

中国债券收益率的可预测性检验

杨炳铎¹, 汤教泉²

(1. 中山大学 岭南学院, 广州 510275; 2. 江西财经大学 金融学院, 南昌 330013)

摘 要 基于工具变量 (instrumental variable, 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研究. IVX 检验方法无需考虑预测变量的持续性先验信息, 对任何属于单位根过程、近单位根过程、近平稳过程或平稳过程的预测变量都稳健. 进一步使用 AIC 和 BIC 方法对多元变量回归模型进行变量筛选, 仿真结果表明, 两种准则均能准确筛选出模型重要变量并排除冗余变量. 通过对国债和 AAA、AA- 级企业债三种不同信用等级债券收益率的长短期可预测性差异分析, 研究发现: 1) 1 年期储蓄存款利率、人民币实际有效汇率、沪深 300 指数、工业增加值同比以及大部分宏观经济变量组合在 10% 显著性水平上能显著预测债券收益率; 2) 宏观经济变量长期预测能力强于短期; 3) 基于 IVX 方法的 AIC 和 BIC 准则能够有效地筛选模型重要变量.

关键词 债券收益率; 可预测性检验; 持续性; 短期水平检验; 长期水平检验

Testing for Chinese bond return predictability

YANG Bingduo¹, TANG Jiaoquan²

(1. Lingnan (University) College, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China; 2. School of Finance, Jiangxi University of Finance and Economics, Jiangxi 330013, China)

Abstract In this study, we investigate whether bond return can be predicted by macroeconomic variables based on the instrumental variable (IVX) based Wald statistics. The IVX-based testing procedure does not have any prior on the degree of persistence of the predicting variables and robustifies inference regardless of the predicting variable being stationary, or have moderate deviation from a unit root, or instead they are near unit root or unit root process. Meanwhile, AIC and BIC are further introduced into the IVX method to select important variables. Monte Carlo simulations suggest that they can select the important variables and exclude redundant variable correctly. By analyzing the differences in the long-term and short-term predictability of the bond yields of three different credit ratings for government bonds, AAA and AA-grade corporate bonds, we find 1) The 1-year savings deposit rate, the real effective RMB exchange rate, the Shanghai and Shenzhen 300 index return, and most of the macroeconomic variables combinations can be used to predict the bond return; 2) Long-term predictability of macroeconomic variables is stronger than the short term; 3) Both AIC and BIC can effectively select important variables.

Keywords bond yield; predictability test; persistence; short-term horizontal test; long-term horizontal test

收稿日期: 2018-10-15

作者简介: 杨炳铎 (1981-), 男, 汉, 江西赣州人, 特聘副研究员, 博士, 研究方向: 金融计量, E-mail: bdyang2006@sina.com; 汤教泉 (1995-), 男, 汉, 江西吉安人, 硕士研究生, 研究方向: 金融计量.

基金项目: 国家社科基金重大项目 (17ZDA073); 国家自然科学基金面上项目 (71773042); 江西省自然科学基金 (20171BAA208002); 江西省教育厅科技项目 (GJJ170329)

Foundation item: The Major Program of the National Social Science Foundation of China (17ZDA073); National Natural Science Foundation of China (71773042); Natural Science Foundation of Jiangxi Province of China (20171BAA208002); The Science and Technology Project of Jiangxi Province Education Department (GJJ170329)

中文引用格式: 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.

英文引用格式: Yang B D, Tang J Q. Testing for Chinese bond return predictability[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2019, 39(4): 970-985.

1 引言

中国债券市场自1981年恢复国债发行以来取得了跨越式的发展,市场规模逐步扩大,债券品种和交易方式不断丰富,投资者结构持续优化,基础性建设不断完善,对外开放也呈现出加速态势。中国债券市场从名不见经传的小市场成长为全球第三大债券市场。截至2016年年底,我国债券市场存量规模位居全球第三,债券存量占GDP的比重达86%。毋庸置疑,在金融市场快速发展的今天,债券市场在金融体系中的重要作用日益凸显,债券作为一种稳健的投资选择获得越来越多投资者的青睐。

中国债券市场按发行主体分为以下三大类:第一大类为政府债,包括国债及地方债;第二大类为企业(公司)债;第三大类为金融债。在我国债券市场体系中,国债市场作为市场上信用等级最高的“金边债券”,具有非常特殊的位置,一直被各类投资者追捧。除此之外,国债市场还连接着资本市场和货币市场,为股票市场等其它金融市场提供流动性支持,为资本市场的参与者提供利率风险管理机制,并形成整个金融市场的基准价格。因此,对国债市场运行规律特别是对国债收益率的可预测性进行研究具有重要的现实意义。与国债相比,企业债是以企业信用为担保的固定收益债券,它可以帮助企业进行融资,使企业有足够的资金进行技术创新并不断发展壮大。虽然企业债目前在总量上远不及国债,但其未来发展潜力巨大,对企业债收益率进行可预测性研究可以为债券定价、风险规避和风险管理等提供重要的参考依据。

一般认为,债券收益率作为债券市场的晴雨表,是揭示资本市场运行状况的重要指标。在利率市场化的背景下,债券收益率的可预测性在很大程度上影响着债券组合管理、衍生品定价、利率风险管理甚至中央银行货币政策的制定与实施等(杨婉茜和成力为^[1])。近年来,学者们使用不同模型对债券收益率进行研究并尝试寻找影响债券收益率的重要变量。如王一鸣和李剑峰^[2]使用自回归分布滞后(ADL)模型,将各宏观经济指标的当期值以及滞后一期值逐步剔除,最后得出收益率曲线斜率对滞后一期消费者价格指数(CPI)具有正效应,收益率曲线曲度对当期CPI指数和滞后一期CPI指数分别具有正效应和负效应的结论。杨婉茜和成力为^[1]则是基于贝叶斯向量自回归模型(BVAR)对中国国债收益率进行预测,同时分析简单的随机游走模型(RW),向量自回归模型(VAR)等对短期和长期国债收益率的预测能力。牛霖琳等^[3]使用无套利NS利率期限结构扩展模型,分析国债收益率与城投债利差,进而分析地方政府债务风险传导机制。其它国债收益率的研究还包括中国国债收益率与美国国债收益率的对比分析(潘敏等^[4])以及影响国债利率期限结构的因素(刘澜飏等^[5])等。

在国外文献中,学者们对债券收益率也从不同角度进行了深入研究。如Ang等^[6]基于向量自回归模型对债券收益率和宏观经济变量的动态关系进行研究。该论文使用通化膨胀和经济增长因子,以及其它潜在变量来研究宏观经济变量如何影响债券价格和收益率曲线的变化。结果表明,宏观经济变量能解释中短期收益曲线的85%和长期收益率曲线的40%。Connolly等^[7]和Baele等^[8]研究了债券收益率与股市收益率的联动关系,结果发现二者呈现显著的负相关关系。Hong等^[9]利用广义谱分析法对企业债券收益率的可预测性进行研究,结果发现投资级债券和高收益债券间存在显著的序列相关和交叉序列相关。Lin等^[10]用1973–2010年样本对企业债券超额收益率的可预测性进行研究,研究结果表明,企业债券收益率比股票收益率更容易被预测,而且低信用等级债券和短期债券的可预测性更强。其它相关的研究还包括从供应链的视角对企业债券市场信息传递(Chen等^[11])等。

在现有的实证文献中,学者们一般不考虑自变量的平稳性,直接把自变量放入模型中;或者对自变量进行平稳性检验,即ADF检验,在自变量不平稳的情况下对自变量进行差分处理。但这两种做法会产生相应的问题:(a)模型参数的统计显著性检验在不考虑自变量平稳性的情况下会产生很大的偏差(Phillips和Moon^[12];Phillips和Lee^[13]);(b)对自变量进行平稳性检验并对不平稳变量进行差分处理,从统计角度看,差分后的自变量仍然无法保证其平稳性;从经济角度看,相当部分变量差分后没有很好的经济解释意义。如对利率进行差分,差分后利率的解释能力不及利率本身。因此,不管预测变量是单位根过程、近单位根过程、近平稳过程或平稳过程,在线性时间序列预测特别是债券收益率预测模型中构建一个统一的稳健检验方法将具有很强的现实意义。

在没有假定预测变量 x_t 属于哪种持续性(persistence)情况下得到的统计推断结论很可能不正确。比

如, 股票收益预测模型中, 大部分预测变量自回归系数接近 1, 具有高持续性特征 (Welch 和 Goyal^[14]), 用标准 t 统计检验得到的结论是值得怀疑的. 同时, 标准的 t 统计检验结果在预测变量自回归模型中的残差与收益率回归模型中的残差相关时更不可靠 (Stambaugh^[15]). 在协整回归模型中, 存在近单位根过程的自变量在使用传统的协整检验时, 会出现严重的水平扭曲; 而存在轻度的单位根自变量或者平稳的自变量时, 问题更为严重 (Elliott^[16]). 从以上分析中我们可以看出, 具有不同持续性和内生性的自变量应使用不同的统计检验方法, 而且其统计推断的准确性完全依赖于我们事先知道自变量真实的持续性和内生性的假定.

在可预测性理论研究中, 国内学者对预测变量在持续性未知条件下的相关研究较少. 现有的文献仅涉及近单位根过程或单位根相关过程的综述等. 如袁裕泽^[17] 讨论了带有 GARCH(p, q) 误差项与趋势项的近单位根过程的最小二乘估计, 并推导了基于最小二乘估计的 Dickey-Fuller 检验统计量的渐近分布. 邓伟和唐齐鸣^[18] 依据自回归系数的偏离程度, 将自回归过程分为平稳过程、“近单位根”过程、单位根过程、“中度偏离”单位根过程和爆炸性过程等五大类单位根相关过程, 并揭示它们之间的理论联系和差异. 事实上, 以上两个文献均是在假定已经事先知道预测变量的持续性类型, 即事先已知预测变量为单位根过程、近单位根过程、近平稳过程或者平稳过程.

