

基于宏观信息修正的股票套利定价模型

张 涵^a, 李 莉^a, 郭 彬^b

(南开大学 a.商学院, 天津 300071; b.金融学院, 天津 300350)

摘 要:文章通过利用宏观经济、货币政策、外汇市场以及房地产市场四个方面的宏观信息,构建了适用于中国股票市场的宏观套利定价模型,并采用广义矩估计法对模型进行检验,以探究宏观风险对股票市场的影响。研究发现,宏观风险是导致股票大幅震荡的主要原因之一。宏观套利定价模型能够很好地分离出宏观风险溢价部分,并解释了股票组合收益波动和股市异象。更重要的是,该模型的解释能力在稳健性方面优于Fama-French五因子模型。

关键词:股票组合收益; 套利定价模型; 宏观风险; 股市异象; 广义矩估计

中图分类号:F830.91 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-6487(2020)17-0148-04

0 引言

宏观风险的识别与定价是资产定价领域中重要的研究问题之一。近年来,国际上相继爆发了两次重大危机——金融危机与欧洲债务危机,致使各国经济均受到了不同程度的冲击,同时全球股市持续低迷。尤其在中国,2007—2008年间中国GDP增速由14.2%骤降为9.6%,同时A股市场市值加权的市场收益大幅下降,从203%下跌至-57.6%。这类现象证明了宏观风险对于股票市场具有强大的冲击力。因此,探寻导致股票价格波动的宏观风险源,并构建基于宏观信息的股票定价模型对于资本市场稳定以及资产风险管理具有重要意义。

关于宏观经济与股票市场关系的研究,国外文献^[1-3]多针对发达国家,研究结论并不适用于中国这类发展中国家。国内文献^[4,5]虽然从不同角度探究了某些宏观因素与中国股市的关联性,但仍存在诸多问题:一是此类研究选取宏观测度指标单一,难以刻画整体宏观经济的综合情况;二是研究结论因所选样本区间的不同而尚未得到一致的结论;三是鲜有研究从横截面角度利用宏观信息解释中国股票收益,未能给出基于宏观经济信息的股票定价模型。本文则在多元套利定价理论^[6]的基础上,嵌入来自中国宏观经济、货币政策、外汇市场以及房地产市场等多方面的宏观信息,构建了中国股票市场的宏观套利定价模型。由于宏观变量与超额收益性质不同,因此本文使用两步法回归来检验宏观套利定价模型的定价能力,并采用广义矩估计法(GMM)^[7]放松独立同分布假设,修正估计值的标准误差以及定价偏差的 χ^2 统计量。本文所构建的宏观套利定价模型旨在更有效地刻画系统性风险。

1 定价模型检验方法

循序Fama-French(FF)因子模型检验方法^[8],检验本文所构建的宏观套利定价模型对股票收益的解释能力。由于宏观变量不属于交易组合,无法在横截面回归时同时作为左右手变量为自己定价。因此检验此类模型,必须通过两步法实现。

1.1 模型检验方法

检验股票定价模型,第一步为时间序列回归,用以得到每个因子的系数 β :

$$R_t^{ei} = a_i + \beta_i' f_t + \varepsilon_t^i \quad (1)$$

其中, R_t^{ei} 为每个组合的超额收益; f_t 为定价因子; t 代表时间; i 代表第 i 个股票组合。第二步,通过横截面回归得到因子的风险价格 λ :

$$E(R^{ei}) = \beta_i' \lambda + \alpha_i \quad (2)$$

其中, $E(R^{ei})$ 为每个组合的时间序列维度上的平均超额收益, β 为解释变量, α_i 为定价偏差。在两步法回归中,式(1)中的截距项 a_i 与式(2)中的残差项 α_i 不相同。

采用最小二乘法回归得到估计值:

$$\hat{\lambda} = (\beta' \beta)^{-1} \beta' E(R^e), \quad \hat{\alpha} = E(R^e) - \beta' \hat{\lambda} \quad (3)$$

