
【重磅原创】MSCI 明晟公司 Barra 模型之 USE4 美国权益市场解说

作为基金业绩归因分析的专业户，本文作者将从业绩与风险归因的角度去解读明晟公司 USE4（美国权益市场第 4 套）模型的方方面面，USE4 有短期（USE4S）和长期（USE4L）两个版本。二者都有相同因子暴露和因子回报，但因子协方差矩阵和具体因子都有所不同，在风险预测中，USE4S 模型更加灵敏、提供更准确的预测。USE4L 模型旨在为长期投资服务，以提高风险预测的稳定性、长期准确性较高。



前言：

2017 年 6 月 22 日，明晟公司 MSCI 公布：从 2018 年 6 月开始将中国 A 股纳入 MSCI 新兴市场指数和 MSCI ACWI 全球指数，A 股连续四年“闯关”终获突破。这条新闻让 MSCI 的舆情热度在 06 月 22 日 09 时达到了 81.8 的峰值。值得注意的是，在与 MSCI 相关的全部信息中，被提及频次最高的词语分别为**指数**、**市场**和**中国**。



图片来源：新浪微舆情

正所谓“外行看热闹，内行看门道”，作为基金业绩归因分析的专业户，本文作者追根溯源，将深度解说 MSCI 最伟大的发明：Barra 多因子之美国权益市场第 4 套（USE4）模型。本文从业绩与风险归因的角度去解读 USE4 模型的方方面面，USE4 有短期（USE4S）和长期（USE4L）两个版本。二者都有相同因子暴露和因子回报，但因子协方差矩阵和具体因子都有所不同，在风险预测中，USE4S 模型更加灵敏、提供更准确的预测。USE4L 模型旨在为长期投资服务，以提高风险预测的稳定性、长期准确性较高。

以下是笔者在这篇文章中想要着重分析的内容：

- ☞ USE4 的主要创新点是什么？和大获成功的 USE3 相比，其应用程度如何？
- ☞ USE4 中对行业因子、风格因子的处理上面与中国权益市场有什么细节上的不同？
- ☞ 对于真实的业绩归因与风险预测，USE4 的实证结果如何？

在本文进行解说的过程中，会用到一些常用的业绩归因专有名词，如因子暴露、风险敞口、收益贡献、因子回报等等，需要提前预习【[原创](#)】基金业绩归因系列之 Barra 因子模型（点击文章名称预习），经常关注我们 fofpower 公众号文章的朋友们应该都已经了解。本文艰涩，解说的模型可能对于常规的基金投资并无直接帮助，但分析比较的思路却可以参考，以期可以应用到其他模型改进的场景中。

一、USE4 的主要创新点

在 Barra 多因子模型的框架下，USE4 的主要创新点是：

1. **优化偏差调整**，可以优化投资组合的风险预测，降低采样误差对因子协方差矩阵的影响
2. **国家性调整**，在当前市场水平引入一个国家因子，将纯粹的行业效应与整体市场分开，提供更及时的相关性预测，因子波动率和特定风险预测更加精准
3. **贝叶斯调整技术**，以减少由于抽样误差引起的特定风险偏差

第一点，**优化偏差**是通过计算具体回报的横截面偏差统计量来做估计调整的。

More specifically, let f_{kt} be the return to factor k on day t , and let σ_{kt} be the one-day volatility forecast for the factor at the start of the day. The standardized return of the factor is given by the ratio (f_{kt}/σ_{kt}) , and should have standard deviation close to 1 if the risk forecasts are accurate. Normally, as

对因子收益率的协方差矩阵做估计。首先，利用日频因子的历史收益率，通过 EWMA（加权移动平均）计算日频率的因子收益率协方差矩阵 F ，Barra 模型认为，这个时候协方差矩阵会存在风险的持续性高估或者低估问题，要进行调整，所以引入了因子截面偏差统计量

B_t^F 和因子波动率乘子 λ_F

$$B_t^F = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_k \left(\frac{f_{kt}}{\sigma_{kt}} \right)^2},$$