国内关于可预测性的实证文献主要集中于股票市场, 其结论大多认为中国股票市场收益率是可预测的. 史永东等^[19] 将收益的显著相关称为可预测性, 并指出可预测性的存在降低了市场有效性, 但随着政策法规的颁布与实施, 中国股市的市场有效性是逐步提高的. 孟庆芳等^[20] 根据混沌时间序列的短期可预测性和自适应算法自适应地跟踪混沌运动轨迹的特点, 将 Volterra 自适应预测模型应用于股票预测, 结果发现该算法能够在对上证指数等多步预测中取得较好结果. 饶育蕾等^[21] 运用规范的实证资产定价方法, 发现通过股权纽带联结的母子公司股价之间存在明显的动量效应, 即存在收益的可预测性. 除了收益的可预测性, 陈蓉等^[22] 采用“两步法”构建了期权隐含波动率曲面动态模型, 检验了台指期权隐含波动率曲面的可预测性, 结果发现, 台指期权隐含波动率曲面无论是在统计意义上还是在经济意义上都具有可预测性.

本文基于 IVX (Phillips 和 Magdalinos^[23]) 检验方法对我国债券收益率进行可预测性检验. IVX 检验的主要步骤是: 首先提取出预测变量自回归 AR(1) 过程中的残差; 然后通过对残差构建一个持续性稍弱于原预测变量的序列作为工具变量 (IV); 最后通过工具变量法构建 Wald 统计量, 使其在自变量不同持续性条件下都服从一个标准卡方分布. 通过以上步骤构建的 IVX 统计检验不仅能缓解预测变量持续性和内生性所导致的问题, 而且可以扩展到多变量线性回归模型中. 在债券可预测性检验的实证分析中, 我们对 9 种常用的宏观经济变量进行单变量可预测性检验和多变量联合可预测性检验. 进一步地, 本文分析国债和 AAA、AA- 级企业债三种不同信用等级债券收益率的可预测性差异, 并对不同时间长度的债券累计收益率的可预测性进行比较研究. 在变量选择方法上, 本文将赤池信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 和贝叶斯信息准则 (Bayesian information criterion, BIC) 引入 IVX 法, 对多元回归模型中预测变量进行最优选择. 仿真结果表明, 基于 IVX 估计的 AIC 和 BIC 准则能准确地筛选出重要的预测变量而排除冗余变量. 实证结果表明: 1) 在单变量预测模型中, 1 年期储蓄存款利率、人民币实际有效汇率变动率和沪深 300 指数收益率能单独预测国债收益率, 而工业增加值同比和人民币实际有效汇率变动率能单独预测企业债收益率; 2) 在多元回归预测模型中, 宏观经济变量组合能显著预测债券收益率; 3) 单变量和变量组合的长期预测能力均强于短期; 4) 基于 IVX 方法的 AIC 和 BIC 准则能有效地剔除冗余变量.

全文的安排如下: 文章第 2 节对计量模型进行介绍; 第 3 节为 IVX 法下 AIC 准则与 BIC 准则的 Monte Carlo 仿真; 第 4 节为数据及变量的描述; 第 5 节为实证分析; 最后是研究结论.

2 计量模型

在可预测性检验模型中, 我们一般用收益率 y_t 对预测变量的滞后一项 x_{t-1} 进行回归, 并且预测变量 x_t 满足一阶自回归 AR(1) 过程, 同时预测模型中的残差与预测变量 AR(1) 过程中的残差有可能相关. 我们考虑以下多元回归可预测性模型:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1' x_{t-1} + u_t, \quad (1)$$

$$x_t = \Phi_T x_{t-1} + v_t, \quad (2)$$

其中系数 β_1 是 $d \times 1$ 向量, $\Phi_T = I_d + C/T^\alpha$, 并且满足 $\alpha \geq 0$, $C = \text{diag}(c_1, \dots, c_d)$ 是一个对角阵, I_d 为 $d \times d$ 的单位矩阵, T 为样本量. 由以上的定义我们可以看出: 1) 当 $C = 0$ 或者 $\alpha > 1$ 时, x_t 为单位根过程; 2) 当 $C \neq 0$ 并且 $\alpha = 1$ 时, x_t 为近单位根过程; 3) 当 $c_i < 0$ 并且 $0 < \alpha < 1$ 时, x_t 为近平稳过程; 4) 当 $c_i < 0$ 并且 $\alpha = 0$ 时, x_t 为平稳过程.

一方面, 当 x_t 服从单位根或者近单位根过程, 即 Φ_T 等于 1 或者接近于 1 时, 基于普通最小乘法的标准 t 检验结果是值得怀疑的 (Cavanagh 等^[24]). 事实上, 我们用于预测收益率的大多数经济和金融变量具有高持续性特征 (Campbell 和 Yogo^[25]; Welch 和 Goyal^[14]). 另一方面, 正如 Stambaugh^[15] 所指出, 当 u_t 与 v_t 高度相关, 即预测变量内生时 β_1 的估计会是有偏的, 标准 t 检验结果变得更加不可靠. 针对标准 t 检验的缺陷, 学者们提出了不同的偏误修正方法. 如当 $u_t = \delta v_t + e_t$ 时, Cai 和 Wang^[26] 推导出在 x_t 为近单位根过程下 β_1 估计量的极限分布. 这个极限分布不仅依赖于式 (1) 中的常数项 β_0 是否为 0, 而且依赖于预测变量的持续性. 由于预测变量的持续性一般不能够被一致地估计, 因此实证中我们很难使用他们推导出的统计量来做可预测性检验. 当 (u_t, v_t) 服从二维正态分布时, Campbell 和 Yogo^[25] 提出了一个不可实施的一致最强检验 (uniformly most powerful test) —— Bonferroni Q 检验, 并证明这个新检验方法在功效上比 Cavanagh 等^[24] 论文中的 Bonferroni t 检验更有效. 但是, 运用这个 Bonferroni Q 检验非常复杂, 它需要其它的估计量以及 Campbell 和 Yogo^[25] 提供的未公开发表的表格数据. 另外, 在正态分布假定下, Chen, Deo 和 Yi^[27] 提出一个加权最小二乘法来进行统计推断, 但它的极限分布依赖于预测变量的平稳性.

近年来, 基于 IVX (Phillips 和 Magdalinos^[23]) 的统计推断方法越来越流行. 其检验统计量不仅在残差 u_t 和 v_t 相关的情况下稳健, 而且不管自变量是单位根过程、近单位根过程、近平稳过程还是平稳过程它都服从一个标准卡方分布, 不需要用仿真的方法来计算统计临界值, 同时它还可以扩展到多元回归模型中. 该方法的核心思想在于构造一组特别设计的工具变量, 也就是将服从不同过程 (单位根、近单位根、近平稳和平稳过程) 的变量均转化为服从近单位根 (local-to-unity) 过程的工具变量以控制自变量的持续性, 进而达到预期的检验功效, 即, 在水平控制和检验功效两者之间达到平衡 (Kostakis 等^[28]). 具体做法如下:

第一步: 对式 (2) 取一阶差分

$$\Delta x_t = v_t + \frac{C}{T^\alpha} x_{t-1};$$

第二步: 构造一个工具变量自回归系数矩阵

$$\rho_{Tz} = I_d + \frac{C_z}{T^\gamma},$$

其中 I_d 为 $d \times d$ 单位矩阵, $\gamma \in (0, 1)$, $C_z < 0$;

第三步: 新构造的工具变量 z_t 为一个系数为 ρ_{Tz} 、残差为 Δx_t 的 AR(1) 过程, 即为

$$z_t = \rho_{Tz} z_{t-1} + \Delta x_t, \quad (3)$$

这里我们假定 $z_0 = 0$, $C_z = -I_d$, $\gamma = 0.95$. 根据 Kostakis 等^[28] 的仿真结果, 在该参数组下, 基于 IVX 的检验方法能够发挥出最大的功效.

与以往文献类似, 我们假定预测模型残差 u_t 不存在序列相关性, 而自回归模型残差 v_t 存在序列相关性. 构造 $\epsilon_t = (u_t^\top, e_t^\top)^\top$, 并在实数域中定义一个鞅序列 $\mathcal{F}_t = \sigma(\epsilon_t, \epsilon_{t-1}, \dots)$ 并满足

$$E_{\mathcal{F}_{t-1}}(\epsilon_t \epsilon_t^\top) = \Sigma_t$$

和

$$\sup_t E \|\epsilon_t\|^{2s} < \infty.$$

其中 Σ_t 是一个正定矩阵. 我们假设 v_t 是一个平稳过程并满足 $v_t = \sum_{k=0}^{\infty} C_k e_{t-k}$, 其中 C_k 是一个满秩常数矩阵, 并且 $C_0 = I_d$. 下面的假定中, 条件 (i) 为条件同方差情形下的假定, 条件 (ii) 为条件异方差情形下的假定.

(i) 对于任意的 t 均有 $\Sigma_t = \Sigma_u$, 并且 $\sum_{k=0}^{\infty} \|C_k\| < \infty$;

(ii) 当 $s = 2$ 时, ϵ_t 均为严格的平稳过程, 并且 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\text{cov}[\text{vec}(\epsilon_k \epsilon_k^\top), \text{vec}(\epsilon_0 \epsilon_0^\top)]\| = 0$.

