

金工研究/深度研究

2020 年 10 月 27 日

林晓明 SAC No. S0570516010001
研究员 SFC No. BPY421
0755-82080134
linxiaoming@htsc.com

李聪 SAC No. S0570519080001
研究员 01056793938
licong@htsc.com

韩哲 SAC No. S0570520100006
研究员 0755-82493656
hanxi@htsc.com

王佳星 SAC No. S0570119090074
联系人 010-56793942
wangjiaying@htsc.com

相关研究

- 1 《金工：舆情因子和 BERT 情感分类模型》
2020.10
- 2 《金工：风格稳定的绩优股票基金筛选策略》
2020.10
- 3 《金工：2020 年三季度中国 ETF 市场回顾》
2020.10

不同协方差估计方法对比分析（二）

华泰行业轮动系列报告之十三

本文基于真实数据实证了不同条件协方差估计方法的表现

均值-方差投资组合理论中，协方差矩阵是衡量投资风险的关键统计量，在量化投资中有广泛应用，其估计的精确与否直接影响模型的最终表现。考虑到金融数据具有时变性，本文研究了基于指数移动平均与多元 GARCH 模型的条件协方差估计方法。主要内容包括：1、综述条件协方差估计方法中两类协方差估计模型的原理；2、给出统一的评价体系，保证条件协方差估计方法实证结果的可比性；3、基于国内外七类资产组合的真实交易数据验证条件协方差估计方法相比于样本协方差的改善程度；4、总结分析各算法的优劣，并针对不同配置场景提供实操建议。

指数移动平均反映近期变化趋势，多元 GARCH 模型反映均值回复特征

考虑到金融市场的时变性，资产的波动率和相关性往往会呈现出时变规律，久远的历史样本很可能无法反映现状，这与无条件协方差矩阵不随时间变化的假设相矛盾。因此，本文重点针对这个问题引入条件协方差估计方法作为解决方案。其中，基于指数加权移动平均法的 Riskmetrics 模型和 Barra 半衰期模型考虑到近期观察值更能反映近期变化趋势，对近期的样本赋予更多的权重；而多元 GARCH 模型不仅考虑了资产收益率的波动率聚集现象，同时在模型设定中考虑了长期均值回复的效应。两类估计方法都能捕捉收益率的时变特征，理论上都会改进无条件协方差矩阵的估计。

评价指标：最低波动组合与目标波动组合的样本外表现

本文选取国内股票、行业、大类资产和全球股、债、商品等大类资产 2007 年以来的真实数据，针对每种条件协方差估计方法，分别构建最低波动组合与目标波动组合，考察样本外的波动率表现。具体地，本文在每月末基于指定窗宽的历史数据计算各类协方差估计量，进而求解两类组合对应的权重，评估在回测区间内，年化波动率是否相对于使用样本协方差有所改善。理论上，协方差估计越精确，则构建的最小波动（或目标波动）组合的波动水平就应该越小（或越接近目标水平）。

条件协方差对于最小波动组合更为适用且 Barra 半衰期模型适用性最广

实证结果表明，条件协方差估计更适用于构建最小波动组合，其中，Barra 模型能够在大部分资产组合场景下有效改善估计的时效性和精度，Riskmetrics 模型仅在少部分场景下适用，而多元 GARCH 模型更适合对海外资产进行建模。压缩估计类算法更适用于构建目标波动组合，虽然部分样本协方差方法对于原始组合亦有不同程度改进，但总体而言改善效果不及压缩估计模型。这可能是由于模型本身消除历史信息无效性的需求较低所导致的。

风险提示：模型根据历史规律总结，历史规律可能失效。报告中涉及到的具体资产、股票不代表任何投资建议，请投资者谨慎、理性地看待。

正文目录

本文研究导读	4
条件协方差估计方法介绍	5
基准：普通移动平均协方差（无条件协方差）	5
指数加权移动平均协方差	5
RiskMetrics1996 模型	5
RiskMetrics2006 模型	6
Barra 半衰期模型（USE4L，USE4S）	7
多元 GARCH 模型	8
VEC 模型	9
BEKK 模型	9
CCC 模型	9
DCC 模型	10
协方差估计方法汇总	10
协方差估计模型的评价方法	11
最低波动组合样本外表现	12
目标波动组合样本外表现	12
不同估计方法在多场景下的实证分析	13
国内股票场景	13
国内行业场景	14
国内大类资产场景	15
全球股指场景	16
全球债券指数场景	17
全球商品指数场景	18
全球大类资产场景	18
小结	19
总结与展望	20
风险提示	21
参考文献	21

图表目录

图表 1: 条件协方差矩阵估计模型	4
图表 2: 模型权重变化.....	7
图表 3: 不同协方差估计方法.....	10
图表 4: 条件协方差矩阵的实证分析场景和评价方法	11
图表 5: 最小波动组合年化波动率对比, 50 只股票 (单位: %)	13
图表 6: 目标波动组合年化波动率对比, 50 只股票, 目标波动 5% (单位: %)	13
图表 7: 目标波动组合年化波动率对比, 50 只股票, 目标波动 8% (单位: %)	14
图表 8: 最小波动组合年化波动率对比, 28 个行业 (单位: %)	14
图表 9: 目标波动组合年化波动率对比, 28 个行业, 目标波动 5% (单位: %)	14
图表 10: 目标波动组合年化波动率对比, 28 个行业, 目标波动 8% (单位: %)	15
图表 11: 最小波动组合年化波动率对比, 14 个国内大类资产 (单位: %)	15
图表 12: 目标波动组合年化波动率对比, 14 个国内大类资产, 目标波动 5% (单位: %)	15
图表 13: 目标波动组合年化波动率对比, 14 个国内大类资产, 目标波动 8% (单位: %)	16
图表 14: 最小波动组合年化波动率对比, 7 个全球股票指数 (单位: %)	16
图表 15: 目标波动组合年化波动率对比, 7 个全球股票指数, 目标波动 5% (单位: %)	16
图表 16: 目标波动组合年化波动率对比, 7 个全球股票指数, 目标波动 8% (单位: %)	16
图表 17: 最小波动组合年化波动率对比, 6 个全球债券指数 (单位: %)	17
图表 18: 目标波动组合年化波动率对比, 6 个全球债券指数, 目标波动 5% (单位: %)	17
图表 19: 目标波动组合年化波动率对比, 6 个全球债券指数, 目标波动 8% (单位: %)	17
图表 20: 最小波动组合年化波动率对比, 3 个全球商品指数 (单位: %)	18
图表 21: 目标波动组合年化波动率对比, 3 个全球商品指数, 目标波动 5% (单位: %)	18
图表 22: 目标波动组合年化波动率对比, 3 个全球商品指数, 目标波动 8% (单位: %)	18
图表 23: 最小波动组合年化波动率对比, 全球大类资产 (单位: %)	18
图表 24: 目标波动组合年化波动率对比, 全球大类资产, 目标波动 5% (单位: %)	19
图表 25: 目标波动组合年化波动率对比, 全球大类资产, 目标波动 8% (单位: %)	19
图表 26: 不同协方差估计方法的适用性分析	19

本文研究导读

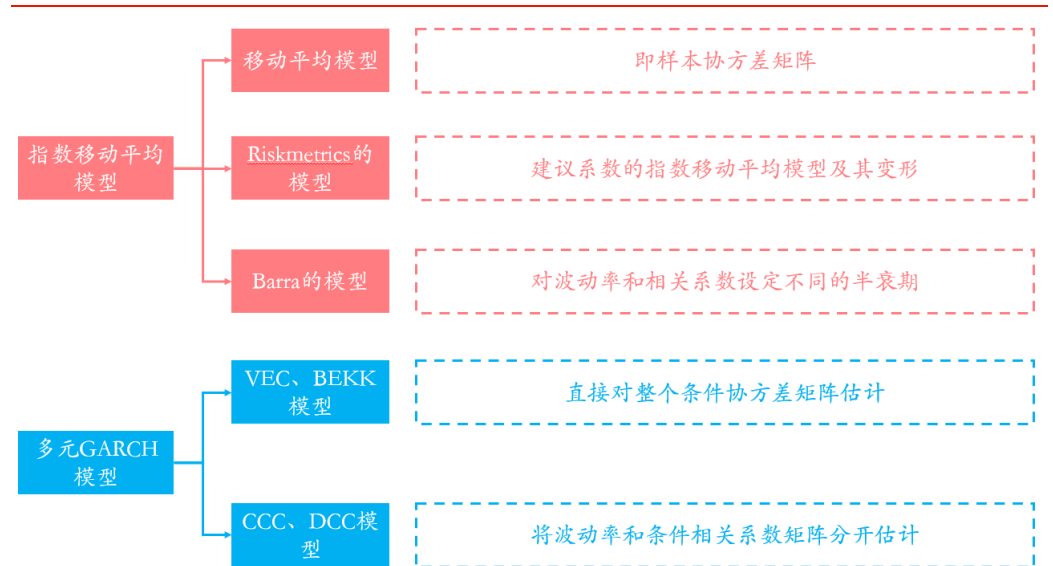
在前期研报《不同协方差估计方法对比分析》(2019-11-5)中，我们提出获得最优的协方差矩阵估计方法需要解决两个问题：样本长度不足导致的估计误差；久远历史样本反映现状的无效性。

