

第一 HJ 距离的理论分析^{*}

郑振龙 孙清泉

内容提要: 模型设定检验是资产定价的核心环节,作为模型误设的新指标,第一 HJ 距离受到学术界的广泛关注。然而,鲜有文献比较第一 HJ 距离和传统的误设测度的异同。本文通过系统分析第一 HJ 距离的性质,并与传统的模型设定误差测度进行比较发现:①第一 HJ 距离将基于模型所用 SDF 的欧氏空间距离和最大定价误相联系,有丰富的经济含义;②第一 HJ 距离关注定价误差,相较于传统的模型误设测度,倾向于选择大的零 Beta 收益率和小的因子风险溢酬,对模型的排序有差异;③第一 HJ 距离的加权矩阵具有模型独立性和对测试资产组合选择的一致性。

关键词: 第一 HJ 距离; Beta 表达式; 最大定价误

中图分类号: O212 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-4565(2014)06-0098-09

Theoretical Analysis on the First HJ Distance

Zheng Zhenlong & Sun Qingquan

Abstract: Model specification test is the key step of asset pricing, as a new model misspecification measure, the first HJ distance has been paid much academic attention. However, little studies concentrate on the similarities and differences between the first HJ distance and traditional measures. We analyzed the properties of the first HJ distance systematically, and compared with the traditional model specification measure in the paper, and found that: (1) the first HJ distance has linked the Euclidean space distance of the model SDF with the maximal pricing error, having ample economic meaning; (2) the first HJ distance focused on the pricing error, Compared with the traditional measures, the first HJ distance intended to choose the larger zero beta rate and smaller factor risk premium, and ranked the models differently; (3) the first HJ distance weighting matrix is model independent invariant to the test asset portfolio.

Key words: The first HJ distance; Beta Pricing Representation; Maximal Pricing Error

一、引言

1987 年, Hansen 和 Richard 指出所有资产定价模型都可以表示为随机贴现因子(SDF)的形式。1997 年, Hansen 和 Jagannathan(1997)利用模型所用的 SDF 与对测试资产准确定价的可行 SDF 集合的最小平方距离,构造了第一 HJ 距离^①,用于测量资产定价模型的误设程度。当模型的第一 HJ 距离为 0,表示该模型正确设定;否则,该模型存在模型误设。

模型是现实数据生成过程的一种近似,资产定价模型在统计意义上可否接受,成为学术界关注的话题。因而,大量学者利用第一 HJ 距离对特定的资产定价模型进行模型误设检验,如 Jagannathan 和 Wang(1996), Hansen 和 Jagannathan(1997)等发现,

常见的资产定价模型都存在模型误设问题。诚然,对特定模型的模型误设检验固然有趣,但比较不同模型的表现是一项更富挑战性的工作。Kan 和 Robotti(2009)将不同模型分为嵌套和非嵌套两种情形,构造了两两模型的第一 HJ 距离相等性检验的分布特性,对文献中常用的模型进行了两两比较。

^{*} 本文获国家自然科学基金面上项目“资产价格中隐含通货膨胀信息的提取、分析与应用”(71371161);国家自然科学基金青年项目“投资者风险偏好:度量与应用”(71101121);国家自然科学基金面上项目“不完全市场中相关性风险和最优组合选择研究”(71073023);国家自然科学基金地区项目“隐含波动率的信息反映功能及其在我国的应用研究”(71261024)资助。

^① Hansen 和 Jagannathan(1997)还构造了第二 HJ 距离,为模型 SDF 和对测试资产准确定价的可行的正的 SDF 集合的最小平方距离,由于第二 HJ 距离难以获得解析解,本文暂不讨论。

Chen 和 Ludvigson(2009)引入 White(2000)的“现实性核实法”(Reality Check),利用 Bootstrap 重复抽样,构造多模型 HJ 距离检验的统计量分布。Gospodinov 等(2012)利用拉格朗日乘子,为多模型的第一 HJ 距离比较提供了另外一种思路。

从对第一 HJ 距离的研究文献不难发现,基于第一 HJ 距离的统计检验体系已渐趋成熟,从特定的模型检验,到两两模型对比,再到多模型比较,都已搭建了相应的统计分布特征。然而,已有文献对第一 HJ 距离的性质的认识仍停留于 Hansen 和 Jagannathan(1997)的研究基础之上,鲜有文献对第一 HJ 距离的模型设定检验同已有的模型设定检验的异同进行理论分析。基于此,本文试图从线性资产定价模型的 SDF 和 Beta 设定框架出发,结合代数证明和几何图示的方法,系统地阐述第一 HJ 距离的性质,并对比第一 HJ 距离与现有的模型设定误差测度,拟为第一 HJ 距离的深入研究抛砖引玉。

本文研究发现,相较于现有的模型设定误差测度,如横截面回归误差加和测度(Q_C)和 J 统计量^①,第一 HJ 距离有无法比拟的优势,主要体现在:首先, Q_C 和 J 统计量属于纯统计指标,而第一 HJ 距离还含有经济含义。SDF 承载了金融资产的定价信息,如无风险利率、风险偏好等,这样,由模型 SDF 构造的第一 HJ 距离,不仅考察了资产定价模型所用的 SDF 和基于测试资产的可行 SDF 集合间的最小距离,还测度了具有单位二阶矩的资产组合的最大定价误差;其次,虽然第一 HJ 距离可写成横截面回归^②的形式,但与 Beta 定价框架下的 Q_C 存在本质的不同。 Q_C 衡量的是预期收益率的回归误差,而第一 HJ 距离针对的是定价误差,这种差异不但造成参数估计值不同,而且会影响模型的排序;最后,第一 HJ 距离的定价误差加权矩阵具有模型独立性和测试资产组合不变的特征,这样,第一 HJ 距离适宜不同模型比较,受测试资产的选择的影响较小。 Q_C 和 J 统计量的加权矩阵是在模型正确设定的原假设下估计得到的,依待估模型不同而不同,不适宜不同模型比较,同时, Q_C 的加权矩阵受测试资产组合的选择影响。

全文共分六个部分,行文安排如下:第二部分引入第一 HJ 距离,求解第一 HJ 距离,并介绍第一 HJ 距离的横截面表达式;第三部分对比分析第一 HJ

距离与横截面回归拟合误差 Q_C 的差异,通过均值方差前沿求解其参数估计,并比较模型排序的差异;第四部分从模型独立性和测试资产组合不变性两个角度阐述第一 HJ 距离的加权矩阵的特征;第五部分通过代数证明和几何图示的方法,阐述第一 HJ 距离的最大定价误差解释,完善其经济含义;最后是全文的结论。

