

## 基本面量化投资新时代

### 主要结论

#### 美股：暴跌后的估值回归合理区间，后续将宽幅震荡

美联储的目标是“稳定就业”和“稳定物价”，并无促进权益市场上涨的义务。在就业市场火热（失业率维持在4%）和核心PCE逐步抬升的情况下，为防止过热，12月美联储有理由继续加息，我们维持年中对美联储2019年2次加息的判断。当前美股维持宽幅震荡判断，但大跌风险仍需经济数据确认。

#### 黄金：2019年黄金或有突破，年底目标1300美元

美元强势和利率上行是2018年压制黄金的核心因素，即使在美国通胀预期抬升的情况下，黄金受累于上行的利率，依然没能抛出超额收益。近期由于美国避险情绪升温，长债利率回落，黄金反弹，模型显示目前黄金中枢1250美元，美元计价黄金短期大概率继续反弹，但12月仍然面临美联储加息，金价或有跌宕。2019年上半年黄金在1200-1250美元徘徊，年底目标1300美元。

#### 原油：囚徒困境致原油超跌，减产落地油价反弹，目标65美元

2018年12月之前，原油供给大国之间的“囚徒困境”似乎变得难以调和，11月美国、OPEC、俄罗斯同步增产而预期缺口产量并无显著减少的局面。市场担心美国制裁伊朗导致原油缺口和实际伊朗出口未现的预期差使得油价超跌，WTI油价一度回落至50美元附近。12月7日晚间，欧佩克会议计划减产120万桶/日略超市场预期的100万桶/日。短期油价超跌反弹，能否反转形成趋势，需要实际产量确认，下一次OPEC会议之前油价或将重新站上65美元。

#### 低相关性因子体系的构造原则

完善的因子体系应当具备以下几个特点：一、隐含因子并非一个因子而是一族因子。该因子组内因子之间尽可能相互独立。特别是在金融危机这种极端时期，依然能够保持相对较低的（尾部）相关性；二、构造隐含因子的自变量不是宏观经济指标，而是资产价格本身，通过各种资产价格加权降维得到；三、因为隐含因子本身由资产价格构成，因此要求构成因子的资产价格权重随着时间的变化保持相对稳定；四、任何资产价格都可以被分解到该族因子体系中。增长、通胀、利率、商品、信用和新兴市场六因子是较优的因子体系。

#### 因子体系助力协方差矩阵的有效估计

研究相关性的核心同样是寻找资产背后的核心驱动是什么，所以资产或者因子之间的相关性都是不同共同因子（同向或负向）影响下的组合。本文以数值模拟和黄金原油相关性估计的案例，介绍了因子体系对于协方差矩阵估计的意义。

丁鲁明

dingluming@csc.com.cn

021-68821623

执业证书编号：S1440515020001

研究助理：王贇杰

wangyunjie@csc.com.cn

021-68821600-822

研究助理：陈元骅

chenyuanhua@csc.com.cn

021-68821600-826

研究助理：赵然

zhaoran@csc.com.cn

021-68821600-829

研究助理：陈升锐

chenshengrui@csc.com.cn

021-68821600

研究助理：段潇儒

duanxiaoru@csc.com.cn

021-68821629-808

研究助理：胡一江

huyijiang@csc.com.cn

研究助理：郭彦辉

guoyanhui@csc.com.cn

021-68821629

发布日期：2018年12月11日

市场表现

相关研究报告

**通信、煤炭、国防军工等行业财务费用率与宏观利率指标回归模型 R 方均在 0.2 以上，P 值低于 0.01**

将 1 年期国债收益率作为自变量，行业财务费用率作为因变量，拟合回归模型，得到回归系数后发现不同的行业回归系数大小差别较大，且不同行业模型拟合效果差异也较大。其中通信、煤炭、国防军工、计算机、建材等行业拟合回归模型的 R 方均大于 20%，P 值均小于 0.01；而电力设备、家电、汽车等行业拟合回归模型不显著。

### Barra 风险模型和中信建投选股体系在指数增强中的效果对比

这里我们构建了一个经 Barra 风险模型处理后的中证 500 指数增强组合（中证 500 行业中性+市值中性组合），并与中信建投中证 500 指数增强组合作对比，发现中信建投中证 500 指数增强组合表现更为优秀，年化超额的收益率、信息比例、最大回撤和收益回撤比均高于 Barra 中性组合。

### 从相关关系到指数增强

根据相关系数的假设检验结果可以分别衍生出一个多空组合和多头组合。不同于传统分组方法的是，这里的多空组合和多头组合的有效性取决于同一个统计结果，因此仅从收益正负的角度（多空组合考察绝对收益，纯多头组合考察相对基准的超额收益）来看是一致的。这使得组合的收益表现有迹可循。

### 宏观变量控制下的有效因子轮动

将因子分类为有效因子与风格因子，分别对其分析。在有效因子中，我们加入宏观变量、市场变量与季度效应三类解释变量来对因子进行解释。基于逐步回归法与序数回归法两类模型分别进行了回测。发现相比于因子等权（7.83%），逐步回归法（10.46%）与序数回归法（10.93%）均能带来显著的超额收益，序数回归的收益略高。波动率（6.47%VS5.75%）比较与最大回撤（-4.43%VS-3.17%）的角度来看，序数回归更优。如果从实际投资的角度出发，序数回归较小的因子权重变动也会显著降低最终股票组合的换手率，节约交易成本。

### 市值因子择时

首先尝试用逐步回归法对市值因子进行择时，发现逐步回归择时后的市值因子收益提升并不明显（18.12%VS15.05%），但逐步回归法能够降低原市值因子的波动与最大回撤。而逐步回归法在市值因子择时上存在不稳定性。为了寻找能够长期稳定解释市值因子的变量，本报告从回归分析出发最终找到 8 个既符合经济逻辑，又具有显著的解释力度的解释变量。最终回测结果表明，这 8 个变量能够大幅度的提升市值因子的收益：原始的 15.05%提升到了 24.9%，IR 由 0.80 提高到 1.13。而其他各个风险指标也有显著的提升。

### 技术形态选股研究之黎明曙光：深跌反转形态

使用滚动窗口极值法，筛选出连跌三段以上，跌幅超 50%的样本。深跌样本市值分布逐年变化，波动率整体较高；2008 年的大跌股反弹周期长力度大，其余样本相反。基于大跌样本构造组合，持有期越长组合最终净值越高。持有期 200 交易日下，加入持仓比例限制和止损、择时条件，组合的持有期年化收益率达 19.55%，最大回撤 32.85%。

### 基金评价与研究

截至 2018 年 10 月末，主动权益型基金权益仓位普遍有所下降。相比三季度末，主动权益型基金在周期板块上平均仓位升幅达 3.25%，而在金融和消费板块上降幅分别达-1.18%、-0.45%。

根据我们的基金量化筛选模型，不同风格精选基金组合（大盘成长、大盘价值、中盘成长、中盘价值、小盘成长、小盘价值、大盘型、中盘型、小盘型）2018 年以来超额收益：-1.73%、6.66%、7.39%、6.36%、20.66%、1.10%、6.02%、10.82%、24.64%。

## 目录

一、基本面量化热点问题探讨及观点梳理 .....	7
1.1 大类资产——一致预期或是最好的反向指标 .....	7
1.1.1 道琼斯工业指数估值重回合理区间 .....	7
1.1.2 黄金：反弹后仍有跌宕，布局 2019 .....	9
1.1.3 原油：不破不立，破而后立 .....	11
1.2 从配置资产到配置因子 .....	12
1.2.1 低相关因子体系的构造原则 .....	12
1.2.2 因子体系助力协方差矩阵的有效估计 .....	15
1.3 因子投资——更有效地分散风险 .....	19
1.4 量化基本面——以史为鉴，货币转向将如何影响行业利润？ .....	21
1.4.1 财务费用率简介 .....	21
1.4.2 定量测算净利润受宏观经济影响弹性 .....	24
二、量化选股策略新视角 .....	27
2.1 Barra 风险模型介绍及与中信建投选股体系的比较：因子深度研究系列 .....	27
2.1.1 风险模型的定义、分类和作用 .....	27
2.1.2 Barra 风险模型介绍 .....	28
2.1.3 A 股市场风险因子评定方法 .....	30
2.1.4 Barra 风险因子在 A 股市场的显著性检测 .....	31
2.1.5 Barra 纯风险因子模型 .....	32
2.1.6 Barra 纯风格因子收益率和中信建投选股体系下剥离风险后的风格因子收益率对比 .....	36
2.1.7 常见 Alpha 因子在 Barra 风险模型和中信建投选股体系下剥离风险后的因子收益率对比 ..	37
2.1.8 Barra 风险模型和中信建投选股体系在指数增强中的效果对比 .....	39
2.2 从相关关系到指数增强：IC 系数与股票权重的联系 .....	40
2.2.1 传统因子测试方法的优劣 .....	41
2.2.2 从相关性到股票组合 .....	42
2.2.3 因子有效程度的界定 .....	43
2.2.4 基于多空组合的指数增强策略 .....	46
2.3 因子深度研究系列：宏观变量控制下的有效因子轮动 .....	50
2.3.1 因子轮动：框架 .....	50
2.3.2 有效因子轮动：解释 .....	52
2.3.3 有效因子轮动：模型 .....	56
2.3.4 有效因子轮动：结果分析 .....	57
2.4 因子深度研究系列：市值因子择时 .....	59
2.4.1 市值因子：从逐步回归出发 .....	59
2.4.2 市值因子：精选解释变量 .....	60
2.4.3 市值因子与解释变量：回归分析 .....	64
2.4.4 市值因子精选解释变量：回测结果 .....	65
2.5、技术形态选股研究之黎明曙光：深跌反转形态 .....	66

2.5.1 市场大跌孕育着反弹 .....	66
2.5.2 A 股中的连续下跌形态识别及统计 .....	66
2.5.3 基于深跌样本的投资组合构建 .....	70
三、基金评价与研究 .....	73
3.1 参与打新的相关基金业绩表现 .....	73
3.2 仓位估计 .....	73
3.3 基金重仓股表现 .....	74
3.4 新成立基金 .....	74
3.5 新受理基金 .....	75
3.6 新发行基金 .....	75
3.7 精选基金组合表现 .....	76
3.7.1 不同类型（按风格与规模划分）精选基金组合表现 .....	76
3.7.2 不同类型（仅按规模划分）精选基金组合表现 .....	77

### 图表目录

图 1: 标普 500 和十年期国债收益率 .....	7
图 2: 标普 500 和十年期国债收益率的相关性 .....	7
图 3: 美国失业率和 CPI .....	8
图 4: 密歇根大学消费者信心指数 .....	8
图 5: 美股最近加权美股收益（道指和标普 500） .....	8
图 6: 美股最近加权美股收益同比（道指和标普 500） .....	8
图 7: 彭博美联储加息概率 .....	8
图 8: 美股估值走势预测结果（2015 年 1 月-2019 年 3 月，其中 11,12,1,2,3 月为静态外推） .....	9
图 9: OECD 领先指标（美国、欧元区、五个主要亚洲国家、日本） .....	10
图 10: 黄金价格走势预测结果（2015 年 1 月-2019 年 3 月，其中 11,12,1,2,3 月为估计值） .....	10
图 11: 近期影响油价事件 .....	11
图 12: 沙特产量及伊朗出口 .....	11
图 13: 沙特产量及伊朗出口 .....	11
图 14: OPEC 原油产量 .....	12
图 15: 油价中枢预测 .....	12
图 16: 各类资产的净值序列 .....	13
图 17: 全样本和 NBER 经济衰退期资产价格的相关性 .....	13
图 18: 各类策略指数的表现 .....	14
图 19: 从资产配置、宏观因子配置、策略配置到真正的因子投资 .....	15
图 20: 回归系数的假设 .....	16
图 21: 情形一：Y1 和 Y2 全样本的相关性 .....	16
图 22: 情形二：Y1 和 Y2 滚动 48 个月的相关性 .....	16
图 23: 情形二：Y1 和 Y2 全样本的相关性 .....	16
图 24: 情形二：Y1 和 Y2 滚动 48 个月的相关性 .....	16
图 25: 自变量波动率分组都的相关性 .....	17
图 26: 美元指数分组后黄金原油相关性的情况 .....	17

图 27: 通胀分组后黄金原油相关性的情况.....	17
图 28: 不同时期（黄金和原油）其他经济指标表现的均值差异.....	18
图 29: 不同时期（黄金和原油）其他经济指标表现的分布差异.....	19
图 30: 新思路：资产到因子，再从因子回到资产.....	19
图 31: 一组较好的因子体系 .....	20
图 32: 因子表现 .....	21
图 33: 基础化工行业财务费用率（不同分母） .....	23
图 34: 基础化工行业有息债务和负债总计关系.....	23
图 35: 基础化工行业财务费用率（不同分母） .....	23
图 36: 不同宏观利率指标 .....	23
图 37: 宏观利率影响企业净利润传导机制.....	24
图 38: 技术类因子多头组合超额收益累计净值.....	26
图 39: 宝钢股份 2017 年年报附注 .....	27
图 40: Barra 风险模型 12 个月滚动 Adjusted Rsquare .....	30
图 41: 风险因子收益率年化波动率% .....	31
图 42: 不同样本池风险因子显著月份占比% .....	32
图 43: 纯市场（国家）因子净值和中证全指净值对比图.....	33
图 44: 纯风格因子净值图汇总 .....	34
图 45: 中信建投中证 500 指数增强组合和 Barra 中证 500 指数增强组合对比(增强组合绝对净值对比) .....	39
图 46: 中信建投中证 500 指数增强组合和 Barra 中证 500 指数增强组合对比(增强组合相对净值对比) .....	40
图 47: 基于分组的多空方法及权重股影响.....	42
图 48: ep_ttm 因子历史 Spearman IC 与多空收益（12 个月移动平均） .....	46
图 49: 沪深 300 增强策略累计回测表现 .....	49
图 50: 不同类因子的轮动框架区别 .....	51
图 51: 有效因子的多空累计净值 .....	52
图 52: ROE、 $\Delta$ ROE 因子与 M2 增速 .....	53
图 53: ROE、 $\Delta$ ROE 因子与国债到期收益率.....	54
图 54: ROE 因子一月效应.....	55
图 55: ROE 因子 12 月效应.....	55
图 56: ROE 因子季末效应.....	56
图 57: ROE 因子前后半年区别.....	56
图 58: ROE 因子自相关性.....	56
图 59: $\Delta$ ROE 因子自相关性 .....	56
图 60: 净值曲线：序数回归 .....	58
图 61: 市值因子择时效果 .....	59
图 62: 有效变量个数变化 .....	60
图 63: 市值因子与房地产开发投资累计同比（右） .....	62
图 64: 市值因子与 PPI 当月同比（右） .....	62
图 65: 市值因子与 CPI 当月同比（右） .....	62

图 66: 市值因子与沪深 300 涨跌幅 (右)	63
图 67: 市值因子与中证 500 涨跌幅 (右)	63
图 68: 市值因子与波动率 (右)	63
图 69: 市值因子与收益区分度 (右)	63
图 70: 一月效应	64
图 71: 12 月效应	64
图 72: 季末效应	64
图 73: 前后半年区别	64
图 74: 市值因子精选解释变量: 净值曲线	65
图 75: 使用 3 种距离度量方法识别第三个关键点示意图	67
图 76: 对上证综指 2015-2016 走势识别 PIPs (ED 度量)	67
图 77: 厦工股份 2015.3-2016.2 走势划分	68
图 78: 所选样本于被选日的市值分位数箱型图	69
图 79: 所选样本于被选日的过去 1 年波动率分位数箱型图	69
图 80: 样本被选后 1-250 交易日内的平均累计净值及胜率	69
图 81: 2008 和非 2008 样本被选后的平均累计净值及胜率	69
图 82: 持有期从 20 到 250 个交易日的组合净值变化	71
图 83: 持有 200 交易日的组合净值及持股数量	71
图 84: 持有 200 交易日, 10 通道与 200 通道的组合净值及持股数	72
图 85: 最长持有 200 交易日, 10 通道, 回撤 10% 卖出, 组合净值及持股数	72
图 86: 持有 200 交易日, 10 通道, 个股回撤 10% 卖出, 组合回撤 15% 平仓, 反抽 20% 再开仓, 组合净值及持股数	73
图 87: 持有 200 交易日, 10 通道, 个股回撤 10% 卖出, 500 日内持股数首达 80 后空仓 120 交易日, 组合净值及持股数	73
图 88: 不同类型基金权益仓位变化 (2018 年 10 月)	74
图 89: 权益类基金在不同板块上的仓位变化 (2018 年 10 月)	74
图 90: 报告期内 (2018 年 10 月) 前十大重仓股 PE 表现 (相对最近三年)	74
图 91: 报告期内 (2018 年 10 月) 前十大重仓股 PB 表现 (相对最近三年)	74
图 92: 不同类型新成立基金数量占比 (今年以来)	75
图 93: 不同类型新成立基金规模占比 (今年以来)	75
图 94: 过去 2 年以来新成立基金数量和规模情况 (截至 2018-10-31)	75
图 95: 今年以来 (2018 年以来) 新发行基金数量 (只)	76
图 96: 报告期内 (2018 年 10 月) 新发行基金数量 (只)	76
图 97: 不同风格基金精选组合超额收益表现 (截至 2018-10-31)	77
图 98: 不同类型基金精选组合超额收益表现 (截至 2018-10-31)	78
表 1: 中信一级行业财务费用与净利润比值	22
表 2: 财务费用率滞后 1 个季度 (样本量一致)	24
表 3: 财务费用率滞后 2 个季度 (样本量一致)	24
表 4: 财务费用率滞后 3 个季度 (样本量一致)	24
表 5: 财务费用率滞后 4 个季度 (样本量一致)	24

表 6: 拟合模型显著的行业 .....	25
表 7: 拟合模型不显著或回归系数为负的行业.....	25
表 8: 纯市场和风格因子信息统计 (2008 年 10 月-2018 年 10 月, 按照信息比例排序) .....	34
表 9: 纯行业因子信息统计 (2008 年 10 月-2018 年 10 月, 按照信息比例排序) .....	36
表 10: Barra 风格因子纯因子和市值等权多空组合对比.....	37
表 11: 常见 Alpha 因子纯行业和市值等权多空组合对比.....	38
表 12: 中信建投中证 500 指数增强组合和 Barra 中证 500 指数增强组合对比 (收益风险指标) .....	40
表 13: 沪深 300 内各因子有效性 .....	45
表 14: 沪深 300 内部分因子多空收益相关系数 .....	46
表 15: 沪深 300 增强策略各年表现 .....	49
表 16: ROE 因子、 $\Delta$ ROE 因子与宏观变量的相关性 (6 个月平滑后) .....	53
表 17: ROE 因子、 $\Delta$ ROE 因子与市场变量的相关性 (6 个月平滑后) .....	54
表 18: 逐步回归 VS 序数回归 .....	58
表 19: 逐步回归 vs 原始市值因子 .....	60
表 20: 市值因子与部分解释变量的相关性 (12 个月平滑后) .....	61
表 21: 市值因子月度收益回归结果 .....	65
表 22: 市值因子精选解释变量 vs 逐步回归 vs 原始市值因子 .....	66
表 23: 持有期 200 交易日, 不同通道数的组合表现 .....	71
表 24: 报告期内 (2018 年 10 月) 以打新策略为主的公募基金排名前五业绩表现.....	73
表 25: 不同风格基金精选组合业绩表现(截至 2018-10-31).....	76
表 26: 不同类型基金精选组合业绩表现 (截至 2018-10-31) .....	77

## 一、基本面量化热点问题探讨及观点梳理

### 1.1 大类资产——一致预期或是最好的反向指标

#### 1.1.1 道琼斯工业指数估值重回合理区间

经济数据是否真正见顶和货币政策的方向是当前影响美股的核心变量，本质依旧是盈利和估值的边际变化。我们认为美股仍在盈利冲顶阶段，真正见顶可能在明年二季度前后才能确认。再看货币政策，美联储的目标是“稳定就业”和“稳定物价”，并无促进权益市场上涨的义务。在就业市场火热（失业率维持在 4%）和核心 PCE 逐步抬升的情况下，为防止过热，12 月美联储有理由继续加息，我们维持年中对美联储 2019 年 2 次加息的判断。从就业和通胀的数据来看，基于改进的泰勒规则，即使最近的美国长债收益率快速上行，一度突破 3.2%，我们认为都没有达到均衡的水平。2016 年以来，关于美国的长债利率的讨论一直处于“长债利率被低估—>就业和通胀数据确认—>美联储按部就班加息—>市场担心加息抑制经济—>长债利率被低估”的循环，美联储主席的讲话不应被过度解读。

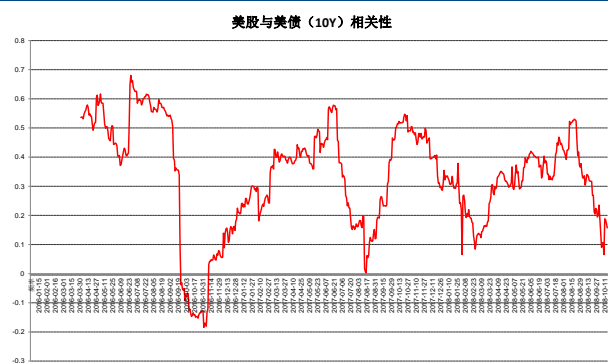
从资产配置的角度来看，当前美股维持宽幅震荡判断，但大跌风险仍需经济数据确认，具体时间可能是在明年二季度前后。在经济数据和企业盈利变脸之前，每一次因为风险偏好短期骤降导致的大跌反而释放了风险，让美股离见顶暴跌又远了一步。本轮美国复苏将近十年，特朗普的“减税”、“加息”、“贸易战”的政策确实促进了个人消费增长和海外资本回流，继而导致周期延长，数据相似，背景不同，需具体分析。

图 1：标普 500 和十年期国债收益率



数据来源：bloomberg、wind、中信建投证券研究发展部

图 2：标普 500 和十年期国债收益率的相关性



数据来源：bloomberg、wind、中信建投证券研究发展部

图 3：美国失业率和 CPI

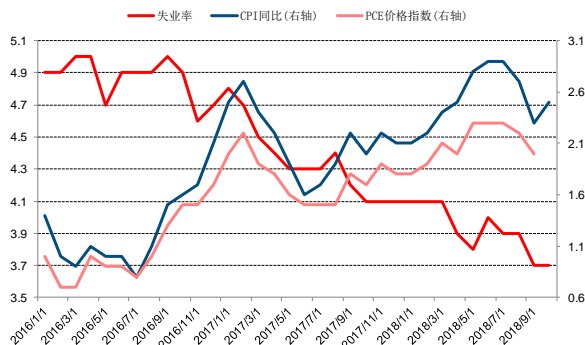


图 4：密歇根大学消费者信心指数



图 5：美股最近加权美股收益（道指和标普 500）

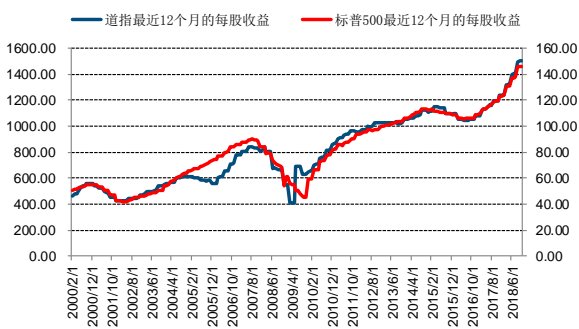
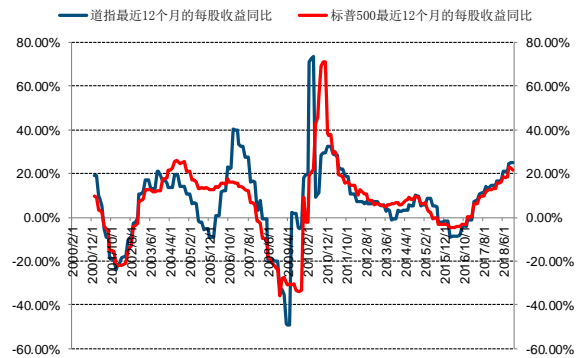
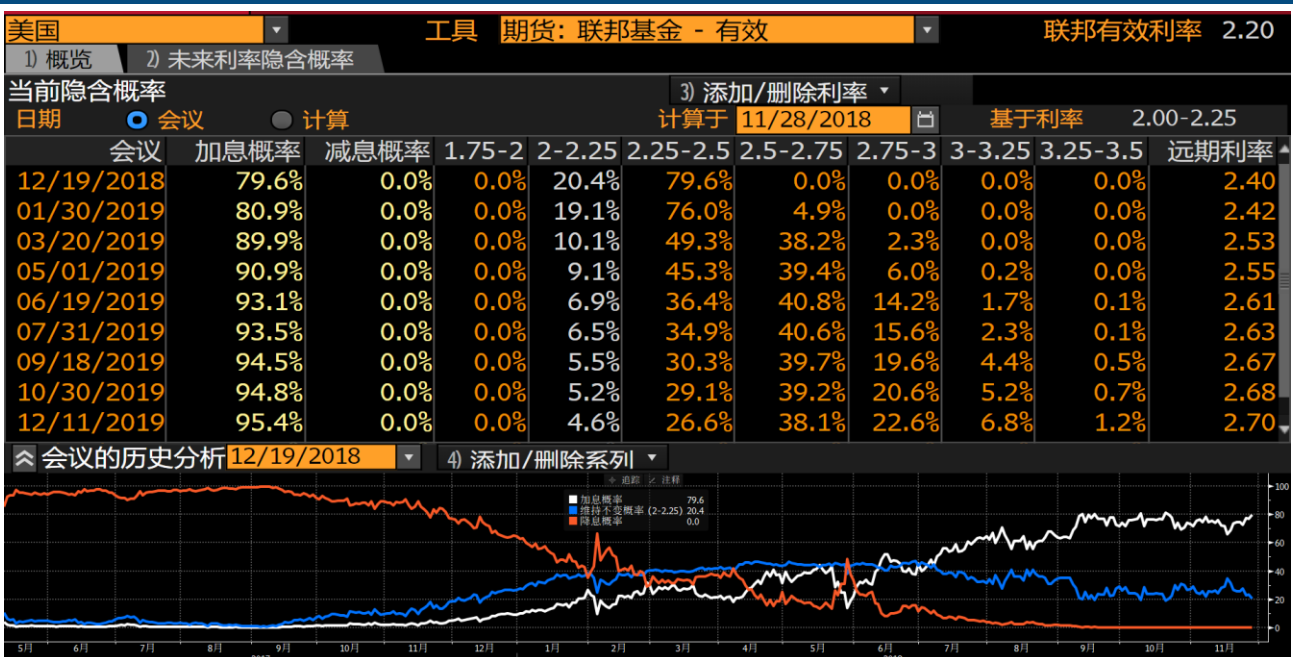


图 6：美股最近加权美股收益同比（道指和标普 500）



数据来源：bloomberg、wind、中信建投证券研究发展部

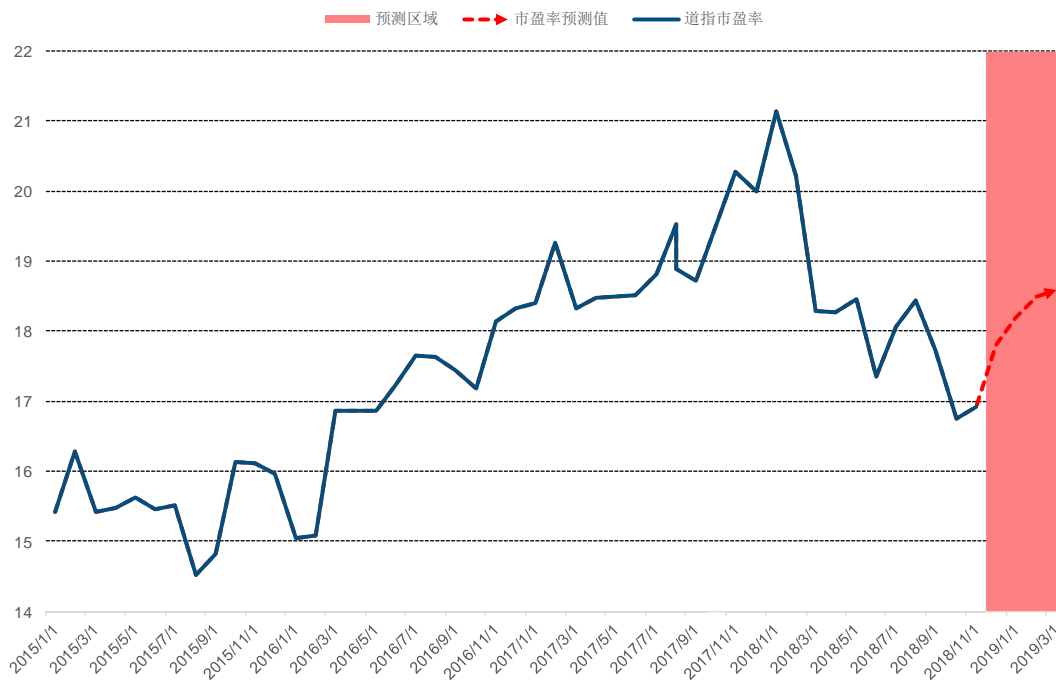
图 7：彭博美联储加息概率



数据来源：bloomberg、中信建投证券研究发展部

截至 11 月 29 日，道琼斯工业指数的市盈率为 16.92 倍，我们认为道指的合理估值中枢为 18.21-18.60 倍左右，美股估值已经重回合理中性区间。

图 8：美股估值走势预测结果（2015 年 1 月-2019 年 3 月，其中 11,12,1,2,3 月为静态外推）



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

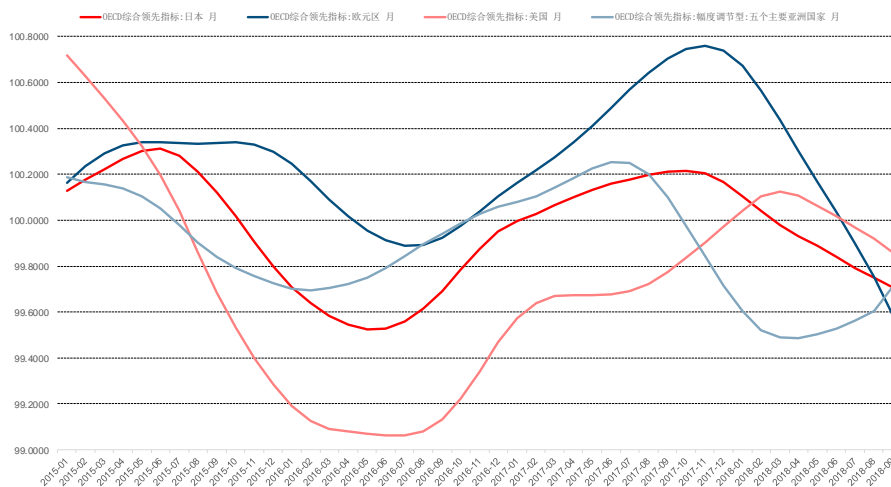
### 1.1.2 黄金：反弹后仍有跌宕，布局 2019

一、“通胀预期抬升，避险情绪推高黄金价格？”通胀的逻辑需要辩证的看待，美国短期通胀可控，明年确实中枢抬升，但近期油价回调使得通胀风险在减小，重点关注农产品等价格的变动。在这种环境下，我们需要权衡，如果通胀抬升，是美联储加息的速度更快还是通胀本身上行速度更快？通胀抬升而停止加息的可能性并不大，票息的提升可能并不利于无息资产——黄金，短期来看，通胀买黄金的逻辑并不通畅。

二、“美国经济增长或将放缓，全球需求疲软，美元上升空间有限，避险情绪升温，黄金配置价值凸显？”从 OECD 领先指标来看，美国依旧相对强势，短期美国/欧元区经济差逆转可能性不大，美元即使上行速度放缓，也很难实质性大跌。至于避险情绪，那么关键在于，避的是什么险，通常短期风险事件只会让黄金脉冲式的上涨下跌，并不会改变基本面上的中期趋势，如果是流动性的风险，黄金流动性更差，但放眼明年，独立全球经济增长放缓，而继续保持高位的美国经济如果见顶，下半年美联储放缓加息节奏的情况出现，黄金的行情值得期待。

三、“人民币贬值预期仍在，人民币计价黄金可能会有机会？”国内经济需求回落，短期悲观预期难以调和，无论是货币政策放松，还是财政刺激，都需要一定的时间，在政策宽松到经济实质复苏兑现的时间窗口里，人民币仍存贬值的可能，因此，人民币计价的黄金或有反弹。