针对第一个问题，上篇研报给出了样本不足时样本协方差矩阵的缺陷并提出相应的解决办法。在样本数量不足的情况下，POET模型和压缩估计模型的估计误差比样本协方差矩阵小，可以作为样本数量不足时协方差矩阵估计的解决方案。

相比于使用复杂的协方差矩阵估计方法，增加样本长度显然是解决协方差估计误差更简单的做法。然而，金融数据具有时序性，久远的历史样本很可能无法反映现状，这就涉及到协方差估计的第二个问题，即久远样本反映现状的无效性。本文重点针对上述第二个问题，引入条件协方差估计方法作为解决方案。

根据估计对象的不同，协方差矩阵估计方法可以分为无条件协方差估计和条件协方差估计两大类。前者假设协方差矩阵不随时间变化，即每期观测变量之间是独立同分布的；后者则假设 t 时刻的协方差矩阵与 t 时刻之前的协方差矩阵有关。本文主要介绍指数加权移动平均模型和多元GARCH模型两类条件协方差估计方法，在实证分析中，将无条件协方差估计方法中的样本协方差方法作为基准，压缩估计作为对照，比较分析了RM1996、RM2006、USE4S、USE4L、CCC、DCC等条件协方差估计方法在最低波动组合的样本外表现、目标波动组合的表现。

图表1：条件协方差矩阵估计模型



资料来源：华泰证券研究所

本篇报告后续内容安排如下：第二部分将综述主流的条件协方差估计方法中的指数移动加权平均模型以及多元GARCH模型，第三部分将给出条件协方差估计方法的评价体系，第四部分将实证不同条件协方差估计方法在不同场景下的表现，最后一部分将总结分析各算法的优劣及在不同场景下的适用性。

条件协方差估计方法介绍

基准：普通移动平均协方差（无条件协方差）

移动平均协方差（Moving Average Covariance）是最简单的条件协方差估计量，其计算公式如下。

$$\Sigma_t = n^{-1} \sum_{i=1}^n \epsilon_{t-i} \epsilon'_{t-i}$$

其中， Σ_t 为第 t 期的协方差矩阵，为未知量，待估计； ϵ_{t-i} 是第 $t-i$ 期资产收益率的零均值残差向量，为已知历史信息。由上式可知移动平均协方差是集合 $\{\epsilon_{t-i} \epsilon'_{t-i}\}$ 中每个元素的等权平均，即，对历史各个时间点的元素赋予相同的权重。

然而，金融时间序列数据往往是时变的，例如在金融危机时资产间的相关性会明显地增大，资产收益率的波动也更加剧烈，久远的历史数据样本不能反映近期的信息，应该赋予较小的权重。相对来说，移动平均协方差对近期和远期的样本等权平均，不能准确估计协方差矩阵，对不同时刻的样本赋予不同的权重可能是更合理的做法。

移动平均协方差是一类典型的无条件协方差估计方法，我们引入条件协方差作为改进。条件协方差考虑了序列的时变性，将多元收益率 r_t 表示为

$$r_t = \mu_t + \epsilon_t$$

其中 $\mu_t = E(r_t | F_{t-1})$ 是 r_t 在给定过去信息 F_{t-1} 下的条件期望， ϵ_t 是第 t 期资产收益率的零均值残差向量。条件协方差可以表示为

$$\Sigma_t = E(\epsilon_t \epsilon'_t | F_{t-1})$$

从公式可以看出，条件协方差和无条件协方差的区别在于增加了过去信息作为已知条件，这也更符合真实的金融建模场景。

指数加权移动平均协方差

指数加权移动平均协方差(Exponentially Weighted Moving Average Covariance)是一种典型的条件协方差估计方法，该方法考虑到近期观察值更能反映近期变化趋势，对预测值有较大影响，因此对近期的样本赋予更多的权重，计算条件协方差矩阵的公式如下：

$$\hat{\Sigma}_t = (1 - \lambda) \epsilon_{t-1} \epsilon'_{t-1} + \lambda \Sigma_{t-1}$$

其中 $\lambda \in (0, 1)$ ，当 t 足够大时，上式与如下表达式近似

$$\hat{\Sigma}_t = \frac{1 - \lambda}{1 - \lambda^t} \sum_{i=1}^{t-1} \lambda^{i-1} \epsilon_{t-i} \epsilon'_{t-i}$$

从公式中可以看出，指数加权移动平均方法对于历史信息赋予 λ^{i-1} 的权重， λ 是一个小于 1 的正数，离当前时间点的距离越大，则权重越小。本质上是将历史信息的权重随时间衰减。实际应用中通常 λ 的取值接近于 1，下文将介绍几个经典的指数移动加权平均协方差模型。

RiskMetrics1996 模型

RiskMetrics 模型是 J.P.Morgan 在开发在险价值(VaR)建模时提出的协方差估计方法，在 1996 年由 J.P.Morgan 和路透社向公众推出。RiskMetrics 模型与上述典型指数加权移动平均模型有相同的协方差计算公式，即

$$\hat{\Sigma}_t = (1 - \lambda) \epsilon_{t-1} \epsilon'_{t-1} + \lambda \Sigma_{t-1}$$

RiskMetrics 模型直接指定了 λ 的数值，对于日度数据 λ 取 0.94，月度数据 λ 取 0.99。

RiskMetrics2006 模型

RiskMetrics 模型的优势在于其原理和计算上的简单性，通常用于估计日度、月度数据的条件协方差。然而，由于不同频率的序列包含的样本信息量不同，每次估计条件协方差时，权重 λ 需要针对序列频率修改，从而对所得估计量进行尺度修正。比如，日度数据中 λ 取 0.94，月度数据取 0.99，但对于年度数据，甚至更低频率的序列，模型没有给出 λ 的参考取值，这就导致了 RiskMetrics 模型使用的局限性。此外，RiskMetrics 模型采用指数加权移动平均法直接计算协方差，对时间序列本身缺乏统一的理论模型刻画，难以得到较好的统计性质。因此，RiskMetrics2006 模型对 RiskMetrics 模型进行了拓展，增加了对资产收益的时间序列建模估计，修改了估计方程的形式，使得参数无需针对样本频率修改，能够更好地适用于不同频率的时间序列条件协方差估计。针对 λ 需要频繁根据序列频率修改的问题，RiskMetrics2006 模型采用人为设定的时间间隔 τ_i 进行采样，仍然使用指数加权移动平均模型计算相应资产收益率序列的条件协方差，其中的权重系数 λ_i 由时间间隔 τ_i 决定，再对不同频率采样所得的协方差估计量加权平均，得到最终估计结果。

本质上，RiskMetrics2006 模型是在不断增长的时间范围内，对多个不同频率时间序列 RiskMetrics 模型的再次加权平均。这样解决了 RiskMetrics 模型只适用于短时间、高频率序列的问题，能够完成市场上不同时间维度的序列预测。

单一频率下条件协方差的估计与 RiskMetrics1996 类似，其具体计算公式如下

$$\begin{aligned}\tau_i &= \tau_1 \rho^{i-1}, i = 1, 2, \dots, m \\ \Sigma_{i,t} &= (1 - \lambda_i) \sigma_{t-1} \sigma'_{t-1} + \lambda_i \Sigma_{i,t-1} \\ \lambda_i &= e^{-\frac{1}{\tau_i}}\end{aligned}$$

其中， σ_{t-1} 是第 $t-1$ 期的资产收益率残差标准差， $\{\tau_i\}$ 是人为设定的采样时间间隔序列，由 ρ ， τ_1 ， τ_{max} 决定。 ρ 是用来确定时间间隔 τ_i 的衰减系数，它的取值在 1 附近，不会对估计结果有显著的影响，通常取 $\rho = \sqrt{2}$ 。 τ_1 、 τ_{max} 分别是采样时间间隔的下界和上界，以避免过高或过低频率条件协方差矩阵不稳定、不可估的问题。在以包括商品、外汇、股票、股票指数和 CDS 等资产在内的国际资本市场数据集的算例分析中，RiskMetricsGroup 给出了这两个参数的设置建议，它们分别被建议取值为 4、512。

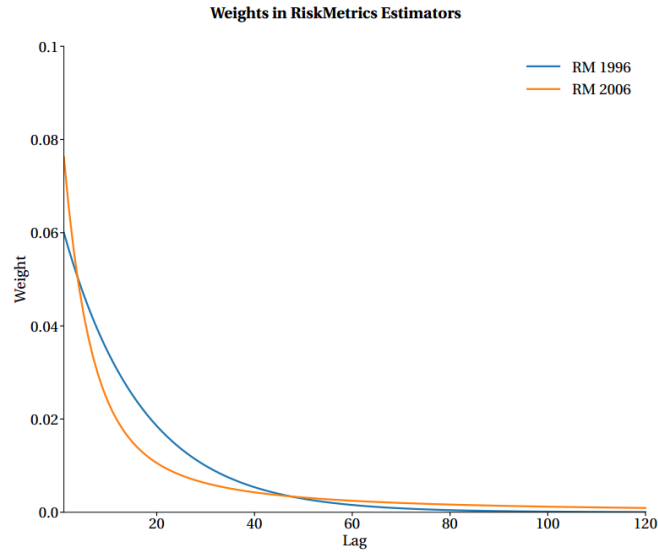
接下来，用对数衰减系数 w_i ，对不同时间间隔 τ_i ，即不同频率下的条件协方差估计量加权平均，以消除 RiskMetrics1996 模型中参数 λ 对序列频率的依赖性。

$$\begin{aligned}\Sigma_t &= \sum_{i=1}^m w_i \Sigma_{i,t} \\ w_i &= \frac{1}{C} \left(1 - \frac{\ln(\tau_i)}{\ln(\tau_0)} \right)\end{aligned}$$

