



通过分析因子暴露来获取ESG的Alpha

——海外文献速览系列之三

2021年05月01日

金融工程 定期报告

分析师 | 高智威 电话：0755-82832012 邮箱：gaozhw@dxzq.net.cn

执业证书编号：S1480521030002

投资摘要：

在开发量化投资策略时，海外优秀论文往往能够提供新的思路和方法，为了能够让各位投资者更有效率地吸收海外的经验，东兴金工团队推出海外文献速览系列报告。我们将定期从海外文献中筛选思路较为新颖且有潜力应用于国内市场投资的文章，以速览的形式呈现给各位投资者，内容涵盖资产配置、量化选股、基金评价以及衍生品投资等多个方面。

本篇报告作为该系列报告的第三篇，我们选取了 Madhavan A, Sobczyk A 和 Ang A 的文献《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》。本文作者构建了包含 ESG 评分因子的基金收益归因模型，并研究了基金业绩与 ESG 评分之间的关系，值得投资者关注。

在投资中进行环境、社会和治理方面（ESG, Environment, Social and Governance）的考量已经逐渐成为主流。大量的金融文献研究了 ESG 评分与基金业绩之间的关系，但这些研究的结果并不统一，而且很少有研究深入到因子层面来分析 ESG 评分。本文构造了包含 ESG 评分的因子模型和基金业绩归因模型，并且对 ESG 评分进行了正交化处理，将其分解为因子 ESG 和特质性 ESG 两部分，对 ESG 评分因子做了深入的分析。

通过分析表明，高 ESG 评分的基金往往具有高收益和较高的质量、反转因子暴露度。通过构建回归模型发现，基金 E 因子评分变化的 75% 都可以由风格因子解释，但是风格因子对 S 和 G 因子的解释力就弱得多。同时，因子 ESG 部分与基金的 alpha 和主动收益具有显著的相关性，而特质性 ESG 部分则没有。

本篇文章基于美国市场的股票及基金数据，在国内市场中 ESG 评分因子与风格因子是否也有类似的相关关系值得进一步研究。如果这种相关性在国内市场依旧显著，那么则可以通过投资于特定因子实现 ESG 的暴露。

风险提示

本报告内容来源于相关文献，不构成投资建议。文中的结果基于原作者对美国市场历史数据进行的实证研究，当市场环境发生变化的时候，存在模型失效的风险。

目 录

1. 研究背景.....	3
2. 理论原理.....	4
2.1 加入 ESG 考量的因子模型	4
2.2 基于持股数据的归因分析	5
2.3 组合的因子表达	6
3. 数据与实证结果.....	7
3.1 ESG 评分和基金数据的汇总统计	8
3.2 基金收益与 ESG 评分	8
3.3 因子载荷与 ESG 评分的截面关系	9
3.4 与传统的时序回归因子模型的因子载荷对比	12
3.5 基金 alpha 与 ESG 评分的关系	14
4. 结论.....	15
5. 我们的点评.....	16
6. 参考文献.....	16
7. 风险提示.....	16
相关报告汇总.....	17

插图目录

图 1： 描述性统计（基于晨星风格框）	8
图 2： 按主动收益分组的摘要统计（2014 年 6 月 30 日至 2019 年 6 月 30 日）	9
图 3： 按 E、S、G 评分分组的基金在各因子指数上的投资权重（2014.6.30 至 2019.6.30）	10
图 4： 截面回归结果.....	11
图 5： ESG 各分量十分位组的因子广度.....	11
图 6： 不同环境评分组合的因子权重（2019 年 6 月 30 日）	12
图 7： 按 ESG 评分分组的 Fama-French-Carhart 时序回归模型的因子载荷	13
图 8： 按 ESG 评分分组的 AQR 时序回归模型的因子载荷	13
图 9： 基金选股 alpha 的截面回归结果	14
图 10： 基金主动收益的截面回归结果	15

表格目录

表 1： 风格因子数据来源.....	7
--------------------	---

1. 研究背景

在开发量化投资策略时，海外优秀论文往往能够提供新的思路和方法，为了能够让各位投资者更有效率地吸收海外的经验，东兴金工团队推出**海外文献速览系列**报告。我们将定期从海外文献中筛选思路较为新颖且有潜力应用于国内市场投资的文章，以速览的形式呈现给各位投资者，内容涵盖**资产配置、量化选股、基金评价以及衍生品投资**等多个方面。

本篇报告作为该系列报告的第三篇，我们选取了 Madhavan A, Sobczyk A 和 Ang A 的文献《**Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens**》。

最近，在投资中进行环境、社会 and 治理方面（ESG, Environment, Social and Governance）的考量已经逐渐成为主流。由于 ESG 投资考量现在对于机构和个人投资者都变得很重要，一个很容易想到的问题是基金经理如何才能实现这些成果。

一种方法是直接根据 ESG 评分来选择投资标的，而不考虑其风险和回报特征。但是，关于 ESG 因子与高回报之间的因果关系这一点，现有的研究结论并不统一。Kempf 和 Ostho (2007), Eccles, Ioannou 和 Serafeim (2014), Ashwin Kumar, Smith, Badis, Wang, Ambrosy 和 Tavares (2016), Khan (2019) 以及 Serafeim (2020) 等人的研究均表明高回报与 ESG 评分相关。然而，Hong 和 Kacperczyk (2009) 的研究表明所谓的罪恶股票（即从事酒精、烟草和游戏产业的公司）的表现要优于非罪恶股票；Cheng、Hong 和 Shue (2013) 发现 ESG 分数与投资回报负相关；Barber、Morse 和 Yasuda (2018) 的研究指出，寻求重大社会影响的风险投资基金的收益低于传统基金；Chan、Hogan、Schwaiger 和 Ang (2020) 发现，相对于其他基准组合，仅根据 ESG 得分进行优化的投资组合的绩效不佳。

另一种方法是根据 ESG 评分在其他因子上的暴露度来优化投资组合。与大多数 ESG 数据不同，价值、质量、动量、规模和最小波动率等因子的数据可以追溯数十年。Ang (2014) 在进行有关风格因子的文献总结时，强调了其风险溢价源于对承担风险，结构性障碍或行为偏见的奖励的经济原理。因为这些因子的影响是系统性的（请参阅 Ross 1976），并且它们带有风险溢价，所以主动型基金经理在考虑 ESG 因子的时候，它可能与该基金的其他因子有相关性。即使没有过去的 ESG 数据，一个合理的假设是，如果这些因子与现在的 ESG 因子高度相关，那么它们在过去也是如此。换句话说，有意或无意的因子倾斜可能与数十年后的 ESG 因子相关，即使 ESG 数据可能在很久以前就无法观察到。实际上，Melas (2016), Dunn、Fitzgibbons 和 Pomorski (2018), Chan 等 (2020) 的研究表明，从历史上看，和市场相比，质量和最小波动率因子与 ESG 分数具有显著的正相关关系。

