

中国股票市场行业间金融传染检验和风险防范^①

黄乃静¹, 张冰洁^{2*}, 郭冬梅¹, 汪寿阳^{3,4}

(1. 中央财经大学经济学院, 北京 100081; 2. 北京航空航天大学经济管理学院, 北京 100191;
3. 中国科学院大学经济管理学院, 北京 100190; 4. 中国科学院数学与系统科学研究院, 北京 100190)

摘要: 运用一个新的金融传染检验统计量对 2015 年 6 月中旬中国股市暴跌时各行业间的传染效应进行检验. 跟传统的金融传染检验统计量相比, 他可从不同的分位数水平上检验金融传染; 跟已有的分位数回归检验方法相比, 他对于可能存在的模型误设是稳健的. 本文首次检验了国内全部十个一级行业以及四个金融二级子行业之间的金融传染情况, 并从市场风险的角度对不同行业间的传染关系和传染的可能途径进行了分析. 新的金融传染检验统计量检验结果表明: 在此次暴跌中大部分行业间存在金融传染, 尤其是在低分位数下, 而传统的检验方法忽略了这种传染效应的存在, 这对市场风险的提示有着重大意义.

关键词: 分位数回归; 金融传染; 市场风险; Value-at-Risk

中图分类号: F832.5; F832.59 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2017)12-0019-10

0 引言

2015 年 6 月中旬, 中国股市出现了罕见的持续暴跌现象. 从 2015 年 6 月 15 日开始, 上证指数从 5 170 点高位突然掉头向下, 直到 8 月 26 日, 共计 52 个交易日, 其中有 21 个交易日指数大幅下跌或暴跌, 有 17 次千股跌停, 其中更有数次逾两千只个股跌停. 从图 1 中可以看出, 不同行业的股票指数有着类似的下跌趋势, 各行业在下挫过程中是否存在金融传染与我国股票市场的稳定性以及系统性风险的大小息息相关. 因此, 对国内股票市场不同行业间金融传染(特别是低分位数下)的系统研究将有助于我国股票市场的风险控制、金融监管以及防止灾难性金融事件的发生与蔓延.

自 1987 年美国股灾爆发以来, 不同国家和地区、不同种类的金融市场之间的联系日趋紧密. 因此, 不同国家市场之间的金融传染问题一直备受

中外学者的关注. 目前, 国内外学者对于金融传染有不同的理解和定义. 其中一个较为主流的定义为: 当传染源国家市场受到冲击时, 如果该国家与被传染国家市场之间的联系有显著上升, 则认为金融传染发生了. 这种跨市场的联系通常由资产收益的关联性来衡量, 使用关联性方法研究金融传染的有 King 和 Wadhvani^[1]、Lee 和 Kim^[2]、Forbes 和 Rigobon^[3]、Forbes 和 Rigobon^[4]、Pesaran 和 Pick^[5]、叶五一等^[6], 叶五一和缪柏其^[7]、周舟等^[8]、夏南新^[9]、Yang 和 Zhou^[10]. 关于金融传染的发生, 还有许多其他定义, 例如: Bae 等^[11]、Rodriguez^[12] 认为金融传染是收益率分布曲线尾部 5% 的极端收益率的联合发生; 凌爱凡和杨晓光^[13] 将金融传染解释为某个市场中资产价值的下跌或波动率的增加是受到其他市场金融危机影响的结果; 苏海军和欧阳红兵^[14] 提出了 MIS-DCC 方法并通过观察不同马尔科夫机制下 DCC 系数以及平滑概率来分析金融危机传染的程度; 叶五

① 收稿日期: 2016-08-05; 修订日期: 2017-02-06.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71301173); 国家社会科学基金资助重大项目(11&ZD048).

通讯作者: 张冰洁(1989—), 女, 河南洛阳人, 博士生. Email: zhangbing899@126.com

一等^[15] 沈传河和王向荣^[16] 则采用时变非参数阿基米德 Copula 模型检验金融危机传染的存在性及其变化趋势,以时变尾部相依系数的大小来度量危机传染程度,并结合系数的变化趋势和时间段对金融危机传染效应进行分析.由于关联性的定义简单有效,并能准确说明问题,本文将采用 Forbes 和 Rigobon^[4] 中对金融传染的定义,即金融传染是指:相对于平静期,在波动期中两个市场之间的资产收益的联系有显著上升.

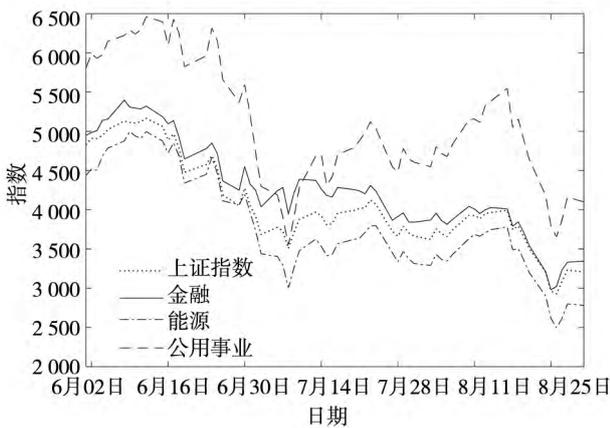


图 1 上证指数和金融等行业在 2015 年股灾时的时间序列图
Fig. 1 SSE (Shanghai stock exchange) composite index, financial industry index and other indices during 2015 China stock crash

在基于相关性研究中, Forbes 和 Rigobon^[4] 提出了资产收益的异方差性会导致基于相关性检验的偏差,并给出了调整后的相关性测度来避免此类偏差,并重新对 1987 年以来的三次金融危机进行检验,发现大多数国家之间并不存在金融传染,而仅仅协同运动的关系.尽管 Forbes 和 Rigobon^[4] 的检验统计量纠正了异方差所带来的检验偏误,但是该统计量依然停留在平均水平上检验金融传染,而忽略了其他分位数上的传染效应,这对于两个股票市场间的传染效应的描述是不完全的,尤其是低分位数上的金融传染对市场风险的提示有重要意义^[17]. 叶五一等^[6], Baur^[18] 从分位数水平上通过应用分位点回归模型的变点检测检验了金融传染的存在性,并对几个亚洲国家(地区)的市场指数进行了实证分析,结果表明泰国市场对亚洲其他几个市场都存在相应的传染现象,但是香港市场恒生指数受泰国市场的传染影响较小.在之后的研究中,他们将该方法拓展为动态分位点回归模型(见文献[7]).

