

基于分位数条件格兰杰因果的东亚股市传染研究

程 宏, 杨廷干

(上海立信会计金融学院统计与数学学院, 上海 201209)

摘要: 为了分析亚洲金融市场间的传染问题, 提出了基于分位数的条件 格兰杰因果检验方法, 对不同股票市场收益数据进行全面的因果关系检验. 选取亚洲三个主要股票市场指数作为研究对象, 研究比较了该方法与其它三种方法下的中日韩股票回报率之间的因果关系. 实证结果表明, 中日韩股票市场一体化, 在厚尾极端情况, 相互之间具有显著传染效应, 其它地区股票市场危机, 对我国股票市场价格走势具有显著影响. 这一方法和结果, 有助于投资者分析我国金融市场风险及其传染规律.

关键词: 格兰杰因果; 分位数回归; 股票回报率; 传染效应

中图分类号: F222.3; 0212 文献标识码: A 文章编号: 1000-5781(2021)03-0353-14

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2021.03.006

Research on contagion among stock markets of east asian based on conditional Granger causality in quantile

Cheng Hong, Yang Tinggan

(School of Statistics and Mathematics, Shanghai Lixin University of Accounting and Finance, Shanghai 201209, China)

Abstract: In practice, it is important to explore the contagion among Asia's financial markets. This paper contributes to the problem by using a consistent parametric conditional Granger causality in quantiles test to study the contagion between stock returns for three East Asian stock markets. The empirical result shows that the new method is superior to the other three methods. The result also finds the stock markets of China, Japan, and Korea share financial market integration and have a significant contagion effect on one another in tails. The stock market crisis in other regions has a significant impact on the price trend of China's stock market. The proposed method and empirical findings help investors to analyze China's financial market risk and understand the propagation law.

Key words: Granger causality; quantile regression; stock returns; contagion

1 引 言

近年来, 亚洲股票市场的快速增长和发展使得亚洲股市之间的联系变得更加紧密, 其中, 东亚股票金融市场间的因果关系引起了研究者和行业投资者的极大关注, 金融市场投资可以对冲诸如债券价格、股票价格、汇率和油价等变量的波动; 与此同时, 地域经济和政策不确定性的变化, 反过来可能会对所有这些变量产生不同程度的影响. 因此研究东亚股票市场的传染效应将有利于决策者和国际基金经理对投资风险进行防范, 也有利于我国金融市场风险预警及对人民币国际化过程中我国股票市场制度改革提供支撑.

收稿日期: 2018-04-05; 修订日期: 2019-01-03.

基金项目: 上海市青年科技英才扬帆计划资助项目(16YF1415900).

在金融市场传染效应研究方面, Khalid 等^[1]运用多元 VaR 模型对包括日本, 韩国在内的九个东亚国家的金融市场进行了传染效应假设检验, 没有找到传染效应的强有力支持; Sohel Azad^[2]实证研究了中、日、韩三国股票共同市场之间是否存在传染效应, 他们发现尽管三个市场之间存在长期关系, 但传染假说不能在日本和韩国股市之间被拒绝, 表明短期投资组合多样化收益可以从这两个市场中获得. Chiang 等^[3]研究了全球股票市场中的集群行为, 并有证据表明, 在危机起源国危机的发生会引发股票市场的集群行为, 然后产生传染效应, 将危机传播到邻国; 叶五一等^[4]应用动态平滑系数分位点回归模型对金融危机传染问题进行了分析; Dash^[5]研究调查了 2000 年~2007 年全球金融危机之前印度股市和中国、日本和东南亚股市之间的联系, 研究表明, 印度股市与东南亚市场和日本市场紧密结合, 中国市场则相对独立. Mohammadi 等^[6]研究了东亚和美国市场之间的关系, 发现自 2007 年金融危机以来, 中国与其他股票市场的条件相关性略有上升. 张卫国等^[7]研究了中国股票、货币及外汇三个金融市场之间非线性演化, 发现外汇市场对股票和货币市场的影响最为明显. 因此, 分析和研究东亚股票市场传染效应问题具有现实意义.

在各种统计方法中, 被广泛应用于物理学, 生物学和经济学等领域的格兰杰因果(Granger causality)关系分析(GC)被认为是实现从实证数据中得到金融市场信息流方向的一种强有力的方法. 格兰杰因果关系的概念最早由格兰杰^[8]提出, 并由 Geweke^[9]进行了改进. GC 概念的核心是“预测理论”, 在数学上, 由线性回归模型来构建. 这与文献[10-12]中基于控制变量下定义的因果关系大有不同.

同时, GC 的理论框架也要求系统的动力学可以通过线性回归过程有效的模拟, 基于这一条件, GC 方法只是对变量之间的线性关系进行了检验, 而对于非线性系统, 变量之间非线性的格兰杰因果关系是否与实际因果关系一致仍然是一个重要的问题. 另一方面, 从 20 世纪 80 年代后期开始, 金融市场的波动越来越剧烈, 对于风险的防范和监控就显得愈发重要, 而金融市场的极端变化往往与资产价格分布的尾部特征密切相关^[13]. 常用的条件均值模型不仅无法评估非线性因果关系, 也无暇顾及尾部的情况, 检验结果的可靠性难以保证. 在传统的 GC 方法中, 最小二乘回归模型应用广泛, 然而对于数据分布具有尖峰厚尾的特点时, 该方法则无法适用. 因此, 分位数回归可以有效地替代最小二乘回归方法在经济学或需求分析乃至金融等各种计量经济学中的应用. 与最小二乘回归方法依赖于单一条件水平的度量相比, 分位数回归方法能够分析得到连续区间的条件分位数函数, 对变量的条件相关性结构进行更完整和灵活的分析, 如许启发等^[14]提出的支持向量分位数回归模型研究多期 VaR 风险测度.

尽管在传统研究中, 不同市场的股票回报率之间的因果关系经常被检验, 但实证证据却相当薄弱^[15]. 针对以上问题, 本文旨在研究一种方法, 来更详细灵活地分析数据的整体分布情况, 能够对不同变量间的直接因果关系进行准确的检测, 并将此方法运用于实际金融市场中, 得出精准且可靠的结果, 为广大投资者提供更具鲁棒性的参考途径. 因此, 本文提出了基于 Troster^[16]思路的分位数参数化条件格兰杰因果检验方法研究金融市场传染性问题, 在检验变量间线性或非线性直接格兰杰因果关系的同时, 也能关注到分布尾部的因果关系, 从而对数据整体分布的各个分位点进行详细分析.

已有成果为本文研究奠定了基础, Chuang^[17]和 Yang 等^[15]通过分位数回归估计了分位数因果效应, 并使用 Koenker 等^[18]的 Sup-Wald 检验方法验证格兰杰非因果性的假设; 伍兴国^[19]利用线性分位数回归下的 Sup-Wald 检验法实证分析了全国城镇居民人均可支配收入增量对人均消费性支出增量之间的关系; 许启发等^[20]通过基于分位数 Granger 因果检验方法, 研究了网络情绪波动与股市收益之间的因果关系问题; 吴亮等^[21]利用分位数 Granger 因果检验方法, 对 1997 年~2013 年上海证券交易市场和深圳证券交易所数据, 研究了中国股票市场上收益率与交易量之间的非对称因果关系; 但是以上运用, 都主要集中于 Chuang 等^[17]提出的 Sup-Wald 的分位数 Granger 检验方法, 这一方法对非线性因果关系的检测并不准确; Troster^[16]提出了分位数下的一致性参数化格兰杰因果检验(GCQ), 该方法能够比较好的获取不同分位点和分位数区间的线性和非线性格兰杰因果关系. 但仍存在一些不足之处, 尤其是在多变量情况下, 两变量间的因果关系有可能是受到其它变量的间接影响, 而非直接因果. 为此, 结合 Geweke^[9]多变量条件依赖性概念

以及 Troster^[16]理论, 提出一种基于分位数的一致性设定性条件格兰杰因果关系检验方法(CGQC)来解决这一问题, 这也是本文要解决的第一个主要问题. 该方法对以上方法进行了三个方面的扩展, 也是本文的主要创新点: 1) 本文研究的检验方法是综合全面的, 通过添加两变量外的变量回归, 可以针对多变量间的直接因果关系进行检测, 而且比起 Sup-Wald 检验方法需要在备择假设成立的情况下建立一个特定的分位数回归模型, 本文使用的检验方法仅需要一个边际分位数回归模型(原假设为不存在因果关系), 在各个方向上对原假设进行检验; 2) CGQC 方法较 GCQ 方法包含了除当事两变量之外的变量信息, 具有更加完整的信息, 从而能够更准确的检测因果关系; 3) 该检验可以通过建立分位数回归模型检验非线性条件因果关系. 通过实证可知, 大多数的因果关系均是非线性的^[22], 而基于线性条件因果关系建立的分位数回归模型并不适用于检验非线性条件因果关系, 因此, 本文研究的方法具有普遍意义.

