

# 金融工程

证券研究报告

2017 年 10 月 10 日

## 海外文献推荐 第 17 期

### 用更高阶矩衡量组合分散性

我们介绍了一种度量组合分散程度的新方法——分散 delta (DD)。DD 基于衡量随机变量不确定性的信息熵，具有非参估计、使用分布的高阶矩、易于理解的优点。通过几个测试，我们说明了 DD 与传统度量分散性方法的差别。我们证明了 DD 对于投资经理来说是一个强大的工具，因为它对市场变化（资产收益分布变化）较为敏感。当相关系数不能指示特质风险的重要转变时，DD 能够提示投资经理，需要进一步调整组合分散度。我们相信，DD 是对组合分散性分析的重要补充，更多关于 DD 的创新应用和理论发展将不断出现。

### 推动多因子世界中的战略资产配置

一直以来战略资产配置大多使用 1950 及 60 年代的方法，这些工具方法有许多不足。在此背景下，我们开发了一种新型战略资产配置方法，它所基于的理念是长期投资收益源于各种因子。我们的方法包含了 4 方面的创新。第一，我们构建了一种可在当今复杂投资范围中识别重要收益源头的“多因子”模型，以此在选择资产类别时更精准地预估期望收益。这也可以让投资者从专注于分散资产转向分散风险溢价。第二，我们开发了一种稳健的组合最优化方法。它可以精准解决在估算预期收益时的不稳定性，给出充分分散化同时具有更好风险/回报特性的投资组合。第三，我们设计了一种基于因子的风险分析方法，以更好地捕捉现实世界中资产回报的特征，以此，我们可以更好地对组合下行风险进行建模。第四，我们发展了一种基于因子的仿真技术，以应对不同经济环境的影响，利用这种技术，我们可以得到更精准的前向预测。

### 作者

吴先兴 分析师  
SAC 执业证书编号: S1110516120001  
wuxianxing@tfzq.com  
18616029821

阚文超 联系人  
kanwenchao@tfzq.com  
18717948990

### 相关报告

- 1 《金融工程：金融工程-市场情绪一览 2017-10-09》 2017-10-09
- 2 《金融工程：金融工程-衍生品周报-2017-09-29》 2017-10-09
- 3 《金融工程：金融工程-事件驱动策略跟踪》 2017-10-08

风险提示：本报告不构成投资建议。



## 内容目录

用更高阶矩衡量组合分散性.....	3
1. 简介 .....	3
2. DD 的定义 .....	3
3. 基础设施投资中的应用 .....	5
4. 结论 .....	6
推动多因子世界中的战略性资产配置.....	6
1. 简介 .....	6
2. 一种基于因子的战略性资产配置方法 .....	7
3. 战略资产配置中的稳健最优化方法 .....	9
4. 稳健优化法 v.s. 风险平价 .....	10
5. 战略资产配置因子模型的其它应用 .....	11
基于因子的风险分析 .....	11
基于因子的组合预测 .....	11
6. 结论 .....	11

## 图表目录

图 1: DD 与 Pearson 相关系数的关系 .....	4
图 2: DD 组合中资产数目的关系 .....	4
图 3: 等权重基础设施投资组合 .....	5
图 4: Jarque-Bera 正态性检验 .....	5
图 5: 动量因子密度函数 .....	6
图 6: 预测收益的 6 因子模型 .....	8
图 7: 一个例子: 所选资产风险溢价特征 .....	8
图 8: 从新角度出发做分散化 .....	9
图 9: 稳健优化法与传统方法的对比 .....	9
图 10: 2001-2010 假设性稳健优化与均值-方差优化结果对比 .....	10
图 11: 基于因子的稳健方法产生更“智能”组合——一个包含 21 种资产类别的例子 .....	11

## 用更高阶矩衡量组合分散性

文献来源：Vermorken, Maximilian A; Medda, Francesca R; Schroder, Thomas *Journal of Portfolio Management*; Fall 2012; 39, 1; ABI/INFORM Global pg.67

推荐原因：资产回报相关性矩阵是典型的分散程度指标。但是相关性矩阵只是 2 个或多个随机过程之间成对关系的量化，不能表示单个资产的波动以及该波动对组合波动的影响。正如 Samuelson [1967] 观察到的，用前 2 阶矩度量分散度是局限和粗略的。我们介绍了一种度量组合分散程度的新方法——分散 delta (DD)。DD 基于衡量随机变量不确定性的信息熵，具有非参估计、使用分布的高阶矩、易于理解的优点。

### 1. 简介

投资者都想通过分散化降低他们对未定价风险的暴露，资产回报相关性矩阵是典型的分散程度指标。但是相关性矩阵只是两个或多个随机过程之间成对关系的量化，不能表示单个资产的波动以及该波动对组合波动的影响。正如 Samuelson [1967] 观察到的，用前两阶矩度量分散度是局限和粗略的。

过去，一些方法试图改善分散程度度量的精确性。Brown and Goetzmann [2003] 以及 Lhabitant [2004] 的研究整理了基于“聚合”的方法。但在本文背景下，两种创新性方法特别值得注意：Rudin and Morgan [2006] 的组合分散指数 (PDI) 以及 Statman and Scheid [2008] 的回报缺口。PDI 用主成分分析衡量分散，而回报缺口用方差量化组合回报在均值附近的分布。但是，两种方法都有不足：依靠前两阶矩，没考虑相关性和协方差。

本文要介绍的新分散度量方法，基于全系列矩，我们的方法基于信息熵这一核心概念，下文也称分散 delta (DD)。信息熵可衡量整个随机分布的不确定性。随着组合愈加分散，不确定性降低，熵值亦降低。

信息熵的更广泛应用，将 DD 置于传统金融理论范畴之外，所以，本文的主要目的是给出方法中各种具体定义，以及该方法的测试。为进一步说明方法的稳健性，我们将方法应用到基础设施投资，测试样本包括危机前和危机中数据，DD 较相关性矩阵的优越性将更为明显。

