

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2023.09.006

带有泡沫与崩盘的可预测模型检验^①

杨炳铎¹, 杨子暉^{2*}, 陈海强³

(1. 广东财经大学金融学院, 广州 510320; 2. 南方科技大学商学院, 深圳 518055;
3. 厦门大学王亚南经济研究院, 厦门 361005)

摘要: 资产价格收益的可预测性一直是学术界长期关注并存在广泛争议的话题, 准确理解资产价格收益的可预测性无疑对市场参与者、学术研究者 and 政策制定者都具有重大的学术价值和现实意义。有鉴于此, 对带有泡沫与崩盘的可预测模型进行检验, 提出带有泡沫与崩盘的 Wald 统计量, 并由此展开理论分析和仿真模拟研究。分析结果表明, 新构建的检验方法不仅在预测变量不同持续性下以及模型存在内生性下具有一致、可靠的检验力度, 而且还对被预测变量普遍存在的泡沫与崩盘现象具有稳健的检验功效。在对上证指数收益率的可预测性检验实证分析中, 选择涵盖股票市场、宏观经济和债券市场等 17 个变量, 研究发现通货膨胀率和换手率能显著负向预测股票市场的变动, 这对于优化资产投资组合、发展资产定价理论以及完善宏观审慎监管政策均具有重要的参考价值。

关键词: 收益的可预测性; 可预测模型; 检验; 泡沫; 崩盘

中图分类号: F064.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2023)09-0110-15

0 引言

资产价格收益的可预测性一直是学术界长期关注并存在广泛争议的话题。对市场参与者、学术研究者 and 政策制定者而言, 准确理解资产价格收益的可预测性无疑具有重大的学术价值和现实意义。从市场参与者的角度来说, 优化投资组合需要甄别出资产配置的依据, 即识别出未来资产价格收益的可预测变量; 从学术研究者的角度来说, 研究资产价格收益的可预测性有助于验证有效市场假说, 提出新的股票组合业绩基准和发展资产定价理论等; 从政策制定者的角度来说, 理解资产价格收益的可预测性有助于完善宏观审慎监管工具。

在资产价格收益的可预测性文献中, 可预测性检验一般基于如下线性结构模型^[1-3]

$$y_t = \alpha + \beta^T x_{t-1} + u_t \quad (1)$$

$$x_t = \Pi x_{t-1} + e_t \quad 1 \leq t \leq T \quad (2)$$

其中 u_t 和 e_t 有可能相关。以上线性结构模型广泛应用于实证经济和金融中, 如格兰杰因果关系检验、有效市场假说、资产定价理论以及基金业绩表现等。

由于上述模型中预测变量 x_{t-1} (如利率、股利价格比、通货膨胀率等) 通常具有高持续性特征^[4], 其动态演变过程接近单位根过程。同时, u_t 和 e_t 之间的相关系数通常显著为负数^[1], 因而会出现所谓嵌入式内生性问题 (embedded endogeneity)。在早期的研究中^[2], 这种内生性在有限样本下会导致有偏的系数估计和统计检验出现过度拒绝现象, 标准的 t 检验不再适用。为解决这一问题, 可能的办法是假定预测变量服从近似单位根过程, 其 AR(1) 系数满足 $\pi = 1 - c/T$, 其中 c 为常数, T 为样本数。以往文献对这一近似单位根过程系数的渐进性质进行过深入研究^[3], 然而, 由

① 收稿日期: 2020-02-09; 修订日期: 2021-06-14。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72173140; 72233002; 71991474; 71721001); 国家社会科学基金重大项目(21&ZD114; 20&ZD102); 教育部人文社科项目(19C10421028); 广东省基础与应用基础研究基金资助项目(2022A1515011793)。

通讯作者: 杨子暉(1979-), 男, 广东揭阳人, 博士, 教授, 博士生导师。Email: youngzhui@163.com

于系数中的常数项 c 在极限分布中不能被一致估计, 很难获得其统计检验的临界值。

近十年来, 计量经济学者尝试发展统一的检验方法, 而不管预测变量是否具有较强的持续性以及残差是否出现内生性。一种方法是基于 Bonferroni 方法的 Q 统计量^[1], 然而这种方法有可能导致严重的水平扭曲^②和检验功效失效问题^[5]。另一种方法是 Phillips 和 Magdalinos^[6] 提出的工具变量法(IVX), 其核心思想是构建比预测变量持续性稍小的工具变量。这种方法不仅消除了内生性, 而且对预测变量的持续性具有稳健的检验力度。为了检验变量的可预测性, Kostakis 等^[7] 推导出基于 IVX 的 Wald 统计量在大样本下服从标准的卡方分布。他们的方法对涵盖平稳过程到单位根过程的预测变量都有稳健的检验力度。Lee^[8] 进一步把 IVX 方法扩展到分位数回归中。最近, Yang 等^[9] 提出了对可预测模型的残差同时存在序列相关和条件异方差都稳健的 IVX 检验。

在中国资产收益率的可预测性实证研究中, 近年来学者们从不同的角度展开了很好的分析与阐述。其中, 姜富伟等^[10] 选取不同经济变量研究了中国沪深股票市场收益率的可预测性, 包括市场投资组合以及根据公司行业、规模、面值市值比和股权集中度等划分的成分投资组合等。研究结果表明, 中国沪深股票市场投资组合和各种成分投资组合都存在显著的样本内可预测性。陈坚和张轶凡^[11] 利用高频股票数据构造中国沪深股票市场的已实现偏度, 发现较低的已实现偏度可以显著预测下个月中国沪深股票市场较高的超额收益率。杨炳铎和汤教泉^[12] 基于 IVX 统计检验方法, 对我国主要宏观经济变量能否单独或联合预测债券收益率进行可预测性分析, 并进一步提出使用 AIC 和 BIC 方法对多元变量回归模型进行变量筛选。蒋志强等^[13] 运用可行拟广义最小二乘法(FQ-FLS)^[14] 和 8 个预测因子对 31 个投资组合的可预测性进行检验, 结果发现中国沪深股市收益率具有可预测性, 但各投资组合收益率的可预测性在熊市和牛市等不同市场阶段均存在明显差异。最近, 张春玲

等^[15] 对资本市场收益可预测性, 特别是股票收益可预测性的研究进展进行了综述, 包括预测变量选择和提高收益预测准确性的主要方法等。

纵观该领域的研究, 过往的理论文献主要侧重于可预测模型的右侧问题, 如预测变量的强持续性和模型残差的内生性以及残差的自相关性^[9] 等, 暂无文献研究可预测模型的左侧问题, 如被预测变量存在泡沫与崩盘的情形。而且, 在过往文献中常常采用的检验方法, 包括 IVX 检验法^[12]、 t 检验法^[11] 和 Bootstrap 法^[10], 它们在被预测变量存在泡沫与崩盘现象, 预测变量存在强持续性和模型存在内生性时, 都会有过度拒绝的水平扭曲现象(见表 1)^③。有鉴于此, 本研究对带有泡沫与崩盘的可预测模型进行可预测性检验。在理论建模中, 首先在模型中加入哑变量以刻画泡沫与崩盘现象, 并对泡沫与崩盘下的可预测模型进行参数估计, 并由此构建新的 Wald 统计量。该统计量不管预测变量属于平稳过程、适度偏离单位根过程、近单位根过程还是单位根过程, 在大样本下都会收敛到标准的卡方分布。

在仿真研究中, 对存在泡沫与崩盘情形下的 IVX 检验(IVX_BC)的检验水平(size)和检验功效进行有限样本模拟分析。同时, 把检验结果与不考虑泡沫与崩盘情形的 IVX 检验(IVX)、考虑泡沫与崩盘情形的 t 检验(t _BC)、不考虑泡沫与崩盘情形的 t 检验(t)、考虑泡沫与崩盘情形的 Bootstrap 法(Boot_BC)和不考虑泡沫与崩盘情形的 Bootstrap 法(Boot)^[10, 16] 这 5 种方法进行比较研究。仿真结果表明, 无论是单变量可预测模型还是多变量可预测模型, 以及模型是否存在内生性, 本文提出的带有泡沫与崩盘的 IVX 检验(IVX_BC)均具有很好的检验力度。而 IVX 检验、 t 检验以及 Bootstrap(Boot)法由于没有考虑泡沫与崩盘的情形, 在预测变量高持续性下都存在过度拒绝的水平扭曲现象。 t _BC 检验和 Boot_BC 法尽管在一定程度上减少了检验偏差, 但在预测变量高持续性情形下仍然存在一定程度的水平扭曲。同时,

② 水平扭曲(size distortion)包括过度拒绝和过度接受两种。实证中在显著性水平 0.05 下, 用 p 值与 0.05 比较。如果大于 0.05, 认为不能显著拒绝原假设; 如果小于 0.05, 认为显著拒绝原假设。当仿真中经验水平(empirical size)远大于 0.05(过度拒绝)或远小于 0.05(过度接受)时, 都称之为水平扭曲, 那么应该用 p 值与经验水平比较以作出正确的推断。

③ FQFLS 方法本身就存在过度接受的水平扭曲问题, 见参考文献[14]中表 1。

还考察了泡沫和崩盘时间错误设定的3种情形,本研究提出的IVX_BC检验仍然能得到稳健的结果.最后,就它们的检验功效进行对比分析.结果表明,与IVX方法相比,本研究提出IVX_BC方法具有更强的检验功效.