进一步, 我们假设 u_t 服从一个 vec-GARCH 条件异方差模型, 其具体形式见 Francq 和 Zakoian^[29] 的第 11 章.

假定 (i) 给 ϵ_t 鞅差序列的条件同方差情形加了一个短期记忆性假定, 而假定 (ii) 为 ϵ_t 的条件异方差情形中四阶矩条件的一般形式. 基于这两个假定, 我们接下来构造基于 IVX 方法的未来 1 期可预测性检验和未来 K 期可预测性检验.

1) 未来 1 期可预测性检验

我们定义 u_t 和 v_t 的方差协方差为

$$\sigma_u^2 = E(u_t^2), \sigma_{uv} = E(u_t v_t), \sigma_v^2 = E(v_t v_t^\top), \\ \Lambda_{vv} = \sum_{l=-\infty}^{\infty} E(v_t v_{t-l}^\top), \Lambda_{uv} = E(u_t v_t) + \sum_{l=1}^{\infty} E(v_t u_{t-l}).$$

定义 \hat{u}_t 和 \hat{v}_t 分别为式 (1) 和式 (2) 中普通最小二乘 OLS 残差估计量, 那么以上方差协方差的估计量可以用以下公式来计算:

$$\hat{\sigma}_u^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t^2, \hat{\sigma}_{uv} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{v}_t, \hat{\sigma}_v^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{v}_t \hat{v}_t^\top.$$

定义 M_T 为带宽参数并满足随着样本量 $T \rightarrow \infty$, $M_T \rightarrow \infty$, $M_T/\sqrt{T} \rightarrow 0$, 那么 Newey-West 估计量可以由以下两式获得

$$\hat{\Lambda}_{vv} = \hat{\sigma}_v^2 + \frac{2}{T} \sum_{l=1}^{M_T} \left(1 - \frac{l}{M_T + 1}\right) \sum_{t=l+1}^T \hat{v}_t \hat{v}_{t-l}, \\ \hat{\Lambda}_{uv} = \hat{\sigma}_{uv} + \frac{1}{T} \sum_{l=1}^{M_T} \left(1 - \frac{l}{M_T + 1}\right) \sum_{t=l+1}^T \hat{v}_t \hat{u}_{t-l}.$$

为了消除预测方程 (1) 中的截距项, 我们先对各变量去中心化处理. 记 $\bar{y}_T = T^{-1} \sum_{t=1}^T y_t$, $\bar{x}_{T-1} = T^{-1} \sum_{t=1}^T x_{t-1}$, $\bar{u}_T = T^{-1} \sum_{t=1}^T u_t$, 则去中心化后变量为 $\tilde{y}_t = y_t - \bar{y}_T$, $\tilde{x}_t = x_t - \bar{x}_{T-1}$, $\tilde{u}_t = u_t - \bar{u}_T$, 并定义 $\underline{X} = ((x_0 - \bar{x}_{T-1})^\top, \dots, (x_{T-1} - \bar{x}_{T-1})^\top)^\top$, $\underline{Z} = (z_0^\top, \dots, z_{T-1}^\top)^\top$ 和 $\bar{z}_{T-1} = T^{-1} \sum_{t=1}^T z_{t-1}$. 由此, 我们得出预测方程 (1) 去中心化后的形式为

$$\tilde{y}_t = \beta_1^\top \tilde{x}_{t-1} + \tilde{u}_t,$$

IVX 法拟合的系数可以表示为

$$\hat{\beta}_{1,IVX} = [\sum_{t=1}^T z_{t-1} (x_{t-1} - \bar{x}_{T-1})^\top]^{-1} \sum_{t=1}^T z_{t-1} (y_t - \bar{y}_T).$$

我们考虑如下线性约束条件下的假设检验

$$H_0: H\beta_1 = \lambda, \quad (4)$$

其中 H 是个已知的 $q \times d$ 矩阵, λ 为已知的 $q \times 1$ 向量. 那么基于 IVX 方法的 Wald 统计量可以表示为

$$W_{IVX} = (H\hat{\beta}_{1,IVX} - \lambda)^\top Q_H^{-1} (H\hat{\beta}_{1,IVX} - \lambda), \quad (5)$$

其中

$$Q_H = H(\underline{Z}^\top \underline{X})^{-1} M (\underline{X}^\top \underline{Z})^{-1} H^\top, \\ M = [\underline{Z}^\top \underline{Z} - T \bar{z}_{T-1} \bar{z}_{T-1}^\top (1 - \hat{\rho}_{uv}^2)] \hat{\sigma}_u^2,$$

其中, $\hat{\rho}_{uv} = \hat{\Lambda}_{uv} / \sqrt{\hat{\sigma}_u^2 \hat{\Lambda}_{vv}}$ 是 u_t 与 v_t 之间的长期相关系数估计量. 在满足假设条件 (i) 和 (ii) 下, 基于 IVX 方法对模型 (1) 和 (2) 的可预测性检验 Wald 统计量在假设检验 (4) 条件下, 随着样本量 $T \rightarrow \infty$ 时,

$$W_{IVX} \Rightarrow \chi^2(q),$$

也就是 W_{IVX} 服从一个自由度为 q 的卡方分布. 这个结论不管自变量是单位根过程、近单位根过程、近平稳过程还得平稳过程, 它都成立. 当我们对单变量回归模型进行可预测性检验时, 即 $q = d = 1$, W_{IVX} 简化为服从一个自由度为 1 的卡方分布.

2) 未来 K 期可预测性检验

我们前面讨论的是未来 1 期收益率的短期可预测性检验, 对于在长期水平上是否存在可预测性学术界一直存在着争论. 传统金融学的普遍观点认为, 长期股票收益率的可预测性显著强于短期, 但近年来很多相

关研究对长期的可预测性持否定态度. 如 Boudoukh 等^[30]认为, 由于大部分金融预测变量存在高持续性特征, 随着期限的增加, 标准的普通最小乘法有可能存在伪回归现象.

基于 IVX 的 Wald 检验同样适用于长期的可预测性模型中, 并提供长期可预测性检验统计量, 其回归模型是基于 K 期累积股票收益率 $y_t(K)$ 对滞后一期预测变量 x_{t-1} 的回归模型

$$y_t(K) = \beta_0 + \beta_1^T x_{t-1} + u_t, t = 1, \dots, T_K,$$

其中 $y_t(K) = \sum_{j=0}^{K-1} y_{t+j}$ 和 $T_K = n - K + 1$. 为推导基于 IVX 的长期可预测性检验 Wald 统计量, 我们定义 $x_{t-1}(K) = \sum_{j=0}^{K-1} x_{t-1+j}$, $z_t(K) = \sum_{j=0}^{K-1} z_{t+j}$, $\bar{x}_{T_K-1}(K) = (1/T_K) \sum_{t=1}^{T_K} x_{t-1}(K)$, $\bar{y}_{T_K}(K) = (1/T_K) \sum_{t=1}^{T_K} y_t(K)$, $\bar{z}_{T_K-1}(K) = (1/T_K) \sum_{t=1}^{T_K} z_{t-1}(K)$, $Z_{T_K-1} = (z_0^T, \dots, z_{T_K-1}^T)^T$, $Z(K) = (z_0^T(K), \dots, z_{T_K-1}^T(K))^T$ 和 $\underline{X}(K) = ((x_0(K) - \bar{x}_{T_K-1}(K))^T, \dots, (x_{T_K-1}(K) - \bar{x}_{T_K-1}(K))^T)^T$.

与短期可预测性检验模型的构建类似, 我们可以写出长期可预测性检验的 IVX 估计量

$$\hat{\beta}_{1,IVX}(K) = [\sum_{t=1}^{T_K} z_{t-1}(x_{t-1}(K) - \bar{x}_{T_K-1}(K))^T]^{-1} \sum_{t=1}^{T_K} z_{t-1}(y_t(K) - \bar{y}_{T_K}(K)),$$

和长期可预测性检验的 Wald 统计量

$$W_{IVX}(K) = (H\hat{\beta}_{1,IVX}(K) - \lambda)^T Q_H^{-1}(K) (H\hat{\beta}_{1,IVX}(K) - \lambda),$$

$$Q_H(K) = H(Z_{T-K}^T \underline{X}(K))^{-1} M(K) (\underline{X}(K)^T Z_{T-K})^{-1} H^T,$$

$$M(K) = [Z(K)^T Z(K) - T_K \bar{z}_{T_K-1}(K) \bar{z}_{T_K-1}^T(K) (1 - \hat{\rho}_{uv}^2)] \hat{\sigma}_u^2,$$

其中 $\hat{\rho}_{uv}^2 = \hat{\Lambda}_{uv} / \sqrt{\hat{\sigma}_u^2 \hat{\Lambda}_{vv}}$ 是 u_t 与 v_t 之间的长期相关系数估计量. 在满足假设条件 (i) 和 (ii) 以及满足条件 K 为常数或者当样本量 $T \rightarrow \infty$, $K_T/T \rightarrow 0$ 时, 基于 IVX 方法的长期可预测性检验 Wald 统计量在假设检验 (4) 下, 随着样本量 $T \rightarrow \infty$,

$$W_{IVX}(K) \Rightarrow \chi^2(q),$$

也就是 $W_{IVX}(K)$ 服从一个自由度为 q 的卡方分布. 这个结论在自变量是单位根过程、近单位根过程、近平稳过程以及平稳过程都成立. 当我们将单变量回归模型进行长期可预测性检验时, 即 $q = d = 1$, $W_{IVX}(K)$ 简化为服从一个自由度为 1 的卡方分布.

