

上证报-上证投资家国民教育高质量投教系列课程

上海证券报—鹏华基金 联袂推出

上海财经大学《资产配置实战课程》

应邀主讲：鹏华基金

2022年



鹏华基金管理有限公司<sup>®</sup>  
PENGHUA FUND MANAGEMENT CO., LTD



# 量化投资策略的研究框架和实践经验（上）

苏俊杰

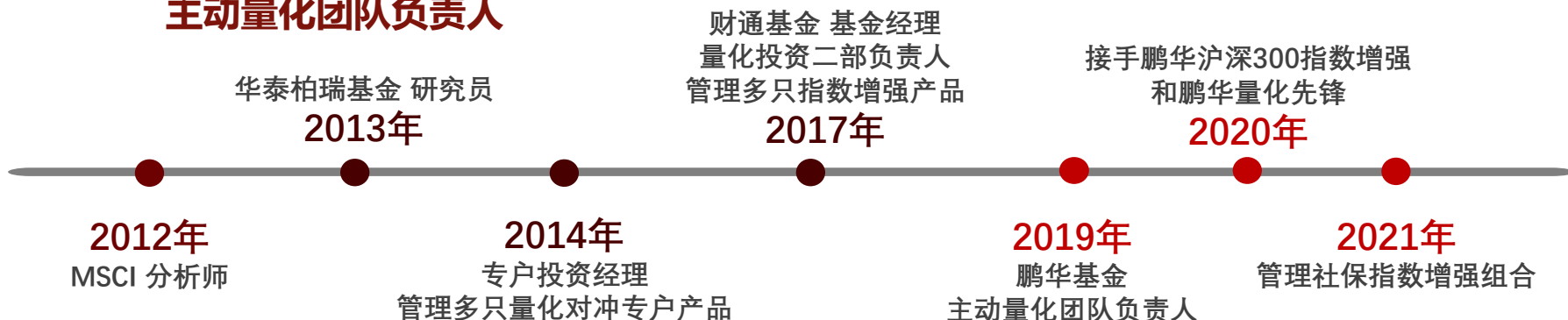
2022年12月

## 量化及衍生品投资部总经理：苏俊杰



**苏俊杰, CFA**  
**主动量化团队负责人**

- 芝加哥大学金融数学硕士，清华大学学士
- 历任MSCI Inc.分析师，华泰柏瑞基金量化投资部研究员、投资经理，财通基金基金经理、量化投资二部负责人等。
- 2019年加入鹏华基金，现任量化及衍生品投资部总经理。
- 具有10年量化投资研究经验。先后管理多只量化对冲、指数增强和主动量化产品。



量 化 投 资 与 因 子 策 略

# 01 量化投资发展与趋势

02 量化策略框架

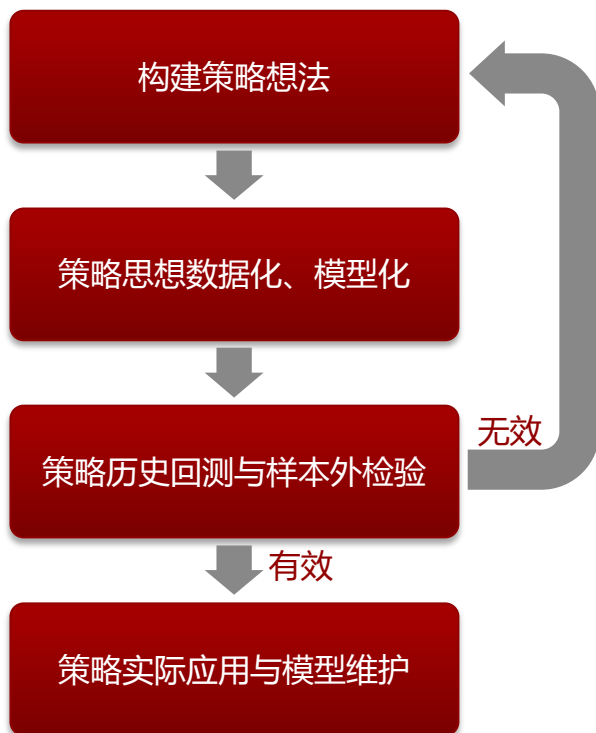
03 多因子策略

## 量化投资是什么

- 量化投资是利用计算机科技并采用一定的数学模型去践行投资理念，实现投资策略的过程，主要依靠数据和模型来寻找投资标的和投资策略。

### 量化策略开发流程

#### 量化策略开发流程图



- 第一步是**构建策略想法**。与传统的投资方式类似，量化策略开发的第一步需要有一个初步的想法，或者至少大体的方向。
- 第二步是将**策略的思想数据化与模型化**。有了初步的想法之后，寻找与策略相关能获取的数据，并根据数据获取情况，利用数学、统计等工具将策略模型化。常用的模型为**因子模型、优化模型**等。
- 第三步是**将策略在历史数据上回测，随后在样本外进行检验**。首先需要进行的是历史回测，**根据历史数据来验证交易策略的可行性和有效性**。这一过程要注意未来数据，数据窥探偏差，交易机制限制等问题。如果策略历史回测表现较好，便可以进行下一步的样本外检验，将策略放在实际市场中模拟一段时间。**样本外检验，策略效果往往会更接近于实盘中的效果**。
- 第四步是**策略实际应用与模型维护**。如果策略在检验中有效，便可以考虑将策略投入实盘交易，并进行定期维护。**维护包括检验模型实际表现、模型是否失效、模型参数是否需要调整等**。

## 量化投资是什么：量化投资 VS 传统投资

- 如果一个投资过程是由管理者利用信息人为判断的，我们称之为“传统投资”；如果资产增值过程中的决策主要基于计算机驱动模型，尤其按照固定规则计算得出，则我们称之为“量化”。

--- 弗兰克 J. 法博齐, CFA, 曾任教于耶鲁大学管理学院, 麻省理工斯隆管理学院

|      | 量化投资                              | 传统投资                           |
|------|-----------------------------------|--------------------------------|
| 代表人物 | 詹姆斯·西蒙斯等                          | 沃伦·巴菲特等                        |
| 分析方法 | 依据算法和模型                           | 依据人的经验与判断                      |
| 信息来源 | 海量数据以及多层次多方面的因素<br>(定量分析)         | 基本面及宏观经济<br>(定性分析)             |
| 投资风格 | 投资周期偏向短期                          | 投资周期偏向长期                       |
| 投资标的 | 分散化                               | 相对集中                           |
| 风险处理 | 模型回测, 力求在风险最小化前提下实现收益最大化, 并及时调整模型 | 风控措施相对简单, 更侧重与投资行业、政策以及投资合规等方面 |

## 量化投资是什么：量化投资赚什么钱？

- 量化投资旨在利用数学、统计、优化与计算机知识实现投资逻辑，控制风险并获取超额收益。与主动权益相比，量化投资是主动的人为判断和被动的模型筛选的结合，更能克服人类行为上的弱点，在获取信息和进行投资决策时体现出更多的纪律性。
- 量化投资的长期收益来源于**概率**。量化投资是长期的、系统性的，量化投资的逻辑是通过历史数据来优化和改进交易理念，并利用长期的历史数据进行检验，进而应用**统计意义**上具有显著性的模型，高效、稳定获取投资收益。实践中，这可表现为两个方面，一是定量投资不断的从历史中挖掘有望在未来重复的历史规律并且加以利用；二在组合构建上，量化投资往往依靠一组股票取胜，而不是一个或几个股票取胜。



## 量化投资是什么：量化投资赚什么钱？

- 量化投资的短期收益主要来源于**风险溢价和套利思想**。
  - **风险溢价**：风险溢价指的是承担了某种风险的风险溢价获得超额收益。每个交易者对市场风险的理解不一样，风险偏好和风险承受能力也不一样，因此量化投资提供了系统化的风险管理与控制方法，可通过调整目标风险水平来获取收益，如指数增强策略中可通过对相应风格因子的暴露控制来提升组合收益水平。
  - **套利思想**：量化投资本质上在找估值洼地，通过全面、系统性的扫描捕捉错误定价、错误估值带来的机会。定性投资经理大部分时间在琢磨哪一个企业是伟大的企业，那个股票是可以翻倍的股票；与定性投资经理不同，定量基金经理大部分精力花在分析哪里是估值洼地，哪一个品种被低估了，买入低估的，卖出高估的。

风险溢价



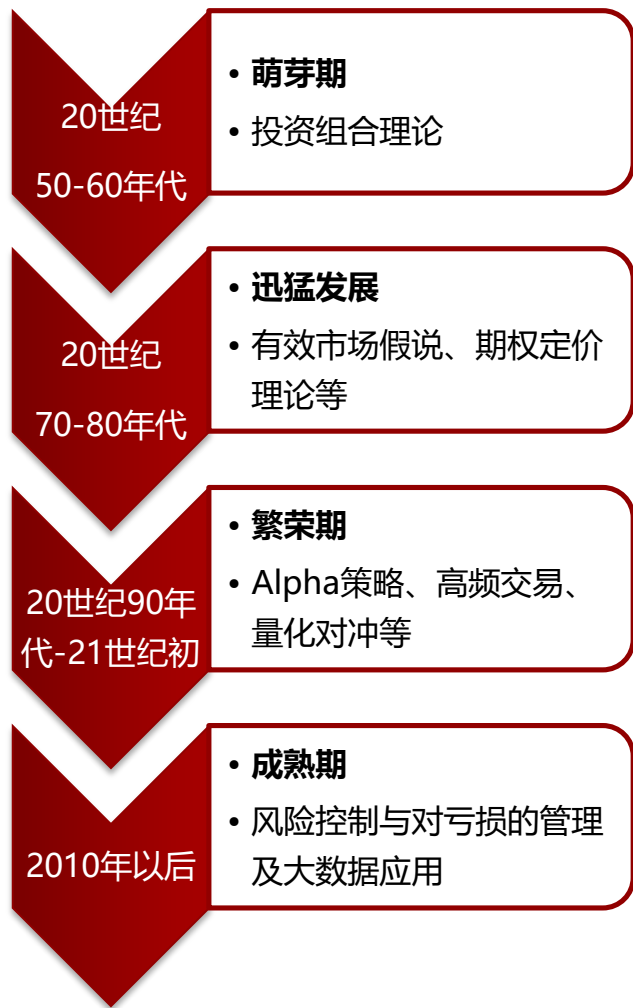
套利思想



## 海外量化投资发展史

- **20世纪50-60年代，量化思想萌芽生长。**保罗萨缪尔森等经济学家开始大量将数学工具引入经济研究当中，马科维茨在这一时期提出**投资组合理论**。
- **20世纪70-80年代，量化理论蓬勃发展。**1970年，尤金法玛提出**有效市场假说**；随后，布莱克、肖尔斯等人提出**期权定价理论**，该理论在极短时间内便被投资者与交易所投入实际应用；**统计套利策略**也在摩根士丹利等银行被发现，并投入使用。其他诸如**CAPM、APT**等著名模型也在此时期被提出。
- **20世纪90年代-21世纪初，量化技术进入发展繁荣时期。**伴随着量化理论的发展和计算机技术的不断提高，**Alpha策略、量化对冲、高频交易**等策略纷纷现世。
- **2010年以后，量化投资进入成熟阶段。**随着金融危机的结束，量化投资更加注重**风险控制与对亏损的管理**。随着时代的发展，**机器学习、人工神经网络等大数据应用**也被应用到量化投资探索之中。

## 量化技术发展历程



## 私募（对冲）基金是量化投资的主战场

- 全球范围内来看，量化对冲基金的占比相对较高，尤其是在规模排名靠前的公司中量化对冲基金占据了超过半壁江山。
- 得益于丰富的策略类型、相对稳定的收益水平以及较强的抗冲击能力，对冲基金以及量化对冲基金都长期受到各类投资者的青睐，规模增速较为稳定。

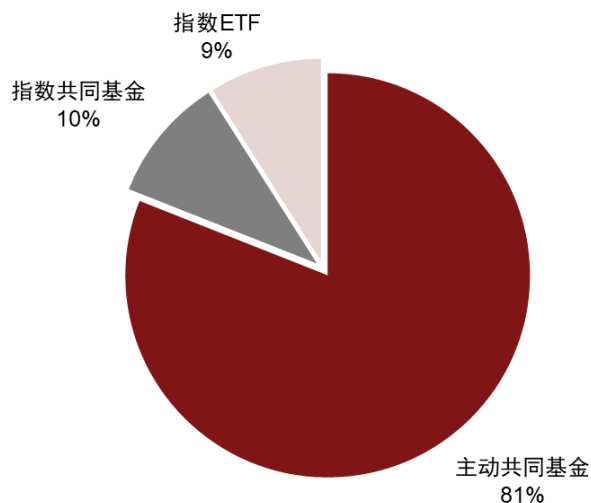
| 排名 | 管理人                                     | 创立时间 | 国家  | 规模（亿美元） | 更新时间       |
|----|---|------|-----|---------|------------|
| 1  | Millennium Management                   | 1989 | US  | 2950    | 2022/2/22  |
| 2  | Citadel Advisors                        | 1990 | US  | 2443    | 2022/3/4   |
| 3  | Bridgewater Associates                  | 1975 | US  | 2230    | 2022/2/25  |
| 4  | AQR Capital Management                  | 1998 | US  | 1644    | 2022/3/1   |
| 5  | Man Group                               | 1983 | UK  | 1486    | 2021/12/31 |
| 6  | Renaissance Technologies                | 1982 | US  | 1309    | 2021/9/22  |
| 7  | Quantitative Management Associates      | 2007 | US  | 1192    | 2021/12/6  |
| 8  | Point72 Asset Management                | 2014 | US  | 1175    | 2022/2/11  |
| 9  | D.E. Shaw Group                         | 1988 | US  | 1119    | 2022/1/13  |
| 10 | Magellan Financial Group                | 2006 | AUS | 862     | 2022/2/9   |
| 11 | H2O Asset Management                    | 2010 | UK  | 790     | 2022/1/31  |
| 12 | Elliott Management                      | 1977 | US  | 735     | 2020/11/13 |
| 13 | Two Sigma Investments                   | 2001 | US  | 689     | 2021/9/27  |
| 14 | Blackstone Alternative Asset Management | 1990 | US  | 655     | 2022/2/9   |
| 15 | Viking Global Investors                 | 1999 | US  | 592     | 2021/10/28 |
| 16 | Adage Capital Management                | 2001 | US  | 497     | 2021/3/22  |
| 17 | Tudor Investment                        | 1980 | US  | 446     | 2021/3/30  |
| 18 | Davidson Kempner Capital Management     | 1983 | US  | 422     | 2021/11/24 |
| 19 | TCI fund management                     | 2003 | UK  | 420     | 2021/9/30  |
| 20 | Farallon Capital Management             | 1986 | US  | 379     | 2022/2/14  |