其中， C 是一个使得 $\sum_{i=1}^m w_i = 1$ 的常数， τ_0 为对数衰减因子，建议取值为 1560。

从样本权重随时间的变化上看，RiskMetrics1996 模型的权重呈指数衰减，而 RiskMetrics2006 模型的权重呈双曲线衰减，下图展示了 120 个样本的权重变化

图表2：模型权重变化



资料来源：《Financial Econometrics Notes》Kevin Sheppard, 华泰证券研究所

两个模型的原理不同，衰减速度也有差异。计算可得，在日度数据的 RiskMetrics1996 模型中，前 75 个观察值占据了 99% 的权重，而 RiskMetrics2006 模型需 619 个观察值才占比 99% 的权重。结合上图，我们发现 RiskMetrics2006 模型相比 RiskMetrics1996 模型，对近期数据赋予的权重更小，对历史久远的数据赋予的权重更大。

Barra 半衰期模型 (USE4L, USE4S)

Barra 的风险模型也有应用指数加权移动平均的方法。本部分将介绍 Barra 半衰期模型中对条件协方差矩阵的两个经典估计模型：USE4S 和 USE4L。二者具有完全相同的原理，但模型中具体的参数取值有所不同。USE4S 模型更适用于高频数据的协方差估计，USE4L 模型则主要针对低频数据的协方差估计。

在高维情况下估计条件协方差矩阵时，常见的问题是历史数据不足，矩阵不稳定，误差较大。因此，与 RiskMetrics 系列模型直接估计条件协方差矩阵不同，Barra 半衰期模型将方差和相关系数矩阵分开估计，进而得到条件协方差矩阵。其中，方差直接用指数加权移动平均法估计，相关系数矩阵根据指数加权移动平均法估计所得的协方差矩阵，通过其对角线上的方差归一化后得到。对方差和相关系数分开估计，使其中的半衰期和权重参数能根据二者不同的误差原因灵活调整。更有利于提高协方差矩阵估计的精度。

模型首先对方差进行估计，使用指数加权移动平均法，其具体计算公式如下

$$\sigma_{j,t}^2 = (1 - \lambda_\sigma) \epsilon_{j,t-1} \epsilon'_{j,t-1} + \lambda_\sigma \sigma_{j,t-1}^2 \quad 1 \leq j \leq p$$

其中 p 代表资产数量，对 p 个资产的方差分别估计， $\sigma_{j,t}^2$ 是第 j 个资产第 t 期方差的估计， $\epsilon_{j,t-1}$ 是第 j 个资产第 $t-1$ 期资产收益率的零均值残差向量， τ_σ 是方差估计模型的半衰期。权重 $\lambda_\sigma = 2^{-\frac{1}{\tau_\sigma}}$ ，相比 RiskMetrics2006 模型中 $\lambda_t = e^{-\frac{1}{\tau_t}}$ 以 e 为底的衰减权重，以 2 为底较好地契合了半衰期的定义。将所得的方差估计结果开方，以标准差为主对角元素构成如下对角矩阵 D_t

$$D_t = \begin{pmatrix} \sigma_{1,t} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{2,t} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_{p,t} \end{pmatrix}$$

接着，模型同样利用指数加权移动平均法，先计算协方差矩阵，再用方差归一化后得到相关系数矩阵，其具体计算公式如下：

$$Q_t = (1 - \lambda_\rho) \epsilon_{t-1} \epsilon'_{t-1} + \lambda_\rho Q_{t-1}$$

其中, Q_t 是 t 时刻的协方差矩阵, ϵ_{t-1} 是第 $t-1$ 期资产收益率的零均值残差向量, $\lambda_\rho = 2^{-\frac{1}{\tau_\rho}}$, τ_ρ 是相关系数矩阵估计模型的半衰期。定义 H_t 为 Q_t 的对角元开方后构成的标准差对角矩阵, 即

$$H_t = \begin{pmatrix} q_{1,t} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{2,t} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & q_{p,t} \end{pmatrix}$$

因此, 将协方差矩阵 Q_t 利用标准差矩阵 H_t 归一化之后得到相关系数矩阵 R_t

$$R_t = H_t^{-1} Q_t H_t^{-1}$$

最后, 根据条件协方差的计算公式, 由标准差构成的对角阵 D_t 和相关系数矩阵 R_t , 得到 t 时刻的条件协方差矩阵 Σ_t 为

$$\Sigma_t = D_t R_t D_t$$

两个模型中, 方差半衰期应比相关系数矩阵的半衰期短。因为同一资产的波动水平在不同时间段内基本处于同一量级, 方差作为对角元素对条件协方差矩阵估计结果的影响较小; 但不同资产间的相关系数可能相差很大, 因此易使最终结果产生较大的估计误差, 需要使用较长的半衰期, 即纳入更多的历史数据进行预测。USE4 模型的文档里提供了两种方差模型和相关系数模型的半衰期组合, 分别是 $(\tau_\sigma, \tau_\rho) = (84, 504)$ 或者 $(252, 504)$, 即我们后文将要用到的 **USE4S** 和 **USE4L**。其中, **USE4S** 中 τ_σ 更小, 说明它主要考虑了近期数据对估计的影响, 对短期变动更敏感, 因此更加适用于高频数据的协方差估计。总的来说, **USE4S** 模型对于日度、月度数据的条件协方差预测更为灵敏和准确, **USE4L** 模型专为基于稳定风险预测而进行交易的长期投资者分析年度数据而设计。

可以看到, Barra 半衰期模型的核心是根据不同频率的数据选择合适的半衰期确定权重, 对方差和相关系数矩阵分别估计以提高估计精度, 最终得到估计误差较小的条件协方差矩阵。

多元 GARCH 模型

除调整历史样本权重外, 提高协方差估计精度的另一个途径是对金融时间序列的建模预测。金融时间序列往往具有异方差性质, 并且存在显著的波动率聚集现象, 即收益率的波动率在一段时间会比较大, 而另一段时间会比较小。对于资产收益 r_t , 自回归条件异方差模型 (ARCH) 能有效地刻画出随时间变化的条件异方差:

$$r_t = \mu_t + \epsilon_t$$

$$\epsilon_t = \sqrt{\sigma_t} z_t$$

$$\sigma_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2$$

其中, r_t 是资产收益率, $\mu_t = E(r_t | F_{t-1})$ 是 r_t 在给定过去信息 F_{t-1} 下的条件期望, ϵ_t 是第 t 期资产收益率的零均值残差, σ_t 是残差的条件方差, z_t 是服从正态分布的均值为 0、方差为 1 的随机变量, p 是设定的滞后阶数, α_i 是刻画条件方差时序相关性的系数, 可以由样本估计得到。根据这一模型, 大的扰动 ϵ_t 来源于大的条件方差 σ_t , 从而影响下一期的条件方差 σ_{t+1} , 使下一期也继续产生大的扰动, 反之亦然。因此, ARCH 模型反映了金融时间序列波动率聚集的特点。

在实际操作中, 由于 ARCH 模型的滞后阶数 p 难以确定, 广义的 ARCH 模型 (GARCH) 更被普遍使用。同 ARCH 模型相比, GARCH 模型的条件异方差满足下式:

$$\sigma_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}$$

GARCH 模型有两个滞后阶数： p 与 q 。可证明，GARCH(1,1)等价于无穷阶的 ARCH 模型。另一方面，同指数移动加权平均协方差相比，GARCH 模型也相当于对最近的样本赋予较高的权重，与当前时点距离越远，对应的权重越小。不同的是，GARCH 模型估计的方差序列会逐渐衰减到 α_0 这一项，而 α_0 与无条件方差（即样本方差）成比例，因此，**GARCH 模型对条件方差的估计隐含着均值回复的性质，更适合对平稳序列建模，在实证中，我们通常会对原始时间序列做一阶差分处理，以充分利用 GARCH 模型的这一优势。**

VEC 模型

对于金融市场上的多个资产，一元的 GARCH 模型只能捕捉单变量的时序特征，而金融资产间关联紧密，有必要引入多元 GARCH 模型来刻画多个资产收益率的协方差。最早的多元 GARCH 模型是 Bollerslev(1988)提出的 VEC 模型 (Vector GARCH model)，VEC 模型实际上是对协方差矩阵中的每个元素建立一元 GARCH 模型，即一系列 GARCH 模型的组合。以简化版本的对角 VEC 模型为例，假设 r_t 是 $M \times 1$ 维的资产收益率向量，满足：

$$r_t = \mu_t + \epsilon_t$$

$$\epsilon_t = \Sigma_t^{1/2} Z_t$$

$$\Sigma_t = A_0 + \sum_{i=1}^p A_i \odot (\epsilon_{t-i} \epsilon'_{t-i}) + \sum_{j=1}^q B_j \odot \Sigma_{t-j}$$

