

差分网络研究金融危机对行业的冲击

邱路 贾天明 杨会杰

Differential network investigated influences of financial crises on industries

Qiu Lu Jia Tian-Ming Yang Hui-Jie

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 65, 198901 (2016) DOI: 10.7498/aps.65.198901

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.198901>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2016/V65/I19>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种有效的基于三角结构的复杂网络节点影响力度量模型

[An efficient node influence metric based on triangle in complex networks](#)

物理学报.2016, 65(16): 168901 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.168901>

面向结构洞的复杂网络关键节点排序

[Ranking key nodes in complex networks by considering structural holes](#)

物理学报.2015, 64(5): 058902 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.058902>

度关联无标度网络上的有倾向随机行走

[Biased random walks in the scale-free networks with the disassortative degree correlation](#)

物理学报.2015, 64(2): 028901 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.028901>

一个描述金融投资项目演化的量子力学状态方程

[Quantum mechanical state equation for describing evolution of projects of financial investment](#)

物理学报.2014, 63(9): 098901 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.098901>

基于节点拓扑特征的中国基金公司共持网络持股行为波动相关性

[Correlation of the holding behaviour of the holding-based network of Chinese fund management companies based on the node topological characteristics](#)

物理学报.2014, 63(4): 048901 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.048901>

差分网络研究金融危机对行业的冲击*

邱路 贾天明 杨会杰†

(上海理工大学管理学院, 上海 200093)

(2016年5月12日收到; 2016年6月27日收到修改稿)

金融危机对股票市场中行业的冲击是一个普遍关注的问题, 而传统的基于序列分析的方法不能对股票市场的行业结构特征进行有效的描述. 本文给出了一种考察行业结构发生变化的定量描述方法. 联合利用时间延迟稳定性和最小生成树确定出多支股票之间的相互影响关系, 得到股票关系网络. 该网络用作对股票市场状态的描述. 对不同时期的网络之间做差, 得到差分网络. 该差分网络的结构特征能够给出行业结构的变化. 采用这一方法研究了1994年到2013年发生的五次金融危机下道琼斯30支成分股关系网络的结构变化. 结果表明, 金融危机影响的行业有很大的差异, 比如在2008年全球金融危机受影响最大的三个股票集中在原材料行业(美国铝业公司、埃克森美孚公司、雪佛龙), 而2011年欧洲债务危机下受影响最大的三支股票集中在银行和金融业(花旗集团、美国银行、摩根大通公司). 本方法可用于复杂系统状态演化的研究, 比如人体健康状况变化、气候变化等.

关键词: 金融危机, 复杂网络, 时间延迟稳定性, 差分网络

PACS: 89.75.kd, 89.65.Gh

DOI: 10.7498/aps.65.198901

1 引言

股票市场是社会、经济、金融状况及其演化的晴雨表^[1,2]. 股票市场中各个行业由它们的波动及其之间的联动, 构成一个复杂的行业关系体系^[3-9]. 金融危机对股票市场中各个行业有着深远的影响^[10-15]. 近年来从复杂网络的角度研究这一复杂系统, 特别是金融危机的冲击, 成为一个热点问题. Münnix等^[16]用股票之间的相关矩阵作为市场状态的描述, 从美国1992年1月到2010年12月的10个行业的股票收盘价序列中得到8类状态, 发现重大金融危机对应的状态有显著大的平均相关系数. Kumar和Deo^[17]将20个国家的股票分为2006年6月到2007年11月, 2007年12月到2009年6月两个时间段, 定义前面的时间段为金融危机发生前, 后面的时间段为金融危机发生时. 计算了股票之间的相关数矩阵, 并设置阈值过滤掉弱的关

联, 构建出股票网络. 用金融危机发生时和发生前相关系数矩阵第二大特征值所对应的特征向量中各成分值的正负变化, 把各个国家在金融危机发生时所受的影响分为两类. Zhou等^[18]用1996年到2009年的57个不同地区的收盘价序列计算皮尔逊相关数矩阵, 得到多个平面最大过滤图(Planar Maximally Filtered Graph), 分析了相邻两个平面最大过滤图的互信息的波动和重大金融危机之间的关系. Zheng等^[19]用1997年到2007年上证259个权重股收盘价计算了股票之间的相关数矩阵, 发现若干最大特征值对应的特征向量可正确地将股票分为若干行业. 以行业模式连接网络, 发现在金融危机发生时, 行业模式的网络发生了显著的结构变化.

上述研究存在一些需要改进的问题. 首先, 这些研究没有具体到金融危机对各个行业的细化影响. 其次, 因为平面最大过滤图方法构建的网络边的数目固定, 也就是节点间是否连边的标准不一

* 国家自然科学基金(批准号: 10975099)和上海市东方学者计划(批准号: 2010ESUSST02)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: hjyang@ustc.edu.cn

致, 如果用两个网络邻接矩阵的差来考察危机发生前与发生时网络拓扑结构的变化, 会出现大量虚假的正负边, 真正的金融危机对行业的冲击效应会埋在大的噪声中. 采用设置阈值从相关矩阵构造复杂网络, 也存在明显的人为因素的影响. 最后, 用时间序列作股票相关会得到虚假的相关, 比如两个没有关系的股票因为受共同的环境变化的影响, 可能有很大的相关系数. 尤其严重的问题是: 利用有限个样本数据估计皮尔逊相关系数数值时, 少量数据会对皮尔逊相关系数带来较大的置信区间^[20]和较低的置信度, 使得估计失效. 因此, 如何从时间序列中提取到可靠的股票之间的关系, 仍然是一个需要认真考虑的问题.

