



# “超预测”：蕴含动态因果系统的股债相关性研究

杜思臻 张自力 赵学军

**摘要** 文章从因果视角提出了一个新的股债相关性分析和预测框架。首先，考虑到股票和债券之间存在高度复杂的非线性关系且并不满足可分离性，文章采用收敛交叉映射方法进行因果检验。结果表明，股票价格和债券价格存在双向因果关系。文章进一步通过 S-map 方法量化因果强度，并通过实证分析发现股债因果关系是驱动股债相关性变化的重要因素。在传统股债相关系数预测模型基础上，引入因果强度能够显著提升预测模型的表现，进而提升股票和债券资产配置效率。

**关键词** 相关性 因果性 资产配置

## 一、引言

股票和债券之间的关系是学术和投资界共同关注的问题，股债相关性是资产配置决策中的重要输入之一。当股债收益呈现负相关时，两者能够实现对冲功能；当两者呈正相关时，两者就不能互相提供投资者所需的风险规避作用。股票和债券的相关系数是投资者经常参照的重要指标，直接影响资产配置的结果及组合管理的绩效。股债相关性的预测具有重要的现实意义。

预测股票和债券收益相关系数的传统方法是替代法，即使用过去一段时间的相关系数作为未来相关系数的预测值。然而，该方法成立的前提之一是股债相关系数是严平稳时间序列。图 1 是时间窗口为 5 年的美国股票和债券回报率相关系数走势。图 1 显示在 2000 年左右美国股债相关性从正值转变为负值，股债相关系数是非

平稳时间序列。如果采用替代法，用过去 5 年的相关系数作为未来 5 年相关系数的预测值，往往会带来“错峰”现象，即真实值的波峰值（波谷值）对应了估计值的波谷值（波峰值），会带来巨大的估计误差（Czaronis et al., 2021）。

为了提高预测准确性，许多研究试图找到影响股票和债券相关性变化的影响因素。这些因素包括宏观经济变量（Dimic et al., 2016 ; Li, 2002 ; Yang et al., 2009）、市场不确定性（Andersson et al., 2008 ; Connolly et al., 2005）和市场一体化（Panchenko & Wu, 2009）等。类似地，一些研究尝试将股债相关性与流动性、收入和替代效应等联系起来（Baele et al., 2010 ; Hong et al., 2014）。大量的研究试图找到驱动股债相关性变化的真正因素，令人遗憾的是并没有得出稳健统一的结论。正如 Baele et al. (2010) 指出，宏

杜思臻，北京大学光华管理学院与嘉实基金管理有限公司联合培养博士后；张自力，嘉实基金管理有限公司首席科学家；赵学军，嘉实基金管理有限公司董事长。



观经济环境如何影响股债相关性是没有定论的。

在时间序列因果检验领域，格兰杰（Granger）因果检验是最常用的方法之一。然而，无论是线性还是非线性，格兰杰因果都依赖于可分离性的假设，即原因独立于结果，并且原因变量可以从系统中移除而不影响其余部分。股票和债券价格之间的关系不符合可分离性的假设。为了解决这个问题，本文引入收敛交叉映射（CCM）方法（Sugihara et al., 2012）来检验股票和债券之间的因果关系。CCM 是一种分析非线性系统中时间序列变量间因果关系的方法，被广泛应用于多个领域中。如 Ushio et al. (2018) 使用 CCM 方法研究鱼群之间的因果关系；刘华军和雷名雨 (2019) 使用 CCM 方法研究交通拥堵与雾霾之间的因果性。CCM 方法不同于传统的线性系统分析方法，是通过对变量进行状态空间重构来获取变量的历史信息，随着时间序列不断增长，当其估计性能呈现收敛的性质时，可以判断因果关系的存在。这种非线性的因果关系强弱，可以通过 S-map 方法（Ushio et al., 2018）进行量化。

基于股票和债券之间的因果关系，本文提出一种新的股债相关系数分析框架。首先，本文使用 CCM 方法来检验股票和债券之间的因果关系，并使用 S-map 方法来得到因果关系的强度。然后，本文使用实证分析的方法，研究股债相关性和因果性之间的关系。实证结果证明，股债因果强度变化是相关性变化的驱动因素之一。最后，本文基于因果关系提出一个股债相关系数预测模型，该模型相较于传统方法有最佳的预测效果。