在应用分析中,本研究选取涵盖股票市场、宏观经济和债券市场等17个预测变量,对上证指数的月度超额收益率进行可预测性检验.首先使用Phillips等^[18]提出的广义Sup ADF(GSADF)方法来检验多个泡沫的存在,并使用递归向后回归技术确定多个泡沫和崩盘的起点和终点.实证中的初步分析验证了可预测变量的高持续性、可预测模型的内生性、预测模型残差的异质性以及上证指数存在泡沫与崩盘现象.正因如此,使用IVX_BC检验对上证指数的可预测性进行研究.在单变量可预测模型中,不管是在全样本还是在部分样本中,考虑了泡沫与崩盘的IVX_BC检验都发现通货膨胀率(CPI)能显著负向预测上证指数.在部分样本中,换手率(TO)也能显著负向预测上证指数.而在多变量可预测模型中,6种变量组合均不具有显著的预测能力.

1 计量模型

考虑以下带有泡沫与崩盘的可预测模型

$$y_t = \gamma_0 + \gamma_B B_{t-1} + \gamma_C C_{t-1} + \beta^T x_{t-1} + u_t, \quad 1 \leq t \leq T \quad (3)$$

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \sigma_t^2 = \omega_0 + \sum_{i=1}^m a_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^n b_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4)$$

式中 y_t 是被预测变量,如股票收益率等, $x_{t-1} = (x_{t-1,1}, \dots, x_{t-1,d})^T$ 是 d 维预测变量向量,如利率、股利价格比、通货膨胀率等; γ_0 为常数项; β 为预测变量向量 x_{t-1} 的系数矩阵, β^T 表示系数 β 的转置; T 为样本数; B_{t-1} 和 C_{t-1} 分别是刻画泡沫与崩盘信息的哑变量,当时间 $t-1$ 处于泡沫时期时, $B_{t-1} = 1$, 其它时期 $B_{t-1} = 0$, 当时间 $t-1$ 处于崩盘时期时, $C_{t-1} = 1$, 其它时期 $C_{t-1} = 0$; γ_B 和 γ_C 为其对应系数,并满足 $\gamma_B > 0$ 和 $\gamma_C < 0$; 随机项 ε_t 是一个均值为0,方差为1的独立同分布序列.在文献中, ε_t 通常假定服从正态分布、学生 t 分布或者广义误差分布等.式(4)中 σ_t^2 服从条件异方差

GARCH(m, n)模型,其参数满足 $\omega_0 > 0, a_i \geq 0, b_j \geq 0$ 和 $\sum_{i=1}^{\max(m,n)} (a_i + b_i) < 1$. a_i 和 b_j 的限制条件使得 u_t 的方差有限,但其条件方差 σ_t^2 会随时间变化,具体详细 Tsay^[19].

预测变量 x_t 服从向量自回归过程

$$\begin{aligned} x_t &= \Pi x_{t-1} + e_t \\ e_t &= \sum_{l=0}^{\infty} \psi_l \varepsilon_{t-l} \\ \Pi &= I_d + C/T^{m_x} \end{aligned} \quad (5)$$

式中 I_d 表示 $d \times d$ 的单位矩阵; C 是个对角矩阵, $C = \text{diag}(c_1, \dots, c_d)$; 参数 η_x 满足 $0 \leq \eta_x \leq 1$, 并且 $e_t = \sum_{l=0}^{\infty} \psi_l \varepsilon_{t-l}$ 是个严格平稳过程. u_t 和 e_t 有可能相关.在以上设定下,预测变量属于以下4种过程^[7]之一:

- 1) 平稳过程 ($c_j < 0, j = 1, \dots, d, \eta_x = 0$);
- 2) 适度偏离单位根过程 ($c_j < 0, j = 1, \dots, d, \rho < \eta_x < 1$);
- 3) 近单位根过程 ($\eta_x = 1$);
- 4) 单位根过程 ($c_j = 0, j = 1, \dots, d$).

显然,以上过程1)~过程4)涵盖了从平稳过程到单位根过程具有不同持续性的预测变量.

估计步骤

为了得到系数 β 的估计量,把式(3)写成

$$y_t = \gamma^T D_{t-1} + \beta^T x_{t-1} + u_t \quad (6)$$

式中 $D_{t-1} = (1, B_{t-1}, C_{t-1})^T$ 和 $\gamma = (\gamma_0, \gamma_B, \gamma_C)^T$.

根据参考文献[7]构建如下工具变量 \tilde{z}_{t-1}

$$\tilde{z}_t = \Pi_z \tilde{z}_{t-1} + \Delta x_t$$

式中 $\tilde{z}_0 = 0, \Delta x_t = x_t - x_{t-1}, \Pi_z = I_d + \frac{C_z}{T^{m_z}}$, 并设

定 $C_z = -I_d$ 和 $\eta_z = 0.95$. 因此,可以解如下两方程,得到式(6)中基于IVX方法的估计量 $(\hat{\gamma}^T, \hat{\beta}^T)$

$$\sum_{t=1}^T D_{t-1} (y_t - \hat{\gamma}^T D_{t-1} - \hat{\beta}^T x_{t-1}) = 0 \quad (7)$$

$$\sum_{t=1}^T \tilde{z}_{t-1} (y_t - \hat{\gamma}^T D_{t-1} - \hat{\beta}^T x_{t-1}) = 0 \quad (8)$$

假设 \hat{y}_t 是 y_t 对 D_{t-1} OLS 回归的预测值, \hat{x}_{t-1} 是 x_{t-1} 对 D_{t-1} OLS 回归的预测值,那么式(7)和式

(8) 的估计量 $\hat{\beta}$ 可以写成^④

$$\hat{\beta} = \left[\sum_{i=1}^T \tilde{z}_{i-1} (\mathbf{x}_{i-1} - \hat{\mathbf{x}}_{i-1})^T \right]^{-1} \times \left[\sum_{i=1}^T \tilde{z}_{i-1} (y_i - \hat{y}_i) \right] \quad (9)$$

检验步骤

考虑如下带有 q 个线性约束条件的假设检验

$$H_0: \mathbf{H}\beta = \lambda \text{ vs } H_1: \mathbf{H}\beta \neq \lambda$$

式中 \mathbf{H} 为已知的 $q \times d$ 矩阵; λ 为已知的 $q \times 1$ 向量.

为了得到基于 IVX 方法的 Wald 统计量, 令

$$Q_H = \mathbf{H} \left[\sum_{i=1}^T \tilde{z}_{i-1} (\mathbf{x}_{i-1} - \hat{\mathbf{x}}_{i-1})^T \right]^{-1} \times \mathbf{M} \left[\sum_{i=1}^T (\mathbf{x}_{i-1} - \hat{\mathbf{x}}_{i-1}) \tilde{z}_{i-1}^T \right]^{-1} \mathbf{H}^T \quad (10)$$

$$\mathbf{M} = \sum_{i=1}^T \tilde{z}_{i-1} \tilde{z}_{i-1}^T \tilde{u}_i^2 - T \bar{z}_{T-1} \bar{z}_{T-1}^T \times (\check{\sigma}_u^2 - \check{\Omega}_{ue} \check{\Omega}_{ee}^{-1} \check{\Omega}_{ue}^T) \quad (11)$$

式中 $\bar{z}_{T-1} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \tilde{z}_{i-1}$; \tilde{u}_i 为式 (6) 下 y_i 对 \mathbf{D}_{i-1} 和

\mathbf{x}_{i-1} OLS 回归的残差. $\check{\sigma}_u^2$, $\check{\Omega}_{ue}$ 和 $\check{\Omega}_{ee}$ 的定义^⑤. 那么基于 IVX 的 Wald 统计量可以写成

$$W_\beta = (\mathbf{H}\hat{\beta} - \lambda)^T Q_H^{-1} (\mathbf{H}\hat{\beta} - \lambda)$$

显然 $\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \tilde{z}_{i-1} \tilde{z}_{i-1}^T \tilde{u}_i^2$ 是 $E(\tilde{z}_{i-1} \tilde{z}_{i-1}^T u_i^2)$ 的 White 型

异方差一致估计量. 当残差 u_i 同方差时, 可以使用

$\frac{\check{\sigma}_u^2}{T} \sum_{i=1}^T \tilde{z}_{i-1} \tilde{z}_{i-1}^T$ 作为 $\sigma_u^2 E(\tilde{z}_{i-1} \tilde{z}_{i-1}^T)$ 的一致估计量.

参考 Kostakis 等^[7] 的做法, 使用修正项 $T \bar{z}_{T-1} \bar{z}_{T-1}^T (\check{\sigma}_u^2 - \check{\Omega}_{ue} \check{\Omega}_{ee}^{-1} \check{\Omega}_{ue}^T)$ 来去除有限样本下来自 u_i 和 e_i 相关性所产生的内生性影响.

定理 1^⑥ 假定 q 是假设检验 H_0 中线性约束条件个数, 并假定预测变量 x_{i-1} 属于过程 1) ~ 过程 4) 中的一种. 在满足正则条件下^⑦ 随着样本量 $T \rightarrow \infty$, 基于 IVX 的 Wald 统计量 W_β 会收敛到自由度为 q 的卡方分布, 即

$$W_\beta \Rightarrow \chi^2(q)$$

定理 1 表明, 不管预测变量 x_{i-1} 属于平稳过程、适度偏离单位根过程、近单位根过程还是单位根过程, 均成立. 在大样本下, 哑变量系数的估计不影响假设检验 H_0 下 Wald 统计量 W_β 的渐进分布.