图 9：OECD 领先指标（美国、欧元区、五个主要亚洲国家、日本）

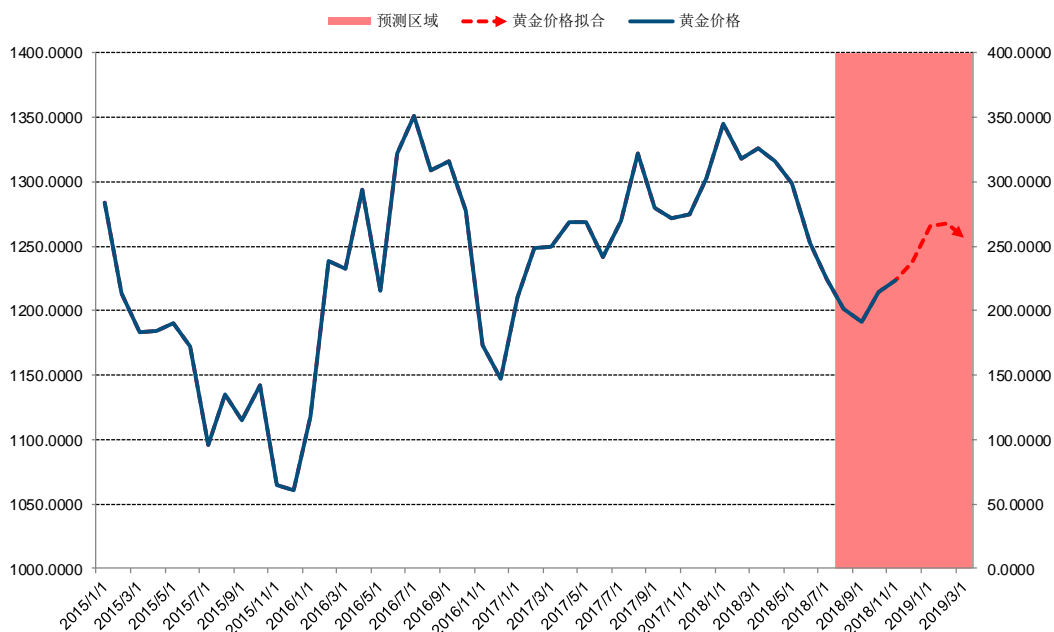


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

回到黄金的定价核心因素（除了供需）：抗通胀、抗贬值、抗不确定性、避险。从今年的走势来看，美元指数上行和利率的抬升是黄金核心压制因素，即使在美国通胀预期抬升的情况下，黄金受累于上行的利率，依旧不一定有超额收益。最近美元冲高回落叠加美股暴跌引发的全球避险情绪抬升，黄金获得了短期的喘息机会，根据我们的定价模型，黄金目前的中枢在 1250 美元，美元计价的黄金大概率是反弹，难以定义为反转，12 月仍然面临美联储加息，黄金的大机会（美国经济见顶回落，通胀抬升，加息止步，美元走弱）仍需等待，但配置黄金的机会已经不远，2019 年中下旬，黄金或有不错的配置机会。

截至 2018 年 11 月 29 日，黄金现货价格为 1223 美元，模型显示黄金价格中枢为 1200-1300 美元。

图 10：黄金价格走势预测结果（2015 年 1 月-2019 年 3 月，其中 11,12,1,2,3 月为估计值）



数据来源：bloomberg、中信建投证券研究发展部

### 1.1.3 原油：不破不立，破而后立

IMF 2019 年全球经济前瞻预测不乐观及市场对于美国经济见顶预期发酵，使得市场对于原油的长期需求保持谨慎，美联储加息进行中，市场风险偏好大幅降低，风险资产集体承压，但从短期数据来看，原油需求保持相对稳定，我们认为核心变量依然在于供给端的变化。重点关注美国、OPEC 和俄罗斯原油大国之间的博弈。

2018 年 10 月以来，风云蜕变，原油供给大国之间的“囚徒困境”似乎又变得难以调和。前期我们提到的供给方面的两点核心矛盾正在发生变化：

一、美国制裁伊朗，限制伊朗原油出口。然而 11 月的数据出炉，伊朗原油出口量从 2018 年 6 月开始大幅回落，从 5 月份的 240.3 万桶/天连续 4 个月剧烈下降至 2018 年 9 月的 159.9 万桶/天。美国总统特朗普在公开喊话“油价应该更低”的时候，豁免了 8 个国家从伊朗进口原油的禁令，伊朗出口在 10 月并未大幅下降，实际数据显示，2018 年 10 月的 156.9 万桶/天，其中 10 月仅减少了不到 3 万桶/日。这里是典型的预期先行（对于油价供应不足的担忧导致前期油价暴涨，市场一度乐观预期油价将上冲 80 美元），但实际数据远不及预期的情形。预期差是导致油价近期暴跌的原因之一。

图 11：近期影响油价事件

时间	事件主导国家	事件
2018年5月8日	美国	美国总统特朗普宣布退出伊核问题协议（JCPOA），重启根据该协议撤消的制裁措施，并针对不同的涉伊活动分别设置了90天和180天的缓冲期。
2018年8月6日	美国	美国总统颁布了“重启针对伊朗的相关制裁措施”的行政命令，或在11月4日禁止从伊朗进口原油。
2018年9月23日	OPEC	OPEC会议维持6月会议决议，重申100%的减产目标（实际超额减产）
2018年11月5日	美国	美国国务卿蓬佩奥宣布，将暂时允许八个地区（包括中国大陆、中国台湾地区、印度、韩国、日本、希腊、意大利和土耳其）继续进口伊朗石油。
2018年11月12日	美国	特朗普“希望沙特阿拉伯和OPEC不会削减原油产量。按供应油价应该低很多！”

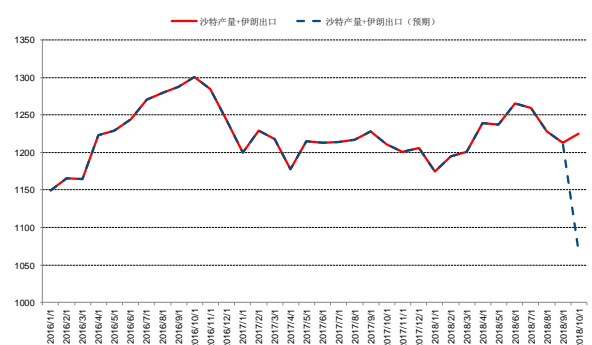
数据来源：bloomberg，中信建投证券研究发展部

图 12：沙特产量及伊朗出口

	沙特产量	伊朗出口	沙特产量+伊朗出口 (单位千桶/日)
2018/5/31	9970	2403.702	12373.702
2018/6/30	10420	2229.14	12649.14
2018/7/31	10370	2227.957	12597.957
2018/8/31	10450	1827.419	12277.419
2018/9/30	10530	1598.889	12128.889
2018/10/31	10680	1569.355	12249.355

资料来源：bloomberg，中信建投证券研究发展部

图 13：沙特产量及伊朗出口



资料来源：bloomberg，中信建投证券研究发展部

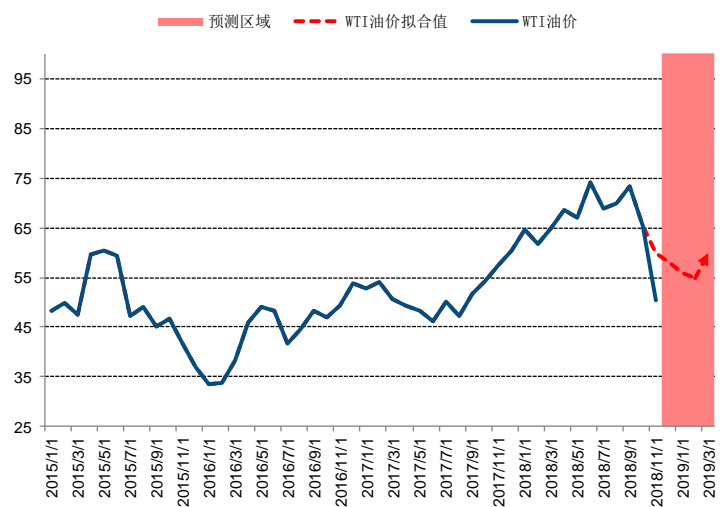
二、美国、OPEC、俄罗斯三大原油出口大国，产量大增。10月沙特产量数据达到1068万桶/天，相较于9月增产15万桶/天。美国和OPEC达成的减产协议已经名存实亡。另外，由于利比亚等国的增产，使得OPEC实际产量增幅达到43万桶/天。与此同时，美国和俄罗斯的产量也在大幅提升，导致短期市场呈现，三大产区（美国、OPEC、俄罗斯）同步增产而预期缺口产量并无显著减少的局面。以上诸多原因共振，导致油价断崖式下跌。截至2018年11月30日，WTI油价从高点回落超过30%，但12月7日晚间，“欧佩克会议减产协议略超市场预期的100万桶/日。”因此，短期油价存在超跌反弹，能否反转形成趋势，需要12月份的产量和库存数据确认，长期看需求，短期看供给，目前油价存在超跌，我们维持相对乐观判断。

图 14: OPEC 原油产量



资料来源: bloomberg、中信建投证券研究发展部

图 15: 油价中枢预测



资料来源: bloomberg、中信建投证券研究发展部

## 1.2 从配置资产到配置因子

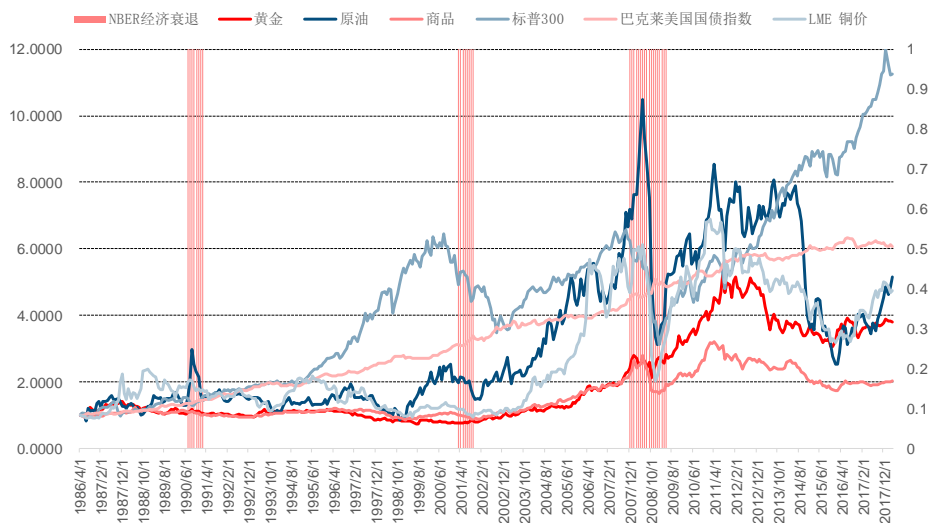
### 1.2.1 低相关因子体系的构造原则

资产配置核心输入变量是预期收益和预期风险。聚焦风险度量层面，主要包含两个维度：单资产的波动率和资产之间的相关性。投资者能够承受的最大回撤范围以内的波动是投资组合回报的来源（因为收益与波动正相关，有波动才有收益），无法承受的波动才是真正的风险。将所有的波动都定义为风险，其实是以牺牲收益为代价的。因此需要进行严格的风险拆分和再分配，每个投资者的风险承受能力不同，所以不同阈值下的尾部风险是最值得关注的。

从投资标的角度来分类，我们从资产配置、宏观经济因子配置、策略配置到因子投资的角度来梳理。

单一资产配置会承受较大的系统性风险或者资产本身的 BETA。从绝对收益的角度来看，个股之间的相关性是非常高的。因此通过分散投资到不同资产类别层面是非常重要的。股票、债券、黄金、原油等资产的相关性相对于个券之间大幅降低，以股债为例，在经济这个宏观因子上的暴露是负相关的，这样有助于分散风险。

图 16：各类资产的净值序列



数据来源：BarclayHedge、中信建投证券研究发展部

由于资产本身相关性长期来看并不高，因此通过合理的配置，是可以获得稳健汇报的。关键问题在于一些极端的经济状况下，资产价格的相关性会大幅提升。我们分别比较了全样本数据和 NBER 划分经济衰退期的差异。权益属性资产在金融危机时期，尾部相关性大幅提高。

图 17：全样本和 NBER 经济衰退期资产价格的相关性

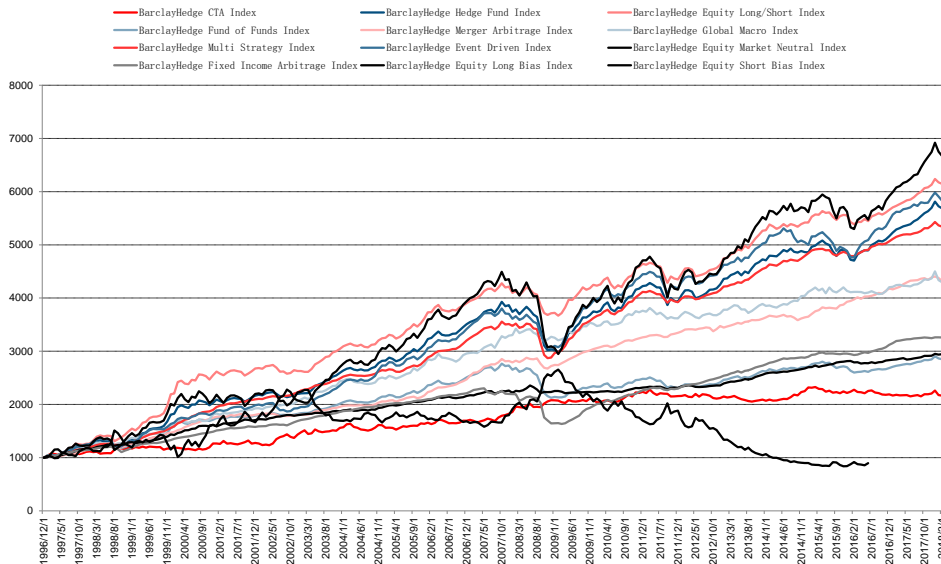
全样本	黄金	原油	商品	标普300	巴克莱美国国债指数	LME 铜价
黄金	100.00%					
原油	21.48%	100.00%				
商品	48.67%	48.12%	100.00%			
标普300	-8.25%	9.48%	22.13%	100.00%		
巴克莱美国国债指数	8.60%	-13.97%	-9.84%	-6.38%	100.00%	
LME 铜价	26.73%	24.06%	47.00%	17.26%	-19.10%	100.00%
NBER经济衰退期	黄金	原油	商品	标普300	巴克莱美国国债指数	LME 铜价
黄金	100.00%					
原油	36.22%	100.00%				
商品	53.99%	59.56%	100.00%			
标普300	12.51%	12.42%	35.26%	100.00%		
巴克莱美国国债指数	16.82%	-36.48%	-7.54%	-2.70%	100.00%	
LME 铜价	38.28%	57.15%	70.92%	33.31%	-20.87%	100.00%

数据来源：中信建投证券研究发展部

因此，我们把目光从资产配置转向宏观因子配置，以黄金和原油为例，我们从避险、抗通胀、抗贬值、抗不确定性四个维度来定价，原油则更关注供需（OPEC\美国\其他）、金融属性等方面，经济、通胀、美元都是背后共同的宏观影响因子，与其说证券市场里大家持有一揽子资产，不如说是投资者持有一揽子因子。大量持有股票和商品的投资者，过多的头寸集中在经济增长上，当增长停滞，股票和商品或出现同步回撤。因为宏观因子间的相关性比资产之间的相关性低，所以具有更好的风险分散属性。基于宏观因子层面，我们验证并实现了量化的投资时钟、美元时钟、库存周期等逻辑性强，计算简单有效的配置模型。

落到策略层面，如宏观对冲、股票多因子、CTA 等等，逻辑上策略的相关性进一步降低，但如果持有标的为单一资产，策略的相关性同样不低。因此真正的分散投资不仅是简单的资产分散，而是风险的分散。

图 18：各类策略指数的表现



	CTA	Hedge Fund	Equity Long/Short	Fund of Funds	Merger Arbitrage	Global Macro	Multi Strategy	Event Driven	Equity Market Neutral	Fixed Income Arbitrage	Equity Long Bias	Equity Short Bias
CTA	100.00%											
Hedge Fund	4.01%	100.00%										
Equity Long/Short	5.09%	33.69%	100.00%									
Fund of Funds	16.03%	33.20%	88.65%	100.00%								
Merger Arbitrage	-0.96%	37.92%	62.30%	65.61%	100.00%							
Global Macro	56.87%	72.25%	74.91%	76.43%	46.92%	100.00%						
Multi Strategy	4.41%	32.52%	69.86%	85.73%	69.97%	56.63%	100.00%					
Event Driven	-1.11%	31.80%	83.21%	85.60%	72.27%	61.17%	80.75%	100.00%				
Equity Market Neutral	20.29%	33.46%	51.75%	53.28%	34.49%	50.84%	41.00%	33.18%	100.00%			
Fixed Income Arbitrage	-4.53%	35.82%	39.79%	62.10%	41.44%	27.93%	71.87%	53.39%	17.30%	100.00%		
Equity Long Bias	-2.85%	36.15%	91.98%	84.85%	65.30%	65.40%	72.98%	89.15%	37.11%	47.08%	100.00%	
Equity Short Bias	11.17%	76.21%	-75.19%	-62.75%	-42.01%	47.85%	-46.31%	66.68%	-19.83%	30.33%	-84.08%	100.00%

数据来源: BarclayHedge、中信建投证券研究发展部

本质上，宏观因子只是对经济市场不同维度的度量，GDP、CPI 等宏观指标只是我们观察世界的若干统计量，宏观因子和价格之间仍有一段距离，资产价格才是投资核心的研究目标。借鉴海外投资经验，我们认为真正的因子投资应该跳出传统以经济数据或者行业公司基本面数据为自变量 X 的框架，而是寻找反映资产价格背后的隐含因子。我们定义的隐含因子应当具备以下几个特点：

- 一、隐含因子并非一个因子而是一族因子。该因子组内因子之间尽可能相互独立。特别是在金融危机这种极端时期，依然能够保持相对较低的（尾部）相关性；
- 二、构造隐含因子的自变量不是宏观经济指标，而是资产价格本身，通过各种资产价格加权降维得到；
- 三、因为隐含因子本身由资产价格构成，因此要求构成因子的资产价格权重随着时间的变化保持相对稳定；
- 四、虽然隐含因子由资产价格构成，但希望隐含因子尽可能服从经济逻辑，提高模型的解释性；
- 五、任何资产价格都可以被分解到该族因子体系中。

构造该类型的隐含因子族有诸多优点。传统经济变量的更新频率较低，如 GDP 季度更新（滞后一个季度），CPI 等指标月度更新（滞后一个多月），短期的资产价格波动无法被低频的经济指标合理解释。在我们之前的报告体系中，已经强调过资产价格会 price in 经济数据的表现。因此，根据滞后的经济数据和财务指标投资，更多时候赚取的只是经济指标和财务指标的动量效应。另外，由于经济变量的统计本身类似“盲人摸象”，各种变量之间存在并不稳定的领先滞后期，所以对于投资时间窗口的影响也难以精确把握。反观隐含因子，由于隐含因子本身由资产价格构造，因此属于同步同频的高频因子，对于短期的情绪也能有很好的把握。

**图 19：从资产配置、宏观因子配置、策略配置到真正的因子投资**

资产、策略、因子层面相关性：高→低				
资产配置	因子配置		策略配置	隐含因子
股票	宏观因子	经济增长(GDP、工业增加值)、 物价水平(CPI&PPI)、流动性、 波动率、风险溢价	宏观对冲	增长
债券			股票多头	通胀
商品			市场中性	流动性
现金	资产类别 因子	股票多因子： 规模、盈利、价值、成长、 动量、红利、防御、反转等 债券多因子： 水平因子、斜率因子、曲度因子 等	CTA	商品
黄金			统计套利	信用
原油			事件驱动	新兴市场

数据来源：中信建投证券研究发展部

### 1.2.2 因子体系助力协方差矩阵的有效估计

因子投资不仅关注因子对于收益率的解释性，同样能兼顾对于相关性的预测问题。协方差阵是资产配置模型的核心输入变量。研究资产或者因子的相关性，本质在研究背后的核心主导变量是什么？我们用两个简单的数值模拟来解释该问题，我们分别假设了两种情形，第一种情形有两个反向的影响因子，第二种情形则包含三个影响因子。

情形一：假设  $X_1$  和  $X_2$  为两个影响因子， $Y_1$  和  $Y_2$  是两类资产的价格。其中定义  $Y_1=X_1+X_2, Y_2=X_1-X_2$ 。直观理解  $X_1$  对于两类资产价格的影响都是正向的， $X_2$  对于两类资产的影响一正一负。假设  $X_1、X_2$  服从 0 均值，异方差的正态分布。从时间序列上来看，奇数时刻  $X_1$  的方差为 1， $X_2$  的方差为 3；偶数时刻  $X_1$  的方差为 3， $X_2$  的方差为 1，简言之， $X_1$  大幅波动的时期， $X_2$  波动较小， $X_2$  大幅波动的时期， $X_1$  波动较小。

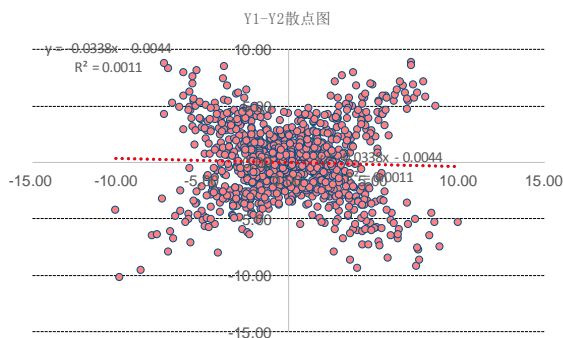
情形二：数值模拟与情形一类似，添加一个新的影响变量。 $X_3$  对于  $Y_1$  和  $Y_2$  的影响同为 -1，那么和情形一的区别就在于，添加了一个同向影响的自变量。 $X_1、X_2、X_3$  同样服从 0 均值异方差的假设。

**图 20：回归系数的假设**

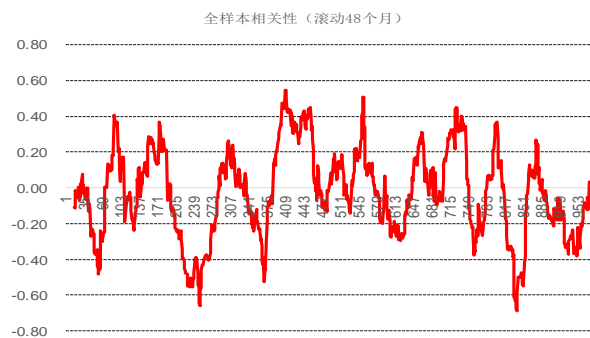
			影响系数	Y1=X1+X2-X3	Y2=X1-X2-X3
影响系数	Y1=X1+X2	Y2=X1-X2	X1	1	1
X1	1	1	X2	1	-1
X2	1	-1	X3	-1	-1

数据来源：中信建投证券研究发展部

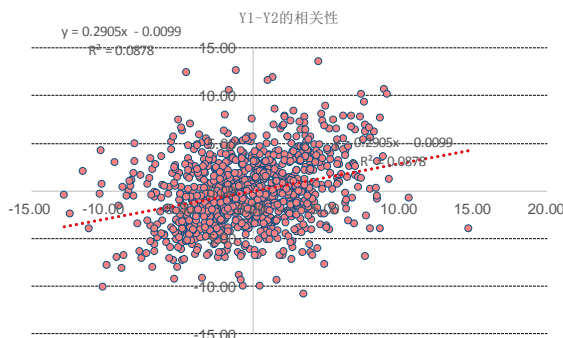
传统资产配置模型输入的协方差，通常使用历史全样本的相关性，或者滚动一定的时间窗口计算样本的相关性。根据以上数据模拟的 Y1 和 Y2，分别计算会得到以下结果。

**图 21：情形一：Y1 和 Y2 全样本的相关性**


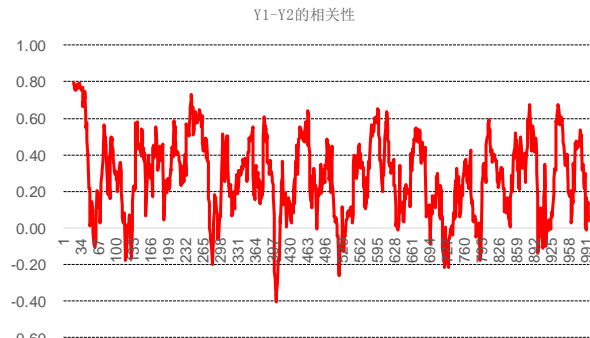
资料来源：中信建投证券研究发展部

**图 22：情形二：Y1 和 Y2 滚动 48 个月的相关性**


资料来源：中信建投证券研究发展部

**图 23：情形二：Y1 和 Y2 全样本的相关性**


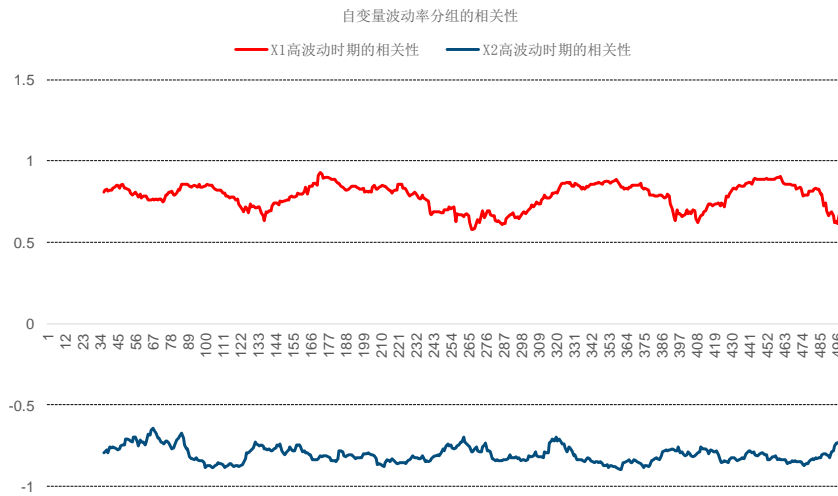
资料来源：中信建投证券研究发展部

**图 24：情形二：Y1 和 Y2 滚动 48 个月的相关性**


资料来源：中信建投证券研究发展部

上图直观显示，情形一中全样本数据显示 Y1 和 Y2 几乎独立，滚动来看，Y1 和 Y2 的相关性非常不稳定，这对于资产配置的组合而言是非常不准确的度量。如果简单对 X1 和 X2 进行限制，比如筛选出 X1 大幅波动的时期，则 Y1 和 Y2 会表现接近于 1 的正相关关系，筛选出 X2 大幅波动的时期，则 Y1 和 Y2 会表现接近于 -1 的负相关关系。情形二因为有两个同向影响的自变量，因此无论是全样本还是滚动来看，都会表现出相对稳定的正相关。所以，研究相关性的核心同样是寻找资产背后的核心驱动是什么，所以资产或者因子之间的相关性都是不同共同因子（同向或负向）影响下的组合。

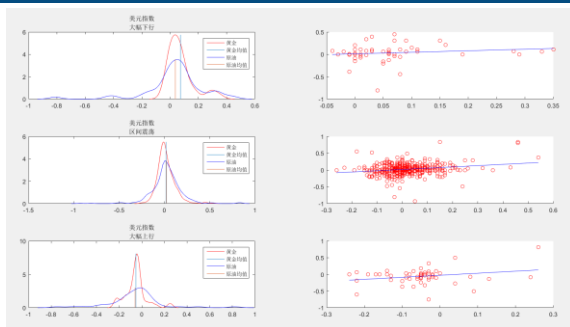
图 25：自变量波动率分组都的相关性



数据来源：中信建投证券研究发展部

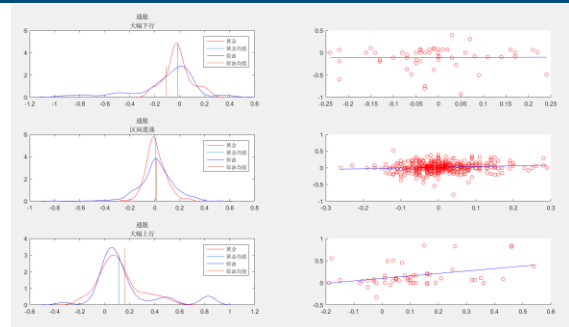
回到黄金和原油的例子，通货膨胀和美元指数都是黄金和原油的共同因子，在控制其他因子不变的情况下，通胀对于黄金和原油的影响都是正向的，美元是黄金和原油的计价货币，美元走强时，黄金原油同时受负面影响。我们用分位数来定义经济指标相对于历史事件序列的相对强弱，比如分为美元大幅上行、大幅下行和区间震荡，观察这三类时期对应黄金和原油的相关性，我们发现美元大幅走强和通胀走高时，黄金原油的相关性大幅提升。当然这里是没有控制变量来看，如果控制多个变量，比如美元大幅走弱，通胀大幅上行，那么黄金和原油将会表现出更强的相关性。

图 26：美元指数分组后黄金原油相关性的情况



资料来源：中信建投证券研究发展部

图 27：通胀分组后黄金原油相关性的情况



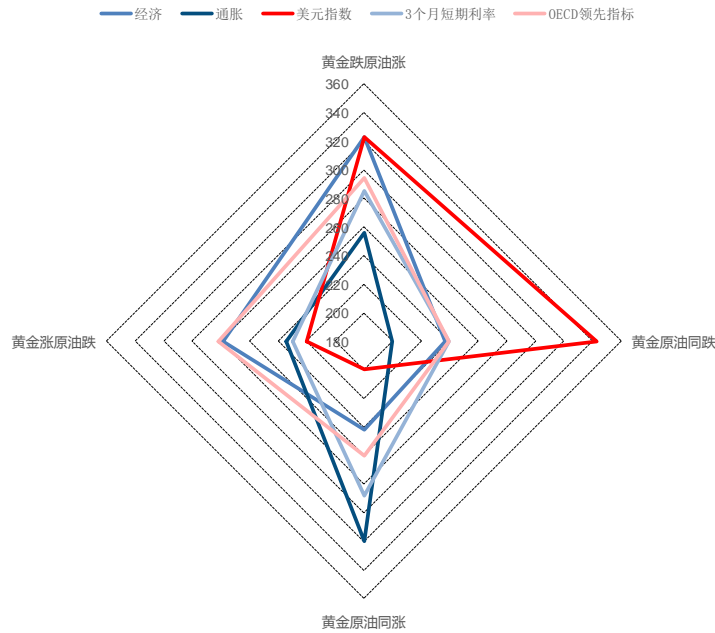
资料来源：中信建投证券研究发展部

以上是正面逻辑，希望观察在不同经济状态 X 下，资产之间相关性 Y 的变化。实际投资中，我们可以运用这些经验分布来调节我们的协方差矩阵中的非对角线元素，有利于提高我们的对于相关性风险的判断。

反过来，在黄金原油不同表现状态(Y)下，各种经济指标(X)的分布同样能够验证这个逻辑。我们选取 1973 年至今黄金和原油的月度收益率，将历史样本分类，分别为黄金涨原油跌、黄金跌原油涨、黄金和原油同涨、黄金和原油同跌四类时期，梳理在不同的时期，各种经济指标的变化情况。如果定义 Y=1(黄金涨原油跌)、Y=2(黄金跌原油涨)、Y=3(黄金和原油同涨)、Y=4(黄金和原油同跌)，那么重点考察 P(X|Y)，即不同黄金原油表现下，各种经济指标的条件频率分布。其中，经济指标我们考察的主要是经济（GDP 同比、OECD 的领先指标）、通胀（CPI 同比）、美元指数、短期利率。为了更好地比较不同时期指标的差异，我们选用经济指标在全样本排名数据来度

量，上图是对应时期经济指标排名均值的差异。

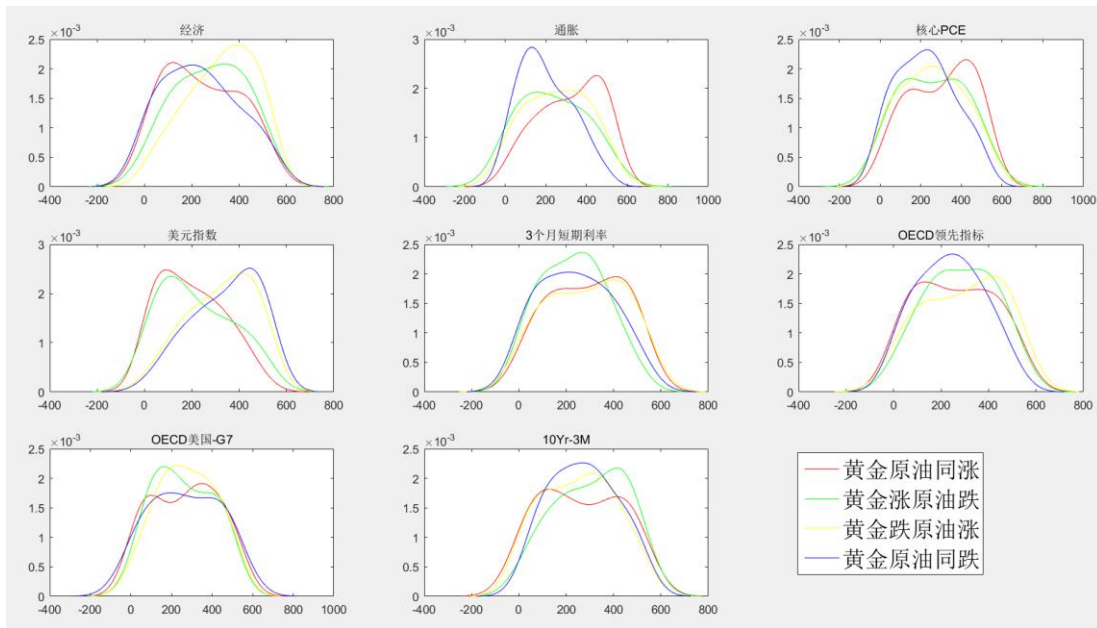
图 28：不同时期（黄金和原油）其他经济指标表现的均值差异



数据来源：中信建投证券研究发展部

结果显示，黄金原油同跌通常发生在经济一般、美元强势、通胀较弱的时期；黄金原油同涨通常发生在美国经济一般、美元弱势、通胀高起之时；黄金跌原油涨出现时，通常美国经济强势、通胀中性偏强、美元强势的时期；黄金原油同涨出现时，美国经济一般，但美元弱势、通胀不高的时期。以上是我们对于四种情况出现时，美国部分经济基本面的画像，在实际投资中，我们根据接下来即将出现的经济状况进行相关数据的分析。均值是点估计，结论明确但不容易建模，我们同样计算了不同时期，经济指标排名的频率密度分布。