二、第一 HJ 距离理论简介

(一) SDF 定价框架

Cochrane(2005)指出,任何金融资产的价格都可以写成如下形式:

$$p_t = E_t[m_{t+1}x_{t+1}] \quad (1)$$

其中, p_t 为 t 时 N 维金融资产价格向量, x_{t+1} 为该资产在 $t+1$ 时相应的 N 维资产回报向量, E_t 为给定 t 时所有公开可得信息的条件期望, m_{t+1} 即为随机贴现因子(SDF)。

由于资产价格序列可能不平稳,故研究多采用资产收益率数据。本文也将使用收益率形式的 SDF 定价框架,则式(1)中,若 x_{t+1} 为测试资产 $t+1$ 时的总收益时, $p_t = 1_N$, 1_N 为 N 维元素均为 1 的向量;若 x_{t+1} 为零成本组合 $t+1$ 的回报,即超额收益形式,则 $p_t = 0_N$,类似地, 0_N 为 N 维元素均为 0 的向量。为研究需要^③,我们采用总收益率形式,且由迭代期望法则 SDF 的条件形式可简化为无条件形式。假定 \mathfrak{R} 为 L^N 的一个子集,表示测试资产的总收益率空间, N 维资产总收益率 R 满足 $R \in \mathfrak{R}$,期望和方差均存在,且资产收益率的二阶原点矩 $U = E[R'R]$

① Q_C 为线性资产定价模型 Beta 设定时的横截面回归误差的加和,该指标经转变可构造出常见的 R^2 、CRST 统计量(Shanken, 1985)、似然率检验统计量(Shanken, 1986)、GRS 统计量(Gibbons 等, 1989)等,而 J 统计量为 GMM 估计的模型设定误差统计量。

② 值得注意的是,资产定价中的横截面回归不同于一般计量经济学中的横截面回归。一般计量经济学的横截面回归只是一步回归。而资产定价的横截面回归包含两步,第一步时间序列回归,得到 Beta 估计;第二步横截面回归,将资产收益率对 Beta 估计值和截距项进行回归。

③ SDF 形式的资产定价模型可表示成总收益和超额收益两种形式,本文选择总收益形式,主要考虑到两点:一是超额收益情形,零 Beta 率不可识别, SDF 需要对零 Beta 率进行限定或标准化,具体可参考 Cochrane(2005)、Kan 和 Robotti(2008),且不利于后文 HJ 距离优化下的 SDF 参数和 Beta 定价式的参数比较;二是超额收益形式下,考虑定价误差的构造时,无风险资产必须加入测试资产集, P 不能为 0 向量,故总收益形式保证了全文一致性。

可逆。若市场无套利时,必定存在严格正的随机贴现因子(SDF) m 对 N 维资产总收益率 R 准确定价:

$$1_N = E[mR] \quad m > 0, \forall R \in \mathfrak{R} \quad (2)$$

若市场是完全的, m 是唯一的, 否则, 存在众多的 m 满足式(2)。同时, 由于任何特定模型都是对真实数据生成过程的一种近似, 假定模型所用的 SDF(y) 可被 K 个系统性风险因子 f 近似:

$$y = \gamma_0 + \gamma_1' f = \gamma' x \quad (3)$$

其中, $x = [1 \ f']'$, $\gamma = [\gamma_0 \ \gamma_1']'$, $E(f) = 0$ 。这样, 该 SDF(y) 对测试资产定价所产生的定价误差 $e(\gamma)$ 为:

$$e(\gamma) = 1_N - E[Rx'\gamma] = 1_N - D\gamma \quad (4)$$

其中, $D = E[Rx']$ 。

(二) 第一 HJ 距离

Hansen 和 Jagannathan(1997) 构建了模型误设的第一测度, 标记为 δ , 测量特定模型 SDF(y) 与可行 SDF 集合的最小平方距离, 即:

$$\delta = \min_{m \in M} \|y - m\| = \min_{m \in M} \sqrt{E(y - m)^2} \quad (5)$$

其中 $\|X\| = E[X^2]^{1/2}$ 为标准的 L^2 模, $M = \{m: E[mR] = 1_N, \forall R \in \mathfrak{R}\}$ 表示所有可行的 SDF 集合, 实质上, 式(5) 是求解有约束的优化问题:

$$\delta^2 = \min_{m \in M} \{E[(y - m)^2] + 2\lambda(E[mR] - 1_N)\}$$

Hansen 和 Jagannathan(1997) 建议, 将上式转化为对偶问题求解较为方便, 表述为:

$$\delta^2 = \max_{\lambda \in \mathfrak{R}^N} E[y^2 - (y - \lambda'R)^2] - 2\lambda'1_N$$

其中, λ 为拉格朗日乘子向量, \mathfrak{R}^N 为 N 维实数空间。由于模型 SDF(y) 依赖于一些未知参数 γ , 满足 $\gamma \in \Theta$, 故式(5) 转换为对偶问题可表示为:

$$\hat{\delta}^2 = \min_{\gamma \in \Theta} \min_{m \in M} \|y(\gamma) - m\| = \min_{\gamma \in \Theta} \max_{\lambda \in \mathfrak{R}^N} E[y(\gamma)^2 - (y(\gamma) - \lambda'R)^2] - 2\lambda'1_N \quad (6)$$

对式(6) 求解, 我们分为两步: 首先, 对 λ 优化求解, 并利用式(4) 的定价误差表达式, 可知:

$$\hat{\lambda} = U^{-1}e(\gamma) \quad (7)$$

将最优的 $\hat{\lambda}$, 即式(7) 代入式(6), 可表示为 γ 的函数形式:

$$\hat{\delta}^2 = \min_{\gamma \in \Theta} (y(\gamma)' U^{-1}e(\gamma)) \quad (8)$$

其次, 对式(8) 进行 γ 优化, 得到参数估计和第一 HJ 距离:

$$\hat{\gamma} = (D'U^{-1}D)^{-1}(D'U^{-1}1_N) \quad (9)$$

$$\hat{\delta}^2 = 1_N' [U^{-1} - U^{-1}D(D'U^{-1}D)^{-1}D'U^{-1}] 1_N \quad (10)$$