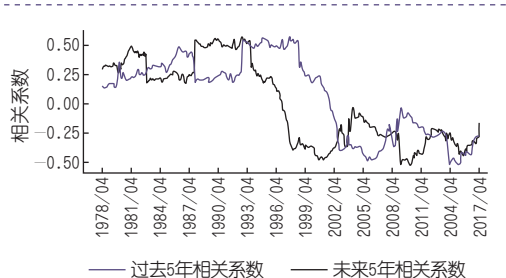


图1 美国 S&P500 收益率和 7~10 期国债回报率相关系数

本论文的主要贡献如下。①引入了一个新的框架来分析股票和债券之间的相关性，该框架融合了股债因果分析。②通过实证分析，证明了股票和债券之间的因果关系在驱动其相关性变化中发挥了重要作用。这一发现为理解股票和债券相关性的影响因素提供了新的维度。③本文摒弃了股票和债券价格完全随机的假设，采用了动态系统视角，研究它们之间的非线性因果关系。④通过所提出的股票和债券收益相关系数预测模型，投资者可以实现更准确的预测，从而改善资产配置决策和提高投资业绩。

## 二、文献述评和研究假设

### （一）股债相关性

为了提高预测准确性，许多学术研究试图找到影响股票和债券相关性变化的影响因素。总结来说，学术研究对于股债相关性的驱动因素主要可以归结为三类：宏观基本面、市场不确定性和流动性。

一些学术研究对于股票和债券相关性的讨论聚焦于股债定价方式。Li (2002) 中提出了股债相关性的理论决定因素模型。模型首先设计了股票和债券作为资产大类的定价仿射模型，并由此推导出了股



债协方差模型。可以看到在这个仿射模型中, 股债相关性主要与以下因素有关: 实际利率不确定性、通货膨胀不确定性、实际利率 / 通货膨胀 / 股息率三者的协方差。该研究为股债相关性研究搭建了理论框架。

首先, 在探索不同宏观基本面对股债相关性的影响时, 通货膨胀往往是人们关注的重要因素之一。Dimic et al. (2016) 发现股票和债券短期相关性受货币政策的影响, 而长期相关性受通货膨胀影响。一些研究发现较高的通货膨胀率往往会带来较高的股债相关性, 通货膨胀率正向影响金融市场关联性, 而且这种影响具有稳健性 (Yang et al., 2009; 周开国等, 2021; Pericoli, 2020)。Ilmanen (2003) 对这种现象进行解释, 指出当通胀水平较高时, 折现率的变化是影响资产价格变化的最主要因素, 从而会导致股债之间较高的相关性。反之当通胀水平较低时, 折现因子相对稳定, 关于经济增长的不确定性会对两类资产的价格有更多影响, 从而降低股债相关性。除此之外, 通胀预测及通胀不确定性同样会对股债相关性带来影响, 如 Andersson et al. (2008) 发现高通胀预期时, 股债表现为正相关。龚玉婷等 (2016) 基于混频 Copula 模型的视角发现中国股债市相关性长期来看取决于通货膨胀率和通货膨胀不确定性等因素。除通货膨胀之外, 股债相关性还受到货币供给量 (龚玉婷等, 2016; 周开国等, 2021)、货币政策 (Dimic et al., 2016) 和工业增加值 (周开国等, 2021) 等宏观基本面的影响。

市场不确定性也是影响股债关系走向的重要因素。大量研究表明, 股票市场不确定性与股债收益相关性呈负相

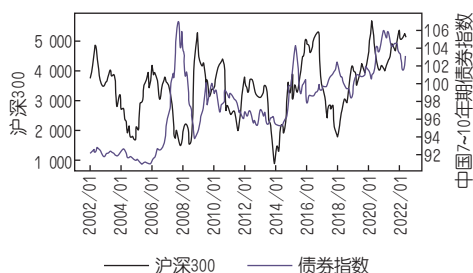
关 (Andersson et al., 2008; Dimic et al., 2016)。Connolly et al. (2005) 和 Connolly et al. (2007) 从前瞻性的角度发现股票市场不确定性与股票和债券收益的未来相关性之间存在负相关性, 股票市场的不确定性对跨市场定价有重要影响。Aslanidis & Christiansen (2012) 也得出了相似的结论, 该研究使用平滑过渡回归的方法来刻画美国股债关系变化, 发现股票 VIX 波动率指数的较大值往往会使股票债券相关性为负值。