在行业传染研究方面, Kasim 等^[19] 采用指数 ARCH 的方法研究了原油和原油相关市场之间股票价格的动态传染关系,结果表明当股票的波动高于预期时,不同行业间存在传染效应.肖斌卿等^[20] 根据债务网络和投资者行为分析了中国银行业与房地产业之间的风险传染关系,并得出结论我国房地产业和银行业间存在着较大的风险传染概率. Chiu 等^[21] 检验了 2001 年到 2011 年美国金融行业对其他实体行业的市场风险传染情况.目前已有的行业传染文献的关注点大部分集中在相似的行业间,检验不同领域行业间的金融传染效应的文献较少.

相比于现有的金融传染研究文献,本文从方法和实证两个角度做出了以下贡献:

首先,采用了新的基于分位数回归的检验统计量,其有以下优点: 1) 跟传统的基于相关性的检验相比,该统计量可以从不同分位数水平上检验金融传染,而不仅仅是从平均水平上进行检验,特别是低分位数上的传染对于风险控制有着重要意义; 2) 跟已有的分位数回归框架下的检验统计量相比,该统计量利用非对称的拉普拉斯分布 (asymmetric Laplace distribution), 将全参数估计法和分位数回归的优点结合,使得其在模型假设的情形下,依然具有准确的检验结果; 3) 该统计量是拉格朗日乘子类型统计量,具有计算简便的优点,仅需要估计原假设下的参数值,这将使得计算量降低,从而减少估计过程中产生的偏误.

其次,本文将新的金融传染检验统计量用于检验 2015 年 6 月中旬中国股票市场暴跌时不同行业间的传染效应,并跟传统的检验统计量的结果进行了对比.这是首次检验并分析了中国股票市场全部 10 个一级行业以及 4 个金融二级子行业间的金融传染情况,覆盖范围较广,可以为投资者进行投资决策和风险管理者制定政策提供理论依据和决策参考.检验结果表明:在此次“股灾”中,中国股市大部分行业间都存在金融传染,特别是在低分位数下,这是传统的传染检验方法没有发现的传染效应,这对股票市场系统性风险的规避有重大的提示作用.

最后,本文从市场风险的角度对不同行业间

的传染关系以及可能的传染途径进行了分析. 从检验结果来看, 金融行业在此次暴跌中占据主导地位. 在实体行业中, 位于产业链上游的能源行业以及公用事业等基础性行业则在传染占据主导地位, 最重要的传染由这 3 个行业发起; 对于材料、工业、可选消费、日常消费、信息技术、医疗保健、电信服务行业来说, 主要的金融传染发生在与其相关的行业之间. 最后, 本文根据检验结果对投资者和风险管理者提出了一些关于市场风险防范的建议.

1 模型建立

为了简化模型且不失一般性, 仅考虑两个行业间的联系. 根据 Dungey 等^[22]中的设定, 定义行业 1 在平静期的资产收益为 $x_{1,t}$, 行业 2 在平静期的资产收益为 $x_{2,t}$; 同时, 定义行业 1 和行业 2 在波动期的资产收益分别为 $y_{1,t}$ 和 $y_{2,t}$. 这两个行业在这两个时期的资产收益关系分别如下

$$x_{2,t} = \alpha_0 + \alpha_1 x_{1,t} + \eta_{x,t} \quad (1)$$

$$y_{2,t} = \beta_0 + \beta_1 y_{1,t} + \eta_{y,t} \quad (2)$$

其中 α_1 和 β_1 分别代表行业 1 的资产收益对行业 2 的资产收益在平静期和波动期的影响程度. $\eta_{x,t}$ 和 $\eta_{y,t}$ 为相应的独立同分布的冲击. 这是文献中标准静态设置^[22], 且假定观测值是非序列相关的.

通过式 (1) 和式 (2) 可以很容易看出: 如果 $\alpha_1 = \beta_1$, 则传染没有发生, 这是因为行业 1 的资产收益对行业 2 的资产收益在平静期和波动期的影响是相同的. 相反地, 如果 α_1 显著小于 β_1 , 则说明行业 1 的资产收益对行业 2 的资产收益在波动期的影响增强, 即在波动期两个行业之间发生了传染. 因此在检验传染是否发生时, 原假设和备择假设分别为

$$H_0: \alpha_1 = \beta_1 \text{ 和 } H_A: \alpha_1 < \beta_1$$

为了表述方便, 将式 (1) 和式 (2) 合并成一个回归方程^[22]

$$z_{2,t} = \gamma_0 + \gamma_1 d_t + \gamma_2 z_{1,t} + \gamma_3 z_{1,t} d_t + \eta_t \quad (3)$$

其中 $z_{i,t} = (x_{i,1} \ x_{i,2} \ \dots \ x_{i,T_x} \ y_{i,1} \ y_{i,2} \ \dots \ y_{i,T_y})'$, $i = 1, 2$. d_t 为虚拟变量即 $d_t = 1$ 表示波动期而

$d_t = 0$ 表示平静期. γ_3 等于式 (1) 和式 (2) 中的 $\beta_1 - \alpha_1$. 因此, 传染检验可以简化为检验 γ_3 是否大于 0. 该传染检验的假设检验为

$$H_0: \gamma_3 = 0, \text{ 和 } H_A: \gamma_3 > 0 \quad (4)$$

式 (3) 和式 (4) 都旨在描述基于条件均值过程的股票收益之间的关系. 然而, 考虑到时间序列数据在不同的分位数上会表现出不同的行为, 第 2 节中所述的方法无法在数据分布上提供完整的信息, 而且没有考虑到不同分位数之间的异质性. 不同分位数特别是低分位数上发生的金融传染对风险控制、金融机构监管和制定政策有着重要意义. 更具体的说, 两个行业的股票收益之间的关系在平静期和波动期可能是相同的, 但在不同的分位数上却有可能是变化的. 为了定义这种异质性, 将式 (3) 改为如下分位数版本

$$Q_{z_{2,t}}(\tau | x_t) = \gamma_0(\tau) + \gamma_1(\tau) d_t + \gamma_2(\tau) z_{1,t} + \gamma_3(\tau) z_{1,t} d_t \quad (5)$$

其中 $Q_{z_{2,t}}(\tau | x_t)$ 表示行业 2 的股票收益在 τ 分位数上的条件分位函数. $\tau \in (0, 1)$ 是固定值且 $x_t = (1 \ d_t \ z_{1,t} \ z_{1,t} d_t)$. 通过使 τ 连续从 0 变到 1, 可以得到行业 2 的资产收益基于行业 1 资产收益的条件分布. 式 (5) 允许行业 1 和行业 2 资产收益在不同分位数之间的相互作用, 因此基于分位数回归式 (5) 的传染检验可以检验出在不同分位数上传染是否发生. 比如说, 如果 γ_3 在低分位数上显著, 则说明在波动期, 行业 1 的资产收益的下跌会对行业 2 在同等风险水平下的损失比平静期造成更大影响.