当 ε_i 服从独立同分布时,估计值 $\hat{\lambda}$ 和 $\hat{\alpha}$ 的协方差矩阵分别为:

$$\begin{aligned} \text{cov}(\hat{\lambda}) &= \frac{1}{T} [(\beta' \beta)^{-1} \beta' \Sigma \beta (\beta' \beta)^{-1} (1 + \lambda' \sum_f^{-1} \lambda \sum_f)] \\ \text{cov}(\hat{\alpha}) &= \frac{1}{T} [I - \beta (\beta' \beta)^{-1} \beta'] \Sigma [I - \beta (\beta' \beta)^{-1} \beta'] (1 + \lambda' \sum_f^{-1} \lambda) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, Σ 为 ε_i 的协方差矩阵, Σ_f 为定价因子 f 的协方差矩阵。基于此,估计值 $\hat{\lambda}$ 的 t 统计量为:

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(71532009); 国家自然科学基金面上项目(71672087); 中国博士后科学基金项目(2018M631722)

作者简介: 张 涵(1988—),女,天津人,博士,讲师,研究方向:资产定价。

李 莉(1961—),女,天津人,博士,教授,研究方向:公司金融。

(通讯作者)郭 彬(1987—),男,天津人,博士,讲师,研究方向:资产定价。

$$t = \hat{\lambda} / \sqrt{\text{diag}(\text{cov}(\hat{\lambda}))} \quad (5)$$

定价偏差 α 联合为0的 χ^2 分布为:

$$\hat{\alpha} \text{cov}(\hat{\alpha})^{-1} \hat{\alpha} \sim \chi^2_{N-K} \quad (6)$$

其中, N 为组合数, K 为因子数, $N-K$ 为 χ^2 分布的自由度。

1.2 参数修正

由于 ε_t 服从独立同分布这一假设过于苛刻, 通常所获得的 ε_t 序列具有较强的自相关和异方差特性。因此, 本文采用 GMM 来放松 ε_t 的假设^[7,9]。其两步法回归的矩条件为:

$$g_T(b) = \begin{bmatrix} E(R_t^e - a - \beta' f_t) \\ E[(R_t^e - a - \beta' f_t) \otimes f_t] \\ E(R^e - \beta' \lambda) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, 前两行为每个组合时间序列回归中的矩条件, 维度分别为 $N \times 1$, 第三行为横截面回归的矩, 维度为 1×1 , $b' = [a' \beta' \lambda']$ 为估计参数的向量, \otimes 为克罗内克积。相应估计值的协方差矩阵由 Hansen (1982)^[7] 的定理 3.1 给出:

$$\text{cov}(\hat{b}) = \frac{1}{T} (ad)^{-1} a S a' (ad)^{-1} \quad (8)$$

对应矩条件 g_T 的协方差矩阵为:

$$\text{cov}(g_T(\hat{b})) = \frac{1}{T} (I - d(ad)^{-1} a) S (I - d(ad)^{-1} a)' \quad (9)$$

其中:

$$a = \begin{bmatrix} I_N \otimes I_{K+1} & 0 \\ 0 & \beta' \end{bmatrix}$$

$$d = \frac{\partial g_T}{\partial b} = - \begin{bmatrix} 1 & E(f') \\ E(f) & E(ff') \\ 0 & \lambda' \end{bmatrix} \otimes I_N \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \beta \end{bmatrix}$$

$$S = \sum_{j=-\infty}^{\infty} E \left[\begin{bmatrix} R_{t-j}^e - a - \beta' f_{t-j} \\ (R_{t-j}^e - a - \beta' f_{t-j}) \otimes f_{t-j} \\ R_{t-j}^e - \beta' \lambda \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{t-j}^e - a - \beta' f_{t-j} \\ (R_{t-j}^e - a - \beta' f_{t-j}) \otimes f_{t-j} \\ R_{t-j}^e - \beta' \lambda \end{bmatrix}' \right]$$