剩余内容将介绍 DD 度量法的一些特性，然后介绍 DD 应用到度量基础设施投资的分散程度。最后给出总结。

### 2. DD 的定义

微分熵是信息熵的连续情况下的推广，也是 DD 的核心基础。在本文背景下，微分熵衡量投资者组合收益不确定性的均值。相较于方差衡量变量在均值附近的聚集程度，信息熵描述的是变量整体的聚集程度（无需在乎均值在何处）。例如，某分部在尾部大量聚集，此时，信息熵会显著改变，而方差很可能不受影响。

随机变量  $X$  的取值范围为所有实数时，熵  $H$  可表示为

$$H = -\int_{-\infty}^{\infty} [f(x)] \log f(x) dx \quad (1)$$

$f(x)$  是  $X$  的概率密度函数，故  $H$  是  $f(x)$  的自然对数的期望的相反数。无论哪个区域内出现了取值的聚集， $f(x)$  都会变大，所以不论分布在哪个点处出现聚集，分布的不确定性 ( $H$  值) 都会降低。

从(1)式中看出，熵只与变量的概率有关，这相当于提取了变量最为抽象的本质，所以两个不同的分布可能会拥有相同的熵，但不同的方差。

接下去，我们介绍分散 delta 的定义。设  $X_1, X_2, \dots, X_N$  是投资范围  $U$  中的风险资产， $P$  是组合，权重为  $(w_1, w_2, \dots, w_N)$ ，权重和为 1。

$$DD(P) = \frac{\exp(\sum_{i=1}^N w_i H(X_i)) - \exp(H(\sum_{i=1}^N w_i X_i))}{\exp(\sum_{i=1}^N w_i H(X_i))} \quad \text{with } i=1, \dots, N \quad (2)$$

$$= \frac{\exp(\overline{H(X)}) - \exp(H(P))}{\exp(\overline{H(X)})}$$

DD 等于各资产回报熵值的加权平均，减去组合的熵，然后除以各资产熵值的加权平均。DD 衡量了各资产按权重组合后，熵值的降低程度。

DD 的取值在 0,1 区间内。取值为 1，说明特异风险都被分散掉，只剩市场风险。此时，各资产的熵与组合熵无差，这意味着个股风险对组合没影响，有影响的是所有股票都存在的市场风险。

为说明 DD 的概念，我们考虑等权重的几个标准正态分布。用标准化数据可以让我们直观看到对方差的影响，也就能进一步理解分散化如何影响 DD。我们考虑 2 个情景。

1. DD 及 Pearson 相关系数，使用等权重 2 资产的组合
2. 当组合从单资产扩大到 N 资产时的 DD。

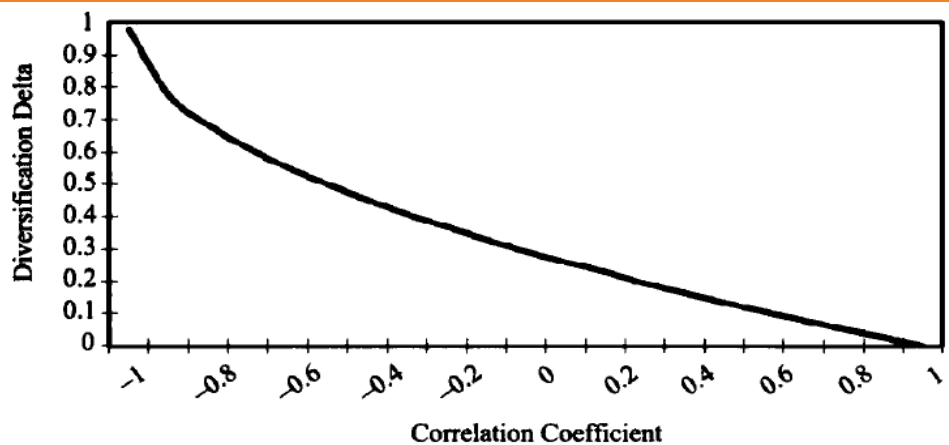
我们使用最近发展的一种非参数法，也被称为 k-d 树(Stowell and Plumbley [2009])来估计 DD。

#### 情景 1：等权重 2 资产

我们以事前预定的相关系数，产生两组标准正太分布随机数。对于每次以特定相关系数产生的随机数，我们都计算 DD，此过程重复 1000 次以规避选择偏误。1000 次重复过程的均值见图 1。

与预期的一致，DD 跟相关系数的关系并非线性。值得注意的是，相关系数为负时，DD 随相关系数增大而降低速度更快。

图 1：DD 与 Pearson 相关系数的关系



资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

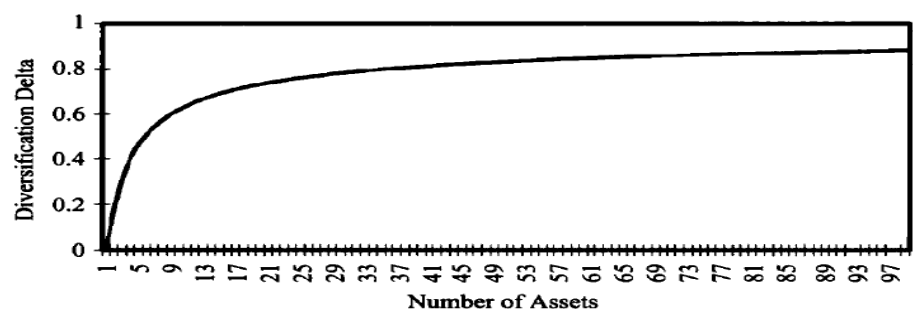
#### 情景 2：增大资产数，DD 如何变化

采用 Elton and Gruber [1997] 的原则，我们使组合资产数从 1 增大到 N，观察 DD 的变化。为避免选择偏误，我们产生 1000 组标准正态分布数据，每组含 100 个序列。每个序列服从标准正太分布。1000 组数据中，衡量每组数据从 1 条序列增大到 100 条时的 DD。1000 组数据的均值展现在下图。