资料来源：各公司ADV表格或公司官网披露

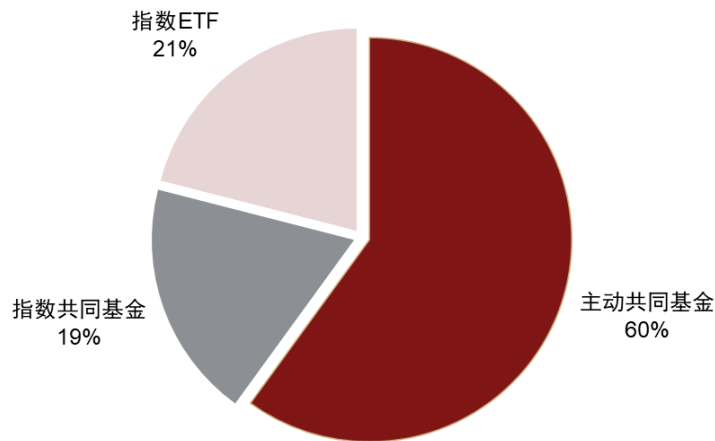
## 公募（共同）基金中被动量化基金占比快速提升

- 近年来美国被动指数产品持续扩容，指数共同基金和指数ETF 规模增长迅速。
- 根据ICI 数据，2010 年被动量化基金（包括指数共同基金和指数ETF）在基金市场规模占比约为19%，到2020年占比已大幅提升至40%，而主动管理型基金规模占比压缩至60%。

2010年与2020年不同类型基金占比



2010年总规模：9.9万亿美元



2020年总规模：24.9万亿美元

资料来源：ICI

## 公募量化

- 美国共同基金中被动指数基金规模的快速提升，其可能的原因包含几个方面：

### 收益因素

- 历史数据显示美国的被动指数基金中长期内明显跑赢主动型基金

### 成本因素

- 被动指数基金管理费用整体上低于主动型基金

### 模式因素

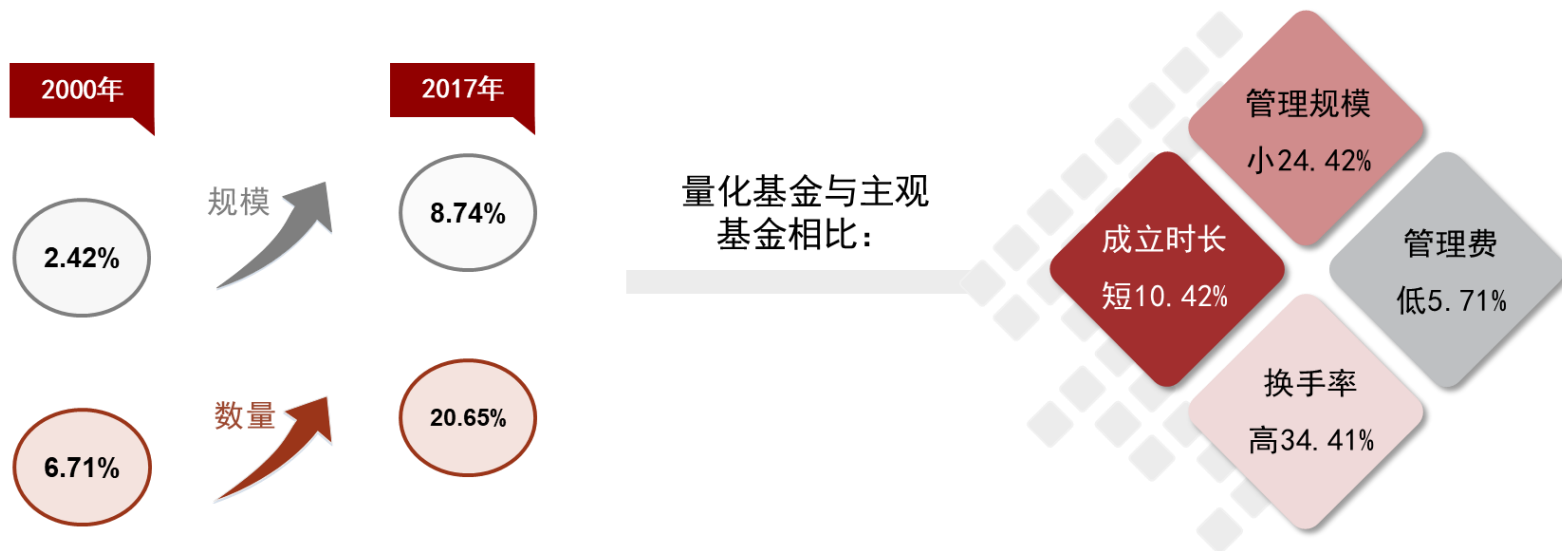
- 智能投顾的发展引导美国的基金商业模式发生变化，由于被动类产品体系更加丰富，更加贴合投顾的配置需求

### 代理问题

- 投资者与主动基金经理之间可能会存在信息不对称，代理问题难以消除，而被动指数基金则基本不存在这一问题

## 公募（共同）基金中主动量化基金规模稳步增长

- 近年来美国被动指数产品持续扩容，指数共同基金和指数ETF 规模增长迅速。
- 与主观基金相比，量化基金的成立时长更短、管理规模更小、管理费更低、换手率更高。



资料来源：Abis(2020)

## 场外产品不断创新，产品丰富度提升

- 根据BIS（国际清算银行）的场外衍生品交易数据显示，全球场外衍生品2021年存续合约金额为610万亿美元。
- 结构化产品在经历2008年的金融危机后市场热度一度萎靡，近年来随着新型指数发展和产品结构上的创新，结构化产品的市场规模不断回复。
- 彭博资讯2019年估计全球结构化产品存续合约金额超过7万亿美元，其中零售规模和机构交易规模比例大约为1: 2，总规模超过同期ETF产品规模。

### 初始发展期（1980-1990）

- 在1986年标普500指数联动票据推出之后，结构性产品的发行量开始逐步增长
- 产品设计简单、期权交易模式单一、发行人为扩大融资或降低融资成本使得初始产品风险较小，并希望其部分替代存款的功能

### 快速发展期（1990-2008）

- 产品规模高速增长，产品类型迅速增多，如嵌入期权、彩虹期权、障碍期权等。
- 发行目的从提供存款替代保本产品逐渐转变为赚取佣金和手续费收入。

### 调整期（2008-2018）

- 2008年的次贷危机暴露出结构性产品背后的高风险，市场热情逐渐消退，交易量下降明显。
- 某些衍生品设计缺陷被发现，产品设计者反思并调整结构化产品的结构。

### 新发展期（2018-）

- 结构化产品底层资产指数化，主题与策略类型底层指数得到发展。
- 结构化产品结构进一步创新，产品类别丰富度提高。

资料来源：SRP

## 国内量化投资发展史

2004年

**摸索阶段，公募量化基金创立**

2004年，国内先后成立了两支量化基金：光大保德信量化核心基金和上投摩根阿尔法基金，但其投资理念仍偏向传统价值投资，对于量化理论的研究和应用仍处于**摸索阶段**。

2009年

**海归量化人才归国**

2009年，金融危机后，随着大量海外量化研究人才回国，嘉实量化阿尔法、中海量化策略、长盛量化红利策略、富国沪深300增强等量化基金相继成立。量化投资**逐渐热门**起来。

2015年以后

**行业走向精细化**

2016年底市场风格转变，部分量化基金遭受了巨大的冲击，赚快钱的时代结束。伴随着日益激烈的竞争，量化策略越来越丰富，行业也**日益精细化**。

2009-2015年

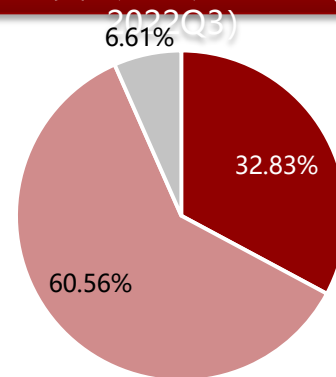
**我国量化投资的黄金阶段**

2010年-2015年，伴随着股指期货的上市，我国量化投资进入**黄金阶段**。公募量化，**尤以指数增强策略在这一时期发展迅猛**。私募方面，金锝资产、九坤投资、锐天投资、灵均投资、明法投资、幻方量化等纷纷创立...

## 国内公募量化产品

- 根据Wind分类，国内公募的量化产品可以分为**指数增强**、**主动量化**和**量化对冲**三种类型，截至2022年9月30日，产品规模分别为**1316.2亿元**、**713.5亿元**和**143.7亿元**。
- 整体而言，公募主动量化产品**以指数增强型为主**，市场份额**超五成**，其次为**主动量化**产品。

公募各类型产品规模占比（截至2022Q3）



■ 主动量化 ■ 指数增强 ■ 量化对冲

### 指数增强基金

- **在被动跟踪指数的基础上，通过基金经理的主动管理能力来增厚收益**
- 最终收益由基准指数产生的收益与增强产生的超额收益共同组成

### 主动量化基金

- **采用量化投资策略进行投资组合管理，挖掘具有良好收益特征的投资标的**
- 投资方式非常灵活，常见的有量化选股、量化择时、统计套利、股指期货套利等

### 量化对冲基金

- **使用量化策略对冲组合的Beta，以获取纯Alpha为目的**
- 基金投资范围广、投资策略灵活，有较好的的风险调整收益，同时与主要市场指数相关性低

资料来源：wind

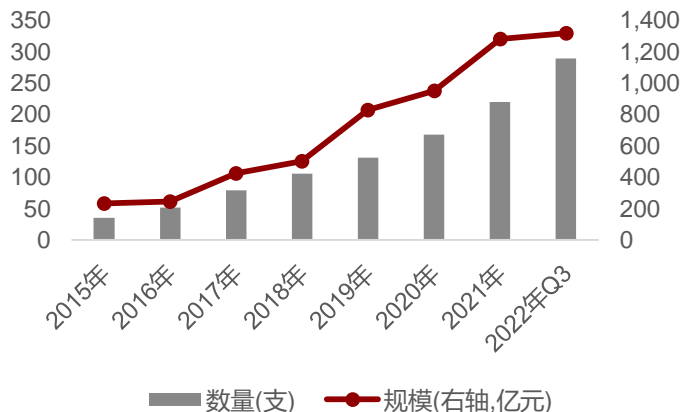


## 国内公募量化产品——指数增强产品情况

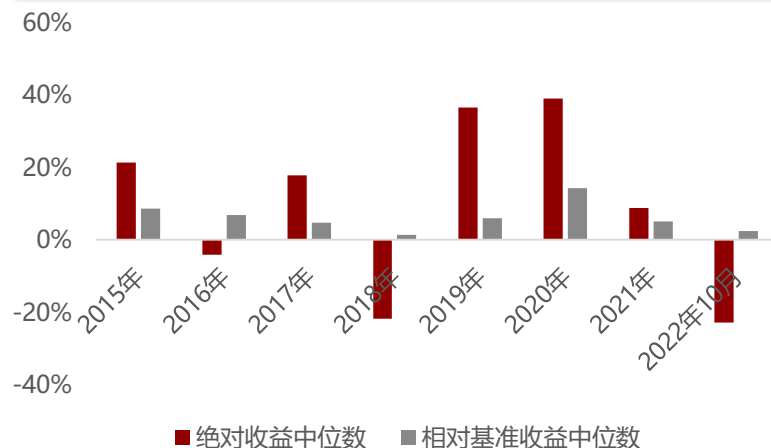
- 指数增强基金持有人在收获指数收益的同时，还能够享受到较为稳定的超额收益，相对于被动指数投资性价比更优；其大多使用数量化规则化的方法进行筛选，且没有持仓数量的上限；同时，其往往通过分散化的投资分散股票的特异风险，以获取alpha因子的纯粹收益。**整体而言，我国指数增强产品能够实现相对基准的超额收益。**
- 指数增强基金近年来逐渐受到市场关注，自2016年以来规模和数量均稳步上升。**目前，全市场指数增强产品有289支，总规模超1316亿。**

· 市场上第一支指数增强产品为**易方达上证50增强 (110003.OF)**，该产品成立于2004年3月22日。该产品以上证50指数作为目标指数，在资产配置上追求充分投资；基本依据目标指数的成分股构成权重，基于基本面研究进行有限度的优化调整，并借助数量化投资分析技术构造和调整指数化投资组合。

### 公募指数增强产品数量与规模发展情况（截至2022Q3）



### 公募指数增强产品业绩（截至2022年10月31日）



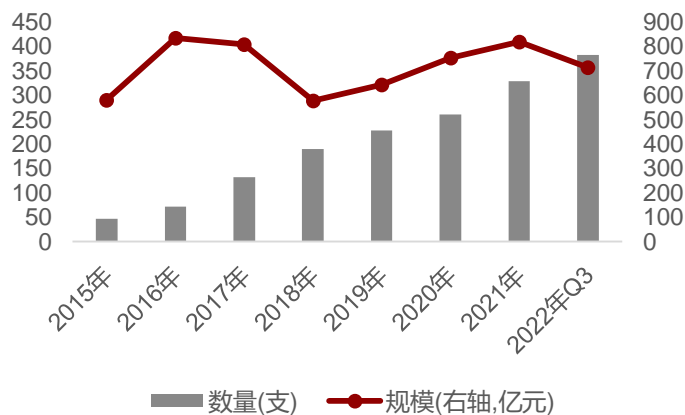
资料来源：wind

## 国内公募量化产品——主动量化产品情况

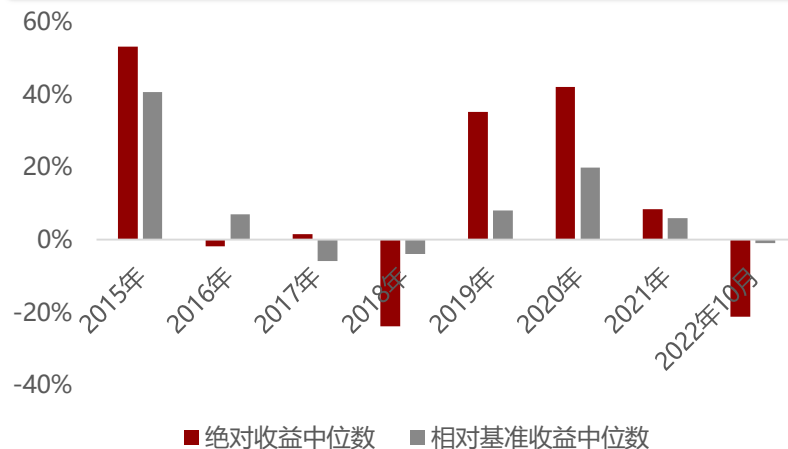
- 主动型量化基金采用量化投资策略进行投资组合管理，挖掘具有良好收益特征的投资标的；与指数增强型基金相比，其没有严格的跟踪误差约束；与对冲型量化基金相比，其通常不要求对冲市场的Beta风险以获取Alpha收益。**综合而言，主动型量化基金是一类相对宽松的基金产品。**
- 主动型量化基金的数目逐年稳步上升，规模反复起落。2018年后规模稳步增长，至2022年规模略有回落。**目前，全市场主动量化产品有382支，总规模为713.5亿元。**

· 市场上第一支主动量化产品为**光大核心(360001.OF)**，该产品成立于2004年8月27日。该产品一方面采用多因子模型对所有股票的预期收益率进行估算从而决定投资组合是否持有该股票；另一方面，从行业与个股角度进行风控，最终通过组合优化的方式构建投资组合。