图 29：不同时期（黄金和原油）其他经济指标表现的分分布差异



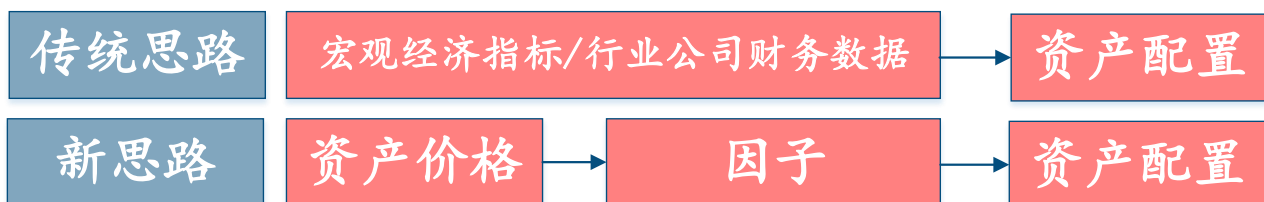
数据来源：中信建投证券研究发展部

这些频率分布可以作为模型中的先验概率分布，通过贝叶斯的思想去调节协方差矩阵。

### 1.3 因子投资——更有效地分散风险

基于以上逻辑，宏观经济变量只是我们观测世界的一个维度。由于指标独立性的问题，即使我们观测到了再多的变量，也很难将他们之间的相互作用剔除干净。既然我们的目标是资产配置，不如回到资产价格本身。首先我们从资产价格中，提取出一组因子，通过正交化的处理，得到一组新的观测资产价格的因子体系。由于这套因子体系的相关性较低，那么即使在经济差、通胀高这种风险集中释放的时刻，也能够保证相对较高的独立性，这样就能控制住尾部风险。

图 30：新思路：资产到因子，再从因子回到资产



数据来源：中信建投证券研究发展部

得到这组因子体系之后，市场中的任一资产都是这组因子的线性组合，相当于任一资产都可以被分解到这组因子体系中去，那么结合资产配置方法，我们就可以真正从基于资产类别的配置，转向基于因子的资产配置。

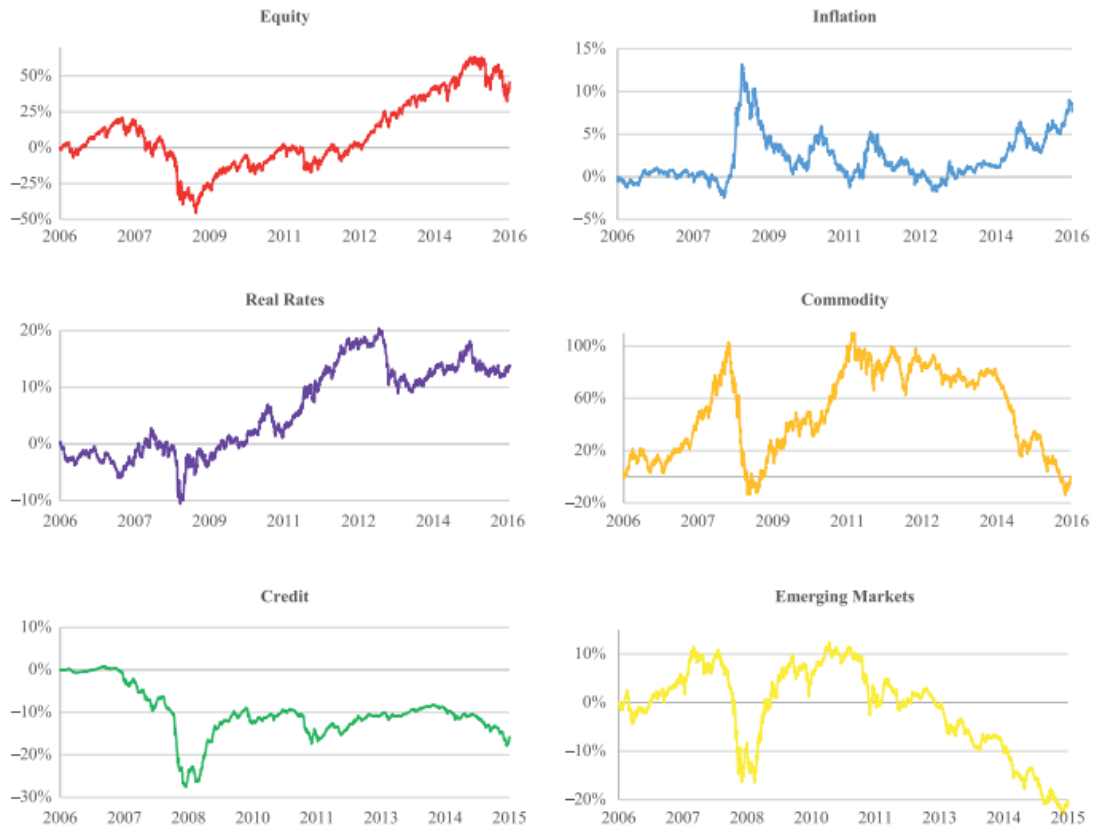
图 31：一组较好的因子体系

**EXHIBIT 1**  
**Macro Factors**

Equity	Risk associated with global equity markets <i>Broad-market equity index returns</i>
Inflation	Risk of bearing exposure to changes in nominal prices <i>Return of long nominal government bonds, short inflation-linked bonds portfolio</i>
Real Rates	Risk of bearing exposure to real interest rate changes <i>Inflation-linked bond returns</i>
Commodity	Risk associated with commodity markets <i>Weighted commodity index returns</i>
Credit	Risk of default or spread widening <i>Return of long corporate bonds, short nominal government bonds portfolio</i>
Emerging Markets	Risk that emerging sovereign governments will change capital market rules <i>Return of long EM equity and short DM equity, EM CDX, and EM FX</i>

数据来源：Greenberg D, Abhilash B, Ang A. Factors to Assets: Mapping Factor Exposures to Asset Allocations[J]. Journal of Portfolio Management, 2016, 42(5):18-27. 中信建投证券研究发展部

该组因子主要包含六个维度：权益、通胀、利率、商品、信用和新兴市场，表面看起来和一组资产并无差异，但关键在于需要尽可能剔除因子之间的交互项，比如长期利率包含经济预期和通胀预期，那么核心希望得到的因子是利率本身，而且信用债因子中，需要剔除希望利率本身的影响。

**图 32：因子表现**
**EXHIBIT 2**
**Cumulative Returns of Macro Factors (February 2006–February 2016)**


数据来源: Greenberg D, Abhilash B, Ang A. Factors to Assets: Mapping Factor Exposures to Asset Allocations[J]. Journal of Portfolio Management, 2016, 42(5):18-27. 中信建投证券研究发展部

全市场整个历史来看，财务费用呈现上升的趋势，图 1 中可以直观看出这一点；另外图 1 中也可以发现 2008 年后一段时间得到了这组因子，我们就可以将传统的资产配置方法应用于此，从基于单一资产类别的配置，转向基于这个有六个因子的配置。因为得到因子的配置权重后，可重新映射回资产上。先从资产价格到因子，再从因子回到资产。构造这组因子，并不意味着完全放弃宏观经济指标，同样需要结合宏观环境进行因子权重的主动调整，那么和文章第一章提到的框架一脉相承。在后续报告中，我们将全面介绍并回测基于因子的配置方案。

## 1.4 量化基本面——以史为鉴，货币转向将如何影响行业利润？

### 1.4.1 财务费用率简介

全市场整个历史来看，财务费用呈现上升的趋势，图 1 中可以直观看出这一点；另外图 1 中也可以发现 2008 年后一段时间和 2015 年后一段时间全市场财务费用出现较大程度下滑，这是受两个时间段的金融危机的影响，符合直观认识；2017 年以来全市场财务费用呈现上升趋势，一方面这是受宏观利率上升的影响，另一方面反映全市场的融资需求不断上升。而分行业来看，图 2 是以 2017 年第三季度的 TTM 值为例，各行业的财务费用排名，其中房地产、钢铁、电力及公用事业、基础化工、交通运输等行业财务费用最多，而餐饮旅游、食品饮料、家电、传媒和纺织服装等行业财务费用最少，从这点上看周期性行业表现出更旺盛的融资需求，其受宏观利率

调控的影响也应该最大，而财务费用最少的这些行业里多数是小规模的公司，其融资规模较低，那么其受宏观利率的调控的影响也相对较弱。

此外，图 3 是各行业财务费用与公司净利润比例历史序列的中位数，财务费用与公司净利润的比例越大，财务费用的变化对公司净利润的影响就越明显，研究发现轻工制造、基础化工、通信、电力及公用事业等行业财务费用与公司净利润比例较高，而汽车、家电和食品饮料等行业此比例则较低。

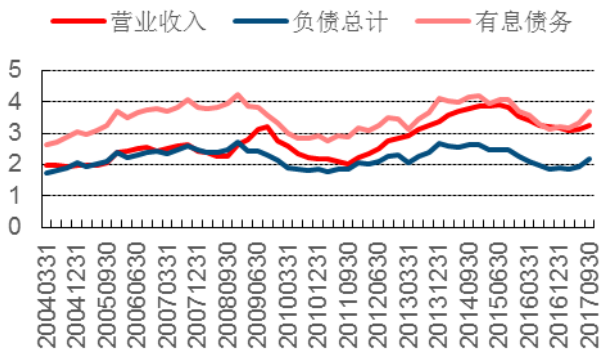
**表 1：中信一级行业财务费用与净利润比值**

行业	比例	行业	比例
轻工制造	1.15	房地产	0.29
基础化工	0.83	纺织服装	0.28
通信	0.77	电子元器件	0.27
电力及公用事业	0.77	餐饮旅游	0.25
农林牧渔	0.72	机械	0.19
建筑	0.58	钢铁	0.18
综合	0.58	医药	0.17
国防军工	0.45	石油石化	0.14
建材	0.45	传媒	0.09
电力设备	0.43	煤炭	0.09
交通运输	0.38	汽车	0.05
有色金属	0.33	非银行金融	0.04
商贸零售	0.31	食品饮料	0.02
计算机	0.30	家电	0.01

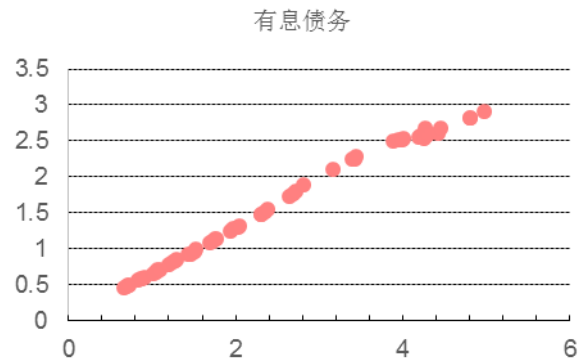
数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

有息债务顾名思义是指上市公司债务中需要付息的部分，主要包括的具体科目有短期借款、交易性金融负债、应付短期债券、长期借款、一年内到期的长期负债和应付债券，这些科目都是上市公司财务费用的主要来源科目。

财务费用率的传统定义是财务费用与营业收入的比值，另外财务费用与负债合计的比值也可以定义财务费用率，前面提到的有息债务作为分母，财务费用与它的比值同样也是符合逻辑的财务费用率的定义。从图 6 可以看出分别以负债总计做分母和以有息债务做分母的财务费用率走势几乎一致，这是由于负债总计和有息债务本身存在着十分显著的正比例关系，这一点图 7 来看更加直观，因此以负债总计做分母和以有息债务做分母在数值上只是相差一个倍数关系，但从逻辑上来考虑，以有息债务做分母更能反映出财务费用率具有的利率的特性。而以营业收入为分母的财务费用率和以有息债务做分母的财务费用率有明显区别，这二者的比较留在下面章节来介绍。

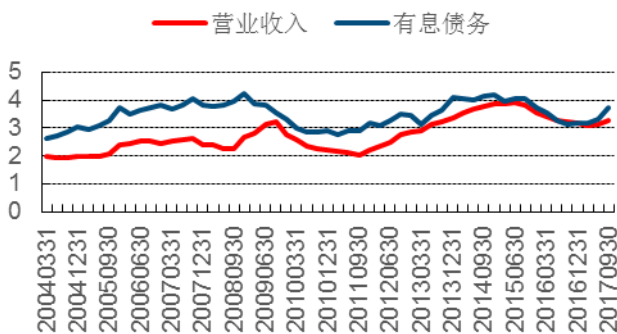
**图 33：基础化工行业财务费用率（不同分母）**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

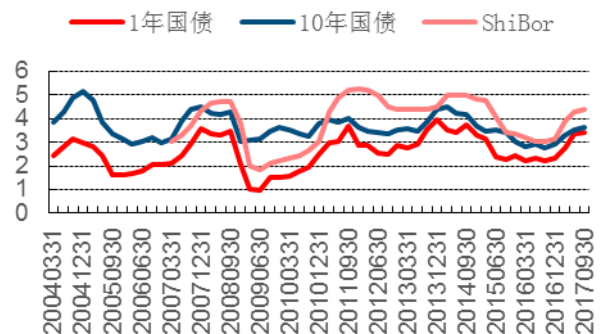
**图 34：基础化工行业有息债务和负债总计关系**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

前面提到的是财务费用率的三个定义，企业的利率（用财务费用率来代表）是否和宏观利率具有密切的相关关系，因为企业的债务融资渠道往往主要来自于银行贷款以及债券发行，而银行利率和债券发行利率必然受宏观经济以及宏观利率调控的影响，基于这样的假设我们进行接下来的研究，本报告选定了 1 年期国债收益率、10 年期国债收益率以及 ShiBor 利率作为宏观利率来研究。

**图 35：基础化工行业财务费用率（不同分母）**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

**图 36：不同宏观利率指标**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

表 2 到表 5 是对财务费用率和宏观经济指标的相关关系的测算结果，由于宏观经济指标对实体经济的影响显然是具有一定的滞后性，本报告选取基础化工行业，并分别测算滞后 1 到 4 个季度的相关关系数据。从财务费用率的定义的角度来比较可以发现，有息债务作为分母的财务费用率和宏观经济指标的相关关系更大，所以选取财务费用除以有息债务作为财务费用率来反映企业的债务融资成本即利率更为合适；而从宏观经济指标的选取来看，很明显的一点是 1 年期国债收益率和财务费用率（有息债务作为分母）的相关关系大于 10 年期国债收益率和财务费用率（有息债务作为分母）的相关关系，但同样可以发现 ShiBor 利率和财务费用率（有息债务作为分母）的相关关系数据上更大，不过我们这里测算的过程中，除 ShiBor 利率外其他指标的历史区间是 2003 年第 1 季度开始到最新季度，而 ShiBor 利率由于其产生于 2007 年，所以测算 ShiBor 利率和财务费用率（有息债务作为分母）的相关关系所用的样本量要更小，为了消除样本量不一致的影响，本报告又测算了样本量一致情况下的相关关系，结果如下表：

**表 2：财务费用率滞后 1 个季度（样本量一致）**

	营业收入（分母项）	有息债务（分母项）
1 年国债	0.15	0.43
10 年国债	-0.11	0.41
ShiBor	0.13	0.36

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

**表 3：财务费用率滞后 2 个季度（样本量一致）**

	营业收入（分母项）	有息债务（分母项）
1 年国债	0.29	0.56
10 年国债	-0.06	0.44
ShiBor	0.30	0.52

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

**表 4：财务费用率滞后 3 个季度（样本量一致）**

	营业收入（分母项）	有息债务（分母项）
1 年国债	0.46	0.70
10 年国债	0.05	0.52
ShiBor	0.48	0.61

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

**表 5：财务费用率滞后 4 个季度（样本量一致）**

	营业收入（分母项）	有息债务（分母项）
1 年国债	0.61	0.76
10 年国债	0.21	0.54
ShiBor	0.13	0.36

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

样本量一致的情况下，结论就十分明显，1 年期国债收益率作为宏观经济指标和财务费用率（有息债务作为分母）的相关关系更大。综合起来可以得到结论：选取财务费用（过去 4 个季度的求和值，即 TTM 值）除以有息债务（过去 4 个季度的始末平均值）作为财务费用率以及选取 1 年期国债收益率作为宏观经济指标，对于我们研究宏观经济指标通过影响财务费用率影响企业经营利润更合理。

### 1.4.2 定量测算净利润受宏观经济影响弹性

**图 37：宏观利率影响企业净利润传导机制**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

前面章节已经说明财务费用率和 1 年期国债收益率的关系近似线性关系，可以用线性回归模型来拟合关系，下面列出我们测算宏观经济指标对企业净利润影响弹性的具体流程：

一、以 1 年期国债收益率作为自变量，财务费用率作为因变量来拟合线性回归模型，得到拟合的模型，然后将财务费用率的时间序列分别滞后 1 个季度到 8 个季度，得到 8 个拟合的模型，按照模型的 R 方值和变量的 P 值挑选出模型拟合效果最好的滞后期，将拟合的模型记录。

二、假设 1 年期国债收益率上升 100BP，按照第 1 步得到的拟合模型计算预测的财务费用率的变化，假设企业的经营状况不变，即其有息债务不会发生变化，以 2017 年第 3 季度的财务费用数据为例，可以测算出下一滞后期的财务费用的变化量，这一变化量正是下一滞后期的净利润的方方向的变化量，进一步利用 2017 年第 3 季度的净利润就可以测算出净利润受宏观经济指标影响的变化程度。

我们测算了中信一级行业分类 28 个行业（银行除外）的情况，下表是具体测算结果：

**表 6：拟合模型显著的行业**

行业	回归系数	净利润下降	滞后季度	R 方	P 值
通信	1.11	37%	4	0.28	0.00
煤炭	1.11	23%	5	0.19	0.00
国防军工	0.83	18%	5	0.23	0.00
计算机	0.61	14%	4	0.33	0.00
交通运输	0.59	10%	5	0.19	0.00
建材	0.5	3%	4	0.56	0.00
轻工制造	0.42	5%	4	0.30	0.00
基础化工	0.31	17%	4	0.29	0.00
农林牧渔	0.25	4%	3	0.08	0.05
商贸零售	0.25	3%	4	0.10	0.02
电力公用	0.16	10%	2	0.43	0.00

资料来源：中信建投证券研究发展部

**表 7：拟合模型不显著或回归系数为负的行业**

行业	回归系数	R 方	P 值	行业	回归系数	R 方	P 值
建筑	-0.11	0.02	0.27	钢铁	-0.23	0.12	0.01
综合	-0.12	0.02	0.36	医药	0.11	0.01	0.49
电力设备	-0.11	0.01	0.57	石油石化	0.13	0.03	0.26
有色金属	-0.03	0.00	0.75	传媒	-0.93	0.13	0.01
房地产	-0.01	0.00	0.95	汽车	-0.13	0.00	0.66
纺织服装	-0.35	0.07	0.07	非银行金融	-0.57	0.13	0.01
电子元器件	-0.4	0.06	0.08	食品饮料	-0.61	0.18	0.00
餐饮旅游	-0.07	0.01	0.55	家电	-1.04	0.03	0.19
机械	0.04	0.00	0.75				

资料来源：中信建投证券研究发展部

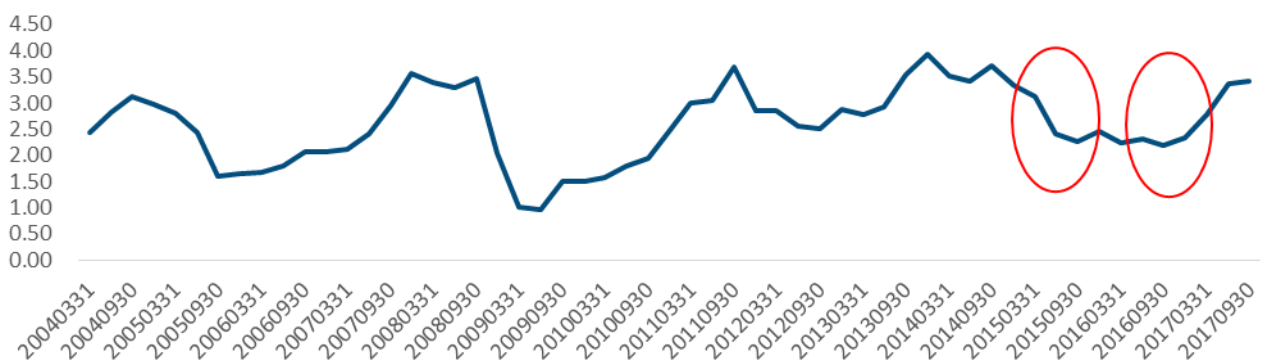
模型拟合显著的行业有通信、煤炭、国防军工、交通运输、基础化工等行业，其中通信行业净利润受宏观利率调控影响的弹性最大；这些行业大都是周期性行业且大都是大公司；滞后季度数目也大都是在 4 个季度即一年，表明宏观利率变化反应在公司净利润变化的滞后时间为 1 年左右；回归系数为正也说明宏观利率的变化所引起企业的财务费用率的变化在这些行业上是同向的，这一点也符合直观认识。

而模型拟合显著且得到回归系数为负的行业有非银行金融、食品饮料、钢铁，非银行金融的财务费用由于和其他行业的财务费用有所区别，其系数为负是由于非银行金融由于投资收益大于融资成本所以其财务费用会由于利率上升而增加，不过作为周期行业的钢铁行业的拟合回归系数为负引人关注，关于这点的解释下一节举例介绍。

我们分别挑选两个行业中的两个公司来举例说明上一节的测算结果，显著的行业中我们选取通信行业的龙头公司中兴通讯（000063.SZ），系数为负的行业我们选取钢铁行业的公司宝钢股份（600019.SH）来进行举例说明。

首先 2015 年到 2016 年 1 年期国债收益率的变化趋势应该是先下降后上升。接下来我们得到两家公司 2015 年、2016 年、2017 年的三年的年报数据，根据年报数据可以测算出其财务费用率，财务费用率的变化我们考虑滞后 1 年来进行比较。从图中可以直观看出，中兴通讯（通信行业）公司的财务费用率从 2016 年到 2017 年是先下降再上升的趋势，符合 1 年期国债收益率领先一年的变化趋势，而宝钢股份（钢铁行业）的财务费用率从 2016 年到 2017 年是一直下降的趋势，不符合 1 年期国债收益率领先 1 年的变化趋势，这一点我们通过查询其 2017 年年报附注来寻求解释。

**图 38：技术类因子多头组合超额收益累计净值**



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

从附注中的信息来看，宝钢股份有息债务中主要部分短期借款的来源包括本币借款和外币借款，在年报统计时期内虽然本币利率上升，但外币利率下降，由于利率和汇率的双重影响导致公司的财务费用率最终是相比上一年度下降的。由此可见影响财务费用率的因素不仅包括本国的宏观经济情况，也受汇率以及外国宏观经济情况影响。

**图 39：宝钢股份 2017 年年报附注**
**(1) 短期借款分类**

√适用 □不适用

单位：元 币种：人民币

项目	期末余额	期初余额
质押借款	36,560,834.94	17,983,343.93
抵押借款	305,548,500.57	366,482,211.39
保证借款	12,000,000.00	662,804,967.13
信用借款	59,928,336,815.51	51,033,458,667.19
合计	60,282,446,151.02	52,080,729,189.64

于资产负债表日，本集团短期借款中，人民币借款年利率为3.350%至4.785%(2016年：2.95%至4.785%)；美元借款年利率为一个半月LIBOR+0.4%至三个月LIBOR+2.45%(2016年：一个月

LIBOR+0.87%至三个月LIBOR+2.45%)；欧元借款年利率为0.05%至1.10%(2016年：0.25%至1.50%)。

注1：年末余额系将应收账款作为质押物取得的借款,详见注(五)、4(6)；年初余额系附追索权的已

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

## 二、量化选股策略新视角

### 2.1 Barra 风险模型介绍及与中信建投选股体系的比较：因子深度研究系列

#### 2.1.1 风险模型的定义、分类和作用

**风险**，可以定义为证券或者投资组合收益的总体分散或者波动程度，对风险的控制是获得稳健投资回报的关键因素。任何资产都有风险，包括股票、债券、商品、利率、汇率等。在过去人们常常只追求投资收益的最大化而忽视了投资风险的存在，但在最近几十年人们越来越发现收益和风险的共生性，要获取多大的收益就要承担多大的风险，投资者获取的收益不过是其对自身承担风险的补偿。

从上世纪 50 年代开始，统计方法开始被运用在金融市场，哈里·马科维茨首次对投资风险进行量化（标准差）和构建收益风险多样化的投资组合，他证明了组合的风险不大于其组成成分证券的风险。经过多年的发展，投资组合风险分析体系已经日趋完善，其中一项用于分析组合风险的有效工具是多因子风险模型。多因子风险模型描述的是组合内部各资产之间收益和 risk 的相关性，基本假设是相似的资产表现出较一致的收益和 risk 特征。证券市场的多因子风险模型大致分为三类：宏观经济风险模型，统计风险模型以及基本面风险模型。宏观经济风险模型依据可观测的经济指标，例如通胀和利率的变化，来度量宏观变量对股票收益的影响。统计风险模型则从证券收益协方差矩阵的因子分析中推导出相应因子。基本面风险模型则考察与组合收益相关的可观测到的证券属性，例如股票市值、市净率以及所属行业等。Barra 股票风险模型使用的是基本面风险模型，因其对股票的解释能力超过宏观经济风险模型和统计风险模型。（资料文字源自《Barra Risk Model Handbook》）

风险模型对投资组合主要有如下作用：

1. 降低投资组合的风险暴露，实现更精确的风险管理。作为风险模型，其第一要务必定是对投资组合的风险管理。Barra 提供的风险因子已经能够较大程度地解释 A 股市场的风险，对其部分或全部风险因子的暴露进

行控制可以实现更加稳定的收益，在下文我们会详述风险因子在中国市场的有效性 & 控制风险后的投资组合表现。

2. 提供更准确的股票组合优化结果。由于投资组合尤其是指数增强的组合优化约束条件包括对组合波动率及组合跟踪误差的约束，这就要求风险模型能够提供更准确和更稳定的股票收益协方差矩阵估计。而对股票收益协方差矩阵的估计也是风险模型的核心和难点之一。

3. 对投资组合或基金产品进行更深入的业绩归因和 risk 归因。相对于前面两个作用于投资组合的事前管理，业绩归因和 risk 归因则属于对投资组合的事后管理，以便基金经理分析组合过往业绩的业绩来源和 risk 暴露，以便于后续及时调整策略。

### 2.1.2 Barra 风险模型介绍

从 1975 年开始，Barra 公司便开始利用先进的技术和高效的建模能力，为全球客户提供全方位的风险管理解决方案，其为全球不同国家和地区设计了覆盖收益预测、风险分析、组合构建、交易成本分析以及历史绩效归因等功能的软件产品以帮助用户改善组合绩效。

根据 Barra 最新版的 USE4 风险模型，我们可以把任何股票的收益率归因到几个不同的 risk 因子上，包括市场（国家）因子、风格因子和行业因子，具体公式如下：

$$r_n = f_c + \sum_i X_{ni} f_i + \sum_s X_{ns} f_s + u_n \quad (1.1)$$

其中， $f_c$  是市场（国家）因子的收益， $f_i$  是行业因子  $i$  的收益， $f_s$  是风格因子  $s$  的收益， $X_{ni}$ 、 $X_{ns}$  是各行业和风格因子的暴露， $u_n$  是个股的特质收益，USE4 中采用加权最小二乘回归法 WLS 估计因子收益，其假设个股特质收益的方差为市值平方根的倒数（源于股票的特质 risk 随公司市值增加而减小的经验观察）。

值得注意的是，在模型中引入市场因子（国家因子，截距项）会导致其与行业因子之间存在共线性，导致最后方程的求解不唯一。因此，为了得到唯一的回归结果，必须施加约束。USE4 给定的约束条件为，市值加权的所有行业因子的收益和为 0，即：

$$\sum_i w_i f_i = 0 \quad (1.2)$$

其中， $w_i$  表示行业  $i$  中所有股票流通市值占全市场股票流通市值的比例，约束条件的选择不会影响模型拟合，也不会影响模型的解释力，但其会对因子解释产生直接的影响。这个约束条件其实有比较直观的解释：考虑一个流通市值加权的投资组合  $P$ ，持仓股票的权重记为  $h_n^P$ ，投资组合的收益  $R_P$  可以写成：

$$R_P = f_c + \sum_i w_i f_i + \sum_s X_s^P f_s + \sum_n h_n^P u_n \quad (1.3)$$

其中  $X_s^p$  是风格因子  $s$  的因子暴露，然而，由 (1.2) 可知，行业因子收益和为 0，方程 (1.3) 的第一个求和项 ( $\sum_i w_i f_i$ ) 为 0，类似的风格因子市值加权也被标准化到均值为 0，即 (1.3) 的第二个求和项 ( $\sum_s X_s^p f_s$ ) 也为 0，最后一个求和项 ( $\sum_n h_n^p u_n$ ) 对应于一个分散化投资组合的特质收益率，因此其和也接近 0，因此，(1.3) 可以近似等价于： $R_p \approx f_c$ 。换句话说，市场因子（国家因子，截距项）代表了市值加权的全市场组合收益，这一部分我们在后面会进行举例详细求证。

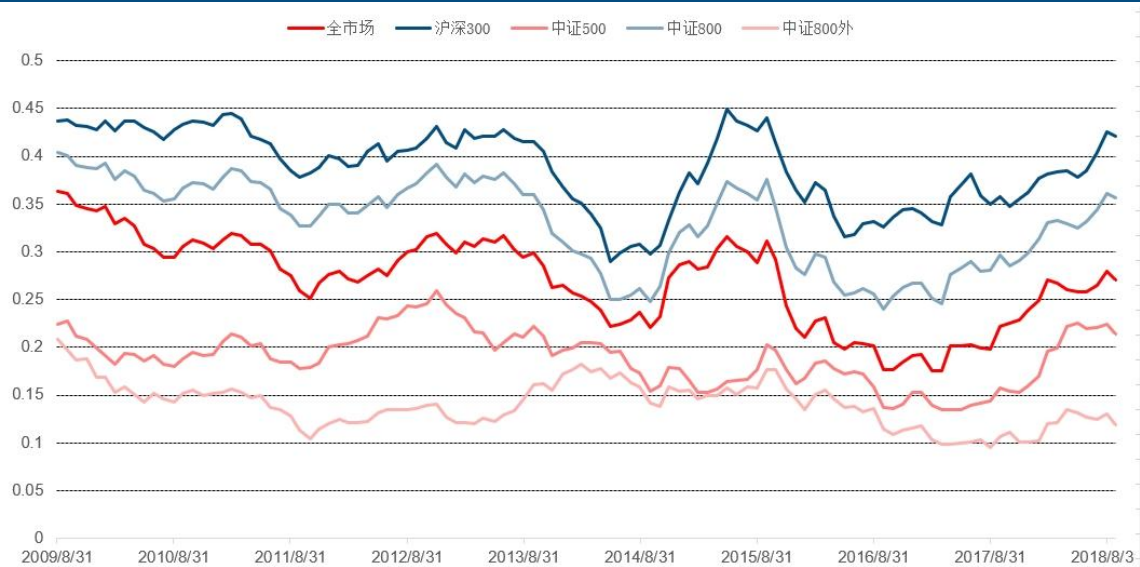
然后我们根据 (1.1) 和 (1.2) 使用加权最小二乘法 WLS 进行模型估算，因子收益率的估计值可由 (1.4) 给出：

$$\hat{f} = (X^T W X)^{-1} X^T W r \quad (1.4)$$

其中， $W$  为回归权重（对角线矩阵）， $W_{nn} = \frac{1}{\sqrt{CAP_n}}$ ，其中  $CAP_n$  为第  $n$  只股票的流通市值， $X$  是风险因子的因子暴露， $r$  是股票的个股收益率。

Barra 风险模型经过几十年的不断完善，现已经有针对全球多个不同国家和地区的不同版本，而对中国投资者有较大参考价值的是美国版本（最新版本为 2011 发布的 USE4）和中国版本（最新版本为 2018 发布的 New China Equity Model，本文采用的是 2012 发布的 CNE5），两个版本最大的不同在于 CNE5 相比 USE4 少了两个风险因子——Dividend Yield 和 Non-Linear Beta。Dividend Yield 通常译为“股息率”，其代表的是股息与股票价格之间的比率。由于美国投资者非常关注股票的股息率，而国内投资者对该指标关注度明显不足，另外经测算 Dividend Yield 在中国市场的显著性不高（T 统计量绝对值较小），因此从经济意义和统计意义来看该风险因子明显不适用于中国市场。而 Non-Linear Beta 代表的是非线性 Beta，其与 Beta 因子代表的含义不一样，同样因为投资逻辑不易理解和在中国市场的显著性不高而不被纳入 CNE5。另外两个版本的小类风险因子合成大类风险因子的权重也不一样，这可能与 Barra 在不同国家模型中的回归参数优化有关。

