

多因子量化选股系列专题研究

关于多因子模型构建方法实用性的理论探讨

2018年2月28日

投资要点

- ❖ **投资聚焦：**多因子量化选股策略是在当前量化投资领域中，应用最为广泛、被市场接受程度最高的策略之一。但是，以往的大部分研究主要以策略的样本内效果为导向，而忽视了对其理念和认识上的探究。**本文基于我们的历史研究积累，集中从理念上探讨几个多因子模型体系构建方法方面的关键问题，期望引发投资者的一些思考和重视。**
- ❖ **多因子模型的一般形式及多因子投资的意义：**（1）因子是对市场信息的抽象概括，对因子的分析是一种自上而下的分析方式，当市场的复杂度提升，个股的研究难度加大时，则可以通过因子实现信息简化，降低研究难度。（2）多因子投资的本质即是通过组合投资实现对目标因子的投资。（3）多因子模型的构建形式有多种，在一个市场中哪种方法能够最简便、最精确实现目标因子收益率的复制，那么这个方法就是最实用的方法。
- ❖ **截面回归模型在 A 股的适用性有限：**（1）基于截面回归法的估计公式得到的精准复制因子收益率的构建难度极大，在任何市场中实现因子收益率的精准复制均不可能。（2）通过风险暴露实现因子配置要求模型具有较高解释度（ R^2 ），根据我们的前序研究，A 股市场中常规风格因子的解释度均较低。
- ❖ **分组法是当前 A 股市场最实用的多因子模型构建方法：**（1）以个股为单位计算 IC 的做法等价于把空间内每只个股都视做独立的一组，这样计算的 IC 有限，而分组后以组为单位计算的 IC 则可在一定程度上有所提升。（2）以分组后的 top 组合作为因子组合，将该组合的超额收益及定义为因子收益，这样可大幅简化复制因子收益的难度。（3）对各因子 top 组合的收益率序列进行组合优化，可大幅简化优化的难度。
- ❖ **因子需要进行残差化处理吗？**（1）因子间进行过度的残差化或独立化处理，使得因子丧失了本质含义，不利于对因子的主动把握。（2）每个因子必定包含一定的噪声和伪相关性，残差化之后的因子虽然最大化利用了因子的数值信息，但其中的噪声和伪回归也必然被包含在模型中，这样虽然会提升模型在样本内的表现，但外推时必然导致效果下降。（3）多因子组合的风险是否均衡本质上是由所暴露的因子的收益率的相关性所导致的。虽然因子暴露的相关性可能会导致因子收益率之间存在相关性，但是两者之间并不构成等价关系，即便是相互独立的两个因子，其因子收益率也可能存在相关性。
- ❖ **结论与建议：**（1）截面回归法在构建多因子组合方面有所欠缺。一是精准复制组合难度大，二是通过风险暴露实现因子配置要求模型具有较高解释度，而 A 股市场中常规因子的解释度均较低。（2）**分组法是当前 A 股市场最实用的多因子模型构建方法。**一是分组后可变相提升因子 IC；二是因子复制组合的构建难度大幅降低；三是大幅降低了组合优化的难度。（3）**对因子间的残差化处理要适度。**一是过度残差化会导致因子的含义过度复杂，不利于理解；二是最大化利用因子信息可能将因子内包含的噪声或者伪相关性纳入进来，不利于策略外推；三是多因子组合的风险是否均衡本质上是由所暴露的因子收益率的相关性所导致的，而与因子暴露的相关性不构成等价关系。



中信证券研究部

王兆宇

电话：021-20262110

邮件：wangzhaoyu@citics.com

执业证书编号：S1010514080008

赵文荣

电话：010-60836759

邮件：zhaowenrong@citics.com

执业证书编号：S1010512070002

李祖苑

电话：010-60838026

邮件：lizuyuan@citics.com

执业证书编号：S1010514070002

张依文

电话：021-20262149

邮件：yiwenzhang@citics.com

执业证书编号：S101051708000

相关研究

1. 多因子量化选股系列专题研究—因子定价逻辑与多因子跟踪体系的构建.....2018-02-08
2. 多因子量化选股系列专题研究—多因子模型构建中的组合优化与风险预算研究.....2017-11-17
3. 另类交易策略研究—通道突破股票的市场表现与交易策略.....2017-04-19
4. 量化选股系列专题—基于价值轮动的上证 50 增强策略..... 2016-09-05