所以，主动型的基金经理可以通过两种方法来实现 ESG 投资策略：直接投资与 ESG 评分相关的基金或策略，或者针对与现有因子相关的 ESG 评分来调整因子暴露，间接实现 ESG 投资策略。管理者选择间接还是直接途径来管理 ESG 因子很重要，这有两个原因：首先，由于传统因子与超额收益相关，因此，如果某些 ESG 评分与正向的因子暴露有关，则这些 ESG 组成部分更有可能与高额超额收益相关。如果一个基金的 ESG 特征与传统因子在长期风险调整后的回报相关，那么投资者可能更偏好这类基金，因为这为实现积极绩效提供了对经济敏感性的透明性。第二，为了正确地对主动型基金进行基准评估，应该考虑因子暴露，正如可以追溯到 Jensen (1968) 的文献所表明的那样。即使 ESG 友好型基金的回报率低于其基准，但它们可能仍会在经过风险调整的基础上超过这些基准。衡量因子暴露与 ESG 评分之间的关系可以使投资者进行这些风险调整后的比较。

在本文中，作者测试了 ESG 各分量与传统因子的相关性，使用了 1,312 家美国主动型共同基金的数据（总管理资产规模达 3.9 万亿美元），利用自下而上、基于持股的方法，研究了这些基金的 ESG 得分与其 alpha 和因子之间的关系。作者使用了由 Ang, Madhavan 和 Sobczyk (2017)改进的 Lo (2008)和 Hsu, Kalesnik 和 Myers (2010)的方法。这种方法使用通过因子模型的角度查看的持股数据将基金的 alpha（超出基金基准回报的回报）归因于（1）截面因子暴露的回报，例如对质量的持续倾斜，（2）因子的时序变化，即随时间变化在不同因子的暴露度上的变化，以及（3）经理对个别证券的选择。利用持股数据，作者将基金的 alpha 和 ESG 评分与因子载荷相关联（随时间变化）。与时间序列回归相比，使用持股数据可以在统计测试 ESG 得分如何影响 alpha 时，有更好的统计能力。

作者发现，ESG 评分高的基金（包括汇总的 ESG 指标和 E、S、G 各自的评分）在因子暴露度上与市场其他基金明显不同。环境因素在推动因子倾斜方面尤为重要，这与 Kulkarni, Alighanbari 和 Doole (2017)的发现一致。作者还指出，基金 E 因子评分变化的 75%都可以由风格因子解释，但是这些因子对 S 和 G 因子的解释力就弱得多。特别是，具有最高环境得分的基金具有较高的动量和质量因子暴露度，并且随着从低 E 评分的基金向高 E 评分移动时，这种关系导致动量和质量因子暴露度几乎单调增加。

作者将 ESG 属性的影响分为因子 ESG 和特质性 ESG。因子 ESG 是与风格因子相关的 ESG 评分部分，并且由于因子倾斜会带来风险溢价，因此作者预计这些因子可能与 alpha 和主动收益相关。异质性 ESG 是与风格因子无关的 ESG 部分，并且可能与资金收益没有关系。因子 ESG 部分与基金的 alpha 和主动收益呈正相关，并且该关系在统计上高度显著。但是，不能拒绝异质性 ESG 成分与 alpha 或主动收益之间缺乏联系的假设。

2. 理论原理

2.1 加入 ESG 考量的因子模型

作者首先给出了传统的多因子模型

$$r_{i,t} = \alpha_{i,t} + \sum_{k=1}^K \beta_{i,k,t} F_{k,t} + \varepsilon_{i,t}$$

其中， $i = 1, \dots, N$ 是证券的索引， $k = 1, \dots, K$ 是传统因子（动量、质量等）的索引， $F_{k,t}$ 是第 k 个因子在时间 t 上的值， $\beta_{i,k,t}$ 是在时间 t 时，证券 i 在因子 k 上的暴露度。 $\alpha_{i,t}$ 是证券 i 在 t 时刻的 alpha，即超额收益。收益还受到特质性收益冲击（非系统性风险）的影响，平均值为零，用 $\varepsilon_{i,t}$ 表示。由此式的因子载荷 $\beta_{i,k,t}$ ，可以得到一个 $N \times N$ 的方差-协方差矩阵 V 。

还定义了基金 j 的主动收益 $R_{j,t}$

$$R_{j,t} = \sum_{i=1}^N w_{j,i,t} r_{i,t}$$

其中， $w_{j,i,t}$ 是 t 时期开始时投资组合 j 中证券 i ($i = 1, \dots, N$) 的主动投资权重（超过基准组合的权重）， $r_{i,t}$ 代表 t 时期的证券 i 收益（含股息）。

随后，作者将基金经理的预期收益定义为 ESG 考量带来的预期收益变化和 alpha 的期望收益两部分，并进行了正交化的预处理工作

$$\mu_{j,i,t} = \gamma_{j,i} + E_j[\alpha_{i,t}]$$

其中， $\gamma_{j,i}$ 是与 alpha 预期收益正交化处理后，反映 ESG 考量部分的预期收益。不进行 ESG 考量的基金经理的 $\gamma_{j,i} = 0$ ；进行 ESG 考量、并投资 ESG 友好型股票的基金经理可能会高估其预期收益，即 $\gamma_{j,i} > 0$ ；反之，则小于 0。

作者沿用了 Grinold 和 Kahn (2000) 的研究方法，假设主动型基金经理能够解出均值-方差问题的目标函数，并将权重保持与其 alpha 估计值成正比。假设 $\mathbf{w}_{j,t}$ 为记录投资权重的列向量， $\boldsymbol{\mu}_{j,t}$ 为记录 ESG alpha 的列向量，则基金经理的主动投资权重可以表示为：

$$\mathbf{w}_{j,t} = \lambda_j^{-1} \mathbf{V}^{-1} (\gamma_{j,i} + E_j[\alpha_{i,t}])$$

其中， $\lambda_j > 0$ ，表示基金经理的风险厌恶系数。并且在求解过程中，作者隐式地假设不同的基金经理对预期收益 $\mu_{j,i,t}$ 的预测不同，但对风险的预测相同。对于一阶近似而言，此假设是合理的，因为 Merton (1980) 的研究表明预期收益比二阶矩更难预测。