2 有限样本仿真

对 IVX_BC 检验的检验水平和检验功效进行有限样本仿真研究. 同时, 把检验结果与 IVX 检验、 t -BC 检验、 t 检验、Boot-BC 法和 Boot 法^[10, 16] 等 5 种方法进行比较研究. 以下所有结果为显著性水平 5% 下的双侧检验.

假设数据生成过程如下

$$y_t = \gamma_0 + \gamma_B B_{t-1} + \gamma_C C_{t-1} + \beta^T \mathbf{x}_{t-1} + u_t, \quad (12)$$

$$t = 1, \dots, T$$

$$B_{t-1} = \begin{cases} 1, & 13 \leq \text{MOD}(t, 120) \leq 24 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$C_{t-1} = \begin{cases} 1, & 25 \leq \text{MOD}(t, 120) \leq 36 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

式中 B_{t-1} 和 C_{t-1} 分别是泡沫与崩盘时期的哑变量, MOD 是求余函数, 即两个数值表达式作除法运算后的余数. 通过以上哑变量设置, 每 120 个月有 12 个月的泡沫期和 12 个月的崩盘期, 这与我国上证指数近 240 个月来有两个泡沫和崩盘期, 并且每个时期持续时间近 12 个月一致. 同时, 根据上证指数月度对数收益率在正常、泡沫和崩盘时期的样本均值 (见实证表 4), 设置 $\gamma_0 = 0.001$, $\gamma_B = 0.085$, $\gamma_C = -0.101$.

为刻画股票收益的厚尾现象和波动的集聚效应, 假设残差 u_t 服从以下 GARCH(1, 1) 过程

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \sigma_t^2 = 0.0001 + 0.03 u_{t-1}^2 + 0.92 \sigma_{t-1}^2 \quad (13)$$

式中冲击 ε_t 服从自由度为 5 的学生 t 分布.

为刻画预测变量的不同持续性特征, 假设 x_t 服从 AR(1) 过程, 即

$$x_t = \mathbf{II} x_{t-1} + e_t \quad (14)$$

在单变量可预测模型中, $\mathbf{II} = 0.2, 0.9, 0.98$,

④ 如需(7) 推导过程, 可联系作者邮箱获取.

⑤ 如需 $\check{\sigma}_u^2$, $\check{\Omega}_{ue}$ 和 $\check{\Omega}_{ee}$ 的定义, 可联系作者邮箱获取.

⑥ 如需定理 1 的推导过程, 可联系作者邮箱获取.

⑦ 如需正则条件推导过程, 可联系作者邮箱获取.

1. 0 分别对应平稳过程、适度偏离单位根过程、近单位根过程和单位根过程。 $e_t = 9\rho u_t + 0.7 v_t$, v_t 是个标准正态分布。 ρ 用来刻画 u_t 和 e_t 的相关性, 即模型的内生性。 在多变量可预测模型中, $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, x_{3t}, x_{4t})^T$, $\mathbf{\Pi} = \text{diag}(0.2, 0.9, 0.98, 1.0)$ 是个对角矩阵。 $e_t = (e_{1t}, e_{2t}, e_{3t}, e_{4t})^T$, $e_{jt} = 9\rho u_t + 0.7 v_{jt}$, $j = 1, 2, 3, 4$, v_{jt} 是标准正态分布。 考虑 3 种不同样本数 $T = 120, 240, 480$, 它们分别对应 10 年、20 年和 40 年的月份数。 由于实证中 $\rho > 0$ 和 $\rho < 0$ 的情况都有出现(见表 6) , 在表 1 和表 2 中展示 $\rho = -0.9, 0, 0.9$ 的检验水平结果。 由于运行时间的限制, 表中 Boot 方法本文重复 1 000 次, 其它方法重复 10 000 次。

表 1 为存在泡沫与崩盘的单变量可预测性检验水平表。 在存在内生性 ($\rho = -0.9, 0.9$) 条件下, IVX_BC 检验能得到正确的检验水平, 即接近名义水平 0.05; IVX 检验在预测变量为适度偏离单位根过程和近单位根过程时都存在过度拒绝的水平扭曲现象, 即远远高于名义水平 0.05 , 而且在预测变量为单位根过程和有限样本下同样存在一定程度的水平扭曲现象。 同时, 还对不考虑泡沫与崩盘情形的普通最小二乘法 (OLS) 下 t 检验和 t_{BC} 检验的检验水平进行仿真研究。 研究发现, 不管是 t_{BC} 检验还是 t 检验的结果, 当预测变量

为适度偏离单位根过程、近单位根过程和单位根过程时, 其检验水平都存在过度拒绝的水平扭曲现象。 最后, 还对文献中 Boot 法进行仿真^⑧。 表中结果表明, Boot 法同样存在严重的水平扭曲, Boot_BC 法能减少水平扭曲, 但与 IVX_BC 相比, 在存在内生性时仍然存在一定程度的水平扭曲。

在不存在内生性 ($\rho = 0$) 条件下, IVX_BC 检验同样能得到正确的检验水平。 同样地, t, t_{BC} 和 Boot_BC 都能得到正确的检验水平, 而 IVX 检验和 Boot 法在预测变量高持续性下都存在过度拒绝的水平扭曲现象。

还对带有泡沫与崩盘的多变量可预测模型进行研究, 其检验水平表见表 2。 发现表 2 的结果与表 1 类似, 不管是否存在内生性, IVX_BC 检验都得到正确的检验水平。 IVX、 t, t_{BC} 和 Boot 法在内生性条件下都存在过度拒绝的水平扭曲现象。 考虑了泡沫与崩盘情形时, Boot_BC 法都能减少水平扭曲。 当不存在内生性 ($\rho = 0$) 时, IVX_BC 检验、 t_{BC} 检验和 Boot_BC 检验都能得到正确的检验水平; 但在存在内生性 ($\rho = -0.9, 0, 0.9$) 和预测变量高持续性下 t_{BC} 检验和 Boot_BC 检验仍然存在一定程度的水平扭曲。 最后, 与单变量可预测模型结果(见表 1) 相比, 多变量可预测模型结果(见表 2) 波动更大。

表 1 存在泡沫与崩盘的单变量可预测性检验

Table 1 Empirical for univariate predictive regression when both bubble and crash exist

变量	$\rho = -0.9$						$\rho = 0$					
	IVX_BC	IVX	t_{BC}	t	Boot_BC	Boot	IVX_BC	IVX	t_{BC}	t	Boot_BC	Boot
面板 A: $T = 120$												
$W_{stationary}$	0.050	0.068	0.065	0.055	0.067	0.072	0.055	0.065	0.047	0.047	0.055	0.068
W_{MDUR}	0.062	0.186	0.100	0.070	0.070	0.201	0.042	0.192	0.050	0.050	0.054	0.192
W_{NUR}	0.057	0.148	0.144	0.098	0.062	0.182	0.035	0.158	0.048	0.053	0.055	0.161
W_{UR}	0.058	0.140	0.178	0.144	0.061	0.148	0.035	0.139	0.054	0.053	0.059	0.132
面板 B: $T = 240$												
$W_{stationary}$	0.052	0.070	0.063	0.065	0.061	0.078	0.052	0.064	0.052	0.049	0.050	0.062
W_{MDUR}	0.065	0.175	0.074	0.061	0.060	0.169	0.044	0.169	0.050	0.053	0.057	0.166
W_{NUR}	0.063	0.122	0.098	0.084	0.078	0.147	0.047	0.116	0.053	0.048	0.050	0.114
W_{UR}	0.054	0.085	0.160	0.155	0.065	0.093	0.047	0.087	0.052	0.054	0.054	0.085
面板 C: $T = 480$												
$W_{stationary}$	0.056	0.067	0.066	0.061	0.059	0.074	0.053	0.057	0.052	0.050	0.053	0.064
W_{MDUR}	0.066	0.161	0.075	0.066	0.060	0.151	0.048	0.160	0.050	0.052	0.054	0.158
W_{NUR}	0.061	0.099	0.083	0.079	0.076	0.111	0.048	0.087	0.050	0.051	0.052	0.082
W_{UR}	0.054	0.060	0.157	0.150	0.060	0.064	0.051	0.055	0.056	0.052	0.056	0.057

⑧ 有关 Boot 法的具体步骤, 可联系作者邮箱获取。

表 2 带有泡沫与崩盘的多变量可预测性检验

Table 2 Empirical for multivariate predictive regression when both bubble and crash exist