与此同时, 诸多学者、经济学家们对非参数方法进行了研究. Hong 等^[23]基于 VaR 提出了一种非参数检验方法, 但他们的方法仅仅提供了格兰杰因果关系的一个必要条件; Jeong 等^[24]拓展了 Chiang 等^[3]提出的将条件分位数转化为条件均值建立模型的想法; Taamouti 等^[25]提出了一种基于条件密度的格兰杰因果关系非参数检验. 然而, 上述研究学者使用的格兰杰因果检验方法, 其原假设的两个检验过程都需要基于条件 β -mixing 生成数据. 而提出的基于分位数回归的条件格兰杰因果方法在较弱的 α -mixing 条件就可以运用, 而且能够获得较好的统计功效(具体可见蒙特卡罗模拟结果). 因此, 本文将运用通过 Subsampling(子采样)方法构建检验统计量的临界值的 CGQC 方法对东亚三国(中国、日本和韩国)股票市场进行传染效应研究. 相对于非参数因果关系检验方法, 本文中使用的的方法不仅不需要选择平滑参数, 对检验结果的可靠性也有进一步的保证, 而且还能够获得单分位点和分位数区域下的因果关系, 有利于获得数据分布整体因果关系结构. 本文采用的检验方法的另外一个优势是其使用的参数检验能够辨别条件分布中的非线性条件因果关系.

本文要解决的第二个问题是希望探索东亚股票市场极端变化情况下, 如何有效避免可能存在的金融风险. 针对这一问题, 试图通过因果关系方法来解释中日韩股票市场之间传染效应, 这也有助于解释基于分位数格兰杰因果方法的有效性, 因此将 CGQC 方法与 GCQ 方法、基于均值回归的 GC 方法以及基于 Copula 的分位数因果关系方法(GC-Copula)^[26-27]进行比较. 从本文的蒙特卡罗模拟中可以看出, 本文提出的 CGQC 方法不仅具有较好的实际检验水平和检验功效, 还可以准确的检测到变量间的直接因果关系(不受到其他变量的间接影响); 从实证分析可以得到, 中日韩股票市场之间相互引导关系很强, 在 5% 的显著性水平下, CGQC 方法和 GCQ 方法较 GC-Copula、GC 方法能够检测出股票市场间更多的因果关系, 日韩股票回报率与中国股票回报率之间的格兰杰因果关系在尾部的分位点条件下是显著的, 显示出日本、韩国股市回报率对中国股市的极端股票收益具有直接传染效应, 而 GC-Copula 方法则显示日韩股票市场对中国股票市场在极端收益下无直接因果关系. 综上所述, 本文所运用的方法是一种可替代现有检验方法的有效方法, 基于此方法开展的东亚金融市场传染效应研究不仅为进一步研究各市场股票收益间的动态关系提供了重要的线索和路径, 对国际投资、投资组合多样化和风险管理有重要影响, 还为我国政府制定和实施有效控制金融市场波动及风险传染效应的措施提供可信的理论基础.

2 格兰杰因果检验

2.1 基于分位数的条件格兰杰因果检验

$\{(Y_t, X_t, Z_t)\}_{t \in \mathbb{Z}}$ 为平稳时间序列, $Y_t \in \mathbb{R}$ 为因变量, $\mathbf{I}_t \equiv ((\mathbf{I}_t^Y)^T, (\mathbf{I}_t^X)^T, (\mathbf{I}_t^Z)^T)^T \in \mathbb{R}^d$ 为解释变量, 其中 $d = p + q + h$, $\mathbf{I}_t^Y := (Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p})^T \in \mathbb{R}^p$, $\mathbf{I}_t^X := (X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-q})^T \in \mathbb{R}^q$, $\mathbf{I}_t^Z := (Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-h})^T \in \mathbb{R}^h$.

定义 $F_Y(y|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z)$ 和 $F_Y(y|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z)$ 分别为在给定 $(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z)$ 和 $(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z)$ 条件下的条件分布函数, 假设分布函数在定义域 $y \in \mathbb{R}$ 上是连续的.

根据格兰杰理论,将 X_t 到 Y_t 的 Granger 非条件因果关系零假设如下

$$H_0^{X \rightarrow Y|Z} : F_Y(y|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z) = F_Y(y|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z), y \in \mathbb{R}. \quad (1)$$

由于以上定义在实际运用中较为繁琐,结合相关文献对基于均值 Granger 非因果检验的定义,可得均值条件因果性检验

$$H_0^{X \rightarrow Y|Z} : E[Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z] = E[Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z], \quad (2)$$

其中 $E[Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z]$ 和 $E[Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z]$ 分别为 $F_Y(\cdot|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z)$ 和 $F_Y(\cdot|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z)$ 的均值.

Cheung 等^[28]研究表明,基于均值的方法能够简便推广到高阶的情况.相较于一般的条件均值回归只关注条件分布的单一部分,分位数回归方法能更详细灵活地对整体条件分布进行分析.此外,基于条件均值模型构造的检验统计量进行假设检验时候未考虑到不可忽略的分位数,因此分布尾部的因果关系有时就难以得到体现.例如, Lee 等^[29]曾指出,货币收入的格兰杰均值因果性是相当弱的,在尾部的分位点条件下却是显著的.

因此,本文结合 Troste^[16]的分位数格兰杰因果检验方法,提出了一种全面一致性参数化的设定性分位数条件格兰杰因果检验.该方法不仅能够评估线性或非线性时间序列之间的直接因果关系,而且还能够通过分位数获得整体分布的完整直接因果关系.

为了更好的介绍分位数条件格兰杰因果检验方法,定义 $Q_\tau^{Y,X|Z}(\cdot|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z)$ 和 $Q_\tau^{Y|Z}(\cdot|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z)$ 分别是 $F(\cdot|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z)$ 和 $F(\cdot|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z)$ 的 τ 分位数, $\tau \in \Gamma, \Gamma \subset [0, 1]$.

因此,可以将式(1)中的零假设写成下式

$$H_0^{QC:X \rightarrow Y|Z} : Q_\tau^{Y,X|Z}(Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z) = Q_\tau^{Y|Z}(Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z), \tau \in \Gamma, \quad (3)$$

Y_t 的 τ 分位点满足下式,即

$$\begin{aligned} \Pr\{Y_t \leq Q_\tau^{Y|Z}(Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z) | \mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z\} &= \tau, \tau \in \Gamma, \\ \Pr\{Y_t \leq Q_\tau^{Y,X|Z}(Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z) | \mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z\} &= \tau, \tau \in \Gamma. \end{aligned} \quad (4)$$

定义 $a \leq b$ 时为 1,其余为零的示性函数 $\mathbb{I}(a \leq b)$,有

$$\Pr\{Y_t \leq Q_\tau(Y_t|\mathbf{I}_t) | \mathbf{I}_t\} = E[\mathbb{I}[Y_t \leq Q_\tau(Y_t|\mathbf{I}_t)] | \mathbf{I}_t],$$

则式(3)可转化为下式

$$E[\mathbb{I}[Y_t \leq Q_\tau^{Y,X|Z}(Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z) | \mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z]] = E[\mathbb{I}[Y_t \leq Q_\tau^{Y|Z}(Y_t|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z) | \mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z]], \tau \in \Gamma, \quad (5)$$

其中式(5)等号左边等于 $F_Y(\cdot|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z)$. 假定一个参数模型来估计 $F_Y(\cdot|\mathbf{I}_t)$ 的 τ 分位数,族 $\mathcal{B} \subset \mathcal{M}$ 均匀有界,族 $\mathcal{M} = \{m(\cdot, \boldsymbol{\theta}(\tau)) | \boldsymbol{\theta}(\cdot) : \tau \mapsto \boldsymbol{\theta}(\tau) \in \Theta \subset \mathbb{R}^p, \tau \in \Gamma \subset [0, 1]\}$.