与一元 GARCH 模型类似， $\mu_t = E(r_t | F_{t-1})$ 是 r_t 在给定过去信息 F_{t-1} 下的条件期望向量，通常使用 ARIMA 模型自动选择最优的滞后阶数估计， ϵ_t 是收益率减去条件均值后 $M \times 1$ 维的残差向量， Z_t 服从 M 维正态分布，其均值向量为 0，协方差矩阵为单位阵 I 。 Σ_t 为条件协方差矩阵， A_i, B_j 是滞后项系数矩阵， \odot 是 Hadamard 点乘，即对应矩阵元素相乘。假设有两个金融资产，则对角 VEC(1,1)模型实质上是三个单独的 GARCH(1,1)模型：

$$\sigma_{11,t} = A_{11,0} + A_{11,1} \epsilon_{1,t-1}^2 + B_{11,1} \sigma_{11,t-1}$$

$$\sigma_{21,t} = A_{21,0} + A_{21,1} \epsilon_{1,t-1} \epsilon_{2,t-1} + B_{21,1} \sigma_{21,t-1}$$

$$\sigma_{22,t} = A_{22,0} + A_{22,1} \epsilon_{2,t-1}^2 + B_{22,1} \sigma_{22,t-1}$$

对于一般的 VEC 模型形式，所需估计的参数数量与 M^4 成比例，在有多个金融资产的情形下，估计难度极高。另一方面，若不对参数施加限制，则难以保证所估计的协方差矩阵的正定性，使得协方差矩阵在实际使用中失去意义。

BEKK 模型

为了减少 VEC 模型的参数个数，以及满足协方差矩阵的正定性性质，Baba、Engle、Kraft、Kroner(1995)提出了 BEKK 模型。在这一模型中，条件协方差矩阵满足：

$$\Sigma_t = CC' + \sum_{i=1}^p A_i (\epsilon_{t-i} \epsilon'_{t-i}) A_i' + \sum_{j=1}^q B_j \Sigma_{t-j} B_j'$$

其中， C 是一个 $M \times M$ 的下三角矩阵， A_i 和 B_j 是 $M \times M$ 矩阵。由于矩阵 CC' 是正定的，则 Σ_t 几乎处处正定。在 BEKK 模型中，未知参数的总数为 $M^2(p+q) + M(M+1)/2$ ，相比 VEC 模型已大大减少，然而每当 p 和 q 增加 1 单位时，模型需要估计的参数仍然会迅速增长。因此，虽然 BEKK 模型解决了 VEC 模型中不能保证协方差矩阵正定性的问题，但需要估计的参数依旧繁多，并且模型中的系数 A_i 和 B_j 在实际操作中也没有直接而合理的解释。

CCC 模型

VEC 模型与 BEKK 模型都是直接对条件协方差的动态演变过程建模。Bollerslev(1990)另辟蹊径，提出了常相关多元 GARCH 模型 (CCC)，将条件协方差矩阵分解为条件方差与条件相关系数两部分，即 $\Sigma_t = D_t R D_t$ 。其中， D_t 为条件标准差 $(\sqrt{\sigma_{11,t}}, \sqrt{\sigma_{22,t}}, \dots, \sqrt{\sigma_{MM,t}})$ 排列而成的对角矩阵， $R = (\rho_{ij})_{M \times M}$ 为常相关系数矩阵，可使用估计窗口内历史收益率计算，

模型假设其元素在估计窗口内不随时间变化。对于条件方差，通常使用传统的一元 GARCH(p, q) 模型来刻画，本文对模型中的条件均值 μ_t 使用 ARIMA(3,1,0) 模型估计（即对原始序列一阶差分后，采用 AR(3) 模型估计），残差 ϵ_t 由收益率 r_t 与条件均值 μ_t 相减得到；在估计条件异方差 $\sigma_{ii,t}$ 时，取 GARCH 模型的两个滞后阶数都为 1：

$$\sigma_{ii,t} = \alpha_{i0} + \alpha_{i1}\epsilon_{i,t-1}^2 + \beta_{i1}\sigma_{ii,t-1}$$

CCC 模型未知参数的总数为 $M(p+q) + M(M+1)/2$ ，相比 BEKK 模型进一步减少。然而，CCC 模型将相关系数设定为常数不太符合实际，不能捕捉收益率的动态相关性。

DCC 模型

Engle (2002) 对 CCC 模型进行了改进，提出了动态相关系数模型 (DCC)。与 CCC 模型相比，DCC 模型的最大特点是假设相关系数矩阵是时变的，即

$$R_t = \text{diag}(Q_t)^{-1} Q_t \text{diag}(Q_t)^{-1}$$

其中 $\text{diag}(Q_t)$ 为 Q_t 的对角元排列而成的对角矩阵， Q_t 满足：

$$Q_t = (1 - \theta_1 - \theta_2)\bar{Q} + \theta_1 u_{t-1} u'_{t-1} + \theta_2 Q_{t-1}$$

$u_{t-1} = D_{t-1}^{-1} \epsilon_{t-1}$ 为对残差 ϵ_{t-1} 的标准化， \bar{Q} 为 u_t 的无条件协方差矩阵。 θ_1 和 θ_2 是标量，为了保证 Σ_t 的正定性，通常情况下假定 $0 \leq \theta_1 < 1, \theta_1 + \theta_2 < 1$ 。DCC 模型既降低了模型中未知参数的个数，同时也能比 CCC 模型更好地捕捉各资产收益率间的动态时序相关性。

协方差估计方法汇总

在实证分析中，我们考虑使用样本协方差矩阵作为基准模型。在指数移动加权平均类模型中，我们考虑了经典 **riskmetrics 模型** 以及改进后的 **riskmetrics2006 模型**。此外，我们还考虑了 Barra 的 USE4 文档中介绍的长期和短模型，分别记为 **USE4L** 和 **USE4S**，USE4L 模型中波动率的半衰期为 252，相关系数矩阵的半衰期为 504，USE4S 模型中波动率的半衰期为 84，相关系数矩阵的半衰期为 504。

在多元 GARCH 类模型中，我们只考虑常相关系数矩阵模型 (CCC) 和动态相关系数矩阵模型 (DCC)。这是因为，VEC 模型在定义上就不能保证估计量的正定性，实践价值较小，而 BEKK 模型需要估计的参数太多，极有可能导致模型优化失败，即使是最简单的 BEKK (1,1) 模型，在大类资产实验场景下需要估计参数为 497 个，在股票投资组合实验场景下模型需要估计的参数高达 6275 个。CCC 和 DCC 模型本质上是对每个资产建立一个单变量 GARCH 模型，再对相关系数建立一个多变量 GARCH 模型。尽管这两个模型的估计参数比 VEC 模型和 BEKK 模型少很多，但是其估计过程仍然比较复杂。简单起见，我们事先指定估计模型的滞后阶数，使用 AR(3)-GARCH(1,1) 模型估计每类资产的条件方差，动态相关系数矩阵只使用 DCC(1,1) 模型估计。

此外，在之前的研报中我们发现压缩估计类模型中的样本单位阵线性压缩模型 (Lsl) 和等相关系数线性压缩模型 (LsCORR)，在设定的实验场景下实践效果较好，因此，我们额外加入这两个模型作为条件协方差矩阵估计方法与无条件协方差矩阵估计方法的对比。

图表3：不同协方差估计方法

估计方法大类	子类	名称	释义
无条件协方差估计	样本协方差	SampleCov	无偏样本协方差估计量
	压缩估计	Lsl LsCORR	基于样本单位阵的线性压缩模型 基于常相关系数阵的线性压缩模型
条件协方差估计	指数移动加权平均	RM1994	经典 riskmetrics 模型
		RM2006	riskmetrics2006 模型
		USE4S	Barra 的短期模型
		USE4L	Barra 的长期模型
	多元 GARCH 模型	CCC	常相关系数模型
		DCC	动态相关系数模型

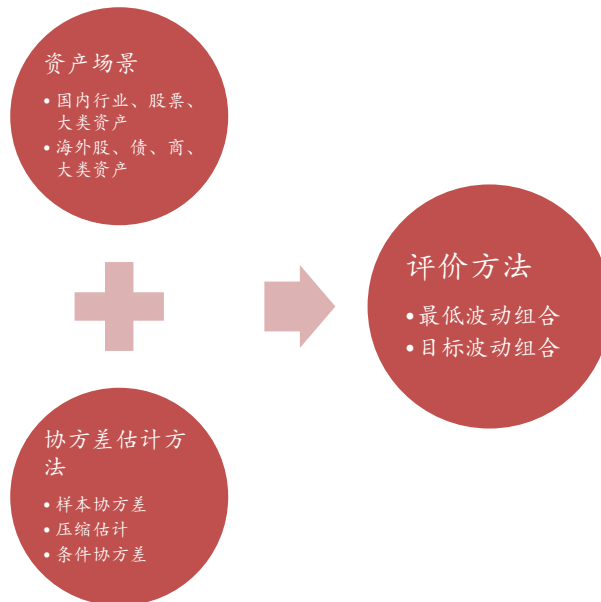
资料来源：华泰证券研究所

协方差估计模型的评价方法

本文分别选取国内股票、行业、大类资产和全球股、债、商品等大类资产 2007 年以来的真实数据来滚动构建最低波动组合或目标波动组合，考察组合样本外表现，其中：

1. 股票维度，全市场筛选满足如下条件的股票：
 - a) 2007 年以前成立；
 - b) 2007 年至 2020 年 5 月，股票最长停牌时间不超过 10 天，因为停牌会导致收益率为零，影响波动率的估计；
 - c) 非 ST 股；
 筛选过后一共剩余 232 支股票，在实证中，从这 232 支股票中随机抽取 50 支来研究不同资产维度下各类协方差估计量的表现。
2. 行业维度，选取 28 个申万一级行业作为考察对象。
3. 国内大类资产维度，选取常规的股、债、商资产作为考察对象。
 - a) 股票包括沪深 300、中证 500、中证 1000、恒生指数、标普 500；
 - b) 债券包括中债-新综合财富指数、中债-国债总财富指数、中债-信用债总财富指数、中债-企业债总财富指数；
 - c) 商品包括 CRB 综合现货指数、南华商品指数、伦敦金现、伦敦银现、布伦特原油。
4. 全球股指维度，选取全球主要国家的七种股指类资产组合，包括沪深 300、欧洲股指、日经股指、纳斯达克指数、英国富时 100、MSCI 新兴市场指数和澳洲股指。
5. 全球债券指数维度，选取全球主要国家的六种债券类资产组合，包括澳洲、德国、日本、美国、英国、中国十年期国债期货。
6. 全球商品指数维度，选取标普高盛商品指数，包括能源、金属和农业这三种商品指数
7. 全球大类资产维度，选取 4、5、6 的组合代表全球大类资产。