与 Elton and Gruber 的发现一致，但资产数从 1 增大到 30 时 DD 增大最为明显，其后，随着资产数增大 DD 大体保持不变（虽然此时个体资产的平均熵值可能进一步增大）。每加一种资产，其所带特定风险就会加入组合中，并在计算组合熵值时被平均。随资产数增大，所有特异风险将趋于被抵消，只剩下市场风险，DD 也就趋于 1。

我们总结一下 DD 的 3 个优点。第一，其采用非参度量法，并且包括进了更高阶矩，也就回应了 Samuelson 有关传统分散度量法的批评。第二，它与相关性和协方差都有关。第三，DD 的数学公式使其非常好理解。接下去为具体展示着三个优点，我们用 DD 衡量一个全球基础设施指数的例子。

图 2：DD 组合中资产数目的关系



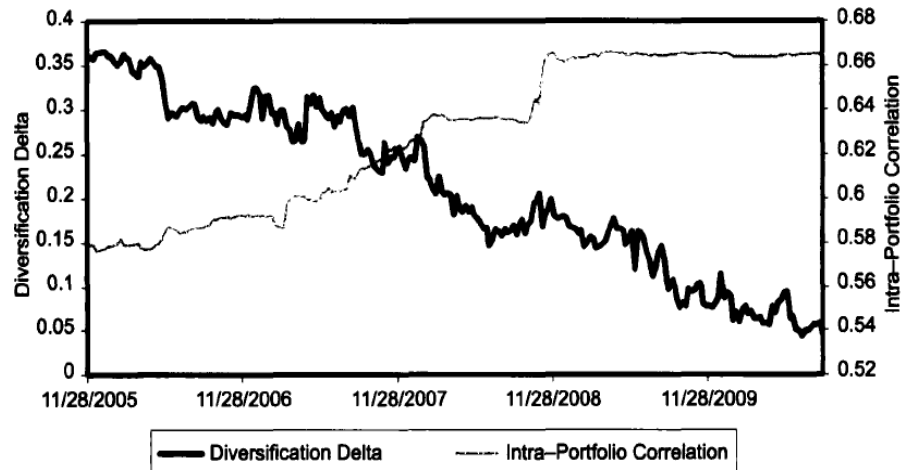
资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

### 3. 基础设施投资中的应用

基础设施是一个统称，代表了一组适用不同商业模式，具有对商业周期不同敏感度的行业；见 Tan [2011]。所选数据为道琼斯全球基础设施指数的周回报（美元计），时间为 2002 年到 2010 年。数据来源于 8 个基建子行业，机场（DJBAR），港口（DJBPR），水利（DJBWR），通信（DJBCM），油气、运输及仓储（DJBOS），电力传输（DJBDT），道路（DJBTR），多元经营（DJBVD）。

我们用前 150 周数据作为样本内数据，我们通过每次将样本内数据外推一星期，考察各细分指数等权重组合的样本外表现。下图为 DD 以及组合内相关性（等权重平均数）在 2005 到 2010 的走势。该图很明显被分为两部分，以雷曼兄弟破产为拐点。当样本逼近 08 金融危机肇始，相关性增长，DD 负增长。雷曼兄弟破产后，DD 短暂但幅度较大地回升，随后继续降低至较低水平，而与此同时相关性则保持平坦。

图 3：等权重基础设施投资组合



资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

为理解这一图线，得观察一下数据样本特征和 DD 的定义。雷曼兄弟破产后，样本的非正态性显著上升，见图 4 中 Jarque-Bera 正态性检验统计值。破产前，样本或许并非正态分布，但市场条件为所有细分行业创造出一个环境使得它们的分布彼此相似。结果是，组合的熵值与各子行业熵的均值之差缩小。

图 4：Jarque-Bera 正态性检验

	Airport	Communication	Diversified	Oil and Gas	Toll Road	Electricity Transmission	Water	Port
Boom	24.40	4.55	42.63	54.07	11.10	55.60	18.90	15.56
Bust	14.16	43.30	8.09	74.55	9.46	93.57	166.14	80.83

资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

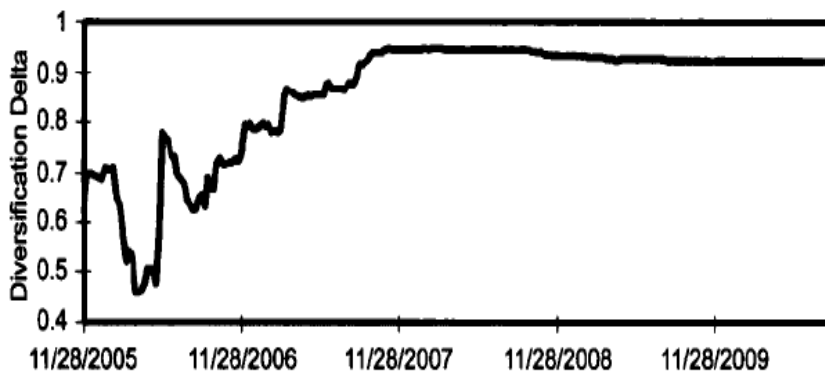
雷曼破产后，极端收益和高波动性在个体行业的分布中呈现瘦尾特征。事实上，平均来说，相关性系数显示市场的联动性不再增加，但各个子行业的边缘分布不再紧密聚集。边缘分布呈现瘦尾性，组合的分布也随之趋于瘦尾，于是乎 DD 会变小。