2 金融传染检验统计量

在分位数回归模型的框架下, 行业间不同分位数下的金融传染的检验可定义为

$$H_0: \lambda_3(\tau) = 0 \text{ 和 } H_A: \lambda_3(\tau) > 0 \quad (6)$$

其中 τ 为分位数, 在 0 到 1 区间上连续变化. 在本文中, 使用分位数回归框架下的稳健的检验统计量来检验 H_0 , 该统计量用 RS_c 表示, 其定义如下 (统计量的具体计算过程见附录)

$$RS_c = \tilde{U}' \tilde{V}_{BB}^{-1} \tilde{U} - \inf_{b > 0} \{ (\tilde{U} - b)' \tilde{V}_{BB}^{-1} (\tilde{U} - b) \} \quad (7)$$

Park 等^[23]中证明了该类统计量在原假设下收敛于混合卡方分布. 在本文的假设检验问题中, RS_c 收敛至自由度为 1 的混合卡方分布.

该检验统计量的渐近分布可以用渐近 p 值来描述, 渐近 p 值由 $0.5\text{Prob}(\chi_1^2 \geq RS_c(\tau))$ 得出. 给定显著性水平 α , 当 p 值小于 α 时拒绝原假设 H_0 , 也就是说在分位数 τ 上发生了金融传染.

该统计量相对于其他传统的金融传染检验统计量具有以下优点:

1) 在分位数回归模型的框架下提出, 可以检验行业间不同分位数下的传染, 尤其是低分位数的传染对于风险控制有着重要意义. 在波动期, 如果行业 1 对行业 2 在低分位数发生了金融传染, 则意味着在波动期, 行业 1 的下跌会使得行业 2 在同等风险水平下损失更大.

2) 该统计量利用了非对称拉普拉斯分布^②假设下的极大似然估计与分位数回归估计的数学等价, 将分位数回归估计内嵌在拟极大似然估计 (QMLE) 的框架下, 结合了半参数估计和全参数估计的优点, 从而使得该统计量相对于一般的分位数检验统计量而言, 有着更好的小样本性质. Park 等^[23]做了大量的蒙特卡洛实验, 发现该类统计量在自回归, 条件自回归异方差等数据环境下, 都有着很好的表现.

3) 该统计量计算简便, 因为这是拉格朗日乘子类型统计量, 也称为得分统计量 (score test). 在构建该统计量的过程中, 仅需要估计原假设下的参数值, 使得计算量大大减少.

3 实证分析

为了验证在 2015 年 6 月中旬中国股市发生暴跌时各行业之间的金融传染情况, 本文选取了 2015 年 1 月 6 日到 2016 年 1 月 24 日之间的行业指数数据, 并用新的金融传染检验统计量分别对每两个行业间的股票收益做了检验. 作为参照, 本文还对行业指数数据做了 FR 检验^③, 并将两者的结果进行了对比.

3.1 数据及统计检验量

3.1.1 数据处理

目前国内主流的行业指数有上证行业指数、深证行业指数、中证行业指数、申万行业指数、Wind 行业指数和中信行业指数. 其中 Wind 行业指数的分类全面借鉴了权威的国际标准 GICS (global industries classification standard) 行业分类标准, 并根据中国实际情况进行了微调, 且数据的时间跨度最长, 因此本文选择 Wind 一级行业指数作为研究对象. 选取的时间段从 2015 年 1 月 6 日到 2016 年 1 月 24 日. 根据数据波动情况, 将 2015 年 1 月 6 日到 2015 年 5 月 31 日定义为平静期, 2015 年 6 月 1 日到 2016 年 1 月 24 日定义为波动期.

在进行检验之前, 先根据 Forbes 和 Rigobon^[4]中的方法对每两个行业之间的数据进行以下 VAR 处理以得到残差

$$\begin{aligned} X_t &= \phi(L) X_t + \psi(L) i_t + \varepsilon_t \\ X_t &\equiv \{x_t^C, x_t^I\} \end{aligned} \tag{8}$$

② 假设 η_t 服从下面非对称的拉普拉斯密度 (asymmetric Laplace distribution) 函数 $f(\eta_t, \sigma, \gamma) = \frac{1}{\sigma} \tau(1-\tau) \exp[-\frac{1}{\sigma} \rho_\tau(\eta_t)]$ 其中 $\sigma=1$ 且 $\tau \in (0, 1)$ 为固定值, 其中 $\rho_\tau(\eta_t) = \eta_t [\tau - I(\eta_t < 0)]$. 在该最大似然框架中, 可以很容易得出分位数回归的得分检验. 此外, 该似然方法可以采用拟极大似然估计方法 (QMLE), 这样可以在分布错误设定的情况下得到稳健估计值.

③ 本文所用的 FR 检验来自 Forbes 和 Rigobon^[4]通过 Fisher-Z 转换给出了三种改进渐进分布的 FR 检验的形式. $FR_1 = \frac{\frac{1}{2} \ln r_y - \frac{1}{2} \ln r_x}{\sqrt{\frac{1}{T_2 - 3} + \frac{1}{T - 3}}}$, $FR_2 = \frac{\frac{1}{2} \ln r_y - \frac{1}{2} \ln r_x}{\sqrt{\frac{1}{T_2 - 3} + \frac{1}{T - 3}}}$, $FR_3 = \frac{\frac{1}{2} \ln r_y - \frac{1}{2} \ln r_x}{\sqrt{\frac{1}{T_1 - 3} + \frac{1}{T - 3}}}$ 其中 $r_y := (1 + \hat{v}_y) / (1 + \hat{v}_x)$, $r_z := (1 + \hat{\rho}_z) / (1 - \hat{\rho}_z)$, $r_x := (1 + \hat{\rho}_x) / (1 - \hat{\rho}_x)$. 该检

验是 Forbes 和 Rigobon^[4]为了避免模型误设造成的伪检验所提出的调整后的估计量, 是基于样本相关性的最常用的检验之一, FR2 检验统计量在 Park 等^[23]的蒙特卡洛实验中具有最好的小样本性质, 因此本文采用 FR2 检验.

其中 x_t^C, x_t^j 分别为传染源行业和被传染行业的每日收益率, 作为标准, 用每日的对数收益率来进行比较计算 $R_t = \ln(P_t/P_{t-1})$, P_t 是第 t 天的指数价格; $\varphi(L), \psi(L)$ 为滞后值向量, 这里选择滞后值为 5, 这是为了控制序列相关和由于交易模式引起的周内波动; i_t 为短期利率; ε_t 是简化形式的外部干扰. 数据均来自 Wind 资讯.