K 是因子个数， f_{kt} 表示第 k 个因子的 t 时刻收益率， σ_{kt} 表示第 k 个因子从开始到第 t 天的收益率的波动率。通常情况下， B_t^F 应当等于 1，如果 $B_t^F > 1$ ，则证明因子预测的风险过小。

$$\lambda_F = \sqrt{\sum_t (B_t^F)^2 w_t},$$

这里的 λ_F 的计算，也是通过 EWMA 方法， w_t 表示的是 EWMA 的衰减权重。最后，就得到了我们调整之后的因子协方差矩阵

$$\tilde{\sigma}_k = \lambda_F \sigma_k.$$

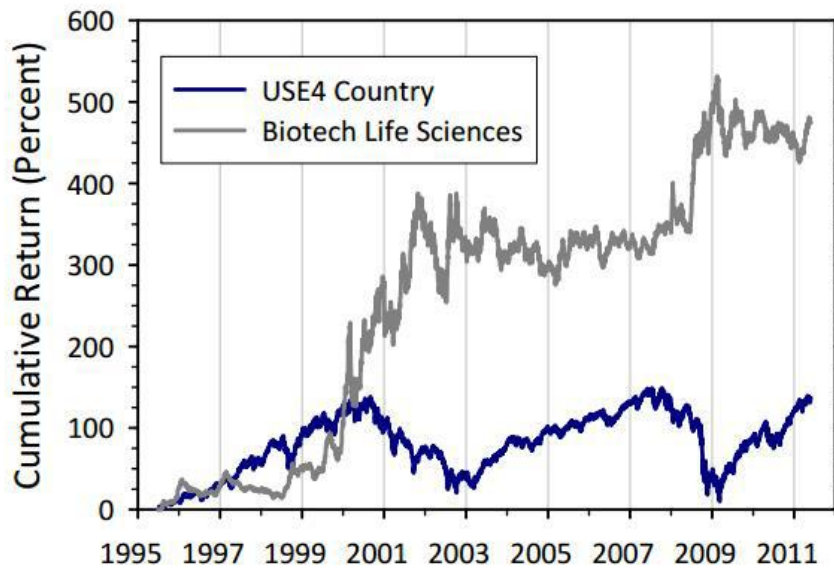
优化偏差调整进行这样的做法之后，可以改善投资组合的风险预测，缓解风险的持续性高估或者低估问题，降低采样误差对因子协方差矩阵的影响。

第二点，**国家性调整**则是在当前市场水平引入一个国家因子，将纯粹的行业效应与整体市场分开。和 Barra Global Equity Model (GEM2)类似，国家因子组合可以理解为国家投资组合的市值加权。此外，国家因子也从整体市场效应中脱离了纯粹的行业效应，从而为行业因子提供了更为清晰的解释。

行业因子代表了一种美元中性（就是对美元是跌是涨的走势保持一个中性态度，即看平，既不看涨，也不看跌，持有这种态度只要在一定的小范围波动策略而获利。可以是见高峰就卖出而见低谷就买进。或者采取 Butterfly 期权交易方式）的投资组合，该投资组合是 100% 的行业和 100% 的短期国家因子，也就是说，**行业绩效是衡量市场的净价**。

从归因角度来看，以美元中性行业构造组合很重要。例如，假设投资组合经理投资一个表现不佳市场的行业权重很大，但仍然有正回报。显然，**过度加权一个表现不佳的行业会降低业绩**。然而，如果行业因子是由净多头投资组合来代表的，那么一个归因分析就会虚假地显示，**过度加权表现不佳的行业对业绩做出了积极的贡献**。这种不直观的结果是通过引入国家因子来解决的，这使得行业因子投资组合与美元保持中立，从而产生了一种直观的结果，即过度加权一个表现不佳的行业会降低业绩。