图表4：条件协方差矩阵的实证分析场景和评价方法



资料来源：华泰证券研究所

最低波动组合样本外表现

理论上，当协方差估计量越精确时，资产间的相关性刻画越贴近真实情形，构建的最低波动组合的样本外波动也应该越小。

实证过程中，我们在每月末基于历史数据估计协方差，然后基于优化模型求解最低波动组合对应的最优权重，构建下个月的持仓，最后统计整个回测区间内组合的年化波动率。需要说明的是，组合优化过程中，始终保持权重和为 1 的约束，对于是否加入卖空约束，我们分别作了实证。

有限制卖空约束的最低波动模型如下

$$\begin{aligned} \min & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \\ & \sum_{i=1}^n w_i = 1 \\ & w_i \geq 0 (i = 1, \dots, n) \end{aligned}$$

无限制卖空约束的最低波动模型如下

$$\begin{aligned} \min & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \\ & \sum_{i=1}^n w_i = 1 \end{aligned}$$

目标波动组合样本外表现

采用与最低波动组合相似的构建思路，我们同时实证了目标波动组合的样本外表现。该测试场景对结构化产品设计具有较高的实用价值，比如一个挂钩目标波动策略的期权产品，目标波动控制得是否精准直接影响到期权的定价。理论上，当协方差估计量越精确时，目标组合样本外的波动率与初始设置的目标波动越匹配。

同样地，我们在每月末基于优化模型构建最新持仓，但是目标波动组合中不能加入权重和为 1 的约束，否则优化问题可能无法收敛，而对于是否加入卖空约束，我们分别作了实证。

有限制卖空约束的目标波动模型如下

$$\begin{aligned} \max & \sum_{i=1}^n w_i E(r_i) \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} = \sigma_0^2 \\ & w_i \geq 0 (i = 1, \dots, n) \end{aligned}$$

其中， $E(r_i)$ 为估计窗口内收益率均值，采用估计窗口内历史数据计算；

无限制卖空约束的目标波动模型如下

$$\begin{aligned} \max & \sum_{i=1}^n w_i E(r_i) \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} = \sigma_0^2 \end{aligned}$$

不同估计方法在多场景下的实证分析

采用 2007 年以来股票、行业、国内大类资产、全球股指、全球债券指数、全球商品指数和全球大类资产作为输入，每月末基于指定窗宽的历史数据计算各类协方差估计量，进而基于优化模型求解最低波动组合（或目标波动组合）对应的权重，构建投资组合，最后考察整个回测区间内组合的年化波动率来评估协方差估计量的优劣。理论上，当协方差估计量越精确时，资产间的相关性刻画越贴近真实情形，构建的最低波动组合（或目标波动组合）的全局年化波动率也应该越小（或越接近目标值）。实证过程中有如下细节需要说明：

1. 最小波动组合中，无论采用何种协方差估计量，组合优化过程中，始终保持权重和为 1 的约束；目标波动组合中，由于各类资产的波动水平不一，优化过程中不能设置权重和为 1 的约束，否则优化问题可能无法收敛；
2. 对于是否加入卖空约束，我们分别作了实证。
3. 对比不同窗宽的影响时，将回测曲线进行截断对齐后再计算组合年化波动率，确保不同窗宽下回测结果的可比性。

下图展示了各类测试场景下组合的年化波动率，如果协方差估计量相比于样本协方差有改善，则数值用红色标注。针对七种资产组合的不同场景，进行如下分析。

国内股票场景

图表5：最小波动组合年化波动率对比，50 只股票（单位：%）

限制	窗宽	Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	26.14	25.37	24.71	62.15	30.29	25.94	25.99	27.07	26.72
	504	26.07	25.81	25.06	58.60	29.67	25.57	25.56	26.55	26.19
	756	26.19	26.04	25.52	58.73	29.53	25.32	25.36	26.33	25.86
是	252	25.06	25.01	24.85	26.36	25.92	24.87	24.96	26.15	26.12
	504	25.64	25.60	25.38	26.27	25.75	25.07	25.25	26.31	25.79
	756	26.12	26.10	25.94	26.22	25.70	25.01	25.44	25.85	25.66

资料来源：Wind，华泰证券研究所

随着观察窗口长度提升，无条件协方差的估计误差逐渐增大；但是 **Barra 半衰期模型** 没有出现这种现象，USE4S 模型表现更好，可能是因为其半衰期取值相对较小，使得久远的样本权重较低，这在一定程度上降低了久远数据带来的估计误差，更适用于日度数据的处理。同时，Barra 模型将方差和相关系数矩阵分开估计，进而得到最终的条件协方差矩阵。考虑到股票的波动程度大，方差差异较大，易造成更大的估计误差，因此单独估计方差对结果的改善非常有效。**Riskmetrics 模型** 在股票场景下表现不佳，可能因为股票市场的波动较大，使得历史样本的无效性增强。Riskmetrics2006 模型是对多个 Riskmetrics1996 模型的再次加权平均，本质上二者原理相同，对样本协方差虽有微弱的改善但同样不甚理想。**多元 GARCH 模型** 的表现明显依赖于估计窗宽，CCC 模型与 DCC 模型都仅在最大的窗宽内有效。由于 DCC 模型考虑了相关系数的动态变化，样本外的年化波动率要低于 CCC 模型，但即使在最长的回测窗口里，其表现依然弱于 Barra 半衰期模型。

图表6：目标波动组合年化波动率对比，50 只股票，目标波动 5%（单位：%）

限制	窗宽	Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	7.89	7.28	6.72	30.15	12.33	7.80	7.82	8.08	7.81
	504	6.89	6.72	6.39	39.23	10.88	6.90	6.75	7.25	6.93
	756	6.35	6.27	6.02	28.90	10.66	6.56	6.22	6.63	6.23
是	252	5.79	5.88	5.62	6.90	6.06	5.39	5.62	6.04	5.94
	504	5.42	5.47	5.33	6.76	5.79	5.13	5.23	5.59	5.61
	756	5.28	5.30	5.20	6.72	5.67	4.98	5.07	5.44	5.46

资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表7：目标波动组合年化波动率对比，50 只股票，目标波动 8%（单位：%）

限制	Sample									
卖空	窗宽	Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	12.63	11.67	10.77	48.30	19.79	12.49	12.53	12.93	13.59
	504	11.05	10.78	10.25	46.82	17.51	11.08	10.82	11.63	12.39
	756	10.18	10.05	9.66	45.68	17.10	10.52	9.97	10.63	11.03
是	252	9.26	9.40	8.99	11.02	9.68	8.62	8.99	9.65	9.50
	504	8.68	8.75	8.53	10.82	9.26	8.20	8.37	8.94	8.98
	756	8.44	8.48	8.31	10.76	9.07	7.96	8.11	8.69	8.73

资料来源：Wind，华泰证券研究所

目标波动场景下，5%与 8%这目标波动组合与最小波动组合结果类似，即 Riskmetrics 模型和多元 GARCH 模型的表现明显逊于 Barra 半衰期模型，即使使用了最长的估计窗宽。然而，与最小波动组合不同的是，在无卖空限制的情形下，压缩估计的表现优于 Barra 半衰期模型。Barra 半衰期模型在有卖空限制下同样有所改善，但总体而言，在国内股票场景下，条件协方差相比压缩估计并无明显优势。

国内行业场景

图表8：最小波动组合年化波动率对比，28 个行业（单位：%）

限制	Sample									
卖空	窗宽	Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	17.60	17.30	17.37	22.42	18.89	17.24	17.42	18.83	18.72
	504	17.76	17.65	17.69	22.34	18.42	17.10	17.35	18.36	18.05
	756	18.22	18.12	18.13	22.27	18.34	17.15	17.45	18.09	17.64
是	252	19.59	19.58	19.66	19.27	19.08	19.04	19.36	19.76	19.71
	504	19.78	19.78	19.83	19.25	19.05	19.09	19.47	19.46	19.36
	756	20.08	20.09	20.14	19.27	19.06	19.11	19.58	19.56	19.45

资料来源：Wind，华泰证券研究所

行业场景下，Barra 半衰期模型相比样本协方差的提升同样明显，并且估计误差未随窗宽增长而增大，而无条件协方差估计却延续了这一劣势。

Riskmetrics 模型在限制卖空条件下表现较好，上篇报告中我们已提到：在优化模型里添加卖空约束等价于对协方差矩阵进行某种特殊的压缩，因此，添加卖空约束可能无法真实地评估各类协方差估计量的精准性。且限制卖空条件下也并无明显优势。