一些研究探讨流动性对股债关系的影响。Baele et al. (2010) 根据美国市场近 40 年的季度和月度数据, 指出流动性是影响股债市相关性的重要因素, 而宏观基本面和市场不确定性因素对相关性的解释能力很低。然而, 龚玉婷等 (2016) 认为, 中国股债市相关性变化的根本原因在于宏观层面的基本面因素和市场不确定性因素, 而微观层面的流动性因素只会在两市场暴涨或暴跌阶段才会短暂地影响两市场的共同运动, 并不是决定两市场相关性的主要因素。

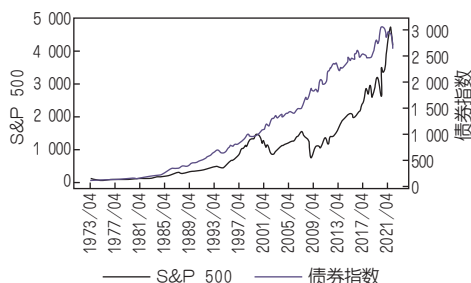
股债关系的重要性促使人们不断努力去寻找影响股债相关性的驱动因素, 令人遗憾的是没有得出稳健统一的结论。正如 Baele et al. (2010) 指出, 宏观经济环境如何影响股债相关性是没有定论的, 从宏观环境角度没有一个统一的股债相关性预测方法。

## (二) 股债因果性

尽管大量的论文来研究股票和债券之间的相关性, 但关注股债之间因果性的研究比较少。在研究股票市场和债券市场之间的因果关系时, Granger 因果检验是人们最常用的工具 (Jammazi et al., 2017; Lee



(1) 沪深300指数和中债7~10年指数



(2) S&amp;P500和7~10年期债券价格指数

图2 数据走势

et al., 2013)。如 Jammazi et al. (2017) 使用动态 Granger 因果检验发现美国 10 年期国债收益率与股票收益率之间存在显著的双向格兰杰因果关系，自 2007 年美国次贷危机爆发以来，这种因果关系进一步加强。Baz et al. (2019) 校准了一个关于股票收益率、实际债券收益率和通货膨胀预期的向量误差修正模型，用于测试股票和债券之间的因果关系。实证结果表明股票和债券之间存在因果关系，这种关系还会受到股票市场估值的影响。文章进一步发现市场估值的高低会对股债的相关性产生关键的作用。当市场估值很高或者很低时，估值所带来的影响会主导股票债券市场的变化。Stavroglou et al. (2019) 介绍了一种新的基于符号动力学的因果模式发掘算法，并测试美国 S&P500 指数和国债收益率之间的因果性。研究结果表明，美国的股票价格指数与国债收益率之间存在负向因果关系。

### (三) 研究假设与数据

本文将从一个全新的因果视角来分

析和预测股债相关系数。相关性和因果性关系通常很密切，但又有本质的区别。相关性反映的是两个观察变量时间上的同步效应，而因果性反映的是两个变量背后的驱动效应。一些研究从实证角度证明了股债之间存在因果驱动关系，如 Jammazi et al. (2017) 和 Baz et al. (2019) 都指出股票市场与债券市场存在双向因果关系。为了深入了解股票和债券的底层关系，本文对股票和债券定价模型进一步剖析<sup>①</sup>。Sugihara et al. (2012) 指出在动力系统理论中，如果时间序列变量来自同一个动力学系统，那么它们就有因果联系。本文提出假设 1。

H1：股票价格和债券价格来自同一个非线性动力学系统，即两者存在非线性因果关系。

为了研究股票和债券之间的因果关系，本文分别使用中国和美国金融市场数据。参照 Czasonis et al. (2021) 的研究，美国的股票市场采用 S&P500 指数，债券市场采用 7~10 年期债券综合指数。数据时

<sup>①</sup> 股债定价模型与因果关系定性定量研究方法（收敛交叉映射、多变量 S-map 方法），见增强出版，中国知网——《金融市场研究》。



间窗口设置为 1973 年 4 月至 2022 年 4 月, 如图 2 (2) 所示。相似地, 本文使用沪深 300 指数作为股票市场数据, 使用中债综合指数 (7~10 年) 作为债券市场数据。数据时间窗口为 2002 年 1 月到 2022 年 6 月, 所用数据均为月度数据, 如图 2 (1) 所示。