拿一个行业 Biotech Life 举例：



加入国家因子有利于改进风险预测。凭直觉和经验，我们知道，在金融危机时期，行业往往会变得更紧密相关。正如 USE4 中所示，国家因子能够以更及时的方式捕捉行业相关性的变化。这一效应的基本机制是，净多头行业投资组合对国家因子有共同的影响，当国家因子的波动性在市场压力期间上升时，它解释了行业增长的相关性。

第三点，**贝叶斯调整技术**来源于使用时间序列可能带来的误差，即低估低波动性股票、过度预测波动性较高的股票，详细说明：

1. 对于新发行的股票而言，较短的历史数据会使得对特异因子（alpha）的估计产生较大的误差
2. 对于流动性较差的股票，回归残差的分布往往呈现较强的尖峰厚尾性，使得其 alpha 很难刻画
3. 上市公司的重大事件性影响会使得回归方程的残差项占比大幅度提升，而时间序列模型无法控制这种情况所产生的影响

贝叶斯调整思路：单只股票的特异性风险不仅取决于自身，还取决于与它市值类似的股票特异性风险的均值。

贝叶斯调整算法：

对于上述 3 种股票，USE4 模型遵循 EUE3 处理，并将资产水平预测与结构模型的拟合值相结合。更具体地说，我们定义一个混合参数 γ_n ，如果股票缺少足够的亏损值并且具体的回报不是过度的肥尾分布，则令值等于 1。对于强烈违反这些条件的股票， γ_n 设置为零。一般来说， γ_n 从 0 到 1 不等，尽管 USE4 中的大多数股票都符合 $\gamma_n=1$ 。

$$\ln(\sigma_n^{TS}) = \sum_k X_{nk} b_k + \varepsilon_n,$$

结构特定风险模型预测：

$$\sigma_n^{STR} = E_0 \cdot \exp\left(\sum_k X_{nk} b_k\right),$$

其中 E_0 略大于 1，前提是具有相似特征的股票也可能具有相似的特定波动性。
两类合起来的特定风险预测：

$$\hat{\sigma}_n = \gamma_n \sigma_n^{TS} + (1 - \gamma_n) \sigma_n^{STR} . \quad (5.5)$$

估计市值加权的波动率：

$$\sigma_n^{SH} = v_n \bar{\sigma}(s_n) + (1 - v_n) \hat{\sigma}_n , \quad (5.6)$$

其中， v_n 是加权系数， $\hat{\sigma}_n$ 表示式（5.5）计算出的股票 n 的协方差。接着定义

$$\bar{\sigma}(s_n) = \sum_{n \in S_n} w_n \hat{\sigma}_n ,$$

w_n 表示的是市值加权系数；这里引入市值因子，假设将市值因子分成了十档，每一档上有若干只股票。所以这里的 S_n 也有十个，分别是每一档市值上的股票风险值 σ 的加权平均，加权系数取决于市值。

$$v_n = \frac{q |\hat{\sigma}_n - \bar{\sigma}(s_n)|}{\Delta_\sigma(s_n) + q |\hat{\sigma}_n - \bar{\sigma}(s_n)|} ,$$

其中 q 是常数。经过贝叶斯调整后，协方差矩阵按照第一点中所述的方法重新估计。

$$\tilde{\sigma}_n = \lambda_s \sigma_n^{SH} ,$$

其中

$$B_t^S = \sqrt{\sum_n w_{nt} \left(\frac{u_{nt}}{\sigma_{nt}} \right)^2} ,$$

$$\lambda_s = \sqrt{\sum_t (B_t^S)^2 w_t} ,$$

二．USE4 的行业因子、风格因子处理细节

经过私募云通研究整理得到，Barra 模型的构建流程涉及样本筛选、数据清洗、因子测试、多因子模型这样四步骤，每一步都有不同的处理细节。



图片来源：私募云通研究整理

1. 行业因子处理细节

USE4 的行业分类参照了 GICS（Global Industry Classification Standard），这是美国市场，而国内做法多数参照中信、申万一级、或者自己再分（例如国泰君安研报，具体见文末参考文献）。

USE4 Industry Factors. Weights were determined within the USE4 estimation universe using total market capitalization. Averages were computed over the sample period (30-Jun-1995 to 31-May-2011).

