

我国金融市场尾部风险相依与区制转移下的风险冲击研究*

严伟祥 张 维

〔摘要〕本文运用 Copula 函数刻画了 2005-2016 年间我国股票市场、债券市场、货币市场和外汇市场的尾部风险相依结构,同时,利用 MSBVAR 模型分析了在马尔科夫区制转移情形下的四个金融市场尾部风险冲击。结果发现四个金融市场间存在极弱的风险相依关系;在低风险状态时,金融市场非常稳定,市场间的风险冲击较小;在高风险状态时,金融市场变得极不稳定,极易向低风险状态转移,而且各市场之间的风险冲击显著增加。尾部风险相依不明显,说明金融市场融合的深度和广度还不够,因此,应该加大力度推进金融各市场深度融合,消除市场间的壁垒,使四个金融子市场能够有效地配置资源,为实体经济服务。金融监管部门对金融市场的尾部风险变化要进行动态监控,在鼓励金融机构加大金融创新的同时,要构建应急举措化解高风险状态时的风险溢出,维护金融安全。

关键词: 金融市场 风险相依 马尔科夫区制转移

JEL 分类号: C58 D53 G32

一、引言

随着我国开放程度提高和经济快速增长,金融各类市场日新月异,相互之间不断融合,为市场参与者提供资金融通、降低交易成本,风险管理的渠道,同时对调节宏观经济和优化资源配置起到了重要的作用。

我国金融市场不仅在发行规模上持续增长,而且交易活跃度日益提升。据 Wind 资讯统计,截至 2016 年,我国境内上市公司达到 3052 家,发行 5.6 万亿股,总市值高达 50.8 万亿元。经过二十多年的发展,我国股票市场已成为全球第二大股票市场,交易日趋活跃,交易量不断攀升,自 2014 年下半年以来,日均交易金额均维持在 4000 亿元以上,尤其 2015 年“股灾”之前,杠杆交易的盛行,使沪深两市连续超过 2 万亿,一度成为全球交易量最大的市场。债券市场方面,自 2005 年以来,每年发行同比增长 50% 以上^①,截至 2016 年 12 月末,我国债券市场托管余额为 63.7 万亿元,其中银行间债券市场托管余额为 56.3 万亿,债券品种数量已超过 7000 种,呈现量大、品种多的格局。此外,债券市场交投也十分活跃,进入 2016 年,每月交易额超过 40 万亿。从我国央行公布的货币市场情况来看,近几年每月货币市场交易额均在 40-50 万亿元,其中,质押式回购占八成,同业拆借占 1 成左右。我国外汇市场以即期交易为主,2016 年交易额高达 58 万亿元,而远期交易仅有 2.5

* 严伟祥,南京审计大学金融学院,讲师,经济学博士;张维,南京审计大学金融学院,教授,经济学博士。本研究得到国家自然科学基金项目(71501099),江苏省重点序列学科应用经济学(苏政发[2014]37号)资助。

① 债券、货币和外汇市场数据参照中国人民银行各年度《金融市场运行情况》报告。

万亿,交易金额呈逐年增加态势。

虽然我国金融市场发展取得了可喜的成绩,但是新实施的巴塞尔协议Ⅲ加大了对金融机构的资本充足率等相关指标的监管要求,增加了金融经营难度。在金融创新驱动下,我国各类金融机构,尤其商业银行通过回购、理财、抵押融资等资金同业业务与影子银行机构产生资产负债关联,并为其提供隐性担保,将募集到的资金投入股票、债券、货币以及外汇市场,形成跨主体、跨市场的金融产品。可见,金融机构的混业经营促进了金融市场横向融合发展,但是,我国监管机制并未与金融市场同步发展,使得金融风险极易滋生和传染,极有可能导致局部性风险演变为系统性金融危机。纵观近年,我国金融市场危机隐患频现,如:2013年6月的“钱荒”、2015年6月的“股灾”、2016年1月的“股汇双杀”以及2016年12月的“债灾”。众多的金融事件显示:我国宏观经济下行背景下,金融市场波动频率加大,金融风险正在集聚。

金融市场的波动体现了市场参与者对宏观经济运行的反应。机构投资者(如基金)都会在股票、债券、货币等市场中选择并配置资产,当某一市场发生极端风险,他们会对其持有的资产进行调整和优化,这势必对其他市场产生冲击和影响。此外,在人民币贬值预期持续升温的情况下,境外合格机构投资者(QFII)减持存款、债券和股票等人民币资产,同时离岸人民币外汇市场受到做空力量的倾轧,造成境内人民币汇率贬值压力加大,带动其它金融市场的流动性紧张。正是金融市场的不断开放、交叉金融工具不断丰富、投资者的跨市套利行为的存在,金融市场间的信息外溢,使得彼此间产生相依性,相依性的强弱会影响他们之间的风险溢出程度。因此,准确刻画金融市场之间的相依关系对防范金融风险传染有着重要操作意义。此外,金融市场的波动常常存在区制转移,即在平稳时期的金融各市场波动相对较小,而市场不稳定时期,金融各市场波动都会明显加剧,那么当某一金融子市场波动发生区制转移时,尤其是出现危情时,对其他金融子市场的风险冲击究竟如何?

基于以上问题,本文将对我国股票市场、债券市场、货币市场和外汇市场的尾部风险相依结构以及在区制转移下,各市场尾部风险相互冲击进行研究。接下来的内容结构安排如下:第二部分对国内外文献进行回顾和评述并提出本文的研究思路;第三部分为模型设定;第四部分为数据选取和描述性统计;第五部分基于构建的模型进行实证分析并解释;文章最后进行总结并提出相关政策建议。

二、文献回顾

金融市场按照交易对象可以分为股票市场、债券市场、货币市场和外汇市场等,每个市场在融资中都扮演着重要角色,如何在不确定的环境下对资源(资本)进行跨期、跨市场的最优配置,是政府、企业以及投资者共同追求的目标。众所周知,金融市场是一个复杂的系统,市场与市场、机构与机构之间内部各风险因素都存在着诸多联系,金融市场的剧烈波动和危机频繁出现,迫使人们研究金融市场间风险相依和风险溢出的程度和特征。金融市场间若存在风险相依结构,就会加剧金融风险的共振,使极端风险的传染成为可能。因此,尾部风险相依事实特征是市场参与者和监管部门重点关注的对象。Fleming et al.(1998)运用GMM方法估计美国的股票、债券和货币市场的随机波动率(stochastic volatility),证实自1987年华尔街崩溃之后,三个市场的波动相关性逐渐走强,此外,在信息溢出的作用下,容易引起跨市场对冲交易。Kanas(2000)选取六个工业国家的汇率及股价日数据,运用二元EGARCH模型研究并证实了多数股票市场对外汇市场存在风险溢出,而外汇市场对股票市场没有风险溢出。Norden and Weber(2009)利用季度、月度和周交易数据分析美国和欧洲的股票、债券和CDS市场的协整关系,发现股市领先债券市场和CDS市场变化,CDS市场对股市波动极为敏感。