我们完全根据 Barra CNE5 构建了一套风险模型，为了检测该风险模型的效用，我们在全市场、沪深 300 成分股、中证 500 成分股、中证 800 成分股和中证 800 外的股票范围里分别计算其滚动 12 个月的拟合优度（滚动横截面回归的 Adjusted R\_Square）如下图所示。由此可见 Barra 风险模型对沪深 300 为代表的大盘股票解释度最高，平均达到 39%，其次为中证 800 成分股和中证 500 成分股，解释度也达到 34% 和 19%，而对中证 800 之外的小盘股解释度最低，平均只有 14%。总体来看，Barra 风险模型对全市场股票的平均 Adjusted R\_Square 达到 27%。

**图 40: Barra 风险模型 12 个月滚动 Adjusted Rsquare**


数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

### 2.1.3 A 股市场风险因子评定方法

一直以来, Alpha 因子和风险因子没有一个严格的区分方法。有人认为, Alpha 因子通常是对股票的预期收益率有稳定预测能力的因子; 而风险因子通常与 Alpha 因子相反, 指的是对未来收益没有预测能力, 需要在组合投资中进行控制暴露的因子。也有人认为, 两者的区别在于因子是否被大多数市场投资者所认知。与 Alpha 因子相对应的是, 风险因子其实是系统因子 (Systematic Factor) 或者俗称为 Beta 因子。风险因子的前身一定是 Alpha 因子, 只是当市场上越来越多人知道或被越来越多投资者运用之后, 才会变成一种系统性的可解释的行为, 于是就变成了风险因子。举个例子, 当人们只知道 CAPM 模型的时候, 市场因子是唯一的风险因子。当 Fama 把市值和账面市值比等因子以论文形式发表后, 大量投资人士开始意识并使用, 使得这两个因子原本存在的 Alpha 收益被慢慢消蚀殆尽 (换句话说, 市场逐步变得更有效), 最终被归入风险因子。而最近两年中国市场的市值因子开始显露其风险属性, 而这之前曾被很多投资者当做为 Alpha 因子。由于中国市场仍不成熟, 我们完全可以去成熟市场的 Beta 风险因子库寻找适合现在中国市场的 Alpha 因子。

在这里, 我们可以从下面四个方面来判定一个因子是否为风险因子:

1. 因子数值较稳定并与其它风险因子相关性较低。风险因子数值的稳定性可以用前后两个横截面上因子数值的相关性来度量, BARRA 建议这个相关系数应不低于 0.9, 从下面的实证可以看出 A 股市场上这个系数可以设为不低于 0.8。而与其它风险因子的相关性可以用 VIF (方差膨胀因子) 来衡量, VIF 不高于 3 则代表该因子与其他因子没有较强的相关性。
2. 收益率的波动较大。因子收益率波动大, 说明该因子会增加组合的波动风险, 应该被归为风险因子, 而因子收益率波动小的因子或者某些波动大但 Sharpe 值较高的因子会被归类为 Alpha 因子。
3. 上因子收益率较显著。风险因子的因子收益率可以等于零, 也就是说风险因子可以不是定价因子 (如行业因子)。但 BARRA 要求风险因子应满足在每期横截面上的因子收益率较显著。具体方法是用每期的个股收益率与该因子的暴露值做回归, 得到 T 值再求出各期绝对值的均值, 检验因子回归系数是否显著 (T 值

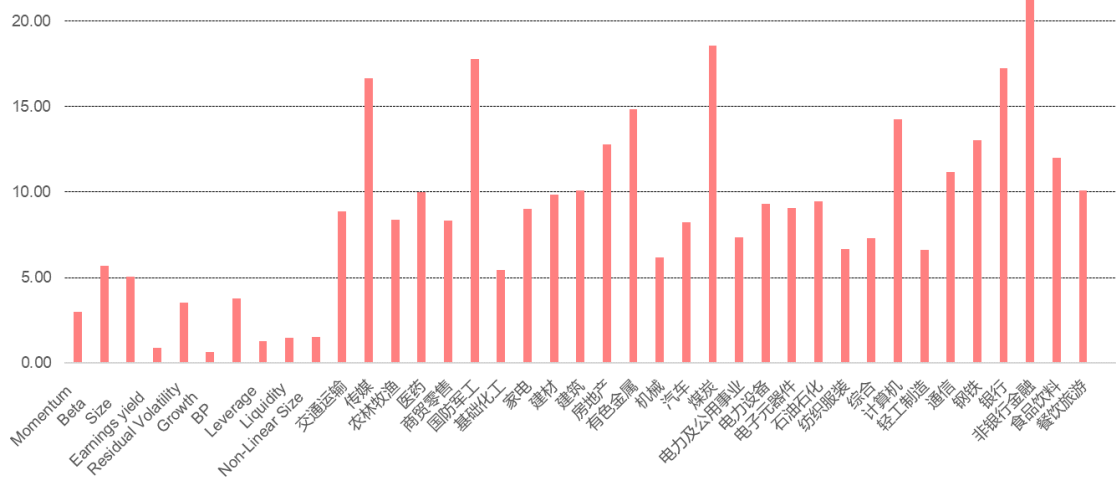
绝对值的平均值较大，一般设为 2），再看显著的月份占比有多少（一般计算 T 值绝对值大于 2 的占比）。

4. 子对原有风险模型提供新增信息。我们可以参考 Fama-MacBeth 检验流程，在横截面上用个股收益率对新因子和原有风险因子一起做多元回归，看新因子加入后回归方程的 Adjusted R-square 是否有增加（或增加幅度较大），有则纳入风险因子库，说明新增因子能够带来新增信息，具体我们会在下面的实证部分详细介绍。

### 2.1.4 Barra 风险因子在 A 股市场的显著性检测

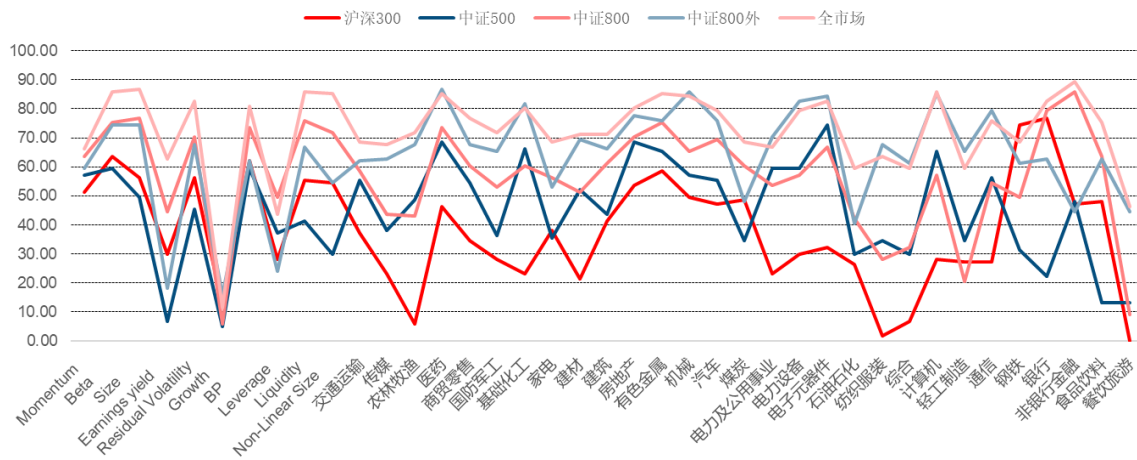
根据上面的风险因子评定流程，我们对 A 股市场的 10 个风格因子和 29 个行业因子进行分析。首先是因子的波动率（这里指的是纯因子收益的波动率，具体算法在后文给出），如下图所示我们可以看出风格和行业因子的年化波动率基本都在 3% 以上，基本符合风险因子的判定条件（2）。

图 41：风险因子收益率年化波动率%



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

然后我们再来看下各因子的显著月份占比，这里我们同样分别从全市场、沪深 300、中证 500 和中证 800 四个指数成分股里进行考察，从下图可以看出全市场和中证 800 样本池内大部分风险因子的显著月份占比均超过 50%，而在中证 500 和沪深 300 样本池中的显著因子则有所降低。不管是哪个样本池，Barra 风险因子的横截面因子收益率均较为显著，基本符合风险因子的判定条件（3），具体数据我们在后面的纯因子部分会详细列出。

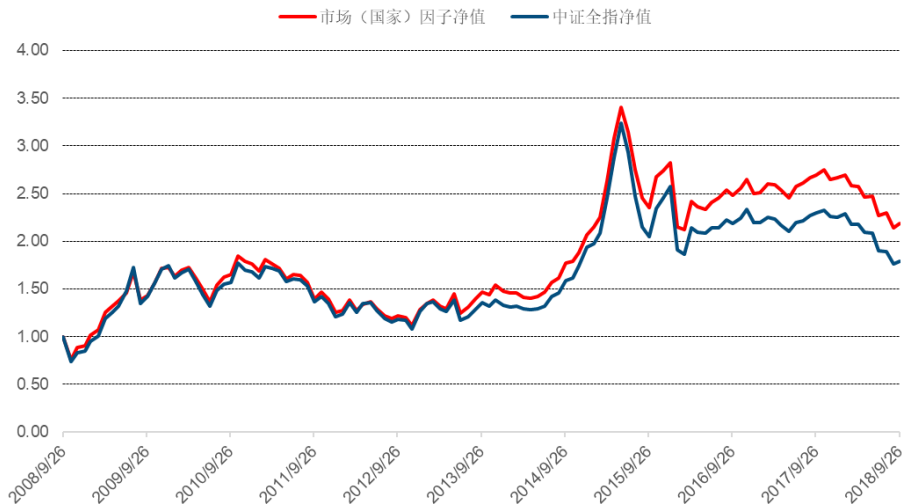
**图 42：不同样本池风险因子显著月份占比%**


数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

由此可知，Barra 风险模型基本上适用于 A 股市场，我们分别看下 Barra 风格和行业因子在不同指数成分股里面的解释能力，经过测算，风险因子模型对不同市场的解释度在 15%-39% 之间，行业因子基本上占有所有风险解释度的 40% 以上，由此可见在选股中控制行业风险最为重要。经过检测，行业因子和前三大风格因子占有所有风险解释度的 80% 以上，因此我们在指数增强中控制行业前三大风格因子基本上等同于增强组合的完全行业中性，但在组合优化中控制四个变量比控制十一个变量的计算速度和计算难度均大幅降低。经过统计，全市场解释能力最高的三个风格因子是 Size、Beta 和 BP；沪深 300 指数样本池解释能力最高的三个风格因子是 Beta、BP 和 Size；中证 500 指数解释能力最高的三个风格因子是 Beta、BP 和 Momentum；中证 800 指数解释能力最高的三个风格因子是 Size、Beta 和 BP；中证 800 指数之外样本池解释能力最高的三个风格因子是 Beta、Size 和 BP。值得注意的是规模（Size）因子的 Adjust R\_Square 在中证 800、中证 800 外和全市场样本池里排名前三，而在沪深 300 和中证 500 里面不是最显著的风格类风险因子，对沪深 300 指数和中证 500 指数的解释度仅为 3.88 和 0.49%，这和我们通常在量化选股或指数增强里首先控制行业 and 市值风险的做法相悖。实际上，做沪深 300 指数增强控制 Beta、BP 风险和市值风险同等重要，而做中证 500 指数增强则需要优先控制 Beta 风险和 BP 风险。不管是哪个样本池，Barra 各个风险因子基本上都能够提供新增信息，基本符合风险因子的判定条件（4）。

### 2.1.5 Barra 纯风险因子模型

这一节我们具体展示下 Barra 各风险因子的纯因子表现情况。首先我们来看下纯市场（国家）因子组合的表现，其对应于回归方程中的截距项，该组合对其他行业和风格因子的暴露为 0，而对自身的暴露为 1，根据上文所述，当组合的风险因子有充分的解释力度时，纯市场因子的累计收益与市场基准的累计收益应该比较接近。为了便于对比，我们这里以最能够代表全市场股票的中证全指作为基准指数，经过统计，纯市场因子和中证全指的每月收益率相差不大，月收益率差值的均值仅为 0.15%，最大差值不足 6%。为了能够更直观的进行对比，我们看下纯市场（国家）因子和中证全指的历史累计净值对比，可以发现两个走势基本一致，主要偏差可能在于纯市场（国家）因子是按照流通市值加权，与中证全指的个股加权方式不完全一致。

**图 43：纯市场（国家）因子净值和中证全指净值对比图**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

下面我们来重点看下纯风格因子组合，所谓纯风格因子组合，即对市场因子、行业因子和其他风格因子均暴露为 0，而对自身的风格因子则暴露为 1，下面展示的是 Barra 给出的 10 大类风格因子在 A 股市场最近 10 年的表现统计，其中 Market 代表市场因子，10 大类风格因子分别为规模（Size）、Beta、BP、残差波动率（Residual Volatility）、动量（Momentum）、非线性规模（Non-Linear Size）、流动性（Liquidity）、杠杆（Leverage）、盈利（Earnings Yield）和成长（Growth）因子。

根据 Barra USE4 和上文给出的风险因子判定条件（1），我们可以通过各纯因子收益率的 T 值来检测其是否对股价有较显著的影响，并计算样本内  $|T| > 2$  占比来检测因子对股价影响的稳定性。另外因子的自相关性和 VIF（方差膨胀因子）也是其是否能够作为一个优秀风险因子的前提条件。

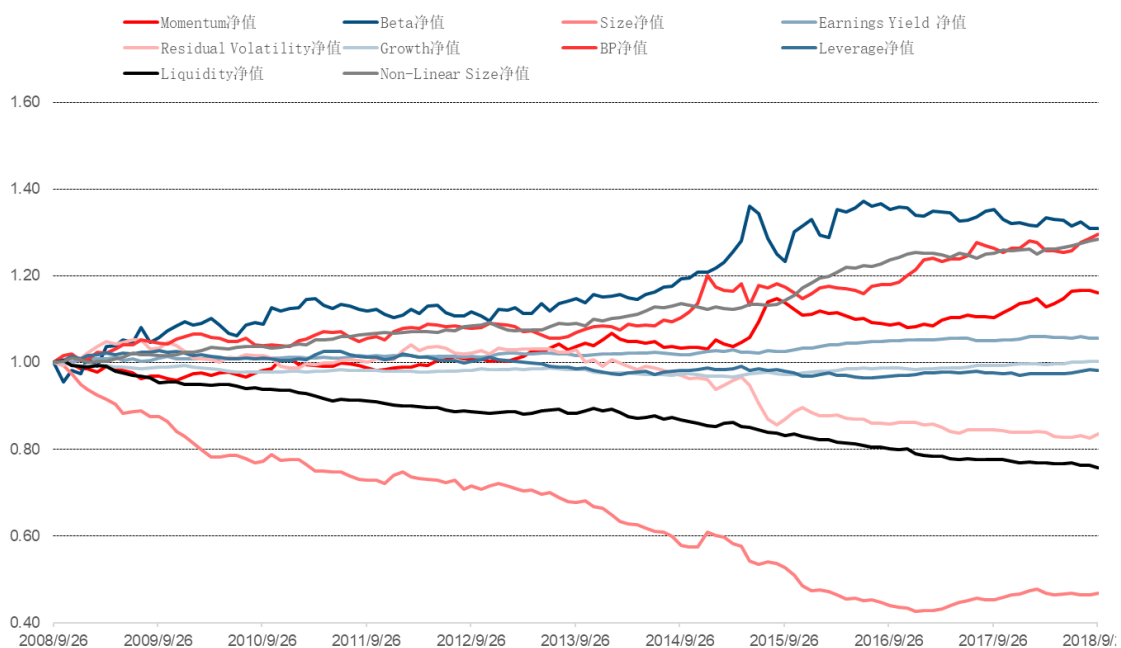
我们列出 Barra 风险模型的市场因子（Market）和 10 类纯风格因子最近十年（2008 年 10 月-2018 年 10 月）的历史表现和信息统计表（按照信息比例排序）：

**表 8：纯市场和风格因子信息统计（2008 年 10 月-2018 年 10 月，按照信息比例排序）**

纯风格因子	年化 收益 率%	年化 波动率%	信息比例	T 平均值	T >2 占比(%)	自相关性	VIF
Market	7.78	26.08	0.30				
Non-Linear Size	2.49	1.54	1.61	7.46	85.12	0.65	1.35
BP	2.58	3.78	0.68	7.86	80.99	0.81	1.58
Earnings yield	0.55	0.86	0.63	3.33	62.81	0.73	1.19
Momentum	1.48	3.00	0.49	5.80	66.12	0.78	1.99
Beta	2.67	5.67	0.47	7.65	85.95	0.71	1.43
Growth	0.02	0.63	0.04	1.00	11.57	0.62	1.03
Leverage	-0.18	1.28	-0.14	2.31	43.80	0.69	1.10
Residual Volatility	-1.79	3.52	-0.51	6.37	82.64	0.74	1.94
Size	-7.52	5.04	-1.49	9.63	86.78	0.62	1.73
Liquidity	-2.75	1.48	-1.86	7.48	85.95	0.71	1.53
均值	-0.25	2.68	-0.01	5.89	69.17	0.71	1.49

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

纯市场因子和 10 个纯风格因子的年化收益率之和以及信息比例之和接近于 0，说明了这 10 个风格因子基本上可以解释 A 股市场的风格表现情况。而 T 值绝对值超过 2 的有 8 个，只有成长（Growth）风格因子小于 1，说明大部分风格因子都对 A 股市场有较高的解释度。另外从因子的自相关性和 VIF 可知，大部分风格因子都符合风险因子的属性。下图是 10 个纯风格因子的历史净值表现：

**图 44：纯风格因子净值图汇总**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

通过观察上面图表可知，非线性规模（Non-Linear Size）、流动性（Liquidity）和规模（Size）三个风格因子的信息比例绝对值都超过 1，尤其是非线性规模和流动性因子的年化波动率也较低，因此在 A 股市场可能大部分时间仍被认定为 Alpha 因子而非风险因子。流动性因子较好理解，即低换手的股票在未来表现也会相对较好，而非线性规模因子则主要强调的是市值中等的股票，计算方法为规模因子的立方，然后和规模因子进行施密特正交化处理去掉其共线性的部分，但非线性规模因子由于构造复杂超额收益一般较难获得。最后值得注意的是规模因子，该因子在 2017 年之前一直被普遍认定为 Alpha 因子，A 股市场的小盘股溢价效应非常明显，但最近两年大盘股的重新崛起和风格切换使得该风格因子的波动率急剧提升（年化波动率已经上升到 5%），风险属性逐步增强，因此规模因子作为风险因子已经被大多数投资者所认可。

最后我们来看下纯行业因子。我们这里按照中信一级行业分类把市场分为 29 个行业，由于我们在回归方程中加入了常数项（市场因子），因此下面的纯行业因子可以看作是行业剔除掉市场和其他风格因子影响后的收益，即行业相对于市场的超额收益。下表是 Barra 风险模型的 29 个纯行业因子最近十年的表现图（2008 年 10 月-2018 年 10 月，按信息比例从大到小排序）。

最近 10 年只有 11 个行业相对大盘有正的超额收益，信息比例最高的五个行业是医药、计算机、食品饮料、电子器件和通信，说明在最近 10 年大消费和 TMT 行业在 A 股市场总体上有较为明显的超额收益。但所有行业因子的波动率都较高，投资者难以通过持续配置某一个行业而获得稳定的 Alpha 收益，因此行业因子在选股中应作为风险因子进行控制。

**表 9：纯行业因子信息统计（2008 年 10 月-2018 年 10 月，按照信息比例排序）**

纯行业因子	年化超额 收益率%	年化波动率%	信息比例	T 平均值	T >2 占比 (%)
医药	6.68	10.01	0.67	6.26	85.12
计算机	8.73	14.26	0.61	5.68	85.95
食品饮料	5.46	11.99	0.46	5.03	75.21
电子元器件	3.95	9.05	0.44	5.57	82.64
通信	4.63	11.16	0.41	4.23	76.03
家电	2.85	9.00	0.32	3.84	68.60
国防军工	5.16	17.80	0.29	3.95	71.90
传媒	4.75	16.69	0.28	4.18	67.77
有色金属	1.59	14.86	0.11	6.61	85.12
汽车	0.62	8.22	0.08	4.85	79.34
建筑	0.58	10.09	0.06	4.27	71.07
非银行金融	-0.17	21.73	-0.01	8.35	89.26
建材	-0.54	9.84	-0.06	3.81	71.07
电力设备	-0.93	9.33	-0.10	4.64	79.34
房地产	-2.15	12.81	-0.17	6.43	80.17
餐饮旅游	-2.93	10.10	-0.29	2.04	46.28
银行	-5.04	17.27	-0.29	7.74	82.64
石油石化	-2.86	9.45	-0.30	2.86	59.50
农林牧渔	-2.71	8.36	-0.32	3.44	71.90
机械	-2.50	6.16	-0.41	5.90	84.30
电力及公用事业	-3.01	7.37	-0.41	3.88	66.94
钢铁	-6.03	13.04	-0.46	3.74	68.60
煤炭	-8.74	18.57	-0.47	4.61	68.60
轻工制造	-3.20	6.64	-0.48	2.75	59.50
综合	-3.70	7.31	-0.51	2.75	59.50
纺织服装	-4.53	6.68	-0.68	2.93	63.64
基础化工	-3.76	5.46	-0.69	5.20	80.17
交通运输	-6.26	8.87	-0.71	4.08	68.60
商贸零售	-6.44	8.32	-0.77	4.38	76.86
均值	-0.71	11.05	-0.12	4.62	73.30

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

### 2.1.6 Barra 纯风格因子收益率和中信建投选股体系下剥离风险后的风格因子收益率对比

中信建投现有选股体系主要包括全市场选股、市值中性选股和行业中性选股，五种情况的多空收益算法相关说明：

- 1) 市场：全市场选股多空收益差。因子相对强势值排名靠前 20%作为多头，因子相对强势值排名靠后 20%

作为多头。

2) 市值等权:市值等权多空收益差。分 20 小组, 分别在组内选前 20%作为多头, 后 20%作为空头, 最后各组等权。如在沪深 300 或中证 500 样本内选股的话, 则分为 5 组。

3) 市值加权:市值加权多空收益差。分 20 小组, 分别在组内选前 20%作为多头, 后 20%作为空头, 最后各组以市值组权重加权得到多空组合。如在沪深 300 或中证 500 样本内选股的话, 则分为 5 组。

4) 行业等权:行业等权多空收益差。在中信一级行业, 分别在行业内选前 20%作为多头, 后 20%作为空头, 最后各行业以等权到多空组合。

5) 行业加权:行业加权多空收益差。在中信一级行业, 分别在行业内选前 20%作为多头, 后 20%作为空头, 最后各行业以沪深 300 行业内权重加权得到多空组合。

下面的对比部分我们利用中信建投选股体系(2)。为了更直观地进行对比, 我们可以看下面表格(红色为更显著的一方):

**表 10: Barra 风格因子纯因子和市值等权多空组合对比**

风格因子	纯因子年化 收益率	多空组合 年化收益率	纯因子信息比例	多空组合信息比例
Momentum	1.48	-4.72	0.49	-0.36
Beta	2.67	6.48	0.47	0.50
Size	-7.52	-10.29	-1.49	-1.22
Earnings yield	0.55	2.81	0.63	0.60
Residual Volatility	-1.79	0.53	-0.51	0.04
BP	2.58	7.91	0.68	0.55
Leverage	-0.18	1.40	-0.14	0.11
Liquidity	-2.75	-10.53	-1.86	-1.02
Non-Linear Size	2.49	8.95	1.61	1.19
均值	-0.25	0.28	-0.01	0.04

数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

市值等权多空组合的年化收益率基本上比纯因子要高(除了 Residual Volatility), 而多空组合的信息比例和纯因子组合基本相差不多, 说明现有选股体系对风格因子的处理和风险剥离的效果不亚于 Barra 风险模型。

### 2.1.7 常见 Alpha 因子在 Barra 风险模型和中信建投选股体系下剥离风险后的因子收益率对比

由于风险模型对于指数基金和指数增强基金的作用远大于主动选股基金, 因此下面两节我们把样本池缩小至中证 500 指数成分股, 分别检测这两种方法在常见 Alpha 因子上的风险剥离效果以及指数增强中的具体效用。

下表是中信建投 29 个选股因子通过这两种方法处理后的因子表现情况(2011 年 10 月-2018 年 10 月, 蓝色

为年化收益率更显著的一方，红色为信息比例更显著的一方)：

**表 11：常见 Alpha 因子纯行业和市值等权多空组合对比**

因子名	因子简称	纯因子年化 收益率%	多空组合 年化收益率%	纯因子信息比例	多空组合信息比例
a_value	流通市值	-1.44	-1.33	-0.39	-0.26
adminexpense_to_gr	管理费用/营业收入	0.79	4.34	0.48	0.41
dea	2/10*dif+	-2.07	-13.16	-0.53	-0.95
	8/10*dea				
delta_eps	基本每股收益增长率	0.91	8.24	0.59	1.19
delta_gpr	销售毛利率增长率	0.33	9.42	0.24	1.46
delta_NI	净利润增长率	0.98	10.88	0.66	1.43
delta_npr	销售净利率增长率	0.85	8.2	0.55	1.31
delta_roa	资产收益率增长率	1.05	10.09	0.69	1.46
delta_roe	净资产收益率增长率	1.11	10.24	0.75	1.53
dif	(EMA12 - EMA26) / EMA26	-2.60	-12.76	-0.61	-0.9
eps	每股净收益	1.53	9.41	0.53	0.9
eqps	每股净资产	0.56	2.83	0.18	0.32
gpr	销售毛利率	2.32	9.37	1.11	0.94
growth_sale	销售增长率	2.33	11.48	1.35	1.27
macd	dif - dea	-1.70	-1.88	-0.48	-0.19
npr	销售净利率	0.53	8.36	0.33	0.96
pb	市净率	0.75	-2.46	0.27	-0.13
pe	市盈率	-0.34	-4.75	-0.20	-0.4
ratio_liab_asset	资产负债率	-1.55	-4.58	-0.62	-0.43
roa	总资产收益率	2.33	12.04	0.88	1.07
roe	净资产收益率	1.82	10.34	0.71	1.02
saleexpense_to_gr	销售费用/营业收入	0.55	6.13	0.26	0.56
sec_return_1	最近一个月涨跌幅	-3.08	-10.59	-0.70	-0.77
sec_return_3	最近三个月涨跌幅	-3.71	-11.39	-0.91	-0.8
sec_return_6	最近六个月涨跌幅	-3.23	-5.98	-0.67	-0.48
total_value	总市值	-17.03	-3.51	-0.76	-0.37
turnover_1	过去一个月平均换手率	-7.20	-19.72	-2.30	-1.56
turnover_3	过去三个月平均换手率	-6.07	-18.16	-2.04	-1.54
turnover_asset	总资产周转率	0.72	3.62	0.34	0.46

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

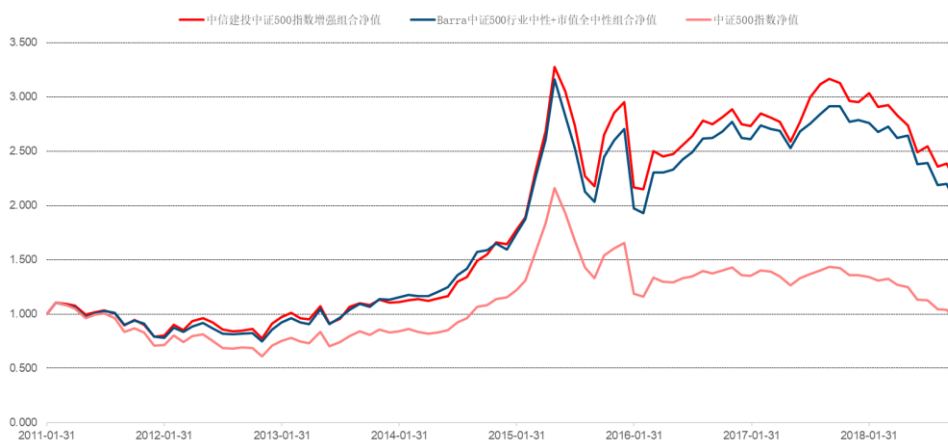
基本上所有 Alpha 因子的市值等权多空组合年化收益率明显要比纯因子要高，这比较容易理解，因为 Barra

模型处理后的 Alpha 纯因子是剥离了所有市场、风格和行业后的收益，而中信建投选股体系仅仅剥离了市值风险，但值得注意的是有 59% 的 Alpha 因子在市值风险处理后的多空组合信息比例要比纯因子要高，做市值分层处理更好的 Alpha 因子主要集中在财务基本面因子上，而技术和反转类 Alpha 因子用 Barra 风险模型处理后的效果更好。

### 2.1.8 Barra 风险模型和中信建投选股体系在指数增强中的效果对比

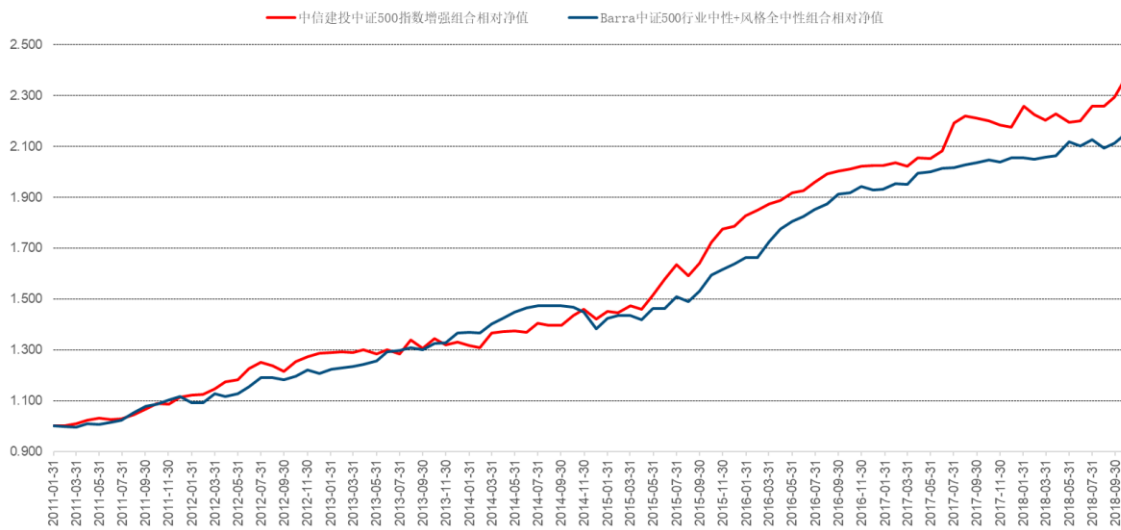
上面两节主要利用 Barra 和中信建投现有选股体系两种方法对单个风格或 Alpha 因子进行风险剥离和效果对比，这节我们简单看下运用这两种处理方法在中证 500 指数增强上的效用。下面我们构建了中信建投中证 500 指数增强策略和经 Barra 风险模型处理后的中证 500 指数增强风控组合（中证 500 行业中性+市值中性组合），历史回测时间从 2011 年 1 月到 2018 年 10 月。这里 Barra 指数增强风控组合的优化目标是最大化预期收益，约束条件为行业中性和风格中性（市值中性），个股权重上限限制为 1.5%，不限制跟踪误差。两个指数增强组合的选股因子和因子加权方式均相同。这里的 Barra 风控组合采用行业中性+市值中性的原因在于中信建投中证 500 指数增强策略主要是采用市值分层中性的因子处理方法，这样能够直接横向对比两种市值中性的处理方法效果，另外对于所利用的选股因子，经检测 Barra 行业中性+市值中性组合为所有风险约束条件下的最优组合（如果限制其他风格因子，则 Barra 风格中性组合的表现更差）。下图是中信建投中证 500 指数增强组合净值、经 Barra 模型处理后的中证 500 指数增强组合净值和中证 500 指数（基准指数）累计净值对比图：

**图 45：中信建投中证 500 指数增强组合和 Barra 中证 500 指数增强组合对比（增强组合绝对净值对比）**



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

而中信建投中证 500 指数增强组合和经 Barra 模型处理后的中证 500 指数增强组合相对中证 500 指数（基准指数）的累计净值对比图如下：

**图 46：中信建投中证 500 指数增强组合和 Barra 中证 500 指数增强组合对比（增强组合相对净值对比）**


数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

下表是两个指数增强组合超额收益率的收益和风险指标对比:

**表 12：中信建投中证 500 指数增强组合和 Barra 中证 500 指数增强组合对比（收益风险指标）**

指数增强组合对比	中信建投中证 500 指数增强组合	Barra 中证 500 行业中性+市值全中性组合
年化超额收益率%	<b>11.12</b>	9.84
年化超额波动率%	<b>5.97</b>	5.91
超额收益信息比例	<b>1.86</b>	1.67
超额收益最大回撤%	<b>2.81</b>	6.21
超额收益收益回撤比	<b>3.95</b>	1.58

数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

由此可见, 中信建投中证 500 指数增强组合表现更好, 年化超额收益率高于 Barra 中性组合, 而年化超额波动率则相差不大, 由此可见中信建投中证 500 指数增强组合的超额收益信息比例高于 Barra 中性组合。而从最大回撤和收益回撤比来看, 中信建投中证 500 指数增强组合表现也是更为优秀。

这个例子说明了我们需要根据不同的股票样本池、不同的选股因子采用不同的风险处理方法并做详细对比, 而不能对所有的选股因子均采用市值分层或 Barra 体系进行一刀切的处理。