目录

投资聚焦.....	1
多因子模型的一般形式及多因子投资的意义	1
截面回归模型在 A 股的适用性有限	1
精确复制因子收益率的组合构建难度极大	2
通过风险暴露实现因子配置要求模型具有较高解释度（R ² ）	2
分组法是当前 A 股市场最适用的多因子模型构建方法	3
从 IC 的角度看，分组法可提升模型的 IC 值	3
从因子组合的角度看，分组法下的构建难度大幅降低	3
分组法可降低组合优化的难度	4
关于因子暴露的几点探讨	4
如何理解因子的含义本质？	4
最大化利用因子信息的外推效果稳定吗？	5
因子暴露独立后的组合实际风险均衡吗？	5
结论与建议	5

插图目录

图 1：逐步回归法下的单因子基本架构	2
--------------------------	---

表格目录

表 1：逐步回归法下的各因子在不同空间的日均R ²	2
--	---

投资聚焦

多因子量化选股策略是在当前量化投资领域中，应用最为广泛、被市场接受度最高的策略之一。组合投资理论、CAPM 模型、APT 理论、行为金融学等经典金融学理论为其奠定了理论基础，其自身简洁清晰的操作流程、灵活多变的形式也令其适用绝大多数情境而备受投资者的青睐。

但是，以往的大部分研究主要以策略的样本内效果为导向。量化策略应以其样本外效果为唯一评判标准，过度对样本内效果的优化常常会导致研究误入歧途，其在样本外反而达不到预期效果。我们认为，这主要是对多因子策略的理念及认识上的偏颇所导致的。本文基于我们的历史研究积累，集中从理念角度探讨几个多因子模型体系构建方法方面的关键问题。

要成为成功的投资人是需要不断的自我成长和迭代的，本文的一些想法仅基于我们目前的思考和认知，对部分问题可能仍存有争议之处，只期望能够引发投资者的一些思考和在多因子构建理念上的重视。

多因子模型的一般形式及多因子投资的意义

多因子模型的一般形式如下：

$$r_i = x_{i,0} + x_{i,1}f_1 + \cdots + x_{i,K}f_K + \epsilon_i \quad (1)$$

上式中， r_i 为股票 i 的收益率， $\{x_{ik}\}_{k=0}^K$ 为股票 i 的因子暴露（Factor Exposure）， $\{f_k\}_{k=1}^K$ 为因子收益率（Factor Return）， ϵ_i 为股票 i 收益率中不可被因子解释的部分。公式（1）将股票的收益率分解到不同的因子上，那么当残差项可控时，对股票的投资就转化为了对因子的投资。

因子是对市场信息的抽象概括，对因子的分析是一种自上而下的分析方式，且可以从基本面（宏观、中观、围观）、技术面（量价特征）、市场情绪（预期、投资者行为）等多种角度进行分析。当市场的复杂度提升，个股的分析难度加大时，则可以通过因子实现信息简化，降低研究难度。并且部分因子虽然短期存在波动和回撤，但长期来看能够贡献超额收益而具备配置价值。因此多因子投资的本质即是通过组合投资实现对目标因子的投资。

但是公式（1）只是一个形式上的写法，使用者可以从不同角度定义因子、定义因子收益，因此市场上衍生出了多种不同架构的多因子序列模型。从因子类别来看，可分为基本面多因子模型、宏观多因子模型、统计多因子模型；从分析方法来看，可分为截面回归（Barra 等）、时间序列回归（CAPM, Fama-French 三因素模型等）、面板数据回归、分组（long top, 或者 top-bottom）等。那么哪种方法最好呢？我们认为，从上述多因子投资的本质出发，在一个市场中哪种方法能够最简便、最精确实现目标因子收益率的复制，那么这个方法就是最实用方法。