因此，相关系数和 DD 给出非常不同的结论。DD 显示，在牛市，各个行业间的走势相似性降低了组合的分散程度。而在萧条时期，降低的 DD 表明了增长的“行业特质风险”是如何进一步降低组合的分散度的。不论在牛市还是萧条期，我们有意选取的、并且是不适当的资产权重，使得组合对于“行业特质风险”的暴露度较高。仅观察相关系数并不能抓住在上述两种情况下市场变化的本质。组合投资经理也许会将增长的相关性归因为市场即将到来的风险，但是市场的本质已经发生变化这一事实，是难以从相关性中推力得到的。

在分散程度下降时，DD 应当能提醒投资者改善组合。为显示主动投资组合管理会怎样影响 DD。我们通过现代组合理论，基于相同的数据，构建一个最小方差基础设施投资组合，并月度调整再平衡。图 5 给出该组合基于月度调整的 DD。



图 5：动量因子密度函数



资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

从上图看出，动态调整组合对于 DD 的影响是相对的。跟预期一致，动态平衡调整的组合比等权重的组合分散程度更高。但是，月度平衡调整也可能会让我们追求最优分散度过了头，此处就是一个例子。总的来说，在牛市和萧条期，各行业风险被充分地处理了，因为 DD 不断增长并居于高值。所以，DD 比相关系数更能向投资经理展现市场的本质。

#### 4. 结论

我们介绍了一种度量组合分散程度的新方法——DD。DD 基于衡量随机变量不确定性的信息熵，具有非参估计、使用分布的高阶矩、易于理解的优点。

通过几个测试，我们说明了 DD 与传统度量分散性方法的差别。我们证明了 DD 对于投资经理来说是一个强大的工具，因为它对市场变化（资产收益分布变化）较为敏感。当相关系数不能指示特质风险的重要转变时，DD 能够提示投资经理，需要进一步调整组合分散度。我们相信，DD 是对组合分散性分析的重要补充，更多关于 DD 的创新应用和理论发展将不断出现。

以上感谢实习生周飞鹏的贡献。

### 推动多因子世界中的战略性资产配置

文献来源：Farshid M. Asl and Erko Etula (2012) *Journal of Portfolio Management*, Vol. 39.2012, 1, p. 59-66.

推荐理由：一直以来，战略资产配置大多使用 1950 及 60 年代的方法，这些工具方法有许多不足。在此背景下，我们开发了一种新型战略资产配置方法，它所基于的理念是长期投资收益源于各种因子。我们的方法包含了 4 方面的创新：1.可在当今复杂投资范围中识别重要收益源头的“多因子”模型；2.稳健的组合最优化方法；3.基于因子的风险分析方法；4.基于因子的仿真模拟技术。我们希望我们的新方法能帮助投资者做出更加精准反映他们目标和约束的投资决策。

#### 1. 简介

战略资产配置是投资学中最重要、但又最缺研究的领域。各种著名的研究已经显示，资产配置的政策基准解释了投资组合 90% 的波动和几乎 100% 的收益水平。但是，自从 Black and Litterman 在 90 年代早期提出了他们的“平衡方法”后，战略性资产配置的工具开发进展非常欠缺。与其它金融领域的飞速发展（例如：资产证券化、统计套利）对比起来，这种欠缺显得更加明显。

在此背景下，我们开发了一种新型战略性资产配置方法，它所基于的根本性理念，是长期投资收益源于各种“收益产生”因子。我们的方法包含了 4 方面的创新。

第一，我们构建了一种可在当今复杂投资范围中识别重要收益源头的“多因子”模型，以此在选择资产类别时更精准地预估期望收益。这也可以让投资者从专注于分散资产转向分散风险溢价。

第二，我们开发了一种稳健的组合最优化方法。它可以精准解决在估算预期收益时的不确定性问题，给出充分分散化同时具有更好风险/回报特性的投资组合。

第三，我们设计了一种基于因子的风险分析方法，以更好地捕捉现实世界中资产回报的特征，例如厚尾性和危机中的高自相关性。以此，我们可以更好地对组合下行风险进行建模。

第四，我们发展了一种基于因子的仿真技术，以应对不同经济环境的影响，如低利率对未来组合收益的影响。利用这种技术，我们可以得到更精准的前向预测。

总而言之，我们希望我们的新方法能帮助投资者做出更加精准反映他们目标和约束的投资决策。也能帮助他们在一系列市场环境中（如 08 金融危机时传统风险分散方法失效时），更好地评估组合未来的表现。

## 2. 一种基于因子的战略性资产配置方法

无论投资者有什么样的投资目标，战略性资产配置的第一步都是了解全球市场中有哪些投资机会。投资者必须对资产标的预期收益、风险有一个认识。为达此目的，传统方法包括 CAPM 和各种 CAPM 的改版（例如 Black and Litterman 的模型 [1992]）。这些方法都是基于单一因子，即市场的超额收益。这类方法表明，具有更高市场暴露度（或者说 beta）的资产风险更大、同时预期收益更高。

但是，大量的实证和理论研究表明，现实世界远非单一因子能够解释的。市场参与者关心各种各样的风险，远超出市场风险这一种。市场风险溢价并非收益的唯一来源，长期收益也来自大量其他的全球风险。

基于这样的想法，多因子模型产生了，最早源于 Merton [1969, 1973] and Ross [1976]，而后被 Fama and French [1992] 改进。在这些模型中，每个因子都代表了一种不同的风险溢价。也有从业人员开发出了风险的因子模型，只关注于解释资产的波动和联动性。典型的模型，包含了更大量的因子，其中大部分并不带有风险溢价。

据我们所知，我们的模型是第一个具有广泛基础的多因子战略性资产配置模型：预测跨资产的收益和风险。对比之下，过往的模型则主要关注预测资产内的收益和风险。几十年来，对冲基金和量化基金用多因子模型作为其系统交易策略中选股的基础。例如：这些基金通过构造多头价值型股票、空头成长型股票来捕捉价值溢价。股票经理也自 1970 年代以来使用着多因子模型。今天，基于因子的风险模型也被更广泛地运用到其它资产类别中。