本文在皮尔逊相关系数基础上, 进一步结合时间延迟稳定性和最小生成树, 给出的股票之间关系信息, 构建出可靠的股票之间的关系网络. 采用金融危机前和危机中股票关系网络邻接矩阵的差, 也

就是差分网络, 来研究各个行业受金融危机的影响. 这样, 有效地消除了正负边带来的噪声影响. 具体地, 本文构造了1994年到2013年美国道琼斯股指的30支成分股^[21]构成的复杂网络, 研究了期间发生的五次金融危机对行业的冲击. 结果表明, 尽管这些金融危机的影响有着一些共通的特征(比如, 在金融危机中股票之间更紧密地连接在一起), 但是每次金融危机更有着各自的特殊性, 体现在受影响的行业不同.

2 数据和方法

2.1 原始数据和预处理

本文的研究数据是美国道琼斯指数中的30个成分股票的收盘价序列, 这些股票名和在网络中对应节点的名称, 如表1所列.

表1 美国道琼斯指数中的30个成分股票
Table 1. 30 component stocks in the US Dow Jones index.

1. AA(美国铝业公司)	2. AXP(美国通用公司)	3. BA(波音公司)
4. BAC(美国银行公司)	5. C(花旗集团)	6. CAT(卡特彼勒公司)
7. CSCO(思科)	8. CVX(雪佛龙)	9. DD(杜邦公司)
10. DIS(迪士尼)	11. GE(通用电器公司)	12. HP(惠普)
13. HD(家得宝公司)	14. IBM(国际商用机器公司)	15. INTC(英特尔)
16. JNJ(强生制药有限公司)	17. JPM(摩根大通公司)	18. KO(可口可乐公司)
19. MCD(麦当劳)	20. MMM(3 M公司)	21. MRK(默克制药公司)
22. MSFT(微软)	23. NIKE(耐克)	24. PFE(辉瑞制药有限公司)
25. PG(宝洁公司)	26. T(at&T 美国电话电报公司)	27. UTX(联合科技公司)
28. VZ(威瑞森电信)	29. WMT(沃尔玛)	30. XOM(埃克森美孚公司)

30个股票的收盘价序列的时间段是从1994年1月到2013年12月. 本文采用对数收益率序列, 可以用如下方法计算得到:

$$r_{m,t} = \ln p_{m,t} - \ln p_{m,t-1}, \quad (1)$$

其中, $p_{m,t}$ 为第 m 支股票第 t 天的收盘价, $r_{m,t}$ 为第 m 支股票第 t 天的对数收益率.

2.2 方法与步骤

2.2.1 时间延迟稳定性

本文的核心问题是从时间序列得到股票之间的影响关系, 从而构建股票网络. 这里采用时间延

迟稳定性方法^[22] (time delay stability, TDS). 该方法基于一个基本的事实: A 事物对 B 事物的影响有时间延迟, 该延迟决定于事物的内在性质. 尽管每个事件发生时 A 对 B 的影响强度和方式等有很大差异, 但时间延迟会保持不变. 因此, 可以计算两个序列之间的延迟互相关函数的值, 把最大互相关函数值对应的延迟当作影响延迟时间. 如果这一延迟时间保持不变, 说明影响确实存在. 如果这一延迟不保持稳定, 说明相关由偶然或共同因素引起.

首先, 考虑两支股票收益率序列: $r_1 = \{r_{11}, r_{12}, \dots, r_{1,T}\}$, $r_2 = \{r_{21}, r_{22}, \dots, r_{2,T}\}$, 序列

长度为 T . 取长度是 L 的窗口沿该序列滑动, 每次滑动步长是 Δ , 这样会得到 R 个时间片断如下:

$$w_{n,k} \equiv \{r_{n,1+(k-1)\Delta}, r_{n,2+(k-1)\Delta}, \dots, r_{n,L+(k-1)\Delta}\},$$

$$n = 1, 2; k = 1, 2, \dots, R; R = \frac{T-L}{\Delta} + 1, \quad (2)$$

(2) 式中 n 表示股票收益率编号, k 为序列片断编号, R 表示片段数, $w_{n,k}$ 表示第 n 个股票在第 k 个片段时的序列.

其次, 对于每一对时间片断, 采用如下定义计算互相关函数^[23] 的值:

$$C_{W_{1,k}, W_{2,k}}(\tau) = \frac{E[(W_{1,k}(t) - \mu_{W_{1,k}})(W_{2,k}(t + \tau) - \mu_{W_{2,k}})]}{\sigma_{W_{1,k}} \sigma_{W_{2,k}}}, \quad (3)$$

(3) 式中 $W_{1,k}, W_{2,k}$ 表示两个序列的第 k 个片段, $\mu_{W_{1,k}}, \mu_{W_{2,k}}$ 分别为序列 $W_{1,k}, W_{2,k}$ 的均值, $\sigma_{W_{1,k}}, \sigma_{W_{2,k}}$ 分别为序列 $W_{1,k}, W_{2,k}$ 的样本标准差, 当延迟 $\tau = 0$ 时, 互相关函数为两个序列 0 时刻的皮尔逊相关系数, 当延迟 $\tau \neq 0$ 时为两个序列错位 τ 时刻的皮尔逊相关系数.