GICS Sector	USE4 Code	USE4 Industry Factor Name	Average Weight	31-May-2011 Weight
Energy	1	Oil and Gas Drilling	0.50	0.40
	2	Oil and Gas Equipment and Services	1.11	1.92
	3	Oil Gas and Consumable Fuels	3.12	4.03
	4	Oil and Gas Exploration and Production	2.14	4.15
Materials	5	Chemicals	1.43	1.71
	6	Specialty Chemicals	0.72	0.80

首先解释多重行业因子暴露（USE4 Empirical NotesP13, 3.3）。USE4 模型根据公司的业务部门报告分配了多个行业风险暴露，并分解为两个解释变量：资产和销售。如 USE4 方法注释所述，我们通过先行计算斜率或“行业 betas”来估计多个行业风险。行业 betas 是通过在行业中单独回归企业的资本市值与其资产和销售的计算。从业务部门报告中，我们确定了企业各行业的销售资产细目。通过将这些资产和销售与行业的相应价格比相结合，我们获得了每个行业解释的公司市值的估计。每个行业解释的公司总市值的一部分给出了多重行业风险。

USE4 Code	USE4 Industry Factor Name	Assets Beta	Sales Beta	Multi-Ind Weight
1	Oil and Gas Drilling	1.25	2.74	55.52
2	Oil and Gas Equipment and Services	1.38	1.43	80.25
3	Oil Gas and Consumable Fuels	0.88	0.60	90.61
4	Oil and Gas Exploration and Production	0.83	2.02	54.43
5	Chemicals	0.87	0.92	98.67
6	Specialty Chemicals	0.95	0.91	66.71
7	Construction Materials	0.93	1.25	100.00
8	Containers and Packaging	0.42	0.57	74.37
9	Aluminum Steel	0.57	0.47	77.20
10	Precious Metals Gold Mining	0.82	1.31	88.26
11	Paper and Forest Products	0.51	0.62	83.38
12	Aerospace and Defense	0.83	0.81	96.14
13	Building Products	0.71	0.51	94.49
14	Construction and Engineering	0.72	0.30	76.44

注意与上图比较，变成了 60 细分行业，这样细分的好处是可以将行业贡献拆解得更加细致。其次注意资产 beta 与销售 beta 的不同，由于行业 betas 是通过在行业中单独回归企业的资

本市值与其资产和销售的计算，因此拆解时 USE4 赋予了这两部分不同的权重，即行业 beta = 0.75*资产 beta + 0.25*销售 beta。

2. 风格因子处理细节

在收益贡献拆解时，为了更好地比较风格因子，需要进行行业中性化处理。

具体的风格因子及其计算方法见附表 A。在风格因子上 USE4 也做了一些创新：新增 Non-Linear Beta (NLB) 非线性贝塔因子，我们在此对贝塔因子、动量因子、残差波动因子为例进行解释说明。

首先，**贝塔因子**通常是最重要的风格因子，它能捕捉到不能由国家因子解释的市场风险，我们通常使用股票超额收益的时间序列回归计算贝塔。为了更更好地解释国家因子和贝塔因子的关系，考虑一个完全投资的长期投资组合，倾向于高贝塔组合，直观地说，这个投资组合的市场风险比 beta=1 的投资组合的市场风险要大。

这种额外的市场风险是通过积极拥抱贝塔因子所获得的，由于国家因子和贝塔因子之间的时间序列相关性通常非常高，所以在这个例子中这两个风险来源是相加的。相比之下，如果投资组合偏好低贝塔股票，则国家因子和贝塔因子的风险将相互抵消。

其次，**动量因子**通常是第二重要的风格因子，有时甚至会超过贝塔因子的重要性。股价在 6-12 个月内的具体表现决定于其动量，而在具体计算动量因子暴露敞口时应当排除最后一个月（约 21 天），以避免短期反转效应的影响。