公募主动量化产品数量与规模发展情况（截至2022Q3）



公募主动量化产品业绩（截至2022年10月31日）



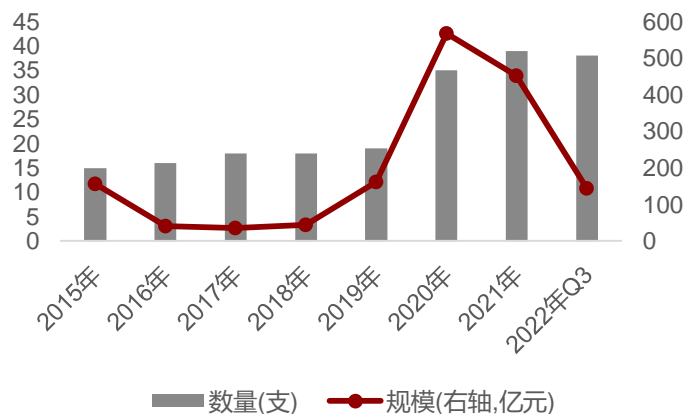
资料来源：wind

## 国内公募量化产品——量化对冲产品情况

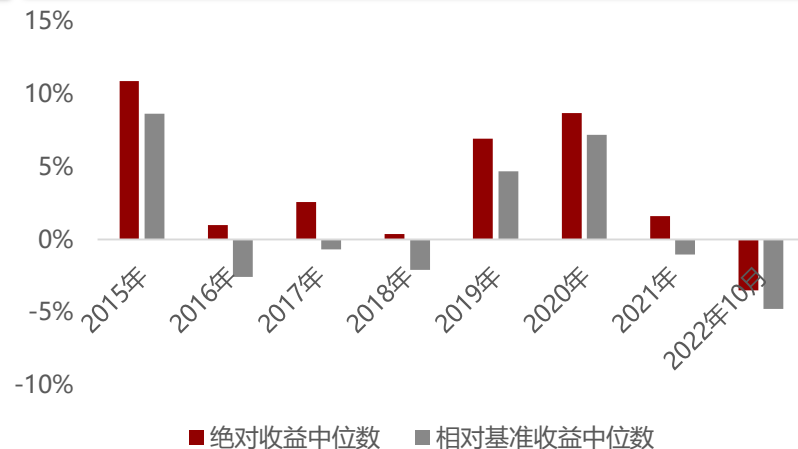
- 量化对冲基金的收益来源主要包括三个部分：Alpha对冲收益、其他绝对收益和其他投资策略收益；投资范围广、投资策略灵活，有更好的风险调整收益，同时与主要市场指数相关性低、具备资产配置价值。
- 国内量化对冲产品在2015年规模一度达超157亿，随后受熊市冲击规模有所萎缩，随后量化对冲产品再度迅速扩张。**2021年至今受市场冲击规模萎缩严重。目前，量化对冲基金总体规模为144亿元，数量为38支。**

· 市场上第一支量化对冲产品为**嘉实绝对收益策略 (000414.OF)**，该产品成立于2013年12月6日。该产品以市场中性投资策略为主的多种绝对收益策略，剥离系统性风险，力争实现稳定的绝对回报。具体包括：市场中性投资策略、其他绝对收益策略、债券投资策略、衍生品投资策略。

### 公募量化对冲产品数量与规模发展情况 (截至2022Q3)



### 公募量化对冲产品业绩 (截至2022年10月31日)



资料来源：wind

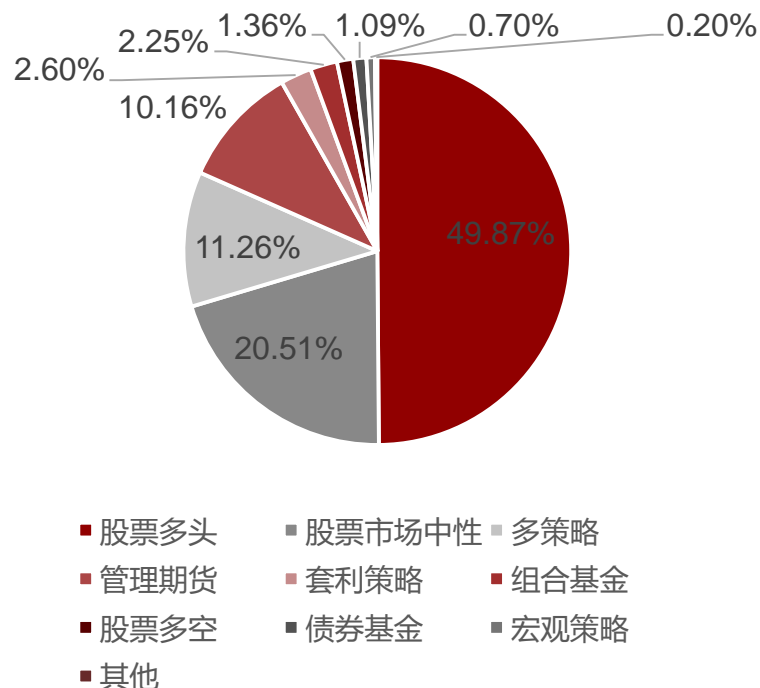
## 国内私募量化产品

- 根据朝阳永续提供的数据，目前市场上存续的量化私募基金产品中，数量最多的是**股票多头产品**，达11258支，占私募量化基金的49.87%；其次为**股票市场中性产品**，数量为4631支；**多策略产品**位居第三，数量为2541支。

私募不同量化策略产品市场存续数量

| 产品分类   | 存续数量   | 占比      |
|--------|--------|---------|
| 股票多头   | 11258支 | 49.87%  |
| 股票市场中性 | 4631支  | 20.51%  |
| 多策略    | 2541支  | 11.26%  |
| 管理期货   | 2294支  | 10.16%  |
| 套利策略   | 588支   | 2.60%   |
| 组合基金   | 508支   | 2.25%   |
| 股票多空   | 306支   | 1.36%   |
| 债券基金   | 246支   | 1.09%   |
| 宏观策略   | 158支   | 0.70%   |
| 其他     | 45支    | 0.20%   |
| 总计     | 22575支 | 100.00% |

私募不同量化策略产品市场存续数量占比



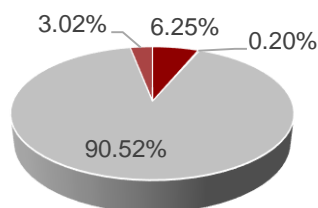
资料来源：朝阳永续，数据截止至2022年10月31日

## 国内私募量化产品

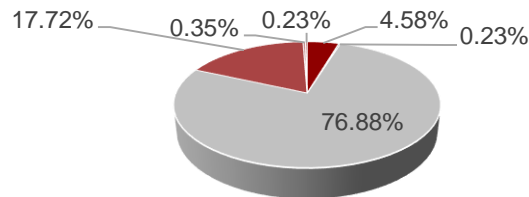
- 以三家头部量化私募为例，量化私募券商投资主要以股权为主，主要的投资类型为**股票多头**、**股票市场中性**与**多策略**。

三家头部量化私募产品及占比（幻方、灵均、明汭）

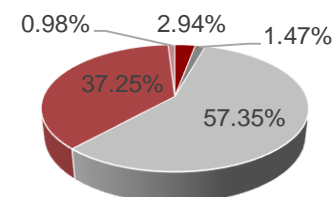
| 投资类型   | 基金数量 | 占比     | 投资类型   | 基金数量 | 占比     | 投资类型   | 基金数量 | 占比     |
|--------|------|--------|--------|------|--------|--------|------|--------|
| 多策略    | 31   | 6.25%  | 多策略    | 39   | 4.58%  | 多策略    | 6    | 2.94%  |
| 股票多空   | 1    | 0.20%  | 股票多空   | 2    | 0.23%  | 股票多空   | 3    | 1.47%  |
| 股票多头   | 449  | 90.52% | 股票多头   | 655  | 76.88% | 股票多头   | 117  | 57.35% |
| 股票市场中性 | 15   | 3.02%  | 股票市场中性 | 151  | 17.72% | 股票市场中性 | 76   | 37.25% |
|        |      |        | 管理期货   | 3    | 0.35%  | 管理期货   | 2    | 0.98%  |
|        |      |        | 其他     | 2    | 0.23%  |        |      |        |



■ 多策略 ■ 股票多空 ■ 股票多头 ■ 股票市场中性



■ 多策略 ■ 股票多空 ■ 股票多头  
■ 股票市场中性 ■ 管理期货 ■ 其他

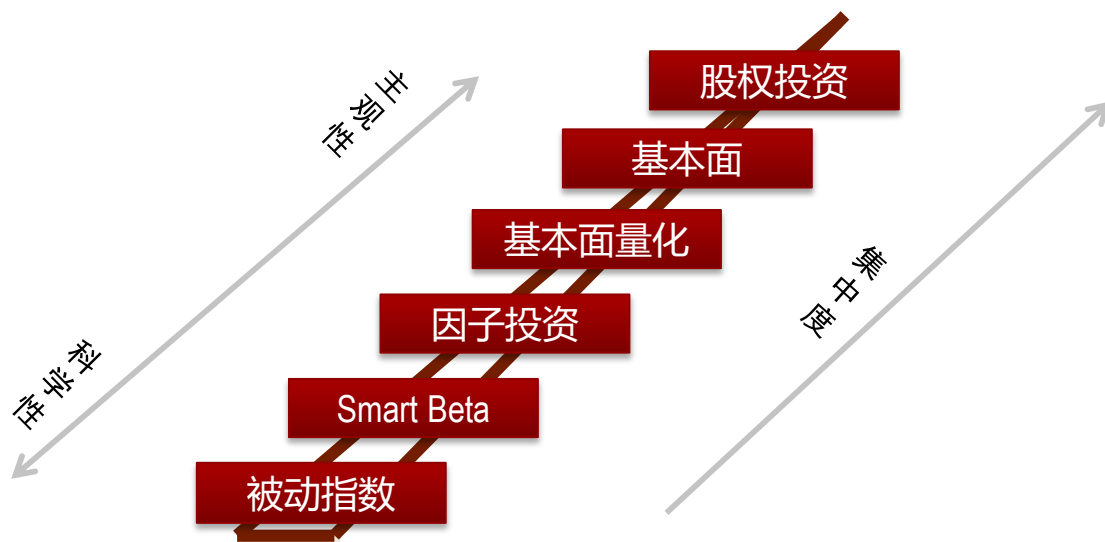


■ 多策略 ■ 股票多空 ■ 股票多头  
■ 股票市场中性 ■ 管理期货

资料来源：朝阳永续，数据截止至2022年10月31日

## 基本面量化的发展是两个方向的相互融合

- 传统基本面投资更多依赖于投资经理和分析师的分析框架，更注重基本面逻辑层面的推演和分析，自下而上的根据公司质量来进行选股，同时也会自上而下的基于宏观、中观等状态分析其对于行业或板块的影响。
- 量化投资整体而言更为体系化和系统化，利用计算机模型和算法以及大量的数据来确定趋势和模式，从而更有效地尝试预测未来的证券价格走势。
- 基本面量化就是投资科学性和艺术性的有机结合，而它的崛起某种程度上也与另类数据的流行密切相关。



## 另类数据与机器学习的结合是新的趋势

- 非结构化数据的处理需要NLP等机器学习模型



- 高频数据中信号的挖掘也离不开机器学习模型

机器学习模型：运算能力、非线性处理、算法效率...



资料来源：格林尼治协会

## 量化策略与量化产品的未来展望

### 1、主动投资与量化投资水乳交融

- 主动投资与量化投资均为投资市场的重要手段，且二者相关性低，互补性高，深度融合后有望大大扩展投资策略的边界。
- 主动投资可以根据投资者的经验和观察到的市场异动，调整与丰富量化策略；量化技术可以在提升投研信息提取效率、促进交易流程自动化、产品工具化与配置化上为主动投资添砖加瓦，同时量化技术还有助于主动投资的科学评测与归因分析。

### 2、市场竞争加剧，Beta多样化，Alpha稀缺化

- 随着国内公募对量化投资的愈发重视，以及海外投资机构在国内进行量化投资的加速布局，量化基金的行业竞争有望进一步加剧，真正的Alpha将愈发稀缺。投资机构需要不断进化迭代策略与技术，建立多资产、多策略的投研框架布局，以应对日渐激烈的竞争与日渐稀缺的Alpha。
- 此外，随着国内衍生品等金融工具的放开与完善，Beta的形式有望进一步多样化与低成本化。

### 3、Smart Beta基金优势突出，未来发展可期

- Smart Beta通过增强一个或多个不同因子的特征，对基金资产在选股及个股权重上进行优化。Smart Beta策略优势明显：1) 通过风险加权分散组合的风险；2) 通过筛股获得更好的收益；3) 突破市值加权指数的限制，提供更灵活多元的投资组合策略；4) 规则化、透明化、低成本、高效率。
- 目前海外Smart Beta整体发展迅速且已较完善，国内仍有较大发展空间。

### 4、人工智能谱写量化基金发展的无限可能

- 人工智能是计算机科学的分支之一，它试图了解智能的实质，并生产出一种以人类智能相似的方式进行感知、判别与决策的智能机器。
- 将人工智能技术应用于量化交易领域时，相比于传统的传统量化交易策略，具有自动化优势与非线性优势，同时更有充分挖掘海量数据中隐藏的规律的潜力。无论在收益率预测、资产组合、资产定价、文本分析还是交易执行环节，人工智能技术都有其用武之地。