这样, 式(10) 给出了第一 HJ 距离的表达式, 而式(9) 为第一 HJ 距离条件下的最优参数估计。

(三) 第一 HJ 距离的横截面回归形式

为了便于比较第一 HJ 距离和横截面回归误差加和测度, 我们把第一 HJ 距离写成横截面回归的形式, 在此, 定义 $Y = [f' \ R']'$, 其均值和协方差矩阵为:

$$\mu = E[Y] = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \quad V = Var[Y] = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} \\ V_{21} & V_{22} \end{bmatrix} \quad (11)$$

在式(10) 设定下, 我们获得如下表示:

$$U = V_{22} + \mu_2 \mu_2' \quad D = E[Rx'] = [\mu_2 \ V_{21} + \mu_2 \mu_1']$$

假定 $\beta = V_{21} V_{11}^{-1}$ 是收益 R 为常数项和因子 f 的回归系数, $\Sigma = V_{22} - V_{21} V_{11}^{-1} V_{12}$ 为该回归残差的协方差矩阵, 现对 $D = E[Rx']$ 进行拆分:

$$D = E[Rx'] = E[R]E[x]' + Cov(R, x') = HA$$

其中, $H = [\mu_2 \ \beta] \quad A = \begin{pmatrix} 1 & \mu_1' \\ 0_K & V_{11} \end{pmatrix}$ 为非奇异矩阵。

考虑 $\eta = \begin{bmatrix} \eta_0 \\ \eta_1' \end{bmatrix} = A\gamma$, 则定价误差和第一 HJ 距离平方可表示为:

$$e_{HJ}(\eta) = 1_N - D\gamma = 1_N - H\eta = 1_N - \mu_2 \eta_0 - \eta_1 \beta \quad (12)$$

$$\hat{\delta}^2 = \min_{\eta} e_{HJ}(\eta)' \Sigma^{-1} e_{HJ}(\eta) = 1_N' [\Sigma^{-1} - \Sigma^{-1} H (H \Sigma^{-1} H)^{-1} H \Sigma^{-1}] 1_N \quad (13)$$

值得注意的是, 在第一 HJ 距离 $\hat{\delta}^2$ 的最终表达式中, 对误差的加权矩阵, U^{-1} 、 V_{22}^{-1} 和 Σ^{-1} 可以互用^①, 视方便确定。这样, 式(12) 和(13) 表示了第一 HJ 距离的横截面回归形式, 可以发现, 第一 HJ 距离的优化过程可分两步走: 第一步, 用 R 时间序列回归 f 和常数项, 获得 $\hat{\beta}$ 和定价误差加权矩阵 $\hat{\Sigma}^{-1}$; 第二步, 用价格 1_N 对 μ_2 和 $\hat{\beta}$ 回归, 获得定价误差 \hat{e}_{HJ} , 并利用 $\hat{\Sigma}^{-1}$ 计算 $\hat{\delta}^2$ 。

① 借鉴 Shanken(1986) 的研究, 若 $Q = P + BCB'$, 其中 P 和 Q 为 $p \times p$ 非奇异矩阵, B 为 $q \times q$ 矩阵, C 为 $q \times q$ 非奇异矩阵, 有结论: $(B'Q^{-1}B)^{-1} = (B'P^{-1}B)^{-1} B'P^{-1}$
 $Q^{-1} - Q^{-1}B(B'Q^{-1}B)^{-1}B'Q^{-1} = P^{-1} - P^{-1}B(B'P^{-1}B)^{-1}B'P^{-1}$
又由 $U = \Sigma + DTD'$ 且 $D = HA$ 故:
 $U^{-1} - U^{-1}D(D'U^{-1}D)^{-1}D'U^{-1} = \Sigma^{-1} - \Sigma^{-1}H(H'\Sigma^{-1}H)^{-1}H'\Sigma^{-1}$

三、第一 HJ 距离与横截面回归误差测度的比较

(一) Beta 表达式的横截面回归误差

Cochrane(2005) 证明了 SDF 定价框架在 SDF 线性因子假定下, 可表示为 Beta 定价式, 这样, 式(2) 可写成:

$$E[R] = 1_N v_0 + v_1' \beta = Gv \quad (14)$$

其中, v_0 为零 Beta 收益率, v_1 为 K 风险因子的风险溢酬向量, $G = [1_N \ \beta] v = (v_0 \ v_1)'$ 。将式(3) 代入式(2) 得到 $E[R]$ 的 SDF 表达式, 和式(14) 的 Beta 表达式比较, 参数 $\gamma = [\gamma_0 \ \gamma_1]'$ 和 $v = (v_0 \ v_1)'$ 的关系为:

$$v_0 = \frac{1}{\gamma_0} v_1 = -\frac{1}{\gamma_0} Cov(f f') \gamma_1 \quad (15)$$

值得注意的是, 在线性因子设定下, 虽然两种表达式等价, 但关注的待估参数不同。Beta 表达式直接估计零 Beta 收益率和因子风险溢酬, $v = (v_0 \ v_1)'$, 而 SDF 模型估计参数为 $\gamma = [\gamma_0 \ \gamma_1]'$ 。由式(15) 可知, 两组待估参数相互联系, 但对两组参数的检验却受因子结构 $Cov(f f')$ 影响。当所选取因子相互正交时, Beta 设定和 SDF 设定的参数检验是等价的, 但当所选取因子并非正交时, $Cov(f, f')$ 会影响这两种设定形式的参数检验。Cochrane(2005) 建议, 当因子相关时, 应检验 $\gamma_{ij} = 0$ 是否成立, 而非 $v_{ij} = 0$, 关注给定其他因子时新的因子 j 是否有定价能力, 这也为采用 SDF 形式来构造统计量提供了依据。

(二) 定价误差与预期收益误差的比较

既然第一 HJ 距离可以写成横截面回归的形式, 那么, 第一 HJ 距离和横截面回归有什么区别和联系? 为考察此问题, 我们利用式(14), 定义横截面回归误差^①和模型设定误差测度^②:

$$e_{CS}(v) = \mu_2 - 1_N v_0 - v_1' \beta = \mu_2 - Gv \quad (16)$$

$$Q_C = \min_{v_0 \ v_1} e_{CS}(v) \sum^{-1} e_{CS}(v) \quad (17)$$

对比式(12) 和式(16), 虽然第一 HJ 距离可表示为横截面回归的形式, 但与 Beta 定价式的横截面回归存在本质区别: 在 Beta 定价式的横截面回归中, 我们试图寻找零 Beta 收益率 v_0 和因子风险溢酬 v_1 最小化 N 测试资产的预期收益率 μ_2 的建模误差, 即 μ_2 对 β 和常数项回归。然而, 在 SDF 方法中, 我们关注的是利用 N 测试资产的预期收益率 μ_2 和 β