我们的模型包含了六种因子，代表了六种长期回报的来源。我们强调四个模型特种。第一，每种因子反映了很大程度区别于其它因子的风险溢价。这一特点，使我们用一种新的角度思考组合分散（接下去会讨论）。

第二，每种风险溢价具有一个清晰的经济含义，正如一些市场参与者愿意支付溢价以接触风险那样。

第三，每种因子的回报反映了对预期收益截面中系统风险的补偿，换句话说，对我们的因子有更高暴露度的资产具有更高预期收益。

最后，每种风险溢价都是值得投资的。通过长/短仓流动性好、可交易的资产可实现因子回报。

我们通过一个例子理解为何多因子模型帮助我们更好理解收益的源头：宏观对冲基金。这些策略对市场风险的 beta 较低，所以传统单因子方法无法反映风险溢价：CAPM 模型只能预测到 0.2% 的风险溢价，无法解释绝大多数的超额收益。对比之下，我们的因子模型只将 3% 的风险溢价归因给宏观策略。

类似的结果同样适用于我们战略投资范围的其它部分。与 CAPM 相比，我们模型的平均预测精准度是 CAPM 的两倍有余。重要的是，在评估对冲基金策略或其他另类投资的分散化组合长期收益时，我们的模型可帮助减少定性调整的需要。

图 6：预测收益的 6 因子模型

RISK PREMIUM	REWARDS INVESTORS FOR...
Equity	Market risk
Term	Inflation and interest rate risk
Funding	Risk in short-term credit conditions
Liquidity	Risk in market-wide liquidity conditions
FX	Systematic exchange rate risk
EM	Risks specific to emerging markets

资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

由于每个资产的收益可被解释为六个因子的组合，并且每个因子代表不同长期回报来源，因子模型帮助我们理解不同资产分散化的好处。作为一个例子，图 7 展示了三种资产的风险溢价。通过六个维度去看待不同资产凸显出我们投资范围的多样性。每种资产具有一个唯一风险溢价特征，这种特征被以往仅仰赖股权溢价的传统方法所忽视。在我们模型中，资产名称仅仅是一个不同因子暴露组合的标签。理解这些驱动收益的因子为组合构造提供了一个重要视角。

一个理想的组合包含许多独立的“收益产生”因子。由于我们的因子大多彼此不相关，它们为我们思考分散组合提供另一个视角。一个长期的组合应该从一个平衡的因子组合中获取收益，而非只关注资产的分散。

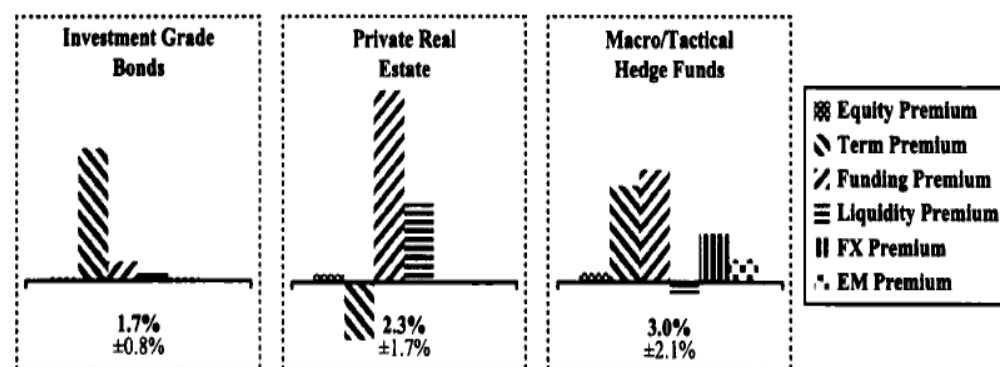
这很重要，因为并非所有因子在任何时候都能产生回报。例如过去十年中，股权溢价显著地下降至其长期平均水平之下。此背景下，充分分散的组合应当能持续地从其他溢价中获取回报。使用我们的模型，可以甄别每个组合唯一溢价特征，这可以帮助我们更深层次理解分散程度。

图 8 展示了两个假象组合作为例子。从一个资产配置的角度看，左边的组合似乎更分散，但是如果考察能凸显组合“回报产生”能力的风险溢价，我们清楚地看到右边的组合从这个意义上说更分散。

理解风险溢价的组成也有助于我们做中期投资决策。例如，在低利率环境下，投资者会害怕上升的利率给其组合在中期带来影响。一些资产的历史收益数据（比如高收益债，对冲基金以及许多新兴市场证券）比较新，很少能回溯几十年，但是我们的模型可以在超过几十年的时间范围内考察这些资产。这使我们能在不同经济环境中对资产收益做出更可靠的预测。

例如，我们的因子模型预测所有对冲基金策略（除宏观交易外）应当在利率上升环境中表现得更好。宏观对冲基金的潜在不良业绩的原因是对期限因子的显著暴露度，这类因子的溢价在利率上行时会转负。