在式(3)假设成立的情况下,参数模型 $m(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z, \boldsymbol{\theta}_0(\tau))$ 能准确表示分位数 $Q_\tau^{Y|Z}(\cdot|\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z)$, 其中 $\boldsymbol{\theta}_0 \in \mathcal{B}$. 于是,转化式(3)可得原假设式(6)与备则假设式(7).

$$H_0^{QC:X \rightarrow Y|Z} : E[\mathbb{I}[Y_t \leq m(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z, \boldsymbol{\theta}_0(\tau)) | \mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z]] = \tau, \tau \in \Gamma, \quad (6)$$

$$H_A^{QC:X \rightarrow Y|Z} : E[\mathbb{I}[Y_t \leq m(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z, \boldsymbol{\theta}_0(\tau)) | \mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z]] \neq \tau, \tau \in \Gamma. \quad (7)$$

因此,在 τ 分位点下,拒绝原假设,即存在 X_t 对 Y_t 的直接影响,不受到其它变量(如 Z_t) 的间接影响.

2.2 检验统计量

CGCQ 检验方法是 Geweke 多变量条件依赖性, Escanciano 等^[30]提出的通过参数动态条件分位数设定性检验方法和 Troster^[16]的分位数格兰杰因果检验在条件格兰杰因果关系中的应用.检验统计量是分位数下经验过程的 Cramér-von Mises(CvM)函数.

在族 \mathcal{M} 中, $m(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z, \boldsymbol{\theta}_0(\tau))$ 是准确估计 $Q_\tau^{Y|Z}(\cdot | \mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z)$ 的参数化分位数回归模型(见式(15)), 于是式(6)可转换为

$$H_0^{\text{QC}:X \leftrightarrow Y|Z} : E[\Psi_{\tau,t}(\boldsymbol{\theta}_0) | \mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^X, \mathbf{I}_t^Z] = 0, \tau \in \Gamma,$$

其中 $\Psi_{\tau,t}(\boldsymbol{\theta}_0) \equiv \Psi_\tau(Y_t - m(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z, \boldsymbol{\theta}_0(\tau)))$ 为损失函数.

选择适当的函数 $\{g(\mathbf{I}_t, \mathbf{w}) : \mathbf{w} \in W \subset \mathbb{R}^r\}$, 可以将条件矩转化为无条件矩, 即

$$E[\Psi_{\tau,t}(\boldsymbol{\theta}_0) g(\mathbf{I}_t, \mathbf{w})] = 0, \tau \in \Gamma, \quad (8)$$

其中 $g(\mathbf{I}_t, \mathbf{w})$ 为权重函数.

采用 Troster^[16] 的建议, 可得

$$E[\Psi_{\tau,t}(\boldsymbol{\theta}_0) \exp(i\mathbf{w}^T \mathbf{I}_t)] = 0, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^d, \tau \in \Gamma, \quad (9)$$

其中 $r \leq d$, 虚根 $i = \sqrt{-1}$.

基于式(9)可得检验统计量样本模拟过程

$$v_T(\mathbf{w}, \tau) := \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{t=1}^T \Psi_{\tau,t}(\boldsymbol{\theta}_T) \exp(i\mathbf{w}^T \mathbf{I}_t), \tau \in \Gamma, \quad (10)$$

其中 $\boldsymbol{\theta}_T(\tau)$ 是 $\boldsymbol{\theta}_0(\tau)$ 的 \sqrt{T} -一致估计.

基于样本 $\{(Y_t, X_t, Z_t)\}_{t \in \mathbb{Z}}$, 得到检验统计量

$$S_T = \iint |v_T(\mathbf{w}, \tau)|^2 dF_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}) dF_\tau(\tau), \mathbf{w} \in \mathbb{R}^d, \tau \in \Gamma, \quad (11)$$

其中 $F_{\mathbf{w}}(\cdot)$ 为标准正态随机向量的累计分布函数(CDF), 不仅能满足加权函数的要求^[31], 而且还可以简化 S_T 计算. Hong^[31] 的研究显示 $F_{\mathbf{w}}(\cdot)$ 的选择对于计算 S_T 的功效影响并不显著. $F_\tau(\cdot)$ 为 Γ 网格上的均匀离散分布, $\Gamma_n = \{\tau_j\}_{j=1}^n$, 则

$$S_T = \frac{1}{Tn} \sum_{t=1}^T |\varphi_{\cdot j}^T \mathbf{W} \varphi_{\cdot j}|. \quad (12)$$

其中 $\mathbf{W} = \exp[-0.5(\mathbf{I}_t - \mathbf{I}_s)^2]$ 为 $T \times T$ 阶的矩阵^[33], $\boldsymbol{\Psi}$ 为 $T \times n$ 阶的矩阵, 矩阵中各元素可表示为 $\varphi_{i,j} = \Psi_{\tau_j}[Y_i - m(\mathbf{I}_i^Y, \mathbf{I}_i^Z, \boldsymbol{\theta}_T(\tau))]$.

在原假设成立的情况下, 检验统计量 S_T 弱收敛至 0, 当计算得到的 S_T 值越大, 越拒绝原假设, 即时间序列之间存在格兰杰因果关系.

2.3 检验统计量渐进性理论

将式(10)中的 $v_T(\mathbf{w}, \tau)$ 作为在上确界测度定义的所有一致有界复变函数集 $\mathcal{L}^\infty(W \times \Gamma)$ 的值. $\mathcal{F}_t = \sigma(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z, \mathbf{I}_{t-1}^Y, \mathbf{I}_{t-1}^Z, \dots)$ 为到时刻 t 为止的 σ 域; 对任何 $t \in \mathbb{X}$, 有 τ 分位数差 $\varepsilon_t(\tau) := Y_t - Q_t(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z)$, 参数分位数误差 $e_t(\boldsymbol{\theta}(\tau)) := Y_t - m(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z, \boldsymbol{\theta}(\tau))$; f_Z 表示条件分布函数 F_Z 的密度函数; T 为样本量, 所有极限均为 $T \rightarrow \infty$. 基于文献[16]中的相关假设, 用渐进性理论得到本文的检验统计量.

引理 1 基于文献[16]中假设条件 A1~A5, 扩展其它变量(如变量 Z), 有以下结论:

1) 在零假设式(6)成立的情况下, 有

$$S_T \xrightarrow{d} \int_\Gamma \int_W |\mathbb{G}_1(\mathbf{w}, \tau)|^2 dF_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}) dF_\tau(\tau),$$

其中 \mathbb{G}_1 为严格的零均值高斯过程

2) 在备择假设式(7)成立的情况下, 对任意 $\varepsilon > 0$, 使得 $\lim_{T \rightarrow \infty} \Pr(S_T < \varepsilon) = 1$.

在引理 1 中, 当检验统计量 S_T 足够大的时候, 则拒绝零假设 $H_0^{\text{QC}:X \leftrightarrow Y|Z}$.

根据 Pitman 局部备择假设, 引理 2 显示基于 S_T 的检验统计量具有一个额外的移位函数, 使得其在局部备择假设下能够渐进的严格无偏. 因此, 根据 Escanciano 等^[30]中定理 4 以及文献[16]中定理 2, 有下列结论.

引理 2 在局部备择假设下, 依据文献[16]中假设条件 A1~A3, A6 和 A4, 并扩展其它变量(如变量 Z), 可得

$$S_T \xrightarrow{d} \int_{\Gamma} \int_{\mathbf{W}} |\mathbb{G}_1(\mathbf{w}, \tau) + \xi(\mathbf{w}, \tau)|^2 dF_{\mathbf{w}}(\mathbf{w}) dF_{\tau}(\tau),$$

其中 $\xi(\mathbf{w}, \tau)$ 为重要的转移函数, 满足条件参见文献[16].