### 三、股债因果关系检验、强度估计及与相关性联系

#### (一) 因果检验

首先, 选择 CCM 检验的两个关键参数, 最优嵌入维度  $E$  与滞后期  $\tau$ 。在最优嵌入维度选择时, 本文参考以往工作, 基于单变量预测能力选择最优的  $E=10$ 。关于滞后期的选择, 根据信息理论, 滞后期越大, 生成影子流行的过程中会遗漏更多信息, 而更小的滞后期则能够形成分辨率更高的交叉映射, 得到更准确的检验结果。基于此, 本文的滞后期设置为 1。

然后, 使用中国市场数据, 对股票和债券的因果关系进行检验, 检验结果如图 3 所示。图中  $\hat{B}|S$  和  $\hat{S}|B$  分别代表用股票数据预测债券价格和用债券数据估计股票价格, 结果显示代表预测能力的  $\rho$

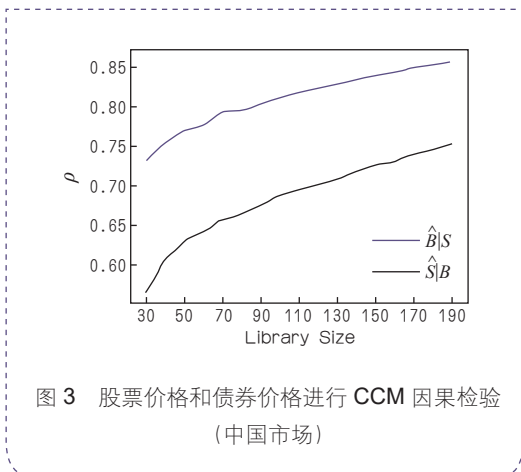
值会随着样本个数的增加而增大。按照 CCM 的检验原理, 如果变量之间存在因果关系, 那么使用的时间序列越长 (样本量越大), 所得到的交叉映射估计误差就会越小, 预测准确度越高。因此, 结果表明在中国市场中股票与债券存在双向因果关系。

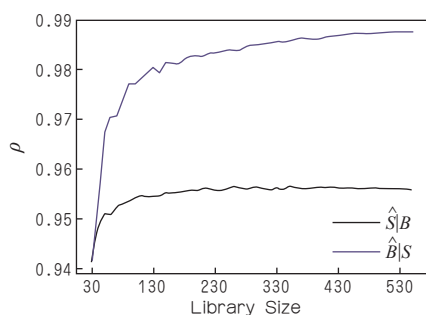
最后, 本文使用美国市场数据进行因果检验。对原始序列进行 CCM 因果检验, 美国市场的检验结果如图 4 (1) 所示,  $\rho$  值会很快达到收敛状态, 并分别收敛在 0.95 和 0.98 附近, 这同样表明股票价格和债券价格存在因果关系。从图 2 可以发现, 美国的股票价格和债券价格都具有非平稳特征。为了消除非平稳特征对 CCM 检测带来的估计误差, 本文分别对两个时间序列进行一阶差分处理, 分别得到平稳时间序列, 再次进行 CCM 因果检测。检验结果如图 4 (2) 所示, 结果表明差分后的股票价格和债券价格之间依然存在因果关系。

因此, 假设 1 得到验证, 即股票价格与债券价格在同一个动力学系统中, 两者存在双向非线性因果关系。

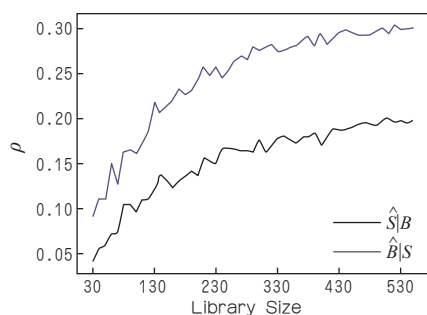
#### (二) 因果强度估计

CCM 因果检验证明了股票价格和债券价格之间存在因果关系, 本文进一步使用 S-map 方法量化两者的因果强度。S-map 方法估计的因果强度是对每一时刻偏微分的近似。图 5 是使用中国市场数据得到的 S-map 偏微分系数, 其中  $\frac{\partial S_{t+1}}{\partial B_t}$  和  $\frac{\partial B_{t+1}}{\partial S_t}$  刻画了股票和债券之间的因果影响程度, 两者均在 2015 年和 2018 年出现大幅变化。在图 6 中, 股债收益率相关系数在 2015 年从负值转为正值, 在 2018 年从正相关再