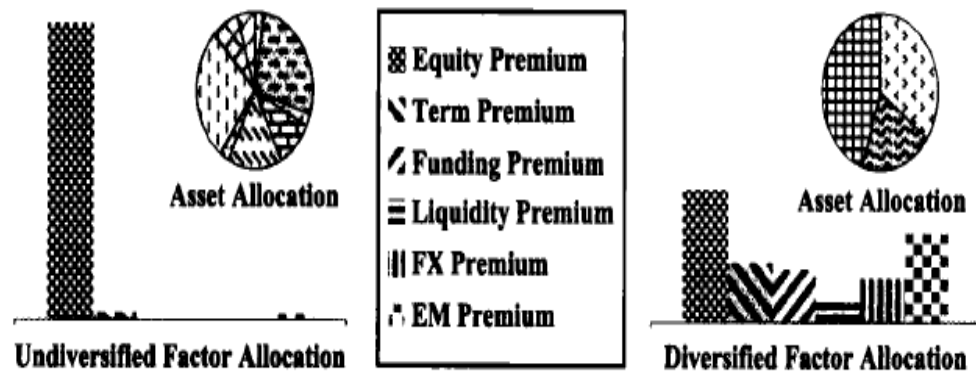
图 7：一个例子：所选资产风险溢价特征



资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所



图 8：从新角度出发做分散化



资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

### 3. 战略资产配置中的稳健最优化方法

对投资范围有了一个大体的理解后，最优化的目标是找出最能满足投资者特定投资目标的资产配置。为了达到此目的，常用的方法是基于马克维茨[1952]的均值方差框架，将投资目标用组合的预期收益和方差来解释。但是，在没有约束条件的情况下，直接使用均值方差做最优化基本上会得到一个分散不充分的组合，实际实现收益可能并不好。

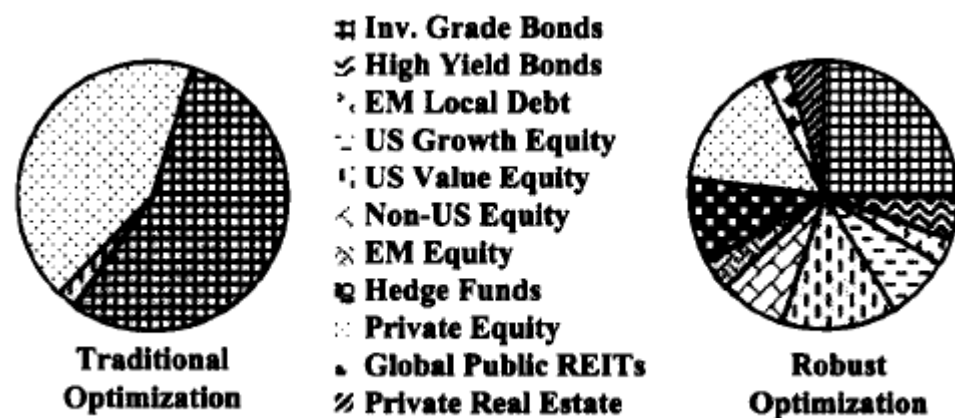
许多方法试图解决这一短板，包括 Black and Litterman [1992]问题的贝叶斯解，Michaud [1998]的再抽样法，诸多业内人士喜欢的风险平价法（例如 Asness [2012]），以及一系列稳健最优化算法（例如 Scherer [2007]）。其中，我们偏好稳健最优化方法，因为其分析方法上套路固定，同时能适应不同投资者目标函数。

我们的新型最优化方法基于一个被传统均值方差模型忽略的重要统计事实。即使是最优的收益预测，也会带有大量的标准误。也就是说，今天测得的长期收益，很可能与未来实现值偏差较大。而且，数据质量及可获取性的差异导致部分资产的风险/回报特征估计值比其它资产要高。

结果显示均值-方差优化法对上述误差很敏感。输入参数的微小变化会造成最优组合构成的巨大不同，常常得到“角点解”。预期收益估计中的误差尤其重要。对于一个风险程度中等的组合，Chopra and Ziemba [1993] 在研究中指出预期收益估计中的误差敏感度远比方差估计敏感度高。

我们的稳健最优化技术就是通过针对组合构建时预期收益标准差，来寻求解决上述痛点。图 9 右侧展示了一个例子，与之相对比的是左侧基于均值-方差的分散不充分最优化结果。注意每种资产配置比例是无约束最优化的结果。稳健最优化使我们在构建组合时带入更少的主观因素。

图 9：稳健优化法与传统方法的对比



资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

在平常语境中，“稳健”常被误解为等同于用来描述方法有效性的“严格”。我们用“稳

健”来反映我们的最优化方法能处理参数不确定性。数学上，我们的公式集合了 Scherer [2007], Meucci [2007], and Ceria and Stubbs [2006], 这些学者的方法将均值-方差推广以可以适应预期收益的不稳定性。回顾均值-方差方法的解是：

$$\begin{aligned} & \text{Max}_w E[\mathbf{w}'\mathbf{R}] \\ & \text{s.t. } \text{Var}[\mathbf{w}'\mathbf{R}] \leq \sigma_{\text{Target}}^2; \quad \sum \mathbf{w} \leq 1 \quad (1) \end{aligned}$$

其中  $E[\mathbf{w}'\mathbf{R}]$  是组合收益的预期值， $\text{Var}[\mathbf{w}'\mathbf{R}]$  是组合的方差， $\sigma_{\text{Target}}^2$  是目标方差。稳健最优化将此公式推广：

$$\begin{aligned} & \text{Max}_w \{ \min_{\mathbf{R} \in \mathbf{U}} E[\mathbf{w}'\mathbf{R}] \} \\ & \text{s.t. } \text{Var}[\mathbf{w}'\mathbf{R}] \leq \sigma_{\text{Target}}^2; \quad \sum \mathbf{w} \leq 1 \quad (2) \end{aligned}$$