3.1.2 统计检验量

在本文中, 判断是否发生金融传染的条件如下: 新的金融传染检验统计量的分位数单边传染检验 p 值小于 0.05 时, 则说明传染发生了; 而 FR2 统计检验量值大于置信度为 95% 的单边 t 检验临界值 1.648 831 时, 说明传染发生了. 本文只关注 0.5 分位数下的检验结果, 因为低分位数下的金融传染对风险控制有重大意义, 更值得投资者和风险管理者特别关注.

3.2 检验结果

本文选取的 Wind 一级行业指数分别为金融、能源、材料、工业、日常消费、可选消费、医疗保健、信息技术、电信服务和公用事业 10 个行业, 由

于金融行业是这次金融传染发生的重点行业, 因此还将检验和分析金融行业的 4 个二级子行业 (银行、保险、房地产和多元金融) 之间相互的金融传染关系.

本文分别采用新的金融传染检验统计量和 FR2 检验对每两个行业之间的金融传染效应进行检验, 并对结果进行对比分析.

3.2.1 金融行业

在 2015 年这次股灾中, 如果以金融板块作为传染源, 如图 2 所示, 根据金融传染检验统计量的结果可知, 金融行业对能源、工业、材料、日常消费、可选消费、医疗保健、信息技术、电信服务都在部分或者全部分位数下发生了传染, 这与 FR2 检验的检验结果保持一致. 例如, 金融行业对工业、材料、日常消费、可选消费、医疗保健、信息技术这些行业在所有的 0.5 之前的分位数下都发生了传染; 而对于能源行业, 在 0.01 到 0.5 的分位数下有明显的传染, 而在低于 0.01 这种较为极端的分位数下, 传染则没有发生; 对于电信服务行业, 传染发生在 0.05 到 0.5 分位数之间, 在 0.05 之前

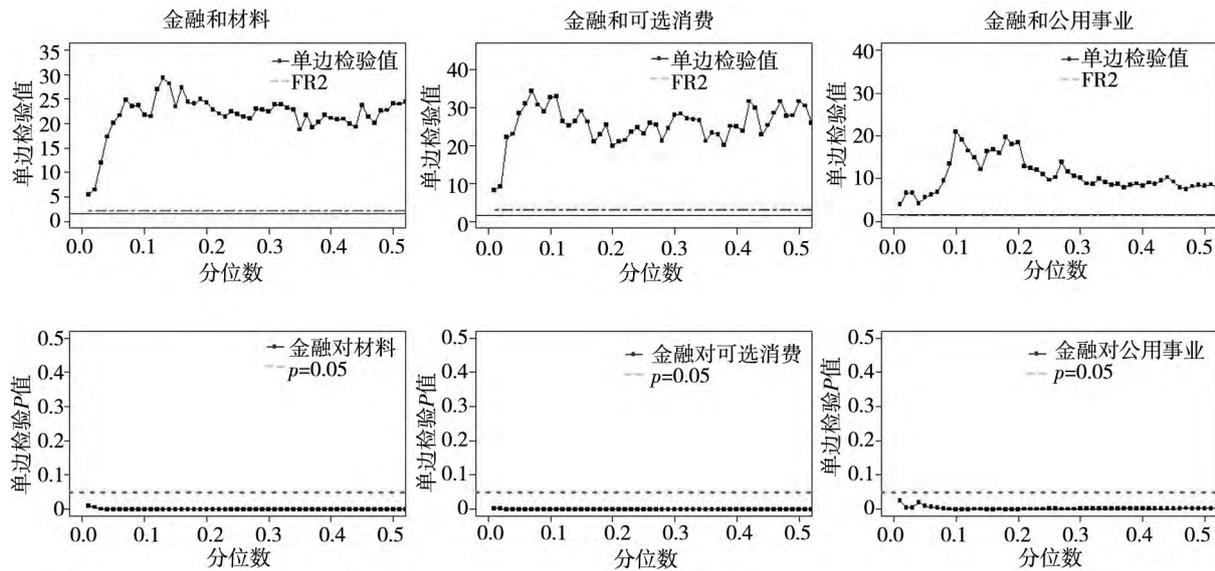


图 2 金融行业对其他各行业的 FR2 检验值及不同分位数下的新统计量检验值和 p 值

Fig. 2 Statistics and p -values between financial industry and others

注 1: 图中上图黑点实线为新的金融传染检验统计量检验值, 点虚线为 FR2 检验值, 黑实线是置信度为 95% 的单边 t 检验临界值 1.648 831, 当 FR2 检验值大于 1.648 831 时, 说明传染发生了; 下图黑点实线为新的金融传染检验统计量检验 p 值, 当 p 值小于 0.05 时说明传染发生.

注 2: 由于篇幅原因, 本文中对所有行业都进行了检验, 但只列出了具有代表性的检验图.

④ 收益率已经根据周末和节假日进行调整, 且所用行业指数已经考虑了其中公司除权的影响, 无需进行除权处理.

的分位数没有检测到传染发生。然而,与 FR 检验结果不同的是,新统计量检测到:金融行业对公用事业行业尽管在平均水平下没有发生传染(FR2 检验值小于临界值),但是在全部的分位数下都检测到了传染的存在。新统计量检测结果表明,金融行业的资本回报率的变化,对其他 9 个行业的资本回报率的整个分布,在波动期相对于平静期都产生了更大的影响。

由于金融行业资产配置的特殊性,银行、多元金融等金融机构通过结构化产品大量参与场外配资,而此次股市暴跌的起源在于证监会清查场外配资,而股市连续暴跌将会对金融行业内各种金融机构资产质量产生重大影响,从而使得金融行业风险加大,甚至会有可能引发系统性金融风险。因此,金融行业面临外部冲击更为脆弱,在这次暴跌中占据主导地位。为了深入验证金融行业在此次股灾中的重要影响,本文对金融行业的二级子行业(银行、保险、房地产和多元金融)进行传染检验,从而更进一步验证金融行业互相之间的传染关系。

3.2.1.1 银行

根据 FR 检验的结果来看,银行行业对保险、房地产和多元金融行业都没有传染发生,其 FR2 检验值均小于临界值。而根据新金融传染检验统计量的结果可知:和 FR 检验的结果一致,银行对保险行业没有发生传染;跟 FR 检验结果不同的是,银行对房地产行业分别在 0.05 ~ 0.06、0.1 ~ 0.12、0.17 ~ 0.2、0.23 ~ 0.25、0.3 ~ 0.43 分位数下发生了传染;银行对多元金融行业分别在 0.04 ~ 0.5 分位数下均发生了传染。