国内学者钱小安(2001)认为货币市场与股票市场存在多种联结渠道,由于缺乏资金流动机制和收益率的透明信息,货币市场资金向证券市场“暗流”,加剧两个市场的非预期风险。熊正德和韩丽君(2010)基于MSV模型研究我国汇改后汇市与股市间的波动溢出效应,发现股市与汇市之间存在不对称的双向波动溢出效应。罗瑜(2012)利用格兰杰因果检验法分析我国货币市场和债券市场的传导关系,认为商业银行利用货币市场主要起到调节流动性的作用,债券市场则主要发挥资产配置功能,从而导致债券市场对于货币政策的反应不灵敏。史永东等(2013)采用Gaussian Copula模型研究了股票市场与债券市场的尾部风险溢出效应,结果发现我国债券市场与股票市场的风险相依结构不明显,但是存在“跷跷板”效应和非对称性,即股票市场持续上涨将使“翘翘板”效应加剧;而股票市场的异常下跌时,“翘翘板”效应有所减弱。龚玉婷等(2016)认为预测股票和债券的变动趋势,有利于投资者及时调整资产配置,规避组合风险,他们发现:短期内股票和债券市场表现为负相关,长期来看,两市场的相关性与通货膨胀和利率不确定性正相关。

整体上看,跨市场之间的风险相依关系研究相对较少,大多针对国际间同一市场的风险溢出或风险相依进行了研究。在这些研究中,学者们纷纷采用不同方法来探究相同市场之间的风险相依和风险溢出关系。值得注意的是,风险因素之间的关系日趋复杂,以至于基于线性风险模型很难精确地刻画金融市场间的风险传染效应。因此,研究金融市场的风险相依结构关系必须使用非线性模型,在此基础上进行风险测度才会更加准确可靠。Sklar(1959)提出的Copula函数正好能够满足这些要求,经过众多学者的拓展,Copula函数已成为分析风险相依的重要方法。

Longin and Solnik(2001)用Gumbel Copula模型对国际证券市场的相依结构进行建模,发现上尾相依性与下尾相依性是非对称的。Jondeau and Rockinger(2006)利用Copula GARCH模型研究美、英、法和德国的股市之间的相依结构;Patton(2006)通过构建时变Copula函数对多个国家汇率之间的相依性进行了研究;Durante et al.(2013)运用Copula函数对欧洲金融市场在危机期间的风险传染特征进行了分析,结果都显示Copula函数能够很好的刻画研究对象之间的相依关系。

龚朴和黄荣兵(2008)采用时变t-Copula模型对我国人民币汇率制度改革前后美元、欧元和日元兑人民币汇率之间的相关性进行了研究,结果认为人民币汇率制度的改革使得美元与欧元兑人民币汇率、美元与日元兑人民币汇率之间扭曲的相关性得到了较大程度的矫正。淳伟德等(2015)利用混合Copula模型研究了亚洲四个股票市场(上海、中国香港、东京和新加坡)的极端风险传染,认为随着我国金融市场的不断开放,大陆股市与周边股市之间的联系更加紧密。

从以上研究可以看出:多数研究对象主要集中在相同的金融子市场,覆盖面较单一。金融市场中最主要的股票市场、债券市场、货币市场和外汇市场之间到底是否存在风险溢出和尾部风险相依? Copula函数能够充分考虑金融资产价格的厚尾分布特征,可以捕获金融市场在极端事件下的风险相依程度,但是不能刻画金融市场波动的区制转移前后的风险相依性变化。大量研究表明,经济和金融的潜在状态改变可能引起金融时间序列的结构性变化(Hamilton, 1989, 1996; 刘金全等, 2009),引入马尔科夫区制转移可以有效捕捉因结构突变对其他金融变量带来的冲击和影响。Sims and Zha(2006)构建马尔科夫区制转移贝叶斯向量自回归模型(MSBVAR)分析了美国的货币政策的状态转移带来的市场冲击,Brandt and Freeman(2006)利用MSBVAR模型分析了国际间政治冲突带来的影响。熊海芳和王志强(2015)基于MSBVAR模型发现我国期限利差和信用利差对通货膨胀等经济变量冲击效应存在状态转移。很多事实特征显示,金融市场的波动常常存在区制转移,那么当某一金融子市场波动发生区制转移时,尤其是出现混乱时,对其他金融子市场的冲击究竟又将如何?

因此,本文研究主要有两个目标,一是利用Copula函数刻画我国金融市场尾部风险相依性,二是采用马尔科夫区制转移贝叶斯向量自回归模型(MSBVAR)分析四个金融子市场的尾部风险相互

冲击。具体研究将分为三个步骤：首先，为了消除金融市场时间序列的自相关和条件异方差，采用 GJR-GARCH 模型刻画四个金融子市场的边缘分布，提取各自条件残差和条件波动率；其次，将残差进行标准化并转换成 Copula 函数所需的均匀分布，再拟合它们的尾部风险相依性；最后，利用第一步提取的条件波动率估计四个金融子市场的尾部风险 VaR，利用 MSBVAR 模型分析当某一个市场出现极端风险时，对其他市场的冲击和影响程度。

三、模型设计与计量方法

考虑到现实中金融变量收益序列大多存在自相关及条件异方差，可能还有尖峰、厚尾、偏斜、杠杆效应等特性。因此在利用 Copula 方法刻画他们风险相依之前，需要剔除条件波动率 (Conditionalvolatility) 对随机变量本身动力学特征的影响，因为条件异方差的存在可能导致得出错误的结论 (ForbesandRigobon, 2002; Baur, 2003)。因此，本文在分析风险相依结构时，采用 GARCH 族模型拟合金融变量的边缘分布。

(一) 边缘分布模型

根据 Sklar(1959)理论，两个变量的联合密度函数是边缘分布的密度函数和 Copula 函数的乘积，边缘分布是构建 Copula 函数的先决条件，即边缘分布的拟合优劣将影响到时间序列尾部风险相依的准确性。考虑到金融时间序列存在自相关和条件异方差的特征，Bollerslev(1986)提出的广义自回归条件异方差 GARCH(p,q)模型较好的解决了该问题，该模型如下：

$$r_t = \mu + \sum_{i=1}^m \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^n \varphi_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (3)$$

其中， μ 和 ω 为截距， r_{t-i} 表示时间序列收益率的滞后 i 期， ε_{t-j} 表示残差滞后 j 期， z_t 表示标准化残差， σ^2 为条件方差。 ϕ_i, φ_j 为均值方程 ARMA 系数， α_i, β_j 为 GARCH 模型系数。GARCH 模型的参数有非负性约束，即： $\alpha_i > 0, \beta_j > 0$ 且 $\alpha_i + \beta_j < 1$ 。GARCH 模型虽然在条件波动建模方面取得了广泛的运用，但是其参数约束性过于严格，此外，没有刻画出金融变量的杠杆效应。为了解决 GARCH 模型的不足，Glosten et al.(1993)认为相同程度的利好消息和利空消息对金融变量的波动冲击明显存在非对称性，即表现为杠杆效应 (leverage effects)。他们构建的模型被人们称为 GJR-GARCH 模型，该模型主要是对公式 (3) 进行了改进：

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p (\alpha_i + \gamma_i I_{t-i}) \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (4)$$

