构造来看，部分因子可能自然就具有较大的相关性，高度相关的特征会引发**多重共线性**，从而使系数的显著性检验失真。

图表 4： 正交处理前后的因子相关性矩阵

	HB	RS	HS	SD	HA	CR		HB	RS	HS	SD	HA	CR
HB	1	0.01	0.07	0.4	-0.01	0.22	HB	1	0	0	0	0	0
RS	0.01	1	0.05	-0.05	0.59	0.3	RS	0	1	0	0	0	0
HS	0.07	0.05	1	0.69	0.24	0.58	HS	0	0	1	0	0	0
SD	0.4	-0.05	0.69	1	0.25	0.75	SD	0	0	0	1	0	0
HA	-0.01	0.59	0.24	0.25	1	0.36	HA	0	0	0	0	1	0
CR	0.22	0.3	0.58	0.75	0.36	1	CR	0	0	0	0	0	1
处理前							处理后						

资料来源：同花顺 中信期货研究部

（三）策略方案和回测表现：Barra 体系多因子策略

使用最近 8 年的数据，本文测试了基于 Barra 风格因子的多因子策略的业绩表现。在回测期内，策略始终保持 0-1 总权重入场，即：要么空仓，要么满仓，同时限制做空。本策略每日调仓。

图表 5： 经典 Barra 多因子策略业绩表现



资料来源：同花顺 中信期货研究部

在回测期（2013/07–2021/05）内，策略相对于沪深 300 全收益指数具有非常显著的超额收益。经典 Barra 多因子策略的各项业绩统计指标是：

图表 6： 策略业绩评价指标：经典 Barra 多因子策略 vs 沪深 300 全收益

	经典 Barra 多因子策略	沪深 300 全收益
年化收益率	19.37%*	12.29%
年化波动率	19.44%*	23.5%
年化夏普比率 (3%无风险收益)	0.81*	0.38
最大回撤	31.2%*	46.1%
卡玛比率	0.62*	0.27

*：子项目最优

资料来源：同花顺 中信期货研究部

策略在回测期内各项主要业绩指标均领先沪深 300 全收益指数。在波动率降低的情况下，策略相对于沪深 300 全收益指数年化超额收益在 7%左右，年化夏普比率提升一倍以上，最大回撤也有大幅降低。从策略净值走势来看，本策略相对于沪深 300 的收益增强，在回测期的很多时间段来自于回撤的控制，尤其是在沪深 300 出现大幅回撤的时期，本策略能够较好的发出空仓信号。

三、“Barra” + “特征因子”体系下的行业轮动策略

（一）数据来源

本段数据来源与第二章（一）中的一致。

（二）因子和数据预处理：引入偏度和峰度作为特征因子

近年部分关于波动率研究的文献表明，偏度和峰度作为随机变量的更高阶矩，可以作为波动率的补充，更充分的描述变量的特征。受此启发，本段在考察经典 Barra 因子的基础上，引入偏度和峰度因子作为全新的特征因子，对模型进行第二次测试，并进行策略回测。

图表 7： 模型采用的因子：Barra 因子 + 特征因子（偏度，峰度）

风格因子 Style Factor	描述符 Descriptor	说明	因子定义
贝塔 Beta	Historical Beta (HB)	历史贝塔	股票收益率对沪深 300 收益率的时间序列回归，取回归系数
动量 Momentum	Relative Strength 12-month (RS)	年相对强度	计算非滞后的相对强度：对股票的对数收益率进行指数加权求和，然后计算滞后交易日的窗口内的非滞后相对强度的等权平均值
	Historical Alpha (HA)	历史 Alpha	在计算贝塔所进行的时间序列回归中取回归截距项，然后计算滞后交易日的窗口内的非滞后值的等权平均值
残差波动率 Residual Volatility	Historical Sigma (HS)	历史残差波动率	在计算贝塔所进行的时间序列回归中，取回归残差收益率的波动率
	Daily Standard Deviation (SD)	日收益率标准差	最近一年日收益率的波动率
	Cumulative Range (CR)	累积收益率范围	最近12个月累积对数收益率的最大值减去最小值
特征因子	Skewness	偏度	最近一年日收益率的偏度
	Kurtosis	峰度	最近一年日收益率的峰度