将式(8)和式(9)代入式(5)和式(6), 可得到风险价格估计值 $\hat{\lambda}$ 的 t 统计量以及定价偏差 α 联合为0的 χ^2 分布。

2 实证分析

2.1 样本描述

本文选取上证与深证主板市场、深证中小板市场以及创业板市场中所有股票, 共计 3950 只股票, 样本时间为 1998/01—2019/12, 数据频率为月度。股票市场数据来源为国泰安数据库。所构建的被检测组合分别为 25(5×5) Size-B/M(市值-账面市值比)组合、25(5×5) Size-ROE(市值-利润)组合、10E/P(盈利)组合、10Rev(反转)组合、10AC(应计)组合以及 10Liq(流动性)组合。宏观数据包含四个方面: 在宏观经济方面, 选取 CPI 同比增长率(π)表示通货膨胀率, 社会消费品零售总额增长率(Δc)作为消费增长, 固定资产投资完成额(不含农户)增长率(Fix)代表投资情况, 宏观经济一致合成指数增长率(Coi)表征总

体经济状态。在货币政策方面, 选取 M1 增长率(M1)以及 M0 增长率(M0)表征货币冲击。另外选取国家外汇储备增长率(Res)表征中国外汇市场情况, 以及选用房地产开发企业投资完成额增长率(Rea)和房地产开发企业商品房销售额增长率(Reasale)以测度房地产市场景气程度。宏观数据来源于中经网统计数据库, 均剔除了通胀因素且进行了 X-13 季节调整。

表 1 给出了宏观变量的描述性统计量, 包括均值、标准差、偏度、峰度以及自相关系数。其中 Reasale 具有最强的波动性, 其标准差达到月平均 0.48。同时该指标均具有明显的尖峰厚尾特征, 其偏度及峰度分别为 7.48 和 90.76。其余变量均表现出非正态分布特征。在自相关性方面, 除 π 、Res、Coi 和 M1 之外, 其余变量的一阶自相关系数均小于 90%。

表 1 宏观变量描述性统计量

	π	Δc	Res	Coi	M1	M0	Fix	Rea	Reasale
均值(%)	1.02	0.11	0.15	-0.02	0.12	0.08	0.15	0.17	0.26
标准差(%)	0.02	0.05	0.17	0.04	0.07	0.06	0.13	0.10	0.48
偏度	0.58	0.59	0.16	0.29	0.37	0.37	-1.68	-0.38	7.48
峰度	3.48	3.91	2.06	2.66	3.18	6.91	10.92	4.48	90.76
一阶自相关	0.96	0.83	0.99	0.94	0.94	0.35	0.78	0.73	0.37

表 2 给出了宏观变量与 FF 五因子之间的相关性, 以明确该模型与 FF 五因子模型^[7]二者间的包含关系。五因子包括市场超额收益 Mkt、市值因子 SMB、价值因子 HML、利润因子 RMW 以及投资因子 CMA。从表 2 检验结果可以发现, 宏观变量与 FF 五因子之间的相关系数较小并且均不显著, 其中 Mkt 与 π 之间的相关系数绝对值最高, 但仅为 0.14。较小的相关系数意味着宏观因素能够张成新的状态空间, 从另外一些维度解释组合收益。

表 2 变量相关性检验

	π	Δc	Res	Coi	M1	M0	Fix	Rea	Reasale
Mkt	-0.14	0.02	0.00	0.03	0.07	0.07	0.04	-0.03	0.11
SMB	-0.04	0.13	-0.06	-0.04	0.06	0.02	0.05	0.02	0.14
HML	0.01	-0.12	0.08	0.06	-0.03	-0.02	0.01	0.06	-0.01
RMW	0.09	-0.08	0.07	0.04	-0.02	-0.04	-0.04	-0.03	-0.09
CMA	-0.08	-0.01	-0.07	0.05	0.07	-0.01	-0.01	0.05	0.09