的线性组合, 得到一个价格去逼近实际成本 1_N , 因此第一 HJ 距离衡量的是资产的定价误差。关注的对象不同, 可能影响参数估计。比较式(16) 和式(12) 可以得到关系式:

$$\eta_0 = \frac{1}{v_0} \eta_1 = -\frac{v_1}{v_0}$$

这样, 式(16) 可重写为:

$$e_{HJ}(\eta) = 1_N - \mu_2 \eta_0 - \eta_1' \beta = -\frac{1}{v_0} (\mu_2 - 1_N v_0 - v_1' \beta) = -\frac{1}{v_0} e_{CS}(v) \quad (18)$$

由式(18) 可知, 第一 HJ 距离的定价误差 (e_{HJ}) 和横截面回归的预期收益率误差 (e_{CS}) 的区别在于调整因子 $-\frac{1}{v_0}$ 。同样, 利用 v 和 η 的关系,

重写 $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 为:

$$\hat{\delta}^2 = \min_{v_0 \ v_1} \frac{(\mu_2 - 1_N v_0 - \beta v_1) \sum^{-1} (\mu_2 - 1_N v_0 - \beta v_1)}{v_0^2}$$

$$\hat{Q}_C = \min_{v_0 \ v_1} e_{CS}(v) \sum^{-1} e_{CS}(v) = \min_{v_0 \ v_1} (\mu_2 - 1_N v_0 - \beta v_1) \sum^{-1} (\mu_2 - 1_N v_0 - \beta v_1)$$

显然, $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 的差别也在于 $\frac{1}{v_0^2}$ 。为进一步分析其差异, 我们选择先给定 v_0 优化 v_1 , 这样, $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 优化获得 $\hat{v}_1(v_0)$ 函数形式, 对 $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 相同^③, 再将 $\hat{v}_1(v_0)$ 代入, 优化 v_0 , 由于 $\hat{\delta}^2$ 较 \hat{Q}_C 多了 $\frac{1}{v_0^2}$ 项, 使得对 δ^2 最小化的 \hat{v}_0^{HJ} 不同于最小化 Q_C 的 \hat{v}_0^{CS} 。

(三) 最小方差前沿下求解

为了进一步考察不同优化下获得的 \hat{v}_0 的差异, 我们构造模拟组合, 利用均值 - 方差有效前沿来求

① 在 SDF 的线性因子假设下, SDF 表示和 Beta 表示是等价的, 故已有文献并未就定价误差和预期收益回归误差做出严格区分。事实上, 由式(18) 可以发现, SDF 定价框架下的误差和 Beta 定价框架的误差仍存在差别, 且有不同的模型排序。为叙述方便, 我们将 SDF 框架构造的误差称为定价误差, 而将 Beta 框架的误差称为预期收益率误差。

② 本文选用 Q_C 和第一 HJ 距离比较, 主要源于 Q_C 测度和第一 HJ 距离都可获得闭式解, 便于比较。

③ 值得注意的是, 给定 v_0 时, \hat{v}_1 有相同的表示形式, 并不意味着 $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 优化的 \hat{v}_1 相同。因为 $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 的不同, 相应的 \hat{v}_1 对 $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 也不同, 详见式(22) 和式(23)。

解最优 \hat{v}_1 、 v_0^{HJ} 和 v_0^{CS} 。

首先 构造 N 测试资产生成的最小方差前沿:

$$\sigma_p^2 = \frac{a - 2b\mu_p + c\mu_p^2}{ac - b^2}$$

其中 μ_p 和 σ_p^2 为 N 测试资产生成的均值 - 方差有效前沿任一组合的均值和方差, 而 $a = \mu_2'V_{22}^{-1}\mu_2$ 、 $b = \mu_2'V_{22}^{-1}1_N$ 、 $c = 1_N'V_{22}^{-1}1_N$ 分别为有效集合的参数 相应的切点组合的夏普比率平方可表示为 $\theta^2(v_0) = a - 2bv_0 + cv_0^2$ 。

其次 定义 K 因子模拟组合的回报 $R_{min} = WR$, 其中 W 为 $K \times N$ 矩阵, 由因子 f 对 R 和常数项回归获得的系数矩阵, 即 $f = w_0 + WR + \varepsilon$, $W = V_{12}V_{22}^{-1}$, 则 $R_{min} = V_{12}V_{22}^{-1}R$ 。假设 $W1_N \neq 0_K$, 若 $K > 1$, 构造 K 因子模拟组合的最小方差前沿①:

$$\sigma_p^2 = \frac{a_{min} - 2b_{min}\mu_p + c_{min}\mu_p^2}{a_{min}c_{min} - b_{min}^2}$$

其中 $a_{min} = \mu_2'V_{min}\mu_2$ 、 $b_{min} = \mu_2'V_{min}1_N$ 、 $c_{min} = 1_N'V_{min}1_N$ 为相应有效前沿的参数, $V_{min} = V_{22}^{-1}(\beta V_{22}^{-1}\beta)'^{-1}\beta V_{22}^{-1}$ 整理可得。同时, $\theta_{min}^2(v_0) = a_{min} - 2b_{min}v_0 + c_{min}v_0^2$ 为 K 因子模拟组合组成的有效前沿切点组合的夏普比率平方。若 $K = 1$ 时, 单位成本因子模拟组合均值为 $\frac{b_{min}}{c_{min}}$, 方差为 $\frac{1}{c_{min}}$ 。

最后, 定义 $\Delta a = a_{min} - a$ 、 $\Delta b = b_{min} - b$ 、 $\Delta c = c_{min} - c$, 当 v_0 为切线的截距时, 则第一 HJ 距离平方 ($\hat{\delta}^2$) 和预期收益误差加和 (\hat{Q}_C) 可分别表示为:

$$\hat{\delta}^2 = \min_{v_0} \frac{\theta_{min}^2(v_0) - \theta^2(v_0)}{v_0^2} = \frac{\theta_{min}^2(v_0^{HJ}) - \theta^2(v_0^{HJ})}{(v_0^{HJ})^2} \quad (19)$$

$$\hat{Q}_C = \min_{v_0} \theta_{min}^2(v_0) - \theta^2(v_0) = \theta_{min}^2(v_0^{CS}) - \theta^2(v_0^{CS}) \quad (20)$$