多元 GARCH 模型在行业场景下依然全面弱于 Barra 半衰期模型，并且在无限制卖空时，对协方差估计精度的提升仅对应于最长的窗宽。尽管添加卖空约束后扩大了协方差估计误差，但无论是 CCC 模型还是 DCC 模型，相对样本协方差的改善都非常微弱。

图表9：目标波动组合年化波动率对比，28 个行业，目标波动 5%（单位：%）

限制	Sample									
卖空	窗宽	Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	7.24	6.59	6.56	14.08	9.41	7.13	7.15	7.54	7.15
	504	6.36	6.09	6.07	13.61	8.40	6.50	6.24	6.93	6.10
	756	6.17	5.98	5.94	13.89	8.31	6.36	6.02	6.62	5.74
是	252	5.83	5.86	5.80	5.86	5.63	5.50	5.70	5.12	5.14
	504	5.59	5.60	5.58	5.86	5.47	5.36	5.47	4.99	4.98
	756	5.22	5.23	5.22	5.86	5.35	5.05	5.09	4.87	4.85

资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表10: 目标波动组合年化波动率对比, 28 个行业, 目标波动 8% (单位: %)

限制	Sample									
卖空	窗宽	Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	11.57	10.55	10.60	22.45	15.05	11.39	11.42	12.03	11.42
	504	10.17	9.73	9.71	21.55	13.42	10.39	9.97	11.08	9.78
	756	9.89	9.58	9.52	22.30	13.35	10.20	9.66	10.60	9.21
是	252	9.32	9.36	9.27	9.36	8.99	8.79	9.10	8.17	8.19
	504	8.94	8.96	8.93	9.37	8.74	8.57	8.75	7.98	7.96
	756	8.35	8.36	8.35	9.37	8.56	8.07	8.14	7.78	7.76

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

在行业场景下, 移动平均模型中, Barra 半衰期模型对样本协方差的改善比 Riskmetrics 模型更明显; 多元 GARCH 模型与 Barra 无显著差异。无条件协方差和条件协方差对比, 压缩估计在无卖空限制下优于条件协方差, 在限制卖空条件下逊于条件协方差。

我们认为, 目标波动组合的实际应用价值更高。总体而言, 针对国内行业场景, 类似国内股票场景下, 条件协方差相比压缩估计并无明显优势, 特别是在无卖空限制下。

国内大类资产场景

图表11: 最小波动组合年化波动率对比, 14 个国内大类资产 (单位: %)

限制	Sample									
卖空	窗宽	Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	0.74	1.38	0.87	0.85	0.78	0.74	0.74	0.88	0.90
	504	0.74	1.28	0.80	0.86	0.77	0.73	0.73	0.84	0.87
	756	0.77	1.25	0.80	0.85	0.77	0.74	0.74	0.84	0.85
是	252	1.94	2.05	1.90	1.98	1.93	1.89	1.92	1.78	1.09
	504	1.99	1.85	1.90	2.00	1.86	1.87	1.97	1.73	1.06
	756	1.92	1.74	1.90	1.97	1.89	1.82	1.95	1.69	1.06

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

国内大类资产场景下, Barra 半衰期模型表现仍然出色, 优于 Riskmetrics 模型。多元 GARCH 模型中的 DCC 模型在限制卖空的条件下表现较好, 甚至超过了 Barra 半衰期模型和压缩估计。非限制卖空条件下, 样本协方差本身已经能达到较好的效果, 其他各估计模型均无明显改善, 仅 Barra 模型有微弱提升。

图表12: 目标波动组合年化波动率对比, 14 个国内大类资产, 目标波动 5% (单位: %)

限制	Sample									
卖空	窗宽	Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	6.09	5.07	6.24	9.48	7.82	6.21	6.22	7.18	6.86
	504	5.31	4.37	5.22	9.57	7.48	5.69	5.38	6.39	6.36
	756	4.98	4.18	4.97	9.66	7.22	5.63	5.19	6.05	6.05
是	252	6.03	4.77	6.03	7.97	6.87	6.09	6.02	6.44	6.53
	504	5.04	4.05	5.06	8.17	6.71	5.56	5.17	6.01	6.04
	756	4.73	3.74	4.68	8.05	6.56	5.41	4.90	5.79	5.83

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表13: 目标波动组合年化波动率对比, 14 个国内大类资产, 目标波动 8% (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	10.01	8.05	9.88	14.67	12.42	10.11	10.07	11.81	11.34
	504	8.46	6.98	8.16	15.26	11.82	9.19	8.60	10.28	10.14
	756	7.90	6.61	7.71	15.41	11.60	9.04	8.20	10.04	9.97
是	252	9.61	7.58	9.65	12.49	10.98	9.69	9.58	10.27	10.35
	504	8.09	6.49	8.14	13.02	10.71	8.99	8.32	9.55	9.63
	756	7.51	5.92	7.51	12.68	10.37	8.82	7.86	9.25	9.32

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

对于目标波动组合, 无论是否限制卖空, 样本协方差均可以在某个窗口下基本达到目标波动水平, 误差小, 提升空间不大。Riskmetrics 模型、Barra 半衰期模型以及多元 GARCH 模型都没有显著的改善效果。压缩估计对样本协方差在某些特定的窗口下有所改善。整体而言, 该场景下提升空间不大, 采用样本协方差, 通过调整窗口, 即可获得较好表现。

全球股指场景

图表14: 最小波动组合年化波动率对比, 7 个全球股票指数 (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	2.64	2.63	2.63	2.81	2.71	2.62	2.63	2.65	2.64
	504	2.64	2.62	2.63	2.81	2.70	2.60	2.62	2.64	2.62
	756	2.63	2.61	2.63	2.81	2.70	2.58	2.60	2.64	2.62
是	252	2.66	2.68	2.66	2.73	2.67	2.65	2.65	2.62	2.61
	504	2.63	2.64	2.63	2.73	2.66	2.63	2.62	2.60	2.60
	756	2.63	2.63	2.63	2.73	2.66	2.61	2.61	2.60	2.60

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

对于最小波动组合, 各类估计方法都没有明显改进, 与样本协方差相差无几。对于目标波动组合, 压缩估计有明显改进。这一结论与国内个股、行业非限制卖空场景下基本一致。

图表15: 目标波动组合年化波动率对比, 7 个全球股票指数, 目标波动 5% (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	5.90	5.46	5.78	7.92	6.91	5.91	5.88	6.04	5.91
	504	5.46	5.20	5.39	7.67	6.57	5.66	5.47	5.63	5.47
	756	5.59	5.29	5.54	7.86	6.75	5.81	5.57	5.95	5.80
是	252	5.71	5.32	5.68	7.31	6.58	5.71	5.69	5.74	5.69
	504	5.29	5.06	5.27	7.18	6.53	5.54	5.34	5.32	5.31
	756	5.46	5.16	5.45	7.42	6.47	5.65	5.46	5.60	5.51

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表16: 目标波动组合年化波动率对比, 7 个全球股票指数, 目标波动 8% (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	9.47	8.76	9.29	12.76	11.13	9.49	9.45	9.69	9.48
	504	8.77	8.35	8.65	12.34	10.56	9.08	8.78	9.01	8.77
	756	8.99	8.50	8.91	12.70	10.89	9.35	8.96	9.57	9.32
是	252	9.22	8.58	9.18	11.83	10.56	9.25	9.21	9.23	9.16
	504	8.58	8.18	8.56	11.63	10.20	8.94	8.64	8.65	8.63
	756	8.84	8.31	8.83	12.06	10.38	9.09	8.80	9.21	9.14

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

全球债券指数场景

图表17: 最小波动组合年化波动率对比, 6 个全球债券指数 (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	1.98	2.34	1.99	2.07	2.01	1.97	1.98	1.99	1.99
	504	1.96	2.16	1.97	2.07	2.00	1.96	1.96	1.96	1.97
	756	1.97	2.11	1.97	2.07	2.00	1.96	1.96	1.96	1.96
是	252	2.03	2.39	2.04	2.09	2.06	2.03	2.03	2.04	2.03
	504	2.02	2.20	2.02	2.09	2.05	2.02	2.01	2.00	2.01
	756	2.02	2.16	2.02	2.09	2.05	2.01	2.00	2.00	2.00

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

对最小波动组合, 各类协方差估计方法都没有明显提升, Barra 模型和多元 GARCH 模型有微弱改善。

图表18: 目标波动组合年化波动率对比, 6 个全球债券指数, 目标波动 5% (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	5.89	5.28	5.87	6.92	6.33	5.79	5.82	5.58	5.57
	504	5.46	5.22	5.50	6.80	6.04	5.37	5.36	5.21	5.23
	756	5.16	4.97	5.19	6.87	6.04	5.35	5.13	5.07	5.02
是	252	5.67	4.93	5.73	6.41	6.04	5.64	5.68	5.37	5.41
	504	5.31	4.88	5.33	6.21	5.76	5.31	5.28	5.23	5.19
	756	5.06	4.74	5.07	6.43	5.80	5.32	5.11	5.04	4.99