变量	$\rho = -0.9$						$\rho = 0$					
	IVX_BC	IVX	t_BC	t	Boot_BC	Boot	IVX_BC	IVX	t_BC	t	Boot_BC	Boot
面板 A: $T = 120$												
<i>W_stationary</i>	0.048	0.059	0.059	0.070	0.054	0.077	0.062	0.069	0.050	0.059	0.056	0.070
<i>W_MDUR</i>	0.072	0.208	0.104	0.219	0.063	0.169	0.051	0.206	0.050	0.192	0.061	0.180
<i>W_NUR</i>	0.071	0.185	0.142	0.223	0.075	0.189	0.051	0.189	0.053	0.175	0.054	0.189
<i>W_UR</i>	0.055	0.149	0.188	0.241	0.070	0.146	0.055	0.177	0.054	0.165	0.054	0.153
面板 B: $T = 240$												
<i>W_stationary</i>	0.044	0.058	0.061	0.074	0.060	0.070	0.055	0.067	0.047	0.064	0.050	0.061
<i>W_MDUR</i>	0.060	0.183	0.086	0.193	0.058	0.157	0.048	0.180	0.054	0.176	0.048	0.173
<i>W_NUR</i>	0.070	0.148	0.127	0.178	0.070	0.166	0.056	0.145	0.052	0.129	0.051	0.160
<i>W_UR</i>	0.055	0.101	0.199	0.194	0.067	0.102	0.067	0.130	0.054	0.108	0.052	0.103
面板 C: $T = 480$												
<i>W_stationary</i>	0.043	0.061	0.067	0.075	0.056	0.067	0.057	0.065	0.050	0.059	0.052	0.075
<i>W_MDUR</i>	0.055	0.162	0.075	0.174	0.064	0.157	0.049	0.170	0.050	0.163	0.049	0.162
<i>W_NUR</i>	0.066	0.117	0.100	0.125	0.064	0.147	0.055	0.112	0.050	0.103	0.055	0.140
<i>W_UR</i>	0.051	0.070	0.181	0.156	0.063	0.076	0.064	0.079	0.056	0.069	0.057	0.066

为了验证本模型检验的稳健性,对泡沫和崩盘时间错误设定的 3 种情形进行仿真研究,包括泡沫和崩盘时间设定比真实时间增加 20% (IVX-BC1),泡沫和崩盘时间设定比真实时间减少 20% (IVXBC2) 和真实数据的产生是无泡沫和崩盘过程 (IVXBC3)。表 3 为这 3 种情形下 IVX_BC 检验

的稳健性检验水平表。从表中可以看到不管是否存在内生性,即不管 ρ 是否为 0,这 3 种情形的检验水平都不存在水平扭曲,即值都接近 0.05。以上 3 种情形的仿真结果表明,本研究提出的可预测模型检验结果对泡沫和崩盘时间错误设定稳健。

表 3 泡沫与崩盘时间错误设定下 IVX_BC 稳健性检验

Table 3 Empirical size for IVX_BC test when the periods of both bubble and crash are misspecified

变量	$\rho = -0.9$			$\rho = 0$		
	IVXBC1	IVXBC2	IVXBC3	IVXBC1	IVXBC2	IVXBC3
面板 A: $T = 120$						
<i>W_stationary</i>	0.051	0.052	0.052	0.050	0.052	0.052
<i>W_MDUR</i>	0.063	0.066	0.062	0.038	0.041	0.044
<i>W_NUR</i>	0.064	0.059	0.059	0.035	0.035	0.035
<i>W_UR</i>	0.055	0.054	0.056	0.033	0.036	0.034
面板 B: $T = 240$						
<i>W_stationary</i>	0.053	0.056	0.055	0.048	0.051	0.050
<i>W_MDUR</i>	0.056	0.060	0.059	0.045	0.045	0.046
<i>W_NUR</i>	0.060	0.064	0.060	0.047	0.048	0.039
<i>W_UR</i>	0.052	0.053	0.050	0.044	0.044	0.044
面板 C: $T = 480$						
<i>W_stationary</i>	0.059	0.059	0.058	0.050	0.050	0.051
<i>W_MDUR</i>	0.061	0.063	0.067	0.050	0.046	0.053
<i>W_NUR</i>	0.062	0.063	0.062	0.045	0.049	0.050
<i>W_UR</i>	0.054	0.050	0.053	0.048	0.043	0.048

为研究带有泡沫与崩盘的可预测模型功效, 设定样本数 $T = 240$, $\rho = -0.9$. 并考虑以下备择假定, 即当预测变量为 1) 平稳过程, $\Pi = 0.2$, $\beta = \frac{0.03(j-1)}{\sqrt{T}}$; 2) 适度偏离单位根过程, $\Pi = 0.9$, $\beta = \frac{0.02(j-1)}{\sqrt{T}}$; 3) 近单位根过程, $\Pi = 0.98$, $\beta = \frac{0.2(j-1)}{T}$; 4) 单位根过程, $\Pi = 1$, $\beta = \frac{0.1(j-1)}{T}$, $j = 1, \dots, 25$. 特别地, $j = 1$ 对应检验水平. 考察了单预测变量下四种方法的检验功效, 包括 IVX_BC、 t _BC、Boot_BC 法和 IVX 检验.

图 1 为这 4 种方法分别在 $\Pi = 0.2, 0.9, 0.98, 1.0$ 的检验功效比较图. 从图中可以看到,

与平稳过程 $\Pi = 0.2$ 相比, 近单位根过程 ($\Pi = 0.98$) 和单位过程 ($\Pi = 1.0$) 检验有更强的功效, 这是由于强持续性预测变量估计系数的收敛速度比平稳变量更快. 当预测变量为平稳过程 ($\Pi = 0.2$) 时, IVX_BC 检验功效比 IVX 强. 与 t _BC 检验的检验功效相比, IVX_BC 检验功效会略有损失, 但损失不大. 这是由于在预测变量平稳条件下, OLS 估计量是最有效的. 当预测变量为适度偏离单位根过程 ($\Pi = 0.9$) 时, IVX 检验在 $\beta = 0$ 时会有水平扭曲, 偏离 0 时, 检验功效会比 IVX_BC 弱. 当预测变量为强持续性过程 ($\Pi = 0.98, 1.0$) IVX 检验 t 检验和 Boot 法在 $\beta = 0$ 时都有水平扭曲, 并且偏离 0 时, IVX 检验功效会比 IVX_BC 弱.

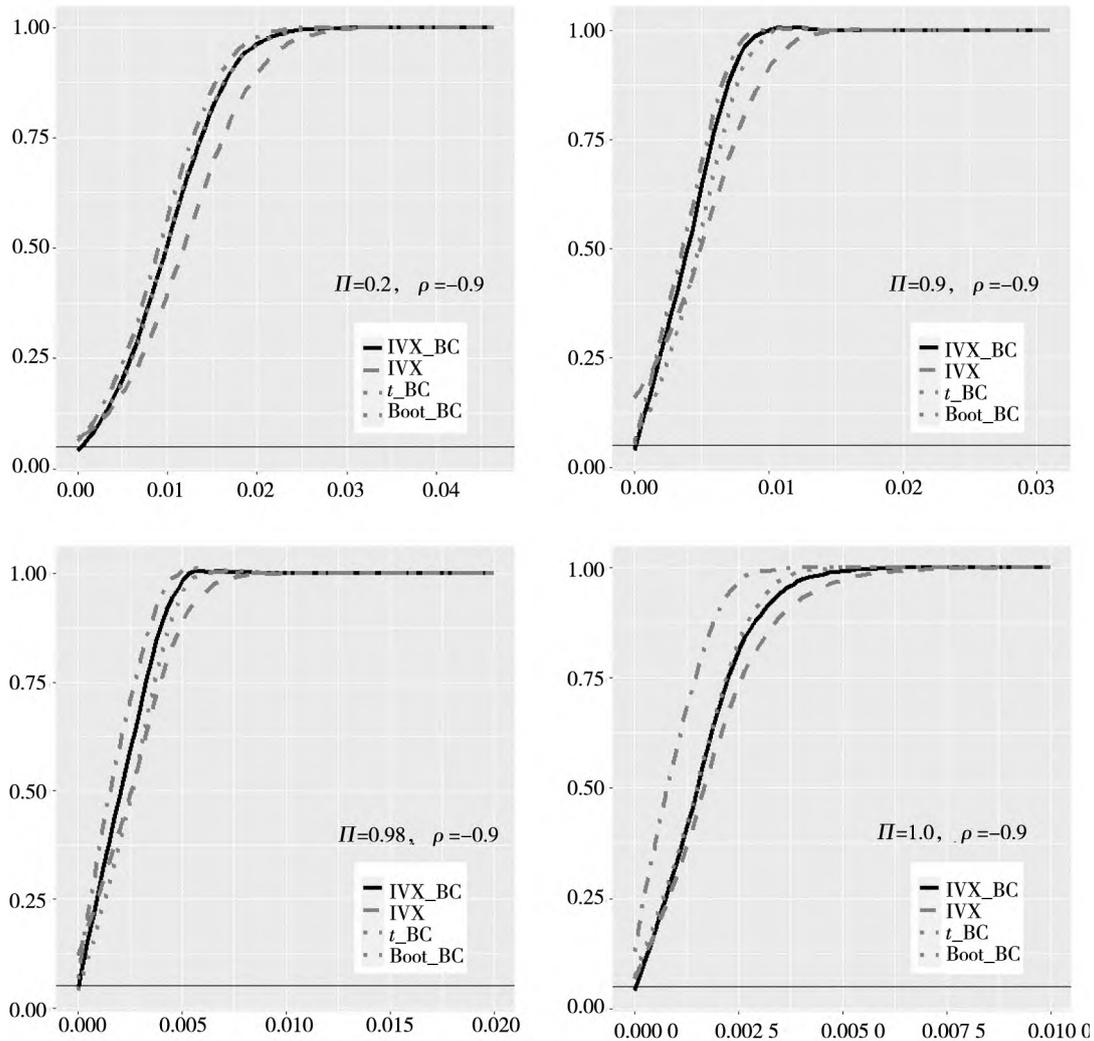


图 1 预测变量下 4 种方法的检验功效比较
Fig. 1 Power plots for four testing methods with single regressor