截面回归模型在 A 股的适用性有限

近年来市场对于截面回归类模型的接受度较高，主要原因在于其具有较完备的数理推导、强大扩展能力。但我们认为，此类模型在 A 股的适用性总体上较有限。

精确复制因子收益率的组合构建难度极大

截面回归法通过最小二乘法实现每期的因子收益率的估计。公式（2）展示了最小二乘法的解析解。其中， r_t 、 X_{t-1} 、 f_t 和 ϵ_t 均为以矩阵形式表示的股票收益率、因子暴露、因子收益率和残差项。

$$r_t = X_{t-1} \cdot f_t + \epsilon_t \Rightarrow f_t = (X_{t-1}' X_{t-1})^{-1} X_{t-1}' r_t \quad (2)$$

根据公式（2）可知，如果希望在第 t 期实现对第 k 个因子收益率 $f_{t,k}$ 的精准复制，则应以矩阵 $(X_{t-1}' X_{t-1})^{-1} X_{t-1}'$ 的第 k 行元素为权重对全空间股票进行配置，那么便不可避免的需要对部分股票进行杠杆性做多，部分股票需要做空。这种操作的难度极大，即便在海外成熟市场中也较难实现。因此实现截面回归法因子收益率的精准复制几乎不可能。

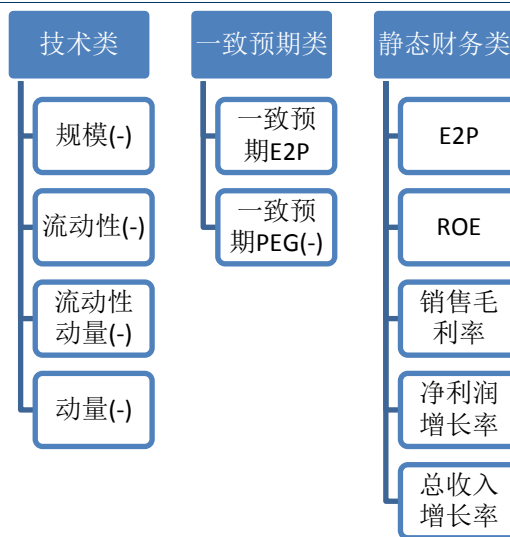
通过风险暴露实现因子配置要求模型具有较高解释度（ R^2 ）

既然精准复制几乎不可能实现，那么另一方向即为误差可控下的复制，即在组合充分分散的前提下，通过控制组合的风险暴露来实现因子配置。

这一方式实现的前提是误差可控，即需要回归模型具有较高的解释度（ R^2 ）。图 1 和表 1 展示了我们此前的研究中¹，通过在截面进行逐步回归所构建的多因子模型的架构和单因子的日均 R^2 。可见虽然模型总体解释度已经接近 50%，但是风格因子的日均 R^2 极小。

R^2 较小说明因子的 IC 非常接近于 0，因此通过控制这些因子的暴露来实现因子配置的误差会很大。即便基金管理人配置了合适的风险敞口，但是也不一定能够实现投资逻辑。我们此前构建的模型风险一直无法有效降低。虽然可以通过无限增加因子数量的方法强行提升模型解释度，但我们认为这样是在逃避问题的本质，而且也导致模型的外推效果很不稳定。

图 1：逐步回归法下的单因子基本架构



资料来源：中信证券研究部。注：“-”表示因子值越小正超额收益越高

表 1：逐步回归法下的各因子在不同空间的日均 R^2

	沪深 300 空间	中证 500 空间	中证 800 空间
市场因子	25.36%	25.73%	24.93%
行业因子	20.96%	9.91%	11.46%
规模	0.40%	0.36%	0.47%

¹参阅报告：《多因子量化选股系列专题研究—多因子模型构建中的组合优化与风险预算研究》

流动性	0.40%	0.53%	0.40%
流动性动量	0.31%	0.24%	0.23%
动量	0.56%	0.42%	0.50%
一致预期 E2P	0.17%	0.19%	0.14%
一致预期 PEG	0.18%	0.12%	0.09%
E2P	0.07%	0.11%	0.06%
ROE	0.20%	0.10%	0.11%
销售毛利率	0.13%	0.11%	0.07%
净利润增长率	0.14%	0.11%	0.07%
总收入增长率	0.15%	0.11%	0.08%

资料来源：中信证券数量化投资分析系统

分组法是当前 A 股市场最适用的多因子模型构建方法

从 IC 的角度看，分组法可提升模型的 IC 值

因子的最基本作用是对个股的（超额）收益率进行区分。理论上说，任何一个 IC 长期为正（或为负）的因子都是有价值的因子。但是如果因子的 IC 越接近于 0，则对该因子构建的组合需要持有越多的期数才能获得区分收益的效果，而因子的风险（波动）也会越大。