3.2.1.2 保险

根据 FR 检验的结果来看,保险行业对银行、房地产和多元金融行业都没有传染发生,其 FR2 检验值均小于临界值。而根据新的金融传染检验统计量的结果可知:保险行业对银行、房地产和多元金融在全部或者部分分位数下都发生了传染;其中保险行业对房地产和多元金融行业在所有的 0.5 之前的分位数下都发生了传染;保险对银行行业分别在 0.08 ~ 0.09、0.12 ~ 0.21 分位数下发生了传染。

3.2.1.3 房地产

根据 FR 检验的结果来看,房地产行业对保险、银行和多元金融行业都没有传染发生,其 FR2

检验值均小于临界值。而根据新的金融传染检验统计量的结果可知:和 FR 检验的结果一致,房地产对保险和银行行业没有发生传染;跟 FR2 检验结果不同的是,房地产对多元金融行业分别在 0.02 ~ 0.05、0.08 ~ 0.2、0.29 ~ 0.3、0.46 ~ 0.5 分位数下发生了传染。

3.2.1.4 多元金融

根据 FR 检验的结果来看,多元金融对房地产行业发生了金融传染,其 FR2 检验值大于临界值,而多元金融对保险和银行行业都没有传染发生,其 FR2 检验值均小于临界值。而根据新的金融传染检验统计量的结果可知:和 FR 检验的结果一致,多元金融对保险和银行行业都没有发生传染;且多元金融对房地产行业在 0.03 ~ 0.5 分位数下均发生了传染。

总体来说,保险行业对其他所有行业都有传染,而其他行业对保险行业却没有反向的传染,可以认为保险行业是一个传染源,这是由于保险行业很大一部分收入来源于资产投资和资产配置,而这部分资产在银行、房地产和多元金融行业均有覆盖,因此当保险行业遭受巨大冲击时,会对其他三个行业有直接影响。而银行行业作为金融行业中的传统行业,也有大部分投资流向房地产行业 and 多元金融行业,因此对这两个行业都有传染作用;房地产行业虽归类在金融行业,但仍有一部分在实体经济中,因此他对保险和银行行业没有传染关系,但是房地产和多元金融行业作为金融行业近几年来新兴且高速发展的两个行业,他们之间有相互的传染发生。

3.2.2 能源行业

在 2015 年这次股灾中,如果以能源行业作为传染源,由图 3 可知,根据新的金融传染检验统计量的结果:能源行业对可选消费、医疗保健、信息技术、电信服务在全部或者部分分位数下发生了传染,这与 FR 检验的检验结果保持一致。然而,与 FR 检验结果不同的是,新统计量检测到:能源行业对材料、工业、日常消费、公用事业行业尽管在平均水平下没有发生传染(FR2 检验值小于临界值),但是在全部或者部分的分位数下检测到了传染的存在。其中,材料、工业行业在所有的 0.5 之前的分位数下都检测到了传染的存在;而日常消费行业则在 0.02 ~ 0.5 分位数之间检测到

了传染的发生; 公用事业行业在 0.06 ~ 0.5 分位数之间检测到了传染发生.

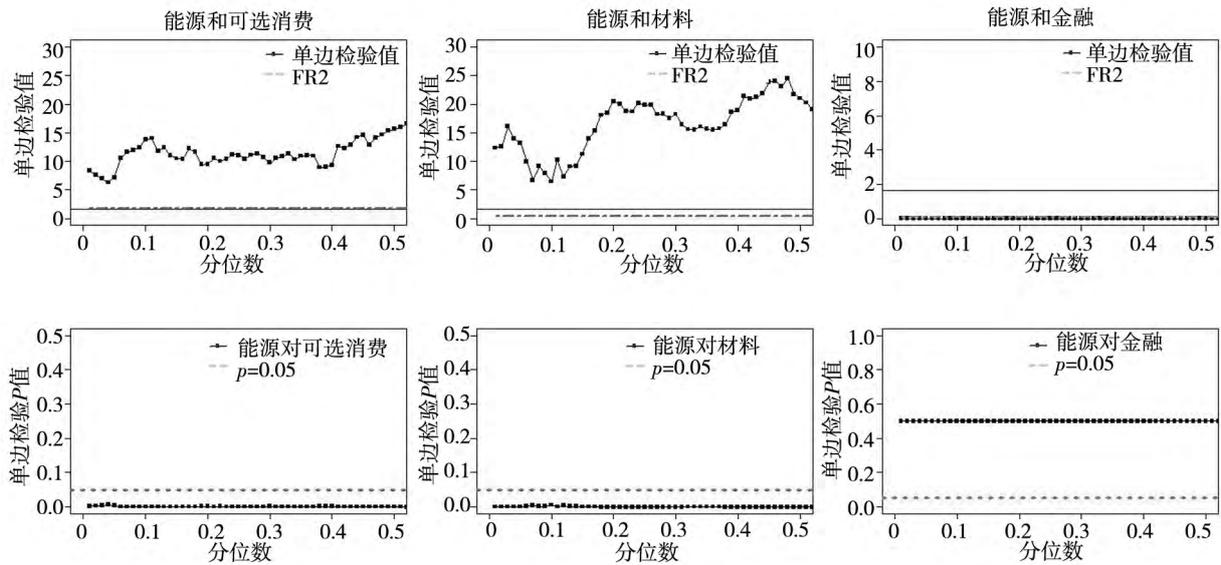


图 3 能源行业对其他各行业的 FR2 检验值及不同分位数下的新统计量检验值和 p 值

Fig. 3 Statistics and p-values between energy industry and others

注 1: 图中上图黑点实线为新的金融传染检验统计量检验值, 点虚线为 FR2 检验值, 黑实线为置信度为 95% 的单边 t 检验临界值 1.648 831, 当 FR2 检验值大于 1.648 831 时, 说明传染发生了; 下图黑点实线为新的金融传染检验统计量检验 p 值, 当 p 值小于 0.05 时说明传染发生.

注 2: 由于篇幅原因, 本文中对所有行业都进行了检验, 但只列出了具有代表性的检验图.

以材料行业为例, 根据分位数回归结果来看, 在 0.05 分位数下, 在平静期时, 能源行业对材料行业的影响由 β_1 来表示, $\beta_1 = 0.683 3$; 在波动期时, 能源行业对材料行业的影响用 β_2 来表示, $\beta_2 = 1.032$. β_2 相对于 β_1 显著增加, 这和分位数检验统计量的结果是一致的. 由此可见, 当能源行业受到巨大的冲击时, 在 0.05 分位数下, 能源行业收益率的下降对材料行业的影响比在平静期的影响更大, 从而导致在同等风险水平下, 材料行业的收益率会更低.