式(19)和式(20)将第一 HJ 距离平方 ($\hat{\delta}^2$) 和预期收益的拟合误差加和 (\hat{Q}_C) 表示成两个均值 - 方差有效前沿的切点组合的夏普比率的关系。这样 我们可以通过优化 $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 求解得到:

$$\begin{aligned} \hat{v}_1(v_0) &= (\beta' \Sigma^{-1} \beta)^{-1} \beta' \Sigma^{-1} (\mu_2 - 1_N v_0) \\ v_0^{HJ} &= \frac{\Delta a}{\Delta b} v_0^{CS} = \frac{\Delta b}{\Delta c} \\ \hat{v}_1^{HJ} &= (\beta' \Sigma^{-1} \beta)^{-1} \beta' \Sigma^{-1} (\mu_2 - 1_N v_0^{HJ}) \end{aligned} \quad (21)$$

$$\hat{v}_1^{CS} = (\beta' \Sigma^{-1} \beta)^{-1} \beta' \Sigma^{-1} (\mu_2 - 1_N v_0^{CS}) \quad (23)$$

同样 在 \hat{v}_1 的表达式中, Σ^{-1} 、 U^{-1} 和 V_{22}^{-1} 可以互换。由于 $\hat{Q}_C \geq 0$ v_0 的二次函数 $\Delta a - 2\Delta b v_0 + \Delta c v_0^2 \geq 0$ 对任意 v_0 均成立, 则 $(\Delta b)^2 \leq \Delta a \Delta c$ $\Delta a > 0$ $\Delta c > 0$ 必然成立, 故 $v_0^{HJ} - v_0^{CS} = \frac{\Delta a \Delta c - (\Delta b)^2}{\Delta b \Delta c}$ 的正负取决于 Δb 。若 $\Delta b \geq 0$ 时, $v_0^{HJ} \geq v_0^{CS}$, 而 $\Delta b < 0$ 时, $v_0^{HJ} < v_0^{CS}$ 。由式(19)可知, v_0 出现在 $\hat{\delta}^2$ 的分母, 则第一 HJ 距离倾向于选择更大的零 Beta 收益率以减少定价误差, $v_0^{HJ} \geq v_0^{CS} > 0$ 更可能。这样, 对比第一 HJ 距离和横截面回归获得的参数估计值可以发现, 第一 HJ 距离倾向于选择高的零 Beta 收益率 v_0^{HJ} , 选择较低的因子风险溢酬 \hat{v}_1^{HJ} , 而横截面回归倾向于选择低的零 Beta 收益率 v_0^{CS} , 选择了较高的因子风险溢酬 \hat{v}_1^{CS} 。

(四) 第一 HJ 距离和横截面回归误差加和测度的几何图示

图 1 为 N 测试资产和 K 因子模拟组合的最小方差前沿, 当 K 因子模拟组合完全由 N 测试资产生成时, 两个最小方差前沿应该重合, 我们考虑不完全由 N 测试资产生成的更一般情形。由 $v_0^{HJ} \geq v_0^{CS} > 0$, 我们选择 H 点为 $\hat{\delta}^2$ 确定的零 Beta 收益率点 (\hat{v}_0^{HJ})、 G 点为 \hat{Q}_C 确定的零 Beta 收益率点 (\hat{v}_0^{CS})。HA 和 GC、HB 和 GD 分别相切于 N 测试资产和 K 模拟组合的最小方差前沿, 交于 σ 轴的 A 和 B 点, 交直线 $\sigma = 1$ 于 C 和 D 点, 同时 GI 垂直于直线 $\sigma = 1$ 于 I 点。由于 HA、GC、HB、GD 分别为最小方差前沿的切线, 则:

$$\tan(\angle HAO) = |\hat{\theta}(\hat{v}_0^{HJ})|, \tan(\angle HBO) = |\hat{\theta}_{min}(\hat{v}_0^{HJ})|$$

$$\tan(\angle CGI) = |\hat{\theta}(\hat{v}_0^{CS})|, \tan(\angle DGI) = |\hat{\theta}_{min}(\hat{v}_0^{CS})|$$

又由 $|HO| = \hat{v}_0^{HJ}$, $|GI| = 1$, 故:

$$|OA| = \frac{\hat{v}_0^{HJ}}{|\hat{\theta}(\hat{v}_0^{HJ})|}, |OB| = \frac{\hat{v}_0^{HJ}}{|\hat{\theta}_{min}(\hat{v}_0^{HJ})|}$$

① 当 $K > 1$ K 因子模拟组合的单位成本最小方差组合通过下列优化获得:

$\min_{\omega} \sigma_p^2 = \omega' V_{min} \omega$ s. t. $\omega' \mu_{min} = \mu_p$, $\omega' q_{min} = 1$ 其中 $\mu_{min} = V_{12}V_{22}^{-1}\mu_2$ 、 $\mu_{min} = V_{12}V_{22}^{-1}V_{21}$ 、 $q_{min} = V_{12}V_{22}^{-1}1_N$ 分别为模拟组合的均值、方差和价格。

$$|GC| = \sqrt{1 + \hat{\theta}^2(\hat{v}_0^{CS})}, |GD| = \sqrt{1 + \hat{\theta}_{min}^2(\hat{v}_0^{CS})}$$

这样, 我们可以将 $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 表示为:

$$\hat{\delta}^2 = \frac{1}{OA^2} - \frac{1}{OB^2}, \hat{Q}_C = GC^2 - GD^2$$

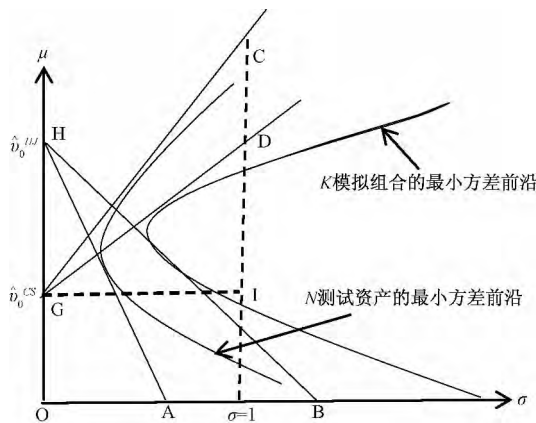


图 1 第一 HJ 距离和横截面回归误差和测度的几何图示

从图 1 可以看出, 当切线的均值 μ 轴选择为 \hat{v}_0^{HJ} 时, 第一 HJ 距离 ($\hat{\delta}^2$) 通过切线 HA 和 HB 测量了两个切点组合的相近程度, 而均值 μ 轴选择为 \hat{v}_0^{CS} 时, 横截面回归的预期收益误差和 (\hat{Q}_C) 通过切线 GC 和 GD 也衡量了这两个切点组合的相近程度。总的看来, 这两个测度都衡量了切点组合的相近程度, 但有所区别的是, 由于 $v_0^{HJ} > v_0^{CS}$, 第一 HJ 距离 ($\hat{\delta}^2$) 衡量的多为无效前沿的切点组合, 而 \hat{Q}_C 衡量的是有效前沿的切点组合。