至此，作者将反映基金经理进行 ESG 考量的因子 (γ) 和基金经理的风险偏好 (λ)、投资股票的因子载荷 (\mathbf{V}) 以及传统的 alpha 预测 (α) 一起，融入了基金经理的主动投资权重向量 (\mathbf{w}) 的计算过程中。于是，需要实证研究的问题就变成了，当控制因子暴露不变时，基金经理进行 ESG 考量的程度 (γ) 会对最终的选股 alpha (α) 有什么影响。

2.2 基于持股数据的归因分析

作者基于持股数据对基金预期收益进行了归因分析。沿用了 Ang 等人 (2017) 的方法，利用横截面上的风险特征来估计时变因子载荷，然后再利用时变估计结果来计算主动投资收益的截面和时序因子成分。借助协方差的定义，基金 j 的预期收益可以被拆分为：

$$\begin{aligned} E[R_{j,t}] &= \sum_{i=1}^N E[w_{i,j,t} r_{i,t}] \\ &= \sum_{i=1}^N E(w_{i,j,t}) E(r_{i,t}) + \sum_{i=1}^N \text{cov}(w_{i,j,t}, r_{i,t}) \end{aligned}$$

等式的第一项反映了投资组合中每个证券的被动收益，第二项反映了主动选股的动态影响。如果协方差为正，说明重仓配了具有正收益的证券，主动选股有效。

由于每个基金经理都采用了类似的因子模型来预测收益，因此可以把前文中的因子模型代入上式，得到组合主动收益的期望：

$$E[R_{j,t}] = \alpha_{j,t}^S + \sum_{k=1}^K E(\hat{\beta}_{j,k,t}) E(F_{k,t}) + \sum_{k=1}^K \text{cov}(\hat{\beta}_{j,k,t}, F_{k,t})$$

其中， $\hat{\beta}_{j,k,t}$ 是 t 时刻组合 j 在因子 k 上暴露度的加权平均， $\alpha_{j,t}^S$ 是 t 时刻基金经理 j 的选股 alpha，

$$\hat{\beta}_{j,k,t} = \sum_{i=1}^N w_{j,i,t} \beta_{j,k,t}$$

$$\alpha_{j,t}^S = \sum_{i=1}^N w_{j,i,t} (\gamma_{j,i} + E_j[\alpha_{i,t}])$$

要注意的是， $w_{j,i,t}$ 指的是相对于基准组合的主动投资权重，所以组合的实际收益可以表示为 $R_{j,t} = E[R_{j,t}] + \alpha_{j,t}^S$ 。所以，可以将基金的收益归因为三部分：截面因子收益、动态时变收益和选股 alpha。

$$R_{j,t} = \sum_{k=1}^K E(\hat{\beta}_{j,k,t}) E(F_{k,t}) + \sum_{k=1}^K \text{cov}(\hat{\beta}_{j,k,t}, F_{k,t}) + \alpha_{j,t}^S$$

该式的三个部分的经济意义为：

1. $\sum_{k=1}^K E(\hat{\beta}_{j,k,t}) E(F_{k,t})$ ，这一项定义了在各因子上的倾斜对截面因子收益的贡献；
2. $\sum_{k=1}^K \text{cov}(\hat{\beta}_{j,k,t}, F_{k,t})$ ，这一项定义了因子时序 alpha；
3. $\alpha_{j,t}^S$ ，这一项定义了选股 alpha，它可以分解为 ESG 相关的部分 ($\gamma_{j,i}$) 和真正的 alpha。

2.3 组合的因子表达

为了对时序因子载荷 $\hat{\beta}_{j,k,t}$ 进行拟合估计，作者采用了 Madhavan 等人 (2018) 的方法。假设现在有 M 个可投资的因子 ETF ($M \leq K$)，对其中每个证券在每个风格因子上的得分进行拟合，然后借助因子 ETF 对每支基金构建一个模仿组合，从而得出每支基金的 K 个因子特征的拟合值。

在给定时刻 t 的时候，对于基金 j ，定义 $w_{j,m}^{ETF}$ 为其模仿组合在第 m 个因子 ETF 上的投资权重。定义 $\hat{\beta}_{m,k}^{ETF}$ 为第 m 个因子 ETF 在因子 k 上的暴露，这是由该 ETF 内每个证券在因子 k 上的暴露的加权平均算得的。由于 ETF 是被动型基金，因此其期望收益只有 $\sum_{k=1}^K E(\hat{\beta}_{m,k}^{ETF}) E(F_k)$ 一项。对于基金 j 而言，其模仿组合的收益为：

$$E[R_j^{ETF}] = \sum_{m=1}^M w_{j,m}^{ETF} \left[\sum_{k=1}^K E(\hat{\beta}_{m,k}^{ETF}) E(F_k) \right]$$

在时刻 t 下，基金 j 的被动收益部分与模仿组合收益的残差记为 $\hat{\eta}_j$ ，即

$$\hat{\eta}_j = \sum_{k=1}^K E(\hat{\beta}_{j,k,t}) E(F_{k,t}) - \sum_{m=1}^M w_{j,m}^{ETF} \left[\sum_{k=1}^K E(\hat{\beta}_{m,k}^{ETF}) E(F_k) \right]$$

计算 $w_{j,m}^{ETF}$ 的 OLS 拟合值，限制条件为

$$\sum_{m=1}^M w_{j,m}^{ETF} = 1, 0 \leq w_{j,m}^{ETF} \leq 1, \text{ for each } m = 1, \dots, M$$

作者通过基金 j 的因子广度来量化因子暴露集中的程度。将基金级别的广度定义为 Herfindahl-Hirschman 指数的倒数，

$$\text{Factor breadth}_j = 1 / \sum_{m=1}^M (w_{j,m}^{ETF})^2$$

从之前的研究可以看出，ESG 评分可能会与一些因子特征相关。为了研究这种关系，作者将 ESG 评分分解成因子相关部分和特质性部分。将 ESG 评分和其中三个评分分别作为被解释变量，在 $M-1$ 个风格因子 ETF 上的投资权重作为解释变量，做 OLS 拟合，($M-1$ 是因为存在一个总和为 1 的约束条件，所以损失了一个自由度)。回归式为：

$$ESG_j = \sum_{m=1}^{M-1} \beta_m w_{j,m}^{ETF} + \varepsilon_j$$

其中，与风格因子相关的 ESG 部分为 $\text{Factor ESG}_j = \sum_{m=1}^{M-1} \beta_m w_{j,m}^{ETF}$ 。由此，ESG 考量因子被分为了因子相关 ESG 和特质性 ESG 两部分

$$ESG_j = \text{Factor ESG}_j + \text{Idiosyncratic ESG}_j$$

3. 数据与实证结果

本文需要的数据有基金相关数据、ESG 相关数据和风格因子数据三部分。基金数据方面，作者选取了 1,312 只美国主动型共同基金（总管理资产规模达 3.9 万亿美元）从 2014 年 6 月 30 日到 2019 年 6 月 30 日的季度持仓数据，数据来源为晨星数据库。ESG 数据方面，选取了 MSCI 针对上述基金的 ESG 评分分数。值得注意的是，MSCI 的 ESG 评分是针对个股建立的，因此在对基金进行 ESG 评级时，要求其持股中至少有 65% 的股票是拥有 ESG 评分数据，才能汇总到基金级别，形成针对基金的 ESG 评分。风格因子数据方面，作者使用了七个多头长期投资组合（价值，规模，质量，动量，最小波动率，大盘多因子，小盘多因子），这些投资组合分别由相应的 MSCI 指数代替：