2.4 基于子采样方法确定临界值及其渐进有效性

由于提出的检验统计量是渐近非关键的, 且依赖于数据生成过程(DGPs)的方式, 所以本文将通过子采样方法计算检验统计量的临界值 $c_{T,b}(1-\tau)$. 子采样方法的渐近性质取决于子样本容量 b , 在各类文献中提出了许多不同的取样规则, Politis 等^[34]推导出选择最优子样本容量的校准方法及最小波动率方法; Sakov 等^[35]建议选择子样本容量 $b = \lceil kT^{\frac{2}{5}} \rceil$, 其中 $\lceil \cdot \rceil$ 表示数字取整, k 为常数参数, T 是样本容量. GCQ 方法遵循 Sakov-Bickel 方法, 取 k 不同值确定容量为 $b = \lceil kT^{\frac{2}{5}} \rceil$ 的子样本.

本文采取 Sakov-Bickel 方法, 子采样方法具体分为两个步骤^[16,30], 关于抽样临界值的渐进有效性有下列结论.

引理 3 基于文献[16]中的假设 A1~A7, 并扩展其它变量(如变量 Z), 当 $b/T \rightarrow 0$, 且 b, T 同时趋向于无穷时, 可得:

- 1) 在零假设式(6)成立的情况下, $\lim_{T \rightarrow \infty} \Pr(S_T > c_{T,b}(1-\tau)) = \tau$;
- 2) 在备择假设式(7)成立的情况下, $\lim_{T \rightarrow \infty} \Pr(S_T > c_{T,b}(1-\tau)) = 1$;
- 3) 在 Pitman 假设情况下, $\lim_{T \rightarrow \infty} \Pr(S_T > c_{T,b}(1-\tau)) \geq \tau$.

引理 3 意味着 CGCQ 采用子采样方法采样得到的临界值可以用渐进理论估算大小, 理论估计值以收敛速率 \sqrt{T} 趋近于实际观测值, 两者具有一致性.

3 基于蒙特卡罗方法的模型检验

3.1 蒙特卡罗方法

蒙特卡罗方法又称随机抽样法, 由 von Neumann 和 Ulam 首先提出. 随着计算机科技的迅速发展, 该方法在金融工程、计算物理以及宏观经济等各领域逐渐被普遍运用, 借助计算机技术能够简单地通过一系列随机模拟实验, 快速求出因计算复杂而难以求出解析解或没有解析解的问题. 本文将通过该方法模拟生成数据来检验模型可行性.

构造 DGPs(数据生成过程)如下

线性过程 DGPs1

$$\begin{cases} Y_t = 0.8Y_{t-1} + 0.4Z_{t-1} + cX_{t-1} + \varepsilon_t \\ X_t = 0.9X_{t-1} + \xi_t \\ Z_t = 0.5Z_{t-1} + 0.5X_{t-1} + \eta_t, \end{cases} \quad (13)$$

非线性过程 DGPs2

$$\begin{cases} Y_t = 0.5Y_{t-1} + 0.4Z_{t-1} + \varepsilon_t \\ X_t = 0.9X_{t-1} - 0.3 \exp(Z_{t-1}) + \xi_t \\ Z_t = 0.5Z_{t-1} + 0.5X_{t-1} + \eta_t, \end{cases} \quad (14)$$

其中 $\varepsilon_t(0, 0.3)$, $\xi_t(0, 1.0)$, $\eta_t(0, 0.2)$, DGPs1 和 DGPs2 均为平稳时间序列, 符合本文进行格兰杰因果检验的前提条件. 当原假设式(6) 成立时, $c = 0.00$, c 值越大, X 的过去对于 Y 值的预测越有利, 即两者的格兰杰因果关系越强.

选定显著性水平 $\alpha = 0.05$; 样本容量 T 从 100 至 1 000, 每隔 100 取个点; $k = 3, 4, 5$; 子样本容量 $b = \lfloor kT^{\frac{2}{5}} \rfloor$; $c = 0.00, 0.01, 0.03, 0.06, 0.12, 0.24, 0.50$.

构造基于分位数的参数联合回归模型如下

$$m(\mathbf{I}_t^Y, \mathbf{I}_t^Z, \boldsymbol{\theta}_T(\tau)) = \mu_0(\tau) + \sum_{i=1}^p \mu_i(\tau) Y_{t-i} + \sum_{j=1}^h \mu_j^*(\tau) Z_{t-j} + \sigma_t \Phi_{\varepsilon}^{-1}(\tau), \quad (15)$$

其中参数 $\boldsymbol{\theta}_T(\tau) = (\mu_0(\tau), \mu_1(\tau), \dots, \mu_p(\tau), \mu_1^*(\tau), \dots, \mu_h^*(\tau), \sigma_t)^T$.

当 $c = 0.00$ 时, X_t 与 Y_t 之间不存在直接格兰杰因果关系; 当 $c \neq 0.00$ 时, X_t 与 Y_t 之间存在直接格兰杰因果关系, X_t 为 Y_t 的格兰杰因¹.

3.2 模型检验结果

为了与最新的 Granger 因果方法进行对比, 比较了传统均值回归的 GC 和 GCQ 方法. 每一次试验进行 1 000 次蒙特卡罗重复. 表 1 与表 2 采用线性过程 DGPs1 在 X_t 对 Y_t 耦合强度 $c = 0.00$ 的条件下生成的数据所做的格兰杰因果检验结果, 表中分别为 CGCQ, GCQ 和 GC 方法的经验拒绝频率, 第一列中的每个方向下方括号中数字代表两变量间因果关系对应的耦合强度.

表 1 针对 DGPs1, CGCQ, GCQ, GC 三种方法经验拒绝频率
Table 1 Empirical rejection frequencies of CGCQ, GCQ, GC in DGPs1

		样本容量 T									
		100	200	300	400	500	600	700	800	900	1 000
$Y \rightarrow X$ (0.00)	CGCQ	0.066	0.074	0.060	0.055	0.056	0.043	0.059	0.056	0.054	0.054
	GCQ	0.070	0.049	0.045	0.055	0.049	0.056	0.041	0.044	0.043	0.053
	GC	0.083	0.063	0.045	0.054	0.056	0.039	0.047	0.050	0.053	0.054
$Y \rightarrow Z$ (0.00)	CGCQ	0.072	0.059	0.049	0.039	0.048	0.044	0.048	0.047	0.043	0.048
	GCQ	0.071	0.091	0.092	0.122	0.133	0.165	0.194	0.210	0.262	0.275
	GC	0.346	0.462	0.604	0.697	0.768	0.839	0.877	0.921	0.939	0.951
$X \rightarrow Y$ (0.00)	CGCQ	0.086	0.082	0.074	0.061	0.049	0.054	0.061	0.050	0.048	0.047
	GCQ	0.516	0.923	0.998	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	GC	0.997	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
$X \rightarrow Z$ (0.50)	CGCQ	0.685	0.966	0.999	0.999	0.999	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000
	GCQ	0.976	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	GC	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
$Z \rightarrow Y$ (0.40)	CGCQ	0.310	0.739	0.943	0.992	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999
	GCQ	0.855	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	GC	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
$Z \rightarrow X$ (0.00)	CGCQ	0.091	0.072	0.069	0.058	0.057	0.040	0.058	0.055	0.054	0.060
	GCQ	0.112	0.096	0.072	0.088	0.073	0.079	0.083	0.063	0.083	0.062
	GC	0.050	0.051	0.040	0.049	0.042	0.043	0.047	0.057	0.054	0.056

注: $c = 0.00$, 显著性水平 5%, CGCQ, GCQ, GC 三种参数分别为 QJR(1,1), QAR(1,1)和滞后 1 阶

根据文献[16]的结果可知, 结果对参数 k 的选择不敏感, 在实验中, 也发现 CGCQ 方法对参数 k 不敏感, 由于篇幅限制, 表 1 和表 2 的结果只考虑参数 $k = 4$ 的情况, CGCQ 的设定性函数 $m(\cdot)$ 分别为 QJR(1,1), QJR(2,2)(GCQ 方法的设定性函数分别为 QAR(1,1), QAR(2,2)). 从表中可以看出, 所提出的 CGCQ 方法具有较好的实际检验水平(5% 的显著性水平, 所得的经验拒绝频率都在 0.05 附近, 并且随着样本容量 T 的增加, 结果更加稳定可靠)和功效. 其次, 包括 GCQ 和 GC 方法的成对分析法不能够有效的识别出变量间的间接和

¹ 当时间序列变量超过 3 个以上时, 设定性参数函数 $m(\cdot)$ 只需将其它变量信息加入即可, 在式(5) 中表现为等号右边添加其它变量的历史信息. CGCQ 所得出的结果都为直接因果.