资料来源：同花顺 中信期货研究部

数据层面，本文对因子数据进行经典的处理，方式与第二章中的方式一致。

（三）策略方案和回测表现：引入特征因子（偏度，峰度）

使用最近 8 年的数据，本文测试了引入特征因子的多因子策略的业绩表现。在回测期内，策略始终保持 0-1 总权重入场，即：要么空仓，要么满仓，同时限制做空。策略每日调仓。

除因子外，策略细节和前文一致。

图表 8： 引入特征因子（偏度，峰度）策略净值表现



资料来源：同花顺 中信期货研究部

在回溯期（2013/07–2021/05）内，策略相对于沪深 300 全收益指数具有非常显著的超额收益。策略的各项业绩统计指标是：

图表 9： 策略业绩评价指标：引入特征因子（偏度，峰度）策略 vs 沪深 300 全收益

	引入特征因子（偏度，峰度）策略	沪深 300 全收益
年化收益率	22.36%*	12.29%
年化波动率	18.45%*	23.5%
年化夏普比率 (3%无风险收益)	1.02*	0.38
最大回撤	35.6%*	46.1%
卡玛比率	0.63*	0.27

*：子项目最优

资料来源：同花顺 中信期货研究部

策略在回溯期内各项主要业绩指标均领先沪深 300 全收益指数。在波动率降低的情况下，策略相对于沪深 300 全收益指数年化超额收益在 10%左右，年化夏普比率提升 1.5 倍以上，最大回撤也有大幅降低。从策略净值走势来看，本策略相对于沪深 300 的收益增强，在回溯期的很多时间段不仅来自于回撤的控制，也来自于收益期的增强。在沪深 300 出现大幅回撤的时期，本策略也能较好的发出空仓信号。

（四）因子和数据预处理：继续引入 VaR 和 ES 作为特征因子

巴塞尔协议 III（Basel III）是国际银行业监管的最新框架，VaR（Value at Risk, 在险价值）和 ES（Expected Shortfall, 期望损失）作为其中非常重要的两项风险指标，起初是用来对商业银行的风险进行监管。最近的实证研究表明，在模型中加入对下

跌和回撤非常敏感的风险因子，可以对预期收益率起到警示作用，有助于模型识别出风险较大的标的指数，进而降低投资组合在这些指数上的权重，实现收益-风险的更优配置。

本段在之前的引入峰度和偏度因子的基础上，继续引入 VaR 和 ES 作为风险表征的因子。

图表 10：模型采用的因子：Barra 因子 + 特征因子（偏度，峰度，VaR，ES）

风格因子 Style Factor	描述符 Descriptor	说明	因子定义
贝塔 Beta	Historical Beta (HB)	历史贝塔	股票收益率对沪深 300 收益率的时间序列回归，取回归系数
动量 Momentum	Relative Strength 12-month (RS)	年相对强度	计算非滞后的相对强度：对股票的对数收益率进行指数加权求和，然后计算滞后交易日的窗口内的非滞后相对强度的等权平均值
	Historical Alpha (HA)	历史 Alpha	在计算贝塔所进行的时间序列回归中取回归截距项，然后计算滞后交易日的窗口内的非滞后值的等权平均值
残差波动率 Residual Volatility	Historical Sigma (HS)	历史残差波动率	在计算贝塔所进行的时间序列回归中，取回归残差收益率的波动率
	Daily Standard Deviation (SD)	日收益率标准差	最近一年日收益率的波动率
	Cumulative Range (CR)	累积收益率范围	最近12个月累积对数收益率的最大值减去最小值
特征因子	Skewness	偏度	最近一年日收益率的偏度
	Kurtosis	峰度	最近一年日收益率的峰度
	Value at Risk	在险价值	最近一年日收益率的在险价值
	Expected Shortfall	期望损失	最近一年日收益率的期望损失

资料来源：同花顺 中信期货研究部

数据层面，本文对因子数据进行经典的处理，方式与第二章中的方式仍然一致。

（五）策略方案和回测表现：引入特征因子（偏度，峰度，VaR，ES）

使用最近 8 年的数据，本文测试了引入特征因子的多因子策略的业绩表现。在回测期内，策略始终保持 0-1 总权重入场，即：要么空仓，要么满仓，同时限制做空。策略每日调仓。除因子外，策略细节和前文一致。