表1：风格因子数据来源

风格因子	MSCI 指数
价值	MSCI USA Enhanced Value Index
规模	MSCI USA Risk Weighted Index
质量	MSCI USA Sector Neutral Quality Index
动量	MSCI USA Momentum Index

风格因子	MSCI 指数
最小波动率	MSCI USA Minimum Volatility Index
大盘多因子	MSCI USA Diversified Multiple-Factor Index
小盘多因子	MSCI USA Small Cap Diversified Multiple-Factor Index

资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

3.1 ESG 评分和基金数据的汇总统计

作者首先研究了 ESG 评分和基金数据的汇总统计，如图 1 所示。后三列均取组内均值。可以看出，大市值成长类基金数量最多（300 支）、管理资金规模最大（1.35 万亿美元），小市值价值类基金的管理资金规模仅有约 970 亿。基金的算术平均收益为-1.19%，按 AUM 加权的平均收益为-0.33%，说明规模大的基金收益更高。从平均费率的角度来说，大市值基金比小市值低很多，但是不同风格的基金差异不大。算术平均费率为 0.87%，按 AUM 加权的平均费率为 0.60%。最后，从 ESG 分数的角度来看，平均而言，各基金的 ESG 得分之间几乎没有差异，但是规模不同的基金存在微小差异，大盘股的基金经理的 ESG 得分（约 5.0）略高于小盘股的基金经理（约 4.6）。图 1 中，不同风格区的平均 ESG 得分几乎没有区别，这说明分析结果不受特定风格的影响。在随后的章节中，将使用 ESG 得分的显著差异来得出 ESG 组件与因子负载、alpha 和有效收益之间的关系。

图1：描述性统计（基于晨星风格框）

Style		Number of Funds	Total AUM (\$ billion)	Active Return (%)	Expense Ratio (%)	ESG Score
Large cap	Growth	300	1,349.9	-1.68	0.86	5.0
	Blend	176	665.5	-1.95	0.77	5.1
	Value	227	871.4	-0.69	0.78	4.9
Midcap	Growth	115	286.2	-0.60	0.92	4.8
	Blend	82	137.4	-2.63	1.03	4.8
	Value	53	132.6	-0.89	0.83	4.9
Small cap	Growth	133	203.1	0.91	0.96	4.6
	Blend	153	135.6	-1.55	0.95	4.6
	Value	73	96.8	-1.58	0.96	4.6
All funds		1,312	3,878.6	-1.19	0.87	4.9

资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

3.2 基金收益与 ESG 评分

图 2 展现了基金的 ESG 属性的评分均值、加权碳强度和一些其他的基金的特性，按年度收益的十分位数分组。其中，在图 2(A)中报告了这十组的加权碳强度和平均 ESG 得分。基金收益与 ESG 得分之间的相关性实际上为负，为-0.06。但是，主动收益最高的基金的加权碳强度（85.1）要比其他几组低得多，大约是其他九组的平均值的 1/2。

在图 2(B)中展示了这十组的主动收益、资金规模和费用比率的加权均值。年化主动收益均值最低的一组为-5.66%，最高的为 2.95%。只有第 8-10 三组的年化收益为正，其中第 8 组的年化收益仅仅是略大于 0。总

体上，共同基金的表现不佳，这与很多文献的结果一致。另外，表现最差的基金也往往具有较高的费用比率，但资金规模较小，这可能与基金业绩不佳有关。

图2：按主动收益分组的摘要统计（2014年6月30日至2019年6月30日）

A. ESG scores					
Decile	A+ Rated (%)	B+ Rated (%)	CCC Rated (%)	No Rating (%)	Weighted Carbon Intensity
1 (low)	31.9	58.0	1.8	8.3	184.8
2	33.2	58.6	1.2	7.0	160.6
3	32.8	59.8	1.7	5.7	148.8
4	31.7	61.0	1.4	5.9	166.2
5	33.4	59.0	1.8	5.9	182.8
6	33.4	58.4	1.8	6.4	162.4
7	34.7	58.6	1.5	5.2	156.2
8	33.9	59.5	1.3	5.3	157.8
9	31.7	60.0	1.4	6.9	157.8
10 (high)	27.7	61.9	0.9	9.5	85.1

B. Fund characteristics			
Decile	Active Return (%)	AUM (\$ billion)	Expense Ratio (%)
1 (low)	-5.66	0.51	1.12
2	-3.35	1.45	0.98
3	-2.47	2.32	0.87
4	-1.87	2.61	0.88
5	-1.37	2.22	0.85
6	-0.90	4.53	0.75
7	-0.43	2.99	0.80
8	0.13	3.58	0.76
9	1.03	5.21	0.81
10 (high)	2.95	4.15	0.93

资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020年10月26日

3.3 因子载荷与 ESG 评分的截面关系

将基金按 E、S、G 三个单项的评分分别进行排序，并分为 10 组。图 3 的 A、B、C 面板分别为按 E、S、G 分量分组后、基金的因子模仿组合在各个因子指数上的权重。整体来说，图 3 说明 ESG 的各分量与因子暴露度之间具有显著的相关性，特别是在环境（E）评分方面。

在面板 A 中展示了按环境评分分组后，基金的因子模仿组合的权重情况。可以看出，随着 E 评分的上升，动量和质量因子暴露度几乎单调增加，而小市值多因子的因子暴露度基本上是单调递减。具体来看，在 E 评分最高的第 10 组，在反转和质量因子指数上的投资权重分别为 33.9%和 37.3%，在小市值多因子指数的权重为 2.8%；而在评分最低的第一组，这三个数值分别为 1.0%、1.1%和 86.5%。因此，环境评分低的基金基本

只依靠小市值因子投资，而环境评分高的基金则更多看重反转和质量因子。在面板 B 和 C 中展示的社会评分和治理评分的分组结果也具有类似的结论，但在环境评分上体现的最为明显。