以个股为单位计算 IC 的做法等价于把空间内每只个股都视做独立的一组，那么如表 1 所示，可见测得的常规风格因子的 IC 值都非常接近于 0，因此模型的效果也必然比较有限。但如果降低分组数量，即相当于将空间内因子值相近的股票合并为一只，这样会降低因子信息中的噪声，适度增加模型的模糊性，以组为单位考察的 IC 值反而会提升，那么相同时间内的因子对收益率的区分效果也会提升。

因子信息的丧失是一个逐步发生且不可逆的过程，我们认为应对的唯一方法就是逐步降低分组数量。例如在我们目前的测试结果看来，各指数空间内分为 10 组时各因子的单调性总体较好，但如果随着信息的进一步丧失，只能继续降低分组数量。最后如果分为 2 组的因子 IC 也不稳定的话，才说明该因子彻底失效。而且在降低分组数量的过程中，构建组合的资金占用会越来越高，资金效率也会降低。

从因子组合的角度看，分组法下的构建难度大幅降低

定义因子组合为在某一多因子框架下，能够准确获得某一因子当期收益率的组合。由公式（2）可知，截面回归多因子模型某一因子的因子组合即为矩阵 $(X_{t-1}'X_{t-1})^{-1}X_{t-1}'$ 对相应的权重配置得到的组合。而且为了避免多元回归的共线性问题，在实际应用中还需要对公式（2）进行多种修正，因此实际的组合构成将比公式（2）更加复杂。

在分组法下，我们将全部股票依据某一因子的因子值进行排序（如因子 IC 为正则进行降序排序，IC 为负则进行升序排序），然后在该排序下进行分组，并将 top 组合定义为该因子的因子组合。该因子组合在当期的超额收益率即为该因子的因子收益。如管理人定义了 K 个因子，则可获得这 K 个因子的因子组合，在某一期初进行组合构建时，即将全部资金在这 K 个因子上进行分配。

上述构建方法下，公式（1）可写为如下形式：

$$r = x_1 f_1 + x_2 f_2 \dots + x_K f_K, \text{ 且 } 0 \leq x_k \leq 1, \sum_{k=1}^K x_k = 1 \quad (3)$$

其中， r 为上述构建组合相对基准指数的超额收益率； x_k 为该组合在第 k 个因子组合上分配的资金权重，也即为该因子的风险暴露； f_k 为第 k 个因子组合在当期的超额收益率，即为因子收益率。在 A 股市场这样一个对个股不能任意加杠杆做多或做空的市场中，使用上述方法

可以轻松实现因子组合的构建，且这种多因子策略是一种获取相对基准指数超额收益的相对收益型策略。

对于一个可以做空的市场来说，则可将单因子分组后的 **top-bottom** 组合（市场中性下做多 **top** 同时做空 **bottom**）定义为因子组合，该组合的绝对收益即为因子收益。在此方式下构建的多因子组合也可写成公式（3）所示的形式，且这种多因子组合是一种绝对收益策略。

综上，不论是单向做多市场还是双向市场，使用分组法构建的因子组合在构建难度上均大幅低于截面回归模型下的因子组合，且可实现对因子收益率的轻松复制。

分组法可降低组合优化的难度

对于写成公式（3）形式的多因子组合来说，也可以进行组合优化和风险分析，并且分析过程大幅简化。令 $x = (x_1, x_2, \dots, x_K)'$ 为因子暴露度列向量， $f = (f_1, f_2, \dots, f_K)'$ 为因子收益率列向量，则对公式（3）计算方差可写为如下过程：

$$\text{Var}(r) = \text{Var}(x' \cdot f) = x' V x, \text{ 其中 } V = (v_{ij}) = \text{Cor}(f_i, f_j) \quad (4)$$

公式（4）中， V 为 K 个因子收益率的协方差矩阵。在公式（4）的基础上可以进行任意的组合优化，例如均值方差、风险平价等。

对于基于截面回归体系的组合优化来说，需要处理的是由样本空间内全部股票构成的协方差矩阵，其阶数通常可达几百几千阶。而基于公式（4）的组合优化来说，一般一个常规多因子模型所使用的大类因子最多不超过 10 个，因此所需处理协方差矩阵阶数最多仅为十几阶。因此在分组法下的组合优化难度要大幅低于截面回归体系。