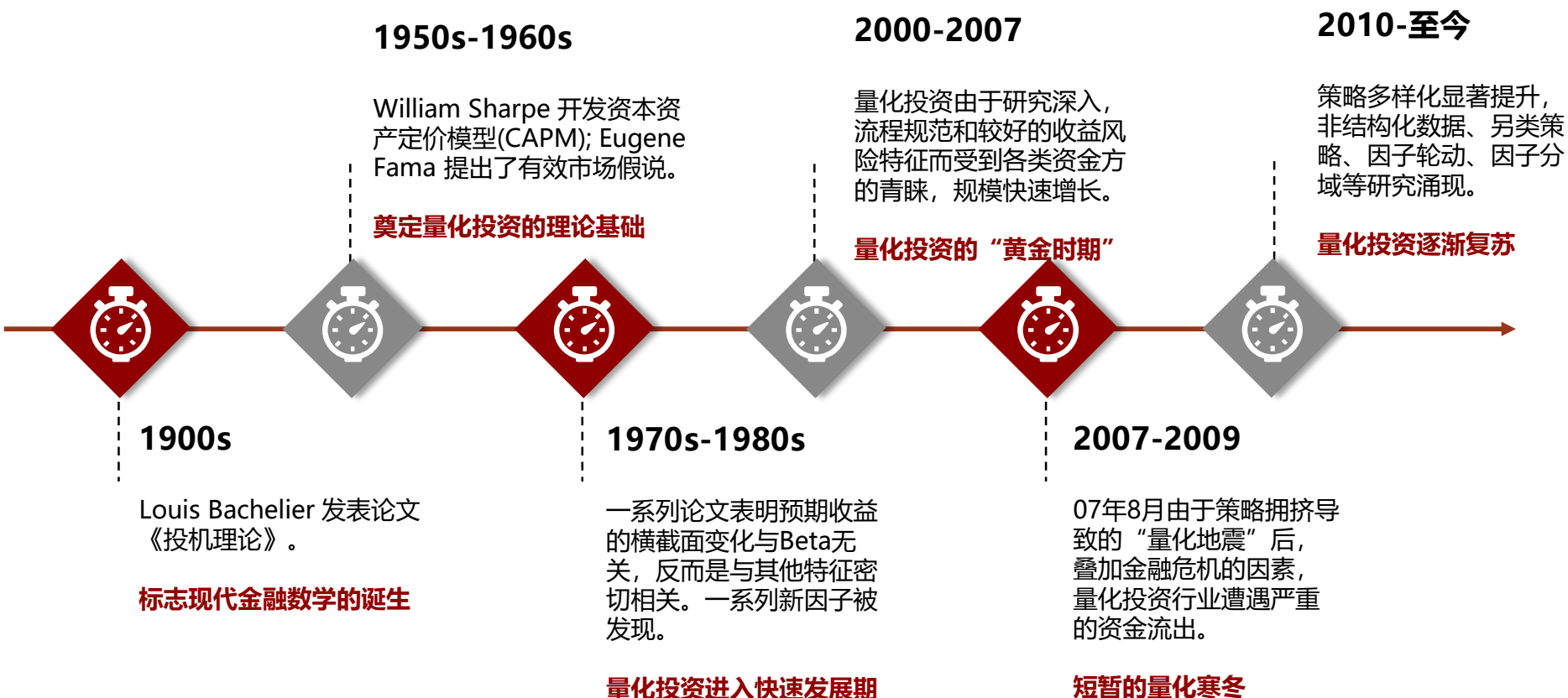
量 化 投 资 与 因 子 策 略

01 量化投资发展与趋势

02 量化策略框架

03 多因子策略

## 量化策略发展：从传统量化到多元&另类模型



## 国内量化策略总览

- 整体而言，国内量化策略经历了两个阶段。
  - 第一阶段（2015年以前），量化策略以**中低频交易**为主，公募量化策略大致包括**量化选股策略**和**量化对冲策略**，与公募相比，私募的量化策略更加丰富，**期货策略、期权策略、债券策略**等也是常用手段。
  - 第二阶段（2015年以后），量化策略逐步步入**精细化和高频时代**。高频交易目前尚无被广泛接受的权威定义，一般认为高频交易有如下几个特征：
    - 1) 由计算机自动完成的程序化交易；
    - 2) 交易量大幅高于传统交易策略；
    - 3) 持仓时间很短，日内交易次数很多；
    - 4) 每笔收益率很低，但是总体收益稳定。



## 中低频策略——量化选股策略

**量化选股模型：利用数量化的方法选择股票组合，以期构建的股票组合能够获得较高收益。**其中，多因子策略是量化选股领域应用最为广泛的策略之一，将在后续部分对其进行详细介绍。

### 多因子模型

假设股票收益率是由一系列因素（即因子）决定的，根据金融理论或市场经验寻找这些因子，然后通过对历史数据的拟合和统计分析进行验证和筛选，最后以因子作为选股标准。

### 事件驱动模型

在提前挖掘和深入分析可能造成股价异常波动的事件基础上，通过充分把握交易时机获取超额投资回报。可以用于事件驱动策略的事件具有较明确的时间和内容，能影响部分投资者的行为，进而影响股价短期波动，如CEO变更、派息、拆股等。

### 基本面量化模型

基本面投资和量化投资的融合，将计算机算法与人类的分析结合起来的一种1+1>2的新型投资方式

## 量化选股常见数据来源

- **财务数据**（包括财务总账及报表数据，以及将其与数学模型结合计算得出的财务分析数据）
- **量价数据**（刻画成交量、价格或二者关系，投资者据其预测投资标的的走势，寻找买卖点）
- **分析师预期数据**（分析师对投资标未来涨跌等形式的预判数据）
- **资金流数据**（刻画投资标的资金流向，分析成交量和成交金额的方向以反映市场资金的选择）
- **另类数据**（如卫星图像、手机活动、信用卡交易和社会情绪之类的非传统数据）

## 中低频策略——量化对冲策略

**量化对冲策略：通过衍生品或者做空股票等对冲方法来对冲掉系统风险，以获取绝对收益**

- **多头部分：**量化对冲策略通常也需要收益预测模型与风险控制模型来构建策略的多头部分，由收益预测模型发掘超额收益能力，由风险控制模型控制策略风险。
- **空头部分：**由于我国市场对做空的限制，空头部分往往由期货和期权等衍生品构成。通过空头部分，量化对冲产品能够在一定程度上规避一些系统性风险的冲击。
- 此外，包括跨期套利、跨品种套利、期现套利等套利复合策略也常常在量化对冲策略中使用。

### 常见量化对冲模型

股票市场中性策略

Alpha策略，从消除市场系统性风险（Beta）的角度出发，通过同时构建多头和空头头寸对冲市场风险，以期获得较稳定的绝对收益。

股票多空策略

通过多头和空头的组合布局，降低整体基金的净头寸，分散系统性风险，从而获得与市场低相关的绝对收益量化对冲策略。

CTA（期货管理）策略

商品交易顾问对商品等投资标的的走势做出预判，通过期货期权等衍生品在投资中进行做多、做空或多空双向的投资操作，为投资者获取来自于传统股票、债券等资产类别之外的投资回报。

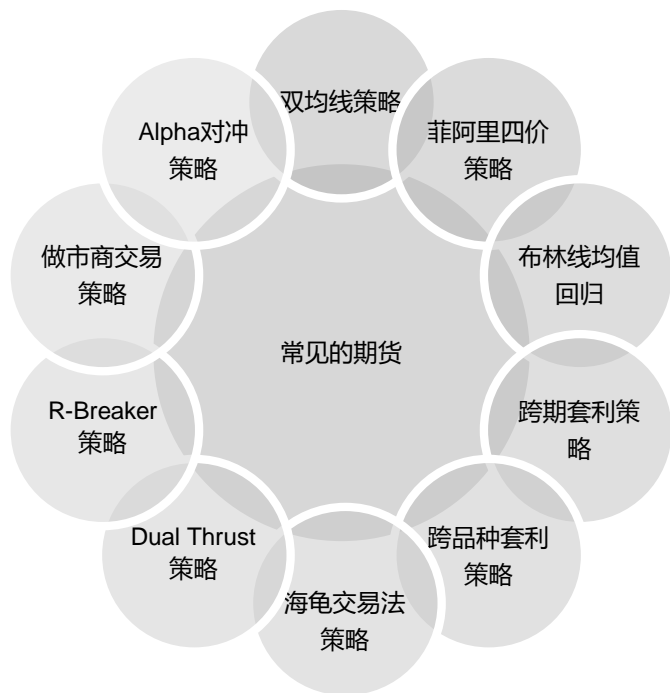
套利策略

当两个或多个相关品种的价格出现定价错误后，在价格回归的过程中，通过买入相对低估的品种，卖出相对高估的品种获利。

## 中低频策略——期货策略&期权策略

### 期货策略

由于期货交易面临价格风险、委托风险、交易风险、交割风险、投资者自身导致的风险等诸多风险因素，在构建期货策略的过程中，**完善风险监控和处置机制**有着颇为重要的意义。



### 期权策略

期权也被称为选择权，是一种**能在未来某特定时间以特定价格买入或卖出一定数量的某种特定商品的权利**。由期权的概念可知，期权建立在期货的基础之上，给予投资者购入或出售标的资产的权利。

#### 1.方向性交易策略

- 利用期权杠杆特性进行方向性交易

#### 1.波动率交易策略

- 波动率是期权交易中非常重要的观察角度

#### 1.套利策略

- 如平价套利、箱体套利、凸性套利、边界套利等

#### 1.套保策略

- 如备兑开仓策略/保护性看跌期权策略等

## 高频策略

### 部分常见的高频交易策略

- **造市交易**：通过提交限价买入或卖出委托赚取买卖盘差价
- **收报机交易**：通过监视报价和交易量等市场数据，提前分析尚未被新闻报道的消息，进而获利
- **事件套利**：某些重复性事件会对一些特定的证券产生短期的、可预见的影响
- **统计套利**：通过发掘哪些证券发生了暂时性的、可预测的统计偏离，进而获利
- **新闻交易**：对各种数字渠道获取的公司动态进行语义分析，以在人类之前对动态做出反应
- **低延迟策略**：依靠在不同市场间极小的信息获取的速度优势来谋利
- **订单属性策略**：通过市场的订单属性识别次优价格的订单，更精确预测价格变化

- **高频策略的速度很快且收益相对稳定。然而高频策略的缺陷也很明显，主要体现在：**

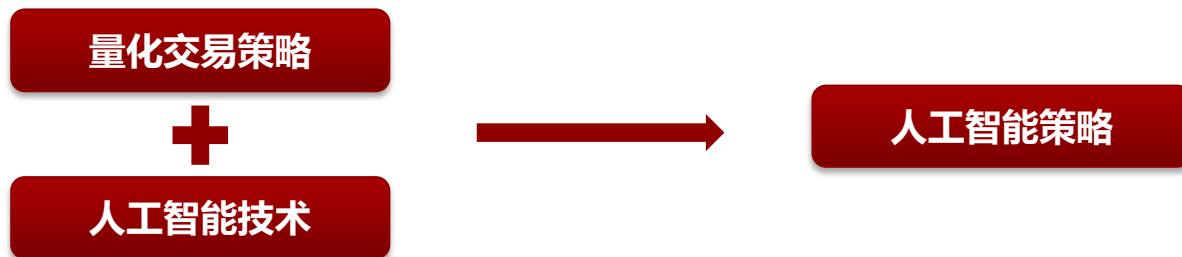
(1) 策略容量的限制相对中低频策略更大，若策略规模达到市场容量上限，交易策略将发生拥堵，市场摩擦成本将显著增大，产品收益率将较难提升；

(2) 高频策略主要关注市场的短期波动。如若市场结构发生变化，原有的因子可能失效，因此高频交易团队需要不断挖掘新的因子。

- **正因为高频交易的以上缺陷，早在2018年时，就有部分量化私募主动减少高频交易，加大中低频交易策略的布局力度。**

## 量化策略新发展：人工智能策略

- 伴随着计算机水平的高速发展，我国量化也随着海外量化一同进入了**大数据时代**。这一阶段，数据清洗、数据关联变得愈发重要，在智能化基础上进行推导、建模，通过大数据方法，由计算机深度学习，归纳知识图谱，生成策略。
- **人工智能**是计算机科学的分支之一，它试图了解智能的实质并生产出一种以人类智能相似的方式进行感知、判别与决策的智能机器。近年来人工智能技术正高速发展并逐渐向各行各业渗透，改善产业链结构并提升信息利用效率。



### ◆ 常见的人工智能模型

常见的人工智能模型主要分为**线性模型**、**树模型**、**集成学习模型**、**神经网络模型**、**图模型**、**聚类和降维领域模型**、**在线机器学习与强化学习领域模型**。



## 量化策略新发展：人工智能策略

### ◆ 人工智能在金融领域的应用

在金融领域，人工智能（AI）技术主要有四类应用：自动报告生成、金融智能搜索、构建人工智能量化交易策略和智能投顾。其中，**基于自然语言处理技术的自动报告生成与基于推荐搜索技术的金融智能搜索**为交易策略的构建提供了间接帮助。

#### 自动报告生成

- 利用大数据和多种机器学习技术，自动实现从信息检索到研报生成的一步跨越

#### 金融智能搜索与推荐

- 利用自然语言处理及智能搜索、推荐技术，为投资者提供精准、多样、直观、信噪比低的智能搜索与推荐服务

#### 构建AI量化交易策略

- 利用人工智能技术学习海量市场数据间的复杂关系构建智能投资策略

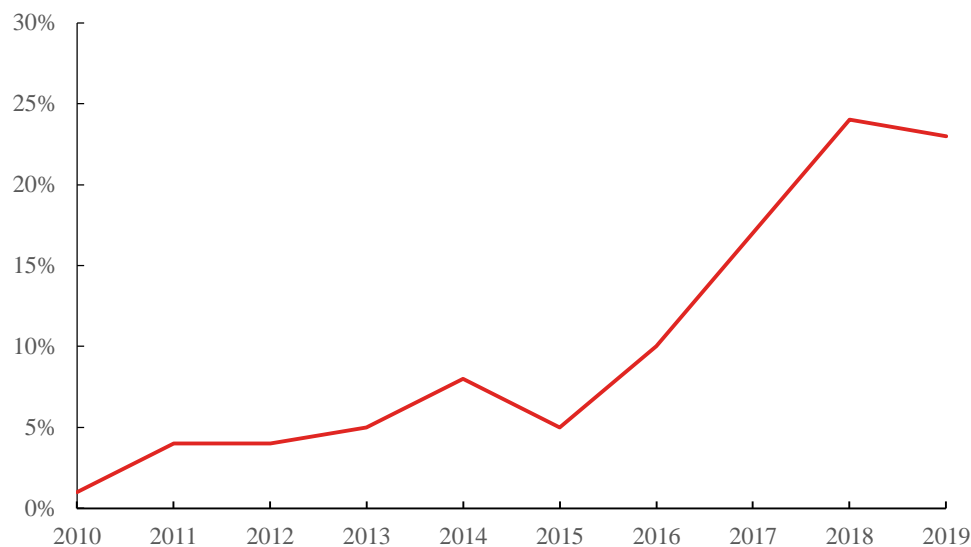
#### 智能投顾

- 通过已搭建的数据模型和后台算法，结合投资者的财务状况、风险偏好等提供定制化的理财建议

## 量化策略新发展：人工智能策略

- 相比于传统量化交易策略，人工智能策略具有自动化优势与非线性优势，更有充分挖掘海量数据中隐藏的规律的潜力。无论在收益率预测、组合构建、资产定价、文本分析还是交易执行环节，人工智能技术都有其用武之地。
- 随着人工智能领域感知、预测、决策技术如火如荼的发展，全球新发行的对冲基金中使用人工智能技术的公司比例正逐年提升。最近几年，国内头部私募相继大力招聘人工智能领域的优秀人才，同时投入巨额资金构建人工智能投研架构，可见该技术在国内外量化领域方兴未艾。

使用人工智能技术的全球对冲基金发行占比情况 (2010-2019)