直接因果连接(可见表 1 和表 2 中 X_t 对 Y_t 黑色加粗数据). 这个问题的产生主要是由于 X_t 对 Y_t 在 $c = 0.00$ 条件下没有直接因果的存在, 而是由于 X_t 通过 Z_t 间接对 Y_t 产生格兰杰因. 然而, CGCQ 分析方法能够有效准确的区分这样的直接和间接因果关系. DGPs1 中的其它因果关系都能够被 CGCQ 和 GCQ 正确识别, 但需要注意的是 GCQ 方法在检测 Y_t 对 Z_t 的因果关系时, 随着样本容量 T 的增加, 经验拒绝频率逐渐递增, 这与预想结果有差异; 其次, 对于 GC 方法并不能准确的识别 Y_t 对 Z_t 的直接因果关系. 对比表 1 和表 2 中结果, 也表明了设定性参数模型 $m(\cdot)$ 的滞后阶数一旦足够展开, 则对结果的影响不大, 在 DGPs1 中, 可知实际滞后信息为 1.

表 2 针对 DGPs1, CGCQ, GCQ, GC 三种方法经验拒绝频率
Table 2 Empirical rejection frequencies of CGCQ, GCQ, GC in DGPs1

		样本容量 T									
		100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
$Y \rightarrow X$ (0.00)	CGCQ	0.073	0.081	0.071	0.064	0.054	0.050	0.062	0.057	0.059	0.057
	GCQ	0.062	0.060	0.054	0.054	0.049	0.047	0.047	0.050	0.050	0.060
	GC	0.083	0.063	0.045	0.054	0.056	0.039	0.047	0.050	0.053	0.054
$Y \rightarrow Z$ (0.00)	CGCQ	0.075	0.059	0.045	0.047	0.053	0.048	0.044	0.049	0.041	0.047
	GCQ	0.097	0.100	0.088	0.079	0.085	0.084	0.081	0.085	0.089	0.090
	GC	0.346	0.462	0.604	0.697	0.768	0.839	0.877	0.921	0.939	0.951
$X \rightarrow Y$ (0.00)	CGCQ	0.083	0.071	0.060	0.062	0.048	0.053	0.057	0.049	0.051	0.043
	GCQ	0.488	0.882	0.989	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	GC	0.997	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
$X \rightarrow Z$ (0.50)	CGCQ	0.703	0.969	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999
	GCQ	0.976	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999
	GC	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
$Z \rightarrow Y$ (0.40)	CGCQ	0.139	0.204	0.270	0.378	0.450	0.572	0.693	0.783	0.870	0.918
	GCQ	0.745	0.990	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	GC	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
$Z \rightarrow X$ (0.00)	CGCQ	0.102	0.085	0.067	0.064	0.062	0.044	0.055	0.060	0.060	0.065
	GCQ	0.101	0.097	0.088	0.093	0.093	0.081	0.082	0.074	0.079	0.080
	GC	0.050	0.051	0.040	0.049	0.042	0.043	0.047	0.057	0.054	0.056

注: $c = 0.00$, 显著性水平 5%, CGCQ, GCQ, GC 三种参数分别为 QJR(2,2), QAR(2,2)和滞后 1 阶

为了进一步分析 CGCQ 方法的功效, 考虑增加耦合强度系数 c . 表 3 显示了随着耦合系数 c 的增加, $T = 100$ 和 $T = 500$ 在不同子采样容量($k = 3, 4, 5$)下的结果. 这些结果表明随着耦合强度 c 的增加, 所提出的检验方法 CGCQ 的功效逐渐增加到 1. 此外, 该方法在样本容量 T 增加时具有正确的渐进功效.

表 3 针对 DGPs1, CGCQ 方法随耦合系数 c 增加的经验拒绝频率
Table 3 Empirical rejection frequencies of CGCQ with increase the coupling strength c in DGPs1

c	QJR(1,1)						QJR(2,2)					
	$T = 100$			$T = 500$			$T = 100$			$T = 500$		
	3	4	5	3	4	5	3	4	5	3	4	5
0.00	0.101	0.086	0.085	0.050	0.049	0.045	0.093	0.083	0.085	0.045	0.048	0.041
0.01	0.100	0.082	0.080	0.049	0.046	0.045	0.092	0.083	0.087	0.050	0.048	0.044
0.03	0.104	0.078	0.085	0.065	0.056	0.055	0.100	0.083	0.090	0.059	0.060	0.054
0.06	0.102	0.086	0.091	0.113	0.084	0.100	0.106	0.093	0.096	0.102	0.097	0.099
0.12	0.140	0.130	0.125	0.415	0.383	0.380	0.143	0.129	0.112	0.396	0.364	0.356
0.24	0.281	0.230	0.216	0.974	0.956	0.950	0.246	0.217	0.200	0.952	0.942	0.933
0.50	0.501	0.425	0.393	0.999	1.000	1.000	0.412	0.358	0.325	0.996	0.996	0.996
0.70	0.556	0.477	0.445	1.000	1.000	1.000	0.418	0.355	0.344	0.997	0.995	0.995

与此同时, 为了能够说明提出的方法能够识别非线性格兰杰因果关系, 还考虑了非线性模型 DGPs2. 表 4 显示了随着样本容量 T 增加, CGCQ, GCQ 和 GC 方法检测 X_t 对 Y_t 和 Z_t 对 X_t 是否存在直接因

果关系的检验结果. 从表中可以发现, CGCQ 方法能够识别出 X_t 对 Y_t 没有直接因果关系, 而 GCQ 和 GC 方法检测出 X_t 对 Y_t 具有直接因果关系, 尤其是随着样本容量 T 的增加, CGCQ 所得的经验拒绝频率都在 0.05 附近. 这是由于 X_t 对 Y_t 的因果关系受到 Z_t 的影响, 具体的非线性模型的因果关系结构可见 DGPs2. 除此之外, CGCQ 和 GCQ 方法能够比较好的识别出 Z_t 对 X_t 的非线性因果关系, 而 GC 方法不能有效识别, 可见表 4 中的 Z_t 对 X_t 部分.

表 4 针对 DGPs2, CGCQ, GCQ, GC 三种方法经验拒绝频率
Table 4 Empirical rejection frequencies of CGCQ, GCQ, GC in DGPs2

	T	CGCQ			GCQ			GC
		$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$	
$X \rightarrow Y$ (0.00)	100	0.069	0.082	0.090	0.757	0.719	0.711	0.993
	200	0.083	0.081	0.075	0.990	0.982	0.976	0.998
	300	0.069	0.062	0.062	0.997	0.997	0.996	0.998
	400	0.071	0.057	0.055	0.998	0.998	0.998	1.000
	500	0.053	0.056	0.048	0.998	0.999	0.999	1.000
	600	0.057	0.054	0.056	1.000	0.999	1.000	1.000
	700	0.054	0.054	0.058	1.000	1.000	1.000	1.000
	800	0.059	0.055	0.054	1.000	1.000	1.000	1.000
	900	0.052	0.047	0.044	1.000	1.000	1.000	1.000
	1 000	0.051	0.050	0.049	1.000	1.000	1.000	1.000
$Z \rightarrow X$ (0.30)	100	0.228	0.199	0.177	0.237	0.217	0.210	0.069
	200	0.408	0.389	0.369	0.338	0.326	0.323	0.101
	300	0.424	0.401	0.387	0.501	0.480	0.447	0.105
	400	0.512	0.498	0.467	0.743	0.721	0.711	0.112
	500	0.633	0.611	0.598	0.811	0.796	0.778	0.121
	600	0.737	0.701	0.689	0.865	0.822	0.810	0.135
	700	0.802	0.789	0.765	0.899	0.871	0.861	0.146
	800	0.912	0.896	0.855	0.962	0.955	0.934	0.150
	900	0.975	0.971	0.960	0.987	0.971	0.966	0.171
	1 000	0.998	0.993	0.981	0.995	0.991	0.998	0.184

注: 显著性水平 5%, 子样本容量 $b = [kT^{2/5}]$ ($k = 3, 4, 5$), CGCQ, GCQ, GC 三种参数分别为 QJR(1,1), QAR(1,1) 和滞后 1 阶

X_t, Y_t, Z_t 之间的其它因果关系能够被上述三种方法准确的识别, 由于篇幅的限制在这里忽略. 对于非线性模型, 即使在非常小的样本容量下, 提出的检验统计量也提供了有效且可靠的推论.