关于因子暴露的几点探讨

截面回归体系下一个重要的处理工作即是对因子暴露的共线性进行处理。对于多元回归来说，自变量的共线性越高则越容易出现伪回归现象，因此当因子数量增多，因子间共线性提升时必须进行处理。处理共线性的方法除了传统的主成分分析以外，目前常用的方式是按照一定的顺序对自变量（因子暴露）逐一进行回归，将每个因子相对前序因子回归后的残差作为调整后的因子暴露来使用，以此来保证调整后的因子之间的独立性。残差处理后的因子在进行收益率的多元回归时确实具备一定优势，一方面是彻底解决了共线性的问题，另一方面可以在样本内最大化利用因子的信息，提升模型的 IC。但是对此方法我们仍有如下疑虑。

如何理解因子的含义本质？

例如，价值因子表征股票是否“便宜”，通常 PE、PB、PS 等指标均可从不同侧面来衡量股票的便宜程度，且这些因子之间均存在共线性。那么，到底是这些因子的共线部分反映的是价值？还是相互之间取残差化之后的部分反映的是价值？对于这个问题不同的人可能有不同的答案，但如果认可是共线部分的话，那应该使用原因子，而非残差调整后的因子值来进行投资。

另一方面，因子原值或者仅是两个因子之间的回归，仍有明确的投资逻辑。例如，对于因子 A 和 B，按照 B 对 A 回归后的残差的大小来选股的含义是，在因子值 A 相近的股票中选择 B 较高（或较低）的股票来投资。而且要注意的是，这样处理后的因子 B 与原因子的逻辑已经不同，可能需要将其视作不同的因子来对待。但是如果是多个因子间回归的话，那么残差化之后的因子在逻辑上将极其复杂，也就丧失了基本含义。这对于通过因子来观察市场风格，或者主动调整因子配置来说都是极为不利的。

最大化利用因子信息的外推效果稳定吗？

残差化后的因子在进行最终的多元回归时，确实能够提升回归方程的解释度（ R^2 ），而且所选用的因子越多，模型的 R^2 也就越高，策略在考察期内的表现也必然越好。但我们认为，任何一个因子既有合理的部分，也有属于噪声的部分。我们把股票收益率表达成公式（1）的形式的关键点是逻辑合理且表现稳定，而使用最小二乘法等技术手段只是数学上的一种处理方式，与模型的合理稳定不能完全等同，这也是为什么量化分析的重点之一便是识别和剔除伪回归、伪相关。

残差化之后的因子虽然最大化利用了因子的数值信息，但其中的噪声和伪回归也必然被包含在模型中，这样虽然会提升模型在样本内的表现，但外推时必然导致效果下降。因此，我们认为对于逻辑相近、共线性高的单因子进行直接加权，甚至等权加权的方法也是一种消除因子噪声，提升模型外推效果的手段。

因子暴露独立后的组合实际风险均衡吗？

对于直接使用原始因子暴露的另一种反对意见是，不同因子之间在暴露上存在相关性，导致组合在风险上不能做到均衡。但是本文一开始就强调，多因子投资的本质即是通过组合投资实现对目标因子的投资，因此多因子组合的风险是否均衡本质上是由所暴露的因子收益率的相关性所导致的。虽然因子暴露的相关性常常会导致因子收益率之间存在相关性，但是两者之间并不构成等价关系，即便是相互独立的两个因子，其因子收益率仍存在相关的可能。

如何处理因子收益率之间的相关性才是处理多因子组合风险的重点，风险预算、风险平价等思想和方法便应运而生。但事实上，因子收益率之间的相关性有些能够完全对冲，而有些则在无法自由做空时不能对冲。例如，假设 A、B、C 是三个在暴露上完全独立、但因子收益率存在正相关性的因子，那么在构建组合时即便令 A 的暴露度为 0，仅在 B、C 上有正向暴露，那么实际的组合与因子 A 的收益率之间仍存在正相关性。唯一可行的方法是，计算因子 B、C 与因子 A 收益率序列的相关性，然后参照相关系数做空因子 A 的组合，才能完全实现 A 风险的对冲。