在回测期（2013/07–2021/05）内，策略相对于沪深 300 全收益指数具有非常显著的超额收益。策略在回测期内各项主要业绩指标均大幅领先沪深 300 全收益指数。在波动率降低的情况下，策略相对于沪深 300 全收益指数年化超额收益更进一步增强，在 15%左右，年化夏普比率提升 2 倍以上，最大回撤也有大幅降低。从策略净值走势来看，本策略相对于沪深 300 的收益增强，在回测期的很多时间段不仅来自于回撤的控制，也来自于收益期的增强。在沪深 300 出现大幅回撤的时期，本策略也能较好的发出空仓信号。

图表 11：引入特征因子（偏度，峰度，VaR，ES）策略净值表现



资料来源：同花顺 中信期货研究部

图表 12：策略业绩评价指标：引入特征因子（偏度，峰度，VaR，ES）策略 vs 沪深 300 全收益

	引入特征因子（偏度，峰度，VaR，ES）策略	沪深 300 全收益
年化收益率	27.16%*	12.29%
年化波动率	19.49%*	23.5%
年化夏普比率 (3%无风险收益)	1.20*	0.38
最大回撤	32.99%*	46.1%
卡玛比率	0.82*	0.27

*：子项目最优

资料来源：同花顺 中信期货研究部

四、行业轮动（截面）策略的收益增厚方案：引入动态仓位控制和股指期货做空

（一）数据来源

本段数据来源第二章（一）中的一致。

（二）因子和数据预处理

本段选用的因子和数据处理方式与第三章（四）中的一致。

（三）策略方案和回测表现：引入基于 ES 动态仓位控制

使用最近 8 年的数据，本文测试了多因子策略的业绩表现。在回测期内，策略每日调仓，同时限制做空。

本段策略与前文所用的因子完全一致，策略细节的主要区别在于，本策略引入了动态仓位控制，来对投资组合的仓位进行动态管理。如前文所述，ES（Expected Shortfall, 期望损失）作为 Basel III 中的主要风险测度，可以有效地反应组合的风险，本段设想通过限制策略 ES 值来对回撤进行进一步来控制。

本段将 ES 限制在 5%或 2.5%水平，即回测期任何时候，如果当日组合的 ES 大于 5%，则进行等权减仓处理，策略总权重此时不再是 0-1，而可以是 0-1 之间的任何数。具体而言，策略的总权重与 ES 值之间有如下关系：

$$\text{策略总权重} = \begin{cases} \frac{\text{Level}}{\text{ES}}, & \text{当 ES} > \text{Level 时} \\ 100\%, & \text{当 ES} \leq \text{Level 时} \end{cases}$$

其中 Level 为 5%或 2.5%，在策略总权重范围内，对指数按照多因子模型得到的权重进行配置。

图表 13：策略业绩评价指标：引入动态仓位控制

	多因子策略	多因子 + 动态仓位控制策略（5% ES）	多因子 + 动态仓位控制策略（2.5% ES）	沪深 300 全收益
年化收益率	27.16%	27.56%	21.93%	12.29%
年化波动率	19.49%	17.50%	13.30%	23.5%
年化夏普比率 （3%无风险收益）	1.20	1.36	1.38	0.38
最大回撤	32.99%	24.68%	16.24%	46.1%
卡玛比率	0.82	1.12	1.35	0.27

资料来源：同花顺 中信期货研究部

图表 14：引入动态仓位控制策略净值表现



资料来源：同花顺 中信期货研究部

可以发现，引入动态仓位控制以后，策略净值曲线变得更为平滑，这主要是由于 ES 在回撤较大时降低了仓位，使得策略整体的波动率进一步降低。在 5% ES 水平下，策略年化收益略有提升，最大回撤大幅下降，这里收益的提升主要归功于动态仓位对回撤的控制；同样的，在 2.5% ES 水平下，策略曲线变得进一步平滑，年化波动率降至 13.3%，8 年回溯期内最大回撤仅 16.24%，年化夏普比率进一步抬升至 1.38。使用动态仓位调整可以更好的控制风险和回撤。