其中， $I_t = \begin{cases} 1 & \text{if } \varepsilon_t < 0 \\ 0 & \text{if } \varepsilon_t \geq 0 \end{cases}$ ， γ_i 为波动杠杆系数，满足 $\alpha_i + \gamma_i > 0$ 且 $\alpha_i + 0.5\gamma_i + \beta_j < 1$ 。GJR-GARCH 模型可以反映条件波动具有不对称性，当 γ_i 显著大于零时，则表示利空消息引发的波动大于利好消息引发的波动，反之，当 γ_i 显著小于零时，利好消息引发的波动大于利差消息引发的波动。

在 GJR-GARCH 模型估计时，通常假定残差 ε_t 服从正态分布，这无法准确刻画金融时间序列经常表现为有偏、尖峰厚尾的特征。鉴于此，本文尝试采用有偏广义误差分布 (SGED) 和有偏学生分布 (Skew-t) 对残差进行拟合，通过比较选择最优残差分布来刻画条件波动。

假设残差服从标准 SGED (均值为 0，方差为 1)，其概率密度函数为：

$$f_{SGED}(z_t | \xi, v) = \frac{2s}{\xi + 1/\xi} \left\{ g \left[\frac{sz_t + m}{\xi} \mid v \right] I_{[0, \infty)} \left(z_t + \frac{m}{s} \right) + g \left[(sz_t + m)\xi \right] I_{[-\infty, 0]} \left(z_t + \frac{m}{s} \right) \right\} \quad (5)$$

其中, v 的大小表示分布的厚尾程度。当 $v < 2$ 时, SGED 比正态分布具有更厚的尾部; 当 $v = 2$ 时, SGED 退化成正态分布; 当 $v > 2$ 时, 则 SGED 比正态分布的尾部更薄。Skew- t 分布的概率密度函数为:

$$f_{(Skew-t)}(z_i | v, \xi) = \frac{\Gamma((v+1)/2)}{\Gamma(v/2) \sqrt{\pi(v-2)}} \left(\frac{2s}{\xi + 1/\xi} \right) \left(1 + \frac{(sz_i + m)^2}{v-2} \xi^{-2I_i} \right)^{-(v+1)/2} \quad (6)$$

其中,

$$I_i = \begin{cases} 1 & \text{if } z_i \geq -m/s \\ -1 & \text{if } z_i < -m/s \end{cases}, m = \frac{\Gamma((v+1)/2) \sqrt{v-2}}{\sqrt{\pi} \Gamma(v/2)} \left(\xi - \frac{1}{\xi} \right), s = \sqrt{\left(\xi + \frac{1}{\xi} - 1 \right) - m^2}$$

与 SGED 分布相同, v 也表示尾部分布的胖瘦, 但 v 必须大于 2, v 值越大表示 Skew- t 比正态分布的尾部更厚, ξ 为非对称参数, 当 $\xi = 1$ 或者 $\ln(\xi) = 0$ 时表示左右对称的 t 分布; 当 $\xi > 1$ 或者 $\ln(\xi) > 0$ 时表示分布的右尾比左尾厚; 相反, 当 $\xi < 1$ 或者 $\ln(\xi) < 0$ 时, 表示分布的左尾比右尾厚。为了精确地拟合误差项, 本文利用 SGED 分布和 Skew- t 分布, 基于极大似然估计 (MLE) 来估计各模型参数。

(二) 基于 Copula 函数的风险相依模型

Copula 函数可以描述金融变量间的相依结构, 也被成为连接函数或相依函数。对于 N 元 Copula 函数, 具有以下性质:

- (1) $C = I^N = [0, 1]^N$;
- (2) C 对它的每一个变量都具有递增关系;
- (3) C 的边缘分布 $C_n(\cdot)$ 满足: $C_n(u_n) = C(1, \dots, 1, u_n, 1, \dots, 1) = u_n$, 其中 $u \in [0, 1], n \in [1, N]$ 。

若 $F(\cdot), \dots, F(\cdot)$ 是一元分布函数, 令 $u_n = F_n(x_n)$ 为一随机变量, 则 $C(F_1(x_1), \dots, F_N(x_n))$ 是一个具有边缘分布函数 $F_1(x_1), \dots, F_N(x_n)$ 的多元连接函数。

Copula 函数可以分为对称性的椭圆型 Copula 函数和非对称性的阿基米德型 Copula 函数。其中, 椭圆型 Copula 函数可以分为正态 Copula 函数和 t -Copula 函数, 阿基米德 Copula 函数包含 GumbelCopula、ClaytonCopula、FrankCopula 三种函数。考虑到金融时间序列大多呈现尖峰厚尾等特征, 本文选择椭圆型 Copula 中的二元 t -Copula 函数和阿基米德型 Copula 中的二元 FrankCopula 函数分别建模, 分析我国四个金融子市场之间的尾部风险相依关系。

t -Copula 函数的分布函数如公式 (7) 所示, 公式 (8) 为概率密度函数。

$$C_t(u_1, u_2; \rho, v) = \int_{-\infty}^{t_v^{-1}(u_1)} \int_{-\infty}^{t_v^{-1}(u_2)} \frac{1}{2\pi \sqrt{1-\rho^2}} \left(1 + \frac{s^2 + t^2 - 2\rho st}{v(1-\rho^2)} \right)^{-\frac{v+2}{2}} ds dt \quad (7)$$

$$c_t(u_1, u_2; \rho, v) = \rho^{-\frac{1}{2}} \frac{\Gamma\left(\frac{v+2}{2}\right) \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)^2} \frac{\left(1 + \frac{\zeta_1^2 + \zeta_2^2 - 2\rho \zeta_1 \zeta_2}{v(1-\rho^2)} \right)^{-(v+2)/2}}{\prod_{j=1}^2 \left(1 + \frac{\zeta_j^2}{v} \right)^{-(v+2)/2}} \quad (8)$$

其中, $\rho \in (-1, 1)$ 为相关系数, v 为条件自由度, $\zeta_1 = t_v^{-1}(u_1), \zeta_2 = t_v^{-1}(u_2), t_v^{-1}(\cdot)$ 表示学生 t 分布函数 $t_v(\cdot)$ 的逆函数。当 $v \rightarrow \infty$, t -Copula 函数就变为正态 Copula 函数。

Gumbel-Copula 和 Clayton-Copula 函数只能描述变量间的非负相关性, Frank-Copula 函数可以刻画变量间的负相关性, 正好弥补了这两个函数的不足, 其分布函数和概率密度函数分别如公式 (9)、(10) 所示。

$$C_F(u_1, u_2; \lambda) = -\frac{1}{\lambda} \log \left[1 - \frac{(1 - e^{-\lambda u_1})(1 - e^{-\lambda u_2})}{1 - e^{-\lambda}} \right] \quad (9)$$

$$c_F(u_1, u_2; \lambda) = \frac{\lambda(1 - e^{-\lambda})e^{-\lambda(u_1+u_2)}}{[(1 - e^{-\lambda}) - (1 - e^{-\lambda u_1})(1 - e^{-\lambda u_2})]^2} \quad (10)$$

其中, λ 为相关系数, $\lambda \neq 0$ 。 $\lambda > 0$, 表示变量 u_1, u_2 正相关, $\lambda \rightarrow 0$, 表示变量 u_1, u_2 趋向独立, $\lambda < 0$, 表示变量 u_1, u_2 负相关。 Frank Copula 函数具有很大的优势: 一是与其它 Copula 函数不同, 它可以允许边缘分布之间存在负相依; 二是它可以刻画强正负相依性; 三是它类似于正态和学生 t-Copula 函数存在双尾对称性, 因此, Frank Copula 函数更能有效刻画尾部弱相依关系 (Meester and Mackay, 1994)。