结论与建议

首先，我们认为多因子投资的本质即是通过组合投资实现对目标因子的投资，那么在一个市场中哪种方法能够最简便、最精确实现目标因子收益率的复制，那么这个方法就是最实用方法。

在上述评判标准下，目前广泛流行的截面回归法在 A 股市场中则有所欠缺。一是精确复制因子收益率的组合构建难度极大，二是通过风险暴露实现因子配置要求模型具有较高解释度，而 A 股市场中常规因子的解释度均较低。

分组法是当前 A 股市场最实用的多因子模型构建方法。第一，从 IC 的角度看，分组法可变相提升模型的 IC 值；第二，将分组后的 top 组合的超额收益率作为因子收益，那么构建复制该该收益的组合的难度大幅降低；第三，分组法还可降低组合优化的难度。

此外，我们还主张对因子间的残差化处理要适度。第一，从因子的含义来说，表征相似概念的多个单因子的共线性部分可能是更好的度量该因子的指标，而过度残差化后使得因子逻辑过度复杂，不利于主动把握；第二，最大化利用因子信息可能将因子内包含的噪声或者伪相关性纳入进来，不利于策略外推；第三，多因子组合的风险是否均衡本质上是由所暴露的因子收益率的相关性所导致的，虽然因子暴露的相关性常常会导致因子收益率之间存在相关性，但是两者之间并不构成等价关系。

分析师声明

主要负责撰写本研究报告全部或部分内容的分析师在此声明：(i) 本研究报告所表述的任何观点均精准地反映了上述每位分析师个人对标的证券和发行人的看法；(ii) 该分析师所得报酬的任何组成部分无论是在过去、现在及将来均不会直接或间接地与研究报告所表述的具体建议或观点相联系。

评级说明

投资建议的评级标准	评级	说明
股票评级	买入	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅 20%以上；
	增持	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅介于 5%~20%之间
	持有	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅介于-10%~5%之间
	卖出	相对同期相关证券市场代表性指数跌幅 10%以上；
行业评级	强于大市	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅 10%以上；
	中性	相对同期相关证券市场代表性指数涨幅介于-10%~10%之间；
	弱于大市	相对同期相关证券市场代表性指数跌幅 10%以上

其他声明

本研究报告由中信证券股份有限公司或其附属机构制作。中信证券股份有限公司及其全球的附属机构、分支机构及联营机构（仅就本研究报告免责条款而言，不含 CLSA group of companies），统称为“中信证券”。

法律主体声明

中国：本研究报告在中华人民共和国（香港、澳门、台湾除外）由中信证券股份有限公司（受中国证券监督管理委员会监管，经营证券业务许可证编号：Z20374000）分发。

新加坡：本研究报告在新加坡由 CLSA Singapore Pte Limited（下称“CLSA Singapore”）分发，并仅向新加坡《证券及期货法》s.4A（1）定义下的“机构投资者、认可投资者及专业投资者”提供。上述任何投资者如希望交流本报告或就本报告所评论的任何证券进行交易应与 CLSA Singapore 的新加坡金融管理局持牌代表进行交流或通过后者进行交易。如您属于“认可投资者或专业投资者”，请注意，CLSA Singapore 与您的交易将豁免于新加坡《财务顾问法》的某些特定要求：（1）适用《财务顾问规例》第 33 条中的豁免，即豁免遵守《财务顾问法》第 25 条关于向客户披露产品信息的规定；（2）适用《财务顾问规例》第 34 条中的豁免，即豁免遵守《财务顾问法》第 27 条关于推荐建议的规定；以及（3）适用《财务顾问规例》第 35 条中的豁免，即豁免遵守《财务顾问法》第 36 条关于披露特定证券利益的规定。

针对不同司法管辖区的声明

中国：根据中国证券监督管理委员会核发的经营证券业务许可，中信证券股份有限公司的经营经营范围包括证券投资咨询业务。

新加坡：监管法规或交易规则要求对研究报告涉及的实际、潜在或预期的利益冲突进行必要的披露。须予披露的利益冲突可依照相关法律法规要求在特定报告中获得，详细内容请查看 <https://www.clsa.com/disclosures/>。该等披露内容仅涵盖 CLSA group, CLSA Americas 及 CA Taiwan 的情况，不反映中信证券、Credit Agricole Corporate & Investment Bank 及/或其各自附属机构的情况。如投资者浏览上述网址时遇到任何困难或需要过往日期的披露信息，请联系 compliance_hk@clsa.com。