从以上仿真可以看到,由于考虑了泡沫与崩盘的情形,不管是在单变量可预测模型还是在多变量可预测模型,也不管是否存在内生性,本研究提出的 IVX_BC 检验都能给出正确的检验水平。而 IVX 检验、t 检验和 Boot 法由于没有考虑泡沫与崩盘的情形,在预测变量高持续性下都存在过度拒绝的水平扭曲现象。 t_{BC} 检验和 $Boot_{BC}$ 检验尽管在一定程度上减少了检验偏差,但在预测变量高持续性下仍然存在一定程度的水平扭曲。同时,IVX_BC 检验对泡沫与崩盘时间错误设定的 3 情形稳健,包括泡沫与崩盘时间设定比真实时间增加 20%、泡沫与崩盘时间设定比真实时间减少 20% 和真实数据产生过程无泡沫与崩盘过程。最后,本研究提出的 IVX_BC 检验功效比 IVX 检验强,与 t_{BC} 检验相比,检验功效损失不大。

3 实证检验

本研究选取的被预测变量为上证指数的月度对数超额收益率,其计算公式为 $y_t = \ln(1 + R_t) - \ln(1 + r_f)$,其中 $\ln(\cdot)$ 为自然对数变换, R_t 是上海证券交易所发布的上证指数简单收益率, r_f 是市场无风险利率,他们均来源于国泰安(CSMAR)数据库。数据区间为 1999 年 1 月—2019 年 1 月,选择多 1 个月数据是因为做可预测回归时,滞后 1 期自变量的存在导致实际使用的数据会少 1 个月。由于绝大部分文献^[7]都使用月度数据,仅有少部分文献在研究长期预测时用到季度或者年度数据。因此,本研究使用月度样本数据对上证指数进行可预测性检验。

在预测变量的选择上,参考国内外可预测检验相关文献^[35],选择涵盖股票市场、宏观经济和债券市场等 17 个变量。

股票市场预测变量包括股利支付率(D/E)、股利价格比(D/P)、股息率(D/Y)、盈余价格比(E/P)、账面市值比(B/M)、股票方差($svar$)、净权益增加($ntis$)和换手率(TO)等。具体来说, D/E 等于总股利的自然对数减去总盈利的自然对数,其中总股利是过去 12 个月(包括当月)的上证所有 A 股股利移动加总。本研究设定当年 4 月至下一年 3 月的总盈利来自上一年度年报。 D/P 等于总股利的自然对数减去总市值的自然对数。 D/Y

等于总股利的自然对数减去滞后 1 期市值的自然对数。 E/P 等于总盈利的自然对数减去总市值的自然对数。 B/M 等于总账面价值除以总市值,其中总账面价值是上海证券交易所所有 A 股上市公司资产合计的总和。由于每年 4 月底前公布上一年度年报,10 月底前公布当年中报,设定当年 4 月至 9 月的资产合计来自上一年度年报,当年 10 月至下一年 3 月的资产合计来自当年中报。 $svar$ 是当月上证指数日收益率的平方和。 $ntis$ 等于过去 12 个月上证 A 股新股发行总量移动加总除以当月总市值,其中新股发行总量 = 当月总市值 - 前一个月总市值 $\times (1 + \text{当月上证指数收益率})$ 。 TO 等于月度总交易量除以月度总市值。在数据来源上,总盈利来自 Wind 数据库上市公司年报,资产合计来自 Wind 数据库上市公司年报和中报,其它数据均来自国泰安数据库。由于有部分预测变量在计算时需要用到过去 1 个月,甚至过去 12 个月的数据,因此收集的原始数据都从 1998 年 1 月开始。

宏观经济指标包括消费者价格指数(CPI)和生产者价格指数(PPI)。由于 CPI 和 PPI 一般在下一个月公布,本研究使用前一个月同比值作为当月数据,数据均来自 Wind 数据库。

债券市场预测变量包括长期到期收益率(lty)、期限利差(tms)、违约收益利差(dfy)、短期国债利差(sts)、长期国债利差(lts)和国债收益率(tbl)等。具体来说, lty 为 10 年中债地方政府债到期收益率(AAA)。 tms 等于 10 年中债地方政府债到期收益率(AAA)减去 3 个月中债国债到期收益率。 dfy 等于 10 年中证公司债到期收益率(A)减去 10 年中证公司债到期收益率(AAA)。 sts 等于 3 个月中债国债到期收益率减去 1 个月中债国债到期收益率。 lts 等于 10 年中债国债到期收益率减去 1 年中债国债到期收益率。 tbl 是 3 个月中债国债到期收益率。由于数据的限制, lty 和 tms 从 2010 年 10 月开始, dfy 从 2014 年 12 月开始, lts 和 tbl 从 2002 年 1 月开始。以上原始数据均为 Wind 数据库日度数据,本研究对它们进行了月内平均处理。

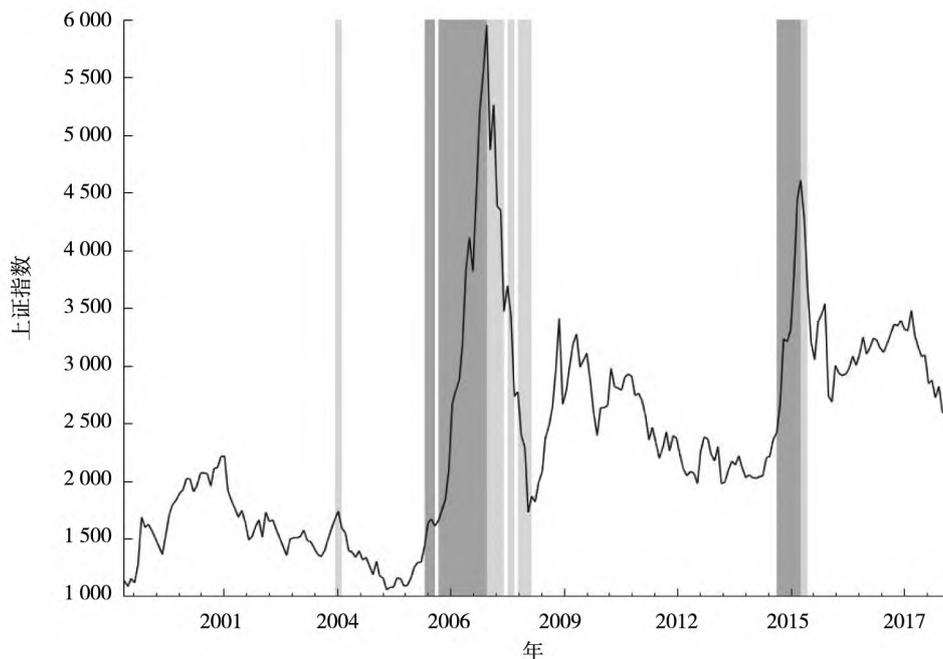
假定上证指数月度对数收益率全样本由泡沫时期、崩盘时期和正常时期 3 个样本组成。借鉴 Phillips 等^[17]提出的广义 sup ADF(GSADF)方法来确定泡沫时期和崩盘时期的起点和终点。GSADF 统计量定义如下

$$GSADF(r_0) = \sup_{r_1 \in [0, r_2 - r_0]}^{r_2 \in [r_0, T]} \{ADF_{r_1}^{r_2}\}$$

式中 $ADF_{r_1}^{r_2}$ 为在数据区间 $[r_1, r_2]$ 上的单位根统计检验量. 根据 Phillips 等^[17] 的建议, 设置 $r_0 = 0.01 + 1.8/\sqrt{T}$. 为了减少水平扭曲, 设置 ADF 检验中的滞后阶数为 0^⑥. 同时, 为了得到泡沫与崩盘的开始时间和结束时间, 使用 Boot 方法来决定 GSADF 统计量的临界值. 最后, 由于数据窗宽较小, 在月度数据下使用 GSADF 方法有较大的滞后性, 以下步骤使用上证指数日度数据来确定泡沫的起点和终点, 具体如下:

- 1) 对上证指数日度数据进行 GSADF 正向检验, 得到多个泡沫时期的起点和终点;
- 2) 对上证指数日度数据进行 GSADF 反向检验, 得到多个崩盘时期的起点和终点;
- 3) 假定泡沫时期和崩盘时期为 2 个月以上 (包括 2 个月), 并且每个月至少有 5 个交易日属于以上两个步骤的泡沫或者崩盘时期;
- 4) 如果泡沫时期和崩盘时期月份有重合, 指数顶点左侧设置为泡沫时期, 右侧设置为崩盘时期.