(五) 对不同模型的排序差异

由于测度 $\hat{\delta}^2$ 和 \hat{Q}_C 关注的误差不同, 某一模型对资产价格解释较好并不必然能较好地解释预期收益率, 这样, 选择何种零 Beta 收益率会影响我们对模型的排序和比较, 也将得到不同的结论。由 SDF 框架导出的第一 HJ 距离, 强调模型对测试资产价格的解释能力, 试图寻找 μ_2 和 β 的线性组合去接近 N 资产的实际价格 1_N 。考虑极端的情形, 假定某因子 β 对所有测试资产都是常数, 无论预期收益率 μ_2 等于多少, β 都能完全解释 1_N , 即零定价误差, $\hat{\delta}^2 = 0$, 然而, 该因子 β 不能完全解释预期收益 μ_2 , 则 $\hat{Q}_C > 0$ 。同样, 某一 Beta 定价模型有零 Beta 收益率, $\mu_2 = \beta v_1$, 该模型能完全解释预期收益率 μ_2 , 但并不存在 μ_2 和 β 的线性组合等于 1_N , 仍会产生非零定价误差, 则 $\hat{\delta}^2 > 0$ 。

四、第一 HJ 距离加权矩阵的良好性质

从式 (8) 可以看到, 第一 HJ 距离的估计采用收益率的二阶矩 $U = E[R'R]$ 的逆矩阵对定价误差 e 进行加权, 该矩阵 U^{-1} 具有模型独立性, 可用于不同模型的比较。同时, 该加权矩阵对初始资产组合的构造不敏感, 使得模型误设检验更加稳健。

(一) 模型独立性

1. 与 Q_C 统计量的比较。

式 (17) 的横截面回归误差 Q_C 采用 \sum^{-1} 加权预期收益率的拟合误差, 而 \sum^{-1} 是第一步的模型拟合残差的协方差矩阵, 依赖于模型, 故 Q_C 的加权矩阵是模型相依的。而式 (13) 指出第一 HJ 距离可以写成横截面回归形式, 采用矩阵 \sum^{-1} 加权定价误差, 是否意味着第一 HJ 距离的加权矩阵也是模型相依的, 答案是否定的。为了更加清楚地分析第一 HJ 距离的加权矩阵的独立性, 回顾式 (18):

$$e_{HJ}(\eta) = 1_N - H\eta = 1_N - D\gamma = 1_N - E[Rx'\gamma] = e(\gamma)$$

可以看出, $e(\gamma)$ 和 $e_{HJ}(\eta)$ 虽然等价, 但蕴含的经济含义完全不同, $e(\gamma)$ 表示模型 ($y = x'\gamma$) 的定价误差, 所估计的参数 γ 为模型 SDF 参数, 而 $e_{HJ}(\eta)$ 表示资产价格 1_N 对 μ_2 和 β 的回归误差, 所估计的参数 η 为回归系数, 且 $\eta = A\gamma$ 。因而, 式 (13) 的 $\hat{\delta}^2$ 表达式中, 虽然用到了 \sum^{-1} , 其实质是对资产价格 1_N 对 μ_2 和 β 的回归残差进行加权。尽管 \sum^{-1} 、 U^{-1} 和 V_{22}^{-1} 在计算 $\hat{\delta}^2$ 时是等价的, 但 \sum^{-1} 不具有模型独立性, 并非真正意义上的定价误差权重, 仅是一种表达方式, 而式 (8) 中的 U^{-1} 或 V_{22}^{-1} 才是真正的定价误差 $e(\gamma)$ 加权矩阵, 不依模型而定, 具有加权重度的独立性。

2. 与 J_{GMM} 统计量的比较。

在经验研究中, GMM 方法常用于估计 SDF 设定的资产定价模型, 相较于横截面回归, GMM 估计利用定价误差构造矩条件, 采用迭代优化估计参数, 并构造模型识别统计量 J_{GMM} :

$$\hat{\gamma}_{GMM} = (D'\hat{S}^{-1}D)(D'\hat{S}^{-1}1_N) \tag{24}$$

$$J_{GMM} = T1_N'[\hat{S}^{-1} - \hat{S}^{-1}D(D'\hat{S}^{-1}D)D'\hat{S}^{-1}]1_N \tag{25}$$

其中, $\hat{S}^{-1} = [T \times \text{Var}(e(\hat{\gamma}_{GMM}))]^{-1}$, Hansen 证明 \hat{S}^{-1} 是使参数 $\hat{\gamma}$ 具有最小渐进协方差的最优权

重,这个最优加权重对具有较小定价误差的资产赋予大的权重,而对具有较大定价误差的资产赋予较小的权重。显然,虽然 GMM 方法的 J_{GMM} 统计量是针对定价误差 $e(\hat{y}_{GMM})$ 加和的,但加权矩阵 \hat{S}^{-1} 依拟合模型而定,这样,Hansen(1982)所使用的加权矩阵(\hat{S}^{-1})所构造的 J_{GMM} 统计量并不适合不同模型的比较。

同时,由于收益率 R 都接近 1,则 $U = E(R'R)$ 矩阵可能近似奇异,这样,对 U 求逆可能有问题。为避免 U 不可逆的问题,又能保证对不同模型有相同的定价误差加权矩阵,Cochrane(1996)建议采用单位矩阵(1_N)作为加权矩阵。Kan 等(2013)采用单位矩阵构造横截面回归 R^2 ,指出采用单位矩阵作为加权矩阵,有两大优点:一是单位矩阵对不同资产的定价误差加权等价于金融中常用的最小二乘估计;二是该单位矩阵能为测试资产的预期收益率相对其平均收益率提供好的几何图形表示。事实上,由于 GMM 估计中,最优加权矩阵(\hat{S}^{-1})需要模型参数的一致估计,单位矩阵(1_N)常被用于 GMM 第一阶段估计的定价误差加权重。然而,Cochrane(1996)的单位矩阵(1_N)赋予所有测试资产的定价误差等权重,未能区别对待不同测试资产的定价误差。同时,单位矩阵(1_N)加权会忽略定价误差的交叉项,对定价误差信息的利用不足。此外,Kan 等(2013)还有利用 V_{22}^{-1} 加权回归拟合误差,实质是广义最小二乘横截面回归,虽该加权矩阵具有模型独立性,但并非对定价误差加权。