另一方面，使用动态仓位调整也带来了一些负面效果。在 5% ES 水平下，年化收益率由于回撤控制略有提升，但 2015 年牛市期间，策略在收益上跑输沪深 300 全收益指数，这一点在 2.5% ES 水平下更为明显，年化收益率进一步下降至 21.93%，牛市期间更是大幅跑输沪深 300 全收益指数。结论来看，加入动态仓位控制以后的策略整体偏保守，在比较严格的限制回撤以后收益也会降低，牛市中很可能会面临跑输业绩基准的风险。

（四）策略方案和回测表现：引入股指期货做空

由于策略结构的设置，前文中的策略在整个回测期间均有不同长度的空仓时间段。如果模型的预测能力较好，在空仓时做空一定量的股指期货，可能会对策略收益有更进一步的增厚。

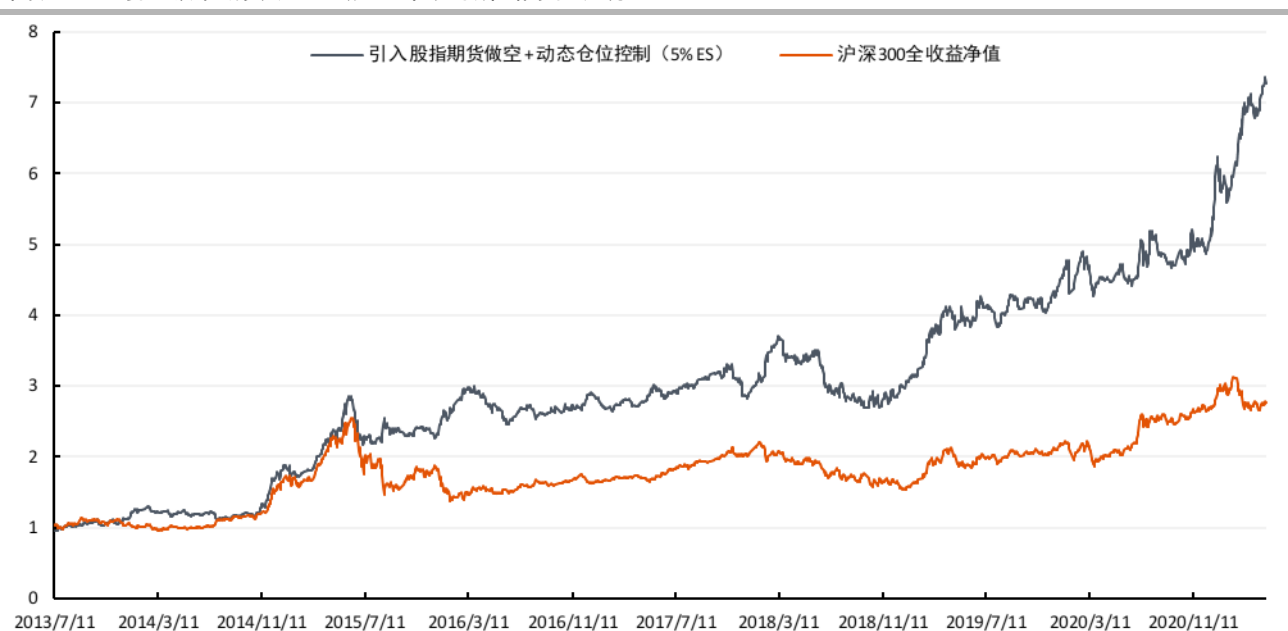
使用最近 8 年的数据，本文多因子策略的业绩表现。在回测期内，策略每日调仓，限制指数的直接卖空，同时引入动态仓位控制。

本段策略与前文所用的因子完全一致，动态仓位控制的原理和细节也完全一致，策略细节的主要区别在于，本策略引入了股指期货做空，以期对策略收益进行进一

步增厚。具体而言，模型生成的权重为空仓时，按等市值的做空沪深 300 股指期货（IF）主力合约；权重不为空仓时，按权重配置指数，即：

$$\text{策略总构成} = \begin{cases} 100\% \text{ IF 空头}, & \text{当模型权重为空仓时} \\ 100\% \text{ 指数/ETF 多头}, & \text{当模型权重不为空仓时} \end{cases}$$