2.2 结果分析

根据本文所给出的模型检验方法, 考察宏观套利定价模型以及各经典因子模型对于不同组合超额收益的解释能力。待检测模型包括 CAPM^[10,11]、FF 三因子模型^[12]、FF 五因子模型^[8]以及本文所提出的宏观套利定价模型。依据 Guo 等(2017)^[13]研究结果, 本文相继给出分别针对 25Size-B/M、25Size-ROE, 以及 90 全组合(包含 25Size-B/M、25Size-ROE、10E/P、10Rev、10AC 以及 10Liq 组合)的检验结果。

2.2.1 Size-B/M 组合检验

下页表 3 给出了 Size-B/M 组合检测结果。模型检验顺序为(1)CAPM;(2)FF 三因子模型;(3)FF 五因子模型;(4)宏观套利定价模型;(5)CAPM+宏观套利定价模型;(6)FF 三因子模型+宏观套利定价模型;(7)FF 五因子模型+宏观套利定价模型。在表 3 中, 定价偏差绝对值的平均值(MAPE)用以衡量所有定价偏差与 0 之间距离的平均

值。定价偏差的 χ^2 分布检测所有定价偏差联合为0的概率。 χ^2_{iid} 统计量根据式(4)获得,相应的 χ^2_{GMM} 则根据式(9)获得。后文中表4与表5符号含义与表3相同。

表3 25Size-B/M组合检验

		对比检验				冗余检验			
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
A. 定价偏差	MAPE(%)	0.43	0.23	0.16	0.18	0.14	0.11	0.09	
	χ^2_{iid}	100.46	80.74	30.95	8.38	5.90	4.73	5.29	
	χ^2_{GMM}	118.98	105.68	90.04	4.73	14.38	13.32	12.21	
B. 风险价格 λ	Mkt	1.30 (2.46) [1.88]	0.57 (1.15) [0.94]	0.88 (1.67) [0.10]		1.59 (2.41) [1.81]	1.29 (1.98) [1.53]	1.23 (2.04) [1.44]	
	SMB		1.04 (3.47) [2.71]	0.89 (2.86) [0.13]			0.36 (0.84) [0.99]	0.57 (1.43) [1.56]	
	HML			0.32 (1.29) [1.44]	0.48 (1.47) [0.04]		0.03 (0.06) [0.08]	0.46 (0.77) [1.03]	
	RMW				0.70 (1.33) [0.04]			0.69 (0.71) [0.91]	
	CMA				1.14 (3.18) [0.08]			0.64 (1.12) [1.37]	

注:小括号中表示假设时间序列回归残差服从独立同分布时的回归系数t值;中括号中的t值使用GMM修正了时间序列回归残差的异方差与序列自相关性问题。下同。

从表3可以看出,CAPM的MAPE为0.43%,且 χ^2_{iid} 和 χ^2_{GMM} 分别为100.46和118.98,表示CAPM未能解释的组合收益部分。FF三因子与五因子模型所产生的MAPE为月平均0.23%和0.16%,其 χ^2_{iid} 和 χ^2_{GMM} 值均有所下降,但仍拒绝了定价偏差联合为0的原假设。宏观套利定价模型的MAPE降为月平均0.18%,低于三因子但略高于五因子模型。但更重要的是,无论 χ^2_{iid} 还是 χ^2_{GMM} 均得到了降低,该模型没有拒绝原假设。

验证宏观套利定价模型的解释能力之后,更值得关注的是该模型是否与原有模型解释了股票组合收益的相同部分。表3还进行了模型冗余检验,传统因子模型与宏观套利定价模型叠加后MAPE继续下降,最低可达到月平均0.09%,明显低于单一传统定价模型。同时相应的 χ^2 统计量相对较低,说明含有宏观因子的模型均没有拒绝定价误差为零的原假设。