由于延迟很大的情况不反映实际, 这里只考虑延迟为零或者很小的情况. 找出所有延迟互相关函数值中最大的一个, 其对应的时间延迟作为两者之间相关延迟量.

最后, 得到共 R 个时间延迟量. 以第一个时间延迟量 τ_0 作为参照, 统计出在 $[\tau_0 - 1, \tau_0 + 1]$ 范围内的个数 R' , 如果 $R'/R \geq 0.8$, 定义序列之间相关延迟是稳定的. 这样就确定出两者之间的基于时间延迟稳定性的关系.

2.2.2 时间延迟稳定性中互相关函数阈值选取

时间延迟稳定作为一个重要的标准, 可以提取出序列之间的关系, 但是由于定义中的人为因素, 可能把互相关函数很小的值也计入在内. 为剔除掉这些不可靠的关系, 需要结合阈值判断. Havlin 等^[22] 利用多个生理序列样本 T 做检验, 把 $p\text{-value} < 10^{-3}$ 作为阈值限制. 在金融序列中, 对于某个股票而言, 没有多个样本作为参照量, 无法采取 $T\text{-test}$ 检验的方法. 本文利用最小生成树 (minimum spanning tree, MST)^[24-26] 给出一个确定阈值的方法.

对于有 N 个节点的网络来说, 最小生成树 kruskal 方法的基本操作如下.

1) 采用如下定义从互相关函数值得到股票之间的距离^[27],

$$d(S_1, S_2) \equiv \sqrt{2[1 - C_{S_1, S_2}]}. \quad (4)$$

(4) 式中 C_{S_1, S_2} 表示两个股票序列之间的互相关函数值. 当两支股票完全负相关时, 距离为 2 达到最大, 而当两支股票波动完全正相关时, 距离为 0 达到最小. 距离和相关程度有单调关系.

2) 将距离值按照升序排序.

3) 按顺序从排列好的距离值中选取相应的节点对, 建立连边, 如果新加的边使得网络出现环状结构, 则放弃该连接.

4) 重复步骤 3) 直到加的边数为 $N - 1$ 条.

最小生成树把节点之间的连接骨架提取了出来, 但是很多关系很强的边被丢掉. 为此, 把时间延迟相关和最小生成树结合在一起, 给出阈值的一种确定方法.

首先, 将 20 年的股票收益率序列以两个月为一个窗口, 以一个月为一个滑动窗口, 得到 239 个片段. 设定阈值 C_{crit} , 当时间延迟稳定并且互相关函数值大于阈值的时候, 才定义为连接. 从而利用 TDS 方法统计出 239 个片段在每一个阈值下的邻接矩阵, 根据这些邻接矩阵计算欧氏距离和, 公式如下:

$$S_{\text{TDS}}(C_{\text{crit}}) = \sum_{c=1, d=1}^{239} \sqrt{\sum_{i=1, j=1}^{30} [A_c^{C_{\text{crit}}}(i, j) - A_d^{C_{\text{crit}}}(i, j)]^2}, \quad (5)$$

(5) 式中 $S_{\text{TDS}}(C_{\text{crit}})$ 表示用 TDS 方法计算出的各个阈值的欧氏距离和, $A_c^{C_{\text{crit}}}(i, j)$ 表示在阈值 C_{crit} 下第 c 个小片段的邻接矩阵中的第 i 行, 第 j 列的数. 同样的方法得到 239 个最小生成树之间的距离之和 S_{MST} .

然后, 找出使得 $S_{\text{TDS}}(C_{\text{crit}})$ 比 S_{MST} 小的那个阈值点, 用这个阈值点构建网络.

最后, 鉴于从有限个样本估计皮尔逊相关系数置信区间较大等问题, 本文进一步考虑了时间延迟稳定性和最小生成树等给出的股票关联信息, 试图得到可靠的股票之间的关系. 应该指出的是, 股票之间关系的可靠性, 也就是股票网络的准确性, 是

复杂网络研究金融市场的关键. 在各种构造股票关系网络的方法中, 都存在不同程度的缺点, 这也是需要进一步解决的核心问题.

2.2.3 差分网络

这里引入差分网络来研究两个网络的结构差异. 设危机发生前和发生时股票之间的关系网络的邻接矩阵为 B_b 和 B_c , 差分网络的邻接矩阵定义为 $B_d = B_c - B_b$. 在 B_d 中矩阵元为 0, 表明对应的节点之间的连接状态没有改变, -1 为原来有的连边消失, 而 +1 表明出现新的连边. 因此网络结构

的变化, 也就是股票之间关系的变化, 可以用差分网络表示出来.

图 1 为差分网络示意图, 其中图 1 (a) 为状态发生变化之前的网络, 图 1 (b) 为状态发生变化之后的网络, 两图具有相同的节点, 用节点 1, 节点 2, 节点 3, 节点 4 表示, 节点下方是对应的邻接矩阵. 图 1 (c) 为差分结果网络图, 蓝色线表示经过状态变化所增加的边, 红色边为经过状态变化减少的边. 通过差分网络结果图中的节点的度的大小来判断网络状态变化时节点受影响的程度. 从图 1 (c) 中可看出变化最大的为节点 1.