图表 15：引入股指期货做空 + 动态仓位控制策略净值表现



资料来源：同花顺 中信期货研究部

在回测期（2013/07–2021/05）内，策略相对于沪深 300 全收益指数的超额收益进一步增厚。策略的各项业绩统计指标是：

图表 16：策略业绩评价指标：引入股指期货做空策略 vs 沪深 300 全收益

	引入股指期货做空策略	沪深 300 全收益
年化收益率	30.2%*	12.29%
年化波动率	20.67%*	23.5%
年化夏普比率 (3%无风险收益)	1.28*	0.38
最大回撤	27.57%*	46.1%
卡玛比率	1.1*	0.27

*：子项目最优

资料来源：同花顺 中信期货研究部

策略在回测期内各项主要业绩指标依然大幅领先沪深 300 全收益指数。引入股指期货做空以后，得益于模型空仓信号的准确性，策略收益有进一步增强，年化收益率达到 30.2%，相对于沪深 300 全收益指数的超额收益在 18% 左右。由于之前空仓的时间段现在变为 IF 空头仓，整个回测期内策略的波动率和之前相比有所上升，夏普比率未有明显提升，最大回撤也略有扩大。本段策略提供了一个高收益选项，在无法自由加减杠杆的情况下，高夏普不一定能够带来预期的高收益。

五、策略总结和风险

（一）策略总结：全策略回顾

基于传统 Barra 多因子、特征因子、动态仓位控制和股指期货做空的组合策略，在回测期内表现优异，带来了巨大的 Alpha。本文中所有策略均基于行业、主题和宽基指数，没有进行行业内选股，也没有叠加基本面信息，策略取得的收益已较为可观。本文中回测期内的策略如下表总结：

- 对于指数配置而言，经典 Barra 多因子模型具有一定程度的解释能力，模型给出的权重能够带来一部分超额收益，相比于沪深 300 全收益指数年化超额收益率在 7%左右，同时降低了最大回撤。
- 引入特征因子以后，模型的解释能力增加，特征因子能带来更多 alpha，超额收益进一步放大至 15%附近，而最大回撤和组合波动率增加不明显，策略夏普比率和卡玛比率有明显提升。
- 采用动态仓位控制的可以最大限度地降低组合的波动率以及最大回撤，虽然策略的超额收益增加不明显，但策略最大回撤降低的尤其显著，较纯多因子策略降低约 9%（绝对值），除年化收益率略低于引入股指期货做空以外，其余业绩指标均为策略中最佳。
- 最后，引入股指期货做空可以避免空仓时间，最大限度的利用资金，但同时也放大了组合波动和回撤，该策略相对于沪深 300 全收益指数的超额收益最厚，达 18%左右。

图表 17：策略业绩评价指标：全策略回顾

	多因子：经典 Barra 多因子	多因子：引入特征 因子	多因子：引入特征 因子 + 动态仓位控制 (5% ES)	多因子：引入特征 因子 + 动态仓位控制 (5% ES) + 股指期货做空	沪深 300 全 收益
年化收益率	19.37%	27.16%	27.56%	30.2% *	12.29%
年化波动率	19.44%	19.49%	17.50%*	20.67%	23.5%
年化夏普比率 (3%无风险收 益)	0.81	1.20	1.36*	1.28	0.38
最大回撤	31.2%	32.99%	24.68%*	27.57%	46.1%
卡玛比率	0.62	0.82	1.12*	1.1	0.27

*：子项目最优

资料来源：同花顺 中信期货研究部

（二）策略风险和不足

虽然组合策略回溯期内表现优异，但在实际使用中，仍有一些风险点需要特别注意。这些风险点主要来自于模型/方法和数据层面：

- 模型/方法：本文中所有策略使用的模型均为传统线性模型，没有引入复杂的非线性模型以及机器学习等方法，对于无法转换成线性信息的非线性信息没有捕捉能力；同时，模型也高度依赖于线性回归的基本假设，实际情况这些假设很有可能不成立。
- 数据：本文所采用的数据为量价数据，理论上量价数据已经尽量避免了财务数据和基本面数据的失真性和滞后性，但是，受限指数数量以及数据长度，本文虽选择了尽量长的回溯期，但时间区间依然是人为选取的，与成熟的文献相比时间仍然较短，仅 8 年左右时间（2013 年 7 月至今，约 2000 个交易日）。因此，策略表现较好也可能时受到时间区间影响的结果，在更长的时间段内能否仍然表现较好需审慎评估。