3 Monte Carlo 仿真

在多元变量可预测模型中, 过多的冗余变量包含在模型中会使估计参数的方差变大, 同时可预测性检验功效 (power) 也会受到损失. 本文把赤池信息准则 (AIC) 和贝叶斯信息准则 (BIC) 引入 IVX 参数估计和可预测性检验中, 这不仅可以筛选出模型重要变量排除冗余变量外, 还可以让 IVX 参数估计和可预测性检验更有效率.

基于 AIC 和 BIC 准则的一般模型可表述为

$$AIC = n \ln(\hat{\sigma}^2) + 2d, \quad (6)$$

$$BIC = n \ln(\hat{\sigma}^2) + d \ln(n), \quad (7)$$

其中 n 为样本量, $\hat{\sigma}^2$ 为 IVX 估计中残差的样本方差, d 为自变量个数. AIC 和 BIC 的区别在于, 当样本量 n 比较大时, BIC 的惩罚项权重会更大; 当样本量 n 比较小时, AIC 的惩罚项权重会更大.

为了检验两种准则在 IVX 法下能筛选出模型重要变量而排除冗余变量, 我们采用蒙特卡罗仿真进行验证. 本文假定因变量 y_t 来自于真实模型

$$y_t = x_{1,t-1} + x_{3,t-1} + x_{5,t-1} + x_{7,t-1} + \lambda \varepsilon_t, \quad (8)$$

在实际操作中, 由于有冗余变量 x_2 , x_4 , x_6 和 x_8 的存在, 估计模型为

$$y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^8 \beta_j x_{j,t-1} + u_t, \quad (9)$$

其中自变量 x_1, x_2, \dots, x_8 都服从式 (2) 中截距为 0 的 AR(1) 过程, 并且我们假定 x_1, x_2 服从单位根过程, $\Phi = 1$; x_3, x_4 服从近单位根过程, $\Phi = 0.99$; x_5, x_6 服从平稳过程, $\Phi = 0.6$; x_7, x_8 服从平稳过程, $\Phi = 0$. 八个自变量的初始值均为 0, 残差 v_t 和 ε_t 都服从标准正态分布, 并且我们考虑 $\lambda = 2$ 和 $\lambda = 4$ 两种情况.

我们根据 Kostakis 等^[28]提出的 IVX 估计方法首先计算出残差估计量 $\hat{\sigma}^2$, 然后最小化 AIC 和 BIC 准则以选择最优的变量组合, 见式 (6) 和 (7). 我们分别计算重要变量 x_1, x_3, x_5 和 x_7 包含在模型中的比率 (keeping rate) 以及把冗余变量 x_2, x_4, x_6 和 x_8 去除在模型之外的比率 (shrinking rate), 并重复 1000 次.

表 1 IVX 方法下 AIC 准则和 BIC 准则仿真表现

预测变量	AIC	BIC	预测变量	AIC	BIC	预测变量	AIC	BIC	预测变量	AIC	BIC
$n = 50, \lambda = 2$						$n = 200, \lambda = 2$					
x_1	0.995	0.989	x_2	0.767	0.914	x_1	1.000	1.000	x_2	0.834	0.974
x_3	0.995	0.993	x_4	0.762	0.903	x_3	1.000	1.000	x_4	0.825	0.972
x_5	0.976	0.962	x_6	0.791	0.915	x_5	1.000	1.000	x_6	0.836	0.982
x_7	0.971	0.893	x_8	0.804	0.940	x_7	1.000	1.000	x_8	0.831	0.982
$n = 50, \lambda = 4$						$n = 200, \lambda = 4$					
x_1	0.893	0.862	x_2	0.738	0.877	x_1	1.000	1.000	x_2	0.832	0.966
x_3	0.889	0.798	x_4	0.744	0.881	x_3	1.000	1.000	x_4	0.808	0.966
x_5	0.681	0.510	x_6	0.791	0.901	x_5	0.999	0.962	x_6	0.832	0.979
x_7	0.654	0.423	x_8	0.800	0.933	x_7	0.983	0.875	x_8	0.858	0.982

表 1 的仿真结果表明: 1) 随着样本量的增加, 两种准则把重要的变量包含在模型中和把冗余的变量排除在模型之外的准确性均不断提高; 2) 随着残差的标准差 λ 的增大, 两种准则变量选取的准确性会降低; 3) AIC 准则把重要变量包含在模型中的表现更好, 而 BIC 把冗余变量排除在模型之外的表现更好, 可以发现, AIC 准则相比 BIC 准则更倾向于保留更多的变量.

4 数据描述

本文采用 IVX 方法对中国债券收益率的可预测性检验进行研究, 并试图寻找出能预测中国债券收益率的宏观经济变量. 为了研究债券的信用等级是否会对债券的可预测性造成影响, 本文选取中债财富指数中的中债国债财富指数、中债 AAA 级企业债财富指数和中债 AA- 级企业债财富指数的对数一阶差分作为债券收益率指数, 后者分别代表高信用等级企业债券收益率 (CBRH) 和低信用等级企业债券收益率 (CBRL).

在预测变量的选取上, 本文参考 Ludvigson 和 Ng^[31] 的论文, 将主要的宏观经济变量分类如下:

- 1) 实际产出: 工业增加值同比 (IP).
- 2) 物价指数: 消费者价格指数同比 (CPI)、生产者价格指数同比 (PPI).
- 3) 货币供应量: 准货币 (M2-M1) 同比增长率 (QUM).
- 4) 利率: 1 年期储蓄存款利率 (INT)、期限利差 (10 年期国债到期收益率 - 3 个月期国债到期收益率) (TSP).
- 5) 汇率: 人民币实际有效汇率变动率 (EXR), 以 2010 年为基期.
- 6) 国内贸易: 社会消费品零售总额同比 (RCG).
- 7) 股市收益率: 沪深 300 指数的对数差分 (STR).

其中 INT、TSP、EXR、STR、TBR、CBRH、CBRL 数据来自 Wind 资讯金融终端, IP、CPI、PPI、QUM、RCG 数据来自中经网统计数据库, 数据周期为月度数据. 国债收益率预测模型的样本期为 2002 年 1 月至 2017 年 6 月, 而 AAA、AA- 级企业债收益率预测模型由于样本量限制, 样本期为 2007 年 1 月至 2017 年 6 月.

表 2 是各宏观经济预测变量以及债券收益率的描述性统计. 从表中我们可以看出: 利率指标, 包括 1 年期储蓄存款利率以及期限利差, 波动程度较小; 准货币供应量同比比工业增长值和社会消费品零售总额增长率都高, 均值为 17.01%, 最大值高达 30.58%, 货币供应明显处于超发状态. 但通货膨胀指标, 即物价指标 CPI、PPI 处于适度水平, 这有可能与统计口径有关, 如没有把房价纳入指标体系等. 本文的被解释变量国债收益率以及 AAA、AA- 级企业债收益率, 总的来说都比较稳定且存在正的收益. 国债以国家主权为担保, 平均收益率较低; AA- 级企业债由于比 AAA 级企业债、国债的风险高, 因此平均收益率也较高, 具有高风险高收益特征. 表 3 是各宏观经济预测变量之间的相关系数. 表中的结果我们可以发现 CPI 与 PPI 呈现较高的正相关性, 这与伍戈和曹红钢^[32] 的观点一致. 同时, 绝大部分预测变量之间的相关性比较小, 预测变量之间

不存在很强的相关性, 这排除了多元回归模型中的共线性问题.

表 2 描述性统计表

变量名	定义	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
IP	工业增加值同比 (%)	185	12.42	4.94	-2.40	28.43
CPI	居民消费价格指数同比 (%)	185	2.45	2.12	-1.80	8.70
PPI	工业生产者出厂价格指数同比 (%)	185	1.42	4.47	-8.20	10.10
QUM	准货币 (M2-M1) 同比 (%)	185	17.01	4.75	4.90	30.58
INT	1 年期储蓄存款利率 (%)	185	2.52	0.71	1.50	4.14
TSP	期限利差 (%)	185	1.21	0.60	-0.14	2.55
EXR	实际有效汇率变动率 (%)	185	0.09	1.40	-3.50	4.24
RCG	社会消费品零售总额同比 (%)	185	13.75	3.69	4.30	23.30
STR	沪深 300 指数变动率 (%)	185	0.59	8.73	-29.91	24.63
TBR	国债收益率 (%)	185	0.28	1.01	-4.06	4.53
CBRH	AAA 级企业债收益率 (%)	125	0.36	1.17	-3.49	5.74
CBRL	AA- 级企业债收益率 (%)	125	0.45	1.22	-5.02	5.74

表 3 预测变量相关系数矩阵

	IP	CPI	PPI	QUM	INT	TSP	EXR	RCG
CPI	0.224							
PPI	0.511	0.625						
QUM	0.323	-0.224	-0.158					
INT	0.180	0.654	0.237	0.183				
TSP	0.444	-0.118	0.156	0.515	-0.153			
EXR	-0.030	0.249	0.158	-0.019	0.300	-0.167		
RCG	0.220	0.651	0.449	0.272	0.658	0.214	0.252	
STR	-0.026	-0.189	-0.182	0.073	-0.121	0.075	-0.113	-0.141

5 实证结果

5.1 单位根检验

IVX 可预测性检验的优势在于它无需考虑任何自变量持续性的先验信息, 对任何服从单位根过程、近单位根过程、近平稳过程或平稳过程的预测变量均稳健. 以往的统计检验方法必须预先知道预测变量的持续性信息, 但在具体应用中很难知道预测变量的具体性质. 为了说明这一点, 本节先用四种单位根检验方法来检验预测变量的平稳性, 具体包括增广的迪基 - 富勒 (augmented Dickey-Fuller, ADF) 检验, DF-GLS (Dickey-Fuller-GLS) 检验, PP (Phillips-Perron) 检验和 KPSS 检验. ADF 检验和 DF-GLS 检验采用贝叶斯信息准则 (BIC) 选取最优滞后阶. 四种单位根检验结果如表 4 所示, 表中 Φ_T 为式 (2) 中一阶自回归 AR(1) 系数.