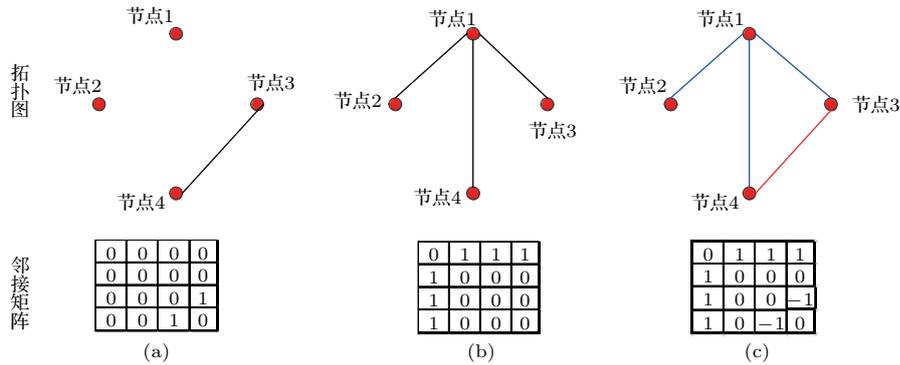


图 1 差分网络示意图 (a) 变化之前的网络与邻接矩阵; (b) 变化之后的网络与邻接矩阵; (c) 差分网络结果图与结果矩阵

Fig. 1. Differential network diagram: (a) The network and adjacency matrix before the change; (b) the network and adjacency matrix after the change; (c) the results of differential network and the matrix.

3 结 果

本文取 $R = 5$, 通过 (2) 式, 这样每个小片段的长度为 $L = T - 4\Delta$, 为了增强各个片段之间的关联性, 取 $\Delta = 1$, 从而得到 $L = T - 4$. 本文取窗口长度 T 为 2 个月 [16] 的对数收益率序列作为研究对象, 由于节假日影响, 每个窗口的长度有所不同, 比如有些窗口的 2 个月有 41 个数据, 有些只有 39 个数据, 对于长度约 40 的序列而言, 在计算皮尔逊相关系数时, 置信区间 [20] 比较大, 这也是本文采取时间延迟稳定性方法研究序列相关的主要原因.

图 2 是各个阈值时的网络连接数图. 为了研究阈值的变动和网络连接数的变化的关系, 阈值分别取了 0, 0.3, 0.6, 0.8, 0.9, 0.95 共 6 个值, 可以看出当阈值取得越高时, 危机点越明显. 这些危机点 [17,19] 为: A, 1997 年 7 月的亚洲金融危机; B, 2002 年 9 月的互联网泡沫破裂危机; C, 2008 年 9 月全球金融危机; D, 2010 年 5 月欧元区对希腊的救助计划; E,

2011 年 8 月的欧洲债务危机. 然而当阈值取得过高时, 在研究每个状态的网络状态时, 就会损失过多信息, 比如图 2 (f) 中有很多时间段的连接数都是 0, 也就是说 30 个股票之间没有连接边, 这显然是和现实情况不符合的.

在图 3 中, 横轴代表选取的互相关函数的阈值, 纵轴代表矩阵欧氏距离和, 可以看出, 当互相关函数阈值在 0.66 时, S_{TDS} 值比 S_{MST} 小, 所以本文取 0.66 为阈值来生成网络.

对于生成的网络, 为了判别金融危机对各个行业的影响, 用差分网络的方法来统计金融危机发生前与金融危机发生时的区别. 用危机发生时的网络与危机发生之前的那个状态的网络做差, 即将危机网络对应的邻接矩阵做差, 将做差后的邻接矩阵作为危机效果矩阵, 将危机效果矩阵中的正值作为正影响边, 负值作为负影响边. 具体地, 将图 2 中 A, B, C, D, E 的所代表的时间片段作为危机发生时, 用 A, B, C, D, E 点各自之前的那个时间片段作为危机发生前.