为更直观地体现各模型的解释能力差异,图1给出了对于每个组合收益的模型预测情况。其中,每个点的纵坐标表示该组合收益的实际值,对应的横坐标为该组合的模型预测值。45°直线表示组合收益的预测值与实际值完全一致的情况。从图1(a)中能够看出,各点的纵坐标差距较高,而横坐标变动较小,这表示25Size-B/M组合收益的实际值存在明显的价差,CAPM并不能很好地解释组合间的收益差别。在加入SMB和HML两个因子后,图1(b)中的收益点横坐标具有明显差异性,表示FF三因子模型相对CAPM的解释度更高。对比图1(c)和图1(d)可以发现,FF五因子模型与宏观套利定价模型的散点图较为相似,相对

于三因子模型各点均较为接近45°直线,与表3的结果一致。此外,对比图1(e)、(f)和(g)能够直观看出,图1(g)中各点距离45°线的平均距离最短。由此可见,宏观经济模型与FF因子模型的联合可以从最大程度上解释中国股票市场25Size-B/M组合收益。

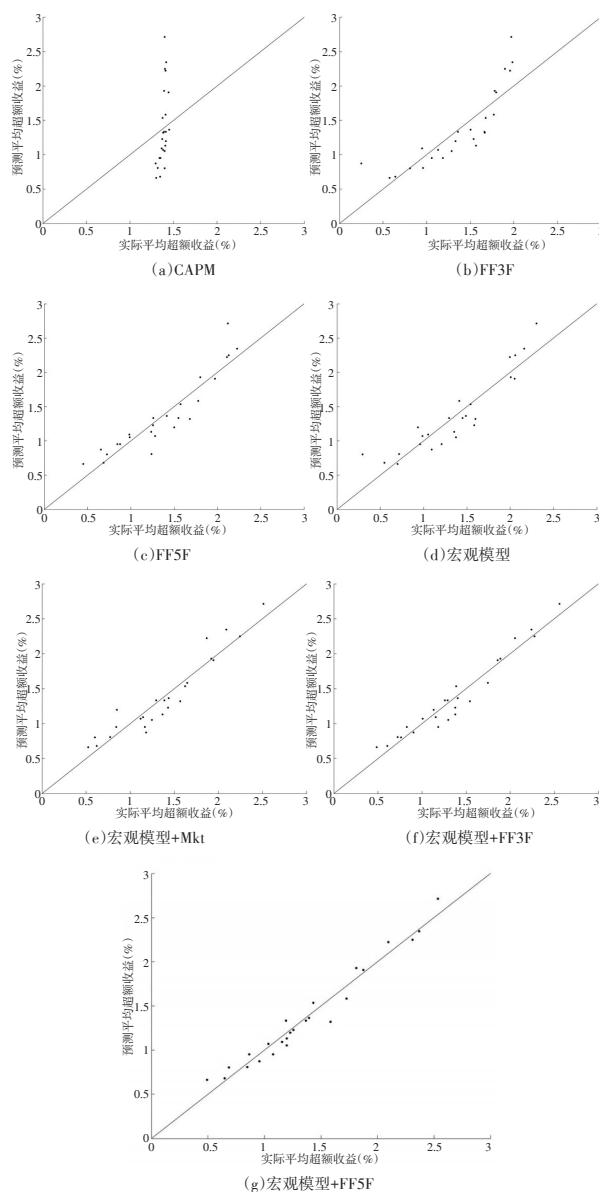


图1 25Size-B/M组合收益散点图

2.2.2 Size-ROE组合检验

下页表4给出了Size-ROE组合检测结果。对比列(1)一(4),单一模型中FF五因子模型和宏观套利定价模型获得了较小的MAPE(16%);在 χ^2 方面,宏观套利定价模型表现更加稳定,尤其是修正后的统计量可以达到5.00。同样,宏观套利定价模型与传统经典模型的结合增强了模型的定价能力,其中与FF五因子模型结合获得了最小的MAPE,仅为0.07%,同时进一步降低了 χ^2 统计量。下页图2给出了相应的散点图。由于CAPM在各组合收益方面均不能表现出良好的解释能力,因此此处省略了CAPM子图。在Size-ROE组合方面,宏观因子与五因子的均表现良好,二者叠加之后,模型的解释能力明显得