出现此检验结果一个可能的解释是: 从需求供给的角度来说, 能源行业主要包括中国石油、中国石化等挖掘、开采行业, 他处于产业链的上游地位, 在波动期, 如果能源行业遭受到了巨大的冲击, 其行业收益率会降低, 从而导致投入降低使得产量减少, 推高供给价格, 使得位于产业链下游的材料行业原材料成本上升, 从而降低了材料行业的收益率, 即发生了传染.

3.2.3 其他行业

对于材料、工业、公用事业、可选消费、日常消费、信息技术、医疗保健、电信服务这 8 个行业来说, 和上面的行业类似, 本文采用的金融传染检验

统计量在低分位数下依然检测到了传染效应, 其中部分传染 FR 检验并没有发现. 而传染主要发生在与这些行业关联较大的行业之间, 碍于篇幅原因, 在此不再赘述.

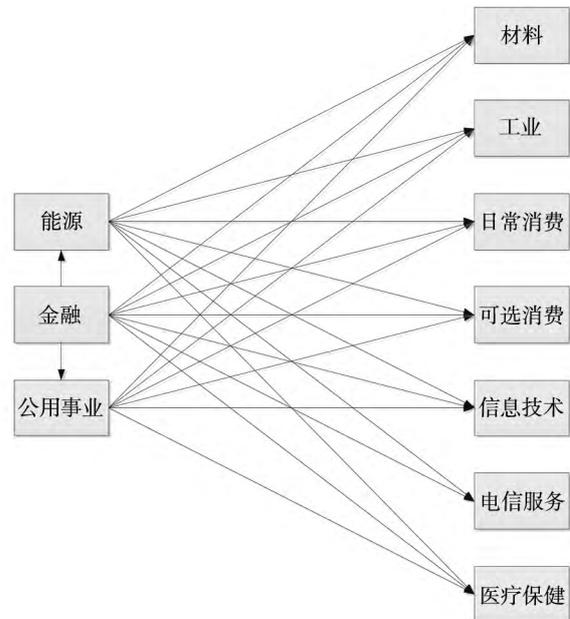


图 4 2015 年股灾时各行业之间传染关系图

Fig. 4 The relationships between each industry during 2015 stock market crash

总体来说, 由图 4 可知, 金融行业对其他 9 个

行业均存在传染效应,且大部分为单向传染,金融行业二级子行业间也发生了相互传染;而能源行业作为产业链上游的基础行业,对于除了金融行业外的其他8个行业都有传染;公用事业作为日常公用设施的基础行业,对材料、工业、可选消费、日常消费、医疗保健、信息技术等实体行业都发生了金融传染.由此可见,从整体而言,金融行业在此次暴跌中占据主导地位,在实体行业中,位于产业链上游的能源行业以及公用事业等基础性行业则占据传染的主导地位,主要传染由这3个行业发起;对于材料、工业、可选消费、日常消费、信息技术、医疗保健、电信服务行业来说,主要的传染发生在与其相关的行业间.

4 结束语

本文用新的金融传染统计量对2015年6月中旬中国股市发生暴跌时不同行业之间的金融传染进行了检验,并与传统的基于相关性的检验结果进行了对比.实证结果表明:大部分行业间都存在单向或者双向的金融传染,特别是在低分位数下,这是传统检验统计量所忽略的.从检验结果来看,金融行业在此次暴跌中占据主导地位,对其他各行业均存在传染效应;金融行业内部的二级子行业间也检测出了金融传染的存在,其中传统金

融行业(银行、保险)对新兴行业(多元金融、房地产)在金融传染上占据主导地位;而从供需角度来看,能源行业作为产业链上游的行业容易对产业链下游的行业产生金融传染,因此能源行业对于除了金融外所有行业都发生了金融传染;公用事业作为提供煤气、水电等日常公用设施的基础行业,对材料、工业、可选消费、日常消费、医疗保健、信息技术等实体行业都发生了金融传染.而材料、工业、日常消费、可选消费、医疗保健、信息技术、电信服务等行业则是和与自身在生产和销售过程中有关联的行业之间发生了金融传染.

对风险管理者,本文有以下几点建议:首先,应加强金融创新和金融监管,在对传统金融行业(银行、保险行业)进行重点管理的同时,也要加强对房地产、非银金融行业的监管和风险控制,健全金融法规,强化金融执法与监管力度,优化金融资源的配置,从金融行业内部把控和防范风险.其次,对于实体行业,在股市动荡初期制定政策时,应从能源、公用事业等基础行业抓起,在源头上对传染进行控制.并且在制定宏观调控政策时应考虑全面,避免在调控过程中对某一特定行业产生负面冲击,从而引起预期外的金融传染.此外,在股市动荡期来临时,应注意引导投资者,加强信息披露的力度和增加投资者信心,避免因投资者预期下降导致金融传染加剧.

参考文献:

- [1] King M A, Wadhvani S. Transmission of volatility between stock markets[J]. *Review of Financial Studies*, 1990, 3(1): 5-33.
- [2] Lee S B, Kim K J. Does the October 1987 crash strengthen the comovements among national stock markets? [J]. *Review of Financial Studies*, 1993, 3(1): 89-102.
- [3] Forbes K, Rigobon R. Measuring Contagion: Conceptual and Empirical Issues[M]. *International Financial Contagion*. Boston: Springer US, 1999: 43-66.
- [4] Forbes K J, Rigobon R. No contagion, only interdependence: Measuring stock market co-movements[J]. *Journal of Finance*, 2002, 57(57): 2223-2261.
- [5] Pesaran M H, Pick A. Econometric issues in the analysis of contagion[J]. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2007, 31(4): 1245-1277.
- [6] 叶五一, 缪柏其, 谭常春. 基于分位数回归模型变点检测的金融传染分析[J]. *数量经济技术经济研究*, 2007, 24(10): 151-160.
Ye Wuyi, Miao Baiqi, Tan Changchun. Analysis of financial contagion based on change point testing of quantile regression model[J]. *Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2007, 24(10): 151-160. (in Chinese)
- [7] 叶五一, 缪柏其. 基于动态分位数回归模型的金融传染分析[J]. *系统工程学报*, 2012, 27(2): 214-223.
Ye Wuyi, Miao Baiqi. Analysis of financial contagion based on dynamic quantile regression model[J]. *Journal of Systems Engineering*, 2012, 27(2): 214-223. (in Chinese)
- [8] 周舟, 董坤, 汪寿阳. 基于欧洲主权债务危机背景下的金融传染分析[J]. *管理评论*, 2012, 24(2): 3-11.
Zhou Zhou, Dong Kun, Wang Shouyang. An empirical study of financial contagion effect based on the European sovereign