图3：按 E、S、G 评分分组后的基金在各因子指数上的投资权重（2014.6.30 至 2019.6.30）

Decile	Momentum	Value	Quality	Low Volatility	Small	Large-Cap Multifactor	Small-Cap Multifactor
A. Decile sort by environmental score							
1 (low)	1.0	3.3	1.1	0.0	7.8	0.4	86.5
2	1.4	3.1	0.6	0.0	15.4	0.0	79.5
3	1.5	5.1	2.4	0.1	22.0	1.7	67.3
4	2.9	11.5	9.1	1.2	35.1	3.0	37.2
5	8.2	18.1	16.6	2.6	28.3	5.2	21.0
6	16.3	19.1	26.5	2.2	20.9	4.2	10.8
7	22.3	22.4	28.9	5.7	11.7	3.5	5.6
8	29.4	23.8	30.4	3.6	8.1	2.0	2.7
9	27.8	21.6	30.6	6.8	8.3	1.6	3.4
10 (high)	33.9	13.9	37.3	5.6	5.7	0.8	2.8
B. Decile sort by social score							
1 (low)	4.6	16.8	1.7	1.2	17.9	1.2	56.6
2	4.9	18.4	5.2	2.6	20.4	2.9	45.6
3	7.8	16.2	9.2	2.8	18.6	3.1	42.3
4	11.8	16.0	10.9	1.8	15.6	2.8	41.2
5	12.3	11.9	14.0	2.5	20.7	2.1	36.5
6	18.3	16.9	18.6	4.4	16.8	2.7	22.3
7	21.4	14.5	21.9	3.7	13.0	2.4	23.1
8	20.0	12.8	30.7	1.9	17.4	2.2	15.2
9	20.3	9.1	36.2	3.6	9.6	2.0	19.2
10 (high)	23.1	9.2	35.3	3.4	13.2	1.1	14.8
C. Decile sort by governance score							
1 (low)	17.8	26.3	17.8	1.3	11.7	1.0	24.2
2	21.0	23.6	15.0	4.2	10.7	1.4	24.2
3	21.0	16.5	22.3	4.0	10.5	1.7	24.0
4	19.8	14.4	25.0	3.2	10.3	1.7	25.6
5	17.2	12.3	23.0	2.8	16.4	1.8	26.6
6	16.9	9.6	21.8	2.3	17.2	3.3	28.7
7	12.3	9.2	19.9	2.1	18.3	3.3	35.0
8	10.3	8.7	20.7	3.5	20.7	3.0	33.1
9	4.8	8.6	11.7	2.5	21.3	2.4	48.8
10 (high)	3.1	12.4	6.4	2.0	26.2	2.8	47.1

资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

为了进一步刻画 ESG 各分量与风格因子的关系，作者对 E、S、G 各分量做截面回归。图 4 展示了各因子指数的回归系数。由于存在一个权重之和为 1 的限制条件，所以在做回归的时候，作者去掉了反映规模因子的 MSCI USA Risk Weighted Index。

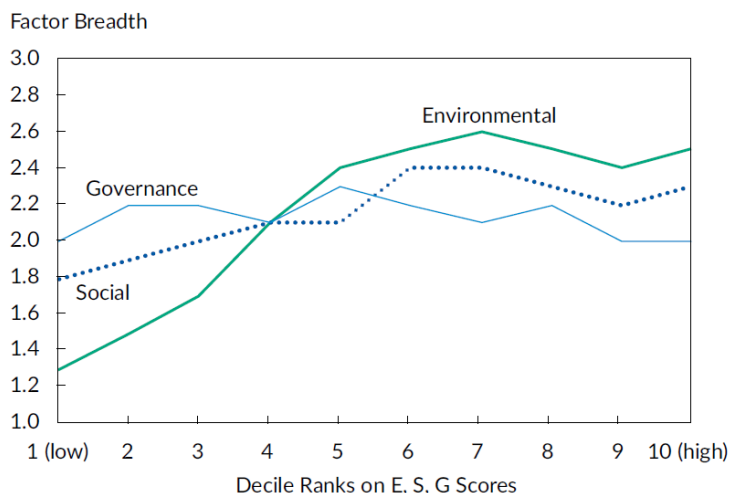
图4：截面回归结果

	Environmental Score		Social Score		Governance Score	
	Coefficient	t-Stat.	Coefficient	t-Stat.	Coefficient	t-Stat.
Intercept	4.85	141.15*	4.35	194.47*	5.59	212.79*
Momentum	1.03	15.72*	0.25	5.89*	-0.39	-7.83*
Value	0.11	1.88	-0.24	-6.04*	-0.36	-7.76*
Quality	0.35	6.90*	0.20	6.07*	-0.15	-3.78*
Low volatility	0.69	6.87*	0.19	2.89*	0.08	1.05
Large-cap multifactor	-0.36	-2.95*	-0.08	-0.98	0.27	2.84*
Small-cap multifactor	-1.00	-22.31*	-0.14	-4.61*	-0.08	-2.26*
Adjusted R^2	0.75		0.26		0.14	
F-statistic	664.0		74.4		35.9	

资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

可以看出，对环境评分的回归模型的 $adjusted R^2$ 达到了 0.75，远高于对 S 和 G 评分的回归模型（其拟合优度分别为 0.26 和 0.14）。这一发现说明环境评分与因子载荷之间具有强相关性，但在社会评分和治理评分方面，因子的解释力较弱。借助这一模型，可以把高环境评分的基金解释为基金经理倾向于持有在反转（1.03）、质量（0.35）和低波动率（0.69）因子上暴露度较高的证券，并且倾向于看好大公司股票（小市值因子的回归系数为-1.00）。这个发现是很有价值的，因为 MSCI 的环境评分没有从风格因子方面来考虑

图 5 展示了分别按 E、S、G 三个分量排序的十分位组的因子广度。对于环境评分，因子广度随着评分上升显著增加，从最低十分位组的 1.3 增长到最高十分位组的 2.5，这相当于往组合中增加了 1.2 个因子。与社会和治理评分的曲线相比，这种增长是比较陡峭的，而且从第 1 分位组到第 7 分位组是单调增加的。而在社会评分和治理评分方面，情况则大不相同——其因子广度一直在 2.0 左右波动。在之前的归因模型中，主动收益可以被分解为截面因子暴露、时序因子和选股 alpha 三部分，因此与因子有关的前两部分可能会导致 E 评分与 alpha 之前存在某种相关性，而 S 和 G 评分与 alpha 则不会。图 3 和图 4 的结果则证明了这点。