表4 25Size-ROE组合检验

		对比检验				冗余检验		
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
A. 定价偏差	MAPE(%)	0.47	0.31	0.16	0.16	0.16	0.13	0.07
	χ^2_{iid}	144.90	109.83	27.05	7.06	7.03	6.24	4.10
	χ^2_{GMM}	133.85	158.60	82.02	5.00	13.11	12.04	6.15
	Mkt	1.23 (2.32) [1.79]	0.25 (0.50) [0.38]	0.81 (1.51) [0.08]		1.12 (1.78) [1.40]	1.34 (2.09) [1.89]	1.38 (2.19) [1.73]
B. 风险 价格 λ	SMB		1.32 (4.31) [3.65]	0.83 (2.51) [0.10]		0.70 (1.62) [1.70]	0.75 (1.80) [1.54]	
	HML		-1.70 (-3.78) [-3.96]	0.46 (0.67) [0.01]		-1.34 (-1.22) [-1.25]	0.21 (0.17) [0.25]	
	RMW			0.98 (2.45) [0.05]			1.04 (1.58) [2.00]	
	CMA			1.66 (2.67) [0.05]			1.32 (1.31) [1.65]	

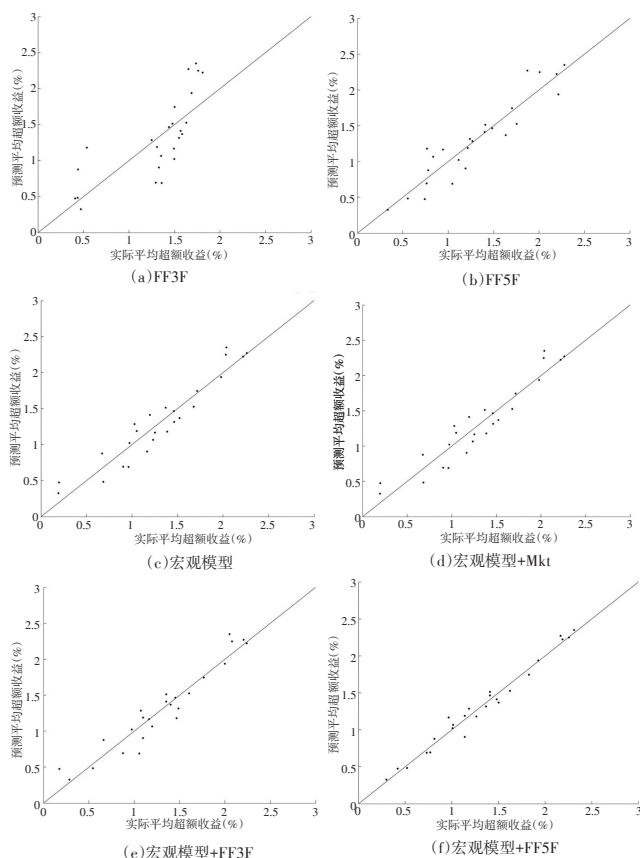


图2 25Size-ROE组合收益散点图

到了提升。

2.2.3 全组合检验

为检测宏观套利定价模型在各个维度上的解释能力以及揭示该模型的优势所在,图3给出了针对90全组合收益的散点图。对比单一模型的解释能力,当被解释组合扩充至90个来自不同维度的组合收益时,三因子模型明显显示出解释能力不足;五因子模型和宏观套利定价模型的解释能力相对稳定,各点均围绕在45°线附近。当将两类模型叠加后,进一步缩小了各点与45°线的平均距离。检