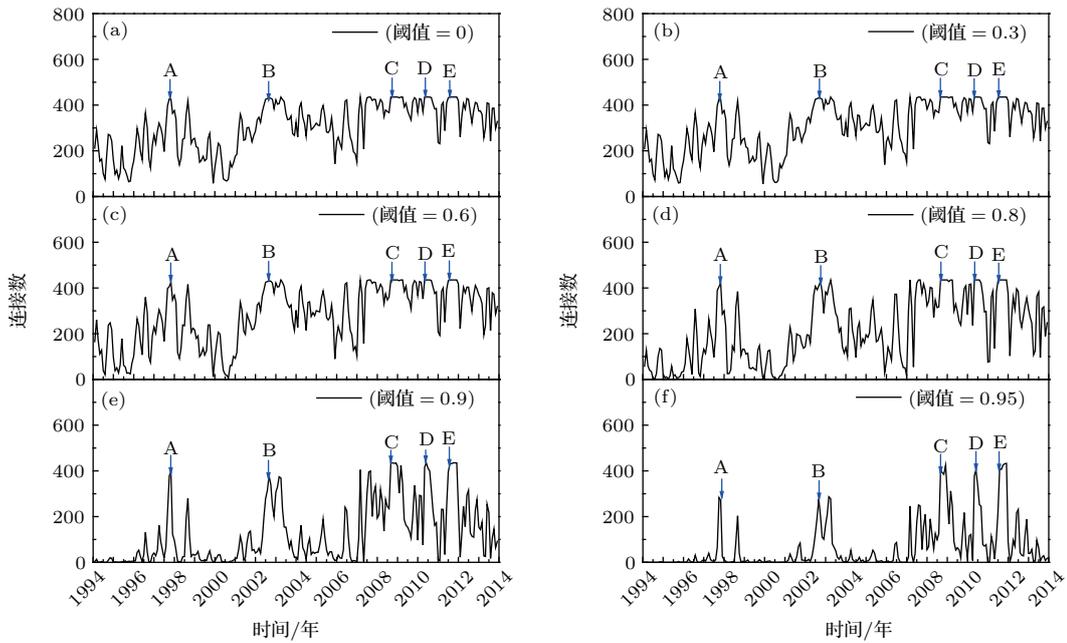


图2 各个互相关函数阈值下的网络连接数的演化 (a) 互相关函数阈值 = 0; (b) 互相关函数阈值 = 0.3; (c) 互相关函数阈值 = 0.6; (d) 互相关函数阈值 = 0.8; (e) 互相关函数阈值 = 0.9; (f) 互相关函数阈值 = 0.95; A 表示 1997 年 7 月的亚洲金融危机; B 表示 2002 年 9 月的互联网泡沫破裂; C 表示 2008 年 9 月全球金融危机; D 表示 2010 年 5 月欧元区对希腊的救助计划; E 表示 2011 年 8 月的欧洲债务危机

Fig. 2. Evolution of link number at different thresholds of cross-correlation function: (a) Threshold = 0; (b) threshold = 0.3; (c) threshold = 0.6; (d) threshold = 0.8; (e) threshold = 0.9; (f) threshold = 0.95; A, asian financial crisis in July 1997; B, dotcom bubble burst in September 2002; C, the global financial crisis in September 2008; D, international Monetary Fund decide the first bailout for Greece in May 2010; E, european debt crisis in August 2011.

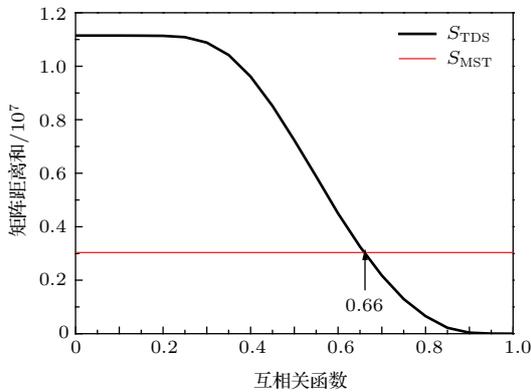


图3 (网刊彩色) TDS 方法和 MST 方法的欧氏距离和
Fig. 3. (color online) Euclidean distance of TDS method and MST method.

图4为用TDS方法结合MST方法, 阈值为0.66时的五大金融危机差分网络图. 图4(a)为1997年亚洲金融危机网络图, 其中图4(a1)表示危机发生前的网络图, 图4(a2)为发生时的网络图, 图4(a3)为危机发生时网络图与危机发生前网络图的差分网络图. 图4(a3)中蓝色线条表示金融危机发生时比之前多的边, 红色节点大小表示度的

变化, 度变化越大说明受金融危机影响越大. 可以从图4(a3)看出宝洁公司(PG), 美国银行(BAC)受影响最大.

图4(b)为2002年互联网泡沫破裂危机发生的网络图, 其中图4(b1)表示危机发生前的网络图, 图4(b2)为危机发生时的网络图, 图4(b3)为危机发生时网络图与危机发生前网络图的差分网络图. 图4(b3)中蓝色线条表示金融危机发生时比之前多的边, 其中红色线条表示金融危机发生时比之前少的边. 可以看出危机发生时主要受到影响的股票有麦当劳(MCD)、可口可乐(KO)、强生制药(JNJ)、宝洁(PG)、英特尔(INTC)、雪佛龙(CVX)等.

图4(c)为2008年全球金融危机发生的网络图, 其中图4(c1)表示危机发生前的网络图, 图4(c2)为危机发生时的网络图, 可以从图4(c3)看出主要受到影响的股票是美国铝业(AA)、埃克森美孚公司(XOM)、雪佛龙(CVX), 这三个股票主要属于原材料行业.

图 4(d) 所示为 2010 年欧元区对希腊的第一次救助计划的网络图, 图 4(d1) 表示危机发生前的网络图, 图 4(d2) 为危机发生时的网络图. 从图 4(d3) 看出主要受影响的股票是可口可乐 (K0)、3M 公司 (MMM)、宝洁公司 (PG)、威尔森电信 (VZ)、沃尔玛 (WMT).

图 4(e) 所示为 2011 年欧洲债务危机发生的网络图, 其中图 4(e1) 表示发生前的危机网络图, 图 4(e2) 为发生时的网络图, 可以从图 4(e3) 看出主要受影响的股票是麦当劳 (MCD)、花旗集团 (C)、美国银行 (BAC)、摩根大通公司 (JPM), 这几个受影响比较大的股票主要属于银行金融业.