$\mathbf{U}$  代表不确定性集合。直观上看，我们的优化过程寻求在实际环境不好时（预测值通常跟实现值差距较大时）的组合收益最大化。

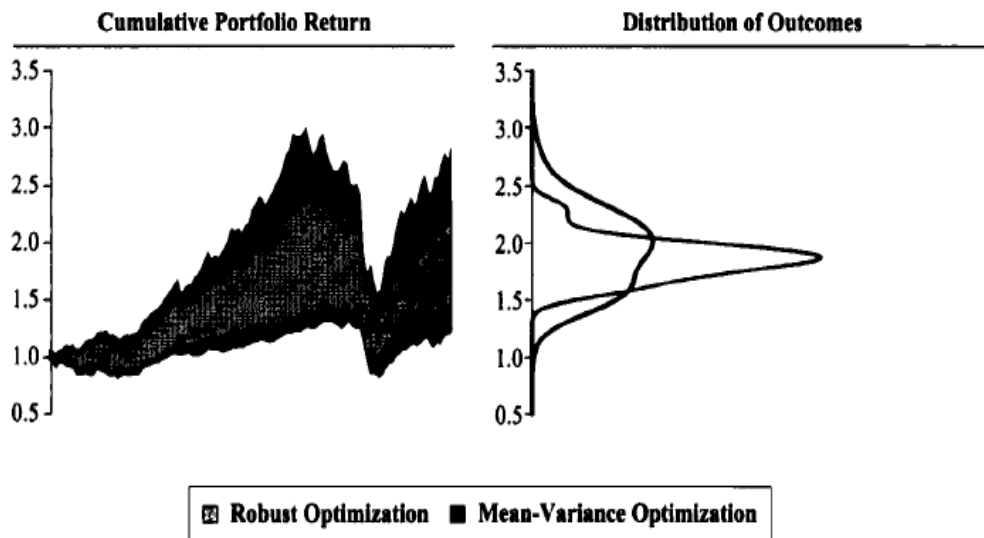
为了说明我们的方法如何处理预期收益中的误差，我们做以下检验。首先，使用我们的因子模型以及直到 2000 年的数据对 15 中战略性资产风险及预期收益做估计。然后，以 0 均值和估计值标准误为标准差的正态分布产生 1000 组随机误差扰动加于这些预期收益。

然后，我们将这些受扰动的预期收益及资产协方差矩阵输入最优化方程(2)和传统均值-方差优化公式(1)，得到 1000 种扰动下的组合配置比例。我们在 2001 到 2010 范围内评估这些组合表现。可以看到我们稳健优化法得到的累计收益较另一组分散程度更低。

Ceria and Stubbs [2006] 提供了另一种检验组合表现的方法。与对预期收益施加扰动不同，他们直接模拟了上千种假设的市场结果，并评估稳健优化与均值-方差框架给出的组合表现。

他们的研究证明稳健优化法在相同风险水平下产生更高的平均收益，更高的实现有效边界。均值-方差对预期收益给出的实现预测往往低于事后实现值。Ceria and Stubbs 的分析说明了稳健优化法给出的事前预测则更接近事后实现值。这一特性源于稳健优化法更高的分散程度，使投资者在预测收益时更自信。

图 10：2001-2010 假设性稳健优化与均值-方差优化结果对比



资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

#### 4. 稳健优化法 v.s. 风险平价

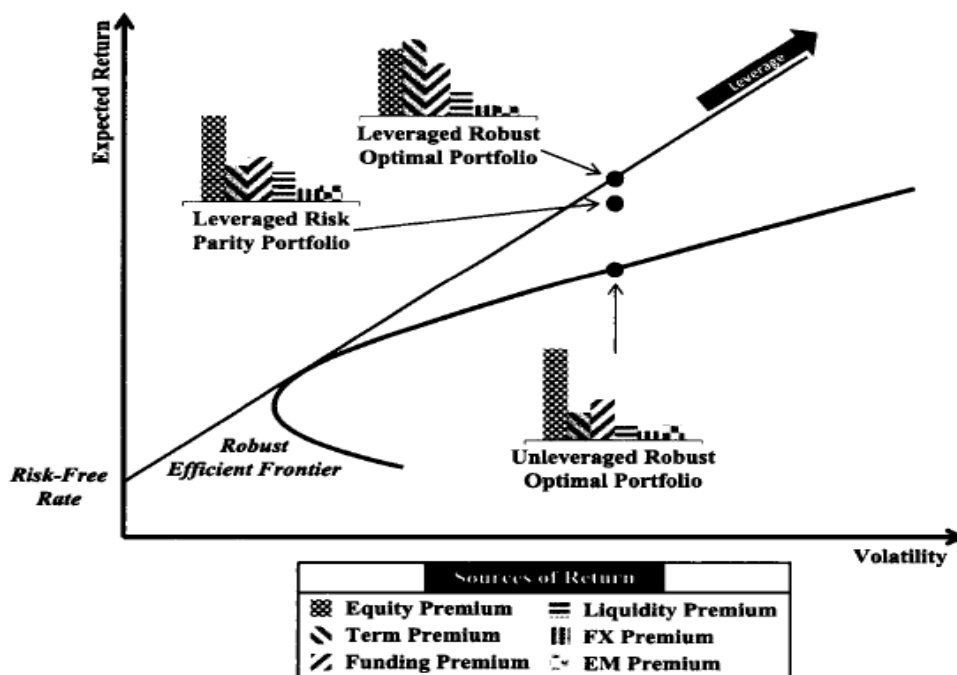
在尝试解决均值-方差对误差高敏感度的所有方法中，风险平价法获得了最多的曝光度。风险平价直接略过预期收益，转而考虑使组合中各资产贡献相同的风险。风险平价的典型结果是，组合中债券及其他低波动资产比例较高，并且依靠杠杆来实现投资者对风险的诉求。

我们认为，完全忽视不同资产的预期收益得到的组合并非最优。原因是不是所有风险都能获得回报。有些风险是特异的，可以被分散掉。其次，并非所有回报都等同。例如，一单位流动性风险的溢价，也许与一单位汇率风险的溢价显著不同。我们的因子模型则可以为投资者挖掘出哪些风险可以提供回报，并为其定价。

我们的方法可有效处理预期收益不稳定的情况。在允许杠杆情况下，我们模型产生的

组合可与风险平价的结果一较高下。图 11 为一个例子。归功于对各风险溢价更高的分散度，我们的组合在加杠杆后在相同风险程度下，提供了更高的预期收益。这一结果凸显将不同收益来源最优化组合在一起的重要性