## 2.2 从相关关系到指数增强: IC 系数与股票权重的联系

### 2.2.1 传统因子测试方法的优劣

在传统的多因子选股模型当中，IC 系数(Information Coefficient)在测试单因子有效性方面扮演着举足轻重的作用，它用来评判一个因子区别股票优劣的能力以及决定最终该因子在构建 alpha 组合时分配的权重。有关 IC 系数及其衍生指标有很多，最常见的有两种，即：Pearson IC 和 Spearman rank IC。

给定一个股票池  $S_i (i = 1, 2, \dots, n)$ ，假设我们在过去某个时间点  $t_0$  计算出了其中每个股票  $S_i$  的因子值  $f_i$ ，为了评判该因子在时间  $[t_0, t_1]$  的有效性，考察因子值  $f_i$  与股票在区间  $[t_0, t_1]$  收益  $r_i$  之间的简单相关系数以及 Spearman 秩相关系数，分别定义为该因子的 Pearson IC(或简单 IC)和 Spearman rank IC。直观上来看，一个因子的 IC 系数越大，意味着它与股票未来回报的相关性越高，那么由因子值较大的股票所构成的组合更有可能产生相对高收益。另一方面，如果对股票未来的收益与当期因子值之间建立一个简单的线性回归模型：

$$r_i = a + bf_i + e_i (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

则回归系数  $b = \frac{\text{cov}(f_i, r_i)}{\text{var}(f_i)} = \frac{\text{corr}(f_i, r_i) \text{std}(r_i)}{\text{std}(f_i)} = \frac{\text{IC}(f_i) \text{std}(r_i)}{\text{std}(f_i)}$ ，与 IC 系数符号一致且正相关。也就是说如

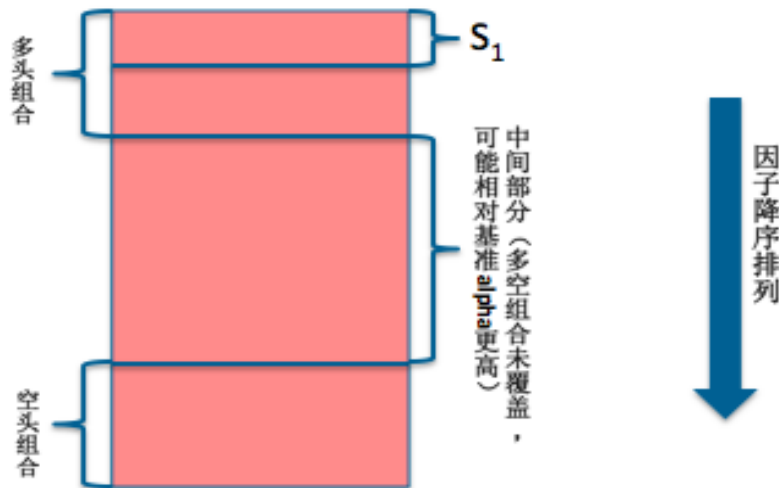
果单纯从因子影响正负的角度来看，其实 IC 系数与因子线性回归模型是等价的。

与此同时，我们发现在运用 IC 系数测试单因子时也存在一定的局限性。首先，需要假设每一期的 IC 系数是独立同分布的，在该前提下过去每一期因子的 IC 系数值可以被视为样本，因子的测算可以被看作是用样本推断实际分布（或与分布相关的统计量）的过程。其次，IC 系数的测算值反映的只是观测值的概念，并不意味着实际分布的期望大于 0，即在统计显著意义下不足以拒绝  $\text{IC} = 0$  的原假设。在统计意义下，因子与收益的显著关系是一个很强的命题，在实证应用的层面过于苛刻。最后，传统多因子模型中的 IC 系数测算结果与组合构建之间的衔接不够紧密。一般的逻辑认为如果因子 IC 系数越大，那么用因子值排名靠前的股票构成的组合在未来预期超额收益越大，但是这一点在数学逻辑上的过度不够严密，相关性不等于单调性。一个更容易接受的指标是因子多空收益差（或因子相对于基准的超额收益），即将股票按因子值排序并分为 5 组（可以是其它数量），计算第一组股票组合相对最后一组股票组合的超额收益。如果测试结果显示历史上某个因子的多空收益差或多头相对基准的超额收益比较明显，那么可以直接根据最新一期的因子值形成最终的因子多空或多头组合，这与有效性检验结果的衔接是很直接的。

但是因子多空组合的方法也有缺点。首先它没有解决股票如何加权的问题。一般在测试因子有效性的时候，多头组合、空头组合和基准都是等权指数，而一些常用的宽基指数（如沪深 300、中证 500、创业板指）多采取偏向市值加权的方法。如果最终的策略是由多空组合产生绝对收益，则与基准指数的加权方式无关，上述差别可以忽略。但是在 A 股做空受限的实际情况下，大多数量化策略的目标都是相对基准指数产生超额收益，这样在构建组合时必须要考虑加权方式产生的差异。换句话说，多头组合与基准在市值因子暴露的差别必须是可控的。一个简单的修正方案是在因子测试的阶段也采用市值加权的多头、空头和基准组合代替之前的等权组合，然后用最新的一期的因子多头组合作为未来一期的 alpha 组合，但是这样也引入了新的问题。假设基准指数成分股的权重按从大到小的顺序依次为  $w_1^3 w_2^3 \dots w_n^3$ ，某一个因子多头组合取因子排名前 20% 的股票按照市

值加权，且假设该因子多头中所有股票的市值之和约等于基准组合总市值的 20%，那么如果该组合也含有股票  $S_1$ ，则它在多头组合中的权重约等于它在原组合中的 5 倍。这样，权重股过去的表现会对因子有效性的结论产生非常显著的影响，可以认为其它因子的有效性会被市值风格所掩盖。

图 47：基于分组的多空方法及权重股影响



数据来源：Wind 资讯，中信建投证券研究发展部

因子多空组合的另一个局限性在于它只考虑“局部”而非“全局”。某一个因子的多头组合只含有基准组合中股票总量的 20%（假设分为 5 组），而股票收益的影响因子可以有很多，单因子多头跑输指数并不能说明该因子失效，可能是其它 80% 的股票中含有解释力更强的其它因子，这就要求我们因子体系的覆盖度足够全面，不同的因子之间能够相互弥补，否则即使这些因子能够在长期产生超额收益，得到的指数增强组合跟踪误差也会非常大。

这里所介绍的方法是 IC 系数的一种拓展，与之前不同的是，我们不仅考察因子与收益的相关性，并且通过相关性的数学表达式产生一个可以由数学逻辑直接过度的指数增强组合，在构建组合时我们对个股权重的偏离也有一定的控制，这样就弥补了传统多因子方法的一些缺陷。

### 2.2.2 从相关性到股票组合

前一节我们介绍过 IC 系数的定义是当期因子值与下期股票收益之间的相关性，在对历史数据进行测试时，实际计算的是样本相关性：

$$\text{corr}(f,r) = \frac{\text{cov}(f,r)}{\text{Var}(f,r)} = \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})(r_i - \bar{r})}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})^2 \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2}} \quad (2)$$

可以从另一个角度理解上式中的分子协方差项。过去一期的相关性大于 0，意味着如果在前一期的初始时间点上给每只股票赋予权重  $f_i - \bar{f}$ ，则形成的股票组合能够产生正收益。因为  $\sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f}) = 0$ ，所以这是一个总权重为 0 的多空组合。

这种理解在传统方法的基础上有两方面的改进。第一，它建立了由统计检验到组合构造之间的联系。虽然最终形成的是多空组合，但是它不再需要更强的单调性假设，是一种整体的权重再优化。相应地，从统计学的角度来看，它需要通过的假设检验也更弱。事实上，单调性的假设需要在（1）式中系数显著的情况下才有较强的说服力，这在回归的时候受极端样本的影响比较大。而从本节的理解角度来看，（1）式中的  $b$  不是一个确定的值，而是一个随机变量（类似于 Barra 模型中的风险因子收益），假设检验中的零假设变为了  $E(b) = 0$ ，而不是先前的  $b = 0$ 。这样，即使在单调性关系不显著的情况下，只要样本总体计算得出的系数值为正，也能够获取正收益。

第二点改进是相对于传统分组方法产生的多空组合而言的。在基于分组的方法中，一个因子多头的股票数量可能只有成分股总量的 20%，在比较它和基准指数的超额收益时存在局部性，无法兼顾剩下 80% 的股票。在

式（2）中容易看出  $\text{corr}(f, r) > 0$  等价于  $\sum_{i=1}^n f_i (r_i - \bar{r}) > 0$ ，因此，如果以归一化后的因子数值  $\frac{f_i}{\sum_{i=1}^n f_i}$  作为每个

股票的权重，等价于得到的新组合相对等权基准能够产生超额收益，在因子值都非负的情况下形成了一个纯多头增强组合。这样的组合实际上是根据股票的因子数值对所有股票重新赋权，相对于“取头部”的思想而言更加兼顾全局。直观上来看，后一种方法也更容易找出有效的因子。

至此，我们可以根据一个相关系数的假设检验结果分别衍生出一个多空组合和多头组合。不同于传统分组方法的是，这里的多空组合和多头组合的有效性取决于同一个统计结果，因此仅从收益正负的角度（多空组合考察绝对收益，纯多头组合考察相对基准的超额收益）来看是一致的。

本节目前为止所讨论的问题都只是围绕因子是否有效这一命题展开的，还没有涉及有效性的强弱（即因子组合收益的高低）。下面将给出衡量有效性程度的统计量的数学定义，从而能够定量的对不同因子的有效性进行横向比较。

### 2.2.3 因子有效程度的界定

传统的多因子模型主要通过 IC 系数的大小衡量因子有效的程度。具体地，我们将整个历史回溯区间按照月份划分为不同的时间段，每个月末计算因子数值，并由此得到下个月因子的 IC 系数，这样形成了一个月频时间序列。衡量有效性程度的指标主要有两个，一个是历史上月频 IC 序列的均值，一个是 IC 序列的均值除以 IC 序列的标准差。但是，如果是根据因子 IC 系数的大小来选取相应的因子以及因子值排名靠前的股票构建组合，则最终的组合收益与因子测试结果之间的偏差来源可能有三点。

第一点偏差来源于线性模型的假定与实际情况之间的偏误。在第一节中曾经提到过，因子 IC 与线性回归模型 (1) 中的回归系数  $b$  是正相关的。如果我们的所有因子值都是标准化之后结果（即均值为 0，方差为 1），则不同因子之间 IC 系数的相对大小关系等同于它们各自回归系数  $b$  之间的相对大小关系。因此，“IC 系数”这种提法其实隐含了线性回归式 (1) 需要满足的所有统计学假设，即从模型设定的角度可能存在偏误。

第二点偏差来源于  $b$  的估计值与真实值之间的偏差。从统计学的角度来看，在假设线性关系的前提下，统计检验只能得出是否拒绝原假设的结论，实际参数的估计值虽然是无偏的，但是通常无法大量重复抽样，因此参数估计的误差在所难免，由此得出的 IC 系数大小以及因子有效性的结论也会受到影响。

第三点偏差来源于残差项。在最终构建 alpha 组合时，我们通常会按某一因子值（或综合因子打分）对股票进行排序，这里的本质其实是对股票的预期收益进行排序，只不过预期收益是由类似于 (1) 的回归式给出。因此，实际收益与预期收益之间的不确定性由残差项  $e$  刻画。可以认为，实际收益排序与预期收益排序之间的差异是和  $e$  的标准差正相关的。一个好的因子模型需要保证  $e$  的波动尽可能小，即因子提供的信息尽可能大。

因此，单从 IC 系数大小的角度来看，并不能保证因子的有效性直接转化为高收益。在第二节中，我们看到从 IC 系数出发可以衍生出一个多空组合和一个多头组合，那么是否能够直接从这种因子收益的角度评价有效性？答案是肯定的，但是必须对因子本身的结构做一定的约束。

在之前的分析中，我们将因子与协方差的数学表达式转化成了实际的 alpha 组合，即多空组合  $\sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f}) s_i$

与多头组合  $\sum_{i=1}^n \frac{f_i}{\sum_{k=1}^n f_k} s_i$ 。一个直观的想法是用实际组合收益的大小去衡量因子的有效性，但是这在不同因子之

间进行比较时会引入量纲不统一的问题。如果我们用  $k$  倍因子数值代替因子原始值，则得到的多空组合

$\sum_{i=1}^n (kf_i - k\bar{f}) s_i$  收益将会是原来的  $k$  倍，因此多空组合收益在没有杠杆的约束下不能区分因子的优劣。虽然说

对因子数值做标准化之后，似乎将所有因子放在了同一起跑线上，但是由于我们没有对各个因子的极端值加以控制，最终得到的不同因子组合对杠杆的要求也是不一样的。另一方面，如果我们对各个因子进行极端值意义下的归因，则最终得到的不同因子本身分布又会不一样。对于多头组合收益而言，其收益表达式相对于因子的

相关系数多了一个  $\sum_{k=1}^n f_k$  项，且必须保证因子值都为正数，这对于正负值都可取的因子（例如反转因子）存在

一定麻烦。总之，这里的组合超额收益不仅仅取决于相关系数或协方差的大小，还取决于因子本身的分布。

为了将不同因子的分布统一化，我们采用分位数的思想，用因子的分位点代替其原始值，并将因子值进行分级靠档以减轻极端值的影响。具体地，对于每个因子，我们首先按照原始值的大小进行排序等分为 10 组，然

后按照因子所在的组给每个股票赋予 0~9 代替因子的原始值。这样可以保证不同因子的分布基本一致、多头组合可以实现，且不同因子计算得出的收益之间是可比的。

在下表中，我们按照上述方法，在沪深 300 成分股中分别计算每个因子的月均 Pearson IC、月均 Spearman rank IC、月均多头组合收益（相对等权组合超额）以及月均多空组合收益（根据 IC 系数得出，前面已有定义），其中因子数值在月末更新，测试时间是从 2005 年 5 月至 2017 年 12 月。

从统计结果来看，即使是历史上所有月份的平均值，Pearson IC、Spearman rank IC、多头组合超额收益和多空组合收益这 4 个指标都存在较为显著的相关性，不同指标之间的相对大小关系基本一致。同时发现，单因子的月均多头超额收益都较低，主要原因是我们在多头组合中囊括了所有样本股，对于因子值排名靠后的股票也只是低配，从而因子 alpha 会有减弱。在多空组合中，我们对低因子值股票做空，月均收益相对纯多头组合大幅提升。以 ep\_ttm 指标为例，0.06 水平下的 Spearman IC 对应的多头组合年化 alpha 仅 2.6%，但多空组合年化 alpha 超过了 10%，这对于单因子而言已经是非常高了。

从各大类因子当中，我们各节选一个因子，表中统计了这些因子多空组合收益的历史相关性矩阵。可以看出代表价值因子的 roe\_ttm 和代表成长因子的 yoy\_earnings\_growth 之间有较高的相关系数，这是因为它们都与当期盈利指标相关。我们尝试过其它因子对，发现相关性没有出现显著降低。造成这一结果的一个原因可能是沪深 300 的成分股大部分都偏向价值股，而真正的成长股不多，因此盈利增速高但 roe 低的公司占比较少。另外，当市场比较关注基本面因子的时期，价值因子和成长因子可能同时有效。

**表 13：沪深 300 内各因子有效性**

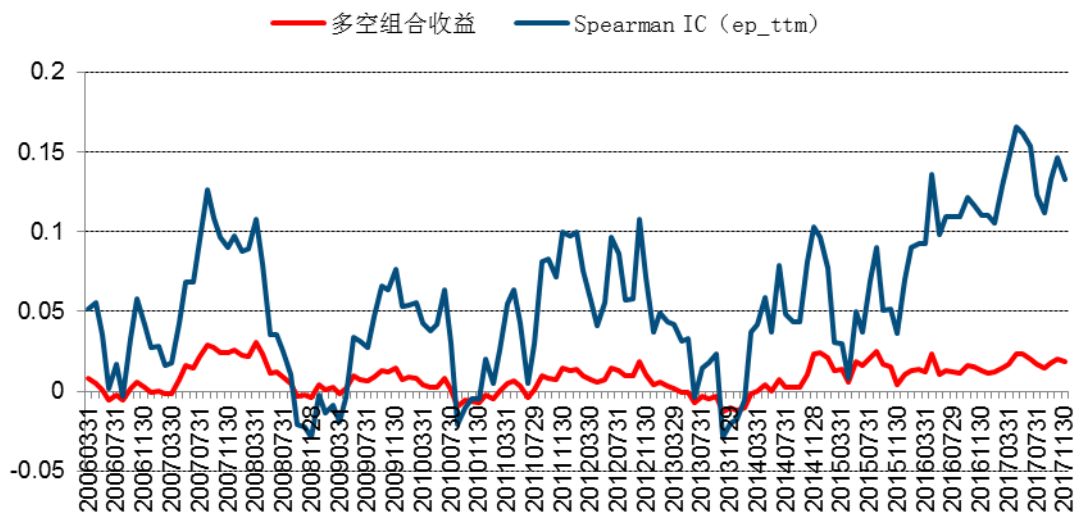
因子简称	因子含义	月均 Pearson IC	月均 Spearman IC	月均多头超额收益	月均多空组合收益
roe_simple_q	单季度 ROE	0.03	0.04	0.17%	0.65%
roe_ttm	过去 4 个季度 ROE	0.02	0.03	0.10%	0.39%
d_roe_simple_q	ROE 单季环比增长	0.01	0.02	0.09%	0.37%
d_roe_ttm	ROE 同比增长	0.03	0.05	0.23%	0.89%
qoq_earnings_growth	净利润环比增长	0.01	0.02	0.08%	0.32%
yoy_earnings_growth	净利润同比增长	0.00	0.04	0.19%	0.74%
roa_simple_q	单季度 ROA	0.02	0.03	0.08%	0.35%
roa_ttm	过去 4 个季度 ROA	0.01	0.02	0.03%	0.15%
d_roa_simple_q	ROA 单季环比增长	0.01	0.02	0.09%	0.36%
d_roa_ttm	ROA 同比增长	0.04	0.05	0.24%	0.91%
ep_ttm	过去 4 个季度盈利/价格	0.03	0.06	0.22%	0.85%
bp_lf	市净率	0.03	0.04	0.20%	0.78%
mom	长期动量	0.01	0.00	0.01%	0.10%
sec_return	短期反转	0.03	0.04	0.15%	0.58%
stom	月均换手率	0.03	0.05	0.11%	0.45%
stoq	季均换手率	0.02	0.04	0.10%	0.40%
stoa	年均换手率	0.02	0.04	0.07%	0.29%

数据来源：Wind 资讯，中信建投证券研究发展部

**表 14：沪深 300 内部分因子多空收益相关系数**

	roe_ttm	yoy_earnings_growth	ep_ttm	bp_lf	Mom	Sec_return	STOM
roe_ttm	1.00	0.70	0.44	(0.53)	0.28	(0.12)	0.31
yoy_earnings_growth	0.70	1.00	0.29	(0.42)	0.42	(0.31)	0.20
ep_ttm	0.44	0.29	1.00	0.49	0.04	(0.19)	0.26
bp_lf	(0.53)	(0.42)	0.49	1.00	(0.21)	(0.04)	0.04
Mom	0.28	0.42	0.04	(0.21)	1.00	(0.53)	(0.02)
Sec_return	(0.12)	(0.31)	(0.19)	(0.04)	(0.53)	1.00	0.14
STOM	0.31	0.20	0.26	0.04	(0.02)	0.14	1.00

数据来源：Wind 资讯，中信建投证券研究发展部

**图 48：ep\_ttm 因子历史 Spearman IC 与多空收益（12 个月移动平均）**


数据来源：Wind 资讯，中信建投证券研究发展部

### 2.2.4 基于多空组合的指数增强策略

从 IC 系数出发，我们得到了两种可能的构造指数增强组合的思路。第一种思路是直接使用上述多头组合进行增强，但问题也很明显，由于它在低因子值股票上仍有权重，组合超额收益不高，且其超额收益是相对等权基准而言的，不适用于市值加权基准。第二种思路是利用多空组合，将多空组合的权重与组合的原始权重进行叠加得到增强组合，从而多空收益差可以转化为超额收益，它的缺点在于多空组合中个股空头的权重可能超过其在原始组合中的权重，因此必须做进一步的调整，但是相比前一种思路在收益率上有明显提升。

在第一小节中我们曾经介绍过基于因子分组的多空收益差方法，例如先将股票按照因子值的大小等分为 5 组，测试第 1 组与第 5 组的组合收益差。对于多空收益差显著的因子，可以在基准组合的基础上将空头组合中的股票权重调为 0，超配多头组合中的股票。但是这种方法在做指数增强时的超额收益会打折扣。原始多头组合与空头组合的收益都是假设满仓的，但是在对基准组合进行增强时，对应部分调整的权重大约只有原组合权重的 1/5（假设等权的情况），于是增强效果也只有原来的 1/5。究其原因，主要是因子分组的方法仅考虑因子极

端值的股票，是一种“局部”的规律，在对整体进行增强时没有兼顾整个样本。换句话说，分组的多空收益差指标所包含的信息量仅限于头、尾的股票，而不涉及中间，这一点限制了其最终的增强收益。相比之下，基于 IC 系数表达式衍生出的多空组合是一种“全局”的权重优化，包含的信息量更大。以下，我们根据这种思路建立一个沪深 300 指数增强策略。

1. 在每个月最后一个交易日整理沪深 300 指数成分股的因子数值。样本上剔除停牌和涨停的股票。
2. 若一只股票在某个因子上的值缺失，则以同期整个样本的因子平均值取代。
3. 对于每个因子，将 3 倍标准差以外的极端值统一替换成：均值+3\*标准差。
4. 将处理后的因子数值进行排序，等分为 10 组，由小到大分别标记为 0,1,2,...,9，以所属组的编号值代替因子的原始数值。
5. 在单因子有效的基础上构造线性加权复合因子。
6. 针对线性加权复合因子构建多空组合（基于 IC 系数），设置个股权重最大值参数，对权重进行压缩。
7. 将压缩后的多空组合与沪深 300 指数成分组合的权重进行叠加（剔除停牌和涨停），若某一股票权重小于 0 则将其设为 0，最后再按比例调整剩余股票的权重形成最终的增强组合。该组合权重每个月调整一次。

在以上步骤当中，因子之间的相关性与最终得出的复合因子收益是紧密相关的。以两个因子的简单情形为例，记标准化后的因子值分别为  $f_{1,i}$  和  $f_{2,i}$ ，它们按照一定的比例构成复合因子  $f_3 = af_1 + (1-a)f_2$ ，其多空收益为：

$$\sum_{i=1}^n (f_{3,i} - \bar{f}_3) r_i = \sum_{i=1}^n [a(f_{2,i} - \bar{f}_2) r_i + (1-a)(f_{1,i} - \bar{f}_1) r_i] = aLS_1 + (1-a)LS_2$$

可以看出，在不带杠杆约束的情况下，线性复合因子的多空收益等于其各个分量因子多空收益的线性组合。但是容易证明，复合因子形成的多空组合的杠杆一般是降低的，即：

$$\max_i |f_{3,i} - \bar{f}_3| \leq a \max_j |f_{2,j} - \bar{f}_2| + (1-a) \max_k |f_{1,k} - \bar{f}_1|$$

最优的复合系数  $a$  可以通过求解下面规划问题得出：

$$\max_a \frac{aLS_1 + (1-a)LS_2}{\max_i |f_{3,i} - \bar{f}_3|}$$

在最优状态下，如果调整  $a$  使得因子分子端的复合收益增加，则相应分母端杠杆的增加值会将其抵消。

上式中由于分母部分不直接可导，所以一般没有显示最优解。为了得到显式解，分母可以用因子的标准差代替极差。考虑下面的一般问题：

$$\max_a \frac{b^T R}{std(Fb)}$$

其中  $b$  是复合因子权重向量， $R$  是因子多空组合收益的期望向量， $F$  是因子数据矩阵。

这里没有要求因子权重之和为 1，因为该优化问题的最优解不依赖于  $b$  中元素之和，如果以  $kb$  代替  $b$ ，最优优化表达式的值不变。为求权重的最优解，令表达式对  $b$  的导数为 0 得到：

$$\hat{a} b R^T b = R b^T \hat{a} b$$

容易得到上式具有一般解  $b = l \hat{a}^{-1} R$ ，其中  $l$  是任意正数， $\hat{a}$  是因子协方差矩阵。

在最优权重下，表达式的最大值为  $\sqrt{R^T \hat{a}^{-1} R}$

我们注意到最优权重表达式中包含了因子协方差项。假设在理想状态下，所有因子之间都是不相关的，则最优权重恰好与因子的 IC 系数正相关（此时协方差矩阵是单位矩阵的倍数）。但是一般来说因子之间多少存在相关性，所以简单用 IC 系数对因子加权得到的复合因子往往不是最优的。

虽然上面的结果从数学表达上看非常简洁，但是无论是最优权重还是最终的超额收益都受到输入变量  $R$  的影响，如果用因子多空收益的历史值去估计未来一个月的数值会存在严重的过拟合问题，不同的样本内数据会对权重优化结果产生非常大的影响，因此在用这个最优化的表达式进行因子加权之前必须要对因子预期多空收益差（或者 IC 系数）做更细致的估计，不能简单用历史均值去估计未来，本文不针对这个问题做更深一步的讨论，下面我们仅以简单等权的情形为例，考察该模型的增强效果。

具体地，考察 roe\_ttm、yoy\_earnings\_growth、ep\_ttm、bp\_lf、Mom、Sec\_return、STOM 这 7 个因子的增强效果。我们按照之前介绍的七个步骤构建沪深 300 指数增强组合，其中在构建复合因子这一步采取等权的方式，在权重压缩这一步设置增强组合相对成分股原始权重的偏离不超过 3%。回测时间从 2005 年 4 月至 2017 年 12 月，每个月末进行调仓，下图为该策略的累计收益表现：

**图 49：沪深 300 增强策略累计回测表现**


数据来源：Wind 资讯，中信建投证券研究发展部

**表 15：沪深 300 增强策略各年表现**

	增强组合	沪深 300 基准	超额收益	跟踪误差	超额收益/跟踪误差
2005 年（5 月以后）	2.38%	-0.96%	3.34%	2.79%	1.20
2006 年	125.44%	121.02%	4.42%	4.79%	0.92
2007 年	205.91%	161.55%	44.36%	6.36%	6.98
2008 年	-63.46%	-65.95%	2.49%	5.46%	0.46
2009 年	121.62%	96.71%	24.90%	4.18%	5.96
2010 年	-5.04%	-12.51%	7.48%	4.08%	1.83
2011 年	-17.59%	-25.01%	7.42%	2.76%	2.68
2012 年	13.44%	7.55%	5.89%	2.57%	2.29
2013 年	-4.54%	-7.65%	3.11%	3.44%	0.90
2014 年	62.33%	51.66%	10.67%	4.15%	2.57
2015 年	23.92%	5.58%	18.34%	7.22%	2.54
2016 年	-1.81%	-11.28%	9.48%	2.91%	3.26
2017 年	30.57%	21.78%	8.79%	3.10%	2.83

数据来源：Wind 资讯，中信建投证券研究发展部

从表中可以看出，该策略在历史上各年相对沪深 300 基准都有正的超额收益，其中 2007 年超额收益最高，达到 44.36%，并且在 2009 年、2014 年和 2015 年也分别实现了两位数的超额收益。此外，该策略在近 4 年一直维持了 2.5 以上的夏普比率（相对基准），且在风格切换明显的 2017 年仍然保持稳健。

注意到上述策略完全是基于沪深 300 成分股内选股的，且模型中没有纳入争议比较大的市值因子，这一定程度上保证了策略对指数跟踪的紧密以及在风格切换前后超额收益的稳健。由这里所研究的重点在于从 IC 系数过渡到组合构造的方法，在因子筛选与复合加权方法没有做更进一步的优化，因此组合的超额收益在某些年份并不显著。从另一方面来看，A 股市场能够在 10 年以上保持稳定的 alpha 因子本身也比较有限，如果不加权重上的动态调整，难免会在某些年份表现平平，我们这里所采用的因子虽然不能说完全摆脱了样本内的影响，但是基本上是定性分析师在选股时考虑比较多的因子，并且等权的加权方式也减轻了模型层面的过拟合。从实际回测结果来看，这里所介绍的因子有效性分析方法以及指数增强策略还是具备借鉴意义的。

一个在多因子选股研究中争论得比较多的问题是如何判断一个因子到底是 alpha 因子还是风险因子。由于量化研究里面大多数方法是基于历史判断未来，似乎因子的回测表现能够提供一些线索。一般来说，如果一个因子在历史上的回测效果时好时坏，我们认为它肯定不是 alpha 因子，但是历史表现稳定（例如 60% 以上的月胜率）的因子一定是 alpha 因子吗？衡量一个因子的稳定性需要考察的回测区间有多长？胜率超过多少可以判断为 alpha 因子？这些问题没有一个明确量化的答案。它类似于统计学里面假设检验中对样本量大小和显著性水平的选择，带有一定程度的主观性。其实从辩证的角度来看，真正的 alpha 因子是不存在的，一些海外文献将能够产生超额收益的因子称为“anomaly”，将超额收益称为“abnormal return”，即它的存在是一种“异象”，因为如果真的存在一个规律性很强的因子，那么市场投资者对该因子的过度使用将最终使其超额收益降为 0，这有点类似于套利策略中对于市场无效的纠正。正是由于市场投资者在某些因子的有效性判断上存在分歧（或者信息上存在不对称），才使得一些因子能够在长期产生可观的超额收益。大多数因子本质上都是风险因子，其收益的不确定性造成了市场对其有效性产生了分歧。

在第一小节中，我们对回归式（1）中的系数  $b$  做了另一种解读，认为它是一个随机变量（风险因子，时正时负），而不是一个确定的值（alpha 因子）。好的因子不必要求回归系数每一期都显著大于 0，只要其分布的均值大于 0 即可。这样在长期大样本的基础上，其衍生出的多头组合以及多空组合能够跑赢相应的基准。随后我们介绍了一种基于上述多空组合的指数增强策略，该策略在大类因子中选出了相关性相对较低的 7 个因子构建等权组合，近 4 年相对沪深 300 指数都有 8% 以上的超额收益，且夏普比率在 2.5 以上。由于我们在构建组合时主要是根据因子值对原先沪深 300 指数的权重做了调整，因此严格来说该策略应该算作一种 smart beta 策略。权重小于 0 的股票被剔除之后，最终实际股票数量大概在 100 至 200 之间，但都属于沪深 300 成分股。

量化选股的优势在于广度，它能够多维度批量处理数据并发现一些变量之间的关联，缺点在于深度，它对个股层面无法量化的指标无能为力。既然在个股逻辑上，量化选股的细致程度比不上主动选股，那么在统计规律的挖掘上就要做到尽量严格，我们基于这一思想对传统多因子模型的常用指标 IC 系数做了统计学上更加严密的解读。这样在组合跑输基准的时间段，我们知道它是因为模型假设不再成立或者纯粹的随机事件导致，而不是模型本身的逻辑不够严密。

## 2.3 因子深度研究系列：宏观变量控制下的有效因子轮动

### 2.3.1 因子轮动：框架

对因子收益的预测本质上是对不同因子进行赋权，我们需要的其实不仅是单个因子的预测收益率，而是因子间的相对强弱。当期在所有有效因子中预期更强的因子赋权更高，而预期更弱的因子赋权降低。而这种相对强弱判断有一个很重要的前提：我们所考虑的因子必须是有效因子。

那这里的有效因子如何定义呢？这里首先要区分的是风格因子和我们所说的有效因子。从风格因子的特性出发，他们所赚取的其实并不是一个稳定的 alpha，而是市场风格的收益，这样的因子我们就称之为风格因子。在多因子模型中，很多风格因子如市值因子，波动率因子等在中国市场能够长期贡献超额收益，但这些因子同时也面临一个严重的问题：收益非常不稳定。比如中国市场长期存在的小市值效应（图 1），即小市值公司的股价涨幅在大多数时间内是高于大市值公司的，这使得市值因子一直能贡献稳定的收益；但在 2014 年与 2017 年，市场风格转换到大市值的公司，导致该因子出现了较大的回撤。这些因子本质上代表的就是市场风格，他们的内在逻辑是：我们判断市场将长期处于某一风格，通过做多代表该风格的股票获得超额收益。所以从这些因子的内在逻辑来看，它们一定不会是持续有效的因子，因为市场风格即使在成熟的市场中也是会发生变化的，当市场风格变化时，风格因子也会出现逆转。

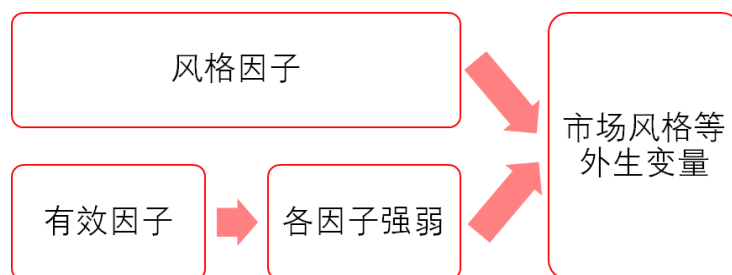
从上述讨论来看，我们这里所说的有效因子并不会受到风格的影响，这些有效因子无论在任何市场环境下都不存在逆转的可能（但可能会暂时性的不提供收益）。ROE 因子就是一个很好的有效因子：无论在任何市场环境下，我们始终认为高 ROE 的公司是优于低 ROE 的。而从有效因子的内在逻辑出发：这些因子如果只从自身特性来看，应该是长期有效的，并不应该失效。