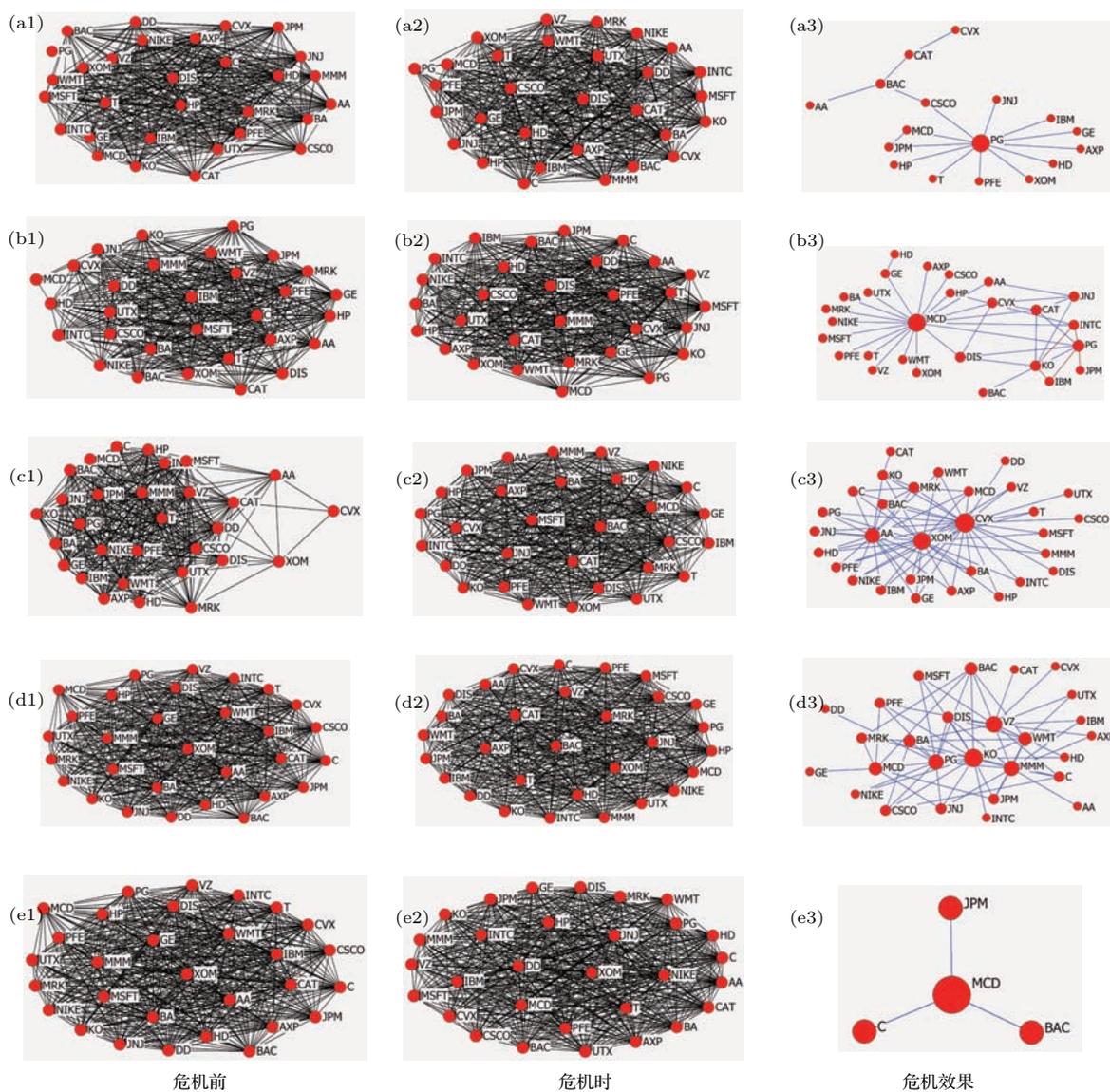


图 4 (网刊彩色) 五大金融危机差分网络图 (a) 1997 年 7 月亚洲金融危机发生网络图; (b) 2002 年 9 月互联网泡沫破裂发生网络图; (c) 2008 年 9 月全球金融危机发生网络图; (d) 2010 年 5 月国际货币基金组织决定希腊的首个救助计划网络图; (e) 2011 年 8 月欧洲债务危机网络图; (a1) 危机发生前网络图; (a2) 危机发生时网络图; (a3) 危机发生时网络图与危机发生前网络图的差分网络图, 即危机效果图; 其余危机表达形式同理

Fig. 4. (color online) Differential network diagram of five major financial crises. (a) Asian financial crisis in July 1997; (b) the network graph of dotcom bubble burst in September 2002; (c) the network graph of global financial crisis in September 2008; (d) the network graph of International Monetary Fund decide the first bailout for Greece in May 2010; (e) the network graph of European debt crisis in August 2011; (a1) network diagram of pre crisis; (a2) network diagram of the crisis; (a3) differential network diagram between pre crisis and crisis, other crises follow the same way.

4 结 论

股票价格涨落及其相互之间的影响, 把股票连接成一个复杂网络. 这一网络的结构与社会、金融、经济等系统共同演化, 因而成为这些系统状态和变化的晴雨表. 金融危机如何影响网络结构, 也就是在金融危机冲击下网络结构的反应, 能够表达关于金融危机发生和发展的诸多信息, 这正是人们去调控金融系统的基础, 因而受到来自多学科领域的广泛关注.