资料来源：Preqin

量 化 投 资 与 因 子 策 略

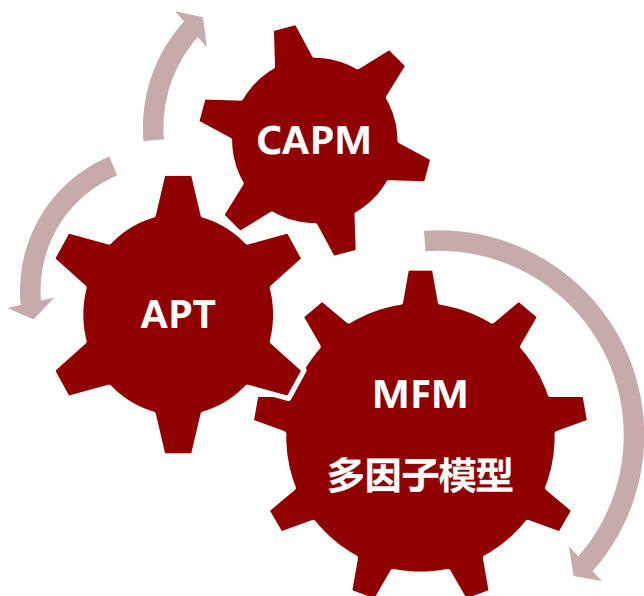
01 量化投资发展与趋势

02 量化策略框架

03 多因子策略框架

## 基于APT理论的多因子模型

- 根据现代金融理论的定义，投资组合获取的收益可以分解为两个部分：来自市场的收益Beta，和超出市场的收益Alpha
- 股票二级市场的多因子模型可以理解为将N只股票的收益率分解为M个因子的线性组合与未被因子解释的残差项



多因子模型 (MFM) 可做如下的表示:

$$r_i = \beta_{i1} * f_1 + \beta_{i2} * f_2 + \beta_{i3} * f_3 + \beta_{i4} * f_4 + \dots + \beta_{iM} * f_M + \mu_i$$

$$\text{即: } r_i = \sum_{j=1}^M \beta_{ij} * f_j + \mu_i$$

$\beta_{ij}$ 表示股票i在因子j上的因子暴露 (Factor loading)

$f_j$ 表示因子收益

$\mu_i$ 表示股票i的残差收益

## 什么是多因子？

### 什么是多因子量化投资体系

- 通过捕捉多种驱动股票价格变化的因素，对股票的**预期收益率**和**风险**进行预测，并在此基础上构建相应投资组合的积极型投资管理过程。
- 多因子策略特征：
  - (1) 能够综合各方面信息得出一个优化结果；
  - (2) 模型表现较为稳定，因为在不同的市场状态下，总有一些因子会发挥作用；
  - (3) 可以与近年来发展迅速的人工智能尤其是深度学习技术实现完美融合。



### 多因子量化投资过程



- 尽管影响市场的因素多种多样且处于动态变化中，但总会有一些因子在一定的时期内能发挥较稳定的作用，我们可以**根据理论或经验去寻找这些能在某段时间内发挥较稳定作用的因子**；接着通过对历史数据的拟合和统计分析进行验证和筛选，得到因子组合；最后将筛选所得因子的组合作为选股标准，从而构建股票组合。

## 多因子模型构建流程

### 多因子模型构建流程图



## 准备工作——数据管理

### 数据管理的基本原则

- 尽可能以统一的逻辑形成组织数据
- 尽可能使用时点数据
  - 数据时滞性假设 → 数据一出来你就知道
  - 前视偏差 → 窥探了未来
  - 生存偏差 → 上市公司退市
- 原生性问题

### 数据管理的基础工作：数据预处理

- **在进行因子测试前，我们需要对数据进行预处理，以便更好的探究数据规律。**根据数据的特征不同和不同目标，数据预处理有不同的环节，主要包括异常值处理、标准化、缺失值处理、正交化。
  - **异常值处理**：确定数据指标的上下限阈值，将超过阈值剔除，以减少极端数据的影响；
  - **标准化**：不同因子的量纲不同，将数据按某一比例进行缩放，以实现不同指标的可加性；
  - **缺失值**：直接删除或按特定方法填充缺失值等，以避免数据的缺失影响分析结果；
  - **正交化**：剔除某个因子中与其他因子相关的部分，以缓解因子之间的截面相关性。

## 因子模型——因子测试

- **因子测试**：即根据历史数据来验证交易策略的可行性和有效性。通过因子测试，可以综合了解因子的实盘效果，帮助筛选有效的因子。

## 因子分析的统计方法

### 因子分析

#### 信息系数分析

#### 多空组合分析

IC计算与时序分析

IC衰减与因子换手率

因子相关性

纯因子IC

分位组合单调性

多空组合表现

- **信息系数**：所选股票的因子值与股票下期收益率的截面相关系数，通过 IC 值可以判断因子值对下期收益率的预测能力。
- **多空组合**：根据因子值选择做多或做空部分股票，根据所构造组合的收益和波动等判断因子的预测能力。



## 多因子模型多周期下的预测

### 长周期因子

宏观指标、财报数据构建的  
明确经济学含义的因子



### 中周期因子

财务报告、业绩预告、  
业绩快报构建的财务因子



### 短周期

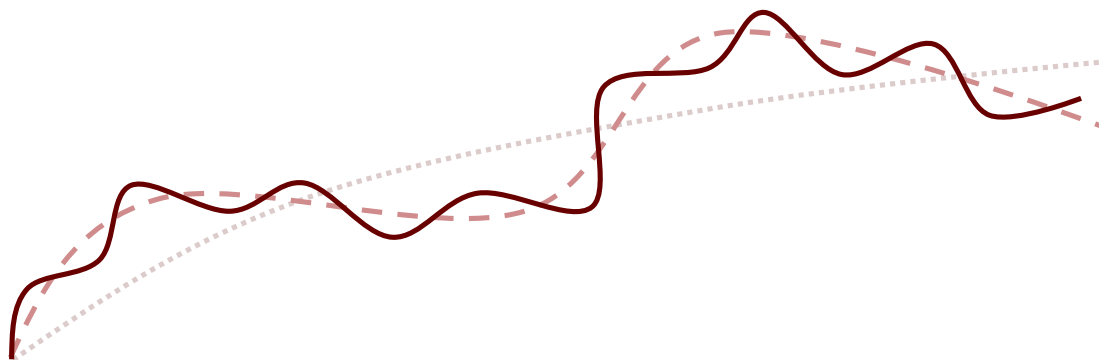
价量因子、分析师  
预期数据构建

### 高频因子

日内高频数据结合机器学习方法处理  
低频化后纳入多因子模型体系



高频因子



- ..... 长周期因素影响
- - - 长周期+中周期因素影响
- 长周期+中周期+短周期因素影响

## 不断丰富迭代的Alpha因子库

- **精细化、差异化、深挖信息。**常规基本面数据精细化打磨和深挖（6大类主流因子），特异性行业差异化特殊处理（行业特殊因子），将更多非标准化数据或事件转化为因子进行正面选股或负面剔除（事件因子）。
  - ✓ 行业因子：医药、食品饮料、保险、银行等
  - ✓ 事件因子：内部人买卖，增减持，增发，股权激励，指数调整，监管介入等
- **不断迭代丰富因子，目前精选约200个因子引入模型中。**对学术理论前沿和市场状态保持持续跟踪，积极将其中的新思想新逻辑转化为新因子，或引入新工具新方法。目前使用约200个有效的Alpha因子对股票进行打分，从各个维度刻画股票的潜在超额收益

### 价值因子

- 市盈率
- 市销率
- PB-ROE预期差
- 股息率

### 质量因子

- 异常财务因子
- 经营现金流收入比
- 商誉占净资产比
- 应收账款周转率

### 成长因子

- 净利润加速度等
- 营业收入增长率
- ROE变动
- SUR、SUE

### 一致预期

- 一致预期PEG
- 滚动12个月预期EP
- 预期EPS
- 预期利润增长率

### 价量与高频因子

- 动量/反转
- 资金流因子
- 高频因子
- 遗传规划挖掘因子

### 公司治理

- 董事会委员数量
- 股东持股比例
- 独立董事占比
- 管理层持股占比

### 行业因子

- 预收账款增长率
- 研发支出占收入比
- 专利因子
- 广告费用增速

### 事件因子

- 业绩预增
- 评级上调
- 股权激励
- 商誉触警

## 价量因子：捕捉市场的最新动态

- **价量因子**是以股票的交易价格、成交量以及资金的流向等数据为基础构建的，**刻画各类投资者的交易行为。**

- **优势：**数据的可得性、及时性较强，能够较为及时地捕捉到市场的最新动态。
- **劣势：**换手率通常较高，因子逻辑易受投资者结构、交易规则变化的影响。



聚焦于**中低频的价量因子**，依据构建方式划分为 8 个大类：

- 主流类型：**动量&反转、波动率、流动性、资金流**
- 量价关系：**量价相关性、筹码分布**
- 特定投资人交易行为：**北向资金、融资融券**



## 另类数据实例：使用专利数据构造因子

### ● 专利数据介绍：

- **专利数据作用：**相较于研发费用等指标，利用专利这一通用且高度标准化的数据集合，可以从成果端对上市公司的研发工作进行评估；
- **专利分类：**分为发明专利、实用新型专利和外观设计专利三大类，其中发明专利和实用新型专利使用IPC分类标准；
- **专利状态：**在公开阶段便可查询到专利的各项指标，但后续的审查阶段会进行修订，时长不定且通常在一年以上；审查通过后，便会进入授权阶段；

#### □ 专利分类：

- 1、发明专利
- 2、实用新型专利
- 3、外观设计专利



#### □ 专利状态：

- 1、申请阶段
- 2、公开阶段
- 3、审查阶段
- 4、授权阶段

#### □ 具体指标：

- |            |           |            |
|------------|-----------|------------|
| 1、数量；      | 5、附图总数；   | 9、专利审查期加总； |
| 2、说明书总字数；  | 6、摘要总字数；  | 10、前引；     |
| 3、权利要求总项数； | 7、IPC分类号； | 11、后引；     |
| 4、独权总项数；   | 8、寿命加总；   | 12、同族专利等   |

## 另类数据实例：研发效用比因子

- 因子介绍：

$$UR_{t_0} = \frac{TP0104_{t_0}}{RD_{t_0} + 0.5RD_{t-1} + 0.3RD_{t-2}}$$

其中， $UR_{t_0}$ 表示研发的投入产出效用比， $TP0104_{t_0}$ 表示上市公司在截止日前三年内新生成的有效发明专利授权专利数， $RD_{t_0}$ 表示最近一年的研发费用；

- 该因子用专利数据衡量了研发工作在产出端的有效性

- 因子回测条件：

- 时间跨度：2011.01-2018.05(样本内)，2018.06-2021.09(样本外)；
- 股票池：由**汽车、机械、通信、医药、基础化工、电子元器件、电力设备和计算机八个行业**构成；
- 股票剔除：ST股票剔除、上市新股剔除(180个交易日)、换仓日涨跌停股票剔除；
- 中性化操作：行业中性化(中信一级行业)和市值中性化(对数自由流通市值)；

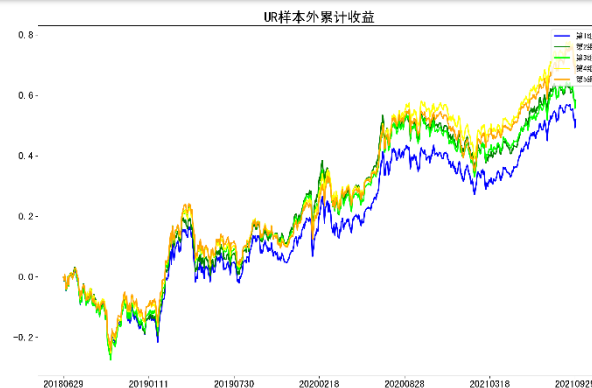
## 另类数据实例：研发效用比因子

- 因子回测结果：

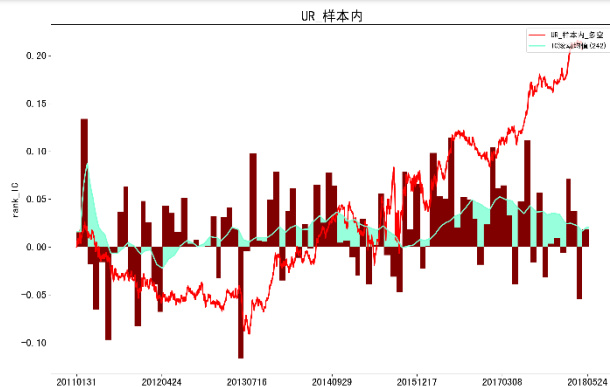
### 样本内累计收益



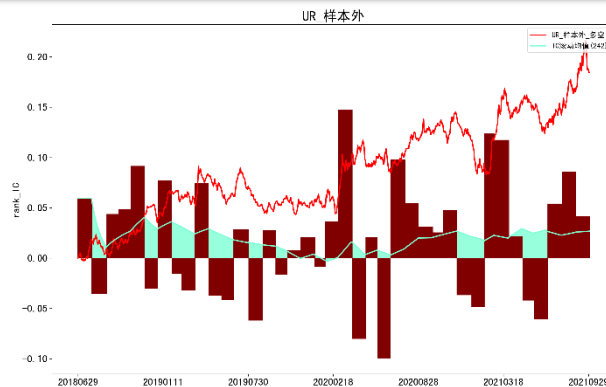
### 样本外累计收益



### 样本内IC



### 样本外IC



## 另类数据实例：研发效用比因子

- 因子回测结果：

### 行业中性化前回测结果

| 因子名称 | IC均值  | IC标准差 | ICIR  | T值   | 多头收益   | 空头收益   | 多-空收益 | 多-空夏普 | 多-空胜率  |
|------|-------|-------|-------|------|--------|--------|-------|-------|--------|
| 样本内  | 0.032 | 0.065 | 0.498 | 4.65 | 20.96% | 11.49% | 8.48% | 1.322 | 64.04% |
| 样本外  | 0.020 | 0.062 | 0.321 | 1.98 | 21.13% | 15.44% | 5.48% | 0.916 | 67.50% |

### 行业中性化后回测结果

| 因子名称 | IC均值  | IC标准差 | ICIR  | T值   | 多头收益   | 空头收益   | 多-空收益 | 多-空夏普 | 多-空胜率  |
|------|-------|-------|-------|------|--------|--------|-------|-------|--------|
| 样本内  | 0.018 | 0.047 | 0.382 | 3.56 | 16.52% | 13.33% | 2.85% | 0.599 | 57.30% |
| 样本外  | 0.019 | 0.059 | 0.323 | 1.99 | 20.85% | 15.57% | 5.39% | 0.974 | 60.00% |

- 通过回测结果比对，得到如下结论：

- 研发效用比因子的因子方向相对稳定，回测整体表现较优；
- 研发效用比因子在近期没有出现衰退；
- 行业中性化操作对研发效用比因子影响较大；
- 在分行业分析中发现，因子在机械、汽车和电力设备的有效性始终较强；
- **综上，研发效用比因子的构建思路被实证检验可行；但发明专利的滞后性和研发支出相关数据过于粗糙限制了因子的表现，后续应考虑在时效性和研发的延续性角度上进行改进。**

## 因子模型——阿尔法模型

- **Alpha模型**：多因子研究框架，即在因子分析的基础上，结合每个时点的有效因子，对标的资产预期收益率进行预测的框架。当上述预测机制能够用清晰、可重复的数学方法进行描述时，我们就称其为**量化多因子Alpha模型**。