以上基于 GSADF 检验得到泡沫和崩盘时期的起点和终点可以借助 R 统计软件中的 `psymonitor` 程序包来完成. 根据以上 4 个步骤, 识别出泡沫时期包括 2006 年 5 月—2006 年 7 月、2006 年 9 月—2007 年 10 月和 2014 年 11 月—2015 年 5 月共计 24 个样本 (见图 2 深灰色区间). 崩盘时期包括 2004 年 3 月—2004 年 4 月、2007 年 11 月—2008 年 3 月、2008 年 5 月—2008 年 6 月、2008 年 8 月—2008 年 11 月、和 2015 年 6 月—2015 年 7 月共计 15 个样本 (见图 2 浅灰色区间). 正常时期是全样本中除去泡沫时期和崩盘时期这两个时间段, 共计 201 个样本. 全样本及其 3 个子时期样本的描述性统计见表 4. 从表中可以看到, 全样本和正常时期样本的均值都为接近 0 的正数, 但最大跌幅和最大涨幅按对数收益率计算分别高达 -28.2% 和 27.8%, 说明上证指数在极端月份波动很大. 特别是, 在泡沫时期月度平均对数收益率高达 8.5%, 而在崩盘时期月度平均对数收益低至 -10.1%. 在波动率上, 崩盘时期的波动率比正常时期高 78%, 甚至比泡沫时间高 50%.



注: 黑色线为上证指数走势, 深灰色和浅灰色区间分别为泡沫时期和崩盘时期.

图 2 基于 GSADF 识别的泡沫和崩盘时期

Fig.2 Bubble and crash periods identified by GSADF procedure

⑥ 具体可参考 Phillips 等^[17] 中表 2.

表 4 上证指数的月度对数收益率描述性统计

Table 4 Summary statistics for monthly log return of Shanghai securities composite index

月度对数收益率	最小值	最大值	均值	标准差	偏度	峰度	观测样本数
全样本	-0.282	0.278	0.003	0.078	-0.303	1.947	240
泡沫时期样本	-0.072	0.242	0.085	0.076	0.030	-0.701	24
崩盘时期样本	-0.282	0.079	-0.101	0.114	0.154	-1.339	15
正常时期样本	-0.257	0.278	0.001	0.064	-0.110	2.764	201

为了研究预测变量的持续性特征,首先用 AR(1) 模型 $x_t = \Pi_0 + \Pi x_{t-1} + e_t$ 估计出各预测变量的系数 $\hat{\Pi}$. 表 5 中第 2 列 $\hat{\Pi}$ 的值表明,除 *BM*、*TO*、*svar*、*tms* 和 *sts* 等 5 个预测变量外,其它 12 个预测变量的 AR(1) 系数都接近 1. 然后使用文献中常用的 4 种方法对预测变量进行单位根检验,包括扩展的 Dickey - Fuller (ADF) 检验^[22]、DF - GLS 检验^[23]、Phillips - Perron (PP) 检验^[24] 和 KPSS 检验^[25]. 其中 ADF、DF - GLS 和 PP 检验的原假设为 x_t 是单位根过程,而 KPSS 的原假设为 x_t 是平稳过程. 也就是说,比如前 3 个检验都拒绝

原假设而 KPSS 检验接受原假设,才能认为这 4 个检验结论一致. 在 ADF 和 DF - GLS 统计检验中,用 BIC 准则来选择最优的滞后项.

表 5 的单位根检验表明,仅有 *EP*、*svar* 和 *sts* 这 3 个预测变量 4 种检验方法一致认为有单位根或者无单位根,其它预测变量 4 种检验方法都无法给出一致的结论. 总之,由于预测变量高持续性,即 $\hat{\Pi}$ 的值接近 1,以及大多数预测变量是否为单位根过程的不确定性,即 4 种检验无法得到一致的结论,这需要借助于 IVX 方法对预测变量进行稳健性检验.

表 5 预测变量单位根检验

Table 5 Unit root tests for predictive regressors

变量	$\hat{\Pi}$	ADF	DF - GLS	PP	KPSS	样本数
<i>DE</i>	0.963	-0.952	-2.134	-3.422*	3.015***	241
<i>DP</i>	0.984	-1.248	-3.020**	-2.551	3.120***	241
<i>DY</i>	0.984	-1.178	-3.113**	-2.551	3.147***	241
<i>EP</i>	0.961	-1.062	-1.904	-2.400	1.253***	241
<i>BM</i>	0.888	0.170	-2.161	-5.421***	2.410***	241
<i>ntis</i>	0.927	-2.396**	-3.377***	-3.375*	0.505**	241
<i>TO</i>	0.811	-1.607	-3.368**	-5.177***	1.192***	241
<i>svar</i>	0.599	-2.019**	-3.102**	-7.596***	0.219	241
<i>CPI</i>	0.956	-1.554	-3.670***	-2.732	0.835***	241
<i>PPI</i>	0.971	-3.921***	-2.631*	-3.031	0.242	241
<i>lty</i>	0.948	-0.649	-2.630	-2.350	0.144	102
<i>tms</i>	0.763	-0.507	-1.727	-3.932**	0.108	102
<i>dfy</i>	0.984	-0.023	-1.986	-0.870	0.239	50
<i>sts</i>	0.690	-2.975***	-3.261**	-5.874***	0.263	205
<i>lts</i>	0.932	-1.727*	-3.002**	-3.694**	1.755***	205
<i>tbl</i>	0.944	-0.689	-3.872***	-3.060	0.907***	205

注: *、**、*** 分别代表在 10%、5% 和 1% 水平下显著.

为验证可预测模型中泡沫与崩盘的存在,用上证指数对带有泡沫与崩盘的单预测变量进行 OLS 回归. 表 6 为全样本(1999 年 1 月—2019 年 1 月)和部分样本(2009 年 1 月—2019 年 1 月)下对泡沫和崩盘哑变量的 t 检验结果. 全样本 240 个

月包含 2007 年—2008 年和 2014 年—2015 年 2 个泡沫与崩盘过程,部分样本 120 个月只包含 2014 年—2015 年 1 个泡沫与崩盘过程. 由于数据的限制,变量 *sts*、*lts* 和 *tbl* 在全样本中的数据从 2002 年 1 月—2019 年 1 月,变量 *lty* 和 *tms* 在部

分样本中的数据从2010年8月—2019年1月,变量 dfy 在部分样本中的数据从2014年12月—2019年1月.

从表中可以看到,绝大多数模型中泡沫与崩盘的系数 γ_B 和 γ_C 在5%水平下显著,这表明在可预测模型中泡沫与崩盘现象确实存在.同时,还给出了可预测模型 OLS 下残差 \check{u}_i 和预测变量在 AR(1) 模型下残差 \check{e}_i 的相关系数及其显著性.在

全样本和部分样本中,当预测变量为 DP 、 EP 、 BM 、 $ntis$ 和 $svar$ 时,两残差间存在显著的负相关,而当预测变量为 TO 和 lts 时,两残差间存在显著的正相关.还对残差的平方 \check{u}_i^2 进行了 Ljung-Box 检验^[26].在全样本中,当预测变量为 BM 、 sts 、 lts 和 tbl 时,预测模型中残差 \check{u}_i 确实存在条件异方差,并且在5%水平下显著,这表明式(4)的设定是合理的.

表6 带有泡沫与崩盘的单预测变量 OLS 回归结果

Table 6 OLS regression results for univariate predictive regression when both bubble and crash exist

变量	全样本: 1999-01—2019-01				部分样本: 2009-01—2019-01			
	γ_B	γ_C	Cor(\check{u}_i, \check{e}_i)	Ljung	γ_B	γ_C	Cor(\check{u}_i, \check{e}_i)	Ljung
DE	0.081***	-0.104***	-0.045	14.914	0.090***	-0.119**	0.121	6.799
DP	0.083***	-0.104***	-0.571***	14.243	0.092***	-0.105**	-0.603***	8.117
DY	0.083***	-0.104***	0.021	14.342	0.089***	-0.105**	0.074	7.192
EP	0.083***	-0.102***	-0.520***	13.919	0.095***	-0.101**	-0.794***	9.530
BM	0.088***	-0.105***	-0.745***	22.981**	0.094***	-0.107**	-0.792***	9.162
$ntis$	0.083***	-0.105***	-0.355***	13.850	0.089***	-0.114**	-0.164*	7.292
TO	0.092***	-0.100***	0.351***	16.283	0.128***	-0.042	0.301***	11.052
$svar$	0.084***	-0.100***	-0.136**	14.090	0.097***	-0.091*	-0.354***	8.089
CPI	0.086***	-0.084***	-0.005	15.790	0.087***	-0.120	-0.039	6.398
PPI	0.083***	-0.097***	-0.018	12.725	0.087***	-0.122	-0.028	6.050
lty	—	—	—	—	0.096***	-0.111**	0.126	4.868
tms	—	—	—	—	0.086***	-0.097**	0.119	4.201
dfy	—	—	—	—	0.074**	-0.106**	0.119	7.663
sts	0.084***	-0.100***	0.020	23.325**	0.091***	-0.115**	0.052	7.779
lts	0.084***	-0.102***	0.151**	23.394**	0.097***	-0.118**	0.166*	7.547
tbl	0.084***	-0.097***	-0.142**	22.448**	0.098***	-0.117**	-0.125	7.129

注: *、**、*** 分别代表在 10%、5% 和 1% 水平下显著.

由于可预测变量的高持续性(见表5)、预测模型的内生性(见表6)、预测模型残差的异质性(见表6)以及上证指数存在泡沫与崩盘现象(见表6),这使得必须使用 IVX_BC 对上证指数的可预测性进行研究.为了方便比较,还同时展示 IVX 检验、t 检验、Boot 法以及把泡沫与崩盘作为哑变量放入模型的 t_BC 检验和 Boot_BC 法.Boot 得到的统计量和 t 值相同,但由于构建的置信区间不一样,会导致 Boot 法得到的显著性和 t 检验不一致.