验结果表明宏观信息与传统因子互补:宏观套利定价模型关注于宏观环境变化所产生的风险溢价,而FF因子模型则关注于企业微观行为所生成的风险溢价。

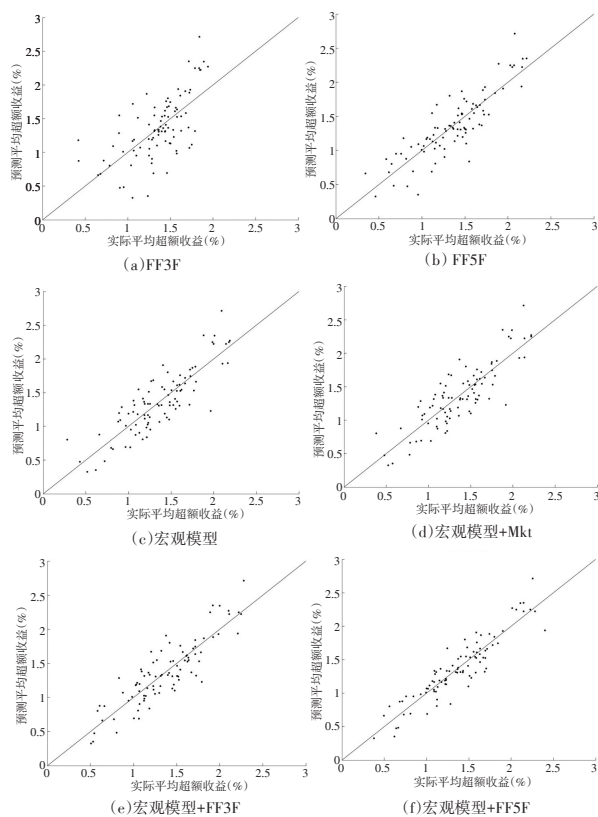


图3 80全组合收益散点图

3 结论

本文利用宏观信息构建了适用于中国股票市场的宏观套利定价模型,从而揭示了宏观风险与股票收益波动间的关联性。结果表明,宏观风险是导致股票收益剧烈波动的主要原因之一。宏观套利定价模型能够较好地解释股票收益波动以及多种异象。该模型的解释能力与FF五因子模型相当,但明显优于CAPM以及FF三因子模型。在稳定性方面,宏观套利定价模型明显优于其他模型,在大多数情况下均能够通过 χ^2 检验。利用宏观套利定价模型能够对宏观风险进行定价,很好地分离出股票收益中宏观风险溢价部分,补充解释未被FF五因子模型解释的部分。

参考文献:

- [1] Savov A. Asset Pricing With Garbage [J]. Journal of Finance, 2011, 66 (1).
- [2] Boons M, Duarte F, de Roon F, et al. Time-varying Inflation Risk and the Cross Section of Stock Returns [J]. Working Paper, 2017.
- [3] Kurov A, Stan R. Monetary Policy Uncertainty and the Market Reaction to Macroeconomic News [J]. Journal of Banking & Finance, 2018, (86).
- [4] 饶品贵, 罗勇根. 通货膨胀如何影响股票回报——基于债务融资的视角[J]. 金融研究, 2016, (7).
- [5] 林建浩, 王美今. 通货膨胀与股票收益的关系研究——基于具有

基于EEMD-SVR的沪深300指数预测建模

贺毅岳¹, 韩进博¹, 高 妮²

(1. 西北大学 经济管理学院, 西安 710127; 2. 西安外国语大学 经济金融学院, 西安 710128)

摘 要:文章将集合经验模态分解(EEMD)引入股票指数预测研究中,并充分考虑 ε -不敏感支持向量回归(SVR)出色的非线性建模能力,提出基于EEMD与SVR建模的沪深300指数预测方法EEMD-SVRP。首先对沪深300指数时间序列进行EEMD分解,获得多个本征模函数和趋势项,并根据序列的均值特征将本征模函数重组为高频、低频分量;运用 ε -不敏感SVR分别建立各分量序列的预测模型,进而对各分量序列预测值进行加和,获得指数的集成预测值;最后为评估模型的预测有效性,对EEMD-SVRP与ARIMA、MLP-ANN和SVR三种典型指数预测方法做对比实验。结果表明:EEMD-SVRP具有更低的预测误差和预测滞后性,是一种更加有效的沪深300指数预测方法。