### Alpha模型的两个重要问题

#### 确定因子

- 选择进入预测模型的因子是构建Alpha模型的第一步，对模型的成败起决定性作用

#### 确定权重

- 确定每一个因子在模型中的相对重要性也是Alpha模型开发的重要一环

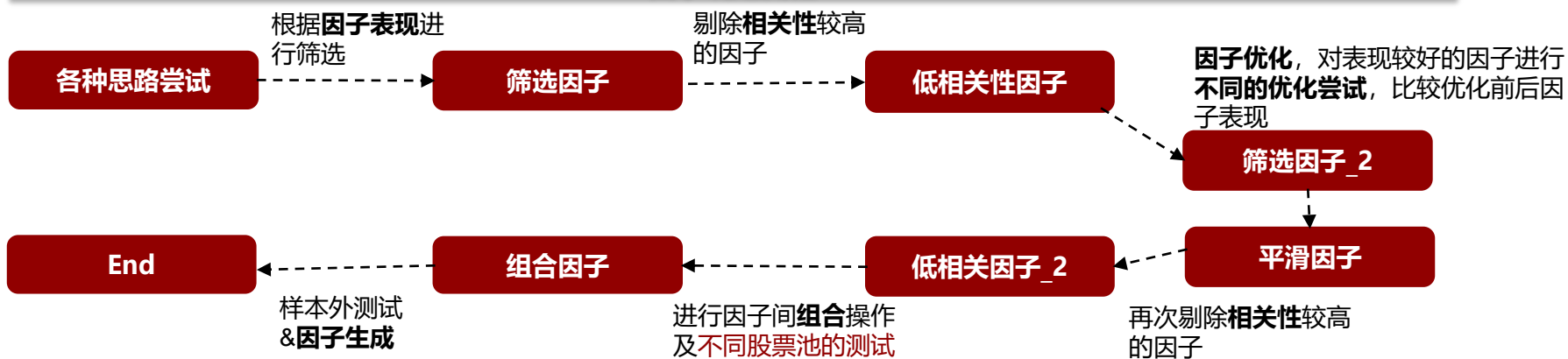
### 量化投资 vs 主动投资：各有优势

- 主动投资：更为灵活，同时可以融入投资者的丰富经验，具有前瞻性；但往往难以重复，同时受主观因素影响大、对投资者的素质要求极高；
- 量化投资：更为客观，同时判断逻辑清晰、可复制、具有一致性；但面临重大事件时一般反应较为滞后



## 因子模型

### 因子确定流程



### 常见加权方式

| 加权方式    | 权重向量  | 优点                             | 缺点                            |
|---------|---|--------------------------------|-------------------------------|
| 等权      | $V = (\frac{1}{M}, \frac{1}{M}, \dots, \frac{1}{M})$  | 直观简明，计算方便                      | 没有考虑因子有效性、稳定性的差异，也没有考虑因子间的相关性 |
| IC均值    | $V = (\overline{IC}_{f_1}, \overline{IC}_{f_2}, \dots, \overline{IC}_{f_M})$                              | 考虑了因子间有效性的差异，以因子的长期有效程度作为权重来加权 | 没有考虑因子的稳定性的差异，也没有考虑因子间的相关性    |
| IC_IR   | $V = (IR_{f_1}, IR_{f_2}, \dots, IR_{f_M})$<br>$IR_{fi} = \frac{\overline{IC}_{fi}}{\text{std}(IC_{fi})}$ | 综合考虑了因子有效性和稳定性                 | 没有考虑因子间的相关性                   |
| 最优化复合IR | $V = s \sum_{iC}^{-1} \overline{IC}$  | 考虑了因子的有效性，也考虑了因子之间的相关性         | 准确估计因子间IC协方差矩阵的难度较大           |

## 因子组合效果：

- **因子选择方式：**相关性小于0.6，按综合排序后，选取有增益的因子添加进组合从而检验添加因子前后组合因子的表现；因子已完成行业市值中性化、标准化操作，同时对于缺失的因子值采用中位数填充；
- **合成方式：**等权组合；
- **测试时间：**2018.1 – 2022.10
- **股票池：**全市场股票池（剔除新股）；

## 组合因子表现：

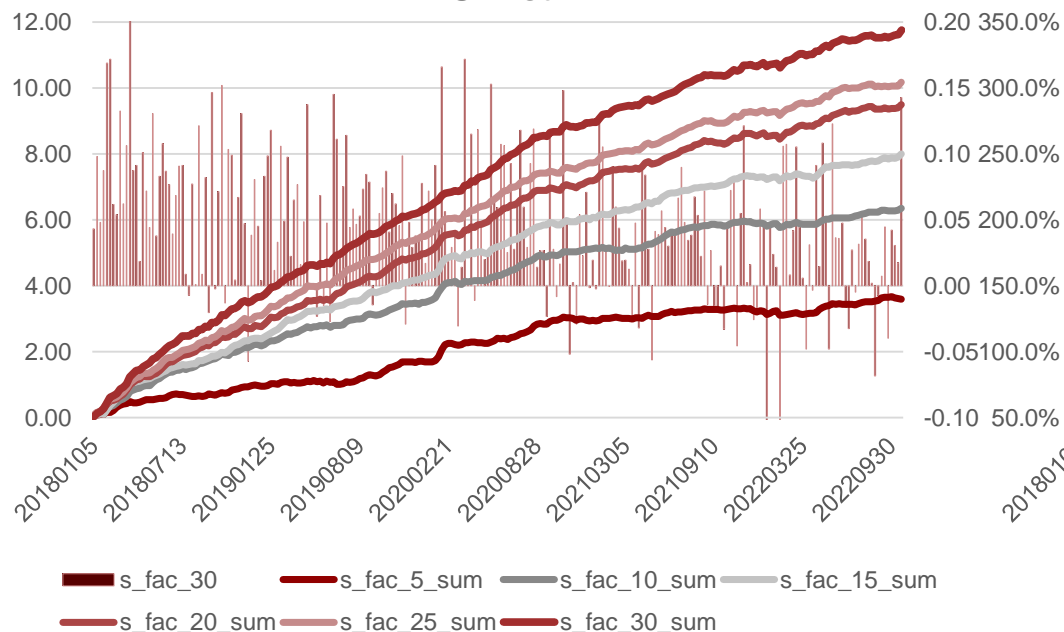
- **s\_fac\_n**：前n个单因子构造的组合因子；
- 随着加入组合单因子数量的增强，组合因子的效果逐步上升；

|                 | IC           | IC_IR        | IC_win       | long_short   | long         | g1           | g2           | g3           | g4          | g5            |
|-----------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|-------------|---------------|
| <b>s_fac_5</b>  | 0.015        | 0.395        | 65.2%        | 10.8%        | 15.1%        | 15.1%        | 12.2%        | 5.6%         | 4.0%        | 3.8%          |
| <b>s_fac_10</b> | 0.026        | 0.673        | 74.9%        | 22.1%        | 18.4%        | 18.4%        | 14.5%        | 9.5%         | 2.4%        | -3.1%         |
| <b>s_fac_15</b> | 0.032        | 0.730        | 78.5%        | 28.7%        | 20.9%        | 20.9%        | 15.7%        | 8.8%         | 2.7%        | -5.8%         |
| <b>s_fac_20</b> | 0.038        | 0.793        | 78.9%        | 38.7%        | 23.6%        | 23.6%        | 15.9%        | 10.7%        | 4.2%        | -11.0%        |
| <b>s_fac_25</b> | 0.041        | 0.877        | 79.8%        | 41.6%        | 25.6%        | 25.6%        | 15.8%        | 9.7%         | 4.0%        | -11.3%        |
| <b>s_fac_30</b> | <b>0.048</b> | <b>0.923</b> | <b>83.8%</b> | <b>47.5%</b> | <b>27.6%</b> | <b>27.6%</b> | <b>17.4%</b> | <b>10.7%</b> | <b>2.5%</b> | <b>-13.5%</b> |

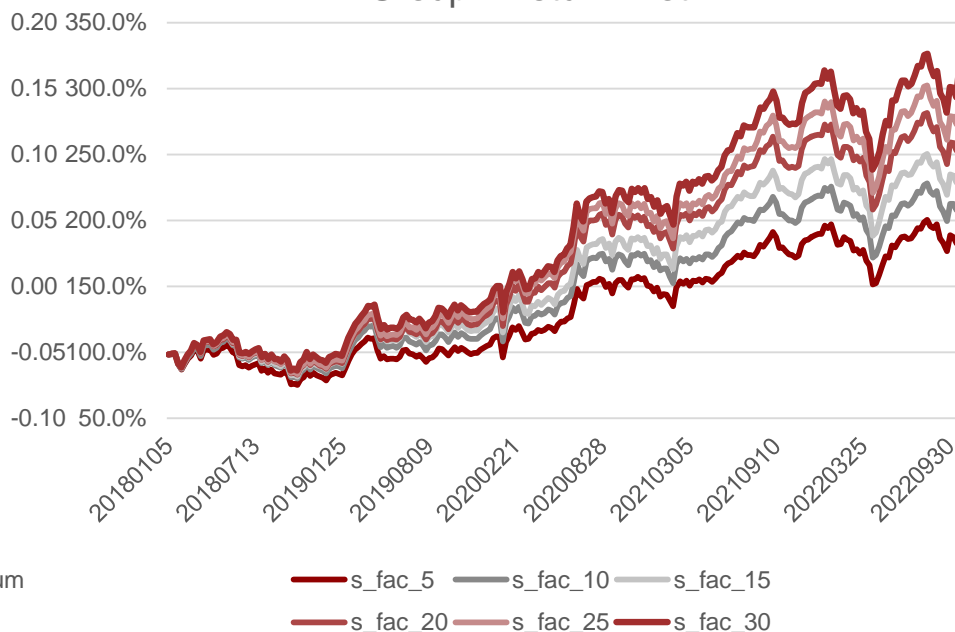
## 组合因子表现：

- **s\_fac\_n**：前n个单因子构造的组合因子；
- 随着加入组合单因子数量的增强，组合因子的效果逐步上升；

IC Plot



Group1 Return Plot



## 完善精细的全流程组合风险控制

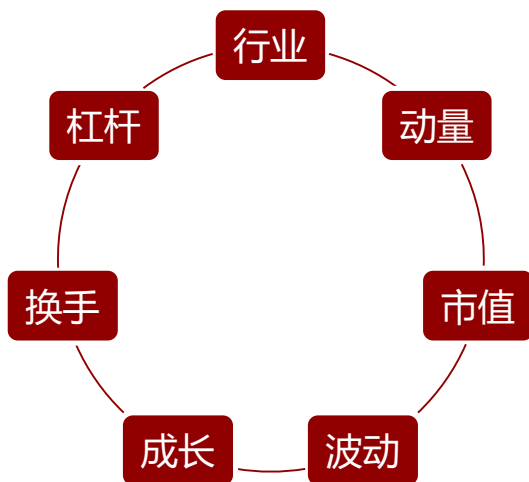
- 贯穿投资全流程的风险控制：事前-事中-事后



## 风险模型

- **风险模型，即对不确定性的度量**
  - 马柯维茨将风险用收益率的标准差来刻画，开启了现代投资组合理论的研究。
- **风险控制是组合风险控制的基石**
  - 现代投资组合理论告诉我们，成功的投资管理是对收益和风险的某种权衡。
  - 多因子风险模型是与alpha模型并行的、以组合风险预测和分解为主要目的的重要模块。

### 常见风险因子



### 风险模型的应用

#### 用在过去

- 进行归因分析，复盘投资决策

#### 用之当下

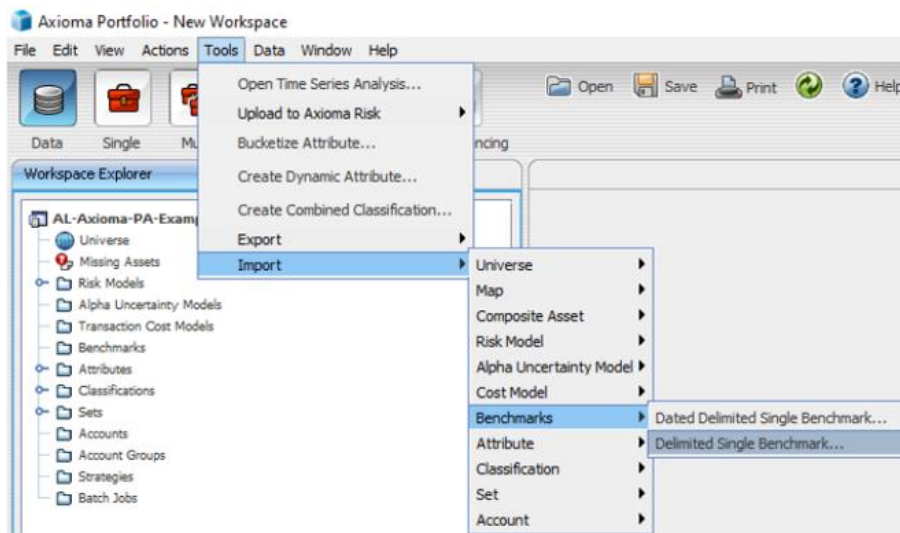
- 管理当下组合风险

#### 用在未来

- 平衡预期收益和风险，构建目标组合

## 优化器：数据导入

- 基准权重，Alpha因子，行情数据，持仓等大部分的数据导入都可以参考这个格式
- 步骤：Tools > Import > Benchmark > Delimited Single Benchmark（多日期数据格式请按Dated Delimited Single）
- 数据种类：
  - Benchmark: 基准权重
  - Account: 组合持仓
  - Attribute: 大部分数据均适用，像Alpha因子，其他因子，行情数据，选股池清单，停牌股清单，股票中文名称等
  - Classification: 行业分类
  - Risk Model: 第三方风险模型



## 优化器：组合优化基本元素

### ● Strategy(优化策略):

主要设置的部分：

- Options: 基本选项,包括可否卖空、股票池等
- Objectives: 优化的目标
- Constrains: 优化的约束条件
- Hierarchy: 约束条件等级制度

### ● Account(投资组合):

- 优化需要从一个Account开始，这个Account可以是一个现有投资组合，或者单纯从现金由零开始

### ● Rebalancing(调仓):

- 最后执行优化的部分，需要指明所用“Initial Account ”（初始组合）以及所用的“Strategy ”（优化策略）



## 组合优化：优化目标

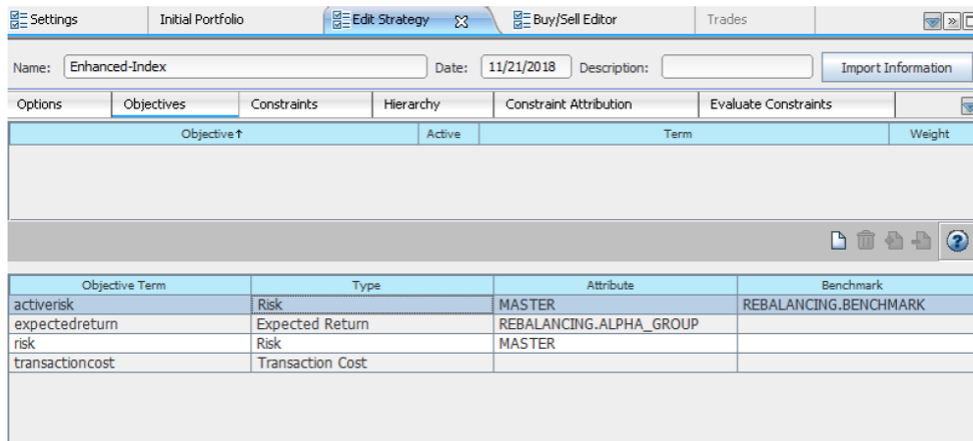
### ● Objective (优化目标函数)