(三) 基于 MSBVAR 模型尾部风险冲击

风险价值 (Value at Risk, 简称 VaR) 是衡量金融变量尾部风险的重要指标, 也是巴塞尔委员会要求金融机构估计风险的重要方法。 VaR 是指在一定的置信水平下, 金融资产 (市场) 未来一定的期间内, 可能发生最大损失值。 其表达式为:

$$\Pr(X \leq VaR_q) = q\% \quad (11)$$

$$VaR_q = z_{1-q}\sigma_t \sqrt{\Delta t} \quad (12)$$

其中, X 表示时间序列收益率, σ_t 表示条件波动率 (GJR-GARCH 模型估计), Δt 表示未来一定时间。 金融市场波动发生区制转移时, 相互之间的风险冲击又是如何变化的呢? 本文通过对估计的尾部风险值 VaR 构建马尔科夫区制转移贝叶斯向量自回归模型 (MSBVAR) 来分析以上问题。

$$z_t = c_{s_t} + \beta_{1,s_t}z_{t-1} + \dots + \beta_{p,s_t}z_{t-p} + \varepsilon_{s_t} \quad (13)$$

其中, z_t 是 ($VaR_{Stock,t}, VaR_{Bond,t}, VaR_{Money,t}, VaR_{Fx,t}$) 4 维变量, $VaR_{Stock,t}$ 为股票市场 t 期在险价值, $VaR_{Bond,t}$ 是债券市场 t 期在险价值, $VaR_{Money,t}$ 是货币市场 t 期在险价值, $VaR_{Fx,t}$ 为外汇市场 t 期在险价值。 c_{s_t} 表示状态 s_t 时的截距项。 z_{t-p} 是 z_t 的滞后 p 阶。 β_{p,s_t} 为 z_t 的滞后 p 阶在状态 s_t 时的系数。 ε_{s_t} 是随机误差项向量, 且服从正态分布 $\varepsilon_{s_t} \sim N(0, \Sigma_{s_t})$, Σ_{s_t} 是随状态转变而变化的方差协方差矩阵。 c_{s_t}, β_{p,s_t} 和 ε_{s_t} 都随着状态 s_t 变化而变化。 状态变量 s_t 与随机残差项向量 ε_{s_t} 独立且满足一阶 Markov 过程, 设 p_{ij} 是前一区制 i 时出现下一个区制 j 的概率, 则状态转移矩阵 Q 满足以下要求:

$$Q = \begin{pmatrix} p_{11} & \dots & p_{1h} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{h1} & \dots & p_{hh} \end{pmatrix} \quad p_{ij} = p(h_{t+1} = j | h_t = i), \sum_{i=1}^h p_{ij} = 1 \quad (14)$$

设 $Z_t = \{z_1, \dots, z_t\}$, Φ 为状态依赖的参数, 则 z_t 的联合似然函数为:

$$p(z_t | \Phi, Q) = \prod_{t=1}^T p(z_t | Z_{T-1}, \Phi, Q) \quad (15)$$

其中, $p(z_t | Z_{T-1}, \Phi, Q) = \sum_{i=1}^h p(z_t | Z_{T-1}, \Phi, s_t = i) \times p(s_t = i | Z_{T-1}, \Phi, Q)$, $p(z_t | Z_{T-1}, \Phi, s_{t-1} = i)$ 是状态 i 时 z_t 的条件概率密度函数, $p(s_t = i | Z_{T-1}, \Phi, Q) = \sum_{j=1}^h p(s_t = i | s_{t-1} = j) \times p(s_{t-1} = j | Z_{T-1}, \Phi)$ 。

为了估计区制转移的各状态的参数, 我们采用 Sims et al. (2008) 提出的贝叶斯估计方法, 通过吉布斯抽样 (Gibbs Sampling) 进行推断。 对原有的信息发生的概率进行判断和修正, 即利用先验分布得到参数的后验条件分布。 一般来说, 对公式 (11) 进行贝叶斯估计, 先假定参数服从 Normal-Wishart 先验分布, 那么模型的联合先验密度函数如下:

$$\Pr(\Phi, Q, S_T) = \Pr(\Phi) \times \Pr(Q) \times \Pr(s_0 | \Phi, Q) \prod_{t=1}^T \Pr(s_t | \Phi, Q, s_{t-1}) \quad (16)$$

其中, s_0 是初始状态值, s_{t-1} 是历史状态路径。 $\Pr(\Phi)$ 是区制转移 VAR 模型的先验参数, $\Pr(Q)$ 是状态转移矩阵的先验分布, $\Pr(s_0 | \Phi, Q) \prod_{t=1}^T \Pr(s_t | \Phi, Q, s_{t-1})$ 为马尔科夫过程的先验分布。 已知上述先验分布, 根据贝叶斯推断得到后验分布为:

$$\Pr(\Phi, Q | Z_T) \propto \Pr(\Phi, Q) \times \Pr(Z_T | \Phi, Q) \quad (17)$$

上式的后验分布密度函数未知, 我们参考 Sims et al. (2008) 的方法采用利用吉布斯抽样, 则

S_T, Q 和 Φ 对应的条件后验分布密度函数分别如下:

$$\Pr(S_T | Z_T, \Phi, Q) \propto \Pr(s_t | \Phi, S_T) \quad (18)$$

$$\Pr(Q | Z_T, S_T, \Phi) \propto \prod_{i=1}^h p_{i,j}^{n_{i,j} + \beta_{i,j}} \quad (19)$$

$$\Pr(\Phi | Z_T, S_T, Q) \propto N(\tilde{\Phi}, \tilde{\Sigma}) \quad (20)$$

其中, $n_{i,j}$ 是从状态 i 转移到状态 j 所花费的时间, $\beta_{i,j}$ 是从状态 i 转移到状态 j 时转换矩阵的 Dirichlet 先验参数。在给定 S_T^0, Q^0 和 Φ^0 的初始值时, 本文采用基于 Metropolis 的吉布斯抽样算法, 分三个步骤估算条件后验分布的参数。首先, 根据公式(18)抽取 S_T , 即按照向前滤波, 向后抽样的方法得到 $t=1, 2, \dots, T$ 是 s_t 的转移矩阵估计值, 然后进行 $t=T, \dots, 2, 1$ 反向抽样得到后验估计; 其次, 基于公式(19)根据 Dirichlet 先验参数得到状态转移矩阵 Q ; 最后, 根据第一步的估计将样本进行分区间, 通过多元估计得到 $\tilde{\Phi}$ 和 $\tilde{\Sigma}$, 由 Φ 的条件后验分布密度函数得到待估参数。依次重复前面三个步骤进行迭代抽样, 直至各参数的边际分布收敛, 成为平稳分布。

四、数据选取与描述性统计

本文以沪深 300 指数代表股票市场, 中国债券总净价指数代表债券市场, 以银行间质押回购利率(1 个月)代表货币市场, 人民币汇率自 2005 年 7 月 21 日实行参考一篮子货币进行调节, 但是美元权重仍然很大, 所以采用人民币兑美元汇率中间价代表外汇市场。