(1) 原始价格数据



(2) 差分后数据

图4 股票价格和债券价格进行 CCM 因果检验 (美国市场)

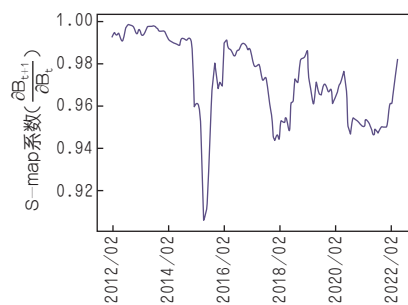
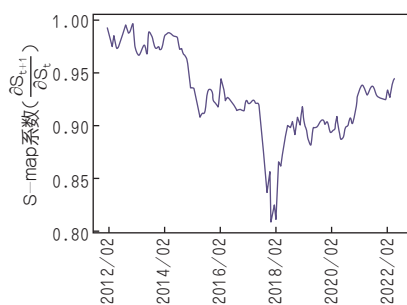
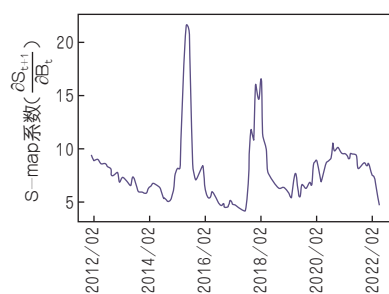
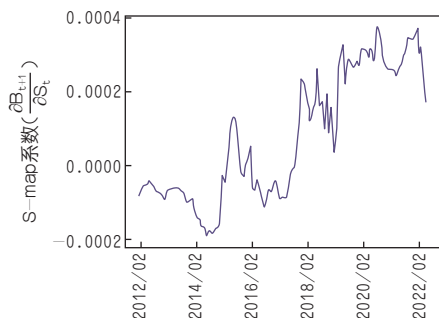


图5 S-map 偏微分系数估计 (中国市场)

次转为负相关，因果强度变化与相关系数变化在关键时点具有一致性。图7是美国市场得出的偏微分系数，图中显示在2000年左右两者均发生了结构性的转变，尤其是  $\frac{\partial B_{t+1}}{\partial S_t}$  值，在2000年左右从负值转变为

正值。除此之外，偏微分系数  $\frac{\partial S_{t+1}}{\partial B_t}$  也在2000年左右发生显著转变。观察图1可知，美国股债收益率的相关性在2000年左右从正相关转变为负相关，因果强度转折点与相关性转折点呈现吻合现象。因此本文提

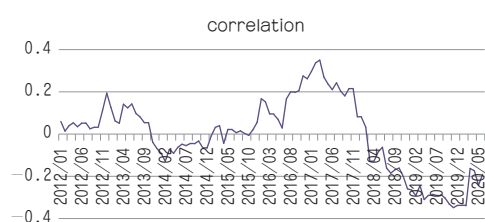


图6 股票与债券收益率相关系数走势  
(中国市场)