关键词:沪深300指数;集合经验模态分解;预测模型;支持向量回归;本征模函数重组

中图分类号:F830.91

文献标识码:A

文章编号:1002-6487(2020)17-0152-05

0 引言

股票价格时间序列的波动具有高度的非平稳、非线性的复杂特性,使得直接运用ANN和SVR等方法很难高效地提取股价时序的复杂变化模式,进而难以建立投资决策所需的高精度股价预测模型^[1]。因而,在金融投资尤其是主动型股票投资中,进一步分析股价序列所具有的随机性、复杂性,提出更有效的股票价格预测方法,是获取最优投资决策所需的超额信息,进而获得超额收益过程中亟须解决的关键问题^[2]。

针对非线性、非平稳复杂时间序列建模的难题,Huang等(1998)^[3]提出了经验模态分解(EMD)方法。该方法理论上能将任意复杂的时间序列信号自适应地分解为不同频率尺度下的本征模函数(IMF),其中每一个IMF都具有特定的频率特征和波动模态。在气象科学、故障诊断

等应用领域的大量研究证实,EMD方法具有对非线性、非平稳时间序列建模的突出优势,引起了经济金融研究者的关注,并进一步将其引入和运用于具体的研究问题^[4]。阮连法等(2012)^[5]运用EMD对杭州市房价数据进行分解,并根据本征模函数的特征进行重组,深入分析了各因素对价格周期波动造成的影响程度;李祥飞等(2014)^[6]利用EMD分解提取6种指数收益序列数据的多时间尺度分量,进而通过各分量的STSA分析获得原始序列的变化模式;邱浩等(2018)^[7]提出一种EEMD与LSTM相结合的商品价格预测方法,并通过沪金期货数据证实该方法比已有方法具有更强的预测能力。上述研究结果表明,通过EEMD分解再运用计量或机器学习方法进行时序建模,能显著降低经济金融复杂时序建模的难度,同时可有效提高模型的预测能力。

本文结合EEMD对时序信号的自适应分解功能与 ε -不敏感SVR突出的非线性预测能力,提出基于EEMD与

基金项目:教育部人文社会科学研究青年基金项目(16XJC630001);中国博士后科学基金面上资助项目(2017M623229);陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2015JQ7278);西北大学国家社会科学基金孵化计划项目(17XNFH046)

作者简介:贺毅岳(1982—),男,湖南娄底人,博士后,副教授,研究方向:计算金融与风险管理。

韩进博(1993—),男,陕西延安人,硕士研究生,研究方向:量化投资。

(通讯作者)高 妮(1982—),女,陕西咸阳人,博士,讲师,研究方向:量化投资与机器学习。

财务杠杆与货币效用的资产定价模型[J].金融研究,2011,(9).

[6] Ross S. The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing [J]. Journal of Economic Theory, 1976, 13(3).

[7] Hansen L. Large Sample Properties of Generalized Method of Moments Estimators [J]. Econometrica, 1982, 50(4).

[8] Fama E, French K. A Five-factor Asset Pricing Model [J]. Journal of Financial Economics, 2015, 116(1).

[9] Cochrane J. Asset Pricing [M]. Princeton: Princeton University Press, 2005.

[10] Sharpe W. Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium Un-

der Conditions of Risk [J]. Journal of Finance, 1964, 19(3).

[11] Lintner J. The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets [J]. Review of Economics and Statistics, 1965, 47(1).

[12] Fama E, French K. Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds [J]. Journal of Financial Economics, 1993, 33(1).

[13] Guo B, Zhang W, Zhang H. The Five-factor Asset Pricing Model Tests for the Chinese Stock Market [J]. Pacific-Basin Finance Journal, 2017, (43).

(责任编辑/方 思)