自 2005 年 7 月我国人民币汇率改革以来, 外汇市场的交易和波动逐渐增加, 外汇市场的波动与股票市场、债券市场和货币市场是否更加密切和产生联动。它们之间是否存在风险相依关系, 以及当某一个市场出现极端风险时, 是否对其他金融市场的产生冲击? 本文分析样本区间为 2005 年 7 月 21 日至 2016 年 12 月 31 日, 共 2783 个交易数据, 中国债券总净价指数来源于中国债券信息网站, 其它数据由 Wind 资讯提供。

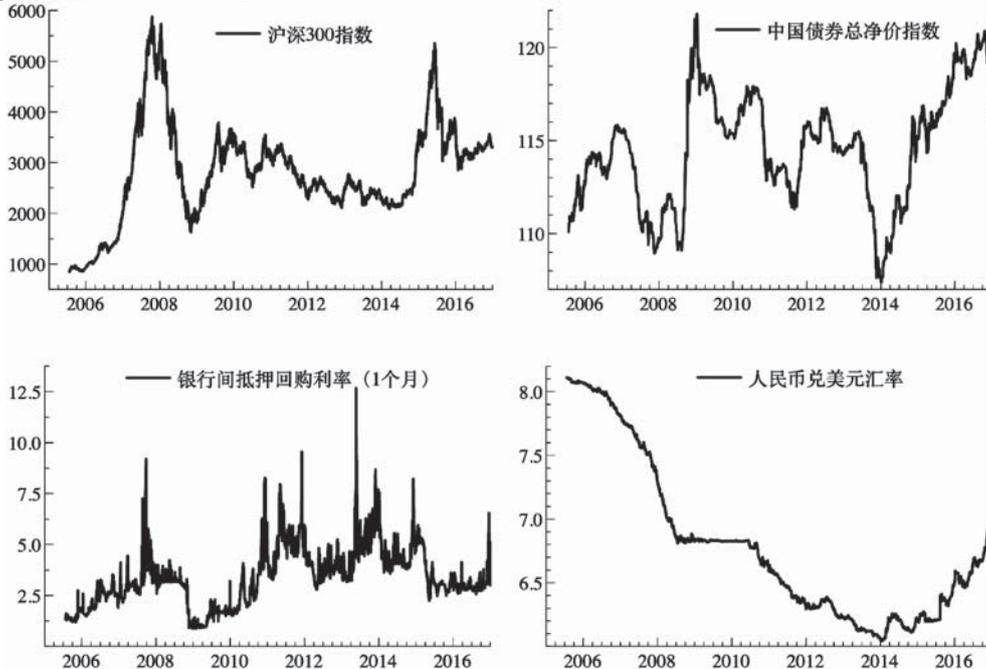


图 1 我国金融市场走势(2005-2016)

资料来源: Wind 资讯, 中国债券信息网站。

沪深 300 指数自 2005 年 7 月 1000 点左右攀升至 2016 年 3300 点(见图 1),涨幅 3 倍多,这是中国经济长期增长带来的股市红利,2008 年和 2015 年股市曾经出现大幅波动,但并未改变股票市场的长期上升趋势。2008 年全球金融危机爆发后,央行为刺激经济大幅降低利率,带来债券市场的快速上扬,其后,通货膨胀和加息导致债券市场价格指数逐级下滑。2014 年随着央行再次打开降息、降准的窗口,债券市场走出了近两年的牛市。但是债市的高杠杆和违规代持最终导致 2016 年 12 月的“债灾”。货币市场整体走势相对平稳,但是我们会发现,每隔一段时间,银行间抵押回购利率都会出现跳升,尤其是 2013 年 6 月,回购利率超过了 12%,这在历史上极其罕见,说明此时的货币市场的流动性极度短缺。人民币兑美元汇率自 2005 年 7 月开始,升值速度较快,但是在 2008 年金融危机之后的两年间基本维持在 6.8 水平。2010 年 6 月,央行进一步加大汇改力度,随后人民币又出现一波升值,最高达到 6.2 左右。随着我国经济新常态化和外围金融市场的变化,人民币由强转弱,出现了阶段性的贬值。

本文对股票市场、债券市场、货币市场和外汇市场时间序列分别取对数后,再进行差分求得各自收益率。四个金融子市场的收益率的描述性统计如表 1 所示。

表 1 四个金融子市场描述性统计

	样本	均值	标准差	最小值	最大值	偏度	峰度	JB 统计
股票市场	2782	0.0491	1.8604	-9.6952	8.9309	-0.5663	3.2828	1410.5***
债券市场	2782	0.0021	0.1236	-0.9815	1.3865	0.8811	17.1669	34579***
货币市场	2782	0.0278	7.3798	-76.4889	54.3599	-1.3368	15.8155	29873***
外汇市场	2782	-0.0056	0.1190	-1.1497	1.8097	1.3585	27.4744	88495***

股票市场、债券市场和货币市场时间序列的收益率的均值为正,仅有外汇市场的收益率为负,股票市场日均收益率为 0.0491%,其次是货币市场,为 0.0278%,外汇市场日均收益率为 -0.0056%,这是过去十多年人民币兑美元持续升值的体现。债券市场和外汇市场的最大值和最小值的差距并不大,其波动率(标准差)相对较小,而股票市场和货币市场的波动率显著偏大,尤其是货币市场最大值为 54%,最小值为 -76%,标准差超过了 7%。一般来说,货币市场应该风险最小,波动幅度也应该最小,可是为何我国货币市场的波动与常理相悖?主要原因是我国银行在每季度末因信贷规模控制下,容易出现流动性问题,导致货币市场回购、拆借利率大幅飙升。从图 1 中的银行间抵押回购利率走势中可以看出,每隔一段时间,利率都有大幅跳升现象,这都是季度末流动性紧张导致的。从偏度和峰度来看,股票市场或货币市场为左偏分布,债券市场和外汇市场为右偏分布,并且都具有厚尾现象,明显我国四个金融子市场的收益率分布都不是正态分布。

为确保尾部风险相依和马尔科夫区制转移实证分析有效,避免出现伪回归,我们利用 ADF 单位根检验法检验金融市场的时间序列是否为平稳过程。另外利用拉格朗日乘数检验法(Lagrange multiplier test)来检验四个时间序列残差是否具有异方差效应(ARCH 效应)。检验结果如表 2 所示。

从 ADF 检验的结果来看,不论是滞后 5 期(10 期),还是无截距项(带截距项、带漂移项),金融市场的收益序列均在 99% 的置信水平下,拒绝存在单位根的备择假设,即为平稳过程。但是 ARCH-LM 检验结果显示在 99% 的置信水平下,拒绝没有 ARCH 效应的零假设,即四个时间序列都存在异方差效应,因此,运用 GARCH 族模型刻画金融市场时间序列,可以减少异方差干扰拟合结果。