- debt crisis [J]. *Management Review*, 2012, 24(2): 3–11. (in Chinese)
- [9] 夏南新. 国际金融市场波动非线性因果性和溢出效应[J]. *管理科学学报*, 2016, 19(3): 64–76.
Xia Nanxin. Nonlinear causality and spillover effect of volatility of international finance market [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(3): 64–76. (in Chinese)
- [10] Yang Z, Zhou Y. Quantitative easing and volatility spillovers across countries and asset classes [J]. *Management Science*, 2017, 63(2): 333–354.
- [11] Bae K H, Karolyi G A, Stulz R M. A new approach to measuring financial contagion [J]. *René M Stulz*, 2002, 16(3): 717–763.
- [12] Rodriguez J C. Measuring financial contagion: A copula approach [J]. *Journal of Empirical Finance*, 2007, 14(3): 401–423.
- [13] 凌爱凡, 杨晓光. 基于 Google Trends 注意力配置的金融传染渠道 [J]. *管理科学学报*, 2012, 15(11): 104–116.
Ling Aifan, Yang Xiaoguang. Financial contagion channel of attention allocation based on Google Trends [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2012, 15(11): 104–116. (in Chinese)
- [14] 苏海军, 欧阳红兵. 危机传染效应的识别与度量——基于改进 MIS-DCC 的分析 [J]. *管理科学学报*, 2013, 16(8): 20–30.
Su Haijun, Ouyang Hongbing. Identification and measurement of contagion effects of the crises: Based on improved Markov independent switching dynamic conditional correlation model analysis [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2013, 16(8): 20–30. (in Chinese)
- [15] 叶五一, 韦伟, 缪柏其. 基于非参数时变 Copula 模型的美国次贷危机传染分析 [J]. *管理科学学报*, 2014, 17(11): 151–158.
Ye Wuyi, Wei Wei, Miao Baiqi. Analysis of sub-prime loan crisis contagion based on non-parametric time-varying Copula [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2014, 17(11): 151–158. (in Chinese)
- [16] 沈传河, 王向荣. 金融市场联动形态结构的非线性分析 [J]. *管理科学学报*, 2015, 18(2): 66–75.
Shen Chuanhe, Wang Xiangrong. Nonlinear analysis on the pattern structures of connection between financial markets [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2015, 18(2): 66–75. (in Chinese)
- [17] Adrian T, Markus K. Brunnermeier. CoVaR [J]. *The American Economic Review*, 2016, 106(7): 1705–1741.
- [18] Baur D G. The structure and degree of dependence: A quantile regression approach [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2013, 37(3): 786–798.
- [19] Kasim A, Jot Y, Kenneth Y. Stock price dynamics in overlapped market segments: Intra and inter-industry contagion effects [J]. *Journal of Business Finance & Accounting*, 1994, 21(7): 1059–1070.
- [20] 肖斌卿, 王粟昉, 周小超, 等. 债务网络、投资者行为与传染性风险: 来自中国银行业与房地产业的研究发现 [J]. *管理科学学报*, 2014, 17(11): 139–150.
Xiao Binqing, Wang Suyang, Zhou Xiaochao, et al. Debt network, investor behavior and risk of contagion: Evidence from Chinese banking sector and real estate industry [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2014, 17(11): 139–150. (in Chinese)
- [21] Chiu W C, Peña J I, Wang C W. Industry characteristics and financial risk contagion [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2015, 50: 411–427.
- [22] Dungey M, Fry R, Gonzálezhermosillo B, et al. Empirical modelling of contagion: A review of methodologies [J]. *Quantitative Finance*, 2005, 5(1): 9–24.
- [23] Park S, Wang W, Huang N. Testing for Stock Market Contagion: A Quantile Regression Approach [R]. Working Paper, Tinbergen Institute Discussion Paper 15–040/III, Amsterdam and Rottersam, 2015.

Industry-level financial contagion of the Chinese stock market and risk control

HUANG Nai-jing¹, ZHANG Bing-jie^{2*}, GUO Dong-mei¹, WANG Shou-yang^{3,4}

1. School of Economics, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China;

2. School of Economics and Management, Beihang University, Beijing 100191, China;

3. School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

4. Academy of Mathematics and Systems Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

Abstracts: This paper uses a new financial contagion test statistic to examine the existence of contagion effects across different industries in the Chinese stock market collapse in June 2015. Compared with the correlation-

based tests , it allows us to investigate the stock market contagion at various quantiles; and compared with the standard quantile regression test statistic , it has the advantage of being robust to the model misspecification. In this paper , the contagion effects are first examined over ten primary industries and four sub-industries of the financial sector , and then the possible transmission mechanisms are analyzed across different industries. Empirical results show that the new financial contagion test detects the contagion effects at lower quantiles across different industries , which is sometimes ignored by the correlation-based test and is of importance for the systemic risk control.

Key words: quantile regression; financial contagion; market risk; Value-at-Risk

附录： 金融传染检验量的计算

带有参数 $\gamma(\tau) = [\gamma_0 \ \gamma_1(\tau) \ \gamma_2(\tau) \ \gamma_3(\tau)]$ 的分位数回归模型为

$$Q_{\tau}(z_i | x_i) = \gamma_0(\tau) + \gamma_1(\tau) d_i + \gamma_2(\tau) z_{1i} + \gamma_3(\tau) z_{1i} d_i \tag{1}$$

可以由下列最小问题的解来估计

$$\min_{\gamma \in \mathbb{R}^4} \sum_{i=1}^T \rho_{\tau} [z_{2i} - \gamma_0(\tau) - \gamma_1(\tau) d_i - \gamma_2(\tau) z_{1i} - \gamma_3(\tau) z_{1i} d_i] \tag{2}$$

其中 $\rho_{\tau}(\eta_i) = \eta_i [\tau - I(\eta_i < 0)]$, 且 $I(\eta_i < 0)$ 是指示函数. 这等同于最大化对数似然函数(ML)

$$\ln L(\gamma | \sigma) = T \ln \tau(1 - \tau) - \sum_{i=1}^T \rho_{\tau}(z_{2i} - \gamma x_i) \tag{3}$$

假设 η_i 服从独立同分布的非对称拉普拉斯密度(ALD) 函数

$$f(\eta_i | \sigma, \gamma) = \frac{1}{\sigma} \tau(1 - \tau) \exp \left[-\frac{1}{\sigma} \rho_{\tau}(z_{2i} - \gamma x_i) \right]$$

其中 $\sigma = 1$ 且 $\tau \in (0, 1)$ 为固定值 , $x_i = (1 \ d_i \ z_{1i} \ z_{1i} d_i)'$.