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表19: 目标波动组合年化波动率对比, 6 个全球债券指数, 目标波动 8% (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	9.43	8.43	9.48	10.87	10.03	9.26	9.34	8.81	8.83
	504	8.89	8.43	8.90	10.79	9.59	8.65	8.73	8.44	8.47
	756	8.28	7.99	8.31	11.08	9.73	8.53	8.09	8.12	8.05
是	252	9.18	7.91	9.22	10.28	9.72	9.06	9.12	8.66	8.64
	504	8.52	7.86	8.56	10.02	9.33	8.56	8.49	8.36	8.33
	756	8.13	7.62	8.15	10.41	9.37	8.53	8.21	8.07	8.00

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

对目标波动组合, 样本协方差的估计精度随窗口增长而提高。在 756 天的窗口下, 样本外非常接近目标波动水平, 消除历史信息无效性的需求不强, 仅 **DCC 模型的表现较好**; 而在窗口较短时, 样本协方差精度较低, 压缩估计、Barra、多元 GARCH 模型均有所改善, **压缩估计模型略优**。

总体而言, 债券场景下消除历史信息无效性的需求不强, 压缩估计或者多元 GARCH 模型都较为适用。

全球商品指数场景

图表20: 最小波动组合年化波动率对比, 3 个全球商品指数 (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	13.84	13.71	13.79	14.04	13.78	13.70	13.78	14.14	14.13
	504	13.86	13.82	13.82	14.04	13.74	13.63	13.74	13.60	13.58
	756	13.76	13.73	13.74	14.04	13.71	13.61	13.67	13.70	13.71
是	252	13.84	13.71	13.78	13.90	13.71	13.70	13.78	14.14	14.12
	504	13.86	13.82	13.82	13.90	13.68	13.63	13.74	13.60	13.57
	756	13.76	13.73	13.74	13.90	13.66	13.61	13.67	13.70	13.71

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

对于最小波动组合, 三类条件协方差估计方法大部分有所改善, 且优于压缩估计。

图表21: 目标波动组合年化波动率对比, 3 个全球商品指数, 目标波动 5% (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	5.97	5.91	5.96	6.49	6.04	5.84	5.91	5.57	5.57
	504	5.62	5.58	5.58	6.41	5.87	5.58	5.55	5.35	5.38
	756	5.20	5.17	5.19	6.34	5.75	5.32	5.17	5.17	5.17
是	252	5.93	5.90	5.84	6.16	5.81	5.80	5.87	5.46	5.46
	504	5.57	5.56	5.54	6.14	5.67	5.49	5.47	5.24	5.24
	756	5.19	5.16	5.17	6.11	5.58	5.33	5.15	5.21	5.19

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

图表22: 目标波动组合年化波动率对比, 3 个全球商品指数, 目标波动 8% (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	9.60	9.50	9.57	10.28	9.65	9.38	9.49	8.92	8.78
	504	9.04	8.97	8.99	10.29	9.42	8.98	8.91	8.59	8.43
	756	8.38	8.33	8.36	10.25	9.20	8.56	8.30	8.32	8.35
是	252	9.53	9.54	9.52	9.85	9.33	9.26	9.39	8.95	8.72
	504	8.96	8.94	8.91	9.86	9.10	8.84	8.80	8.58	8.42
	756	8.35	8.31	8.32	9.88	8.94	8.57	8.29	8.30	8.33

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

对于目标波动组合, 无论是否限制卖空, 多元 GARCH 模型的改善都较明显, 两种 Barra 半衰期模型的表现均好于 Riskmetrics 模型, 其中 USE4S 模型更胜一筹。

全球大类资产场景

图表23: 最小波动组合年化波动率对比, 全球大类资产 (单位: %)

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	1.68	1.98	1.67	1.85	1.72	1.64	1.67	1.64	1.61
	504	1.64	1.83	1.64	1.86	1.70	1.61	1.63	1.59	1.57
	756	1.64	1.77	1.64	1.86	1.70	1.60	1.61	1.59	1.58
是	252	2.34	2.53	2.29	2.50	2.33	2.35	2.35	2.06	2.06
	504	2.19	2.34	2.14	2.49	2.31	2.25	2.20	2.00	2.01
	756	2.30	2.43	2.30	2.49	2.31	2.26	2.16	1.94	2.02

资料来源: Wind, 华泰证券研究所

对于最小波动组合, 多元 GARCH 模型提升最明显, Barra 模型也在部分窗口下有所改进。

图表24：目标波动组合年化波动率对比，全球大类资产，目标波动 5%（单位：%）

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	6.40	5.92	6.13	9.54	7.78	6.30	6.34	6.52	6.31
	504	5.99	5.68	5.87	9.60	7.46	5.99	5.89	6.05	5.84
	756	5.75	5.43	5.65	9.61	7.43	5.93	5.67	6.01	5.80
是	252	6.28	5.75	6.20	8.01	7.05	6.21	6.21	6.07	6.01
	504	5.86	5.50	5.80	8.09	6.81	5.90	5.79	5.66	5.59
	756	5.63	5.35	5.62	8.32	6.92	5.80	5.62	5.86	5.68

资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表25：目标波动组合年化波动率对比，全球大类资产，目标波动 8%（单位：%）

限制 卖空	窗宽	Sample Cov	Lsl	LsCORR	RM1996	RM2006	USE4S	USE4L	CCC	DCC
否	252	10.21	9.44	9.78	15.45	12.45	10.12	10.13	10.39	10.06
	504	9.59	9.10	9.40	15.46	11.97	9.60	9.43	9.65	9.36
	756	9.22	8.71	9.06	15.46	12.03	9.53	9.12	9.61	9.28
是	252	10.10	9.23	9.95	12.95	11.42	9.96	10.01	9.85	9.85
	504	9.41	8.88	9.33	13.11	10.95	9.47	9.31	9.44	9.35
	756	9.19	8.53	9.14	13.32	11.02	9.39	9.09	9.61	9.37

资料来源：Wind，华泰证券研究所

对于目标波动场组合，样本协方差有较大提升空间。但估计误差并未随窗口增长而增大，说明消除历史信息无效性的需求并不强。压缩估计的改善最明显，多元 GARCH 模型和 Barra 模型也在部分参数下有所改进，但不如压缩估计明显。

小结

以目标波动组合、无卖空限制下的结论为准，不同协方差估计方法的适用性汇总如下：

图表26：不同协方差估计方法的适用性分析

	样本协方差	线性压缩类算法	Riskmetrics 模型	Barra 半衰期模型	多元 GARCH 模型
股票	误差较大	适用（最优）	不适用	适用	不适用
行业	误差较大	适用（最优）	适用	适用	不适用
国内大类资产	误差小	部分适用	不适用	不适用	不适用
全球股票指数	误差较大	适用（最优）	不适用	部分适用	不适用
全球债券指数	误差较小	适用（较优）	不适用	适用	适用（较优）
全球商品指数	误差较大	适用	不适用	适用	适用（最优）
全球大类资产	误差较大	适用（最优）	不适用	适用	适用

资料来源：华泰证券研究所

总结与展望

本文实证了样本协方差、线性压缩模型、Riskmetrics 模型、Barra 半衰期模型、多元 GARCH 模型在内的多种协方差估计方法，对投资组合的协方差估计提出了一些有实操意义的结论。

为什么需要引入条件协方差估计方法？在考虑金融市场时变性的情况下，资产的波动率和相关性往往会呈现出时变规律，与无条件协方差矩阵不随时间变化，也即每期观测变量之间是独立同分布的假设相矛盾。因此，我们需要引入条件协方差矩阵，加入过去信息作为已知条件，这更符合真实的金融建模场景。

三类条件协方差估计方法的效果如何？Barra 半衰期模型能够在大部分资产组合场景下有效改善协方差矩阵参数估计的时效性和估计精度，Riskmetrics 模型只在少数场景下适用，明显弱于 Barra。多元 GRACH 模型在国内场景并不适用，在海外资产组合上有一定效果，特别在消除历史信息无效性的需求不强的场景下，比其他条件协方差估计方法表现更好。

Riskmetrics 模型适用于什么场景？Riskmetrics1996 模型和 Riskmetrics2006 模型本质上都是指数加权平均法，而 Riskmetrics2006 模型是对多个不同频率的 Riskmetrics1996 模型的再次加权平均，更加具有普适性。结果显示，两种 Riskmetrics 模型对估计误差的减小都不太理想。仅通过 Riskmetrics 模型难以对协方差估计起到显著的改善。

Barra 半衰期模型适用于什么场景？Barra 半衰期模型的适用性在条件协方差中最广，除了在目标波动组合的国内大类资产场景下没有提升，在剩余六种资产组合场景下均有一定改善。Barra 半衰期模型的核心在于将方差和相关系数矩阵分开估计，进而得到协方差矩阵。可见，方差的单独估计对准确度的提高尤为重要。

多元 GRACH 模型适用于什么场景？本文实证的多元 GARCH 模型 CCC、DCC，其分开估计的思想与 Barra 半衰期模型类似，但条件方差使用一元 GARCH 模型估计，条件相关系数有常相关与动态相关两种假设，投资者可以根据自己的主观判断合理选择。特别在消除历史信息无效性的需求不强的场景下，比其他条件协方差估计方法表现更好。