表7为以上6种方法在单变量可预测回归模型中的检验结果.从表中可以看到,在全样本中,IVX 检验、t 检验和 Boot 法都认为 $ntis$ 、 PPI 、 sts 和 tbl 在 1% 或 5% 水平下显著,而 IVX_BC、 t_BC 检验和 Boot_BC 法都认为不显著.对于预测变量

EP 、 IVX 检验和 t 检验都认为 $ntis$ 在 5% 水平下能显著预测上证指数,而其它方法不管在哪个显著水平下都认为 EP 不能用来预测上证指数.对于预测变量 CPI 、 IVX 检验、t 检验和 Boot 法都认为 CPI 在 1% 水平下能显著预测上证指数,而 t_BC 和 Boot_BC 法认为 CPI 在 5% 水平下能显著预测上证指数,IVX_BC 检验仅认为 CPI 在 10% 水平下显著.6 种方法都认为 DE 、 DP 、 DY 、 BM 、 TO 、 $svar$ 和 lts 这 7 个预测变量都不能用来预测上证指数.

在部分样本中,t 检验认为 DP 在 10% 水平下能显著预测上证指数,t 检验和 Boot 法认为 DY 在 10% 水平下能显著预测上证指数,而其它检验都认为 DP 和 DY 不显著. IVX_BC、 t_BC 和 Boot_BC 法认为 TO 分别在 5% 或 10% 水平下能显著预测上证指数,而不考虑泡沫与崩盘的其它 3 种检验

都认为其不显著. IVX 检验和 t 检验认为 $svar$ 在 10% 水平下能显著预测上证指数, 而其它 4 种检验均认为其不显著. 6 种检验均认为 CPI 在 5% 或 10% 水平下能显著预测上证指数. 对于预测变量 tms , IVX 检验, t 检验和 Boo 法都认为其在 1% 水平下能显著预测上证指数, 而 IVX_BC, t _BC 和 Boot_BC 法认为其不能显著预测上证指数. 6 种方法都认为 DE 、 EP 、 BM 、 $ntis$ 、 lty 、 dfy 、 sts 、 lts 和 tbl 这 9 个预测变量都不能用来预测上证指数.

也考虑把交叉相乘项 $B_{t-1}x_{t-1}$ 和 $C_{t-1}x_{t-1}$ 放入到单变量可预测模型中, 结果显示, 基于 IVX_BC 检验的交叉项系数都不显著. 这表明可预测变量在泡沫时期或崩盘时期的可预测能力与全样本时

期的结论无明显差异. 由于篇幅的限制, 不展示加入交叉相乘项的可预测模型检验结果.

综上, 不管是在全样本还是在部分样本中, IVX_BC 检验都认为 CPI 在 10% 水平下能显著负向预测上证指数. 在部分样本中, TO 也在 10% 水平下能显著负向预测上证指数. 姜富伟等^[10]认为 DY 、 CPI 和 TO 都能用来显著预测市场投资组合收益, 而 IVX_BC 检验仅认为 CPI 和部分样本中的 TO 能显著预测上证指数, DY 不能用来预测上证指数. 与 IVX_BC 检验相比, IVX 法、 t _BC 法、 t 法和 Boot 法会出现过度拒绝现象, 而 Boot_BC 仍然存在一定的过度拒绝现象. 以上实证结果与上一节中的仿真结果一致.

表 7 单变量可预测回归模型检测结果

Table 7 Testing results for univariate predictive regression

变量	$\hat{\beta}$	IVX_BC	IVX	t _BC	t	Boot_BC	Boot
面板 A 全样本: 1999-01-2019-01							
DE	-0.004 0	0.136	2.303	-0.443	-1.420	-0.443	-1.420
DP	0.001 5	0.031	0.128	-0.134	0.272	-0.134	0.272
DY	0.000 8	0.011	0.537	-0.229	0.480	-0.229	0.480
EP	0.007 0	0.289	2.848*	0.213	1.733*	0.213	1.733
BM	-0.002 0	1.339	0.100	-1.272	0.157	-1.272	0.157
$ntis$	-0.000 5	0.000	7.370***	0.150	-2.713***	0.150	-2.713***
TO	-0.077 8	1.477	0.187	-1.531	0.150	-1.531	0.150
$svar$	-0.002 7	0.075	2.147	-0.408	-1.642	-0.408	-1.642
CPI	-0.005 2	3.427*	13.344***	-2.273**	-3.748***	-2.273**	-3.748***
PPI	-0.001 2	1.012	4.423**	-1.399	-2.430**	-1.399	-2.430***
lty	—	—	—	—	—	—	—
tms	—	—	—	—	—	—	—
dfy	—	—	—	—	—	—	—
sts	-0.005 8	0.061	5.379**	-0.352	-2.487**	-0.352	-2.487***
lts	0.003 1	0.121	0.049	0.392	0.288	0.392	0.288
tbl	-0.008 4	1.501	4.704**	-1.268	-2.139**	-1.268	-2.139***
面板 B 部分样本: 2009-01-2019-01							
DE	0.009 0	0.027	0.259	0.724	0.953	0.724	0.953
DP	0.026 7	1.345	1.891	1.346	1.660*	1.346	1.660
DY	0.024 4	1.111	2.556	1.327	1.950*	1.327	1.950*
EP	0.034 2	1.342	1.378	1.159	1.359	1.159	1.359
BM	0.005 2	0.862	0.841	0.830	1.018	0.830	1.018
$ntis$	-0.121 8	0.494	1.705	-0.768	-1.453	-0.768	-1.453
TO	-0.174 2	2.755*	1.184	-2.446**	-1.364	-2.446*	-1.364
$svar$	-0.017 3	1.785	2.720*	-1.347	-1.666*	-1.347	-1.666
CPI	-0.006 3	2.706*	3.656*	-1.816*	-1.969*	-1.816*	-1.969**
PPI	-0.001 5	1.223	2.058	-1.240	-1.502	-1.24	-1.502*
lty	-0.004 7	0.122	0.382	-0.414	-0.508	-0.414	-0.508
tms	-0.021 1	1.267	8.450***	-1.276	-3.128***	-1.276	-3.128***
dfy	-0.017 1	1.435	2.055	-0.975	-1.320	-0.975	-1.320
sts	-0.011 0	0.192	0.847	-0.463	-0.954	-0.463	-0.954
lts	0.006 6	0.262	0.465	0.774	0.318	0.774	0.318
tbl	-0.003 6	0.145	0.208	-0.818	0.172	-0.818	0.172

注: *、**、*** 分别代表在 10%、5% 和 1% 水平下显著.

在多变量可预测回归模型检验中,考虑了以下6种变量组合(a) DY 和 tbl ^[16]; (b) DP 和 tbl ^[20]; (c) EP 、 BM 和 tms ^[27]; (d) DE 和 DP ^[28]; (e) DP 和 BM ^[29]; (f) DP 、 tms 、 dfy 和 tbl ^[30]. 受样本数据的限制,周开国等^[16]与 Ang 和 Bekaert^[20]的数据从2002年1月—2019年1月, Ferson 和 Schadt^[30]的数据从2014年12月—2019年1月,而 Campbell 和 Vuolteenaho^[27]的数据从2010年8月—2019年1月.

表8为以上6种组合在带有泡沫与崩盘的多

变量可预测回归模型检验结果. 从表中可以看到,6种组合在10%水平下都认为预测变量组合均联合不显著. 就组合中的单个变量而言, Kothari 和 Shanken^[29]组合中的 BM 在10%水平下能显著负向预测上证指数,而 Ferson 和 Schadt^[30]组合中的 tms 和 tbl 在5%水平下能显著负向预测上证指数. 在 DY 和 tbl 组合中,不管是单个变量还是组合变量,它们都不能用来预测上证指数,这与周开国等^[16]的结论一致.

表8 多变量可预测回归模型检验结果

Table 8 Predictive regressions with multiple regressors

Model	DE	DP	DY	EP	BM	tms	dfy	tbl	Joint Wald
周开国等 ^[16]	—	—	0.016	—	—	—	—	-0.011	1.976
Ang 和 Bekaert ^[20]	—	0.019	—	—	—	—	—	-0.011	2.253
Campbell 和 Vuolteenaho ^[27]	—	—	—	0.022	0.007	-0.018	—	—	5.519
Lamont	-0.011	0.006	—	—	—	—	—	—	0.501
Kothari 和 Shanken ^[29]	—	0.015	—	—	-0.004*	—	—	—	3.612
Ferson 和 Schadt ^[30]	—	0.218	—	—	—	-0.080**	-0.057	-0.054**	7.496

4 结束语

资产价格收益的可预测性一直是学术界长期关注并存在广泛争议的话题,准确理解资产价格收益的可预测性无疑对市场参与者、学术研究者 and 政策制定者都具有重大的学术价值与现实意义. 本研究对带有泡沫与崩盘的可预测模型进行可预测性检验. 在理论构建中,推导出带有泡沫与崩盘的 Wald 检验方法,该统计量在大样本下将遵循标准的卡方分布. 这一性质不仅对预测变量的不同持续性(包括平稳过程、适度偏离单位根过程、近单位根过程和单位根过程)以及可预测模型的内生性稳健,而且在被预测变量普遍存在泡沫与崩盘现象下依然稳健.