文献中提出了多种方法对这一问题开展研究. 在这些研究中往往从股票收益率序列计算出股票之间的互相关函数值, 并进一步采用不同的策略把这一互相关矩阵映射为一个复杂网络. 比如可设置一个阈值, 认为互相关函数值大于阈值的节点之间存在连接, 而其他情况认为不存在连接, 这样可以得到阈值网络. 或者尽可能在有较强互相关函数值的节点间建立连接, 同时保证这一网络能够镶嵌在平面内而不出现边交叉, 这样得到平面最大过滤图. 这些研究取得了一系列具有启发性的结果, 如在金融危机时股票之间更紧密地连接成致密的网络结构, 而属于不同行业的股票可以正确地被聚类等.

然而, 仍然有一些基本的问题需要进一步研究. 首先, 文献报道的工作集中在考察网络的致密性变化, 以及对股票进行恰当分类等问题上, 而大家感兴趣的问题还包括金融危机带来的行业结构上的细致的变化. 其次, 在方法上, 平面最大过滤图的边的数目保持不变, 这就意味着在构建危机前和危机中的股票网络时, 建立连接的标准并不一致. 当用两个网络的邻接矩阵的差度量网络结构变化时, 会出现很多虚假的增加和减少连接边的信息. 这些错误信息会掩盖真正的结构变化信息. 阈值网络同样存在人为连边的问题. 第三, 采用的数据是时间序列, 而用时间序列抽取股票之间关联信息时, 往往会得到虚假的强相互关函数值. 比如两个本来没有关系的股票, 因为受共同的环境影响而表现出虚假的强相关. 特别是采用的样本数有限, 计算出来的皮尔逊相关系数有很大的置信区间, 也就是很小的置信度, 据此得到的是否相关的结论并不可靠.

鉴于此, 在前人工作的基础上, 开展了进一步

的工作. 为了得到可靠的股票网络, 本文采用了时间延迟稳定性方法. 这一方法首先由Bashan等提出, 用于从多通道信号识别出不同的睡眠状态. 假设节点A对节点B有影响. 影响信号的传输需要时间延迟. 尽管这一影响的过程每次都有各自的差异和特点, 但是时间延迟决定于两个节点及其他它们之间联系的内在性质, 将保持不变, 这一不变的延迟称为时间延迟稳定性. 为了同时考虑到关联强度, 本文也从互相关函数矩阵构造出了最小生成树. 联合这两个方法获得的信息得到股票之间的可靠的关系网络. 网络结构的变化则是用危机中和危机前股票网络邻接矩阵的差来定量描述.

采用这一方法, 本文具体地考察了1994年到2013年间发生的5次金融危机事件对行业的影响. 选取的股票是道琼斯指数30只成分股. 发现这些金融危机有着一些共同的特征, 比如危机中股票之间连接成显著的紧密集团. 同时, 每次金融危机对行业的冲击又显著地不同, 比如2008年的全球金融危机中受冲击最大的三个股票都属于原材料行业, 而2011年欧洲债务危机中受冲击最大的三支股票则属于金融和银行业.

复杂系统普遍存在于各个领域. 一个复杂系统包含很多个元素, 这些元素之间存在着复杂的关系. 复杂系统中的元素通过它们之间的关系构成复杂网络, 其结构也将随着时间变化而发生变化. 跟踪测量每个元素及元素之间的关系状态, 会产生一个多变量时间序列. 从这一时间序列重构出元素之间的关系网络, 并跟踪这一结构的变化是认识和调控复杂系统的基础. 本文中给出来的方法可以直接地用于这一问题的研究.

参考文献

- [1] Cong R G, Wei Y M, Jiao J L, Fan Y 2008 *Energ. Policy* **36** 3544
- [2] Lee W Y, Jiang C X, Indro D C 2002 *J. Bank Financ.* **26** 2277
- [3] Gao X Y, AN H Z, Fang W 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 098902 (in Chinese) [高湘昀, 安海忠, 方伟 2012 物理学报 **61** 098902]
- [4] Heiberger R H 2014 *Physica A* **393** 376
- [5] Kazemilari M, Djauhari M A 2015 *Physica A* **429** 62
- [6] Lacasa L, Nicosia V, Latora V 2015 *Sci. Rep.* **51** 55008
- [7] Buccheri G, Marmi S, Mantegna R N 2013 *Phys. Rev. E* **88** 012806
- [8] Výrost T, Štefan L, Baumöhl E 2015 *Physica A* **427** 262