- 目标由一个或多个Objective Term组成，以加权的形式去最大化或最小化
- 可以自行改变Objective里面每个Objective Term的权重

### ● Objective Term (目标项)

常用种类：

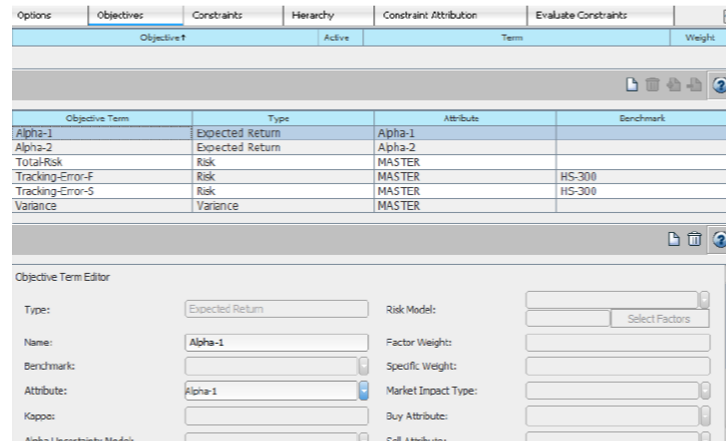
- Expected Return (MVO)：线性加权的预期收益/Alpha
- Variance：风险，以风险模型计算收益的方差
- Standard Deviation：风险，以风险模型计算的标准差
- Robust (稳健优化下的预期收益/Alpha)：假设Alpha的预测并非100%准确，需要提供Alpha的误差度；为Alpha提供一个置信区间；组合股票数量会提高，组合会比较稳定，换手率及交易成本会降低。



| Objective Term  | Type             | Attribute               | Benchmark             |
|-----------------|------------------|-------------------------|-----------------------|
| activerisk      | Risk             | MASTER                  | REBALANCING.BENCHMARK |
| expectedreturn  | Expected Return  | REBALANCING.ALPHA_GROUP |                       |
| risk            | Risk             | MASTER                  |                       |
| transactioncost | Transaction Cost |                         |                       |

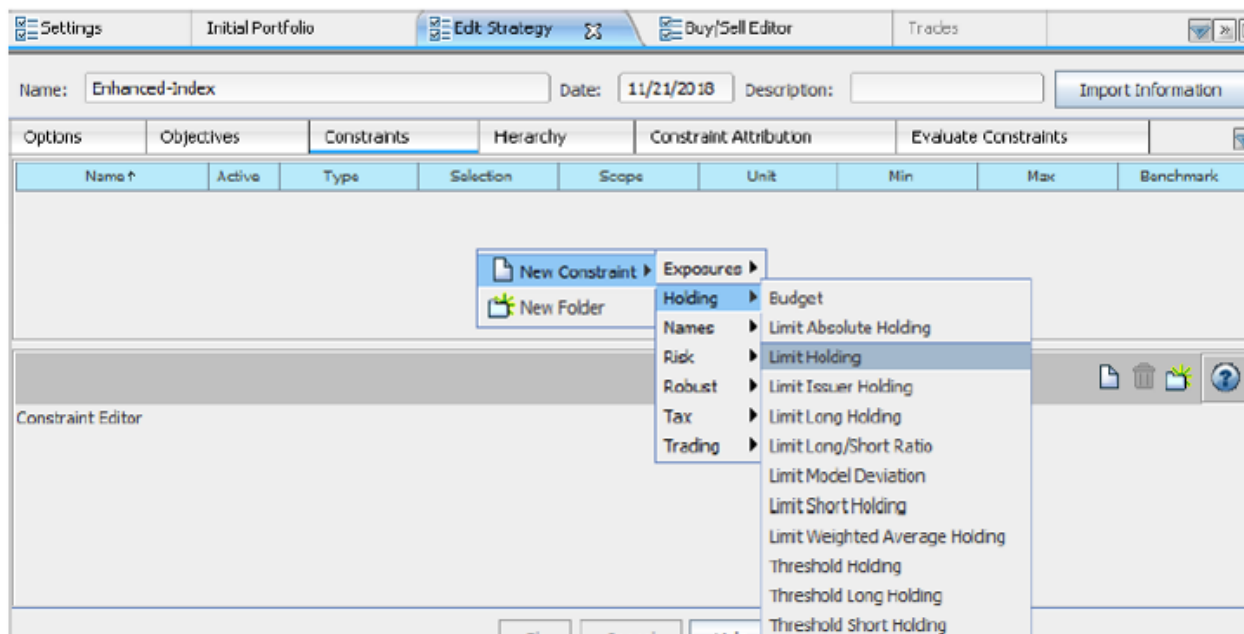
| Objective Term   | Type            | Attribute | Benchmark |
|------------------|-----------------|-----------|-----------|
| Alpha-1          | Expected Return | Alpha-1   |           |
| Alpha-2          | Expected Return | Alpha-2   |           |
| Total-Risk       | Risk            | MASTER    |           |
| Tracking-Error-F | Risk            | MASTER    | HS-300    |
| Tracking-Error-S | Risk            | MASTER    | HS-300    |
| Variance         | Variance        | MASTER    |           |



|                          |                 |                     |                |
|--------------------------|-----------------|---------------------|----------------|
| Type:                    | Expected Return | Risk Model:         |                |
| Name:                    | Alpha-1         | Factor Weights:     | Select Factors |
| Benchmark:               |                 | Specific Weight:    |                |
| Attribute:               | Alpha-1         | Market Impact Type: |                |
| Kappa:                   |                 | Buy Attribute:      |                |
| Alpha Uncertainty Model: |                 | Sell Attribute:     |                |

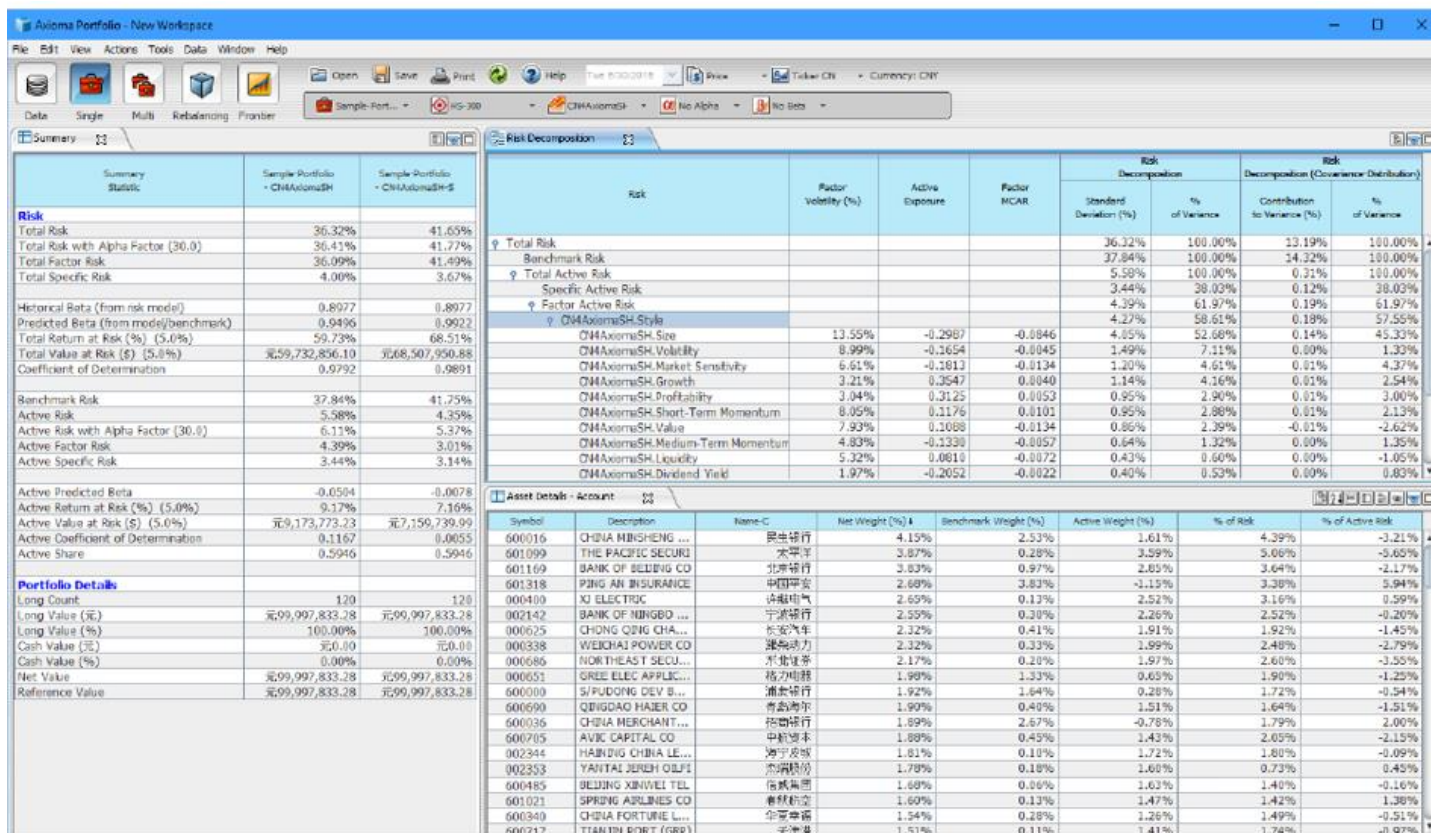
## 组合优化：约束条件

- Constraints（约束条件）用以控制组合在优化中不同上下限，像最大跟踪误差、行业偏离、换手率上限等
- 常用约束条件种类：
  - **Limit Holding**：控制个股、行业权重，甚至加权因子暴露
  - **Limit Risk**：控制风险或跟踪误差
  - **Limit Exposure**：跟Limit Holding基本一样，除非组合有Composite Asset（ETF/股指期货）
  - **Limit Names**：控制股票数量，甚至行业中的股票数量
  - **Limit Turnover**：控制组合换手率



## 优化器：组合风险分析

- **Summary:** 用户可以按“Select Columns”选取要选择一个或多个风险模型
- **Risk Decomposition:** 通过“Group By”做风险分解，从而了解风险来自哪些因子
- **Asset Details:** 了解股票层面的权重、风险贡献等，也能做行业分类



The screenshot displays the Avionix Portfolio software interface, showing a detailed risk analysis for a portfolio. The interface is divided into several sections:

- Summary:** A table comparing key metrics for the Sample Portfolio (CHAXiomash) and the Benchmark (CHAXiomash-S).
- Risk Decomposition:** A table showing the breakdown of total risk into benchmark risk, active risk, and specific active risk, further categorized by factors like volatility, market sensitivity, growth, profitability, momentum, value, and liquidity.
- Portfolio Details:** Basic information about the portfolio, including long count, values, and cash values.
- Asset Details - Account:** A table listing individual assets with their symbols, descriptions, names, net weights, benchmark weights, active weights, and risk contributions.

| Summary Statistic                     | Sample Portfolio - CHAXiomash | Sample Portfolio - CHAXiomash-S |
|---------------------------------------|-------------------------------|---------------------------------|
| <b>Risk</b>                           |                               |                                 |
| Total Risk                            | 36.32%                        | 41.65%                          |
| Total Risk with Alpha Factor (30.0)   | 36.41%                        | 41.77%                          |
| Total Factor Risk                     | 36.09%                        | 41.49%                          |
| Total Specific Risk                   | 4.00%                         | 3.67%                           |
| Historical Beta (from risk model)     | 0.8977                        | 0.8977                          |
| Predicted Beta (from model/benchmark) | 0.9496                        | 0.9922                          |
| Total Return at Risk (%) (5.0%)       | 59.73%                        | 68.51%                          |
| Total Value at Risk (\$) (5.0%)       | ¥59,732,856.10                | ¥68,507,950.88                  |
| Coefficient of Determination          | 0.9792                        | 0.9891                          |
| Benchmark Risk                        | 37.84%                        | 41.75%                          |
| Active Risk                           | 5.58%                         | 4.35%                           |
| Active Risk with Alpha Factor (30.0)  | 6.11%                         | 5.37%                           |
| Active Factor Risk                    | 4.39%                         | 3.01%                           |
| Active Specific Risk                  | 3.44%                         | 3.14%                           |
| Active Predicted Beta                 | -0.0594                       | -0.0078                         |
| Active Return at Risk (%) (5.0%)      | 9.17%                         | 7.16%                           |
| Active Value at Risk (\$) (5.0%)      | ¥9,173,773.23                 | ¥7,159,739.99                   |
| Active Coefficient of Determination   | 0.1167                        | 0.0655                          |
| Active Share                          | 0.5946                        | 0.5946                          |
| <b>Portfolio Details</b>              |                               |                                 |
| Long Count                            | 120                           | 120                             |
| Long Value (¥)                        | ¥9,997,833.28                 | ¥9,997,833.28                   |
| Long Value (%)                        | 100.00%                       | 100.00%                         |
| Cash Value (¥)                        | ¥0.00                         | ¥0.00                           |
| Cash Value (%)                        | 0.00%                         | 0.00%                           |
| Net Value                             | ¥9,997,833.28                 | ¥9,997,833.28                   |
| Reference Value                       | ¥9,997,833.28                 | ¥9,997,833.28                   |

| Risk                            | Factor Volatility (%) | Active Exposure | Factor MCAR | Risk Decomposition Standard Deviation (%) | % of Variance | Risk Decomposition Contribution to Variance (%) | % of Variance |
|---------------------------------|-----------------------|-----------------|-------------|---|---------------|---|---------------|
| ↓ Total Risk                    |                       |                 |             | 36.32%                                    | 100.00%       | 13.19%  | 100.00%       |
| Benchmark Risk                  |                       |                 |             | 37.84%                                    | 100.00%       | 24.22%  | 100.00%       |
| ↓ Total Active Risk             |                       |                 |             | 5.58%                                     | 100.00%       | 0.21%   | 100.00%       |
| Specific Active Risk            |                       |                 |             | 3.44%                                     | 38.00%        | 0.12%   | 38.00%        |
| ↓ Factor Active Risk            |                       |                 |             | 4.39%                                     | 61.97%        | 0.19%   | 61.97%        |
| CHAXiomash Style                |                       |                 |             | 4.27%                                     | 58.61%        | 0.18%   | 57.55%        |
| CHAXiomash Size                 | 13.55%                | -0.2987         | -0.6846     | 4.85%                                     | 52.68%        | 0.14%   | 45.33%        |
| CHAXiomash Volatility           | 8.99%                 | -0.1654         | -0.0445     | 1.49%                                     | 7.11%         | 0.00%   | 1.32%         |
| CHAXiomash Market Sensitivity   | 6.61%                 | -0.1813         | -0.0134     | 1.20%                                     | 4.61%         | 0.01%   | 4.37%         |
| CHAXiomash Growth               | 3.21%                 | 0.3547          | 0.0340      | 1.14%                                     | 4.16%         | 0.01%   | 2.54%         |
| CHAXiomash Profitability        | 3.04%                 | 0.3125          | 0.0553      | 0.95%                                     | 2.90%         | 0.01%   | 3.00%         |
| CHAXiomash Short-Term Momentum  | 8.05%                 | 0.1176          | 0.0101      | 0.85%                                     | 2.88%         | 0.01%   | 2.13%         |
| CHAXiomash Value                | 7.93%                 | -0.1088         | -0.0134     | 0.86%                                     | 2.39%         | -0.01%  | -2.62%        |
| CHAXiomash Medium-Term Momentum | 4.83%                 | -0.1330         | -0.0557     | 0.64%                                     | 1.32%         | 0.00%   | 1.35%         |
| CHAXiomash Liquidity            | 5.32%                 | 0.0810          | -0.0172     | 0.43%                                     | 0.60%         | 0.00%   | -1.05%        |
| CHAXiomash Dividend Yield       | 1.97%                 | -0.2052         | -0.0222     | 0.40%                                     | 0.53%         | 0.00%   | 0.83%         |