综上所述, 观察表 1~表 4, 提出的 CGCQ 方法有以下结论:

1) 当 $c = 0.00$ 时, 经验拒绝频率在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 附近波动, 不能拒绝原假设式(6), 即 X_t 与 Y_t 之间不存在格兰杰因果关系.

2) 当 $c \neq 0.00$ 时, 经验拒绝频率随着耦合强度 c 值的增加而增大, 大于显著性水平 0.05, 并随着样本容量 T 的增加, 经验拒绝频率趋近于 1, 拒绝原假设, 即 X_t 与 Y_t 之间存在格兰杰因果关系, X_t 是 Y_t 的格兰杰因果关系.

3) c 值从 0.00 逐渐增大到 0.50 的过程中, 经验拒绝率由 0.05 附近逐渐增大到 1, c 值越大, X_t 与 Y_t 之间的因果关系越强, 经验拒绝频率越大, X_t 的变动对于 Y_t 变动产生的影响更显著, 检验方法的功效越好. 这就表示, 预测 Y 值时, 在建立预测模型时加入 X 因素, 预测误差将减小, 预测结果将更加准确.

4) 可以准确的检测出非线性格兰杰因果关系.

上述蒙特卡罗模拟结果与所建立模型的预期结果一致, 因此模型具有可行性, 可适用于线性与非线性平稳时间序列间的直接因果关系分析. 本文将在第 4 节将该检验方法运用到实际案例中, 进行实证研究.

4 实证研究

我国股票市场从 20 世纪 90 年代以来经历了多次改革,自 2001 年加入世界贸易组织(WTO)后,市场的逐渐开放使得我国股票市场与国际金融市场之间的关系变得越来越紧密.2007 年,美国金融市场因受到次贷危机的影响,演化成金融危机后迅速扩散,各国股市均深受影响,一度呈现低迷状态.在外围股票市场的消极影响下,我国股票市场也难以独善其身,上证指数一度跌至 1 500 点,市值严重缩水(至原市值的 2/3).2008 年以后,欧洲各国相继出现了债务危机,国际金融市场的形势愈发复杂,全球股市屡次发生大幅震荡,难以预料的波动,令我国股票市场投资者对股市投资表现出信心不足的状态.2011 年 9 月初,上证指数跌破 2 500 点,也是受到了国际股票市场大跌的影响,在 7 个交易日跌幅竟超过了 5%.

可以发现,危机在各个国家的金融市场之间似乎可以传导,在全球经济金融一体化的大势下,是否意味着国际主要股票市场之间存在着一定联系?这成为了目前国内外学术界研究的热点.

国内外现有的研究表明,各国股票指数走势具有联动性. Thaler 等^[36]认为股票价格间的联动性是一种正相关的模式,呈现“同升同降”的趋势; Jang 和 Sul 的研究表明,2008 年金融危机前后,亚洲股市价格走势展现出同向趋势; 扈倩倩等^[37]的研究,采用 VaR 模型,在 5% 的显著性水平下,纽约综指是恒生指数、上证指数以及日经指数的格兰杰因,对其它三个股市的价格走势具有引导作用,而恒生指数、上证指数、日经指数三者之间相互影响不大,不存在格兰杰因果关系.然而,他们的研究是基于 VaR 模型,该模型是自回归模型的联立形式,受到变量个数以及滞后期的限制,样本容量大,计算相当复杂,而减少样本容量,就会造成误差增大的情况;此外,基于 VaR 模型的检验,拒绝则变量间无因果关系,不拒绝则存在因果关系,不仅忽视了尾部的情况,也无法区分在哪个分位点水平下拒绝原假设.如此一来,检验结果的准确性就难以保证.因此本文将深入研究分析东亚地区中日韩股票市场之间的相互关系,再运用到本文提出的改进后的基于分位数的条件格兰杰因果检验方法的同时,也为广大投资者对股价预测以及投资决策提供参考方向.

本文选取中日韩三国具有代表性的三个指数数据,即上证指数、日经指数、韩国综合指数近 15 年的日数据(为保证数据时间的一致性,仅选择股市均开市的数据)作为研究对象,主要研究中日韩股票回报率之间的因果关系,对整体分布基于各个分位点,特别是尾部的情况进行分析,得出更全面详细准确的结果,为投资者们分析影响股票市场的波动因素提供一定参考,减小投资风险.

4.1 研究对象

定义 ExpVar, DepVar 分别为解释变量和因变量(见表 7~表 9).

常见的回报率公式为 $R_t = (p_t - p_{t-1}) / p_{t-1}$,其中 p_t 为 t 时刻的股票价格.两边加 1 后,同时取对数得

$$\ln(1 + R_t) = \ln\left(\frac{p_t}{p_{t-1}}\right) \iff \ln(1 + R_t) = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1}). \quad (16)$$

设 r_t 为连续复利的利率, R_t 是每年计 m 次复利的利率,有²

$$e^{r_t} = \left(1 + \frac{R_t}{m}\right)^m. \quad (17)$$

若 $m = 1$,则 $e^{r_t} = 1 + R_t$,两边同时取对数得

$$r_t = \ln(1 + R_t) = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1}). \quad (18)$$

对数回报率适用于时间间隔较短的时间序列,且具有可加性,便于计算,因此本文定义对数回报率为

$$r_t = \ln(p_t) - \ln(p_{t-1}). \quad (19)$$

²由于本文研究的是中日韩股票回报率之间的格兰杰因果关系,式(17)中是否乘以 100 并无影响,为方便计算省去.

4.2 描述性统计

此次实证分析,选取2002年1月至2016年12月期间上证指数、日经指数和韩国综合指数的日数据,共计3379组观察值,其均值、标准差和极大极小值等统计指标详见表5。从表5发现中日韩股票市场日均回报率及其标准差基本一致,股票市场的回报率都表现出了过剩的厚尾现象。偏态和峰度系数表明,所有的数据都偏离正态分布。JB统计量进一步确认了这种偏离正态分布的情况,中日韩股票市场回报率在显著性水平1%下都拒绝正态分布假设。

表5 上证指数、日经指数和韩国综合指数的回报率描述性统计表
Table 5 Summary statistics for stock returns r_t of Shanghai, Nikkei and Kосpi

	上证指数 回报率	日经指数 回报率	韩国指数 回报率
均值	0.000 2	0.000 2	0.000 3
中值	0.000 6	0.000 6	0.000 7
标准差	0.016 7	0.016 0	0.014 3
极小值	-0.092 6	-0.127 2	-0.111 7
极大值	0.090 3	0.132 3	0.112 8
偏态	-0.410 4	-0.564 8	-0.529 9
峰态	7.163 6	10.638 1	9.192 3
JB统计量	2 726.2***	8 569.9***	5 780.0***

注:*** 显著性水平1%,原数据来源于Wind数据库

对上证指数、日经指数以及韩国综合指数的日数据分别作时序图,如图1左半部分所示,皆为非平稳时间序列,对中日韩三国指数日数据取对数后再进行一次差分,得到中日韩三国股票对数回报率值,如图1右半部分所示,呈现平稳趋势。由图1可知,2007年美国金融危机全面爆发后,中日韩三国的股市同时呈现暴跌形势,此状态持续到2009年;从2014年开始,中日两国股市持续走高,呈现“牛市”景象,与此同时,韩国的股价走势也呈现平稳增长趋势。到2015年中国股灾,日韩两国股票价格同时呈现下跌趋势。另外,中日韩三国的对数指数回报率在不同时期的波动幅度不同,在金融危机等重大事件发生时,波动幅度明显增大,如2007年~2009年和2015年。