表 2 单位根和异方差检验结果

	滞后期	ADF 检验			ARCH-LM 检验
		Z ₁ 值	Z ₂ 值	Z ₃ 值	
股票市场	5	-21.60***	-21.63***	-21.59***	222.16***
	10	-15.01***	-15.03***	-14.97***	279.04***
债券市场	5	-18.69***	-20.50***	-20.50***	408.62***
	10	-12.21***	-13.30***	-13.31***	460.8***
货币市场	5	-22.64***	-22.66***	-22.66***	119.24***
	10	-19.34***	-19.34***	-19.34***	141.30***
外汇市场	5	-20.31***	-20.15***	-19.41***	165.20***
	10	-14.13***	-14.09***	-13.29***	165.31***

注：Z₁、Z₂ 和 Z₃ 值分别为无截距项、带趋势项和带漂移项回归统计量，AIC 准则。

***表示在 1% 的水平上显著。

五、实证结果与经济解释

(一) 边缘分布参数估计结果

为了精确拟合四个金融市场的尖峰厚尾、带偏分布，本文采用 GJR-GARCH (1, 1) 模型刻画条件方差，同时均值方程采用 AR (1) 模型，误差项采用有偏广义误差分布 (SGED) 和有偏学生 t 分布 (Skew-t)，通过比较两种误差分布的拟合结果，最后确定适合 Copula 分析的边缘分布。AR (1) -GJR-GARCH (1, 1) 模型参数的估计结果如表 3 所示。

从表 3 的估计结果来看，各个市场的模型系数都满足条件方差的参数限制要求，且大部分系数都在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。股票市场、债券市场和外汇市场的 γ_i 均大于 0，表示该三个市场发生利空消息引发的波动大于利好消息引发的波动，货币市场的 γ_i 小于 0，利好消息引发的波动大于利空消息引发的波动。由此可见，我国四个金融子市场都存在波动不对称性，GJR-GARCH 模型能够准确刻画出其特性。

从模型的诊断结果来看，残差序列滞后 5 期，部分市场虽然还不能拒绝存在自相关性，但是残差平方的序列滞后 5 期都显示拒绝存在自相关零假设，而且 ARCH-LM 异方差检验表示 GJR (1, 1) 模型已经消除了异方差效应。根据 AIC、BIC 和对数似然函数值 (Loglikelihood)，本文认为有偏学生 t 分布 GJR-GARCH (1, 1) 模型比有偏广义误差分布 GJR-GARCH (1, 1) 模型更有效刻画我国金融市场的波动特征，因此，本文最终确定有偏学生 t 分布 GJR-GARCH (1, 1) 模型刻画边缘分布，并在此基础上进行 Copula 模型和 MSBVAR 模型分析。

(二) 风险相依 Copula 参数估计

本文根据边缘分布 GJR-GARCH 模型分别提取股票市场、债券市场、货币市场和外汇市场的残差和条件方差，然后对残差进行标准化 ($\varepsilon_{i,t}/\sigma_{i,t}$) 获得新的序列，对新序列做概率积分转换，并运用 K-S 检验，证实变换后的序列均服从 U (0, 1) 均匀分布。然后通过 t-Copula 函数和 FrankCopula 函数分别对两两市场是否存在风险相依进行分析，分析结果见表 4。

表 3 四个金融市场 AR (1) -GJR-GARCH (1, 1) 模型参数估计结果

模型	股票市场		债券市场		货币市场		外汇市场	
	GJR(1,1)	GJR(1,1)	GJR(1,1)	GJR(1,1)	GJR(1,1)	GJR(1,1)	GJR(1,1)	GJR(1,1)
	- skew-t	- sged	- skew-t	- sged	- skew-t	- sged	- skew-t	- sged
μ	0.0496 (0.0325)	0.0299 (0.0317)	-0.0018 (0.0019)	-0.0031*** (0.0005)	-0.0016 (0.0846)	0.00001 (0.0000)	-0.0019** (0.0007)	-0.0016*** (0.0001)
ϕ	0.0118 (0.0141)	0.0067 (0.0189)	0.3755*** (0.0183)	0.3698*** (0.0184)	0.0054 (0.0194)	0.00001 (0.0000)	-0.0436** (0.0198)	-0.0437*** (0.0040)
ω	0.0177** (0.0083)	0.01752** (0.0080)	0.0003*** (0.0001)	0.0003*** (0.0001)	11.1525*** (1.8657)	9.7093*** (1.6572)	-0.0001** (0.0023)	-0.0227*** (0.0016)
α	0.0594*** (0.0117)	0.0588*** (0.0101)	0.2234*** (0.0316)	0.1813*** (0.0236)	0.9757*** (0.1139)	0.9726*** (0.1389)	0.1379*** (0.0212)	0.0098* (0.0005)
β	0.9391*** (0.0101)	0.9382*** (0.0094)	0.7707*** (0.0279)	0.7985*** (0.0237)	0.3563*** (0.0526)	0.3788*** (0.0626)	0.8546*** (0.0183)	0.9951*** (0.0001)
γ	0.0015*** (0.0006)	0.0018** (0.0010)	0.0097*** (0.0035)	0.0376* (0.0217)	-0.6735*** (0.1162)	-0.7049*** (0.1306)	0.0128*** (0.0047)	0.1058*** (0.0060)
ξ	0.9239*** (0.0247)	0.9289*** (0.0191)	1.0043*** (0.0236)	1.0183*** (0.0175)	0.9843*** (0.0199)	1.000*** (0.003)	0.9962*** (0.0214)	0.9920*** (0.0088)
ν	5.2655*** (0.5124)	1.2226* (0.0466)	3.4569*** (0.1804)	0.9335*** (0.0281)	2.6861*** (0.0936)	0.6889*** (0.0221)	4.2058*** (0.2324)	0.8377*** (0.0234)
Loglikelihood	5224.5	5210.5	3074.3	3054.7	8446.3	8393.8	2900.7	2840.1
AIC	-3.7617	-3.7516	-2.2044	-2.1903	-6.0779	-6.0402	-2.0796	-2.036
BIC	-3.7788	-3.7686	-2.1874	-2.1733	-6.0949	-6.0572	-2.0626	-2.019
Q(5)	0.1248	0.0029	0.0000	0.0000	0.1795	0.1671	0.2418	0.0900
Q ² (5)	0.7852	0.7993	0.7656	0.7903	0.7153	0.6807	0.9767	0.9999
ARCH(5)	0.9635	0.9727	0.6509	0.6641	0.7352	0.6946	0.9999	0.9998

注：括号内容数字为标准误差；AIC 为赤池信息准则；BIC 为贝叶斯信息准则；Q(5) 是残差序列滞后 5 期自相关 Ljung-Box 检验的 p-value；Q²(5) 是残差平方序列滞后 5 期自相关 Ljung-Box 检验的 p-value；ARCH(5) 是残差序列的异方差 ARCH-LM 检验的 p-value；*、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。

表 4 金融市场间 Copula 函数分析结果

	t-Copula			FrankCopula	
	ρ	df	Loglikelihood	λ	Loglikelihood
股票↔债券	-0.0244 (0.003)	20 (8.5)	3.823	-0.1688 (0.055)	1.085
股票↔货币	0.0187 (0.019)	92 (135.4)	0.629	0.1014 (0.014)	0.3941
股票↔外汇	-0.0645 (0.009)	181 (72.6)	5.791	-0.377 (0.108)	5.474
债券↔货币	-0.0065 (0.003)	457 (16.232)	0.0498	-0.0198 (0.012)	0.0152
债券↔外汇	0.0219 (0.002)	29 (16.47)	2.381	0.1295 (0.013)	0.6485
货币↔外汇	0.0002 (0.029)	86 (2.869)	0.004	0.0216 (0.117)	0.0182