图5：ESG 各分量十分位组的因子广度


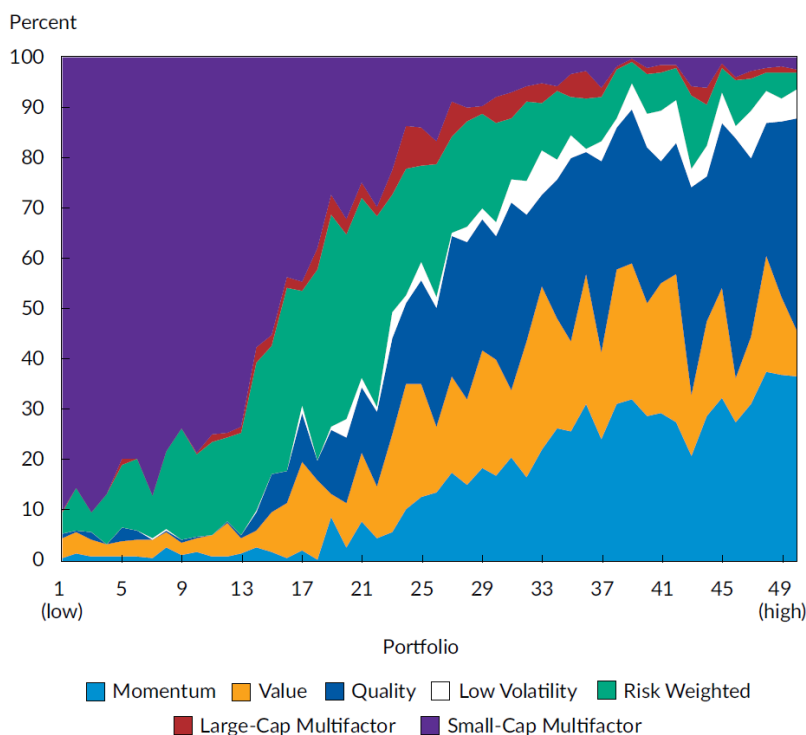
资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

随后，作者将基金按环境评分的高低分为 50 组，计算了每组的风格因子权重，然后把结果呈现在了图 6 中。图 6 很清楚的刻画出环境评分从低到高变化时，小市值因子的权重下降，反转和质量因子的权重上升的过程。另外有一个有趣的点，价值因子与环境评分并不是线性相关的：环境分最低的第 1 组的价值因子权重只有 3.8%，逐渐增长到环境分中等的第 30 组时为 23.0%，随后又开始下降，环境分最高的第 50 组价值因子权重只有 8.9%。

图 6 还可以作为图 5 因子广度的补充资料。对于环境评分最低的基金组合，可以看出小市值因子处于完全的支配地位。而对于环境评分最高的基金组合，可以看到其质量和反转因子的权重很大。此外，低环境评分的基金完全没有考虑低波动率这个因子，但在高环境评分的基金中低波动率因子是在考虑范畴内的。

尽管这些因子在社会和治理评分上的解释力度比在环境评分上弱，但是还是可以参考一下。在社会和治理评分的回归模型中，有一些因子的回归系数的符号是与其在环境评分模型中相反的。具体来说，高环境评分的基金的反转因子权重会比较高，但是高治理评分的基金的反转因子权重则会比较低。另外，高社会评分和高治理评分的基金都倾向于投资成长型企业，因此其价值因子的权重会降低。

图6：不同环境评分组合的因子权重（2019 年 6 月 30 日）



资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

3.4 与传统的时序回归因子模型的因子载荷对比

作者接下来研究了在考虑了 ESG 评分时，传统因子模型的回归效果。图 7 和图 8 展示了利用传统因子模型做时间序列回归的结果，其中图 7 使用的是 Fama-French-Carhart 模型，图 8 使用的是 AQR 模型。

图 7 的结果说明，ESG 评分高与评分低的基金的因子载荷差异比较小。另外，主动收益与 ESG 评分之间没有明显的相关性。图 7 中高 ESG 评分的基金通常拥有：（1）较低的市场 beta 和较低的流动性；（2）更关注大型公司；（3）负的账面价值因子暴露度。但是，就其经济意义而言，在这些分组上的 beta 的差异有些难以解释。例如，Fama-French-Carhart 模型中的市场 beta 从最高到最低（1.04 到 0.93）的差异是否有意义？

图 8 中，QMJ beta 的值很小，而且在不同分组上的变化不大——从第 1 组的 0.15 到第 10 组的 0.05。除了因子 β 的值普遍较低之外，这种方法还存在解释力不强的问题，因为基金因子载荷由市场因子主导。相比之下，基于持股的 Alpha 度量方法可以清楚地描述基金的因子载荷，因此具有更大的潜力。

图7：按 ESG 评分分组后的 Fama-French-Carhart 时序回归模型的因子载荷

ESG Decile	Active Return (%)	Factor Betas			
		Market	Size	Value	Momentum
1 (low)	-0.54	1.04	0.71	0.08	0.05
2	-0.85	1.01	0.61	0.15	0.06
3	-0.95	1.01	0.49	0.09	0.00
4	-1.60	1.00	0.28	0.04	-0.02
5	-1.40	0.98	0.18	0.01	-0.03
6	-1.59	0.98	0.07	-0.01	-0.03
7	-1.39	0.98	0.02	-0.05	-0.02
8	-0.97	0.97	-0.02	-0.05	-0.01
9	-1.18	0.96	-0.05	-0.07	0.01
10 (high)	-1.48	0.93	-0.07	-0.10	0.01
Mean	-1.20	0.99	0.22	0.01	0.00
Weighted mean	-0.33	0.97	0.06	-0.06	-0.02

资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

图8：按 ESG 评分分组后的 AQR 时序回归模型的因子载荷

ESG Decile	Factor Betas					
	Market	Size	Value	Momentum	QMJ	BAB
1 (low)	1.08	0.90	-0.01	0.11	0.15	-0.03
2	1.07	0.81	0.08	0.10	0.23	0.02
3	1.06	0.64	0.03	0.05	0.17	-0.02
4	1.04	0.35	0.00	0.02	0.08	-0.01
5	1.01	0.21	-0.01	0.00	0.06	-0.01
6	1.00	0.06	-0.05	-0.01	0.02	0.00
7	0.99	-0.01	-0.09	0.00	0.00	-0.02
8	0.99	-0.05	-0.08	0.00	0.02	-0.01
9	0.98	-0.10	-0.11	0.01	0.01	-0.01
10 (high)	0.95	-0.12	-0.14	0.00	0.05	-0.01
Mean	1.02	0.27	-0.04	0.03	0.08	-0.01
Weighted mean	0.99	0.03	-0.10	0.01	-0.01	-0.02