表 4 预测变量单位根检验结果

	Φ_T	ADF	DF-GLS	PP	KPSS
IP	0.655	-3.186**	-2.352	-6.223***	0.546***
CPI	0.954	-2.439	-1.861	-2.581*	0.518***
PPI	0.975	-4.313***	-3.485***	-2.625*	0.340***
QUM	0.963	-1.190	-1.379	-1.753	0.977***
INT	0.988	-1.642	-1.452	-1.547	1.160***
TSP	0.928	-3.305**	-3.499***	-2.811*	0.523***
EXR	0.336	-8.161***	-7.332***	-9.532***	0.181**
RCG	0.873	-2.246	-1.664	-2.909**	1.810***
STR	0.122	-7.707***	-7.392***	-12.172***	0.075

注: ADF 检验、DF-GLS 检验、PP 检验的原假设为自变量不平稳, 而 KPSS 检验的原假设为自变量平稳, *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 的显著性水平.

表 4 中大部分宏观经济变量自回归系数接近 1, 这表明大部分预测变量是单位根过程或者近单位根过程. 在 5% 的显著性水平下, CPI、QUM、INT、STR 在四种单位根检验方法下结论一致, 其中 CPI、QUM、INT

为单位根过程, 而 STR 为平稳过程. 而其它五个预测变量在四种单位根检验下结论不一致, 甚至自相矛盾. 例如, 虽然 IP 自回归系数远小于 1 (0.655), ADF 检验和 PP 检验在 5% 显著性水平下认为预测变量为平稳过程, 但 DF-GLS 检验和 KPSS 检验却认为预测变量为单位根过程. 出现这种自相矛盾的结论可能是因为各单位根检验方法都存在一定的犯错概率. 从上表结果我们可以看到, 单位根检验不一致的情况普遍存在于各宏观变量中, 这给研究人员后续的研究带来挑战. 比如说, 对于其他可预测性检验方法而言, 研究者必须准确知道自变量的持续性程度, 如果有偏误, 最后的实证结果可能产生严重偏差. 而基于 IVX (Kostakis 等^[28]) 的统计推断方法不需要预先知道自变量的持续性和内生性等信息, 在自变量为单位根过程、近单位根过程、近平稳过程或平稳过程下都能稳健地判定其是否具有预测能力.

5.2 短期水平回归

本文对各宏观经济预测变量分别进行单变量可预测性检验, 并将基于 OLS 方法的标准 t 检验结果与基于 IVX 方法的 Wald 检验结果进行对比, 结果如表 5 所示. 目前我们主要侧重于样本内预测检验, 这是因为所使用的 IVX 方法优势在于对样本内预测变量的未知持续性稳健. TBR_{OLS} 和 TBR_{IVX} 分别表示 OLS 法和 IVX 法拟合的国债收益率预测模型回归结果; $CBRH_{OLS}$ 、 $CBRH_{IVX}$ 、 $CBRL_{OLS}$ 、 $CBRL_{IVX}$ 表示 OLS 法和 IVX 法拟合的企业债收益率预测模型回归结果. OLS 列和 IVX 列小括号内的数值分别表示 OLS 法下 t 统计量和 IVX 法下 Wald 统计量, 两种检验的原假设均为该变量不具有预测能力, 即系数为 0.

表 5 单变量回归结果

	TBR_{OLS}	TBR_{IVX}	$CBRH_{OLS}$	$CBRH_{IVX}$	$CBRL_{OLS}$	$CBRL_{IVX}$
IP	-0.010 (-0.632)	-0.014 (0.725)	-0.023 (-1.045)	-0.028 (1.586)	-0.033 (-1.455)	-0.039* (2.772)
CPI	0.032 (0.908)	0.020 (0.266)	0.008 (0.174)	-0.003 (0.004)	-0.031 (-0.619)	-0.044 (0.782)
PPI	0.018 (1.098)	0.012 (0.450)	0.016 (0.741)	0.016 (0.494)	-0.002 (-0.107)	-0.003 (0.012)
QUM	-0.013 (-0.825)	-0.015 (0.889)	-0.005 (-0.225)	-0.007 (0.132)	0.000 (0.017)	-0.005 (0.046)
INT	0.272** (2.600)	0.251** (5.071)	0.210 (1.553)	0.164 (1.474)	0.148 (1.051)	0.089 (0.396)
TSP	-0.002 (-0.014)	-0.016 (0.017)	-0.227 (-1.324)	-0.236 (1.871)	-0.243 (-1.362)	-0.258 (2.065)
EXR	0.190*** (3.684)	0.191*** (13.377)	0.276*** (3.864)	0.289*** (16.128)	0.203*** (2.649)	0.225*** (8.567)
RCG	0.035* (1.743)	0.030 (1.848)	0.030 (1.065)	0.034 (1.350)	0.007 (0.249)	0.007 (0.060)
STR	-0.018** (-2.197)	-0.018** (4.691)	-0.022** (-2.052)	-0.020* (3.456)	-0.022* (-1.911)	-0.018 (2.494)

注: OLS 法下括号内为 t 统计量, IVX 法下括号内为 Wald 统计量, *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 显著性水平.

从表 5 的回归结果可以发现, OLS 法和 IVX 法的检验结果在个别自变量上存在差异: 1) 国债样本中, OLS 法认为 RCG 在 10% 显著性水平下能预测国债收益率, 而 IVX 法却认为其没有预测能力; 2) AA- 级企业债样本中, OLS 法认为在 10% 显著性水平下 IP 不能预测企业债收益率, STR 能预测企业债收益率; 而 IVX 法结论恰恰相反. 究其原因有可能是自变量不平稳性导致了 OLS 法的偏误, 我们可以从表 3 的单位根检验结果可以看出各种单位根检验方法对预测变量 IP 和 RCG 存在争议. 而 STR 虽然满足平稳过程的条件, 但可能是残差的相关性导致了 OLS 估计有偏 (Stambaugh^[15]). 总体来说, 滞后一期的 INT、EXR 和 STR 能单独显著预测国债收益率. 从表 5 的实证结果可以看出, EXR 与国债收益率成显著的正向关系, 即人民币贬值会导致国债收益率的上升. 这与田开兰等^[33] 认为汇率波动影响中国出口增加值, 进而影响宏观经济波动的实证结论一致. 另一方面, 股市收益率与国债收益率为显著的负相关关系. 随着存款利率的提高, 市场也会增大国债的到期收益率.

从表 5 右半部分可以发现: 1) 预测变量 EXR 能同时预测国债收益率以及企业债收益率; 2) 预测变量

INT 和 STR 能显著预测国债收益率, 但在 5% 显著性水平上不能显著预测企业债收益率, 这可能是由于企业债受企业本身以及所处的行业等因素影响较大, 以及企业债较国债对宏观经济变量不那么敏感所致; 3) 在 10% 的显著性水平上, 工业增加值同比 IP 不能预测国债收益率但能预测企业债收益率, 这与顾光同和许冰^[34]认为工业增加值可预警经济形势的结论类似; 4) 在单变量回归中, 企业债券信用等级的高低不会显著影响债券收益率的可预测性。

国债是财政政策与货币政策的最佳结合点, 国债收益率联结着宏观经济市场多种指标。国债收益率曲线作为一切金融产品定价的标准, 不仅对市场交易不可或缺, 而且对中央银行制定货币政策和货币政策的传导非常重要。因此, 使用宏观经济变量组合对国债收益率进行可预测性检验具有很强的现实意义。然而, 目前国债收益率的可预测性文献大多基于单变量回归, 对多变量组合进行联合检验的文献较少。在表 6 中, 我们用 IVX 可预测性检验对所有宏观经济变量进行联合显著性检验, 而不用考虑这些宏观经济变量的持续性特征。同时, 我们对 AIC 和 BIC 两准则筛选出的变量组合进行检验, 并与两文献 Ang 等^[6]和王一鸣等^[2]的结果进行比较分析, 其结果如表 6 所示。

表 6 多变量回归结果

	ALL	AIC	BIC	Ang 等 ^[6]	王一鸣等 ^[2]
Panel A: TBR					
IP	-0.023			-0.028	
CPI	-0.200***	-0.158***	-0.145**	-0.002	0.002
PPI	0.034			0.032	
QUM	-0.061***	-0.066***	-0.066***		-0.012
INT	0.614***	0.584***	0.574***		
TSP	0.393**	0.402***	0.389**		
EXR	0.159***	0.174***	0.180***		
RCG	0.010				
STR	-0.015*	-0.016**			-0.017**
Joint Wald	(35.496)***	(32.201)***	(26.866)***	(3.256)	(5.384)
Panel B: CBRH					
IP	-0.036			-0.043*	
CPI	-0.340***	-0.352***	-0.349***	-0.031	-0.029
PPI	0.006			0.044	
QUM	-0.106**	-0.097***	-0.101***		-0.007
INT	0.646**	0.534**	0.527**		
TSP	0.214				
EXR	0.237***	0.241***	0.255***		
RCG	0.118*	0.121**	0.130**		
STR	-0.015	-0.015			-0.023**
Joint Wald	(32.563)***	(30.128)***	(26.193)***	(3.832)	(4.077)
Panel C: CBRL					
IP	-0.035			-0.044*	
CPI	-0.349***	-0.236***		-0.054	-0.071
PPI	0.013			0.033	
QUM	-0.082*	-0.043*			-0.008
INT	0.644**	0.521**			
TSP	0.070				
EXR	0.166*	0.190**	0.210***		
RCG	0.088				
STR	-0.017	-0.020*	-0.012		-0.023**
Joint Wald	(23.686)***	(19.024)***	(10.051)***	(3.939)	(4.794)