考虑到式(2) 的似然函数 , 可以标准化下列得分函数

$$s(\gamma) = \frac{\partial \ln L(\gamma | \sigma)}{\partial \gamma} = \sum_{i=1}^T \left(\frac{1}{2} \text{sgn}(\xi_i) + \tau - \frac{1}{2} \right) x_i$$

接下来 , 定义得分函数的外积和负海塞矩阵

$$J(\gamma) = E \left[\frac{\partial \ln f(\gamma)}{\partial \gamma} \cdot \frac{\partial \ln f(\gamma)}{\partial \gamma'} \right] , \quad K(\gamma) = E \left[-\frac{\partial^2 \ln f(\gamma)}{\partial \gamma \partial \gamma'} \right] \tag{4}$$

为了检验原假设 $H_0: \gamma_3 = 0$ 和备择假设 $H_1: \gamma_3 > 0$, 将参数向量 γ' 分为 $(\gamma_A \ \gamma_B)'$, 其中 $\gamma_A = (\gamma_0 \ \gamma_1 \ \gamma_2)$ 为多余参数 $\gamma_B = \gamma_3$ 是本文感兴趣的参数.

使用似然函数式(3) , 原假设下和分区一致的得分向量 $J(\gamma)$, $K(\gamma)$ 可由下式得出

$$s(\tilde{\gamma}) = (s_A(\tilde{\gamma})' \ s_B(\tilde{\gamma})')' = (s_A(\tilde{\gamma})')' \cdot \sum_{i=1}^T \left(\frac{1}{2} \text{sgn}(\xi_i) + \tau - \frac{1}{2} \right) z_{1i} d_i \tag{5}$$

其中 $s_A(\tilde{\gamma})' = 0$.

$$J(\tilde{\gamma}) = \tau(1 - \tau) E^* [x'x] , \quad K(\tilde{\gamma}) = E^* [g(\xi) x'x] \tag{6}$$

其中 $\xi_i = z_{2i} - \tilde{\gamma}_0 - \tilde{\gamma}_1 d_i - \tilde{\gamma}_2 z_{1i}$, 表示约束模型中的残差 , $E^* [s] = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T s_i \ x_i = (1 \ d_i \ z_{1i} \ z_{1i} d_i)'$. 约束 $h(\gamma) = \gamma_3$

可以得出 $H(\tilde{\gamma}) = \partial h(\gamma) / \partial \gamma' = (0 \ 0 \ 0 \ 1)$.

为了简化符号 , 将参数舍去并令“~”代表 $\gamma = \tilde{\gamma}$ 时估计的值.

$$s(\tilde{\gamma}) K^{-1}(\tilde{\gamma}) H(\tilde{\gamma}) = (0' \ s_B(\tilde{\gamma})) \begin{pmatrix} \tilde{K}^{AA} & \tilde{K}^{AB} \\ \tilde{K}^{BA} & \tilde{K}^{BB} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \tilde{s}_B' \tilde{K}^{BB} \tag{7}$$

夹心方差 \tilde{V} 可由下式计算

$$\tilde{V} = \begin{pmatrix} \tilde{K}^{AA} & \tilde{K}^{AB} \\ \tilde{K}^{BA} & \tilde{K}^{BB} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{J}_{AA} & \tilde{J}_{AB} \\ \tilde{J}_{BA} & \tilde{J}_{BB} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{K}^{AA} & \tilde{K}^{AB} \\ \tilde{K}^{BA} & \tilde{K}^{BB} \end{pmatrix} \tag{8}$$

(下转第 86 页)

Research on open-pit mine production scheduling problem with regularity consideration

LIU Wen-bo^{1,2}, SUN De-feng¹, TANG Li-xin¹

- 1. Institute of Industrial & Systems Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;
- 2. Liaoning Provincial College of Communications, Shenyang 110122, China

Abstract: Open pit mine production scheduling is to specify the sequence of blocks extraction from the mine so as to obtain the highest NPV satisfying a variety of physical and economical constraints. According to production characteristics in practice, the evaluation of regularity is taken into consideration, and then an integer programming model is established. Lagrangian Relaxation (LR) method is proposed to solve the problem. Valid inequalities are established based on the knapsack structure of priority constraints to accelerate the algorithm without hurting the optimal solution; and then fast feasible solution strategy is constructed based on Directed Acyclic Graph structure; variable reductions are carried out to reduce the problem scale through strategies of earliest start time and latest start time. Computational results indicate that the proposed approach outperforms standard solver CPLEX in computational time. The proposed model and solution can realize the goal of regularity maintaining and profit maximizing while satisfying all production constraints.

Key words: open-pit mine production scheduling problem; 0-1 integer programming; Lagrangian relaxation; directed acyclic graph

(上接第 28 页)

其中下标表示矩阵的分区, 上标则表示其对应的逆矩阵, 例如

$$\tilde{K} = \begin{pmatrix} \tilde{K}_{AA} & \tilde{K}_{AB} \\ \tilde{K}_{BA} & \tilde{K}_{BB} \end{pmatrix}, \quad \tilde{K}^{-1} = \begin{pmatrix} \tilde{K}^{AA} & \tilde{K}^{AB} \\ \tilde{K}^{BA} & \tilde{K}^{BB} \end{pmatrix} \tag{9}$$

以此类推, 可以得出 $\tilde{H} \cdot \tilde{V} \tilde{H}$

$$\tilde{H} \cdot \tilde{V} \tilde{H} = (0 \quad 1) \begin{pmatrix} \tilde{V}_{AA} & \tilde{V}_{AB} \\ \tilde{V}_{BA} & \tilde{V}_{BB} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \tilde{V}_{BB} \tag{10}$$

令 $\gamma = (\gamma_A \quad \gamma_B)$, 矩阵 $M = \frac{1}{\sqrt{T}}(s_B - K_{BA} K_{AA}^{-1} s_A)$ 和 $U = K^{BB} M$ 在约束下的极大似然估计 $\tilde{\gamma}$ 上的估计值为 $\tilde{M} = \frac{1}{\sqrt{T}}(s_B -$

$\tilde{K}_{BA} \tilde{K}_{AA}^{-1} \tilde{s}_A)$ 和 $\tilde{U} = \tilde{K}^{BB} \tilde{M}$.

因此, 可以得到单边金融传染检验量

$$RS_c = \tilde{U} \cdot \tilde{V}_{BB}^{-1} \tilde{U} - \inf_{b>0} \{ (\tilde{U} - b) \cdot \tilde{V}_{BB}^{-1} (\tilde{U} - b) \} \tag{11}$$

在原假设下渐近服从于混合 χ^2 分布.

不同 τ 下的 p 值由下式给出

$$p(\tau) = 0.5 \text{Prob}(\chi_1^2 \geq RS_c(\tau)) \tag{12}$$

给定显著性水平 α , 如果 $p(\tau) < \alpha$, 拒绝原假设 $H_0: \gamma_3(\tau) = 0$, 也就是说金融传染发生了, 否则接受原假设 H_0 .