出假设2。

H2: 股票与债券价格之间的因果性是影响股债收益率相关性的重要因素之一。

### (三) 因果关系与相关性的联系

因果关系反映的是变量之间的影响机制, 相关系数反映的是数据统计上的走势一致性。考虑到中国市场数据长度问题, 本文仅使用美国市场数据进行实证分析。

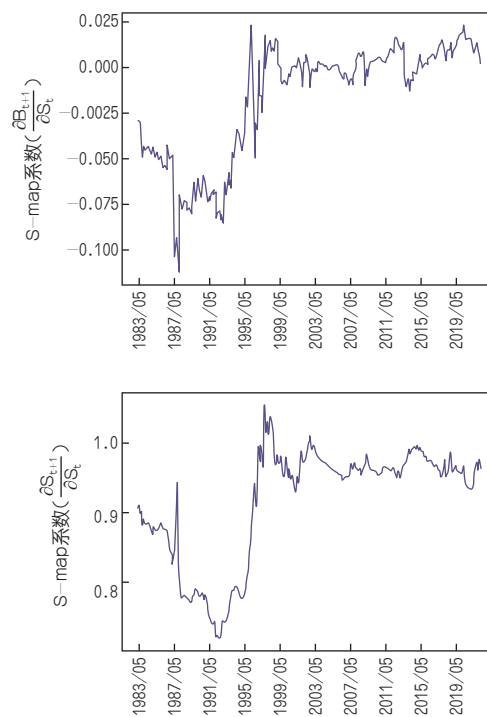
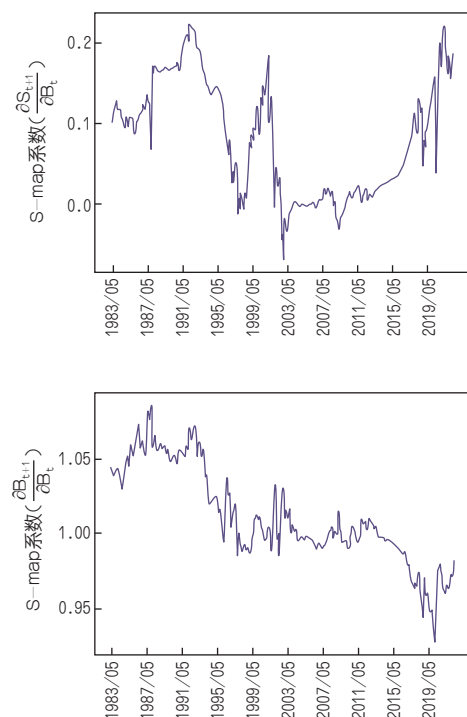


图7 S-map 偏微分系数估计 (美国市场)

为了对比不同时间窗口长度的结果, 本文将 Len 取值从 1~5 年, 即  $\text{Len}=1y, \dots, 5y$ 。表 1<sup>①</sup> 为式 (15) 的回归结果, 结果显示历史相关系数  $\text{Corr}_{t-\text{Len}}$  的回归系数均显著为正。表 2 是式 (16) 的回归结果, 因果强度的回归系数在不同时间窗口长度下大多

是显著的。对比不同时间窗口长度的回归结果发现, 在时间窗口为 1 年时, 因果强度 SB 和 BS 均为显著正值。而在其他时间窗口长度时, 两者均为负值, 这也证明了短期相关性与长期相关性的不同特性。除此之外, 无论是股票对债券的因果性还是

① 表1至表5, 见增强出版, 中国知网—《金融市场研究》。



债券对股票的因果性，对股债相关性的影响是一致的。根据回归系数，本文得出股债之间的因果强度对短期相关性（1年期）呈正向影响，即股债之间的因果强度越大，股债短期相关系数越大。而对于股债2~5年的相关性，股债因果强度呈现负向影响，即股债因果强度越大，股债相关系数越小。对比表1发现，加入因果强度之后，模型的 $R^2$ 得到大幅提升。这表明股债之间的因果性对股债相关性具有很强的解释性。这是因为股债价格的因果性反映了股债之间的底层影响机制，这种底层影响会映射到表面的股债收益率相关性统计。

## 四、相关系数的预测与资产配置

### （一）相关系数的预测

基于前文分析，股债价格因果关系对股债收益率的相关性具有很强的解释性。表1和表2反映了股债因果强度对股债相关性在样本内的解释能力，那么在样本外表现如何呢？接下来，本文将S-map估计出来的偏微分系数和股债相关系数历史值作为预测变量，构建线性和非线性股债相关性预测模型。其中，线性预测模型采用最小二乘法进行估计（CauOLS），非线性预测模型则采用目前最常用的非线性预测方法——神经网络（CauNN）。除此之外，本文构建了三种对比模型，包括替代法预测方法以及仅使用股债相关系数历史值作为预测变量的线性回归模型（CorrOLS）和神经网络模型（CorrNN）。在构建神经网络时，本文设置隐层数为1，神经元个数为5。替代法模型使用的历史时间窗口长度与所预测窗口长度相等，如用过去5年的相关系数作为未来5年相关系数的预测。