两种协方差估计的改善方向各自有什么优劣？条件协方差估计更适合于构建最小波动组合，在本文实证的各类资产场景中，以 Barra 半衰期模型为代表的条件协方差估计量在降低样本外波动率方面都具有明显优势。究其原因，是条件协方差的估计误差随窗宽的延长而增大。而在构建目标波动组合时，很多场景下，样本协方差本身的估计误差并不随窗宽的延长而线性增大，条件协方差估计量的优势反而减弱，压缩类算法对样本协方差的改善最为明显。

风险提示

模型根据历史规律总结，历史规律可能失效。报告中涉及到的具体资产、股票不代表任何投资建议，请投资者谨慎、理性地看待。

参考文献

1. Olivier Ledoit, Michael Wolf. "A well-conditioned estimator for large-dimensional covariance matrices." Journal of Multivariate Analysis. 2004 88(2): 365-411.
2. Olivier Ledoit, Michael Wolf. "Honey, I Shrunk the Sample Covariance Matrix." The Journal of Portfolio Management. 2004 30(4): 110-119.
3. Robert F. Engle, Olivier Ledoit, Michael Wolf. "Large Dynamic Covariance Matrices" Journal of Business and Economic Statistics. 2017 37(2): 365-375.
4. Jagannathan R, Ma T. Risk Reductio in Large Portfolios Why Imposing the Wrong Constraints Helps[J]. the NATIONAL BUREAU of ECONOMIC RESEARCH. 2003 58(4): 1651-1684.
5. Valeriy Zakamulna. Test of Covariance-Matrix Forecasting Methods[J]. The Journal of Portfolio Management. 2015 41(3): 97-108.
6. Menchero J, D. J. Orr, and J Wang. The Barra US Equity Model(USE4). MSCI Barra Research Notes. (2011)
7. Kevin Sheppard. Financial Econometrics Notes. (2019)
8. Ruey S. Tsay. Analysis of Financial Time Series(ThirdEdition). (2012)

免责声明

分析师声明

本人，林晓明、李聪、韩哲，兹证明本报告所表达的观点准确地反映了分析师对标的证券或发行人的个人意见；彼以往、现在或未来并无就其研究报告所提供的具体建议或所表达的意见直接或间接收取任何报酬。

一般声明及披露

本报告由华泰证券股份有限公司（已具备中国证监会批准的证券投资咨询业务资格，以下简称“本公司”）制作。本报告仅供本公司客户使用。本公司不因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告基于本公司认为可靠的、已公开的信息编制，但本公司对该等信息的准确性及完整性不作任何保证。本报告所载的意见、评估及预测仅反映报告发布当日的观点和判断。在不同时期，本公司可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。同时，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。以往表现并不能指引未来，未来回报并不能得到保证，并存在损失本金的可能。本公司不保证本报告所含信息保持在最新状态。本公司对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

本公司力求报告内容客观、公正，但本报告所载的观点、结论和建议仅供参考，不构成购买或出售所述证券的要约或招揽。该等观点、建议并未考虑到个别投资者的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对客户私人投资建议。投资者应当充分考虑自身特定状况，并完整理解和使用本报告内容，不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，本公司及作者均不承担任何法律责任。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均为无效。

除非另行说明，本报告中所引用的关于业绩的数据代表过往表现，过往的业绩表现不应作为日后回报的预示。本公司不承诺也不保证任何预示的回报会得以实现，分析中所做的预测可能是基于相应的假设，任何假设的变化可能会显著影响所预测的回报。

本公司及作者在自身所知情的范围内，与本报告所指的证券或投资标的不存在法律禁止的利害关系。在法律许可的情况下，本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，为该公司提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务或向该公司招揽业务。

本公司的销售人员、交易人员或其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。本公司没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。本公司的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中的意见或建议不一致的投资决策。投资者应当考虑到本公司及/或其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突。投资者请勿将本报告视为投资或其他决定的唯一信赖依据。有关该方面的具体披露请参照本报告尾部。

本报告并非意图发送、发布给在当地法律或监管规则下不允许向其发送、发布的机构或人员，也并非意图发送、发布给因可得到、使用本报告的行为而使本公司及关联子公司违反或受制于当地法律或监管规则的机构或人员。

本公司研究报告以中文撰写，英文报告为翻译版本，如出现中英文版本内容差异或不一致，请以中文报告为主。英文翻译报告可能存在一定时间延迟。

本报告版权仅为本公司所有。未经本公司书面许可，任何机构或个人不得以翻版、复制、发表、引用或再次分发他人等任何形式侵犯本公司版权。如征得本公司同意进行引用、刊发的，需在允许的范围内使用，并注明出处为“华泰证券研究所”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。本公司保留追究相关责任的权利。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。

中国香港

本报告由华泰证券股份有限公司制作，在香港由华泰金融控股（香港）有限公司向符合《证券及期货条例》第 571 章所定义之机构投资者和专业投资者的客户进行分发。华泰金融控股（香港）有限公司受香港证券及期货事务监察委员会监管，是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。在香港获得本报告的人员若有任何有关本报告的问题，请与华泰金融控股（香港）有限公司联系。

香港-重要监管披露

- 华泰金融控股（香港）有限公司的雇员或其关联人士没有担任本报告中提及的公司或发行人的高级人员。
- 更多信息请参见下方“美国-重要监管披露”。

美国

本报告由华泰证券股份有限公司编制，在美国由华泰证券（美国）有限公司向符合美国监管规定的机构投资者进行发表与分发。华泰证券（美国）有限公司是美国注册经纪商和美国金融业监管局（FINRA）的注册会员。对于其在美国分发的研究报告，华泰证券（美国）有限公司对其非美国联营公司编写的每一份研究报告内容负责。华泰证券（美国）有限公司联营公司的分析师不具有美国金融监管（FINRA）分析师的注册资格，可能不属于华泰证券（美国）有限公司的关联人员，因此可能不受 FINRA 关于分析师与标的公司沟通、公开露面和所持交易证券的限制。华泰证券（美国）有限公司是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。任何直接从华泰证券（美国）有限公司收到此报告并希望就本报告所述任何证券进行交易的人士，应通过华泰证券（美国）有限公司进行交易。

美国-重要监管披露

- 分析师林晓明、李聪、韩哲本人及相关人士并不担任本报告所提及的标的证券或发行人的高级人员、董事或顾问。分析师及相关人士与本报告所提及的标的证券或发行人并无任何相关财务利益。声明中所提及的“相关人士”包括 FINRA 定义下分析师的家庭成员。分析师根据华泰证券的整体收入和盈利能力获得薪酬，包括源自公司投资银行业务的收入。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或不时会以自身或代理形式向客户出售及购买华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或其高级管理层、董事和雇员可能会持有本报告中所提到的任何证券（或任何相关投资）头寸，并可能不时进行增持或减持该证券（或投资）。因此，投资者应该意识到可能存在利益冲突。

评级说明

投资评级基于分析师对报告发布日后 6 至 12 个月内行业或公司回报潜力（含此期间的股息回报）相对基准表现的预期（A 股市场基准为沪深 300 指数，香港市场基准为恒生指数，美国市场基准为标普 500 指数），具体如下：

行业评级

增持：预计行业股票指数超越基准

中性：预计行业股票指数基本与基准持平

减持：预计行业股票指数明显弱于基准

公司评级

买入：预计股价超越基准 15% 以上

增持：预计股价超越基准 5%~15%

持有：预计股价相对基准波动在-15%~5%之间

卖出：预计股价弱于基准 15% 以上

暂停评级：已暂停评级、目标价及预测，以遵守适用法规及/或公司政策

无评级：股票不在常规研究覆盖范围内。投资者不应期待华泰提供该等证券及/或公司相关的持续或补充信息

法律实体披露

中国：华泰证券股份有限公司具有中国证监会核准的“证券投资咨询”业务资格，经营许可证编号为：91320000704041011J
香港：华泰金融控股（香港）有限公司具有香港证监会核准的“就证券提供意见”业务资格，经营许可证编号为：AOK809
美国：华泰证券（美国）有限公司为美国金融业监管局（FINRA）成员，具有在美国开展经纪交易商业业务的资格，经营业务许可编号为：CRD#:298809/SEC#:8-70231

华泰证券股份有限公司

南京

南京市建邺区江东中路 228 号华泰证券广场 1 号楼/邮政编码：210019

电话：86 25 83389999/传真：86 25 83387521

电子邮件：ht-rd@htsc.com

深圳

深圳市福田区益田路 5999 号基金大厦 10 楼/邮政编码：518017

电话：86 755 82493932/传真：86 755 82492062

电子邮件：ht-rd@htsc.com

北京

北京市西城区太平桥大街丰盛胡同 28 号太平洋保险大厦 A 座 18 层/
邮政编码：100032

电话：86 10 63211166/传真：86 10 63211275

电子邮件：ht-rd@htsc.com

上海

上海市浦东新区东方路 18 号保利广场 E 栋 23 楼/邮政编码：200120

电话：86 21 28972098/传真：86 21 28972068

电子邮件：ht-rd@htsc.com

华泰金融控股（香港）有限公司

香港中环皇后大道中 99 号中环中心 58 楼 5808-12 室

电话：+852 3658 6000/传真：+852 2169 0770

电子邮件：research@htsc.com

http://www.htsc.com.hk

华泰证券（美国）有限公司

美国纽约哈德逊城市广场 10 号 41 楼（纽约 10001）

电话：+ 212-763-8160/传真：+917-725-9702

电子邮件：Huatai@htsc-us.com

http://www.htsc-us.com

©版权所有 2020 年华泰证券股份有限公司