(二) 对测试资产组合的不变性

Kandel 和 Stambaugh(1995)指出,资产定价模型检验的结果可能对测试资产组合的选择较为敏感,这样,如果资产定价模型检验的统计量对测试资产组合的选择具有不变性,将成为该统计量的又一良好性质。考虑资产回报 R ,利用非奇异矩阵 A 构造组合 AR ,则对组合 AR 的第一 HJ 距离有:

$$[E(ARy) - Ap]'E(ARR'A)^{-1}[E(ARy) - Ap] = [E(Ry) - p]'E(RR')^{-1}[E(Ry) - p]$$

也即是说,第一 HJ 距离的加权矩阵构造的统计量对初始资产组合的构造并不敏感。同样,可以检验,式(25)的 J_{GMM} 统计量的加权矩阵(\hat{S}^{-1})具有相同的特征,而横截面定价误差 Q_c 的加权矩阵 Σ^{-1} 不具有该特征。

综上,第一 HJ 距离是在 GMM 估计的理论魅力和单位矩阵的粗糙处理中做出权衡,既保证了对不同测试资产的定价误差区别对待,又有效地利用了已有信息,构造独立于模型的定价误差加权矩阵,且该矩阵对测试资产组合具有不变性,能用于不同模型的比较。

五、第一 HJ 距离的经济含义

第一 HJ 距离是由模型 SDF 与真实 SDF 的距离定义的,SDF 本身承载了丰富的金融资产定价信息,如无风险利率、投资者风险偏好态度等。不仅如此,第一 HJ 距离还可解释为具有单位二阶矩的资产组合的最大定价误差,下文借用 Hansen 和 Jagannathan(1997)阐述,提供代数证明,并利用上文的最小方差前沿求解框架予以图示。

(一) 代数证明

构造具有单位二阶矩的组合权重 ω ,使 $\omega'U\omega = 1$,由詹森(Jensen)不等式,则该组合的定价误差平方为:

$$(\omega'e)^2 = (\omega'U^{\frac{1}{2}}U^{-\frac{1}{2}}e)^2 \leq (\omega'U\omega)(e'U^{-1}e) = \delta^2 \tag{26}$$

特别地,设定组合权重 $\omega^* = \frac{U^{-1}e}{\delta}$,该组合有定价误差 δ ,则:

$$\max_{\omega: \omega'U\omega=1} |\omega'e| = |\omega^*e| = \delta \tag{27}$$

因而,由式(27)可知, δ 可视为用模型(y)对具有单位二阶矩的资产组合定价的最大定价误差。

同时,将式(7)的最优 λ 作为权重,对 R 加权,可得:

$$y_{adj} = \lambda'R = e'U^{-1}R \tag{28}$$

y_{adj} 表示将 y 做适当调整,使得 $y - y_{adj}$ 成为可行的 SDF,能对测试资产进行准确定价。而 y_{adj} 的大小, $\|y_{adj}\| = \sqrt{E(y_{adj}y_{adj}')} = \delta$ 即为第一 HJ 距离。

同样,结合 $\omega^* = \frac{U^{-1}e}{\delta}$,发现 $y_{adj} = \delta\omega^*R$,则对 y 做适当调整的 y_{adj} 事实上和反映最大定价误差组合是方向向量。

这样,第一 HJ 距离具有两层经济含义:一是由定义可知, δ 表示模型隐含 y 与对测试资产准确定价的可行 SDF 集合 M 的最小平方距离;二是由式(27)可知, δ 还表示用模型 y 对具有单位二阶矩的测试资产定价的最大定价误差。由于第一 HJ 距离

是模型 y 的最大定价误差, 第一 HJ 距离可被用于不同模型的定价效果比较。

(二) 几何图示

式(19)表示了第一 HJ 距离平方和均值-方差有效前沿的关系, 而式(27)指出了第一 HJ 距离可表示用模型(y)对具有单位二阶矩的测试资产的最大定价误差, 为此, 我们利用图 2 说明第一 HJ 距离和最大定价误差的关系。

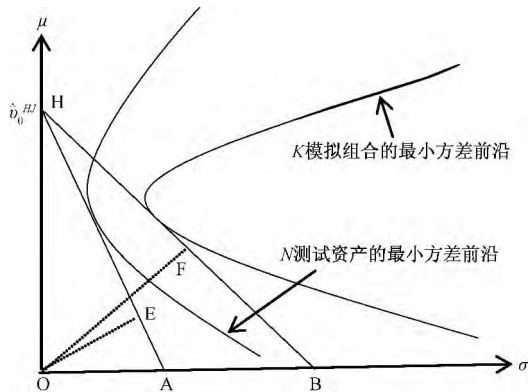


图 2 第一 HJ 距离的最大定价误差图示

在图 2 中, HA 和 HB 分别相切于 N 测试资产和 K 模拟组合的最小方差前沿, 交于 σ 轴的 A 和 B 点, OE 垂直于 HA , 而 OF 垂直于 HB , 由 $\angle HAO$ 、 $\angle HBO$ 和 $|OH|$ 的数值, 很容易得到:

$$|OE| = \frac{\hat{v}_0^{HJ}}{\sqrt{1 + \hat{\theta}^2(\hat{v}_0^{HJ})}}$$

$$|OF| = \frac{\hat{v}_0^{HJ}}{\sqrt{1 + \hat{\theta}_{min}^2(\hat{v}_0^{HJ})}}$$

因而, 我们可以将第一 HJ 距离写成:

$$\hat{\delta}^2 = \frac{1}{OE^2} - \frac{1}{OF^2} \tag{29}$$

这样, 式(29)用几何图示了第一 HJ 距离平方 ($\hat{\delta}^2$) 在均值-方差有效前沿的位置。同时, 值得注意的是, 若 \hat{v}_0^{HJ} 是无风险利率, E 可视为 N 测试资产和无风险资产构造的单位成本最小二阶矩组合, 这个组合的二阶矩为 OE^2 。若我们将该组合的二阶矩调整为 1, 则其成本变为 $\frac{1}{|OE|}$, 故 $\frac{1}{|OE|}$ 为我们对于 N 测试资产和无风险资产构造的单位成本最小二阶矩组合愿意支付的最大价格。类似地, $\frac{1}{|OF|}$ 为我们对于 K 因子模拟组合和无风险资产构