最后，**残差波动因子**由三个描述性变量组成，（1）日超额收益率序列的波动率；（2）日收益率回归残差的波动率；（3）最后 12 个月的股价累计波动。因为这些描述性统计量与贝塔因子存在高度共线性，因此必须设置残差波动因子与贝塔因子正交化处理。

三 . USE4 的实证结果

这一部分我们讨论对于真实的业绩归因与风险预测，USE4 的实证结果如何。

1. 预测

USE4 运用的指标见 Empirical Notes 附件 3，完美风险预测的理想偏差统计量应接近 1。然而，即使对于完美的风险预测，由于抽样误差，偏差统计量将永远不会为 1。即便如此，我们还是可以定义出一个置信区间，预期在完全风险预测的假设下包含 95% 的观察值。如果偏差统计量超出置信区间，那么我们推断风险预测不准确。当确定置信区间的大小时，标准做法是假定回报是正态分布的。然而，在现实中，股票收益往往有厚尾。如附录 C 所述，当考虑到峰度时，预期观测值不到 95% 将落在标准置信区间内。

选取 12 个月的滚动窗口。通过对整个投资组合的时间段绘制平均滚动的 12 个月偏差统计量，我们很快就可以看出平均偏差的幅度。考察平均偏差统计数据是不够的，也要考察极端数据。因此，我们还计算出时间上的 5% 分位数 (P_5) 和 95% 分位数 (P_{95}) 偏差统计量。假设正态分布的回报和完美的风险预测，平均 5% 的滚动 12 个月偏差统计数据将降到 0.66 以下。因此，如果 P_5 偏差统计量显著低于该水平，我们推断，我们可能高估了低于 0.66 的投资组合的风险。类似地，如果 P_{95} 偏差统计量远高于 1.34，我们推断自己低估了统计量在 1.34 以上的投资组合的风险。

需要指出的是，如果放宽正态假设并允许厚尾分布，那么对于完美的风险预测， P_5 偏差统计趋于跌至 **0.66** 以下， P_{95} 值一般在 **1.34** 以上。

提供对风险预测准确性的深入了解的另一个措施是**平均滚动绝对偏差或 MRAD**。(见附录 C) 是通过将偏差统计的绝对偏差与 1 差距的投资组合的平均值进行平均来计算的。

$$B_n^r = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=\tau}^{\tau+11} (b_{nt} - \bar{b}_n)^2},$$