首先，本文将美国市场数据整个数据集按照2:1比例划分为初始训练集和预测集。在预测过程中，训练集不断将历史数据纳入训练，即预测未来时间窗口 $[t, t+Len]$ 中的股债相关系数时，训练集为时间窗口 $[1, t-Len]$ 中的样本。为了评估不同预测模型的表现，本文使用MAE和MSE两种误差度量方法，不同模型的预测误差如表3和表4所示。在五个预测模型中，加入因果强度的模型能够取得更佳的预测效果，这表明在样本外股债因果性依旧对股债相关性具有预测性。

### （二）基于因果关系的资产配置

相关系数是资产配置模型中的重要参数，影响着资产配置权重。因此，股债相关系数的准确预测对股债配置具有重要意义。从熵池模型的角度来理解，相关性的正确预测给资产分布加入了“新的信息”，对资产分布做了熵减，势必对资产配置结果有所增益，换成其他配置模型也是一样的，只不过不同配置模式对其利用效率有所区别。本文基于经典的马科维茨均值方差方法，使用美国S&P500指数和7~10年期债券，构建两个股票和债券资产配置模型。第一个模型中的协方差矩阵采用传统替代法，使用历史时间窗口计算的协方差矩阵作为未来协方差矩阵的预测（模型1）；第二个模型中协方差使用 $cov(S, B) = \rho_{S, B} \sigma_S \sigma_B$ ，其中 $\rho_{S, B}$ 是CauNN模型预测的股债相关系数， $\sigma_S$ 和 $\sigma_B$ 分别是股票和债券的标准差（模型2）。模型1与模型2的区别仅在于相关系数的预测不同。

资产配置模型数据起始时间与股债相关系数预测值起始时间保持一致，即从2008年1月开始。为了消除随机性偏



差, 本文采用滚动时间窗口的方法, 在每一时刻更新资产配置权重, 并计算本次资产配置得到的夏普率, 最后对所有时刻的夏普率取平均值。组合夏普率计算方法为

$$SR_p = \frac{R_p - R_F}{\sigma_p},$$

其中,  $R_p$  为投资组合收益率,  $R_F$  为无风险率,  $\sigma_p$  为投资组合收益率的标准差。表 5 是模型 1 和模型 2 的表现对比, 结果显示无论配置时间窗口是 1 年期还是 5 年期, 使用基于 CauNN 模型预测的股债相关系数都能提升资产组合的夏普率。

## 五、结论

在投资领域, 股债相关性是股票债券资产配置的重要因素, 直接影响着资产配置的权重。在实际应用时, 人们往往采用历史时间窗口的股债相关系数作为未来值的估计。然而, 该方法会存在明显的“错峰”

现象, 并带来巨大的估计误差。尽管大量的论文探讨股债相关性, 但鲜有研究关注股债之间的因果性。通过股债的定价模型进行分析, 本文提出股票和债券价格在同一个人动力学系统中的假设。该假设通过收敛交叉映射的方法进行检验, 结果证明了股票价格和债券价格在同一个动力学系统中, 两者存在非线性因果关系。

本文使用 S-map 方法进一步估计出时变的因果强度, 并对股债价格因果强度与股债收益率相关系数进行回归分析。回归结果表明股票和债券价格之间的因果强度系数是显著的, 即因果关系是驱动股债收益率相关性的重要因素。本文在此基础上构建了股债收益率相关系数预测模型, 模型准确率比传统预测方法大幅提升。股债相关系数的准确预测, 也进一步提升了股债资产配置的夏普率。[N]