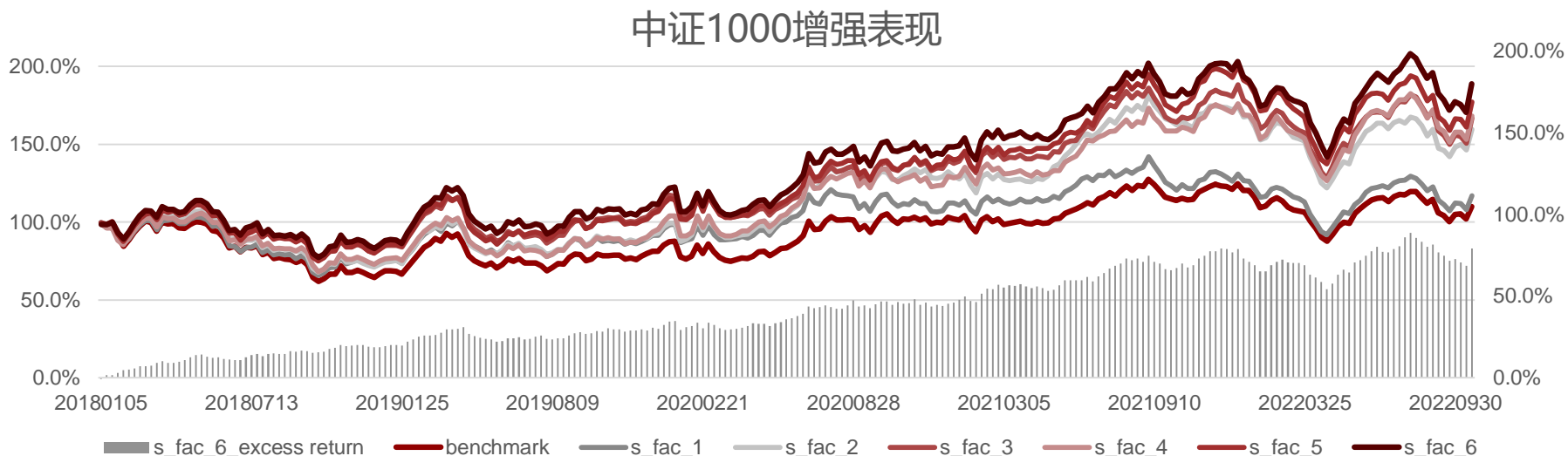
  

| Symbol | Description         | Name-C | Net Weight (%) | Benchmark Weight (%) | Active Weight (%) | % of Risk | % of Active Risk |
|--------|---------------------|--------|----------------|----------------------|-------------------|-----------|------------------|
| 600016 | CHINA MINGSHENG ... | 民生银行   | 4.15%          | 2.53%                | 1.61%             | 4.39%     | -3.21%           |
| 601099 | THE PACIFIC SECUR   | 太平洋    | 3.87%          | 0.28%                | 3.59%             | 5.06%     | -5.65%           |
| 601169 | BANK OF BEIJING CO  | 北京银行   | 3.83%          | 0.97%                | 2.85%             | 3.64%     | -2.17%           |
| 601318 | PING AN INSURANCE   | 中国平安   | 2.68%          | 3.82%                | -1.15%            | 3.38%     | 5.94%            |
| 000400 | XI ELECTRIC         | 许继电气   | 2.65%          | 0.13%                | 2.52%             | 3.16%     | 0.59%            |
| 002142 | BANK OF MINGBD ...  | 宁波银行   | 2.55%          | 0.20%                | 2.26%             | 2.52%     | -0.20%           |
| 000625 | CHONG QING CHA...   | 长安汽车   | 2.32%          | 0.41%                | 1.91%             | 1.92%     | -1.45%           |
| 000338 | WEICHAJ POWER CO    | 潍柴动力   | 2.32%          | 0.33%                | 1.99%             | 2.48%     | -2.79%           |
| 000686 | NORTHEAST SECU...   | 东北证券   | 2.17%          | 0.20%                | 1.97%             | 2.60%     | -3.55%           |
| 000051 | SREE ELEC APPLIC... | 格力电器   | 1.98%          | 1.33%                | 0.65%             | 1.90%     | -1.25%           |
| 600000 | SIFUDONG DEV B...   | 浦发银行   | 1.92%          | 1.64%                | 0.28%             | 1.72%     | -0.54%           |
| 600690 | QINGDAO HAJER CO    | 青岛海尔   | 1.90%          | 0.46%                | 1.43%             | 1.64%     | -1.51%           |
| 600036 | CHINA MERCHANT...   | 招商银行   | 1.89%          | 2.67%                | -0.78%            | 1.79%     | 2.00%            |
| 600705 | AVIC CAPITAL CO     | 中航资本   | 1.88%          | 0.45%                | 1.43%             | 2.05%     | -2.15%           |
| 002344 | HARBING CHINA LE... | 哈尔滨    | 1.81%          | 0.10%                | 1.72%             | 1.80%     | -0.89%           |
| 002353 | YANTAL JERUSH QIPI  | 杰瑞股份   | 1.79%          | 1.60%                | 0.19%             | 0.73%     | 0.48%            |
| 600485 | BEIJING XINWEI TEL  | 信威集团   | 1.68%          | 0.56%                | 1.03%             | 1.40%     | -1.16%           |
| 601073 | SPRING AIRLINES CO  | 春秋航空   | 1.60%          | 0.13%                | 1.47%             | 1.42%     | 1.38%            |
| 600340 | CHINA FORTUNE L...  | 华泰证券   | 1.54%          | 0.28%                | 1.26%             | 1.49%     | -0.51%           |
| 600217 | TIANJIN PORT (GRP)  | 天津港    | 1.51%          | 0.11%                | 1.41%             | 1.74%     | -0.97%           |

## 组合因子表现：增强框架

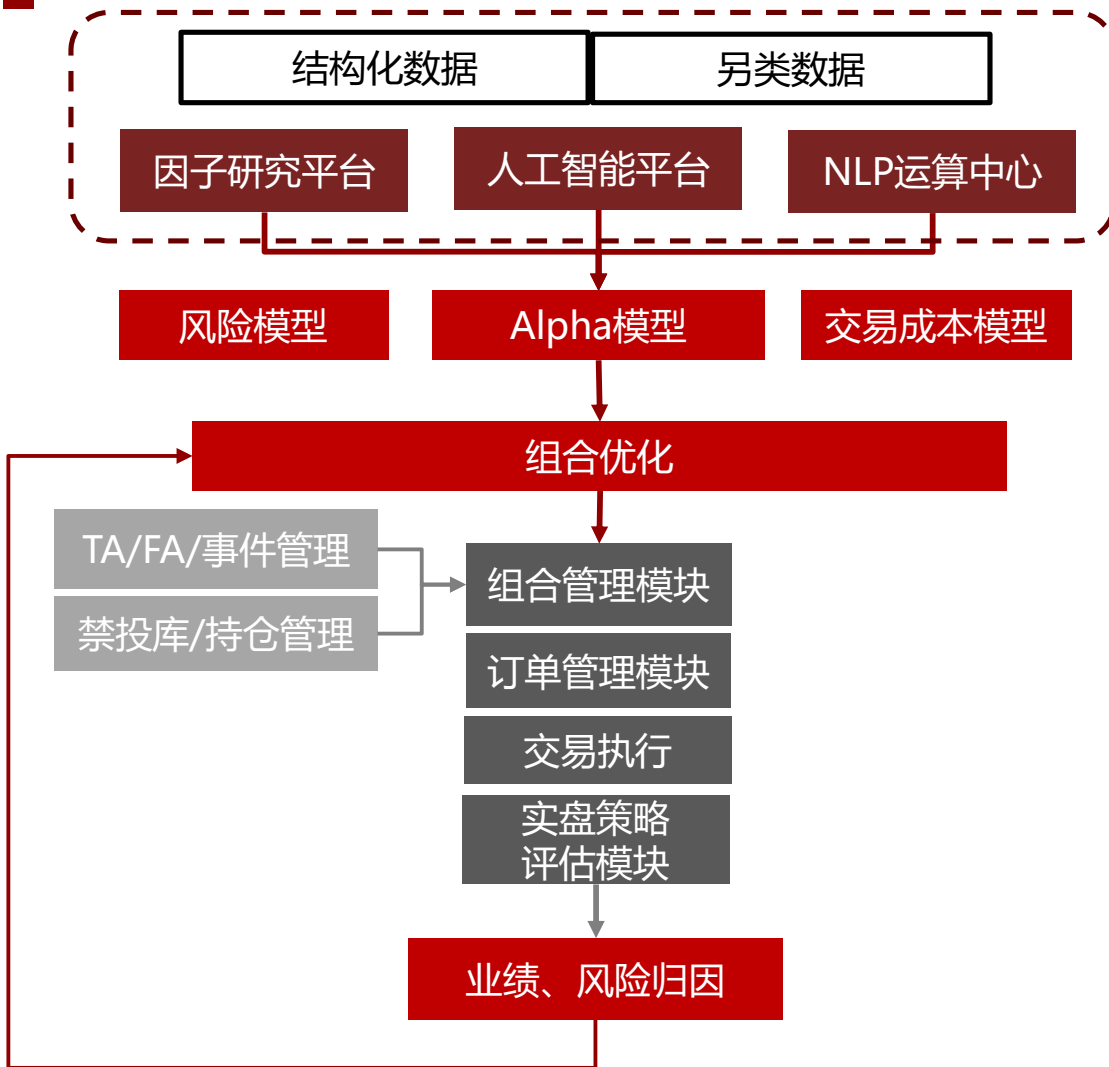
- **s\_fac\_n**: 前n个单因子构造的组合因子;
- **股票池**: 中证1000;
- **测试时间**: 2018.1 – 2022.10
- **行业、风格偏离**: 3%;
- **个股最大权重**: 3%;
- **交易成本**: 0.3%;

## 组合因子表现：增强框架



|         | IR    | SR    | excess_return | opt_net_return | max_DD | turnover | win_rate |
|---------|-------|-------|---------------|----------------|--------|----------|----------|
| s_fac_1 | 0.183 | 0.130 | 1.4%          | -1.8%          | -36.4% | 39.7%    | 51.0%    |
| s_fac_2 | 1.346 | 0.397 | 8.4%          | 5.0%           | -36.8% | 40.3%    | 55.9%    |
| s_fac_3 | 1.592 | 0.432 | 9.4%          | 6.0%           | -32.3% | 39.7%    | 55.9%    |
| s_fac_4 | 1.623 | 0.437 | 9.6%          | 6.2%           | -35.6% | 39.7%    | 59.1%    |
| s_fac_5 | 1.830 | 0.486 | 10.8%         | 7.4%           | -32.5% | 39.7%    | 57.1%    |
| s_fac_6 | 1.959 | 0.537 | 12.3%         | 8.9%           | -32.2% | 39.8%    | 61.1%    |

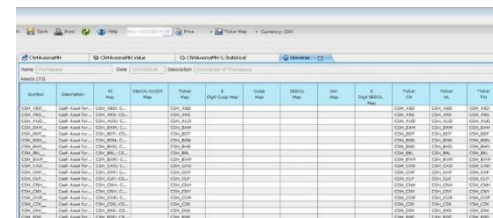
## 成熟的量化投资体系架构和系统



量化平台



Axioma优化器



组合管理平台

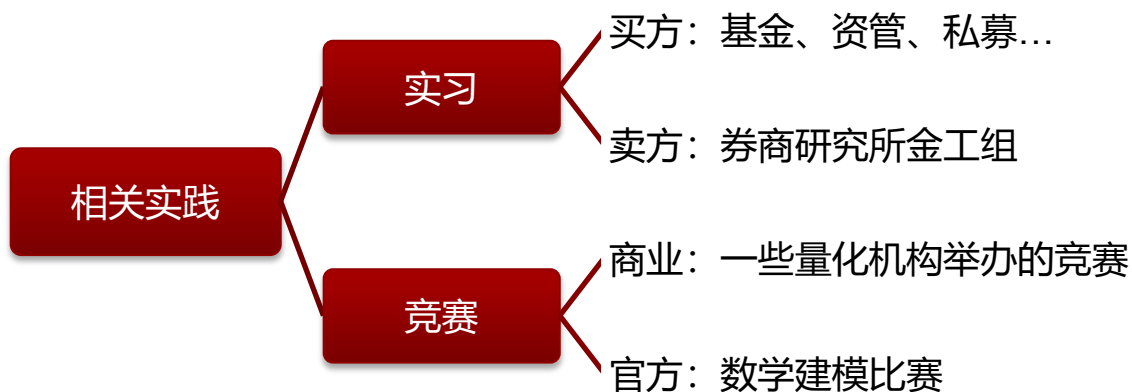


算法交易模块



## 入门准备

- 纸上得来终觉浅，除了学习相关课程以外也需多找机会进行实操。量化入门的高要求使很多人望而生畏，真正坚持下来的人才能获得最后的成功。



**坚持+努力=成功**

**细致+执行力+虚心**

鹏友会·鹏华基金投资者教育基地

首页

大学堂

科普帖

鹏友会

直播间

鹏华智投

法规库

国民教育

关于我们

当前位置: 首页





# THANKS



ETF让未来更精彩  
上证杯 高校ETF菁英选拔赛  
2022 第二期

2022上证杯

高校ETF菁英选拔赛

2022.9 - 2022.12

上证投资家  
edu.cnstock.com

百位专家投教行



大学生财富素养调查