注: *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 显著性水平。

表 6 第一部分是国债收益率的可预测性检验结果。我们可以发现: 1) 所有变量联合显著, 这表明国债收益率能被主要宏观经济变量组合联合预测。在这组合之中, 单变量检验中表现显著的变量在多变量组合中依

然显著, CPI、QUM、TSP 等变量在单变量预测中不显著,但在多变量组合中显著. 2) 表中最后两列对 Ang 等^[6]和王一鸣等^[2]的预测变量组合进行联合检验,结果表明 Ang 等^[6]用到的在美国国债市场上显著的变量组合在对中国国债收益率的联合检验中不显著. 同样地,王一鸣等^[2]所选出的显著变量组合也在本文的实证中不显著. 3) 在第 3、4 列对所有变量组合分别用 AIC 和 BIC 准则以剔除冗余变量. 结果表明 AIC 选取了 CPI、QUM、INT、TSP、EXR 和 STR 的变量组合,即全变量回归中表现显著的变量,而 BIC 则是在 AIC 组合的基础上进一步剔除了 STR,这印证了本章第 3 节仿真的结论,即 BIC 准则相比 AIC 更倾向于选择更少的变量.

进一步分析 BIC 准则所筛选出的变量检验结果可以发现, CPI 可以显著地反向预测国债收益率,而 PPI 却不显著. 一方面,滞后一期的 PPI 有可能不能反映当前的价格指数信息. 如杨子晖等^[35]认为由于 PPI 到 CPI 的非线性传导机制,也即上游产品价格的上涨与消费商品价格的上涨由于需要通过销售渠道使得两者之间存在时间差. 另一方面,一般的国债投资者对 PPI 的变动关注较少,而对身边商品物价较为敏感. 此外,中央银行通过利率和公开市场业务等工具调控市场,从而间接影响 CPI 与国债收益率的传导关系.

对比表 6 国债、AAA 级企业债和 AA- 级企业债收益率多变量可预测性检验结果,可以发现: 国债与企业债所有变量的组合的可预测性检验结果均联合显著; AA- 级企业债在全变量组合中显著变量个数以及由 AIC 或 BIC 筛选出的显著变量个数均少于 AAA 级企业债以及国债,这与单变量可预测性检验结果一致; Ang 等^[6]和王一鸣等^[2]中的变量组合在企业债收益率与国债收益率的可预测性检验中均不显著. 此外,预测变量 CPI、QUM、INT 和 EXR 能显著预测不同信用等级债券的收益率,而预测变量 TSP 和 STR 只能显著预测高信用等级的国债收益率,这可能是由于国债较企业债对宏观经济变量更为敏感. 不同于单变量检验结果,不同等级企业债券收益率在多变量联合检验中的可预测性表现不同,但整体而言,AAA 级企业债券可预测性要强于 AA- 级企业债券.

为进一步研究不同信用等级企业债券收益率可预测性,表 7 对比了各宏观经济变量在单变量预测以及多变量预测对 AAA、AA+、AA 和 AA- 四种级别企业债预测能力之间的区别. 结果发现,在单变量可预测性检验中,预测变量 IP 在 10% 的水平下能反向预测 AA 级以及 AA- 级信用等级较低的企业债收益率,但在多变量回归中对所有类型企业债券收益率不显著. 同时,预测变量 STR 能够显著反向预测 AAA 级和 AA+

表 7 分等级企业债回归结果

	AAA	AA+	AA	AA-	AAA	AA+	AA	AA-
	Panel A: 单变量回归				Panel B: 多变量回归			
IP	-0.028 (1.586)	-0.031 (2.112)	-0.036* (2.845)	-0.039* (2.772)	-0.036 (1.410)	-0.037 (1.576)	-0.042 (1.944)	-0.035 (1.151)
CPI	-0.003 (0.004)	-0.022 (0.214)	-0.040 (0.741)	-0.044 (0.782)	-0.340*** (9.711)	-0.360*** (11.460)	-0.347*** (10.356)	-0.349*** (8.811)
PPI	0.016 (0.494)	0.010 (0.201)	-0.000 (0.000)	-0.003 (0.012)	0.006 (0.022)	0.018 (0.219)	0.018 (0.225)	0.013 (0.097)
QUM	-0.007 (0.132)	-0.004 (0.050)	0.001 (0.001)	-0.005 (0.046)	-0.106** (5.717)	-0.094** (4.687)	-0.082* (3.455)	-0.082* (2.898)
INT	0.164 (1.474)	0.141 (1.171)	0.110 (0.711)	0.089 (0.396)	0.646** (6.335)	0.681*** (7.438)	0.675*** (7.075)	0.644** (5.432)
TSP	-0.236 (1.871)	-0.235 (1.983)	-0.204 (1.499)	-0.258 (2.065)	0.214 (0.599)	0.152 (0.322)	0.136 (0.249)	0.071 (0.057)
EXR	0.289*** (16.128)	0.252*** (12.761)	0.212*** (8.828)	0.225*** (8.567)	0.237*** (8.973)	0.193** (6.216)	0.157** (3.999)	0.166* (3.760)
RCG	0.034 (1.350)	0.024 (0.731)	0.014 (0.258)	0.007 (0.060)	0.118* (3.443)	0.103 (2.687)	0.091 (2.080)	0.088 (1.621)
STR	-0.020* (3.456)	-0.019* (3.215)	-0.014 (1.815)	-0.018 (2.494)	-0.015 (1.846)	-0.015 (2.067)	-0.012 (1.297)	-0.017 (2.065)
Joint Wald					(32.563)***	(31.310)***	(25.657)***	(23.686)***

注: 括号内为 IVX-Wald 统计量, *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 显著性水平.

级这两组信用等级较高的企业债收益率. 这可能是由于股市收益率的变化对收益率较低的高信用等级企业债影响更大, 当股市行情上涨时, 投资者会倾向将资金转移至收益更高的股票市场, 从而能反向预测高信用等级企业债收益率. 此外, 预测变量 EXR 能够显著正向预测所有等级企业债收益率. 由于汇率的变动会较大程度上影响整个债券市场投资者们的心理预期, 因此汇率能够显著预测所有等级企业债收益率. 在多变量可预测性检验中, 所有变量的组合对各等级企业债收益率的可预测性检验均联合显著. 具体到单个变量, 预测变量 CPI、QUM、INT、EXR 在各变量组合中均显著, 预测变量 RCG 仅在 AAA 级企业债收益率预测中具有显著预测能力.

5.3 长期水平回归

2013 年诺贝尔经济学奖开幕致词中提出, “在未来几天或者几个星期对股票和债券的价格是很难预测的, 但对这些资产未来很长一段时期内, 比如说未来三到五年的预测是很可能的”. 为了检验我国主要宏观经济变量在长期水平下是否能预测债券收益率, 本节使用 IVX 长期可预测性检验对我国国债长期收益率和企业债长期收益率进行研究. 表 8 为未来 3、6、9 和 12 个月的单变量可预测性检验结果, 表 9 为未来 6 个月和 12 个月的多变量组合可预测性检验结果, 括号内为 IVX-Wald 统计量数值.

表 8 长期单变量回归结果										
	K	IP	CPI	PPI	QUM	INT	TSP	EXR	RCG	STR
Panel A: TBR	3	-0.020	0.024	0.010	-0.011	0.241***	-0.042	0.274***	0.035**	-0.040***
		(2.595)	(0.617)	(0.558)	(0.813)	(8.907)	(0.200)	(28.881)	(3.964)	(20.853)
	6	-0.023**	0.019	0.004	-0.010	0.195***	-0.035	0.285***	0.031**	-0.042***
		(6.157)	(0.571)	(0.157)	(1.166)	(10.107)	(0.231)	(22.195)	(4.872)	(29.023)
	9	-0.027***	0.009	-0.001	-0.010	0.156***	-0.029	0.300***	0.023*	-0.040***
		(11.938)	(0.149)	(0.015)	(1.454)	(8.441)	(0.207)	(29.666)	(3.414)	(29.855)
	12	-0.031***	-0.001	-0.006	-0.010	0.124**	-0.033	0.315***	0.016	-0.038***
		(20.077)	(0.002)	(0.624)	(1.764)	(6.133)	(0.325)	(30.722)	(2.119)	(26.661)
	3	-0.035	-0.002	0.010	-0.004	0.160	-0.231*	0.343***	0.033	-0.051***
		(2.421)	(0.003)	(0.335)	(0.052)	(2.499)	(2.978)	(23.599)	(2.144)	(15.236)
	6	-0.037*	-0.005	0.001	0.001	0.121	-0.180	0.375***	0.026	-0.059***
		(2.900)	(0.024)	(0.007)	(0.005)	(2.267)	(2.563)	(30.314)	(2.204)	(19.663)
Panel B: CBRH	9	-0.039*	-0.011	-0.006	0.004	0.101	-0.124	0.386***	0.015	-0.048***
		(3.675)	(0.172)	(0.246)	(0.157)	(1.808)	(1.592)	(33.264)	(1.074)	(10.546)
	12	-0.042***	-0.023	-0.014	0.005	0.081	-0.088	0.368***	0.006	-0.038***
		(6.722)	(0.789)	(1.618)	(0.423)	(1.258)	(1.141)	(31.426)	(0.227)	(7.768)
	3	-0.052**	-0.045	-0.008	-0.001	0.078	-0.250*	0.237***	0.006	-0.041***
		(4.864)	(1.346)	(0.209)	(0.008)	(0.518)	(3.115)	(8.974)	(0.061)	(8.338)
	6	-0.054**	-0.048	-0.016	0.001	0.038	-0.165	0.249***	0.001	-0.045***
		(6.481)	(2.669)	(1.414)	(0.014)	(0.200)	(2.089)	(10.827)	(0.004)	(10.509)
	9	-0.053***	-0.052*	-0.022*	0.003	0.025	-0.119	0.269***	-0.007	-0.032**
		(8.196)	(3.661)	(3.718)	(0.111)	(0.105)	(1.471)	(13.516)	(0.191)	(3.873)
	12	-0.053***	-0.060**	-0.029***	0.004	0.018	-0.106	0.265***	-0.013	-0.020
		(12.686)	(5.762)	(8.288)	(0.236)	(0.065)	(1.762)	(14.304)	(1.012)	(1.824)

注: 括号内为 Wald 统计量, *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 显著性水平.