- [9] Leonidas S J 2014 *Entropy* **16** 4443
- [10] Fenn D J, Porter M A, Williams S, McDonald M, Johnson N F, Jones N S 2011 *Phys. Rev. E* **84** 1713
- [11] Delpini D, Battiston S, Riccaboni M, Gabbi G, Pammolli F, Caldarelli G 2013 *Sci. Rep.* **3** 1626
- [12] Han H, Wu L Y, Song N N 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 138901 (in Chinese) [韩华, 吴翎燕, 宋宁宁 2014 物理学报 **63** 138901]
- [13] Nobi A, Maeng S E, Ha G G, Lee J W 2014 *Physica A* **407** 135
- [14] Qiu T, Zheng B, Ren F, Trimper S 2006 *Phys. Rev. E* **73** 065103
- [15] Oha G, Kima H Y, Ahna S W, Kwak W 2015 *Physica A* **419** 464
- [16] Münnix M C, Shimada T, Schäfer R, Leyvraz F, Seligman T H, Guhr T, Stanley H E 2012 *Sci. Rep.* **2** 644
- [17] Kumar S, Deo N 2012 *Phys. Rev. E* **86** 1679
- [18] Song D M, Tumminello M, Zhou W X, Mantegna R N 2011 *Phys. Rev. E* **84** 026108
- [19] Jiang X F, Chen T T, Zheng B 2014 *Sci. Rep.* **4** 5321
- [20] Yang Z L, Song Y W, Duan Z F, Wang T, Zhang J 2016 *Commun. Stat. - Theor. M.* **45** 2332
- [21] *Yahoo Finance*, <http://finance.yahoo.com/>[2016-05-12]
- [22] Bashan A, Bartsch R P, Kantelhardt J W, Havlin S, Ivanov P C 2012 *Nat. Commun.* **3** 702
- [23] Zhou W X 2007 *An Introduction to Econophysics* (Shanghai: Shanghai University of Finance and Economics press) p63 (in Chinese) [周炜星 2007 金融物理学导论 (上海: 上海财经大学出版社) 第63页]
- [24] Deng S G, Qiu L, Yang Y, Yang H J 2016 *Physica A* **441** 62
- [25] Eom C, Oh G, Jung W S, Jeong H, Kim S 2009 *Physica A* **388** 900
- [26] Bonanno G, Caldarelli G, Lillo F, Mantegna R N 2002 *Phys. Rev. E* **68** 352
- [27] Huang J P 2013 *Econophysics* (Beijing: Higher Education Press) p30 (in Chinese) [黄吉平 2013 经济物理学 (北京: 高等教育出版社) 第30页]

Differential network investigated influences of financial crises on industries*

Qiu Lu Jia Tian-Ming Yang Hui-Jie[†]

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

(Received 12 May 2016; revised manuscript received 27 June 2016)

Abstract

Fluctuations of stock prices and their interactions network the corresponding entities in a stock market into a complex system. How a financial crisis affects the network structure, namely, the response of the structure to a financial shock, has received special attention from different fields. The response can reveal specific features of the crisis, which may shed light on the mechanism for its occurrence and provide further helpful information of the regulation of the financial system.

In the literature, there have appeared some pioneering studies on this topic. From return series of stock prices, one can calculate the cross-correlation coefficient between pairs of the entities. The cross-correlation matrix is then converted into networks according to different strategies, such as the threshold method in which an entity pair is linked only when the cross-correlation coefficient is larger than a certain value, and the planar maximally filtered graph method in which the constructed network can be embedded in a 2-dimensional surface. Some interesting findings are reported.

However, there are still several essential problems to be solved. First, the previous work focused mainly on the clustering of entities and linking density of the network, while we are much more interested in the detailed changes of network structure. Second, in the planar maximally filtered graph approach, the number of links keeps constant, which means that different criteria are used in the procedures of constructing the networks before and during crisis. If we use the difference between the adjacency matrices as a measure of the structural changes, there will appear a large number of spurious changes. The real changes will be submerged in the artificial noises. The problem of artificial linkages exists also in the threshold-based method. Third, the records of stock prices form a multivariate time series, which may lead to a serious spurious estimation of correlations between the entities. Finally, the record series is limited in length. From the viewpoint of statistics, the estimated cross-correlation coefficients have usually unreasonably large values of confidence interval.

In the present paper, to reconstruct a reliable entity network, we use the time delay stability (TDS) method to extract dependent relationship from stock prices. If there exists an influence transferred from node A to node B, the transfer process will spend a certain time, called time delay. The method is based on a simple fact that though the transferred signals may vary, the time delay is determined by the intrinsic properties of the nodes and their link and consequently should keep constant, called time delay stability. What is more, spanning-tree is also constructed from the cross-correlation matrix, which is jointly used with the TDS to detect reliable links between the entities. Then we calculate the differential networks, namely, the difference between the adjacency matrices corresponding to the scenarios before and in crisis durations, to measure quantitatively the structural changes of the entities network.

* Project supported by the National Science Foundation of China (Grant No. 10975099), and the Program for Professor of Special Appointment (Oriental Scholar) at Shanghai Institutions of the Higher Learning, China (Grant No. 2010ESUSST02).

[†] Corresponding author. E-mail: hjyang@ustc.edu.cn

By using this method we consider the shocks of a total of 5 financial crises occurring in the period from 1994 to 2013. A total of 30 stocks that are used to construct the Do Jones index are considered. Interestingly, the influences of the financial crises share some features, for example in the crises the entities are tightly linked into dense clusters. At the same time, the influence of each financial crisis has its own features. For instance, the global financial crisis in 2008 led to the significant changes in the raw material related industries, in which the top three entities were the Aluminum Company of America, Exxon Mobil Corporation, and Chevron Corporation. While in the European Debt crisis in August 2011, the significantly shocked entities belong to the financial and banking industries, in which the entities Citygroup Inc. , Bank of America, and JPMorgan Chase&Coare were listed as the top three.

There exist various complex systems in diverse research fields. A complex system contains generally many elements that are networked by their complicated relationships. Monitoring the dynamical process of the elements and the edges produces a multivariate time series. Hence, reconstructing the network of the variables and monitoring the evolution of the network are the preliminary step to investigate the evolutionary behaviors of complex systems. Our procedure can be extended straightforwardly to the investigation of this problem.

Keywords: financial crisis, complex network, time delay stability, differential network

PACS: 89.75.kd, 89.65.Gh

DOI: [10.7498/aps.65.198901](https://doi.org/10.7498/aps.65.198901)