注：括号内数字为标准误差。

不论是 t-Copula 函数,还是 Frank-Copula 函数的相关系数都显示:股票市场和债券市场,股票市场 and 外汇市场、债券市场和货币市场之间呈弱负相关,股票市场和货币市场、债券市场和外汇市场以及货币市场和外汇市场呈弱正相关。由此可见,我国四个金融子市场之间的尾部风险相依性非常弱,这种关系说明我国金融市场在发展过程中存在以下特点:一是我国四个金融子市场的融合深度和广度还不够,他们之间的联动效应不高,减弱了货币政策的传导效应;二是正是这种极弱的风险相依关系,有效的阻断了相互之间的风险传染,也是我国金融市场不像成熟资本市场国家容易发生金融危机;三是四个金融子市场资金定价机制不完善,相互之间有一定的割裂,这为金融创新提供了条件,同时也为跨市场套利行为提供了机会;四是由于不同市场的监管主体不同,存在监管套利机会,容易诱发偶发性金融风险。四个市场作为金融市场的一部分,为不同的经济部门提供资金融通、风险规避,他们之间的本应该密切相关,但是从实证结果来看并非如此,说明还需要加快推进金融体制改革,进一步提高金融效率。

(三) MSBVAR 模型参数估计

Copula 方法证实了我国四个金融市场之间不存在长期风险相依结构,那么是否因为金融市场波动发生区制转移,导致参数漂移,无法识别风险相依?或者,至少短期内存在风险相互冲击,如 2013 年 6 月“钱荒事件”,货币市场的恐慌导致股票市场的大跌,2016 年 1 月“股汇双杀”。鉴于此,本文通过马尔科夫区制转移贝叶斯向量自回归模型,跟踪金融市场波动的区制转移下,股票市场、债券市场、货币市场和外汇市场之间的相互影响和风险冲击。

本文提取有偏学生分布 GJR-GARCH 模型的各市场的条件波动率,按照公式(12)计算未来一天(Δt 等于 1),95% 置信水平下的尾部风险价值 VaR,然后对四个金融子市场的风险价值构建 MSBVAR 模型。

采用 MSBVAR 模型进行估计,首先需要确定变量的滞后阶数和状态数量。根据 AIC、BIC 和 HQ 准则的统计结果(表 4),四个金融子市场在滞后 1 阶时,AIC、BIC 和 HQ 统计值最小,因此,本文认为滞后 1 阶最适合进行 VAR 分析。对于状态的数量,本文根据对数似然估计值对比发现,选择 2 个状态,即低风险状态和高风险状态的效果较好,因此,本文选择 2 个状态来分析我国金融市场马尔科夫区制转换下相互之间的风险冲击和影响。

表 5 滞后 5 阶 VAR 统计结果

Lags	AIC	BIC	HQ
1	-13.3975*	-13.3487*	-13.3760*
2	-13.3956	-13.3185	-13.3678
3	-13.3862	-13.2750	-13.3461
4	-13.3814	-13.2359	-13.3288
5	-13.3746	-13.1949	-13.3097

从表 5 的状态转移概率估计结果可以看出,我国金融市场停留在低风险状态的概率为 0.9222,从低风险向高风险转移的概率仅为 0.0778,说明我国金融市场在低风险状态下比较稳定,风险不易扩散。当金融市场处在高风险状态时,变得极不稳定,因为高风险状态停留在高风险状态的概率为 0.1763,较低,高风险状态向低风险状态转移的概率为 0.8237,说明我国金融市场的高风险状态容易向低风险状态转换,正是这种特征我国金融市场未发生过大规模、影响力度深的实质性的金融危机。从实际情况角度来看,我国金融市场不容易保持在高风险状态的原因可能是:宏观经济仍保

持在较高速增长、改革在不断革除弊端、监管在不断完善、危机隐患出现时的政府干预(救市)等交互作用下,化解了金融系统内的危情。

表 6 金融市场状态转移概率矩阵

	低风险(状态 1)	高风险(状态 2)
低风险(状态 1)	0.9222	0.0778
高风险(状态 2)	0.8237	0.1763

从表 6 的结果可知,各市场的风险冲击和影响主要来自本身的滞后 1 期,其冲击力度分别为:0.9828,0.9167,0.5730 和 0.9873,但是债券市场的滞后 1 期对货币市场的风险冲击(0.9370)远大于货币市场本身的冲击。股票市场对债券市场的风险冲击力度为 -0.0001,债券市场对股票市场的冲击力度为 0.0329,具有反向且不对称的影响关系。在低风险状态下,只有货币市场受其它市场波动影响较大,股票市场、债券市场和外汇市场之间的相互风险冲击和影响均较小。

表 7 低风险状态下 MSBVAR 模型回归系数

	股票市场	债券市场	货币市场	外汇市场
股票市场(-1)	0.9828	-0.0001	-0.2171	0.0002
债券市场(-1)	0.0329	0.9167	0.9370	-0.0017
货币市场(-1)	-0.0008	-0.0001	0.5730	0.0001
外汇市场(-1)	-0.0308	0.0001	0.2489	0.9873
constant	-0.0527	-0.0142	-4.2523	0.0038

表 7 为高风险状态下,MSBVAR 模型估计的回归系数,和表 6 相比,金融各市场相互之间的风险冲击和影响显著提高,表明当金融某个市场出现尾部风险时,会对其他市场产生显著影响。股票市场滞后 1 期对本市场冲击从低风险的 0.9828 增加到了 1.0427,提高幅度虽然不是很大,但对债券市场和外汇市场的风险冲击力度增加了千倍,对货币市场的风险冲击也增加了 2 倍,但是方向有所不同。在高风险状态下,股市出现超预期损失时,资金逃离股市,很有可能转移到相对安全的债券市场和货币市场,增加了这两个市场的流动性,表现为负向冲击。债券市场的滞后 1 期对货币市场冲击为 1.1420,超过了对本市场的风险冲击(1.0183),银行间债券市场的交易主体为商业银行,当债券市场大幅下跌时,会影响到债券抵押价值,必将增加银行对流动性的需求,因此债券市场的恐慌会延伸并冲击货币市场。债券市场对股票市场和外汇市场的风险冲击比低风险状态增加了,但均为反向冲击。货币市场对股票市场和债券市场的风险冲击分别为 -0.3056 和 -0.2308,对外汇市场的冲击基本没有变化。外汇市场对货币市场的冲击力度(11.4784)也超过了对本市场的冲击力度(0.8976),对股票市场的风险冲击也由低风险状态的负向冲击转向正向冲击,达到 0.2214。外汇市场出现大幅贬值,导致资本外逃加剧,短期内造成流动性紧张,如 2015 年 8 月和 2016 年 1 月,人民币兑美元汇率出现大幅下跌,引起了国内金融市场的恐慌,导致股市和汇市双双下跌。