表 8 结果表明: 1) 长期水平下, 国债收益率和企业债收益率的可预测性检验中显著变量的个数均要高于短期; 2) 部分宏观经济变量如 IP 随着期限的增加显著性有增强的趋势, 但也有个别变量如 RCG 随着期限的增加其预测能力反而在下降; 3) 变量 CPI、PPI、QUM 和 TSP 在所有期限下都不显著, 即这四个变量在长短期均不能单独预测国债收益率; 4) 变量 INT、EXR 和 STR 在所有期限上均可显著预测国债收益率; 5) 对比不同等级企业债回归结果, 我们发现在 $K = 3$ 时 IP 能显著预测低等级企业债收益率而不能显著预测高等级企业债收益率, 在 $K = 9$ 、 $K = 12$ 时 PPI 能显著预测低等级企业债收益率而不能显著预测高等级企业债收益率, 出现该情况的原因可能是低等级企业债的长期需求量对宏观经济指标更为敏感; 6) 通过对比长期水平与短期水平的 IVX 单变量可预测性检验结果, 本文发现在有显著预测能力的预测变量中, STR 和 INT

表 9 长期多变量回归结果

	<i>TBR</i> _{ALL}	<i>TBR</i> _{BIC}	<i>CBRH</i> _{ALL}	<i>CBRH</i> _{BIC}	<i>CBRL</i> _{ALL}	<i>CBRL</i> _{BIC}
Panel A: <i>K</i> = 6						
IP	-0.030** (4.610)	-0.021** (4.224)	-0.033 (1.993)	-0.045** (4.713)	-0.031 (1.435)	
CPI	-0.142*** (8.845)	-0.140*** (15.223)	-0.273*** (14.689)	-0.245*** (24.623)	-0.371*** (22.453)	-0.419*** (39.700)
PPI	0.013 (0.900)		-0.032 (2.358)		-0.022 (0.897)	
QUM	-0.047*** (11.259)	-0.051*** (17.275)	-0.103*** (10.881)	-0.078*** (13.794)	-0.107*** (9.981)	-0.082*** (11.365)
INT	0.471*** (22.948)	0.427*** (20.667)	0.583*** (17.207)	0.602*** (20.234)	0.698*** (20.316)	0.573*** (19.688)
TSP	0.530*** (27.354)	0.507*** (39.451)	0.582*** (10.282)	0.679*** (16.317)	0.415** (4.281)	
EXR	0.296*** (19.306)	0.305*** (26.823)	0.380*** (31.702)	0.404*** (50.222)	0.220*** (8.729)	0.169** (5.470)
RCG	-0.013 (0.397)		0.063 (1.863)		0.075 (2.217)	0.081** (4.958)
STR	-0.046*** (44.200)	-0.047*** (48.401)	-0.081*** (25.881)	-0.086*** (50.607)	-0.081*** (22.491)	-0.081*** (27.065)
Joint Wald	(158.300)***	(156.384)***	(150.980)***	(144.277)***	(109.280)***	(99.122)***
Panel B: <i>K</i> = 12						
IP	-0.051*** (12.909)	-0.041*** (13.738)	-0.072*** (8.981)	-0.057*** (13.148)	-0.020 (0.702)	
CPI	-0.151*** (7.398)	-0.171*** (14.583)	-0.167*** (7.390)	-0.206*** (26.324)	-0.372*** (38.549)	-0.322*** (82.626)
PPI	0.033*** (8.243)	0.028** (6.061)	0.025 (0.521)		0.002 (0.004)	
QUM	-0.051*** (9.921)	-0.057*** (17.423)	-0.058 (2.232)	-0.077*** (10.372)	-0.092** (5.810)	-0.070*** (10.987)
INT	0.429*** (15.917)	0.373*** (11.772)	0.555*** (16.199)	0.514*** (11.010)	0.576*** (18.332)	0.486*** (12.772)
TSP	0.623*** (60.772)	0.542*** (68.272)	0.959*** (21.432)	0.750*** (15.113)	0.316 (2.451)	0.335** (4.877)
EXR	0.384*** (27.107)	0.384*** (29.367)	0.482*** (32.281)	0.442*** (41.674)	0.282*** (11.586)	0.362*** (30.503)
RCG	-0.024 (2.28)		-0.070 (0.896)		0.052 (0.526)	
STR	-0.040*** (26.173)	-0.041*** (30.619)	-0.088*** (10.990)	-0.077*** (23.182)	-0.076*** (8.571)	-0.089*** (45.286)
Joint Wald	(283.472)***	(273.291)***	(180.508)***	(172.469)***	(183.075)***	(163.074)***

注: 括号内为 Wald 统计量, *, **, *** 分别代表 10%、5%、1% 显著性水平.

能分别显著反向和正向预测长短期 TBR, IP 能显著反向预测长短期 CBRL, EXR 能显著正向预测长短期 TBR 以及长短期 CBRL. 此外, 长短期水平各宏观经济变量对债券收益率影响方向一致, 但长期水平下预测变量的影响效果较短期水平更为显著.

接下来我们将长期水平下国债和企业债收益率对所有变量组合进行回归, 并对 BIC 准则筛选后的变量组合进行可预测性检验. 由于篇幅限制, 我们选择半年期和一年期两个期限. 表 9 的结果与表 8 类似, 首先, 不管是在所有变量组合中还是在 BIC 所筛选出的变量组合中, 长期水平下有显著预测能力的变量个数明显多于短期. 其次, 随着期限从半年增至一年, 不同组合的联合检验结果没有发生改变, 这表明多变量回归较单变量回归更为稳定. 随着期限的增长, 可预测国债收益率的长期宏观经济变量也在增多, 这也验证了“大多

数经济变量在短期很难预测,在长期很有可能预测”的观点。此外,除变量 PPI 和 RCG 外的其它 7 个宏观经济变量都能在长期水平下联合预测国债和企业债收益率。最后,表现显著的预测变量系数符号与表 8 保持一致,即长期水平下预测变量的预测方向与短期水平下一致。

6 结论

资产价格收益的可预测性在经济和金融中一直都是热点话题,能稳健预测中国债券收益率即掌握了中国经济的“晴雨表”。本文基于 IVX 的统计检验方法,对我国主要宏观经济变量是否能够单独或联合预测债券收益率进行可预测性检验。为了研究不同信用等级的债券可预测性差异,我们分别对 AAA 级企业债(高信用等级债券)收益率和 AA- 级企业债(低信用等级债券)收益率进行研究。同时,本文还在长期水平上对债券收益率的单变量可预测性检验和多变量联合可预测性检验进行研究。此外,本文引入 AIC 和 BIC 准则对预测变量进行变量选择,选出模型重要变量而排除冗余变量,并且用 Monte Carlo 仿真进行验证。

在短期单变量预测模型中,滞后一期的 1 年期储蓄存款利率、人民币实际有效汇率变动率以及沪深 300 指数收益率能单独显著预测国债收益率,且 1 年期储蓄存款利率、人民币实际有效汇率变动率与下一期国债收益率成正相关关系,沪深 300 指数收益率与下一期国债收益率成负相关关系。沪深 300 指数收益率能反向预测 AAA 级企业债收益率,工业增加值同比能反向预测 AA- 级企业债收益率,而人民币实际有效汇率变动率能正向预测 AAA 级企业债收益率以及 AA- 级企业债收益率。总体而言,与企业债收益率相比,国债收益率能被更多的宏观经济变量预测。在短期多变量联合预测模型中,9 种宏观经济变量能联合显著预测国债收益率。在该组合中,消费者价格指数同比、准货币同比、1 年期储蓄存款利率、期限利差、人民币实际有效汇率变动率以及沪深 300 指数收益率表现显著。对于企业债而言,9 种宏观经济变量组合也能联合显著预测企业债收益率,且消费者价格指数同比、准货币同比、1 年期储蓄存款利率以及实际有效汇率变动率表现显著。此外,基于 IVX 估计的 AIC 和 BIC 准则能为我们选出最优的信息组合。综合考虑 AIC 及 BIC 准则筛选结果,可预测国债收益率的最优信息组合即为上述全变量预测中表现显著的变量组合,可预测企业债收益率的最优信息组合为除期限利差外的国债最优信息组合。此外,高信用等级企业债券在多变量检验中可预测性要强于低信用等级企业债券。