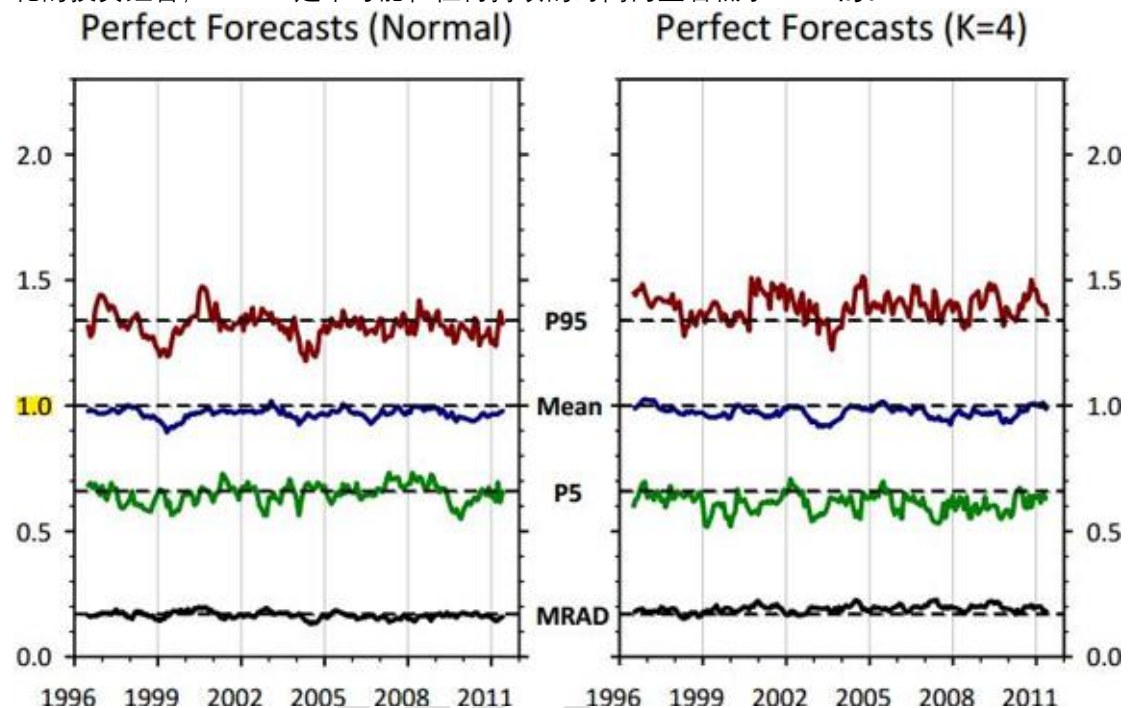
N 个投资组合的集合

$$\bar{B}^{\tau} = \frac{1}{N} \sum_n B_n^{\tau}.$$

$$\text{MRAD}^{\tau} = \frac{1}{N} \sum_n |B_n^{\tau} - 1|.$$

意思就是减去均值或者拿 1 周作为惩罚项。

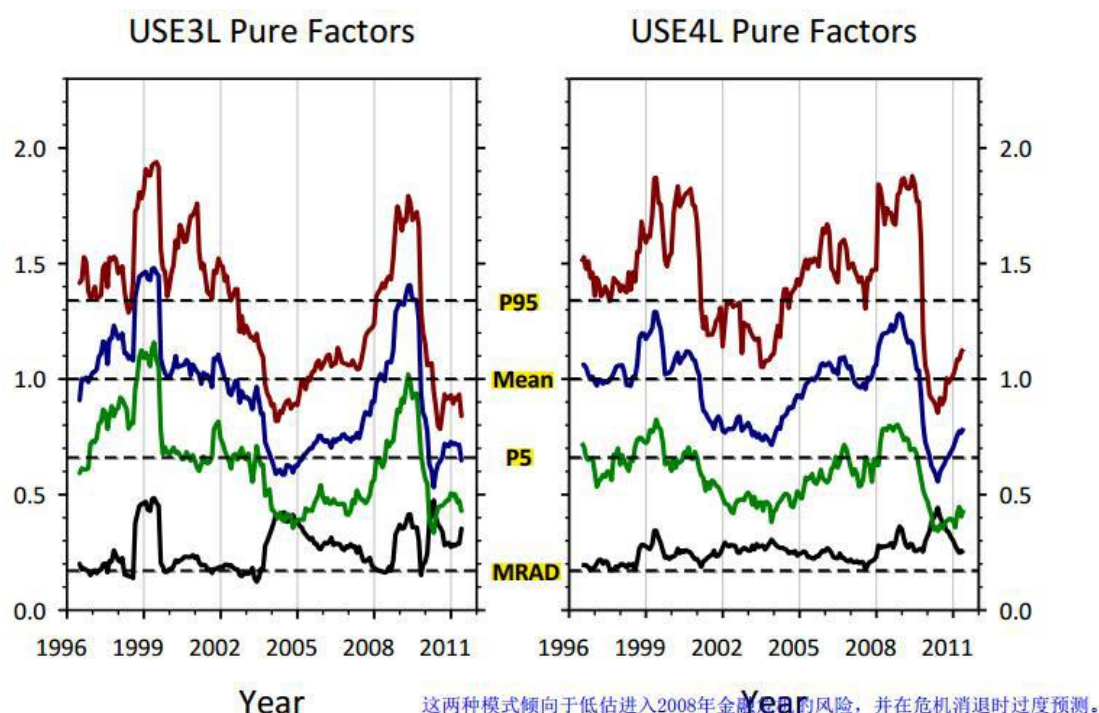
如附录 C 所示，3.5 至 4.0 范围内的峰度水平导致 MRAD 值大约为 0.19。对于一个充分多样化的投资组合，MRAD 是不可能在任何持续的时间内显着低于 0.17 的。