资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

3.5 基金 alpha 与 ESG 评分的关系

截至本节，作者已经讨论过基金的主动收益和因子载荷与 ESG 评分的关系。在之前的归因模型中，基金主动收益被分解为截面因子暴露、时序因子变化和选股 alpha 三部分，其中只有最后一项与因子载荷无关。在本节中，作者将会讨论这一项与 ESG 评分的关系。

图 9 展示了两个截面回归的结果：回归 I 是针对综合 ESG 评分，回归 II 是针对单独的环境评分。两个回归模型的因变量都是 2014 年 6 月 30 日至 2019 年 6 月 30 日这五年期间的选股 alpha（基于从 Morningstar 获得的季度持股量，以百分比为单位）。在回归的自变量方面，作者使用了特质性 ESG 评分和因子相关的 ESG 评分（请参见数学模型的 ESG 分解部分）。在回归模型 II 中，作者仅针对环境评分执行了这种非因子和因子的分解。作者还引入了图 2 中几个非常重要的控制变量，即基金的净费用比率（以基点为单位）、管理资产规模的对数、根据基金月收益得出的年化波动率，以及描绘基金经理风格基准（大盘股的价值，混合和成长）、中市值和小市值的虚拟变量。而大市值混合虚拟变量则包含在截距中。

图 9 的结果表明，只有因子相关的 ESG 分量与基金经理的选股 alpha 具有正相关关系——回归模型 I 中，因子相关 ESG 的回归系数为 3.22（t 统计量是 4.51）；回归模型 II 中，因子相关 ESG 的回归系数为 0.74（t 统计量是 2.77）。特质性 ESG 分量的回归系数为负，且不显著。因此，基金经理的选股 alpha 与 ESG 评分有关，但只与因子 ESG 分量有相关性。

图9：基金选股 alpha 的截面回归结果

	Regression I: ESG Score		Regression II: Environmental Score	
	Coefficient	t-Statistic	Coefficient	t-Statistic
Intercept	-21.61	-5.68*	-8.93	-5.51*
Expense ratio	-0.01	-6.01*	-0.01	-5.82*
log AUM	0.16	5.79*	0.17	5.96*
Idiosyncratic ESG	-0.40	-1.33	-0.25	-1.72
Factor ESG	3.22	4.51*	0.74	2.77*
Volatility	26.91	8.09*	23.43	7.39*
Large-cap growth	0.25	1.55	0.39	2.50*
Large-cap value	0.57	3.43*	0.39	2.41*
Midcap	1.17	5.71*	0.99	4.45*
Small cap	1.43	4.70*	1.07	3.26*
Adjusted R ²	0.16		0.15	
F-statistic	28.2		26.6	

资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

对于图 9 中的其他自变量，所有风格因子哑变量的系数都是正的，所以截距项中包含的大盘股混合这个量一定会带来一个负的 alpha。这一结论与投资大盘股的基金经理在面临跑赢指数（如 S&P 500）时面临的挑战一致。基金费率的负系数和管理规模的正系数与之前在图 2 中呈现的结果一致。最后，波动率前正的回归系数这一点与 Grinold (1994) 的模型一致，在该模型中，主动投资的经理人会持有那些与波动率成正比的正 alpha 股。

稳健起见，作者将因变量换为基金的主动收益（超出基准组合的年化收益），进行了相同的回归，结果如图 10 所示。可以看出，模型整体的拟合优度有所提高（F 统计量和 $adjusted R^2$ 都有所提高）。由于基金主动收益包含了选股 alpha、动态时序 alpha 和截面因子收益三部分，而因子载荷与这三部分都有一定相关性，所以拟合优度提高是很正常的。图 10 的结果与图 9 一致，两个回归模型中，因子 ESG 分量的回归系数在统计学上具有很高的显著性，而特质性 ESG 则没有。总的来说，这些结果与 ESG 评分对 alpha 的影响倾向于通过因子载荷来体现的发现是一致的。

图 10：基金主动收益的截面回归结果

	Regression I: ESG Score		Regression II: Environmental Score	
	Coefficient	t-Statistic	Coefficient	t-Statistic
Intercept	-44.06	-9.10*	-15.96	-7.68*
Expense ratio	-0.01	-3.02*	-0.01	-2.75*
log AUM	0.33	9.31*	0.34	9.39*
Idiosyncratic ESG	0.03	0.08	0.25	1.34
Factor ESG	7.67	8.43*	2.12	6.17*
Volatility	14.52	3.43*	8.10	1.99*
Large-cap growth	0.21	1.04	0.54	2.73*
Large-cap value	2.01	9.47*	1.60	7.78*
Midcap	2.48	9.49*	2.33	8.12*
Small cap	4.56	11.76*	4.09	9.70*
Adjusted R^2	0.22		0.20	
F-statistic	40.1		35.9	

资料来源：《Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens》，2020 年 10 月 26 日

4. 结论

基金经理有两种方法来确定 ESG 等级，一是通过因子暴露度，二是通过关注特质性 ESG 要素，这与风格因子无关。由于从长远来看，有一些有说服力的理论和实证结果将风格因子与风险溢价联系起来，因此有必要考虑是否将因子相关的 ESG 部分与收益挂钩。利用自下而上基于持股的数据，作者调查了 1312 只美国共同基金（总资产管理规模达 3.9 万亿美元）的 ESG 分数、因子载荷和 alpha 之间的关系。最终发现，ESG 分数与风格因子（价值、反转、质量、最小波动率和规模）有相关性。特别是，环境评分高的基金更容易受到质量和反转因子的影响。在对 ESG 评分进行分解后，发现基金的主动收益和 alpha 都与因子 ESG 部分（与风格因子相关的 ESG 部分）相关，而与特质性 ESG 部分（与风格因子无关的 ESG 部分）无关。

需要注意的是，这篇论文的数据只涵盖了最近这一段 ESG 投资规模比较小的时期。将来，具有高 ESG 评分的股票可能会具有额外的 alpha，因为它们可能会被添加到持续有资金流入的 ESG 指数中。另一点是，这篇论文只使用了 MSCI 提供的 ESG 分数。鉴于各个 ESG 评分的提供商（Berg, Kölbel 和 Rigobon 等）的数据存在“总体混乱”的现象，即彼此之间可能只存在弱相关性，这项研究的下一步将会是检验基金的 alpha 和其他数据提供商的 ESG 评分之间的关系。