图 11：基于因子的稳健方法产生更“智能”组合——一个包含 21 种资产类别的例子



资料来源：Journal of Portfolio Management，天风证券研究所

## 5. 战略资产配置因子模型的其它应用

### 基于因子的风险分析

在组合构建过程中，理解组合在不同市场环境（包括不景气情景中）如何表现非常重要。这里，我们的因子模型提供了与传统方法不同的视角。

传统方法往往是假设资产收益是正态分布的，并且对其它时刻的收益是独立的。这些假设意味着类似于 08 金融危机事件的可能性几乎为零，但实际上，这些尾部事件出现的频率更高。随这些事件而来的，是一系列的糟糕收益表现，聚合的高波动性，以及更高的风险资产相关性。由于我们因子分布的特征能影响到建模的资产，我们基于因子的风险分析和压力测试可以帮助捕捉组合收益的真实特征，更好地预测投资者面对的下行风险。

基于因子的方法也可帮助我们测算组合在恶劣环境（如 1973-1974 的石油禁运和 1978-1980 美国高通胀率时期）中的预期表现，由于很多资产在这些时期没有历史数据，这一功能也显得十分重要。

### 基于因子的组合预测

战略资产配置过程中另一重要部分是测算预期开销、进账、通胀、税收对未来组合价值的影响，对捐赠基金、基金会来说尤其重要。蒙特卡洛模拟常在这方面被使用，但是其有两大重要缺点，我们的模型可以解决这两个问题。

第一，研究因子可让我们避开“资产收益独立、正态分布”的假设，转而基于更实际的基于因子的分布。第二，我们的价值预测可以适应压倒性经济环境对预期组合表现的影响。例如，从一个低利率环境开始，10 年组合整体收益预期，不会仅受无风险利率向长期均值收敛的影响，还会受风险溢价调整的影响。我们的因子模型做出的预测能捕捉这两方面的特征，呈现对整体预期收益的更好理解。

## 6. 结论

虽然战略资产配置对关注长期的投资者来说很重要，但一直以来战略资产配置大多是使用 1950 及 60 年代的方法实现的。这些工具方法有许多不足，限制了其对于投资的价值。我们的稳健多因子框架解决了其中许多的不足，帮助投资者做更能满足个人目标与约束的

投资决策。

虽然我们推动改进了战略资产配置的工具，但目前资产配置决策过程整体还是艺术与科学的结合。我们改进了许多传统科学方法的关键缺点，极大降低“艺术”决策的必要。但是，“艺术”仍然是理解投资者个性化目标和偏好的重要一环。对量化给出的投资建议进行直观上定性的评判，依然很重要。

以上感谢实习生周飞鹏的贡献。

## 分析师声明

本报告署名分析师在此声明：我们具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格或相当的专业胜任能力，本报告所表述的所有观点均准确地反映了我们对标的证券和发行人的个人看法。我们所得报酬的任何部分不曾与，不与，也将不会与本报告中的具体投资建议或观点有直接或间接联系。

## 一般声明

除非另有规定，本报告中的所有材料版权均属天风证券股份有限公司（已获中国证监会许可的证券投资咨询业务资格）及其附属机构（以下统称“天风证券”）。未经天风证券事先书面授权，不得以任何方式修改、发送或者复制本报告及其所包含的材料、内容。所有本报告中使用的商标、服务标识及标记均为天风证券的商标、服务标识及标记。

本报告是机密的，仅供我们的客户使用，天风证券不因收件人收到本报告而视其为天风证券的客户。本报告中的信息均来源于我们认为可靠的已公开资料，但天风证券对这些信息的准确性及完整性不作任何保证。本报告中的信息、意见等均仅供客户参考，不构成所述证券买卖的出价或征价邀请或要约。该等信息、意见并未考虑到获取本报告人员的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对任何人的个人推荐。客户应当对本报告中的信息和意见进行独立评估，并应同时考量各自的投资目的、财务状况和特定需求，必要时就法律、商业、财务、税收等方面咨询专家的意见。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，天风证券及/或其关联人员均不承担任何法律责任。

本报告所载的意见、评估及预测仅为本报告出具日的观点和判断。该等意见、评估及预测无需通知即可随时更改。过往的表现亦不应作为日后表现的预示和担保。在不同时期，天风证券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。

天风证券的销售人员、交易人员以及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。天风证券没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。天风证券的资产管理部门、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。

## 特别声明

在法律许可的情况下，天风证券可能会持有本报告中提及公司所发行的证券并进行交易，也可能为这些公司提供或争取提供投资银行、财务顾问和金融产品等各种金融服务。因此，投资者应当考虑到天风证券及/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一参考依据。

## 投资评级声明

类别	说明	评级	体系
股票投资评级	自报告日后的 6 个月内，相对同期沪深 300 指数的涨跌幅	买入	预期股价相对收益 20%以上
		增持	预期股价相对收益 10%-20%
		持有	预期股价相对收益 -10%-10%
		卖出	预期股价相对收益 -10%以下
行业投资评级	自报告日后的 6 个月内，相对同期沪深 300 指数的涨跌幅	强于大市	预期行业指数涨幅 5%以上
		中性	预期行业指数涨幅 -5%-5%
		弱于大市	预期行业指数涨幅 -5%以下

## 天风证券研究

北京	武汉	上海	深圳
北京市西城区佟麟阁路 36 号 邮编：100031 邮箱：research@tfzq.com	湖北武汉市武昌区中南路 99 号保利广场 A 座 37 楼 邮编：430071 电话：(8627)-87618889 传真：(8627)-87618863 邮箱：research@tfzq.com	上海市浦东新区兰花路 333 号 333 世纪大厦 20 楼 邮编：201204 电话：(8621)-68815388 传真：(8621)-68812910 邮箱：research@tfzq.com	深圳市福田区益田路 4068 号卓越时代广场 36 楼 邮编：518017 电话：(86755)-82566970 传真：(86755)-23913441 邮箱：research@tfzq.com