上图是正态（左）和厚尾（峰度为 4）的预测进行对比。P₉₅=1.34，MEAN=1，P₅=0.66，MRAD=0.19 是理想的预测状态，观察四条线离开理想预测状态的距离大小和波动程度。

2. 回溯检验

接着比较 USE3 与 USE4 预测结果，从纯因子、随机活跃组合、长期因子倾斜组合、活跃因子倾斜组合、优化组合、特定风险六种组合，分长短期间（USEXS，USEXL）进行验证。这里以一组对比长期纯因子组合图为例：



看出 USE4L 围绕理想预测状态 (P95=1.34, MEAN=1, P5=0.66, MRAD=0.19) 距离和波动比较小。

Summary of mean bias statistics and MRAD for USE3 and USE4 Models.

Figures	MRAD (USE3S)	Mean B (USE3S)	MRAD (USE4S)	Mean B (USE4S)	MRAD Diff (bp)	(S-Model) Portfolio Type
5.2	0.2111	0.96	0.2109	1.00	2	Pure Factors
5.4	0.2070	0.91	0.1884	0.99	186	Random Active
5.6	0.2186	0.96	0.2025	0.98	161	Factor Tilts Long
5.8	0.2305	1.02	0.2060	1.03	245	Factor Tilts Active
5.10	0.2365	1.09	0.2151	1.00	214	Optimized Styles
5.12	0.2399	0.93	0.2162	1.00	237	Specific Risk
Average	0.2239	0.98	0.2065	1.00	174	
Figures	MRAD (USE3L)	Mean B (USE3L)	MRAD (USE4L)	Mean B (USE4L)	MRAD Diff (bp)	(L-Model) Portfolio Type
5.3	0.2630	0.95	0.2542	0.96	88	Pure Factors
5.5	0.2199	0.90	0.2136	0.95	63	Random Active
5.7	0.2716	0.96	0.2358	0.95	358	Factor Tilts Long
5.9	0.2732	1.02	0.2338	1.00	394	Factor Tilts Active
5.11	0.2409	1.06	0.2305	0.98	104	Optimized Styles
5.13	0.2399	0.93	0.2364	0.97	35	Specific Risk
Average	0.2514	0.97	0.2341	0.97	174	

综合结果如表，以第一行为例，USE4S 比 USE3S 预测偏差减少了 2 个百分点。这张表表示出 USE4S 比 USE3S 预测偏差更小，USE4L 比 USE3L 预测偏差更小，因此，USE4 比 USE3 预测偏差更小，预测更精准。

四． 结语

如此一番解说下来不难发现，USE4 在收益归因与风险预测方面都比 USE3 要细致、精准，难怪与 CNE5（中国权益市场第 5 套）一起被誉为“Barra 多因子的圣经”，虽然只是 Note，但也紧密结合各国股票市场的真实情况，在中国市场落地生根，被许多研究员、投资经理奉

为量化多因子选股的教科书。那么，看完本文的小伙伴，你觉得呢？

参考资料

- [1]. 国泰君安证券：数量化专题之五十七——基于组合权重优化的风格中性多因子选股策略.
- [2]. 爱建证券：多因子系列之一——多因子模型梳理探索.
- [3]. 华泰证券：多因子系列之一——华泰多因子模型体系初探.
- [4]. Barra MSCI: USE3.
- [5]. Barra MSCI: CNE5.
- [6]. Barra MSCI: GEM.
- [7]. Barra MSCI: USE4 (USE4 Empirical Notes、USE4 Methodology Notes).