在有限样本仿真中,本研究提出的带有泡沫与崩盘情形的 IVX 检验(IVX_BC)能给出正确的

检验水平(size)和强大的检验功效(power). 而其它5种方法,包括不考虑泡沫与崩盘情形的 IVX 检验(IVX)、考虑泡沫与崩盘情形的 t 检验(t_{BC})、不考虑泡沫与崩盘情形的 t 检验(t)、考虑泡沫与崩盘情形的 bootstrap 法(Boot_BC)和考虑泡沫与崩盘情形的 bootstrap 法(Boot)都存在“过度拒绝”的水平扭曲现象.

在实证研究中,选择涵盖股票市场、宏观经济和债券市场等17个预测变量对股票市场收益率进行可预测性检验. 在单变量可预测模型中,不管是在全样本还是在部分样本中,IVX_BC 检验均发现通货膨胀率(CPI)在10%水平下能显著负向预测上证指数. 在部分样本中,换手率(TO)也能显著负向预测上证指数. 此外,在多变量可预测模型中,6种变量组合均联合不显著. 上述的研究结论对于优化资产投资组合、发展资产定价理论以及完善宏观审慎监管政策均具有重要的参考价值.

参考文献:

- [1] Campbell J Y, Yogo M. Efficient tests of stock return predictability[J]. Journal of Financial Economics, 2006, 81(1): 27-60.
- [2] Stambaugh R. Predictive regressions[J]. Journal of Financial Economics, 1999, 54(3): 375-421.
- [3] Cai Z, Wang Y. Testing predictive regression models with nonstationary regressors[J]. Journal of Econometrics, 2014, 178: 4-14.

- [4] Welch I, Goyal A. A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction [J]. *Review of Financial Studies*, 2008, 21(4): 1455 – 1508.
- [5] Phillips P C B, Lee J. Predictive regression under various degrees of persistence and robust long-horizon regression [J]. *Journal of Econometrics*, 2013, 177(2): 250 – 264.
- [6] Phillips P C B, Magdalinos T. *Econometric Inference in the Vicinity of Unity* [R]. CoFie No. 7, Singapore Management University, 2009.
- [7] Kostakis A, Magdalinos T, Stamatogiannis M P. Robust econometric inference for stock return predictability [J]. *Review of Financial Studies*, 2015, 28(5): 1506 – 1533.
- [8] Lee J. Predictive quantile regression with persistent covariates: IVX-QR approach [J]. *Journal of Econometrics*, 2016, 192(1): 105 – 118.
- [9] Yang B, Long W, Peng L, et al. Testing the predictability of U. S. housing price index returns based on an IVX-AR model [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2020, 532(115): 1598 – 1619.
- [10] 姜富伟, 涂俊, Rapach D E, 等. 中国股票市场可预测性的实证研究 [J]. *金融研究*, 2011, 33(9): 107 – 121.
Jiang Fuwei, Tu Jun, Rapach D E et al. An empirical study on the predictability of Chinese stock market [J]. *Journal of Financial Research*, 2011, 33(9): 107 – 121. (in Chinese)
- [11] 陈坚, 张轶凡. 中国股票市场的已实现偏度与收益率预测 [J]. *金融研究* 2018, 40(9): 107 – 125.
Chen Jian, Zhang Yifan. Realized skewness of Chinese stock market and the predictability of stock return [J]. *Journal of Financial Research*, 2018, 40(9): 107 – 125. (in Chinese)
- [12] 杨炳铎, 汤教泉. 中国债券收益率的可预测性检验 [J]. *系统工程理论与实践*, 2019, 39(4): 970 – 985.
Yang Bingduo, Tang Jiaoquan. Testing for Chinese bond return predictability [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2019, 39(4): 970 – 985. (in Chinese)
- [13] 蒋志强, 田婧雯, 周炜星. 中国股票市场收益率的可预测性研究 [J]. *管理科学学报*, 2019, 22(4): 92 – 109.
Jiang Zhiqiang, Tian Jingwen, Zhou Weixing. Return predictability in Chinese stock market [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(4): 92 – 109. (in Chinese)
- [14] Westerlund J, Narayan P. Testing for predictability in conditionally heteroskedastic stock returns [J]. *Journal of Financial Econometrics*, 2014, 13(2): 342 – 375.
- [15] 张春玲, 姜富伟, 唐国豪. 资本市场收益可预测性研究进展 [J]. *经济学动态*, 2019, (2): 133 – 148.
Zhang Chunling, Jiang Fuwei, Tang Guohao. The progress of research on return predictability in the capital market [J]. *Economic Perspectives*, 2019, (2): 133 – 148. (in Chinese)
- [16] 周开国, 杨海生, 伍颖华. 中国香港股票市场的溢出效应和收益引导角色——基于亚太地区股票市场的分析 [J]. *管理科学学报*, 2018, 21(5): 22 – 43.
Zhou Kaiguo, Yang Haisheng, Wu Yinghua. Spillover effects and the leading role of Hong Kong stock market: Analysis of Asian-Pacific stock markets [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(5): 22 – 43. (in Chinese)
- [17] Phillips P C B, Shi S, Yu J. Testing for multiple bubbles: Historical episodes of exuberance and collapse in the S&P 500 [J]. *International Economic Review*, 2015a, 56(4): 1043 – 1078.
- [18] Phillips P C B, Shi S, Yu J. Testing for multiple bubbles: Limit theory for real time detectors [J]. *International Economic Review*, 2015b, 56(4): 1079 – 1134.
- [19] Tsay R. *Analysis of Financial Time series, Third Edition* [M]. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2010.
- [20] Ang A, Bekaert G. Stock return predictability: Is it there [J]. *Review of Financial Studies*, 2007, 20(3): 651 – 707.
- [21] Rapach D E, Strauss J K, Zhou G. International stock return predictability: What is the role of the United States [J]. *The Journal of Finance*, 2013, 68(4): 1633 – 1662.
- [22] Said S, Dickey D. Testing for unit roots in autoregressive-moving average models of unknown order [J]. *Biometrika*, 1984, 71(3): 599 – 607.
- [23] Elliott G, Rothenberg T, Stock J. Efficient tests for an autoregressive unit root [J]. *Econometrica*, 1996, 64(4): 813 – 836.

- [24]Phillips P C B , Perron P. Testing for a unit root in time series regression [J]. *Biometrika* , 1988 , 75(2) : 335 – 346.
- [25]Kwiatkowski D , Phillips P C B , Schmidt P , et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root [J]. *Journal of Econometrics* , 1992 , 54(2) : 159 – 178.
- [26]Ljung G , Box G E P. On a measure of lack of fit in time series models [J]. *Biometrika* , 1978 , 65(2) : 67 – 72.
- [27]Campbell J Y , Vuolteenaho T. Bad beta , goodbeta [J]. *American Economic Review* , 2004 , 94(5) : 1249 – 1275.
- [28]Lamont O. Earnings and expected returns [J]. *Journal of Finance* , 1998 , 53(5) : 1563 – 1587.
- [29]Kothari S , Shanken J. Book-to-market , dividend yield , and expected market returns: A time-series analysis [J]. *Journal of Financial Economics* , 1997 , 44(2) : 169 – 203.
- [30]Ferson W E , Schadt R W. Measuring fund strategy and performance in changing economic conditions [J]. *Journal of Finance* , 1996 , 51(2) : 425 – 461.
- [31]Nelson C R , Kim M J. Predictable stock returns: The role of small sample bias [J]. *The Journal of Finance* , 1993 , 48(2) : 641 – 661.
- [32]Kendall M G. Note on bias in the estimation of autocorrelation [J]. *Biometrika* , 1954 , 41(3/4) : 403 – 404.
- [33]Nicholls D F , Pope A L. Bias in the estimation of multiple autoregressions [J]. *Australian Journal of Statistics* , 1988 , 30(1) : 296 – 309.
- [34]Amihud Y , Hurvich C M , Wang Y. Multiple-predictor regressions: Hypothesis tests [J]. *Review of Financial Studies* , 2009 , 22(1) : 413 – 434.
- [35]Ferson W , Harvey C. Conditioning variables and the cross section of stock returns [J]. *The Journal of Finance* , 1999 , 54(4) : 1325 – 1360.

Testing for stock return predictability under possible bubbles and crashes

*YANG Bing-duo*¹ , *YANG Zi-hui*^{2*} , *CHEN Hai-qiang*³

1. School of Finance , Guangdong University of Finance and Economics , Guangzhou 510320 , China;
2. SUSTech Business School , Southern University of Science and Technology , Shenzhen , 518055 , China;
3. Wang Yanan Institute for Studies in Economics (WISE) , Xiamen University , Xiamen 361005 , China

Abstract: The predictability of stock returns has been a long-lasting and controversial topic in economics and finance. It is critical for market participants , research scholars and policy makers to understand the predictability of stock returns. An IVX bubble and crash based Wald statistic (IVX-BC) is developed , which accounts for the potential bubbles and crashes in the predictive regression model. Simulation results show that the proposed test is robust to bubbles and crashes , and robust to endogeneity , regardless of the predictors being stationary , deviating from unit root , near unit root or unit root. Seventeen Macro and financial variables are used to predict the Shanghai Composite index in Chinese stock market and the results show that inflation rate and turnover rate can negatively predict the stock return.

Key words: stock return predictability; predictive model; test; bubble; crash