从实践角度出发，由结论可以给出两个主要建议：

1. 当投资者选择 ESG 评分较高的基金时,那些基金往往也具有较高的因子暴露度。因此投资者需要明白 ESG 考量如何导致与整个市场不同的因子倾斜。如果这些因子暴露是投资者所期望的,那么长期来看,它们可能会给予投资者与因子暴露相关的更高的收益。如果这些因子暴露不是投资者所期望的,那么投资者就需要调整他们的投资组织,同时尝试着保持 ESG 评分。
2. 在这篇论文的样本期内,高 ESG 评分的基金,特别是具有高环境评分的基金,获得了高收益(与较高的质量和反转因子暴露度有关)。但是这种回报是仅通过与因子相关的 ESG 部分实现的,其他与因子不相关的 ESG 部分带来的超额收益微不足道。

5. 我们的点评

本文从基金 alpha 和风格因子的角度出发,研究了 ESG 评分与美国共同基金收益之间的关系。为了引入 ESG 评分,作者构建了基金收益的归因模型,将主动型共同基金的收益分解为 3 个部分:截面因子的收益、因子的时序变化和基金经理的选股 alpha。其中,选股 alpha 部分受到 ESG 评分的影响。为了进一步研究 ESG 评分与风格因子的关系,作者利用正交化方法将 ESG 分解为与因子相关的因子 ESG 和与因子无关的特质性 ESG,从而进一步研究其可能的传导机制。实证结果表明,高 ESG 评分的基金往往具有较高的 alpha 和收益,这与因子 ESG 部分具有显著的相关性,而与特质性 ESG 部分无关。具体来说,ESG 评分,特别是环境评分,与传统的风格因子,特别是质量和反转因子密切相关。这一点在研究进行 ESG 考量对基金收益的影响机制时,具有很大的参考价值。同时也为 ESG 评分的相关研究提供了新的思路。另外,作者的研究结论还为投资者选择基金的过程提供了另一个参考维度。如果 ESG 评分是与风格因子密切相关的,那么投资者就可以根据自身对风格因子的偏好选择基金。

本篇文章基于美国市场的股票及基金数据,在国内市场中 ESG 评分与风格因子是否也会有类似的相关性值得进一步研究。如果这种相关性在国内市场依旧比较显著,那么则可以通过投资于特定因子实现 ESG 的暴露。

6. 参考文献

Madhavan A, Sobczyk A, Ang A. Toward ESG Alpha: Analyzing ESG Exposures through a Factor Lens[J]. Financial Analysts Journal, 2020(3):1.

7. 风险提示

本报告内容来源于相关文献,不构成投资建议。文中的结果基于原作者对美国市场历史数据进行的实证研究,当市场环境发生变化的时候,存在模型失效的风险。

相关报告汇总

报告类型	标题	日期
金融工程普通报告	量化市场观察：推荐行业表现优异，成长和质量因子强势反弹	2021-04-25
金融工程深度报告	资产配置系列之一：基于基金“抱团”持股的行业配置策略	2021-04-22
金融工程普通报告	量化市场观察：行业短期动量效应增强，波动率因子表现亮眼	2021-04-18
金融工程普通报告	量化市场观察：看好消费与医药，价值因子表现可期	2021-04-11
金融工程普通报告	量化市场观察：行业择时指标有效性提升	2021-04-06
金融工程普通报告	海外文献速览系列之二：基金经理对新闻的反应与业绩的关系	2021-04-02
金融工程普通报告	海外文献速览系列之一：收益率非对称性的新的度量方式	2021-03-21
金融工程深度报告	金融工程 2021 年度投资策略：行业配置正当其时	2021-03-11

资料来源：东兴证券研究所

分析师简介

高智威

东兴证券金融工程首席分析师，北京大学物理学博士，6 年左右金融工程研究经验，曾就职于兴业证券、招商证券。2021 年 2 月加入东兴证券研究所。长期从事金融工程领域研究，擅长量化选股、资产配置、基金研究以及衍生品投资策略等。多次作为团队成员上榜新财富最佳分析师。

分析师承诺

负责本研究报告全部或部分内容的每一位证券分析师，在此申明，本报告的观点、逻辑和论据均为分析师本人研究成果，引用的相关信息和文字均已注明出处。本报告依据公开的信息来源，力求清晰、准确地反映分析师本人的研究观点。本人薪酬的任何部分过去不曾与、现在不与、未来也将不会与本报告中的具体推荐或观点直接或间接相关。

风险提示

本证券研究报告所载的信息、观点、结论等内容仅供投资者决策参考。在任何情况下，本公司证券研究报告均不构成对任何机构和个人的投资建议，市场有风险，投资者在决定投资前，务必要审慎。投资者应自主作出投资决策，自行承担投资风险。

免责声明

本研究报告由东兴证券股份有限公司研究所撰写，东兴证券股份有限公司是具有合法证券投资咨询业务资格的机构。本研究报告中所引用信息均来源于公开资料，我公司对这些信息的准确性和完整性不作任何保证，也不保证所包含的信息和建议不会发生任何变更。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，报告中的信息或意见并不构成所述证券的买卖出价或征价，投资者据此做出的任何投资决策与本公司和作者无关。

我公司及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，也可能为这些公司提供或者争取提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务。本报告版权仅为我公司所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制和发布。如引用、刊发，需注明出处为东兴证券研究所，且不得对本报告进行有悖原意的引用、删节和修改。

本研究报告仅供东兴证券股份有限公司客户和经本公司授权刊载机构的客户使用，未经授权私自刊载研究报告的机构以及其阅读和使用者应慎重使用报告、防止被误导，本公司不承担由于非授权机构私自刊发和非授权客户使用该报告所产生的相关风险和法律责任。

行业评级体系

公司投资评级（以沪深 300 指数为基准指数）：

以报告日后的 6 个月内，公司股价相对于同期市场基准指数的表现为标准定义：

强烈推荐：相对强于市场基准指数收益率 15% 以上；

推荐：相对强于市场基准指数收益率 5%~15% 之间；

中性：相对于市场基准指数收益率介于-5%~+5% 之间；

回避：相对弱于市场基准指数收益率 5% 以上。

行业投资评级（以沪深 300 指数为基准指数）：

以报告日后的 6 个月内，行业指数相对于同期市场基准指数的表现为标准定义：

看好：相对强于市场基准指数收益率 5% 以上；

中性：相对于市场基准指数收益率介于-5%~+5% 之间；

看淡：相对弱于市场基准指数收益率 5% 以上。

东兴证券研究所

北京

西城区金融大街 5 号新盛大厦 B 座 16 层

邮编：100033

电话：010-66554070

传真：010-66554008

上海

虹口区杨树浦路 248 号瑞丰国际大厦 5 层

邮编：200082

电话：021-25102800

传真：021-25102881

深圳

福田区益田路 6009 号新世界中心 46F

邮编：518038

电话：0755-83239601

传真：0755-23824526