另外，抛开模型/方法和数据等内核风险，从策略表现本身的角度来看，本文中的策略在以下几个方面仍有不足：

- 策略受参数影响较大：在本文第四章（三）中，仅调整了动态仓位控制下的“ES 水平”参数，策略净值发生了比较大的变动。由于策略和因子细节众多，本文没有一一调整各个因子的参数细节，但可以预估，策略会受到参数比较大的影响，在未来样本外的表现可能会不稳定。
- 策略的最大回撤和波动率比较高：由于可供选择的资产较少，最多时仅 53 个标的指数，策略无法进行充分分散化，也不能进行行业中性调整，这导致策略的波动率和最大回撤都相对较大。
- 策略在标的较少时超额收益不明显：由于指数数量的限制，2013 年左右大约只有 20 个指数，这导致模型前期的过拟合现象比较严重，因子显著性也较差，模型外推的能力欠佳，前期超额收益因而也比较低，叠加牛市行情甚至没有超额收益，后期随着指数数量的上升以及单边市场的改善，策略超额收益逐渐增加。
- 策略没有考虑交易成本：本文使用指数进行回溯，其对应的场内 ETF 通常交易成本较低，加上本文中的策略是一个日频策略，每日调仓，非日内高频，因此本文在回溯时没有考虑任何交易费用和冲击成本。考虑交易成本后，实际情况下策略净值会略低于本文中的业绩表现。

（三）后续改进方案

为解决以上不足，有以下方案可以作为后续改进的参考：

- 避免数据时间区间的人工干预：对模型进行交叉验证，并采用合理的方法

尽可能平滑参数的变化，可以采取多组参数进行验证平均，并划分不同的训练集和测试集进行检验。

- 考虑引入其他资产或对冲方案来降低组合波动：一方面可以设法关掉一些风险敞口，另一方面可以引入其他资产，如进行行业内选股。根据 Markowitz 的资产配置理论，整个投资组合的风险可以得到进一步分散和有效降低。
- 在回测时考虑交易成本和冲击成本。

免责声明

除非另有说明，中信期货有限公司拥有本报告的版权和/或其他相关知识产权。未经中信期货有限公司事先书面许可，任何单位或个人不得以任何方式复制、转载、引用、刊登、发表、发行、修改、翻译此报告的全部或部分材料、内容。除非另有说明，本报告中使用的所有商标、服务标记及标记均为中信期货有限公司所有或经合法授权被许可使用的商标、服务标记及标记。未经中信期货有限公司或商标所有权人的书面许可，任何单位或个人不得使用该商标、服务标记及标记。

如果在任何国家或地区管辖范围内，本报告内容或其适用与任何政府机构、监管机构、自律组织或者清算机构的法律、规则或规定内容相抵触，或者中信期货有限公司未被授权在当地提供这种信息或服务，那么本报告的内容并不意图提供给这些地区的个人或组织，任何个人或组织也不得在当地查看或使用本报告。本报告所载的内容并非适用于所有国家或地区或者适用于所有人。

此报告所载的全部内容仅作参考之用。此报告的内容不构成对任何人的投资建议，且中信期货有限公司不会因接收人收到此报告而视其为客户。

尽管本报告中所包含的信息是我们于发布之时从我们认为可靠的渠道获得，但中信期货有限公司对于本报告所载的信息、观点以及数据的准确性、可靠性、时效性以及完整性不作任何明确或隐含的保证。因此任何人不得对本报告所载的信息、观点以及数据的准确性、可靠性、时效性及完整性产生任何依赖，且中信期货有限公司不对因使用此报告及所载材料而造成的损失承担任何责任。本报告不应取代个人的独立判断。本报告仅反映编写人的不同设想、见解及分析方法。本报告所载的观点并不代表中信期货有限公司或任何其附属或联营公司的立场。

此报告中所指的投资及服务可能不适合阁下。我们建议阁下如有任何疑问应咨询独立投资顾问。此报告不构成任何投资、法律、会计或税务建议，且不担保任何投资及策略适合阁下。此报告并不构成中信期货有限公司给予阁下的任何私人咨询建议。

中信期货有限公司

深圳总部

地址：深圳市福田区中心三路8号卓越时代广场（二期）北座13层1301-1305、14层

邮编：518048

电话：400-990-8826