所以我们在因子轮动中所讨论的有效因子应该有以下要求：

1. 市场风格变动不会对它产生决定性的影响（不会逆转）。
2. 从自身特性出发，长期有效。

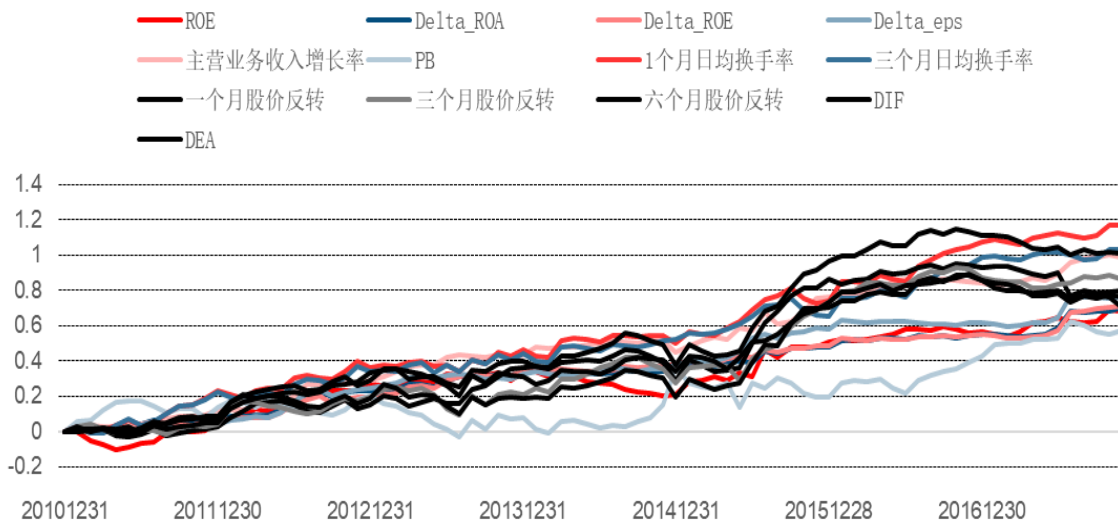
我们分别讨论了有效因子与风格因子，并从内在逻辑上区分了两种因子的特性。风格因子会直接根据市场风格产生收益逆转的可能，而有效因子在市场风格变化时会始终有效，只是在不同有效因子间的强弱会发生变化。所以对于风格因子和有效因子，它们的分析框架并不一样。下图展示了两类因子产生收益波动的不同来源。

图 50：不同类因子的轮动框架区别



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

可以看见，两类因子最后都能归因到市场风格之类的外生变量上。但风格因子能够直接和这些外生变量产生联系，也就是外生变量能直接造成风格因子的风格逆转；而有效因子是通过不同有效因子的强弱来体现的，不同有效因子的强弱差距的原因仍然是不同的外生变量。虽然最后我们认为两类因子的轮动都是由外生变量造成的，但正因为轮动框架的区别，我们需要将这两类因子分开分别讨论。

**图 51：有效因子的多空累计净值**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

### 2.3.2 有效因子轮动：解释

在 2.3.1 的因子轮动框架中，最终去判断各有效因子强弱的仍是市场风格等外生变量。所以我们寻找的解释变量应该来自某些与市场或经济相关的外生变量。接下来本报告将从以下几个方面分别寻找对因子强弱的解释：宏观变量、市场变量、季节效应与因子自身的动量（反转）。

#### 宏观变量

大量的宏观变量作为经济的领先指标或滞后指标，在对经济周期或国家经济状态的判断上一直具有良好的效果。在学术研究中，大量文献都在寻找宏观变量与股票收益率之间的关系：或者通过宏观变量解释股票收益率(Chen, Roll and Ross [1986] and Ferson and Harvey [1991])，或者反之通过股票收益率解释宏观变量的变化(Liew and Vassalou [1999])。但关于宏观变量与各个因子之间的关系目前学术界讨论甚少，这也是本报告认为值得研究的地方。

本质上，各因子可以理解为股票收益的分解。所以寻找分解部分与宏观变量的关系可能会比直接寻找股票原始收益与宏观变量的关系更为容易。

这里我们以 ROE 与  $\Delta$  ROE 因子为例进行说明。我们选取工业增加值当月同比，固定资产投资累计同比，房地产开发投资累计同比，社会消费品零售总额当月同比，CPI，PPI 与 M2 增速 7 个变量分别检验了它们与 ROE 和  $\Delta$  ROE 因子的相关性。从表 2 中能够看见单个指标的相关性并不高：对 ROE 因子，与其相关性最高的 PPI 为 -23.13%；对  $\Delta$  ROE 因子，与其相关性最高的 CPI 为 -17.35%。

在下图中我们将 M2 增速与上述两个因子放在了一起考虑，能够发现单纯的从相关性上考虑各因子与宏观变量之间的关系是不够的，因子与 M2 之间的关系是时变的。在 2011 年到 2013 年初这段时间内，ROE 因子与 M2 增速是显著的负相关，而  $\Delta$  ROE 因子的相关性并不明显。在 2013 年到 2016 年这段时间内，反而是  $\Delta$  ROE 因子与 M2 有显著的正相关性。M2 与 ROE 因子的负相关，与  $\Delta$  ROE 因子的正相关与经济逻辑也是一致的：M2 增速上升时，货币供给充分，市场流动性更足，会使得更多的资金趋向高成长性的企业，而确定性较高的企业关

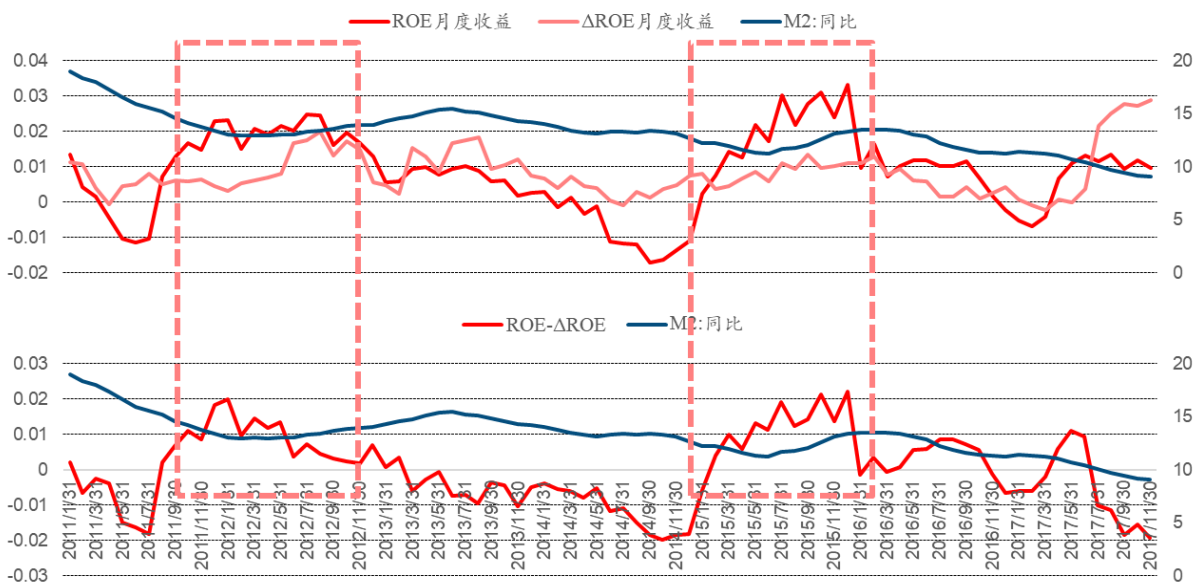
注度相对偏低；而在 M2 增速回落时情况恰恰相反，市场流动性不足，资金反而会流向确定性更高的公司，也就是高 ROE 的公司。

**表 16：ROE 因子、 $\Delta$ ROE 因子与宏观变量的相关性（6 个月平滑后）**

	ROE 因子月度收益 (t 期)	$\Delta$ ROE 因子月度收益 (t 期)
工业增加值当月同比 (t-2 期)	-11.21%	-8.93%
固定资产投资累计同比 (t-2 期)	-8.00%	-6.76%
房地产开发投资累计同比 (t-2 期)	-14.79%	-8.37%
社会消费品零售总额当月同比 (t-2 期)	-2.55%	-8.05%
CPI (t-2 期)	-6.65%	-17.35%
PPI (t-2 期)	-23.13%	-0.33%
M2 增速 (t-2 期)	-18.48%	-14.67%

资料来源：Wind，中信建投证券研究发展部

同时我们也能看见，在 M2 增速回落之后，ROE 因子的收益会超过  $\Delta$ ROE 因子，而在其他时候， $\Delta$ ROE 因子的收益始终更高，这两者的强弱关系相比于直接观察他们与 M2 增速的直接相关性是更明显的。

**图 52：ROE、 $\Delta$ ROE 因子与 M2 增速**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

### 市场变量

市场变量也是影响股票收益的另一个重要变量，比如股票市场波动率、股票市场换手率、信用利差、长短期债券收益率利差、商品价格、外汇价格等。比如传统的 CAPM 模型中的市场收益率也是一个实用的市场变量。

这些变量和宏观变量一样，在股票收益率的基础上学界进行了大量的研究，而在因子层面的研究并不多见。相对于宏观变量，市场变量有它自己的优势：作为日度数据更便于观察；同时不存在滞后期，方便实际投资中使用。这里我们把能够进行日间更新的，不同于国家统计局每月发布的宏观数据也归类在市场变量之中。

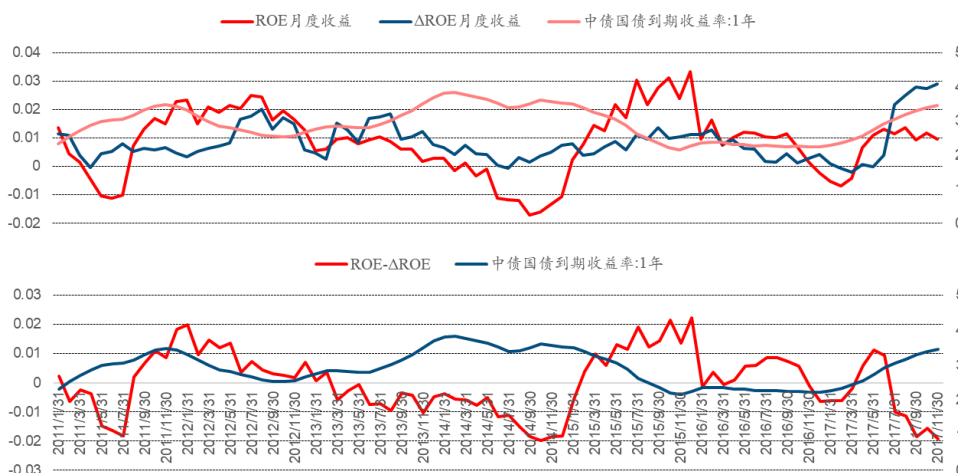
在市场变量中，我们选取了中债国债到期收益率（1年），信用利差（1年期国债-1年期3A企业债），期限利差（1年期国债-1月期国债），沪深300一个月涨跌幅，沪深300的30日波动率与沪深300一个月换手率6各指标仍与ROE、 $\Delta$ ROE因子进行了相关性分析。从表3可以看见，各市场变量与ROE因子的相关性相对与 $\Delta$ ROE因子更高，与ROE因子相关性最高的沪深300波动率达到了50.32%，而与 $\Delta$ ROE因子相关性最高的期限利差只有14.58%。图7展示了两个因子与国债到期收益率的关系，ROE因子与国债收益有着显著的负相关，在国债收益率更高的时候，ROE因子收益更差，这很可能与国债收益率上升时权益市场流动性下降有关。而 $\Delta$ ROE因子与国债收益率并没有明显的关系。

同样的，在国债收益率回落的同时，ROE因子的收益是会超过 $\Delta$ ROE因子的，而一般来说 $\Delta$ ROE因子的收益更高。这与高ROE更看重融资有关，而 $\Delta$ ROE公司主要看重的是其内生增长。在融资成本下降的时候，市场会更喜欢高ROE的公司，而融资成本上升后，具有内生长性的公司更受欢迎。

**表 17: ROE 因子、 $\Delta$ ROE 因子与市场变量的相关性（6 个月平滑后）**

	ROE 因子月度收益 (t 期)	$\Delta$ ROE 因子月度收益 (t 期)
中债国债到期收益率:1 年 (t-1 期)	-39.25%	2.03%
信用利差 1Y (t-1 期)	11.85%	-1.51%
期限利差 1Y-1M (t-1 期)	-0.79%	14.58%
沪深 300-1 个月涨跌幅 (t-1 期)	-14.27%	3.25%
沪深 300-30 日波动率 (t-1 期)	50.32%	4.13%
沪深 300-1 个月换手率 (t-1 期)	42.06%	5.97%

资料来源: Wind, 中信建投证券研究发展部

**图 53: ROE、 $\Delta$ ROE 因子与国债到期收益率**


数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

## 季度效应

常见的季度效应有以下几类：1月效应，12月效应，季末效应与前后半年区别。这里我们以 ROE 因子为例进行简单分析。ROE 因子的季度效应如下图所示。

### 1月效应

作为每年的第一个月，受基金建仓或市场情绪影响，不同因子在 1 月份可能会有不同的表现。ROE 因子不存在 1 月效应。

### 12月效应

同样每年的最后一个月，从基金稳定业绩等因素来看，各因子的表现也值得研究。ROE 因子存在显著的 12 月效应。

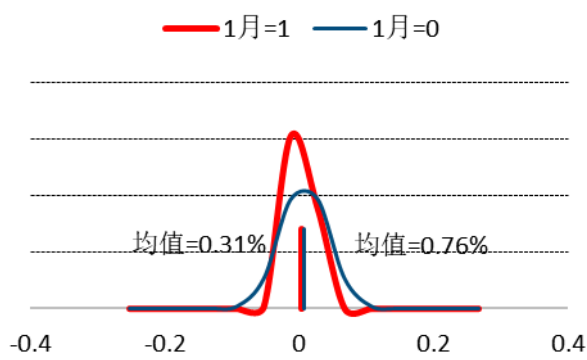
### 季末效应

季末效应（3月，6月，9月，12月末）与 12 月效应有一定的相似之处，我们均能从基金换仓中找到解释：基金在报告期前的换仓可能更偏向大市值公司。ROE 因子存在季末效应。

### 前后半年区别

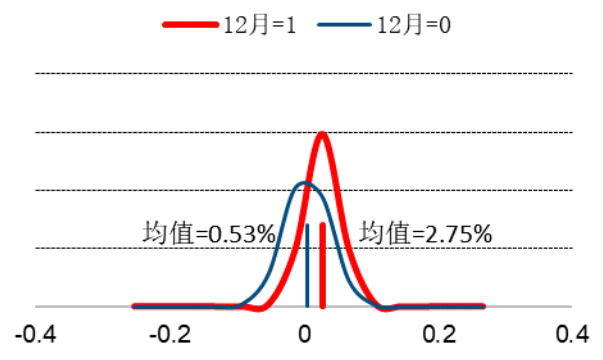
前后半年各因子的表现也可能产生一定的差别。学术界也对股票收益率的前后半年差异进行过相关研究，认为前半年的股票收益是显著好于后半年的（Qian, Hua, Sorensen [2007]）。ROE 因子的前后半年区别在因子层面上并不明显。

图 54：ROE 因子一月效应



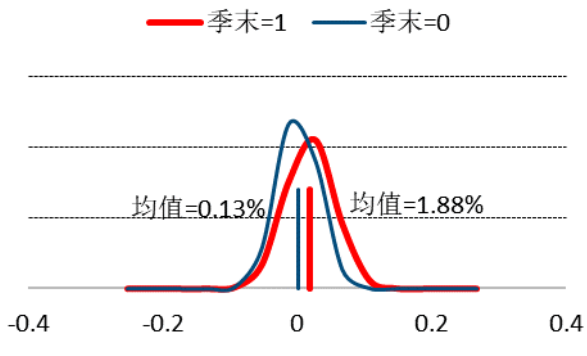
数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 55：ROE 因子 12 月效应



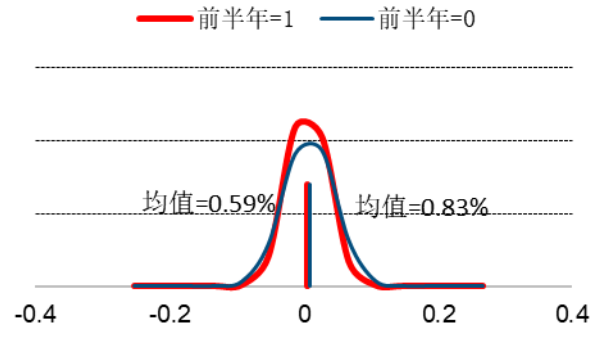
数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 56: ROE 因子季末效应



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

图 57: ROE 因子前后半年区别

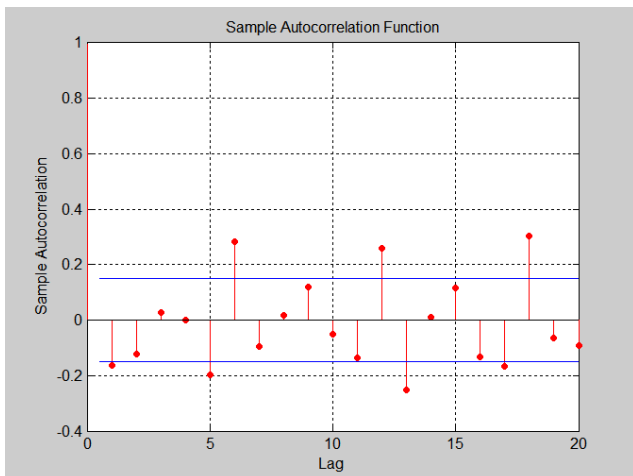


数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

### 因子动量

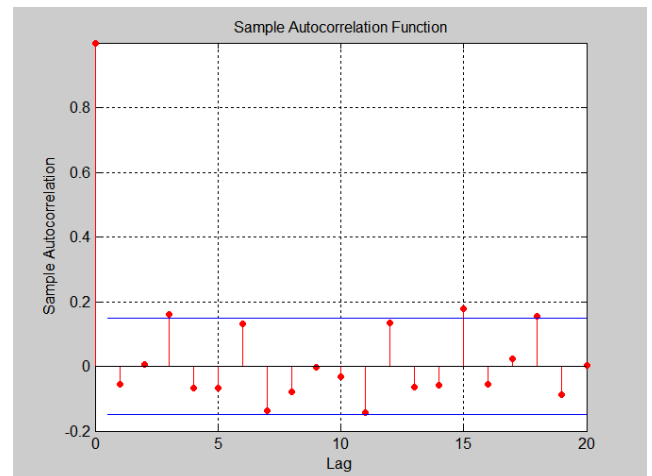
因子自身的动量（反转）效应也是预测因子收益常用的一种手段。我们分别检验了 ROE 因子与  $\Delta$  ROE 因子的自相关性：ROE 因子与  $\Delta$  ROE 因子均不具备自相关性，可以认定他们为平稳过程。而 ROE 因子在每半年的滞后期（lag=6）上具有一定的相关性，这和 ROE 季报发布的特点有关。

图 58: ROE 因子自相关性



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

图 59:  $\Delta$  ROE 因子自相关性



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

### 2.3.3 有效因子轮动：模型

#### 逐步回归法——回测框架

在向后逐步回归法下，我们通过构建一个滚动的因子轮动回测框架来检验该方法对有效因子的适用性。

对于每一个有效因子，我们首先确定滚动期的时间窗口，并根据时间窗口内的因子数据的时间序列与自变

量（宏观变量、市场变量、季度效应与因子动量）的时间序列进行逐步回归，得到该因子的显著解释变量与回归系数；以该回归系数为基准，将新一期的自变量放入回归方程中，来预测下一期的因子数据。通过预测的因子数据来对不同有效因子进行赋权。以时间窗口长度进行循环，得到最终有效因子的组合历史收益走势。

主要的细节框架如下所示：

1. 基本方法：逐步回归法。逐步回归准则：BIC (Bayesian Information Criterion)。
2. 因子数据：因子的月度多空收益差，即通过做多因子值最大 20%股票，做空因子值最小 20%股票得到的月度收益。
3. 数据预处理：每一期对自变量异常值进行预处理，对如工业增加值等数据的 1, 2 月份和季度情况进行平滑处理。
4. 调仓频率：根据每月更新的因子收益率时间序列与各解释变量，月度调仓。
5. 滚动更新时间窗口：5 年（60 个月）（与后续所用序数回归法时间窗口相匹配）。
6. 组合比较基准：有效因子的等权组合&以因子动量进行赋权的有效因子组合（5 年动量）。
7. 时间区间：2011 年 1 月 1 日至 2018 年 10 月 31 日。2011 年至 2015 年为数据区间，回测区间为 2016 年 1 月至 2018 年 10 月。

因子赋权标准：根据因子预测收益进行赋权。因为是在有效因子的前提下进行的因子轮动，如果因子收益为负，则认为当期因子并不显著有效，权重为 0。

### 序数回归法——回测框架

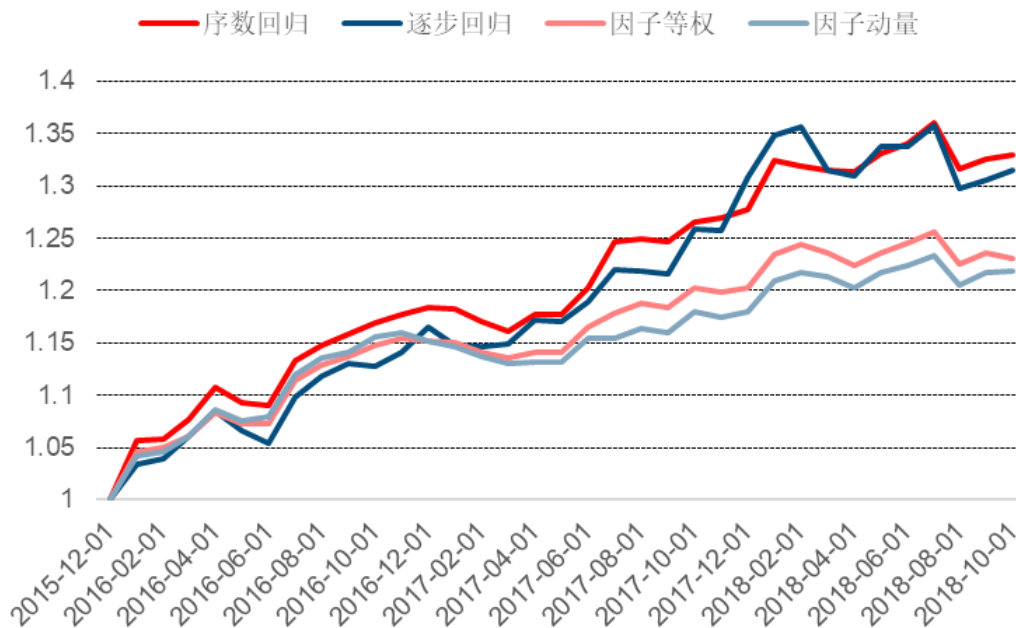
在逐步回归法的基础上，我们只需要三步改进就能运用序数回归法来对有效因子进行轮动。首先是将每一期的因子收益率替换为因子收益率的相对排名（1 到 13 名）；因为采用的不再是逐步回归，我们还需要改变筛选变量的方法；最后，序数回归法得到的是因子在不同排名的概率，我们再将概率转为权重即可。

主要的细节框架如下所示：

1. 基本方法：序数回归法。序数回归估计方法：极大似然估计（MLE）。
2. 因子数据：每一期因子的月度多空收益差相对排名。
3. 数据预处理：每一期对自变量异常值进行预处理，对如工业增加值等数据的 1, 2 月份和季度情况进行平滑处理。
4. 自变量筛选标准：与逐步回归一致，根据自变量数据库的宏观变量（投资、消费、进出口、通胀、金融等），市场变量（债券市场、股票市场），季节效应（1 月、12 月，季末，前后半年）与因子动量（因子历史收益）的细分类别，分别在每个因子的时间序列上对每个自变量进行序数回归，根据自变量的显著性进行筛选（t 值大于 1.96&p 值小于 0.05）。
5. 调仓频率：根据每月更新的因子相对排名时间序列与每一期筛选出的解释变量，月度调仓。
6. 滚动更新时间窗口：5 年（60 个月）（从序数回归所需数据量出发）。
7. 组合比较基准：有效因子的等权组合&以因子动量进行赋权的有效因子组合（5 年动量）。
8. 时间区间：2011 年 1 月 1 日至 2018 年 10 月 31 日。2011 年至 2015 年为数据区间，回测区间为 2016 年 1 月至 2018 年 10 月。

因子赋权标准：根据因子排名的预测概率进行赋权。以 13 个因子排名前 1/2 的概率为基准，预测因子排名前 1/2 的概率越大，权重越大。

### 2.3.4 有效因子轮动：结果分析

**图 60：净值曲线：序数回归**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

**表 18：逐步回归 vs 序数回归**

	因子轮动：逐步回归	因子轮动：序数回归	因子等权	因子动量
年化收益率	10.46%	10.93%	7.83%	7.45%
波动率	6.47%	5.75%	4.66%	4.58%
IR	1.62	1.90	1.68	1.63
最大回撤	-4.43%	-3.17%	-2.44%	-2.56%
2016 年	16.45%	18.45%	15.19%	15.19%
2017 年	12.29%	7.84%	4.37%	2.37%
2018 年	0.52%	4.14%	2.33%	3.33%

资料来源：Wind，中信建投证券研究发展部

我们将逐步回归法与序数回归法进行了一个比较总结：相比于因子等权（7.83%）这一长期收益率较高的基准组合，逐步回归法（10.46%）与序数回归法（10.93%）均能带来显著的超额收益，序数回归的收益略高于逐步回归。波动率（6.47%VS5.75%）比较上序数回归更优，而最大回撤（-4.43%VS-3.17%）的角度来看，序数回归更优。如果从实际投资的角度出发，序数回归是更好的选择。在收益与波动率等差距不大的前提下，序数回归模型提供了更好的稳定性，不仅从风控角度更好管理，同时较小的因子权重变动也会显著降低最终股票组合的换手率，节约交易成本。

## 2.4 因子深度研究系列：市值因子择时

### 2.4.1 市值因子：从逐步回归出发

对于有效因子的轮动我们采取了两种方法：逐步回归法与序数回归法。第一种方法是通过预测有效因子的预期收益来对有效因子进行赋权；而序数回归法是通过预测有效因子的相对排名来在因子间进行赋权的。虽然对属于风格因子的市值因子，我们不能将它放入有效因子的体系中进行统一分析，但我们可以借鉴有效因子中所采用的方法来尝试对市值因子进行研究。

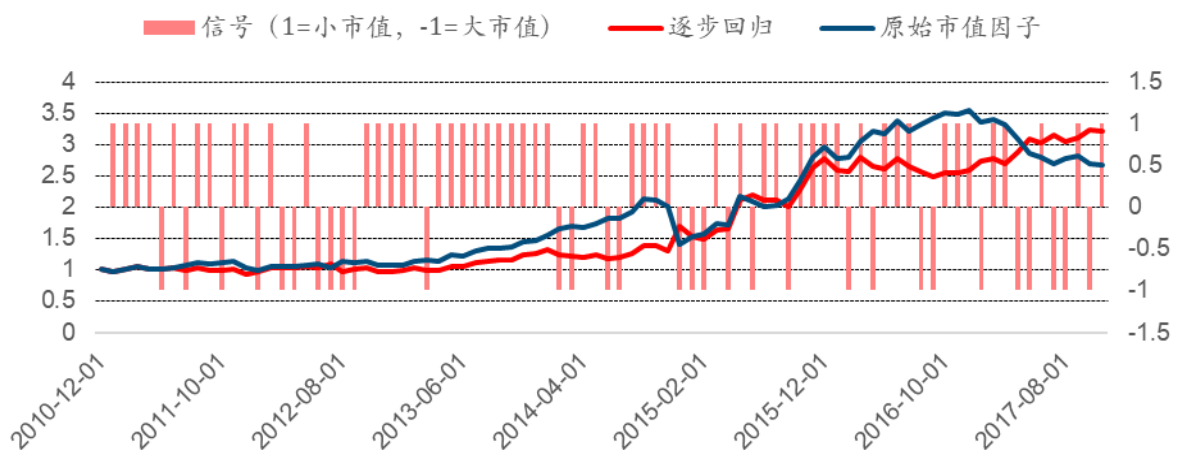
这里我们选取**逐步回归法**来尝试对市值因子进行择时。序数回归法因为是考虑因子的相对排名，对于单一的因子并不适用。

#### 逐步回归法：回测框架

市值因子使用逐步回归法的回测框架如下：

1. 调仓频率：月度调仓；
2. 时间区间：2011年1月1日至2017年11月30日；
3. 滚动更新时间窗口：2年（24个月）；
4. 组合比较基准：原始市值因子；
5. 所用自变量数据库：与系列报告一一致（具体自变量类型参考系列报告一）；
6. 判断标准：预测下一期市值因子收益是否大于0（大于0做多市值因子，小于0做空市值因子）；

图 61：市值因子择时效果

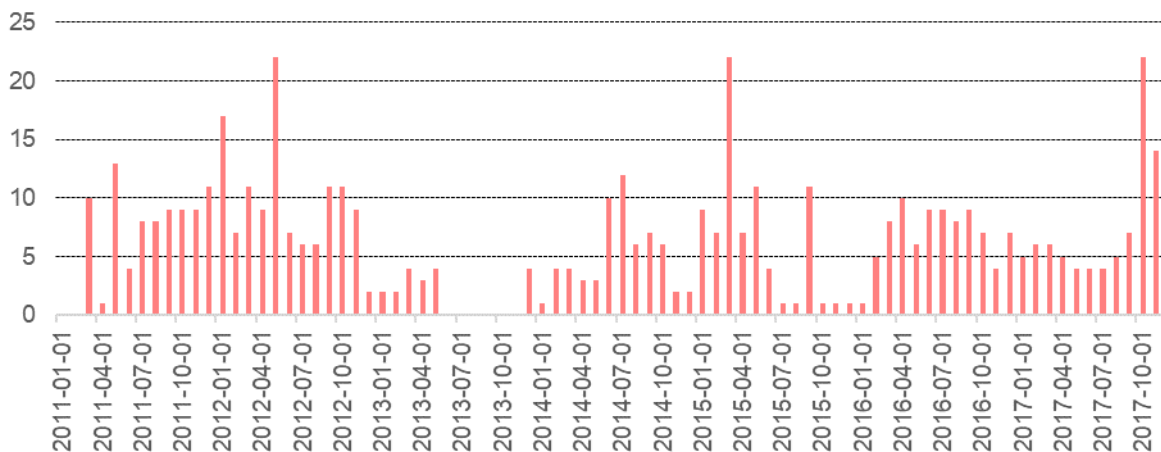


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

**表 19：逐步回归 vs 原始市值因子**

	逐步回归	不轮动
年化收益率	18.12%	15.05%
波动率	22.59%	22.75%
IR	0.80	0.66
最大回撤	-12.00%	-34.14%
胜率	56.63%	-
R 方均值	66.59%	-

资料来源：Wind，中信建投证券研究发展部

**图 62：有效变量个数变化**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

上图展示了每一期有效变量的个数，从有效自变量的角度出发：变量个数在时间序列上并不稳定，最多的时候能找到 22 个自变量，而也存在部分时间根本找不到自变量能对市值因子进行解释。平均的自变量个数为 6.34 个。这也反映了逐步回归模型在对单一因子择时时一大问题：模型的不稳定性。

## 2.4.2 市值因子：精选解释变量

上一小节中我们使用了逐步回归法尝试对市值因子进行择时，最终的择时效果并不突出，并且在每一期也不能稳定的选出解释变量。这在市值因子的择时上并不是一个好结果。对单一的风格因子，我们是希望能找到稳定的解释变量的，这样不仅能对因子收益进行解释，也就等同于能直接对市场风格进行解释。在本小节，我们就尝试需找对市值因子长期有效的解释变量。

### 市值因子与解释变量的相关性

在下表中我们首先列出了与市值因子相关性较高的 10 个自变量，包含了宏观变量、债券市场与股票市场的相关变量。可以看见三个宏观变量：房地产开发投资，CPI 与 PPI 都与市值因子月度收益是负相关的，其中房地产投资与 PPI 较好解释，而在后面的分析中我们将具体解释 CPI 的效应。短期的期限利差与市值因子是负相关的，而反之长期期限利差与市值因子是正相关的。接下来各个股票市场变量除去沪深 300 涨跌幅外，均与市值因子

是正相关的。

这里我们给出的是市值因子月度收益与部分解释变量的相关性，表 3 只能告诉我们的确有很多解释变量是与市值因子相关的，但他们之间是否存在因果关系呢？接下来我们将对其中可能存在因果关系或经济逻辑的解释变量分别分析，如果结论与现象一致，他们将是我们所寻找的稳定的解释变量。

**表 20：市值因子与部分解释变量的相关性（12 个月平滑后）**

	市值因子月度收益（t 期）
房地产开发投资累计同比（t-2 期）	-27.33%
CPI:当月同比:月（t-2 期）	-34.12%
PPI:当月同比:月（t-2 期）	-57.70%
期限利差 1Y-1M（t-1 期）	-41.04%
期限利差 10Y-1Y（t-1 期）	32.38%
沪深 300-1 个月涨跌幅（t-1 期）	-13.80%
中证 500-1 个月涨跌幅（t-1 期）	19.01%
中证 500-30 日波动率（t-1 期）	62.49%
中证 500-1 个月换手率（t-1 期）	55.52%
中证 500 收益区分度-1 个月（t-1 期）	62.68%