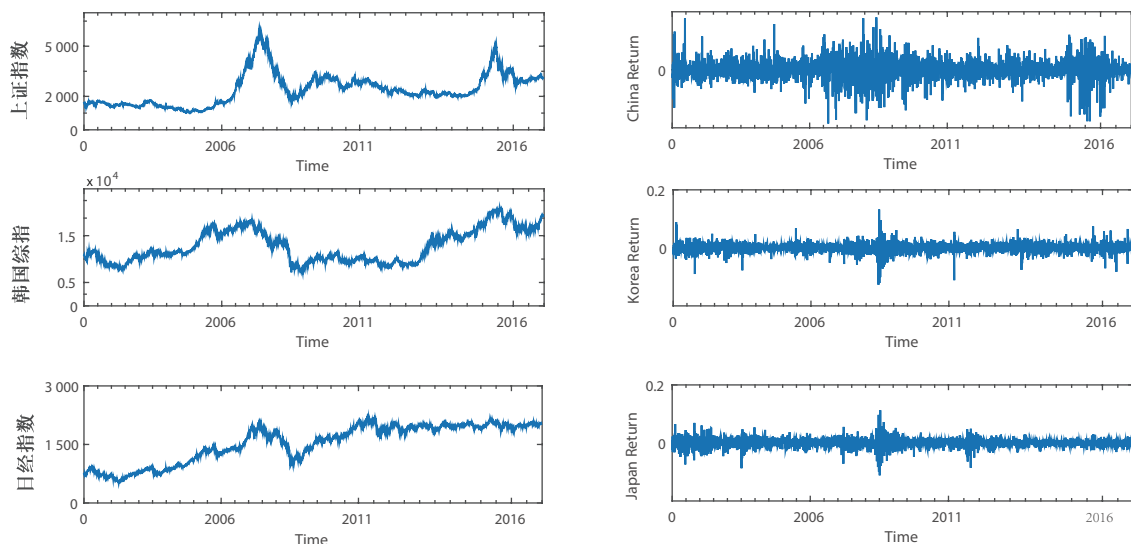


图1 上证指数、日经指数和韩国指数时序图及中日韩对数回报率时序图

Fig. 1 Time series chart of Shanghai index, Nikkei index and Korea index, and time series chart of logarithmic return of China, Japan and Korea

对中日韩对数指数回报率进行单位根检验(表6),得到p-值均远远小于0.05,趋势平稳,符合本文提出的基于分位数的格兰杰因果检验前提条件,可代入计算检验统计量 S_T 与临界值 $c_{T,b}(1-\Phi)$ 作比较,得到检验

结果.

表 6 中日韩股指回报率平稳性检验结果

Table 6 China, Japan and South Korea stock index returns stability test results

	上证指数回报率	日经指数回报率	韩国指数回报率
ADF 值	-57.575 1	-460.416 7	-57.345 0
p-值	1.000×10^{-3}	1.000×10^{-3}	1.000×10^{-3}

4.3 结果分析

为了更好的分析中日韩股票市场间的传染效应问题, 将 CGCQ 方法与 GCQ, GC-Copula 和传统 GC 方法进行比较. 在 CGCQ 方法中, 对检验统计量 S_T 中的因变量按照式(15)确定函数 $m(\cdot)$, 也就是 QJR, 并考虑不同子样本容量大小 $k = 3, 4, 5$, 由于篇幅限制, GCQ 中取 $k = 4$ 的情况. 实证结果如表 7~表 9 所示.

表 7 日韩股票回报率对中国股票回报率格兰杰因果检验结果 p-值

Table 7 The p-values of Granger causality test of stock returns in N225, KOSPI on SH stock returns

DepVar	ExpVar	τ	CGCQ			GCQ	GC-Copula	GC		
			$b=77$	$b=103$	$b=128$	$b=103$		$L = 1$	$L = 2$	$L = 3$
China Return	Japan	0.1	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.010**			
		0.5	0.059	0.069	0.088	0.073	0.087	0.407	0.686	0.822
		0.9	0.000**	0.001**	0.000**	0.000**	0.010**			
	[0.1,0.9]	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.176				
	Korea	0.1	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.010**			
		0.5	0.042*	0.050*	0.063	0.033*	0.020*	0.435	0.717	0.754
0.9		0.000**	0.001**	0.000**	0.000**	0.032*				
[0.1,0.9]	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.205					

注: *, ** 分别表示显著性水平 5%, 1%.

表 8 中韩股票回报率对日本股票回报率格兰杰因果检验结果 p-值

Table 8 The p-values of Granger causality test of stock returns in SH, KOSPI on N225 stock returns

DepVar	ExpVar	τ	CGCQ			GCQ	GC-Copula	GC		
			$b=77$	$b=103$	$b=128$	$b=103$		$L = 1$	$L = 2$	$L = 3$
Japan Return	China	0.1	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.032*			
		0.5	0.016*	0.021*	0.026*	0.003**	0.010**	0.219	0.417	0.548
		0.9	0.000**	0.001**	0.000**	0.000**	0.081			
	[0.1,0.9]	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.040*				
	Korea	0.1	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.010**			
		0.5	0.010**	0.012*	0.011*	0.000**	0.010**	0.000**	0.000**	0.000**
0.9		0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.055				
[0.1,0.9]	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.076					

注: *, ** 分别表示显著性水平 5%, 1%.

表格中整理了中日韩股票回报率之间分别基于分位点 0.1, 0.5, 0.9 以及区间[0.1,0.9]的 CGCQ, GCQ, GC-Copula, 以及在不同滞后阶 L 的 GC 检验结果, 清晰的罗列了检验 p-值(精确到小数点后三位), 在这里设置显著性水平为 0.05, 也就是说, 假如 p-值 < 0.05 , 则拒绝原假设, 即两者间具有格兰杰因果关系. 其中 $b = 77(k = 3), 103(k = 4), 129(k = 5)$, 样本长度 $T = 3\ 378$, 滞后阶 $L = 1, 2, 3$. GC-Copula 方法中, 采用三个不同 Copula 函数(Clayton Copula, Frank Copula, Gumbel Copula) 与 Independent Copula 函数的比较, 具体 Copula 函数参见 Lee 等^[26-27].

在本文中, 重点研究了中日韩股票收益之间的因果关系问题. 根据 CGCQ 检验结果可知, 中日两国股价对数回报率对于韩国股价对数回报率的走势有显著影响, 是其格兰杰因; 中韩两国股价对数回报率是日本股价对数回报率的格兰杰因, 对日本股票价格变动有引导作用; 其它国家对中国股票市场在厚尾具有因果效应, 而在 $\tau = 0.5$ 时, 不存在直接影响. GCQ 方法检验结果则显示, 当取 $\tau = 0.5$ 时, 日本股价对数回报率对于中国股价对数回报率并无影响, 而韩国股票市场对中国股票市场则有显著性影响, 而取 $\tau = 0.1, 0.9$ 时,

以及回报率分布的尾部,日韩两国股价对数回报率均对中国股价对数回报率的变动有显著影响;中国股价对数回报率对日本、韩国股价对数回报率都存在格兰杰因果关系;从 CGCQ 和 GCQ 结果说明日本,韩国股市回报率对中国股市的极端股票收益具有直接传染效应,同时表明,在 $\tau = 0.5$ 时,韩国股票市场对中国股票市场不存在直接影响; Copula 方法检验结果显示在 $\tau = [0.1, 0.9]$ 时,中国股票市场回报率对日本股票市场回报率具有格兰杰因,日韩股票市场回报率对中国股票市场回报率都无格兰杰因果关系,在 $\tau = 0.9$ 时,日本对韩国,中韩对日本都不具有格兰杰因果关系;而 GC 方法中国对日本的股票市场回报率没有检测出因果关系,其次,日韩两国对中国的股票市场回报率不存在格兰杰因果关系。

表9 中日股票回报率对韩国股票回报率格兰杰因果检验结果 p-值
Table 9 The p-values of Granger causality test of stock returns in N225, SH on KOSPI stock returns.