在长期单变量预测模型中,工业增加值同比、1 年期储蓄存款利率、人民币实际有效汇率变动率以及沪深 300 指数收益率能够在长期水平上显著预测国债收益率,工业增加值同比和人民币实际有效汇率变动率能够显著预测企业债长期收益率。而在长期水平下多变量预测模型中,除工业生产者出厂价格指数同比以及社会消费品零售总额同比外,其它大部分宏观经济变量的组合均可显著预测债券长期收益率,且预测方向与各自短期变量一致。此外,随着期限的增加,可显著预测债券长期收益率的宏观经济变量个数增多。

债券市场为投资者和融资者提供高便捷低风险的投融资工具,如何准确预测债券收益率对货币政策制定者的风险管控和投资者的资产配置都至关重要。其中国债收益率是计算和衡量资本市场上其他金融工具收益水平的基础,是金融资产定价的基本变量,而企业债收益率影响着企业投融资规模,关乎实体经济的发展。本文实证结果显示一些宏观经济变量或宏观经济变量组合能够有效预测债券收益率,表明宏观经济与债券市场收益率相互联系。因此,债券投资者进行债券交易时应时刻关注当前宏观经济整体走势:在投资于国债市场时应特别关注 1 年期储蓄存款利率、人民币实际有效汇率、沪深 300 指数等指标;在投资于企业债市场时应特别关注人民币实际有效汇率、沪深 300 指数以及工业增加值等指标,以降低投资风险。此外,货币政策制定者可依据国债收益率发挥国债定价参考基准作用,通过采用人民币汇率政策、推进利率市场化改革等措施来调控债券市场,保证债券市场的正常运行。

参考文献

- [1] 杨婉茜,成力为. 基于贝叶斯向量自回归的中国国债收益率预测[J]. 统计研究, 2015, 32(8): 69-76.
Yang W X, Cheng L W. Chinese government bond yield forecast based on Bayesian vector autoregression[J]. Statistical Research, 2015, 32(8): 69-76.
- [2] 王一鸣,李剑峰. 我国债券市场收益率曲线影响因素的实证分析[J]. 金融研究, 2005(1): 111-124.

- Wang Y M, Li J F. An empirical analysis of the factors affecting the yield curve of China's bond market[J]. Journal of Financial Research, 2005(1): 111-124.
- [3] 牛霖琳, 洪智武, 陈国进. 地方政府债务隐忧及其风险传导 —— 基于国债收益率与城投债利差的分析 [J]. 经济研究, 2016(11): 83-95.
Niu L L, Hong Z W, Chen G J. The hidden worries of local government debt and its risk transmission — Based on the analysis of the deviation of government bond yield and city investment debt[J]. Economic Research Journal, 2016(11): 83-95.
- [4] 潘敏, 夏庆, 刘小燕, 等. 汇率制度改革、货币政策与国债利率期限结构 [J]. 金融研究, 2011(11): 18-31.
Pan M, Xia Q, Liu X Y, et al. Reform of exchange rate system, monetary policy and term structure of national debt interest rate[J]. Journal of Financial Research, 2011(11): 18-31.
- [5] 刘澜飏, 沈鑫, 王博. 中国宏观经济对国债利率期限结构的影响研究 —— 基于动态随机一般均衡模型的分析 [J]. 金融研究, 2014(11): 49-63.
Liu L B, Shen X, Wang B. Research on the influence of China's macro-economy on the term structure of national debt interest rate — Based on the analysis of dynamic stochastic general equilibrium model[J]. Journal of Financial Research, 2014(11): 49-63.
- [6] Ang A, Piazzesi M. A no-arbitrage vector autoregression of term structure dynamics with macroeconomic and latent variables[J]. Journal of Monetary Economics, 2003(50): 745-787.
- [7] Connolly R, Stivers C, Sun L. Stock market uncertainty and the stock-bond return relation[J]. Journal of Financial & Quantitative Analysis, 2005(40): 161-194.
- [8] Baele L, Bekaert G, Inghelbrecht K. The determinants of stock and bond return comovements[J]. Review of Financial Studies, 2010(23): 2374-2428.
- [9] Hong Y, Lin H, Wu C. Are corporate bond market returns predictable?[J]. Journal of Banking & Finance, 2012(36): 2216-2232.
- [10] Lin H, Wang J, Wu C. Predictions of corporate bond excess returns[J]. Journal of Financial Market, 2014(21): 123-152.
- [11] Chen L, Zhang G, Zhang W. Return predictions in the corporate bond market along the supply chain[J]. Journal of Financial Market, 2016(29): 66-86.
- [12] Phillips P C B, Moon H. Nonstationary panel data analysis: An overview of some recent developments[J]. Econometric Reviews, 2000(19): 263-286.
- [13] Phillips P C B, Lee J H. Predictive regression under various degrees of persistence and robust long-horizon regression[J]. Journal of Econometrics, 2013(177): 250-264.
- [14] Welch I, Goyal A. A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction[J]. Review of Financial Studies, 2008(21): 455-508.
- [15] Stambaugh R F. Predictive regressions[J]. Journal of Financial Economics, 1999(54): 375-421.
- [16] Elliott G. On the robustness of cointegration methods when regressors almost have unit roots[J]. Econometrica, 1998(66): 149-158.
- [17] 袁裕泽. 带有 GARCH 误差和趋势项的近单位根过程的估计 [J]. 浙江大学学报 (理学版), 2014, 41(2): 145-148.
Yuan Y Z. Estimation of near-unit root processes with GARCH errors and trend terms[J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2014, 41(2): 145-148.
- [18] 邓伟, 唐齐鸣. 单位根相关过程: 理论的发展与比较 [J]. 经济学动态, 2014(2): 132-141.
Deng W, Tang Q M. Unit root related process: Theoretical development and comparison[J]. Economic Perspectives, 2014(2): 132-141.
- [19] 史永东, 何海江, 沈德华. 中国股市有效性动态变化的实证研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(12): 88-92.
Shi Y D, He H J, Shen D H. Empirical analysis of efficiency evolution in Chinese stock markets[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2002, 22(12): 88-92.
- [20] 孟庆芳, 张强, 牟文英. 混沌序列自适应多步预测及在股票中的应用 [J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(12): 62-68.
Meng Q F, Zhang Q, Mu W Y. A novel adaptive multi-step-prediction method for chaotic time series and its applications in stock market[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2005, 25(12): 62-68.
- [21] 饶育蕾, 彭叠峰, 贾文静. 交叉持股是否导致收益的可预测性? 基于有限注意的视角 [J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(7): 1753-1761.
Rao Y L, Peng D F, Jia W J. Does cross-shareholding cause return predictability? Based on limited attention perspective[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2013, 33(7): 1753-1761.
- [22] 陈蓉, 赵永杰. 隐含波动率曲面的预测研究: 来自中国台湾市场的证据 [J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(8): 1949-1962.
Chen R, Zhao Y J. Forecasting implied volatility surface: Evidence from Taiwan China market[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2017, 37(8): 1949-1962.
- [23] Phillips P C B, Magdalinos T. Econometric inference in the vicinity of unity[R]. CoFie Working Paper No.7, Singapore Management University, 2009.

- [24] Cavanagh C L, Elliott G, Stock J H. Inference in models with nearly integrated regressors[J]. *Econometric Theory*, 1995(11): 1131–1147.
- [25] Campbell J Y, Yogo M. Efficient tests of stock return predictability[J]. *Journal of Financial Economics*, 2006(81): 27–60.
- [26] Cai Z, Wang Y. Testing predictive regression models with nonstationary regressors[J]. *Journal of Econometrics*, 2014(178): 4–14.
- [27] Chen W W, Deo R S, Yi Y. Uniform inference in predictive regression models[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2013(31): 525–533.
- [28] Kostakis A, Magdalinos T, Stamatogiannis M P. Robust econometric inference for stock return predictability[J]. *Review of Financial Studies*, 2015(53): 1506–1533.
- [29] Francq C, Zakoian J M. GARCH models: Structure, statistical inference and financial applications[M]. Hoboken, NJ: Wiley, 2010.
- [30] Boudoukh J, Mcallister P, Richardson M P. The valuation and hedging of deferred commission asset backed securities[J]. Social Science Electronic Publishing, 2008. DOI: <http://hdl.handle.net/2451/26684>.
- [31] Ludvigson S C, Ng S. Macro factors in bond risk premia[J]. *Review of Financial Studies*, 2009(22): 5027–5067.
- [32] 伍戈, 曹红钢. 中国的结构性通货膨胀研究 —— 基于 CPI 与 PPI 的相对变化 [J]. *金融研究*, 2014(6): 1–16.
Wu G, Cao H G. China's structural inflation research: Based on relative changes in CPI and PPI[J]. *Journal of Financial Research*, 2014(6): 1–16.
- [33] 田开兰, 孔亦舒, 杨翠红. 汇率波动对中国出口增加值的影响分析 [J]. *系统工程理论与实践*, 2017, 37(5): 1144–1153.
Tian K L, Kong Y S, Yang C H. How much does exchange rate volatility affect China's value-added in exports?[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2017, 37(5): 1144–1153.
- [34] 顾光同, 许冰. 中国工业增加值的半月预报: 基于宏观月度数据 [J]. *系统工程理论与实践*, 2018, 38(8): 1983–1993.
Gu G T, Xu B. Half-month forecast of China's industrial added value: Based on the macro monthly data[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2018, 38(8): 1983–1993.
- [35] 杨子晖, 赵永亮, 柳建华. CPI 与 PPI 传导机制的非线性研究: 正向传导还是反向倒逼?[J]. *经济研究*, 2013(3): 83–95.
Yang Z H, Zhao Y L, Liu J H. Nonlinear study of CPI and PPI conduction mechanisms: Forward conduction or reverse thrust?[J]. *Economic Research Journal*, 2013(3): 83–95.