造的单位成本最小二阶矩组合愿意支付的最大价格, 这样, $\hat{\delta}^2$ 可视为两个单位二阶矩组合 E 和 F 的定价差平方, 即模型的最大定价误差平方。

这样, 第一 HJ 距离是通过 SDF 定价框架导出的模型误设测度, 相较于 GMM 估计的 J 统计量和横截面回归的 Q_C , 具有明显而丰富的经济含义。

六、结论

现有文献多关注第一 HJ 距离的经验研究, 并未系统地阐述第一 HJ 距离的性质, 以及与现有的模型设定检验的关系。本文从理论层面分析了第一 HJ 距离的性质, 将第一 HJ 距离和常用的横截面回归误差加和指标 Q_C 加以比较, 并探究第一 HJ 距离的加权矩阵的良好性质和第一 HJ 距离的最大定价误差解释, 得到以下结论:

首先, 第一 HJ 距离衡量了模型所用 SDF 与对测试资产定价的可行 SDF 集合的最小平方距离, 又可以解释为单位二阶矩组合的最大定价误差。该测度由蕴含丰富定价信息的 SDF 定义, 将基于模型 SDF 的欧氏空间距离和测试资产的定价误差予以联系, 有丰富的经济含义。

其次, 第一 HJ 距离可以写成传统的横截面回归方式, 但有所不同的是, 第一 HJ 距离的横截面回归是资产价格 1_N 对资产预期收益率 μ_2 和 β 进行的, 关注的是定价误差, 而非预期收益率拟合误差。这样, 第一 HJ 距离和横截面回归误差加和测度 Q_C 优化后的零 Beta 收益率不同, 第一 HJ 距离倾向于选择大的零 Beta 收益率和小的因子风险溢酬, 且这两个测度对模型的排序有差异。

最后, 第一 HJ 距离的加权矩阵具有模型独立性的特征, 使得第一 HJ 距离可用于比较不同模型的定价误差, 这是传统的模型设定误差测度所不具备的性质。同时, 第一 HJ 距离的加权矩阵对测试资产组合的选择具有不变性, 使得模型设定检验更加稳健。

参考文献

[1] Chen, X., Ludvigson, S. C. Land of addicts? an empirical investigation of habit-based asset pricing models [J]. Journal of Applied Econometrics 2009 24(7): 1057-1093.

[2] Cochrane, J. H. A Cross-Sectional Test of an Investment-Based Asset Pricing Model [J]. Journal of Political Economy, 1996, 104(3): 572-621.

- [3] Cochrane J. H. Asset pricing revised [M]. Princeton University Press, 2005.
- [4] Gibbons M. R., Ross S. A., Shanken J. A test of the efficiency of a given portfolio [J]. *Econometrica*, 1989: 1121 - 1152.
- [5] Gospodinov, N., Kan, R., Robotti, C. Chi-squared tests for evaluation and comparison of asset pricing models [J]. *Journal of Econometrics* 2012: 3304 - 4076.
- [6] Hansen L. P. Large Sample Properties of Generalized Methods of Moments Estimator [J]. *Econometrica*, 1982: 1029 - 1054.
- [7] Hansen, L. P., Jagannathan, R. Assessing specification errors in stochastic discount factor models [J]. *Journal of Finance*, 1997, 52 (2): 557 - 590.
- [8] Hansen L. P., Richard S. F. The role of conditioning information in deducing testable restrictions implied by dynamic asset pricing models [J]. *Econometrica*, 1987: 587 - 613.
- [9] Jagannathan R., Wang Z. The conditional CAPM and the cross-section of expected returns [J]. *Journal of Finance*, 1996, 51(1): 3 - 53.
- [10] Kan R., Robotti C. Specification tests of asset pricing models using excess returns [J]. *Journal of Empirical Finance* 2008, 15(5): 816 - 838.
- [11] Kan, R., Robotti, C. Model comparison using the Hansen-Jagannathan distance [J]. *Review of Financial Studies*, 2009, 22 (9): 3449 - 3490.
- [12] Kan R., Robotti C., Shanken J. Pricing Model Performance and the Two-Pass Cross-Sectional Regression Methodology [J]. *Journal of Finance* 2013, 68(6): 2617 - 2649.
- [13] Kandel S., Stambaugh R. F. Portfolio Inefficiency and the Cross-section of Expected Returns [J]. *Journal of Finance*, 1996, 50(1): 157 - 184.
- [14] Shanken J. Multivariate tests of the zero-beta CAPM [J]. *Journal of Financial Economics*, 1985, 14(3): 327 - 348.
- [15] Shanken J. Testing Portfolio Efficiency when the Zero-Beta Rate is Unknown: A Note [J]. *Journal of Finance*, 1986, 41(1): 269 - 276.
- [16] White H. A reality check for data snooping [J]. *Econometrica*, 2000, 68(5): 1097 - 1126.

作者简介

郑振龙,男,1966年生,福建平潭人,1995年毕业于厦门大学获经济学(金融学)博士学位,现为厦门大学金融工程教授、国务院学科评议组成员、厦门大学证券研究中心主任,研究方向为金融工程。

孙清泉,男,1986年生,四川巴中人,厦门大学经济学院金融系在读博士。研究方向为资产定价、产品设计、风险管理及固定收益证券。

(责任编辑:曹麦)

《统计研究》“正文题名”要求

正文题名要求言简意赅,切中选题;字数不得超过20字;一号标宋字体排版。正文题名要求用中英文两种文字书写(英文题名置于英文摘要上方),文章与基金项目有关的,需在正文题名右上角用“*”进行题名标注。基金项目指文章的资助背景,属于文章题名注释的一种,如国家自然科学基金、教育部博士点基金等。获得基金资助产出的文章应以呼应注的形式注明基金项目名称,并在圆括号内注明其项目编号。基金项目名称应按照国家有关部门规定的正式名称填写;多项基金项目应依次列出,其间以分号“;”隔开。用六号宋体,标在首页十字线下。

例1:* 本文获科技部软科学项目“我国科技进步贡献率测算研究”(2006kjb00356)资助。

例2:* 本文为科技部软科学项目“我国科技进步贡献率测算研究”(2006kjb00356)阶段性成果。

例3:* 本文为科技部软科学项目“我国科技进步贡献率测算研究”(2006kjb00356),最终报告。

英文题名及以下英文文章署名、英文摘要、英文关键词等用常用英文字体排版即可。