DepVar	ExpVar	τ	CGCQ			GCQ	GC-Copula	GC		
			$b = 77$	$b = 103$	$b = 128$	$b = 103$		$L = 1$	$L = 2$	$L = 3$
Korea Return	China Return	0.1	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.019*			
		0.5	0.016*	0.022*	0.020*	0.000**	0.010**	0.025*	0.033*	0.075
		0.9	0.000**	0.000**	0.000**	0.001**	0.010**			
	[0.1,0.9]	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.085				
	Japan Return	0.1	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.010**			
		0.5	0.000**	0.000**	0.000**	0.001**	0.024*	0.004**	0.006**	0.015*
0.9		0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.089				
[0.1,0.9]	0.000**	0.000**	0.000**	0.000**	0.071					

注:*,**分别表示显著性水平 5%, 1%.

由此,发现 GCQ, GC-Copula 和 GC 三种因果关系检验方法,对中日韩之间的因果关系检验结果具有不一致性,且根据股票市场回报率时间序列数据的非正态、厚尾、非线性以及多变量等特征,以上三种方法都存在一定的缺陷,而本文提出的 CGCQ 检验方法能够有效的对中日韩之间因果关系进行检测,所得结果也从另外一方面突出显示了东亚地区经济一体化及其股票市场波动的传染效应。

5 结束语

检验经济时间序列之间的 Granger 因果关系,能够有效的研究经济政策和金融结构.大部分文献的结果都是通过基于均值或者分位点的两变量 Granger 因果关系方法获得,而忽略了多变量间的间接因果问题.因此,本文提出了基于分位数的条件 Granger 因果检验模型.一方面,该模型可以同时刻画多变量在多分位点处的直接因果关系,能够捕获在所有条件分位数下的整体因果结构,排除存在的间接因果效应.另一方面,所提出的检验统计量具有正确的渐进性性质,能够进行非线性 Granger 因果检验.为检验所提出的模型与方法的有效性,本文进行了有限样本模拟,实验结果表明,提出的方法具有良好的实际检验水平和检验功效。

参考文献:

- [1] Khalid A M, Kawai M. Was financial market contagion the source of economic crisis in Asia: Evidence using a multivariate VAR model. *Journal of Asian Economics*, 2003, 14(1): 131-156.
- [2] Sohel Azad A S M. Efficiency, cointegration and contagion in equity markets: Evidence from China, Japan and South Korea. *Asian Economic Journal*, 2009, 23(1): 93-118.
- [3] Chiang T C, Zheng D. An empirical analysis of herd behavior in global stock markets. *Journal of Banking and Finance*, 2010, 34(8): 1911-1921.
- [4] 叶五一, 缪柏其. 基于动态分位点回归模型的金融传染分析. *系统工程学报*, 2012, 27(2): 214-223.
Ye W Y, Miao B Q. Analysis of financial contagion based on dynamic quantile regression model. *Journal of Systems Engineering*, 2012, 27(2): 214-223. (in Chinese)
- [5] Dash M. A study of Granger causality in asian stock markets. *Journal of Applied Management and Investments*, 2015, 4(3): 145-150.

- [6] Mohammadi H, Tan Y. Return and volatility spillovers across equity markets in mainland China, Hong Kong and the United States. *Econometrics*, 2015, 3(2): 215–232.
- [7] 张卫国, 李家铭, 刘勇军, 等. 股票市场, 货币市场和外汇市场非线性演化研究. *系统工程学报*, 2017, 32(6): 761–773.
Zhang W G, Li J M, Liu Y J, et al. Non-linear evolution research for stock market, money market and foreign exchange market. *Journal of Systems Engineering*, 2017, 32(6): 761–773. (in Chinese)
- [8] Granger C W J. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1969, 37(3): 424–438.
- [9] Geweke J F. Measures of conditional linear dependence and feedback between time series. *Journal of the American Statistical Association*, 1984, 79(388): 907–915.
- [10] Holland P W. Statistics and causal inference. *Journal of the American Statistical Association*, 1986, 81(396): 945–960.
- [11] Pearl J. *Probabilistic Reasoning In Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. Amsterdam: Elsevier, 2014.
- [12] Heckman J J, Vytlačil E J. *Econometric Evaluation of Social Programs, Part I: Causal Models, Structural Models and Econometric Policy Evaluation*. *Handbook of Econometrics*. Amsterdam: Elsevier, 2007, 6B: 4779–4874.
- [13] 赵国昌. 格兰杰因果关系的新发展. *统计研究*, 2008, 25(8): 107–109.
Zhao G C. The new development of Granger causality. *Journal of Statistical Research*, 2008, 25(8): 107–109. (in Chinese)
- [14] 许启发, 张金秀, 蒋翠侠. 基于支持向量分位数回归多期 VaR 测度. *系统工程学报*, 2014, 29(2): 202–214.
Xu Q F, Zhang J X, Jiang C X. Evaluating multiperiod VaR via support vector quantile regression. *Journal of Systems Engineering*, 2014, 29(2): 202–214. (in Chinese)
- [15] Yang Z, Tu A H, Zeng Y. Dynamic linkages between Asian stock prices and exchange rates: New evidence from causality in quantiles. *Applied Economics*, 2014, 46(11): 1184–1201.
- [16] Troster V. Testing for Granger-causality in quantiles. *Econometric Reviews*, 2016, 37(8): 1–17.
- [17] Chuang C C, Kuan C M, Lin H Y. Causality in quantiles and dynamic stock return–volume relations. *Journal of Banking and Finance*, 2009, 33(7): 1351–1360.
- [18] Koenker R, Machado J A F. Goodness of fit and related inference processes for quantile regression. *Journal of the American Statistical Association*, 1999, 94(448): 1296–1310.
- [19] 伍兴国. 分位数回归下的因果关系检验. *统计与信息论坛*, 2018, 33(3): 10–16.
Wu X G. Test the causal relationship with quantile regression. *Statistics and Information Forum*, 2018, 33(3): 10–16. (in Chinese)
- [20] 许启发, 伯仲璞, 蒋翠侠. 基于分位数 Granger 因果的网络情绪与股市收益关系研究. *管理科学*, 2017, 30(3): 147–160.
Xu Q F, Bo Z P, Jiang C X. Exploring the relationship between internet sentiment and stock market returns based on quantile Granger causality analysis. *Journal of Management Science*, 2017, 30(3): 147–160. (in Chinese)
- [21] 吴 亮, 邓 明. 中国股票市场收益率与交易量的非对称因果关系研究: 基于分位数 Granger 因果检验. *上海金融*, 2014(6): 75–81.
Wu L, Deng M. Study on the asymmetrical causality between the returns and trading volume of Chinese stock market based on Granger causality test in quantiles. *Shanghai Finance*, 2014(6): 75–81. (in Chinese)
- [22] Bouezmarni T, Rombouts J V K, Taamouti A. Nonparametric Copula-based test for conditional independence with applications to Granger causality. *Journal of Business and Economic Statistics*, 2012, 30(2): 275–287.
- [23] Hong Y, Liu Y, Wang S. Granger causality in risk and detection of extreme risk spillover between financial markets. *Journal of Econometrics*, 2009, 150(2): 271–287.
- [24] Jeong K, Hardle W K, Song S. A consistent nonparametric test for causality in quantile. *Econometric Theory*, 2012, 28(4): 861–887.
- [25] Taamouti A, Bouezmarni T, El Ghouch A. Nonparametric estimation and inference for conditional density based Granger causality measures. *Journal of Econometrics*, 2014, 180(2): 251–264.
- [26] Lee T H, Yang W. Granger-causality in quantiles between financial markets: Using copula approach. *International Review of Financial Analysis*, 2014, 33(5): 70–78.
- [27] 程 宏, 潘文捷. 基于 Copula 分位数格兰杰因果检验的股票市场相依性研究. *数量经济研究*, 2018, 9(2): 78–101.
Cheng H, Pan W J. A Study on the Relativity of Stock Market Based on Copula's Quantiles Granger Causality Test. *The Journal of Quantitative Economics*, 2018, 9(2): 78–101. (in Chinese)
- [28] Cheung Y W, Ng L K. A causality-in-variance test and its application to financial market prices. *Journal of Econometrics*, 1996, 72(1/2): 33–48.