表 8 高风险状态下 MSBVAR 模型回归系数

	股票市场	债券市场	货币市场	外汇市场
股票市场(-1)	1.0427	-0.2017	-0.4011	0.2084
债券市场(-1)	-0.1632	1.0183	1.1420	-0.2512
货币市场(-1)	-0.3056	-0.2308	0.7378	-0.0003
外汇市场(-1)	0.2114	0.1652	11.4784	0.8976
<i>constant</i>	-0.0749	-0.0343	-19.4825	-0.0085

六、结论与政策建议

本文通过建立 GJR-GARCH 模型拟合了我国股票市场、债券市场、货币市场和外汇市场的边缘分布,并在此基础上运用 t-Copula 函数和 FrankCopula 函数刻画了四个金融市场 2015 年 7 月至 2016 年 12 月之间的尾部风险相依结构,发现我国金融市场之间存在极弱的风险相依关系。考虑到金融市场的波动存在区制转移特征,本文对四个金融市场的风险价值构建马尔科夫区制转移贝叶斯向量自回归模型(MSBVAR),发现我国金融市场的尾部风险冲击存在状态转换,我国金融市场在低风险状态时非常稳定,不易向高风险状态转移,而当处在高风险状态时容易向低风险转移。在低风险状态时,股票市场、债券市场和外汇市场主要受本市场滞后 1 期的冲击,货币市场容易受债券市场的冲击。在高风险状态时,金融各市场之间的风险冲击明显大幅增加,但是冲击方向却并不一致。

我国四个金融子市场的尾部风险相依不明显,说明金融市场的融合深度和广度还不够,市场间存在一定的割裂,减弱了货币政策的传导效应。从金融发展的角度来说,四个金融子市场并未形成有效的资源配置和经济发展的动力机制,应该加大力度推进金融各市场深度融合,破除市场间的壁垒,使央行的货币政策通过四个金融子市场进行资源配置,传导至实体经济部门,促进经济健康发展。金融监管部门对金融市场的尾部风险变化要进行动态监控,一方面,鼓励金融机构和金融服务部门加大金融创新,开发多元化金融产品,丰富金融市场,满足不同风险偏好的市场参与者的需求。另一方面,加强监控,当金融市场由低风险状态转移到高风险状态时,如有必要可进行市场干预,化解市场间的风险溢出。

在混业经营的大潮下,我国快速发展的金融市场与相对滞后的金融监管存在一定的矛盾,为跨市场套利和监管套利留下了生存空间,成为金融市场不安定的因素之一。值得警惕的是,金融创新产生大量跨行业、跨市场的金融产品,如果监管标准不统一、监管存在盲点,将极易滋生新的风险。因此,当前要维护金融安全,应把防范跨行业、跨市场的交叉性金融风险作为维护金融稳定的重要抓手。一是建立统一的金融监管协调部门,打破分业监管格局,优化分类监管、改进监管方式,实施差异化监管以提高宏观审慎性监管的效力。二是提高金融监管技术水平,具体包括:建立并优化监管大数据统计系统;利用数理统计和金融工程方法跟踪并分析风险传染和估计危害程度;完善信息公开披露制度并建立风险预警机制。建立有效的金融监管机制,确保不发生系统性金融风险,保护改革开放以来所取得的经济和社会成果,促进我国经济和社会持续、健康的发展。

参考文献

淳伟德、付君实、赵如波(2015):《基于混合 Copula 函数的金融市场非线性极端风险传染研究》,《预测》,第 4 期。

- 龚朴、黄荣兵(2008):《外汇资产的时变相关性分析》,《系统工程理论与实践》,第8期。
- 龚玉婷、陈强、郑旭(2016):《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》,《经济学(季刊)》,第4期。
- 刘金全、隋建利、闫超(2009):《金融危机下我国经济周期波动态势与经济政策取向》,《中国工业经济》,第8期。
- 罗瑜(2012):《我国货币市场与债券市场的传导性分析》,《管理世界》,第2期。
- 钱小安(2001):《货币市场与资本市场之间的联结机制及其疏导》,《金融研究》,第9期。
- 史永东、丁伟、袁绍锋(2013):《市场互联、风险溢出与金融稳定——基于股票市场与债券市场溢出效应分析的视角》,《金融研究》,第3期。
- 熊海芳、王志强(2015):《参数不稳定下利差在宏观经济与货币政策中的应用》,《数量经济技术经济研究》,第10期。
- 熊正德、韩丽君(2010):《基于 MSV 类模型的中国汇市与股市间溢出效应》,《系统工程》,第10期。
- Baur,D.(2003):“Testing for Contagion Mean and Volatility Contagion”,*Journal of Multinational Financial Management*,13,405-422.
- Bollerslev,T.(1986):“Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity”,*Journal of Econometrics*,31,307-327.
- Brandt,P. and J. Freeman(2006):“Advances in Bayesian Time Series Modeling and the Study of Politics: Theory Testing, Forecasting, and Policy Analysis”,*Political Analysis*,14,1-36.
- Durante,F.,E. Foscolo and M. Sabo(2013):*A Spatial Contagion Test for Financial Markets*,Berlin:Springer Berlin Heidelberg.
- Fleming,J.,C. Kirby and B. Ostdiek(1998):“Information and Volatility Linkages in the Stock, Bond, and Money Markets”,*Journal of Financial Economics*,49,111-137.
- Forbes,K. and R. Rigobn(2002):“No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Markets Comovements”,*Journal of Finance*,57,2223-2261.
- Glosten,L.,R. Jagannathan and D. Runkle(1993):“On the Relation between the Expected Value and the Volatility of Nominal Excess Return on Stocks”,*Journal of Finance*,48,1779-1801.
- Hamilton,J.(1989):“A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle”,*Econometrica*,57,357-384.
- Hamilton,J.(1996):“Specification Testing in Markov-Switching Time-Series Models”,*Journal of Econometrics*,70,127-157.
- Jondeau,E. and M. Rockinger(2006):“The Copula-GARCH Model of Conditional Dependencies: An International Stock Market Application”,*Journal of International Money and Finance*,25,827-853.
- Kanas,A.(2000):“Volatility Spillovers between Stock Returns and Exchange Rate Changes: International Evidence”,*Journal of Business and Accounting*,324,447-467.
- Longin,F. and B. Solnik(2001):“Extreme Correlation of International Equity Markets”,*Journal of Finance*,56,649-676.
- Meester,S. and J. MacKay(1994):“A Parametric Model for Cluster Correlated Categorical Data”,*Biometrics*,50,954-963.
- Norden,L. and M. Weber(2009):“The Co-movement of Credit Default Swap, Bond and Stock Markets: an Empirical Analysis”,*European Financial Management*,15,529-562.
- Patton,A.(2006):“Modelling Asymmetric Exchange Rate Dependence”,*International Economic Review*,47,527-556.
- Sklar,A.(1959):“Fonctions de Répartition à n Dimensions et leurs Marges”,*Publication de l'institut Statistique Université de Paris*,8,229-231.
- Sims,C. and T. Zha(2006):“Were There Regime Switches in U. S. Monetary Policy?”,*American Economic Review*,96,54-81.
- Sims,C.,D. Waggoner and T. Zha(2008):“Methods for Inference in Large Multiple-Equation Markov-Switching Models”,*Journal of Econometrics*,146,255-274.

(责任编辑:周莉萍)