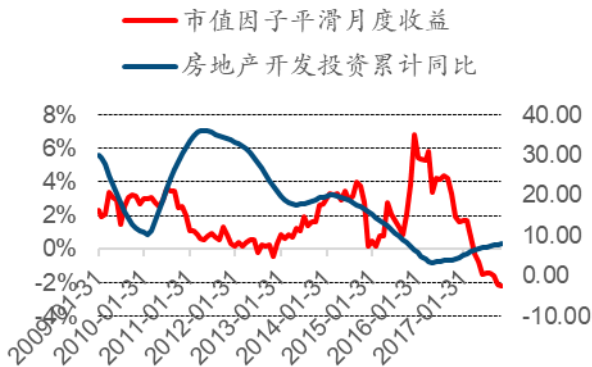
资料来源：Wind，中信建投证券研究发展部

### 房地产开发投资&PPI&CPI

我们首先从宏观变量出发，寻找与市值因子有因果关系的变量。这里我们找到的是三个变量：房地产开发投资，PPI 与 CPI。首先是房地产开发投资与 PPI，这两个指标一个代表的是上游经济的发展速度，一个代表上游产品价格。而无论是房地产投资的拉动还是上游价格的上升，这主要都是由大市值公司来决定的：上游企业主要以大市值公司为主，能对房地产投资产生较大影响的也是大市值公司。换言之，房地产开发投资与 PPI 价格是到上游企业为代表的大市值公司最直接的传导。从下图也能看见，市值因子和这两个宏观变量存在明显的负相关性。

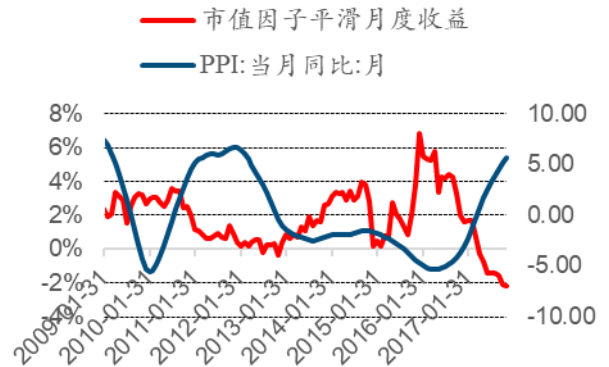
而对于 CPI 的情况就要特殊一些了，CPI 是衡量通胀水平的指标之一，它代表的是下游消费品等价格的水平。从理论上分析，CPI 应该是与市值因子正相关的：CPI 上升代表的是整体通胀水平的提高，更偏下游的小市值公司会更受益与 CPI 的上升。但图 9 展示的结果却不是这样，在 2011 年到 2013 年这段时间内，CPI 与市值因子的收益反而是负相关的，而在 2013 年之后才展现出了一定的正相关性。但如果同时结合 PPI，就能对 2011 年到 2013 年的反常进行很好的解释了。2011 年到 2013 年是 PPI 传导到 CPI 最顺畅的一段时间，这段时间 CPI 与 PPI 同时上升，上游产品与下游产品价格同时上升；在这样的情况下，更受益的还是大市值公司更多的上游企业，而小市值公司只是单纯的转移了自身的成本，并不会因为 CPI 上升带来业绩的增长。换言之，当 PPI 传导到 CPI 最顺畅的时候，也就是 CPI 与市值因子负相关的时候，这时候 CPI 与市值因子并没有表现出他们实际的关系；而在其他情况下，传导的不顺利反而能直接体现 CPI 和市值因子的正相关。比如在 2017 年 PPI 传导到 CPI 的极其不顺利，导致了小市值效应的崩溃，同时也体现在 CPI 和市值因子收益双双下降上。

图 63: 市值因子与房地产开发投资累计同比 (右)



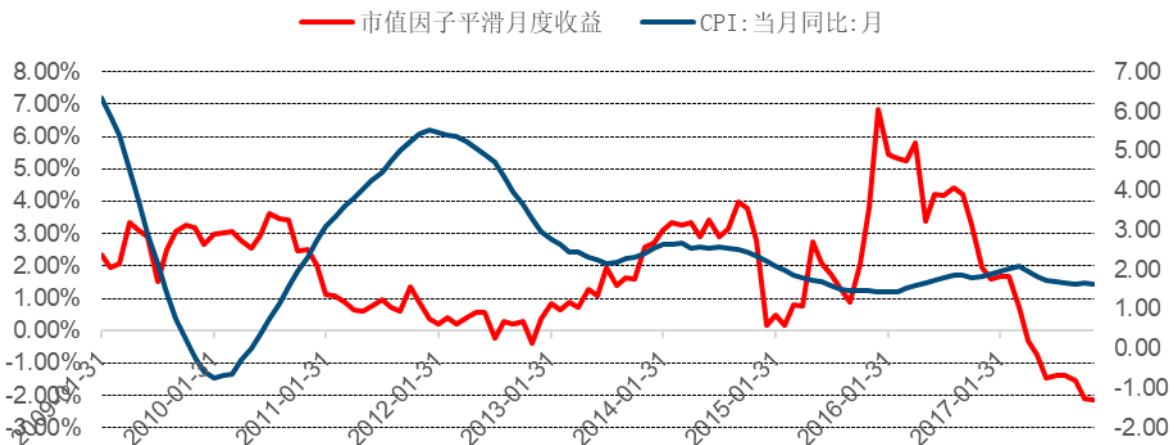
数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

图 64: 市值因子与 PPI 当月同比 (右)



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

图 65: 市值因子与 CPI 当月同比 (右)

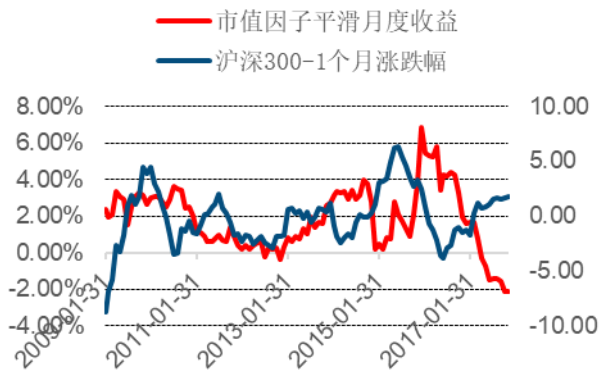


数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

### 沪深 300&中证 500 涨跌幅

能够对市值因子进行解释的第二类变量就是大小盘的涨跌幅，这里我们选取沪深 300 与中证 500 涨跌幅，分别代表大小盘的情况。从 3.1 节的相关性 (-13.80%， 19.01%) 与下图中能够看出，大小盘过去的涨跌幅对市值因子的解释力度并不算很强，但我们仍旧认为这两种变量是有一定的解释能力的：因为市值效应的市场风格并不容易发生变化，也就是市值因子的动量效应是很显著的。这也就是市值因子独特的特性，其他风格因子可能很容易发生风格转变，但市值因子并不会这样。原因之一是市值风格的切换和大资金量有关，切换的成本对于大资金来说很高，切换并不能经常发生；原因之二是市值风格与情绪有关，如果经常转变市值风格，市场情绪会变得极为扭曲，情绪的转变也需要时间，所以并没有经常切换的可能。

图 66: 市值因子与沪深 300 涨跌幅 (右)



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

图 67: 市值因子与中证 500 涨跌幅 (右)



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

### 市场波动率&收益区分度

还有两个股票市场变量能够解释市值效应: 市场波动率与收益区分度。市场波动率计算的是当前市场一段时期内的波动情况, 而收益区分度计算的是当前市场一段时间内个股票收益的差别。这两个变量都用标准差的形式来衡量的。

从下图能够看见, 市值因子与市场波动率和收益区分度都有着高度的正相关性。这也很容易从这两个市场变量的内在逻辑去解释: 市场波动率与收益区分度都是衡量目前市场资金活跃度的指标, 资金活跃度越高, 市场波动率与收益区分度就越高; 而在资金活跃度更高的市场环境下, 小市值公司存在更低的流动性溢价, 股价收益率更高, 而相反的, 当资金活跃度下降时, 小市值公司就会寻求更大的流动性溢价, 使得大市值公司的流动性优势凸显了出来。

图 68: 市值因子与波动率 (右)



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

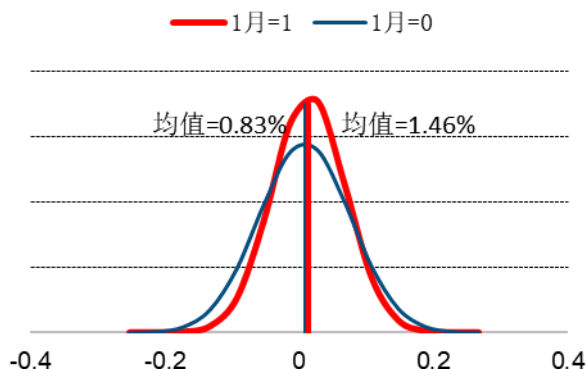
图 69: 市值因子与收益区分度 (右)



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

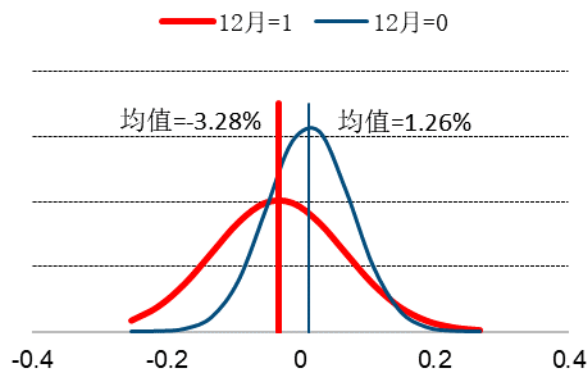
季度效应

图 70：一月效应



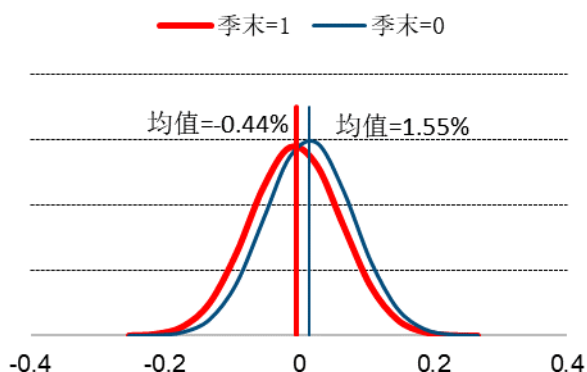
数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 71：12月效应



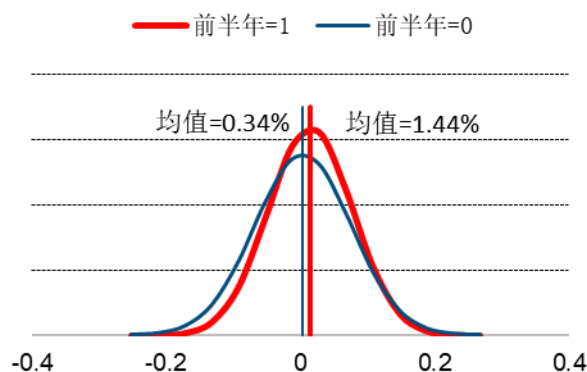
数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 72：季末效应



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 73：前后半年区别



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

### 2.4.3 市值因子与解释变量：回归分析

除去以上 7 个解释变量之外，我们选取了最具特色的 12 月效应加入回归模型中一起考虑。表 5 就展示了市值因子月度收益与这 8 个解释变量的回归结果。

从 t 值衡量的显著性上来说，除去 12 月效应并不显著之外，其他的 7 个变量均对市值因子有显著作用。从回归系数的符号来看，除去 CPI 与收益区分度之外，其他变量的符号和第三节所说的相关性一致，也就符合第三节的经济逻辑。而在回归之后，CPI 的回归系数变为了正，这也与 3.2 节我们所讨论的 CPI 与 PPI 的关系对市值因子的影响一致，这说明在排除了 PPI 的影响之后，CPI 是对小盘股有正效应的。而对于收益区分度的负效应本报告也给出了解释：在排除波动率的影响之后，收益区分度变大不在代表资金的活跃程度，而代表的是单纯的市场分歧，市场分歧变大时，一致预期消失，这是资金反而会拥抱确定性更高的大盘股，反之当市场产生一致预期时，也就是收益区分度下降后，不再有分歧的小盘股会表现更好。

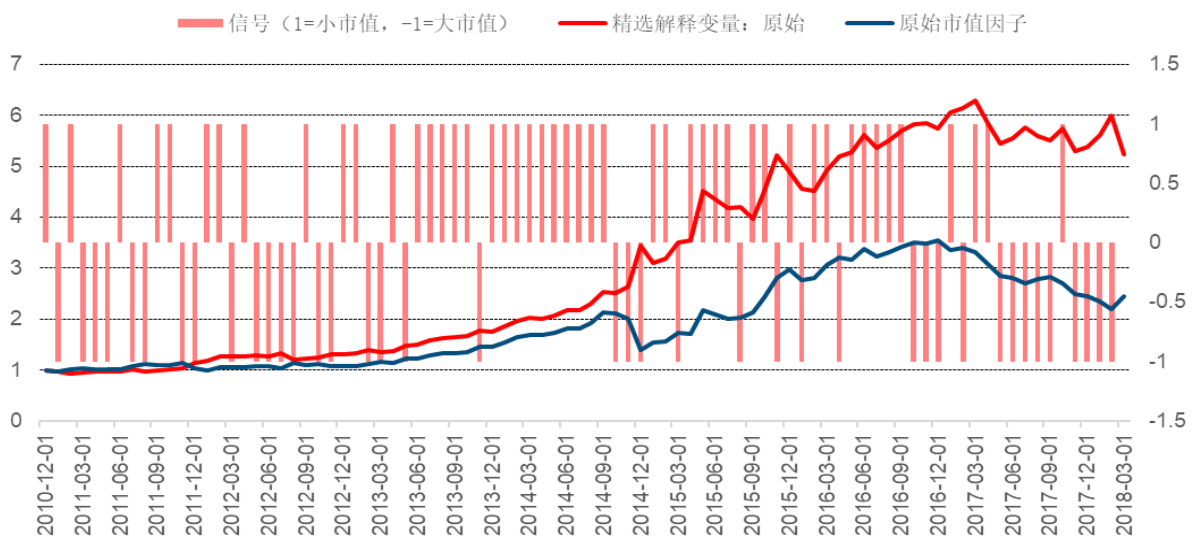
**表 21：市值因子月度收益回归结果**

	回归系数	T 值
房地产开发投资累计同比	-0.0004	-2.72***
CPI:当月同比:月	0.0058	5.11***
PPI:当月同比:月	-0.0027	-8.89***
沪深 300-1 个月涨跌幅	-0.0083	-11.15***
中证 500-1 个月涨跌幅	0.0096	10.40***
中证 500-30 日波动率	0.0012	7.03***
中证 500 收益区分度-1 个月 12 月效应	-0.3291 0.0007	-4.03*** 0.30

注：\*\*\*为在 1%的显著性水平下显著

资料来源：Wind，中信建投证券研究发展部

#### 2.4.4 市值因子精选解释变量：回测结果

**图 74：市值因子精选解释变量：净值曲线**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

**表 22：市值因子精选解释变量 vs 逐步回归 vs 原始市值因子**

	精选解释变量	逐步回归	原始市值因子
年化收益率	24.90%	18.12%	13.21%
波动率	22.04%	22.59%	23.02%
IR	1.13	0.80	0.57
最大回撤	-17.36%	-12.00%	-38.44%
胜率	66.29%	56.63%	-
所选解释变量类型	固定	不固定	-
每期解释变量个数	8 个	不固定 (0 到 22 个)	-

资料来源: Wind, 中信建投证券研究发展部

## 2.5、技术形态选股研究之黎明曙光：深跌反转形态

### 2.5.1 市场大跌孕育着反弹

《吕氏春秋·博志》有云：“全则必缺，极则必反，盈则必亏”。物极必反的规律在资本市场中同样存在，资产价格在经历极大幅度的下跌之后，往往会进入反弹阶段，即便此时资产价格并未大幅低于其内在价值，也存在市场恐慌程度达到极限之后的反转，能够支持一段时间内的上涨；而在资产价格大幅上涨之后，同样存在回调的需求。

价格的反转分为由涨转跌，以及由跌转涨，我们将主要讨论后者。个股层面上，大幅下跌之后强烈反弹的现象比比皆是。对于股票指数而言，在牛市结束之后的急速下跌，也往往孕育着大级别的反弹。

而由于同一时段内涨跌幅相近的股票可能具有完全不同的价格路径，而想要研究连续下跌之后的样本表现，就必须考虑股票的走势形态。因此，以下我们将首先从形态识别出发，根据波浪理论，找到连续下跌，且跌幅达到一定程度的股票，统计其在此后出现反转的可能性，并尝试根据所选样本构造投资组合。

### 2.5.2 A 股中的连续下跌形态识别及统计

#### 一、关键点位识别方法简述

用肉眼识别价格形态过程中，对价格序列的关键点位（如局部高低点、转折点）的判断是首要环节。程序化识别形态同样如此，目前主要的识别高低点方法有两种。第一种是滚动窗口局部极值识别法(Regional Locals Identification with Rolling Window)，第二种是感知关键点法(Perceptually Important Points, PIPs)。

滚动窗口局部极值识别法识别价格序列 $\{p_t\}_{t=1}^l$ 的高低点步骤为：

1. 选定设定窗口大小参数  $w$ ；
2. 对任意  $t \in [w+1, l-w]$ ，若  $p_t$  为  $[t-w, t+w]$  区间内的极大值，则记为高点 1；若  $p_t$  为  $[t-w, t+w]$  区间内的极小值，则记为低点-1。

感知关键点法最早由 Chung 等（2001）提出，随后被应用于时间序列数据挖掘的多个领域，包括维度缩减、时序分割、聚类等，以及金融领域的技术形态识别，如 Fu 等(2007)、Chen 等(2013)。使用该方法识别价格序列 $\{p_t\}_{t=1}^l$

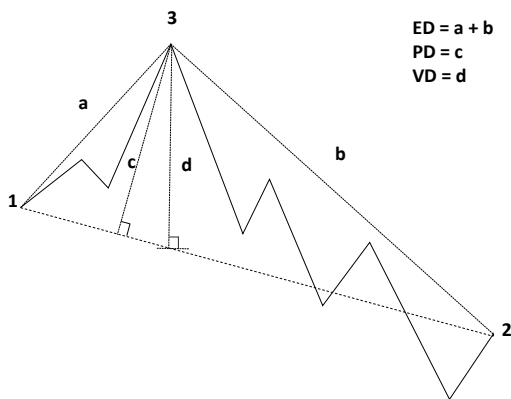
的高低点步骤为：

1. 首先将时序的起止点  $p_1, p_i$  标记为初始关键点  $C_1, C_2$ ；
2. 根据已有的关键点序列  $(C_1, C_2, \dots, C_k)$ ，计算所有的非关键点到与其相邻的两个关键点的距离，以其中距离最大的点为下一个关键点  $C_{k+1}$ ；
3. 重复步骤 2，直至选出的关键点个数达到了预定的数量。

上述第二步中所涉及的距离计算，常用方法有三种：欧氏距离（Euclidean distance, ED）、垂直距离（perpendicular distance, PD）和铅垂距离（vertical distance, VD）。

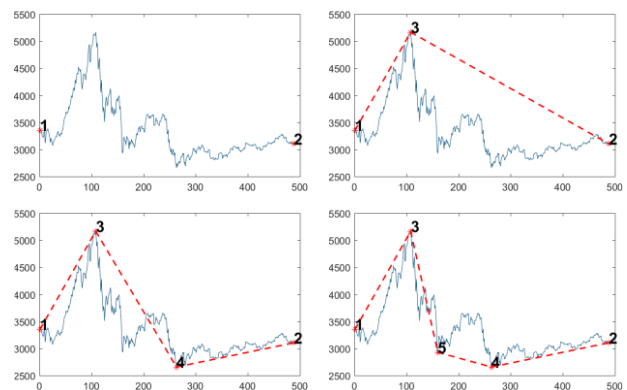
如图 75，欧式距离等于计算点与两相邻关键点的欧式距离之和；垂直距离为计算点到两相邻关键点连线的垂线段长度；铅垂距离为过计算点的铅垂线与两关键点连线的交点，到计算点的距离。

图 75：使用 3 种距离度量方法识别第三个关键点示意图



数据来源：中信建投证券研究发展部

图 76：对上证综指 2015-2016 走势识别 PIPs (ED 度量)



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

对比而言，使用滚动窗口局部极值识别法识别高低点，所需参数只有一个，即窗口大小  $w$ ；所得高低点个数依赖于价格的实际走势；同时由于使用了未来函数，已经被分为高点或低点的结果不会被新增数据改变，但序列末端未被分类的点，则需要更多的未来数据确定。

而使用关键点位算法识别形态，可能的变量包括事先确定的关键点个数，计算距离的方法，以及所考察的时间范围。这些变量的任何变化，都可能改变已有的划分结果，即其划分结果并不稳定。此外，从图 76 来看，使用 PIPs 算法划分，方法选取不当或预设的关键点个数不足时，会出现遗漏较为明显的高点或低点的情况。

## 二、连续下跌形态的选取

虽然滚动窗口局部极值识别法涉及到未来函数，但考虑到这一问题其实任何方法都无法避免，而关键点位算法对高低点的识别效果不尽如人意，因此本文还是参照滚动窗口局部极值法进行识别。

具体地，我们使用 2005 年 1 月 1 日至 2018 年 8 月 31 日的行情数据。每周最后一个交易日收盘后，在全市场范围内，对所有满足上市满 1 年、且过去 242 个交易日停牌时长不超过 10% 的股票，使用窗口大小为  $winSize$  的滚动窗口局部极值法，识别出其在过去 242 个交易日中的所有高低点（剔除停牌状态的交易日，高点的识别以开盘价和收盘价孰高为依据，低点的识别以开盘价和收盘价孰低为依据）。而后，对这一高低点序列进行筛选清洗，当出现连续的高点或低点时，只保留最后一个。

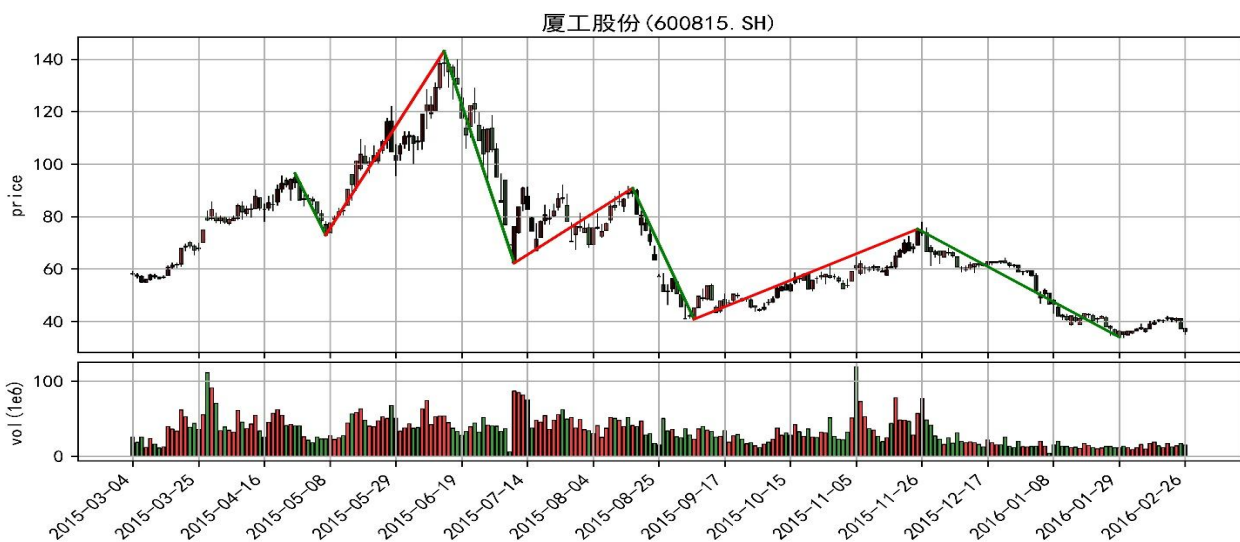
通过以上步骤，我们得到间隔排列的高低点序列。对这一序列，通过如下规则筛选出连续大幅下跌的样本：

1. 序列最后的一个点为滚动窗口中的低点，且选股日距低点  $d1-d2$  个交易日；
2. 从最后低点向前，至少存在三段下跌；
3. 每一段下跌的低点都低于前一低点；
4. 连续下跌的跌幅累计超过  $fall$ 。

条件 1 中， $d1/d2$  的设置能及时将已确认形成低点的股票选出，并避免短期内的重复筛选；条件 2/3 是对下跌形态的描述，此处不要求反弹高点不断下降，相对于波浪理论有所放松；条件 4 对累计跌幅做出了要求。

对于 4 个主要参数：滚动窗口大小  $winSize$ 、选股日距最近低点时长  $d1/d2$ 、累计最大跌幅  $fall$ ，首先尝试在  $winSize=15$ ,  $d1=16$ ,  $d2=20$ ,  $fall=61.8\%$  参数组下进行选股。61.8% 是对应于有强反弹预期的黄金分割位。根据这些条件所选出的典型样本如图 77 所示（厦工股份，从 2015 年 6 月至 2016 年 2 月之间连续大幅下跌，累计跌幅超过 70%）。

图 77：厦工股份 2015.3-2016.2 走势划分



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

在该组参数下，从 2006 年至 2018 年中所选出的股票总数仅有 81 只，样本数量过少；且历年的数量分布不均匀，过度集中于 2008 年。为此，我们进行如下的调整：

滚动窗口极值判别时只使用判别点左侧数据，参数设置为： $winSize=15$ ,  $d1=6$ ,  $d2=10$ ,  $fall=50\%$ 。在该组参数下，样本总数达到了 2048 个，分布呈现出明显的牛市少，熊市多的特点，而其中 2008 年的样本数量占总数的一半以上，这是由于如果某只股票在出现 3 段下跌时被选出，则该股票此后每次出现更多段的下跌，创出新高时，都会再次被选出，若去除重复的股票样本，2008 年的数量为 805 个。

### 三、连续下跌形态的选取

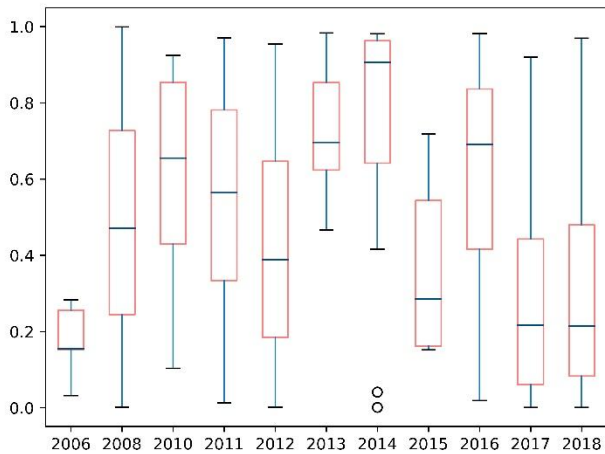
本节中，我们对根据参数组  $winSize=15$ ,  $d1=6$ ,  $d2=10$ ,  $fall=50\%$  选出的 2048 个样本从各维度进行统计。

#### 市值及波动率特征

直观上，连续深度下跌的股票，应表现出市值较小、波动率较大的特征。而图 78 显示，连续大跌的样本并不总是集中在小市值中，样本数最多的 2008、2012 年所选样本的市值大体呈现均匀分布，2010、2013、2014

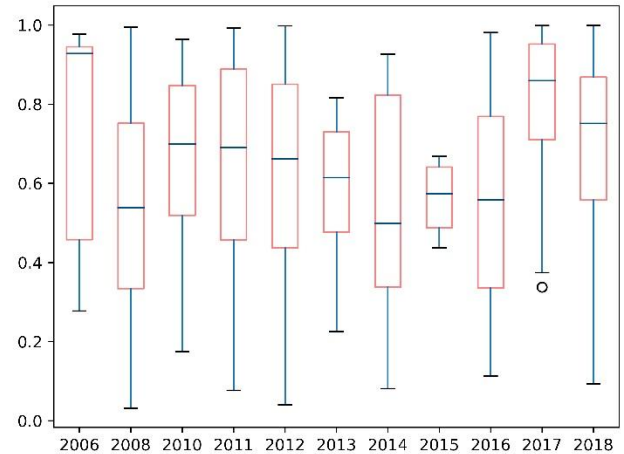
及 2016 年的样本更多集中在大市值范围中，其余时间内包括近两年，则多数为小市值。由图 79，所选样本的波动率基本在中高水平。

图 78：所选样本于被选日的市值分位数箱型图



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 79：所选样本于被选日的过去 1 年波动率分位数箱型图



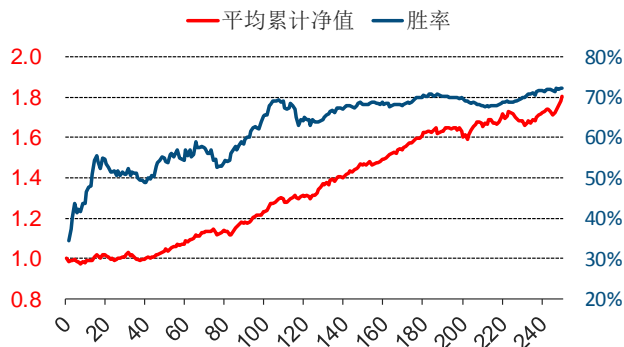
数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

### 被选出后的走势

图 80 给出了全部样本在被选出之后的 1 至 250 交易日内的平均累计涨幅（以被选出的交易日收盘价为 1）及胜率（累计净值>1 的样本比例）。可以看到，样本选出之后 40 个交易日内的平均累计净值在 1 附近波动，而胜率则从 34% 上升至 50%；40 个交易日之后，胜率震荡上涨至 70% 以上，而平均累计净值则表现为持续平稳地上涨。

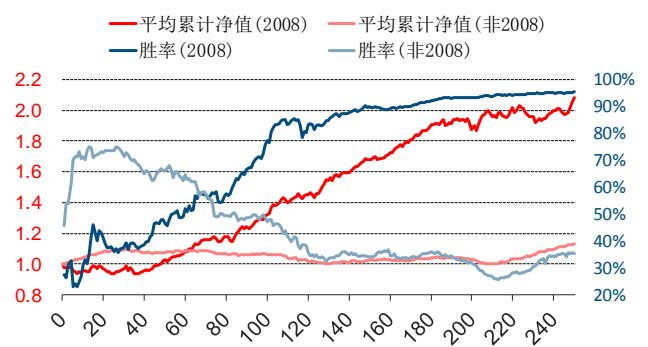
结合前文样本数量的分布，我们发现这一异常平稳的上涨主要是由 2008 年底启动的全市场级别的反弹引起的。图 81 中，将 2008 年的样本与其他样本分别统计，发现 2008 年被选出的样本从第 40 个交易日起，平均累计净值和胜率都持续向上，趋势和全样本基本一致；而非 2008 年的样本，平均累计净值呈现为升-降-升的变化，而胜率则是在第 10-30 交易日达到最高值，而后一路走低。

图 80：样本被选后 1-250 交易日内的平均累计净值及胜率



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 81：2008 和非 2008 样本被选后的平均累计净值及胜率



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

### 下跌段数的影响

从不同下跌段数的样本来看，3 段下跌的样本数量和 4 段下跌的样本数基本一致，且占了样本数量的 90% 以上。但分年来看，2008 年的样本数依旧远超其他时段。

一个自然产生的问题是，价格同样被腰斩，经历更多段下跌，表现是否会更为强劲？分下跌段数统计样本的累计涨跌幅，我们发现，若只考虑全样本，则确实表现出下跌段数越多，平均累计净值的涨幅更大，胜率也更高；而若剔除数量过半的 2008 年的样本，仅考察其余时段的样本，则下跌段数与平均累计净值和胜率并不存在明显的关系。

### 2.5.3 基于深跌样本的投资组合构建

本节中，我们将使用以上样本构造投资组合。

首先考虑交易层面无任何操作（无止损、择时等）的基础组合：

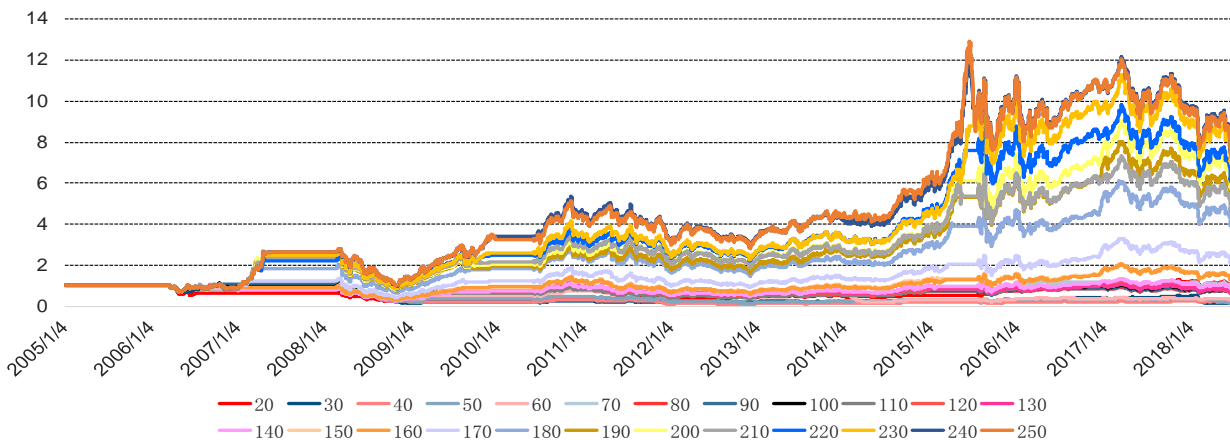
1. 在每周最后一个交易日结束，根据以上条件筛选出符合条件的股票之后，于下一交易日以收盘价买入，固定持有 T 个交易日卖出；
2. 组合始终保持满仓，有任何调入或调出都重新等权配置资金；
3. 买入时遇涨停或停牌，不再考虑调入；卖出时遇跌停或停牌，延后至实际能卖出时再处理；
4. 不考虑任何交易费用。