美国：本研究报告由中信证券编制。本研究报告在美国由中信证券（CITIC Securities International USA, LLC（下称“CSI-USA”）除外）和 CLSA group of companies（CLSA Americas, LLC（下称“CLSA Americas”）除外）仅向符合美国《1934 年证券交易法》下 15a-6 规则定义且分别与 CSI-USA 和 CLSA Americas 进行交易的“主要美国机构投资者”分发。对身在美国的任何人士发送本研究报告将不被视为对本报告中所评论的证券进行交易的建议或对本报告中所载任何观点的背书。任何从中信证券与 CLSA group of companies 获得本研究报告的接收者如果希望在美国交易本报告中提及的任何证券应当分别联系 CSI-USA 和 CLSA Americas。

英国：本段“英国”声明受英国法律监管并依据英国法律解释。本研究报告在英国须被归为营销文件，它不按《英国金融行为管理手册》所界定、旨在提升投资研究报告独立性的法律要件而撰写，亦不受任何禁止在投资研究报告发布前进行交易的限制。本研究报告在欧盟由 CLSA（UK）发布，该公司由金融行为管理局授权并接受其管理。本研究报告针对《2000 年金融服务和市场法 2005 年（金融推介）令》第 19 条所界定的在投资方面具有专业经验的人士，且涉及到的任何投资活动仅针对此类人士。若您不具备投资的专业经验，请勿依赖本研究报告的内容。

一般性声明

本研究报告对于收件人而言属高度机密，只有收件人才能使用。本研究报告并非意图发送、发布给在当地法律或监管规则下不允许该研究报告发送、发布的人员。本研究报告仅为参考之用，在任何地区均不应被视为出售任何证券或金融工具的要约，或者证券或金融工具交易的要约邀请。中信证券并不因收件人收到本报告而视其为中信证券的客户。本报告所包含的观点及建议并未考虑个别客户的特殊状况、目标或需要，不应被视为对特定客户关于特定证券或金融工具的建议或策略。对于本报告中提及的任何证券或金融工具的分析，本报告的收件人须保持自身的独立判断。

本报告所载资料的来源被认为是可靠的，但中信证券不保证其准确性或完整性。中信证券并不对使用本报告所包含的材料产生的任何直接或间接损失或与此有关的其他损失承担任何责任。本报告提及的任何证券均可能含有重大的风险，可能不易变卖以及不适用所有投资者。本报告所提及的证券或金融工具的价格、价值及收益可能会受汇率影响而波动。过往的业绩并不能代表未来的表现。

本报告所载的资料、观点及预测均反映了中信证券在最初发布该报告日期当日分析师的判断，可以在不发出通知的情况下做出更改，亦可因使用不同假设和标准、采用不同观点和分析方法而与中信证券其它业务部门、单位或附属机构在制作类似的其他材料时所给出的意见不同或者相反。中信证券并不承担提示本报告的收件人注意该等材料的责任。中信证券通过信息隔离墙控制中信证券内部一个或多个领域的信息向中信证券其他领域、单位、集团及其他附属机构的流动。负责撰写本报告的分析师的薪酬由研究部门管理层和中信证券高级管理层全权决定。分析师的薪酬不是基于中信证券投资银行收入而定，但是，分析师的薪酬可能与投行整体收入有关，其中包括投资银行、销售与交易业务。

若中信证券以外的金融机构发送本报告，则由该金融机构为此发送行为承担全部责任。该机构的客户应联系该机构以交易本报告中提及的证券或要求获悉更详细信息。本报告不构成中信证券向发送本报告金融机构之客户提供的投资建议，中信证券以及中信证券的各个高级职员、董事和员工亦不为（前述金融机构之客户）因使用本报告或报告载明的内容产生的直接或间接损失承担任何责任。

未经中信证券事先书面授权，任何人不得以任何目的复制、发送或销售本报告。

中信证券 2018 版权所有。保留一切权利。