学术编辑: 卢超群

### 参考文献

- [1] 龚玉婷, 陈强, 郑旭. 谁真正影响了股票和债券市场的相关性?——基于混频 Copula 模型的视角[J]. 经济学(季刊), 2016, 15(03): 1205-1224.
- [2] 刘华军, 雷名雨. 交通拥堵与雾霾污染的因果关系——基于收敛交叉映射技术的经验研究[J]. 统计研究, 2019, 36(10): 43-57.
- [3] 周开国, 邢子煜, 杨海生. 宏观经济信息与金融市场关联性——来自混频动态条件相关系数模型的证据[J]. 金融研究, 2021, 49(11): 41-59.
- [4] Aslanidis N, Christiansen C. Smooth transition patterns in the realized stock-bond correlation[J]. Journal of Empirical Finance, 2012, 19(4): 454-464.
- [5] Andersson M, Krylova E, Vähämaa S. Why does the correlation between stock and bond returns vary over time? [J]. Applied Financial Economics, 2008, 18(2): 139-151.
- [6] Baele L, Bekaert G, Inghelbrecht K. The determinants of stock and bond return comovements[J]. The Review of Financial Studies, 2010, 23(6): 2374-2428.
- [7] Baz J, Sapra S, Ramirez G. Stocks, Bonds, and Causality[J]. The Journal of Portfolio Management, 2019, 45(4): 37-48.
- [8] Connolly R A, Stivers C, Sun L. Commonality in the time-variation of stock-stock and stock-bond return comovements[J]. Journal of Financial Markets, 2007, 10(2): 192-218.
- [9] Connolly R, Stivers C, Sun L. Stock market uncertainty and the stock-bond return relation[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2005, 40(1): 161-194.
- [10] Czaronis M, Kritzman M, Turkington D. The Stock-Bond Correlation[J]. The Journal of Portfolio Management, 2021, 47(3): 67-76.



- [11] Dimic N, Kiviahio J, Piljak V, et al. Impact of financial market uncertainty and macroeconomic factors on stock-bond correlation in emerging markets[J]. *Research in International Business and Finance*, 2016, 36: 41-51.
- [12] Deyle E R, May R M, Munch S B, et al. Tracking and forecasting ecosystem interactions in real time[J]. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 2016, 283(1822): 20152258.
- [13] Hong G, Kim Y, Lee B. S. Correlations between stock returns and bond returns: income and substitution effects[J]. *Quantitative Finance*, 2014, 14(11): 1999-2018.
- [14] Ilmanen A. Stock-bond correlations[J]. *The Journal of Fixed Income*, 2003, 13(2): 55.
- [15] Jammazi R, Ferrer R, Jareño F, et al. Main driving factors of the interest rate-stock market Granger causality[J]. *International Review of Financial Analysis*, 2017, 52: 260-280.
- [16] Li L. Macroeconomic factors and the correlation of stock and bond returns[J]. Available at SSRN 363641, 2002.
- [17] Lee C C, Huang W L, Yin C H. The dynamic interactions among the stock, bond and insurance markets[J]. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2013, 26: 28-52.
- [18] Panchenko V, Wu E. Time-varying market integration and stock and bond return concordance in emerging markets[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2009, 33(6): 1014-1021.
- [19] Pericoli M. On risk factors of the stock-bond correlation[J]. *International Finance*, 2020, 23(3): 392-416.
- [20] Sugihara G, May R, Ye H, et al. Detecting causality in complex ecosystems[J]. *Science*, 2012, 338(6106): 496-500.
- [21] Stavrogrou S K, Pantelous A A, Stanley H E, et al. Hidden interactions in financial markets[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2019, 116(22): 10646-10651.
- [22] Ushio M, Hsieh C, Masuda R, et al. Fluctuating interaction network and time-varying stability of a natural fish community[J]. *Nature*, 2018, 554(7692): 360-363.
- [23] Yang J, Zhou Y, Wang Z. The stock-bond correlation and macroeconomic conditions: One and a half centuries of evidence[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2009, 33(4): 670-680.

### Superforecasting: An Analysis of Stock-Bond Correlation based on Dynamic Causal Systems

DU Sizhen<sup>1,2</sup> ZHANG Zili<sup>2</sup> ZHAO Xuejun<sup>2</sup>

(1. Guanghua School of Management, Peking University; 2. Harvest Fund Management Co., Ltd)

**Abstract** This article proposes a novel framework for analyzing and predicting the correlation between stocks and bonds from a causal perspective. The article employs the convergent cross-mapping method for causal testing in assessing the complex relationship between the two asset classes. The results demonstrate the presence of bidirectional causal relationships between stock and bond prices. Additionally, the article quantifies causal strength using the S-map method and identifies the causal relationship between stocks and bonds as an important driver of changes in their correlation. By incorporating causal strength into a traditional stock-bond correlation forecast model, the predictive performance of the model is significantly enhanced, enabling improved efficiency in stock and bond asset allocation.

**Keywords** Correlation, Causality, Asset Allocation

**JEL Classification** C49 G11 C32