#### 一、持有期限的影响

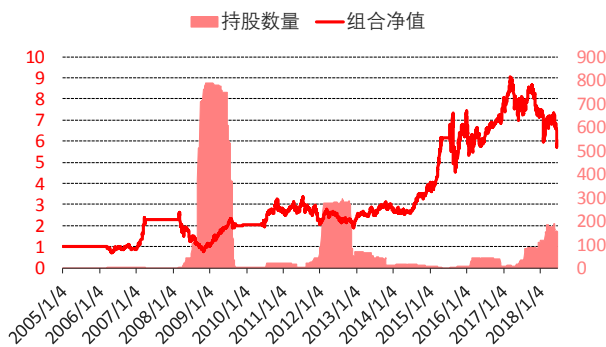
虽然上述讨论中，较长持有期的大幅度净值增长受 2008 年样本影响较大，但由于类似事件效应的统计并未考虑到时间顺序的组合，我们考察持有期 T 从 20 到 250 个交易日的组合表现。

由图 82，持有期越长，以收益率衡量的组合表现越好，持有期小于 140 个交易日的组合累计净值都小于 1，而持有 150 个交易日以上的组合表现明显更优，这可能是由于我们的方法在筛选出样本时，其跌势并未结束，而持有时间更长的组合，在市场整体上涨时仍将继续持股，持有时间短的组合则在市场大涨时基本保持空仓。

以下我们主要考虑持有期为 200 个交易日的组合，图 83 给出了该组合的净值及持股数量变化。不考虑仅用于筛选样本的第一年，从 2006 年初至 2018 年中，组合的年化收益率为 14.15%，差强人意；而组合的净值波动非常大，年化波动率 31.78%，最大回撤 69.98%。不难发现，高波动主要由两个因素导致：一是组合在始终满仓的同时，长时间持有较少数量的股票，增大了波动；二是在 2008 年，虽然组合所持股票数从 4 月起逐渐增加，但市场整体跌势未尽，各指数在 4 月之后的半年中都仍持续下跌了超过 50%，组合的最大回撤也正是出现在这段时间。

**图 82：持有期从 20 到 250 个交易日的组合净值变化**


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

**图 83：持有 200 交易日的组合净值及持股数量**


资料来源：Wind，中信建投证券研究发展部

**表 23：持有期 200 交易日，不同通道数的组合表现**

通道数	年化收益率	最大回撤	年化波动率
0	14.15%	69.98%	31.78%
10	9.24%	59.65%	24.89%
30	5.25%	59.65%	21.71%
50	3.41%	56.36%	19.93%
100	2.40%	50.59%	17.34%
150	2.69%	45.16%	15.74%
200	2.98%	41.52%	14.75%

资料来源：Wind，中信建投证券研究发展部

基于以上讨论，我们考虑对组合加入持仓比例限制及止损条件等方法，以期降低组合的风险，提高单位风险收益。

## 二、持仓比例限制、止损条件及择时条件

### 持仓比例限制（通道数量）

首先考虑对组合中每只股票的持仓比例进行限制。设通道数为  $K$ ，当持股数量不足  $K$  时，每只股票的仓位为  $1/K$ ，当持仓数量超过  $K$  时，每次有股票调入或调出组合时，重新按等权方式配置仓位。

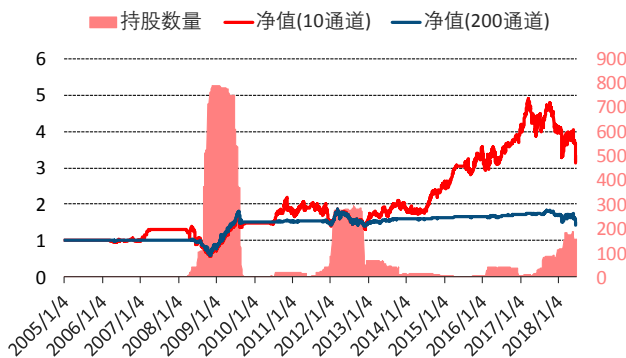
由上表，随通道数量的增加，组合的年化收益率逐渐下降，而最大回撤和年化波动率只在通道数从 0 到 10 时下降较快，而即使通道数达到 200，组合的最大回撤仍然较高。这是由于大部分时间中，组合持仓数量较少，净值波动极小；而在市场环境较差时，形态为连续大跌的股票集中出现；若通道数少于持股数量，组合在此后一段时间内始终满仓，其整体表现与市场相近（图 84）。而我们根据 3 段以上下跌，跌幅超过 50% 方可入选这一条件确定的“抄底时机”，在判断市场跌势尾声方面并无显著效果。

而由于我们构建的是绝对收益策略，仓位不宜长时间维持在较低水平，以下我们将通道数设为 10。

### 平仓条件

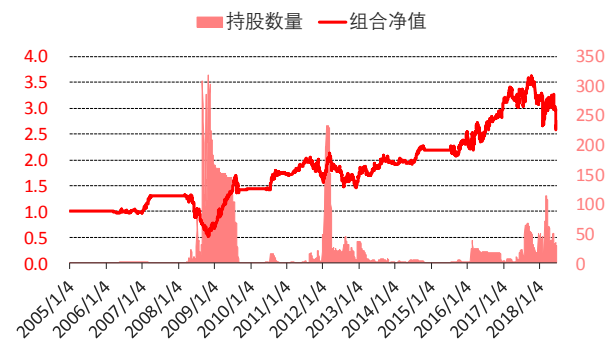
在持有 200 交易日，设定 10 个通道的情况下，考虑加入平仓条件：从买入后起逐日计算最大回撤，当最大回撤超过 10% 时，由图 85，加入回撤条件后组合的年化收益率为 7.70%，最大回撤 59.99%，波动率 21.02%。持股数量峰值更高，但就平均持有数量而言，由于交易期间随时可能平仓，平均持有时间小于相对止损平仓的组合。

图 84: 持有 200 交易日，10 通道与 200 通道的组合净值及持股数



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

图 85: 最长持有 200 交易日，10 通道，回撤 10% 卖出，组合净值及持股数



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

### 基于净值变化择时

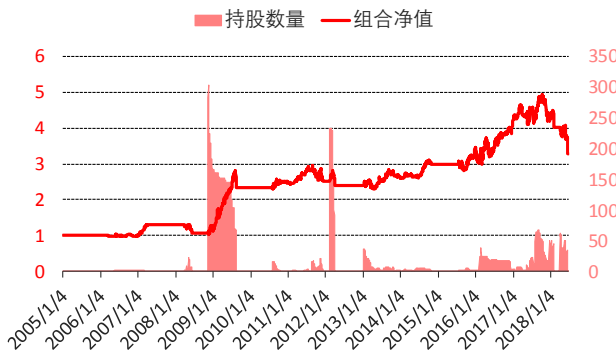
图 85 中，组合的回撤依然高达 60%，风险收益比较低。一种改进的方式是基于组合的净值回撤，当原净值曲线回撤超过一定比例时选择空仓，当其从低点上涨超过一定幅度时再次开仓。

此处我们将回撤平仓线和反抽开仓线分别设为 15% 和 20%。得到的组合走势如图 86 所示。该组合成功避开了 2 段回撤较大的时期（2008、2012），最大回撤降至 33.17%，波动率降为 16.69%（持有期波动率 21.18%），年收益率上升至 9.20%（持有期年化收益率为 16.56%）。

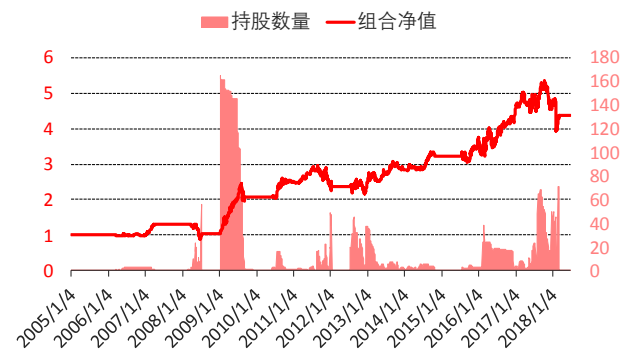
### 基于持股数量择时

对图 85 进一步分析，在市场整体表现不佳（以持股数量达到阶段峰值为标志）的前后一段时间内，组合净值往往会有较大回撤（2008、2012），而后组合才恢复上涨趋势（极端下跌时的）。鉴于此，可以通过组合实际理应持股的数量，在组合本身上进行择时。具体的，在图 85 所示的组合基础上，当在最近 500 个交易日内，其所含股票数量首次超过 80 时平仓，空仓 120 个交易日，随后再重新开始交易。

图 87 展示了上述组合的净值曲线。可以看到该方法同样成功避开了 2 段回撤较大的时期（2008、2012），组合的最大回撤由此下降到 32.85%，波动率 17.37%（持有期波动率 21.37%），同时避开回撤也将收益率提升到了 11.53%（持有期年收益率为 19.55%）。这里我们注意到，从 2018 年 3 月起，该组合进入了空仓阶段。

**图 86: 持有 200 交易日, 10 通道, 个股回撤 10% 卖出, 组合回撤 15% 平仓, 反抽 20% 再开仓, 组合净值及持股数**


数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

**图 87: 持有 200 交易日, 10 通道, 个股回撤 10% 卖出, 500 日内持股数首达 80 后空仓 120 交易日, 组合净值及持股数**


数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

## 三、基金评价与研究

### 3.1 参与打新的相关基金业绩表现

2015 年底新股发行新规实施以来, 新股发行逐渐加速, 由于目前市场已取消新股申购资金冻结规定, 新股发行 23 倍市盈率上限带来的高打新收益正吸引着大批机构投资者的目光。因此, 我们将对市场上打新相关基金进行梳理, 通过从基金类型、股票仓位、基金规模、历史业绩表现等多个角度进行比较, 筛选出以参与打新为主的公募基金。

2018 年 10 月以来, 该类型基金月度平均业绩为 -1.36%, 而表现较好的基金 (如: 易方达新鑫 E/I<001286.OF/001285.OF>、博时鑫瑞 A/C<002558.OF/002559.OF>、长盛盛鑫 A/C<002089.OF/002090.OF>等) 报告期业绩大于 1%, 除博时鑫瑞 C 外, 其余基金规模普遍较小, 均在 1 亿以下。

**表 24: 报告期内 (2018 年 10 月) 以打新策略为主的公募基金排名前五业绩表现**

基金代码	基金名称	基金成立日	基金类型	报告期业绩	2018Q3 规模 (亿)
001286.OF	易方达新鑫 E	2015-5-14	灵活配置型基金	6.82%	0.01
001285.OF	易方达新鑫 I	2015-5-14	灵活配置型基金	6.77%	0.01
002558.OF	博时鑫瑞 A	2016-10-13	灵活配置型基金	2.28%	0.01
002559.OF	博时鑫瑞 C	2016-10-13	灵活配置型基金	1.62%	5.46
002089.OF	长盛盛鑫 A	2016-7-13	灵活配置型基金	1.40%	0.56

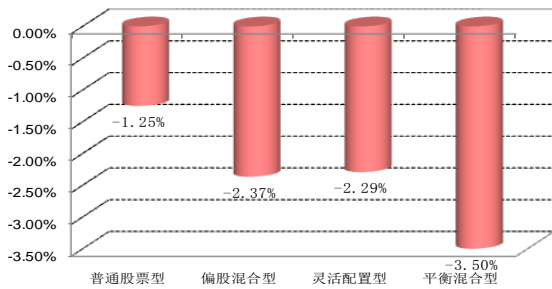
数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

### 3.2 仓位估计

截至 2018-10-31, 主动权益型基金 (包括: 普通股票型、偏股混合型、灵活配置型、平衡混合型基金) 报告期平均权益仓位均有所下降, 普通股票型、偏股混合型、灵活配置型和平衡混合型基金平均权益仓位降幅分别达 -1.25%、-2.37%、-2.29%、-3.50%。此外, 若区分不同风格股票, 不难发现, 相比三季度末, 偏股类主动管理型基金 (包括: 普通股票型、偏股混合型、灵活配置型、平衡混合型基金) 在周期板块上仓位回升明显, 升

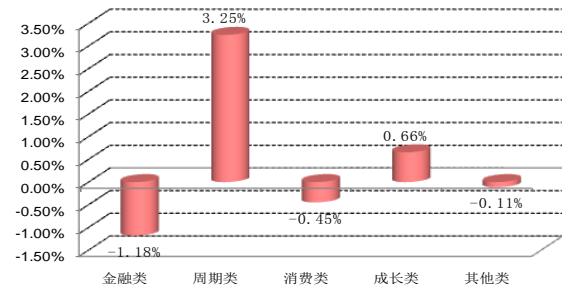
幅达 3.25%，而在金融和消费板块上有所下滑，降幅分别达-1.18%、-0.45%。

图 88：不同类型基金权益仓位变化（2018 年 10 月）



数据来源：Wind、中信建投证券研究发展部

图 89：权益类基金在不同板块上的仓位变化（2018 年 10 月）

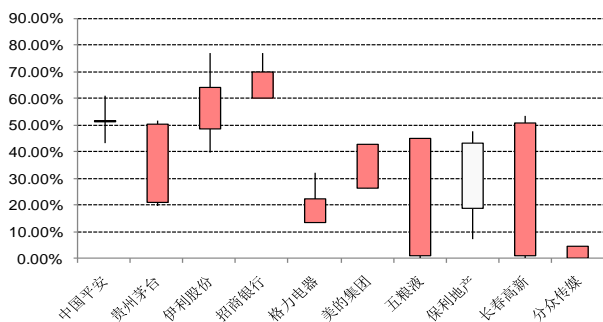


数据来源：Wind、中信建投证券研究发展部

### 3.3 基金重仓股表现

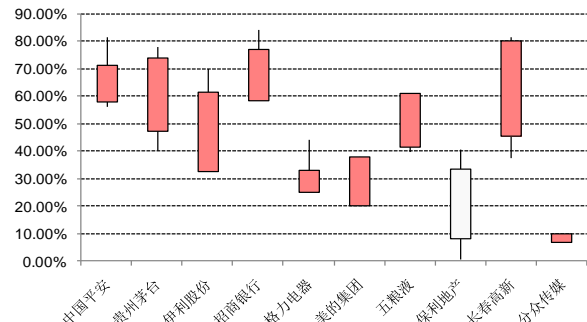
对于 2018 年基金三季报公布的前十大重仓股，截至 2018-10-31，除保利地产（600048.SH）外，其余大部分股票估值均有明显下降，除中国平安（601318.SH）、伊利股份（600887.SH）、招商银行（600036.SH）和保利地产（600048.SH）外，其余个股的 PE（TTM）估值均处于三年以来 30%分位数以上的水平。同时，从 PB 角度看，前十大重仓股中，中国平安（601318.SH）和招商银行（600036.SH）仍处于三年以来的历史较高水平。

图 90：报告期内（2018 年 10 月）前十大重仓股 PE 表现（相对最近三年）



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 91：报告期内（2018 年 10 月）前十大重仓股 PB 表现（相对最近三年）

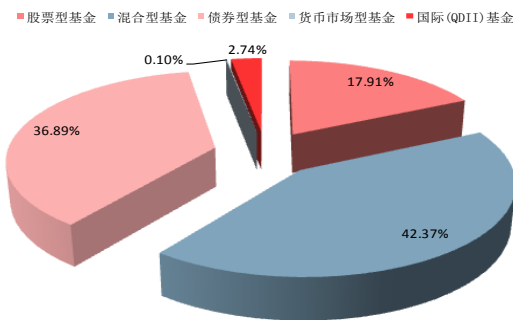


数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

### 3.4 新成立基金

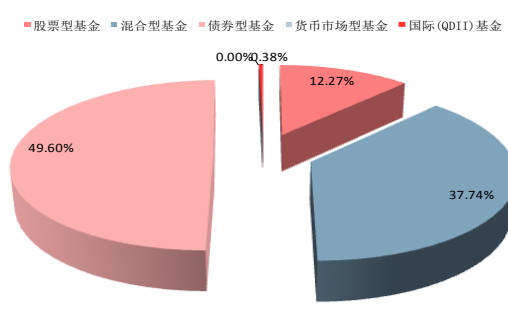
今年以来（截至 2018.10.31），国内市场新成立基金 1022 只，募资规模 7551.74 亿元，其中，混合型基金和债券型基金新成立数量占比较高，分别达 42.37%、36.89%；而新成立混合型基金和债券型基金规模在所有新成立基金中的占比较高，分别达 37.74%、49.60%。

图 92：不同类型新成立基金数量占比（今年以来）



数据来源：Wind、中信建投证券研究发展部

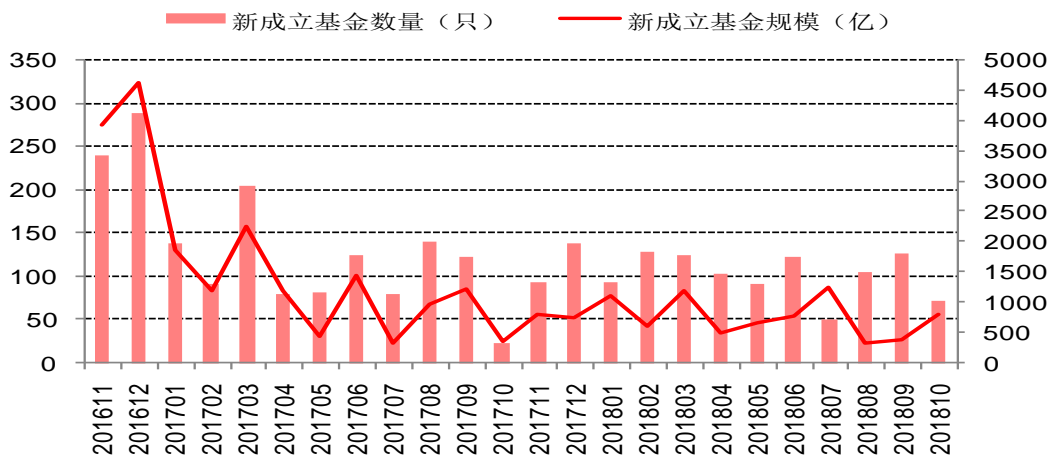
图 93：不同类型新成立基金规模占比（今年以来）



数据来源：Wind、中信建投证券研究发展部

回顾最近 2 年以来新基金的成立状况，不难发现，由于近期市场低迷的影响，报告期（2018 年 10 月）内新基金成立规模相比上月虽有所回升，但整体依然处于 2 年来的较低水平。

图 94：过去 2 年以来新成立基金数量和规模情况（截至 2018-10-31）



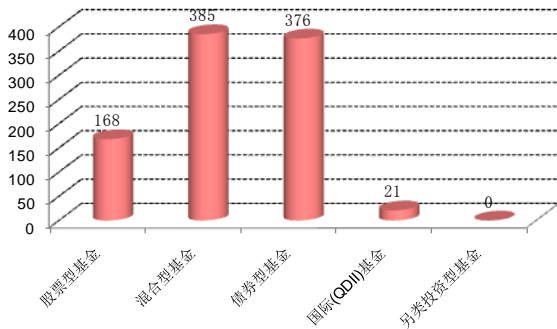
数据来源：Wind，中信建投证券研究发展部

### 3.5 新受理基金

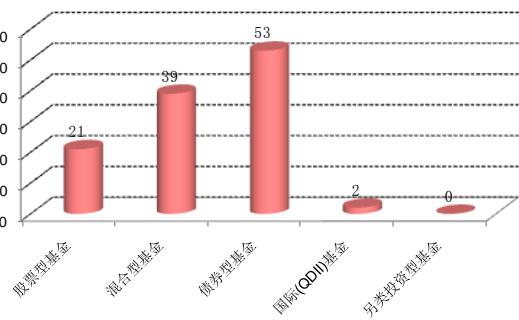
今年以来（截至 2018-10-26），新受理申请材料的基金共计 792 只，接受简易程序审核（审核期限 20 天）的基金 717 只，其中 683 只已收到第一次反馈意见；接受普通程序审核（审核期限 60 天）的基金 75 只，其中 64 只已收到第一次反馈意见。报告期内新受理申请材料的基金共计 52 只，其中，50 只为接受简易程序审核（审核期限 20 天）的基金。

### 3.6 新发行基金

今年以来（截至 2018-10-31），国内市场共发行 950 只基金，其中股票型基金 168 只，混合型基金 385 只，债券型基金 376 只，QDII 基金 21 只。2018 年 10 月，新发行基金 115 只，包括：股票型基金 21 只，混合型基金 39 只，债券型基金 53 只。

**图 95：今年以来（2018 年以来）新发行基金数量（只）**


数据来源：Wind、中信建投证券研究发展部

**图 96：报告期内（2018 年 10 月）新发行基金数量（只）**


数据来源：Wind、中信建投证券研究发展部

## 3.7 精选基金组合表现

### 3.7.1 不同类型（按风格与规模划分）精选基金组合表现

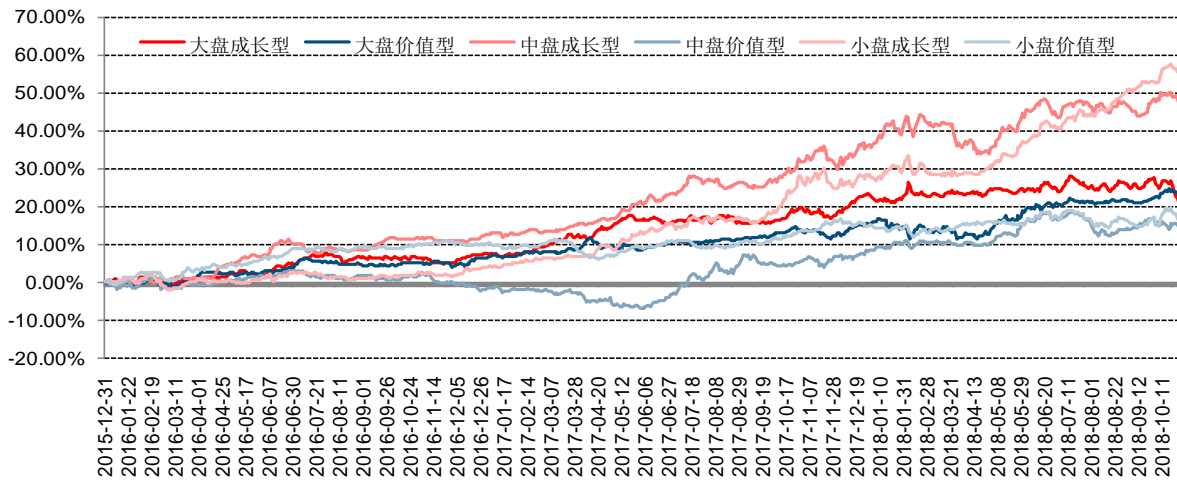
我们将基金池选定为：国内基金市场上，成立满一年且最近报告期规模大于 2 亿的主动管理型权益类基金（包括：普通股票型基金、偏股混合型基金、灵活配置混合型基金、平衡混合型基金）。同时，将市场按照风格（价值/成长）和规模拆分成大盘成长、大盘价值、中盘成长、中盘价值、小盘成长、小盘价值六类，并将相应的比较基准设定为：大盘成长指数（399372.SZ）、大盘价值指数（399373.SZ）、中盘成长指数（399374.SZ）、中盘价值指数（399375.SZ）、小盘成长指数（399376.SZ）、小盘价值指数（399377.SZ）。根据我们的基金量化筛选模型，将在每月末筛选出预期未来表现良好（相对基准指数）的基金组合。

由于股票型基金的持仓规则在 2015 年 8 月发生过变化（根据 2013 年 4 月公布的《公开募集证券投资基金投资基金运作管理办法（征求意见稿）》规定，已发行股票型基金的基金仓位将调整为 80%，并最迟由于 2015 年 8 月 8 日前调整完毕），导致当年相当比例基金类型和权益持仓比例发生较大变化。因此，我们考察该策略自 2015 年 12 月 31 日以来的表现。

**表 25：不同风格基金精选组合业绩表现(截至 2018-10-31)**

风格类型	大盘成长型	大盘价值型	中盘成长型	中盘价值型	小盘成长型	小盘价值型
今年以来收益	-25.83%	-10.55%	-15.90%	-15.63%	-15.22%	-21.51%
今年以来超额收益	-1.73%	6.66%	7.39%	6.36%	20.66%	1.10%
累计收益	-10.68%	7.92%	1.73%	-15.29%	-13.41%	-17.26%
累计超额收益	20.94%	23.23%	45.95%	14.83%	54.58%	15.99%

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

**图 97：不同风格基金精选组合超额收益表现（截至 2018-10-31）**


数据来源：Wind，中信建投证券研究发展部

### 3.7.2 不同类型（仅按规模划分）精选基金组合表现

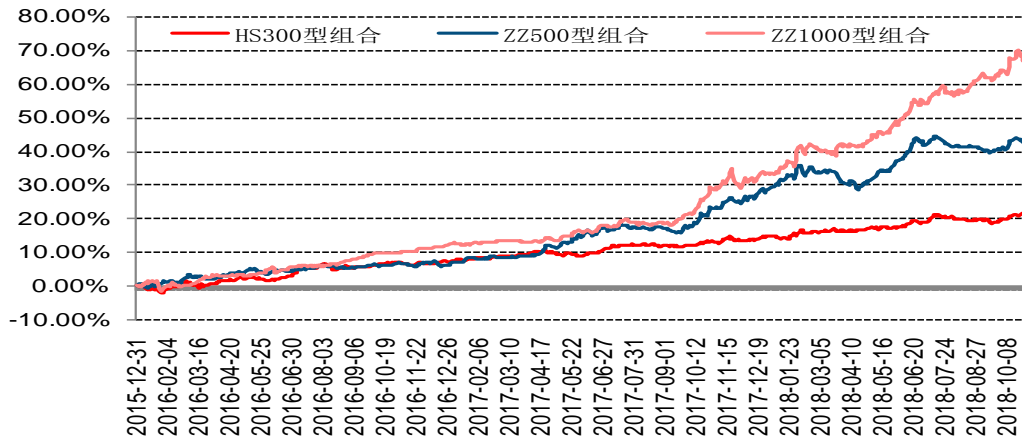
我们将基金池选定为：国内基金市场上，成立满一年且最近报告期规模大于 2 亿的偏主动管理型权益类基金（包括：普通股票型基金、偏股混合型基金、灵活配置混合型基金、平衡混合型基金、增强指数型基金）。同时，我们将市场按照规模拆分成大盘、中盘和小盘三类，并将相应的比较基准设定为：沪深 300（000300.SH）、中证 500（000905.SH）、中证 1000（000852.SH）指数。根据我们的基金量化筛选模型，将在每月末筛选出预期未来表现良好（相对基准指数）的基金组合。

**表 26：不同类型基金精选组合业绩表现（截至 2018-10-31）**

风格类型	大盘型组合	中盘型组合	小盘型组合
今年以来收益	-16.65%	-21.81%	-10.67%
今年以来超额收益	6.02%	10.82%	24.64%
累计收益	1.29%	-17.88%	-6.98%
累计超额收益	21.56%	42.01%	66.58%

数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 98：不同类型基金精选组合超额收益表现（截至 2018-10-31）



数据来源：Wind，中信建投证券研究发展部

## 分析师介绍

**丁鲁明：**同济大学金融数学硕士，中国准精算师，现任中信建投证券研究发展部金融工程方向负责人，首席分析师。10年证券从业，历任海通证券研究所金融工程高级研究员、量化资产配置方向负责人；先后从事转债、选股、高频交易、行业配置、大类资产配置等领域的量化策略研究，对大类资产配置、资产择时领域研究深入，创立国内“量化基本面”投研体系。多次荣获团队荣誉：新财富最佳分析师2009第4、2012第4、2013第1、2014第3等；水晶球最佳分析师2009第1、2013第1等。

**研究助理：王贇杰** wangyunjie@csc.com.cn 021-68821600-822

**研究助理：陈元骅** chenyuanhua@csc.com.cn 021-68821600-826

**研究助理：赵然** zhaoran@csc.com.cn 021-68821600-829

**研究助理：陈升锐** chenshengrui@csc.com.cn 021-68821600

**研究助理：段潇儒** duanxiaoru@csc.com.cn 021-68821629-808

**研究助理：胡一江** huyijiang@csc.com.cn

**研究助理：郭彦辉** guoyanhui@csc.com.cn 021-68821629

## 研究服务

### 保险组

张博 010-85130905 zhangbo@csc.com.cn

杨曦 -85130968 yangxi@csc.com.cn

郭洁 -85130212 guojie@csc.com.cn

高思雨 gaosiyu@csc.com.cn

郭畅 010-65608482 guochang@csc.com.cn

张勇 010-86451312 zhangyongzgs@csc.com.cn

王罡 021-68821600-11 wanggangbj@csc.com.cn

张宇 010-86451497 zhangyuyf@csc.com.cn

### 北京公募组

黄玮 010-85130318 huangwei@csc.com.cn

朱燕 85156403 zhuyan@csc.com.cn

任师蕙 010-8515-9274 renshihui@csc.com.cn

黄杉 010-85156350 huangshan@csc.com.cn

杨济谦 010-86451442 yangjiqian@csc.com.cn

### 私募业务组

赵倩 010-85159313 zhaoqian@csc.com.cn

### 上海销售组

李祉瑶 010-85130464 lizhiyao@csc.com.cn

黄方禅 021-68821615 huangfangchan@csc.com.cn

戴悦放 021-68821617 daiyuefang@csc.com.cn

翁起帆 021-68821600 wengqifan@csc.com.cn

李星星 021-68821600-859 lixingxing@csc.com.cn

范亚楠 021-68821600-857 fanyanan@csc.com.cn

李绮绮 021-68821867 liqiqi@csc.com.cn

薛皎 xuejiao@csc.com.cn

许敏 xuminzgs@csc.com.cn

### 深广销售组

胡倩 0755-23953981 huqian@csc.com.cn

许舒枫 0755-23953843 xushufeng@csc.com.cn

程一天 0755-82521369 chengyitian@csc.com.cn

曹莹 0755-82521369 caoyingzgs@csc.com.cn

张苗苗 020-38381071 zhangmiaomiaocsc.com.cn

廖成涛 0755-22663051 liaochengtao@csc.com.cn

陈培楷 020-38381989 chenpeikai@csc.com.cn

## 评级说明

以上证指数或者深证综指的涨跌幅为基准。

买入：未来 6 个月内相对超出市场表现 15% 以上；

增持：未来 6 个月内相对超出市场表现 5—15%；

中性：未来 6 个月内相对市场表现在-5—5% 之间；

减持：未来 6 个月内相对弱于市场表现 5—15%；

卖出：未来 6 个月内相对弱于市场表现 15% 以上。

## 重要声明

本报告仅供本公司的客户使用，本公司不会仅因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告的信息均来源于本公司认为可信的公开资料，但本公司及研究人员对这些信息的准确性和完整性不作任何保证，也不保证本报告所包含的信息或建议在本报告发出后不会发生任何变更，且本报告中的资料、意见和预测均仅反映本报告发布时的资料、意见和预测，可能在随后会作出调整。我们已力求报告内容的客观、公正，但文中的观点、结论和建议仅供参考，不构成投资者在投资、法律、会计或税务等方面的最终操作建议。本公司不就报告中的内容对投资者作出的最终操作建议做任何担保，没有任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺。投资者应自主作出投资决策并自行承担投资风险，据本报告做出的任何决策与本公司和本报告作者无关。

在法律允许的情况下，本公司及其关联机构可能会持有本报告中提到的公司所发行的证券并进行交易，也可能为这些公司提供或者争取提供投资银行、财务顾问或类似的金融服务。

本报告版权仅为本公司所有。未经本公司书面许可，任何机构和/或个人不得以任何形式翻版、复制和发布本报告。任何机构和/个人如引用、刊发本报告，须同时注明出处为中信建投证券研究发展部，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和/或修改。

本公司具备证券投资咨询业务资格，且本文作者为在中国证券业协会登记注册的证券分析师，以勤勉尽责的职业态度，独立、客观地出具本报告。本报告清晰地反映了作者的研究观点。本文作者不曾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收到任何形式的补偿。

股市有风险，入市需谨慎。

## 中信建投证券研究发展部

### 北京

东城区朝内大街 2 号凯恒中心 B 座 12 层（邮编：100010）

电话：(8610) 8513-0588

传真：(8610) 6560-8446

### 上海

浦东新区浦东南路 528 号上海证券大厦北塔 22 楼 2201 室（邮编：200120）

电话：(8621) 6882-1612

传真：(8621) 6882-1622

### 深圳

福田区益田路 6003 号荣超商务中心 B 座 22 层（邮编：518035）

电话：(0755) 8252-1369

传真：(0755) 2395-3859