第一篇

基础篇

第一章　绪论

近年来，各国政府、金融监管部门和学术界开始反思过去以金融机构个体金融风险为核心的微观审慎监管方式，将金融系统作为一个整体监管的宏观审慎监管方式备受关注（Acharya 等，2010；Haldane 和 May，2011）。2010 年 7 月，美国国会通过了 20 世纪 30 年代至今最全面的金融改革法案——*Dodd Frank* 法案，并建立了金融稳定监管委员会，负责监测和处理威胁国家金融稳定的系统性风险。2010 年 9 月，欧盟建立了欧洲系统性风险委员会以预防系统性金融风险的发生，维护其成员国的金融稳定。继 2015 年"两会"上的政府工作报告之后，在 2015 年 10 月 16 日召开的金融企业座谈会上，国务院总理李克强再次强调要"加快健全系统性风险监测评估防范体系和应急处置机制，完善金融监管，坚决守住不发生区域性系统性风险的底线"。

宏观审慎监管的前提是对系统性金融风险清晰的认识和度量（Bisias 等，2012），然而目前尚且没有一个明确统一的系统性金融风险定义。其中 De Bandt 和 Hartmann（2000）给出的定义是，一个金融机构的倒闭或一个金融市场的崩溃导致一些其他金融机构或市场倒闭或崩溃，从而影响金融系统的稳定性、影响社会公众对整个金融系统的信心。该定义强调系统性风险的"关联性"。在 2007 年金融危机中，雷曼、AIG 等风险事件对其他金融机构造成了极大的影响，出现了"太大而不能倒"（Too big to fail）和"关联太密切而不能倒"（Too interconnected to fail）等问题，这与上述定义的描述非常贴近。

系统性风险受多个因素的影响，并且很难通过单一计量方法来刻画。所以，目前对系统性风险的研究转而关注四个“L”，即杠杆率（Leverage）、流动性（Liquidity）、损失（Losses）和关联性（Linkage or Connectedness）。相比前三者，关联性方面的研究较少。然而，贯穿现实中所有金融系统性事件的一个共同威胁是，他们面临的金融系统的参与者之间形成错综复杂的关联和互动。因此，对系统性金融风险清晰的认识和度量的前提是理顺市场参与者间的关联性（Billio 等，2012；Merton 等，2013）。

经济学家 Battiston 等（2016）在 *Science* 上刊登文章指出，有必要借助网络模型分析系统性风险，为金融监管提供决策支持。通过将金融市场参与者视为网络的节点，将金融市场参与者之间的关系视为网络的连边，网络分析能够直接而形象地刻画出金融系统的内在关联，以分析金融市场参与者之间的互动与关联。金融网络能够从全局而不是局部体现金融系统的本质特征，有助于在金融监管中采用宏观审慎政策框架（Allen 和 Babus，2009；张维等，2013）。

鉴于此，本专著从证券市场数据角度出发，根据研究对象的特点构建关联网络，挖掘关联性度量与系统性风险之间的“相关关系”，在此基础上找出所发现的“相关关系”背后的经济学机理。在兼顾上述任务的基础上，还改进和丰富了关联网络分析模型和方法。最后，根据所得结果提出政策建议。

具体来讲，全书包含五篇共十五章内容。第一章和第二章组成基础篇，其中第一章是绪论部分，主要阐述本书的选题背景和研究意义。第二章是预备知识，主要介绍实证过程中用到的模型和方法。第三章至第七章组成第二篇，主要利用关联网络模型研究全球股市间的风险传染问题，具体内容包括：基于谱聚类—独立成分分析—Granger 因果关系检验模型的金融风险协同溢出分析、全球主要股市波动率的聚类特征分析、有向加权网络上基于引用模式的谱聚类视角下的金融风险传染、东亚主要国家和地区金融危机传染实证研究和股指期货市场和现货市场间的协同波动溢出分析。第八章至第十章组成第三篇，主要借助关联网络分析全球主要股市对我国股市的波动溢出效应，具体内容包括：全球主要股票市场对我国股市的多渠道协同

波动溢出效应——欧债危机背景下基于中证行业指数视角的研究、金融风险对我国主要股市的多渠道协同传染分析以及美国股市对沪深股市的波动溢出渠道研究。第十一章至第十三章组成第四篇，主要从关联网络视角出发刻画我国股市的波动溢出效应和股市与宏观经济间的相互影响，具体内容包括：中国股市与宏观经济之间线性与非线性动态关联性检验、内蒙古上市公司股价波动性研究、人民币即期外汇牌价之间的协同波动溢出分析——基于中国银行数据的实证分析。第十四章和第十五章组成第五篇，主要通过关联网络模型识别投资基金的风格，具体内容包括：基于谱映射的非线性 Sharpe 模型及其在基金投资风格识别中的应用、基于多尺度谱映射的基金投资风格显著特征识别方法。值得说明的是，由于风险计量和资产定价问题密切相关，而本书的第五篇所研究的关联网络视角下的基金投资风格识别问题与资产定价研究之间有一定的内在联系，基本符合本书的选题。

从所使用的工具角度来看，本书除使用 GARCH(1,1)模型、VAR 模型、脉冲响应、线性与非线性 Granger 因果关系检验方法等经典金融计量模型提取和度量金融风险之外，主要借助谱聚类方法和独立成分分析法刻画金融风险的传播特征。谱聚类方法源于图论，将研究对象视为图(或网络)的顶点(或节点)，将研究对象间的关联关系视为图(或网络)的连边。谱聚类方法具有简单有效并且易于执行等优点，因此，本书选择谱聚类方法为主要工具，度量研究对象间关联关系的统计特征。本书在借鉴已有相关研究成果的基础上，结合经典金融计量模型和谱聚类方法等工具，利用独立成分分析法研究波动的协同溢出效应。另外，本书利用研究对象间的关联特征识别开放式基金的投资风格。

综上所述，本书的研究结果具有一定理论指导意义和现实参考价值。各国经济间的深入融合导致预防和控制系统性风险成为当前金融安全的首要任务。为此，本书借助证券市场数据和关联网络模型，打破过去研究中市场参与者微观行为与市场整体表现相互隔离的局面，分析刻画风险由微观行为向整个市场演化和扩散的过程中所呈现的关联性及其影响，使人们对

证券市场系统性风险的影响与扩散有更加深入的认识,进而帮助有关部门降低风险防范的盲目性。

本章参考文献

[1] Acharya V., Pedersen L., Philippon T., Richardsony M.. Measuring systemic risk [R]. New York: New York University Working Paper, 2010:1-33.

[2] Allen F., Babus A.. Networks in finance[J]. Network-based Strategies and Competencies, 2009: 367-382.

[3] Battiston S., Farmer D., Flache F., Garlasche D., Haldane A., Heesterbeek H., Hommes C., Jaeger C., May R., Scheffer M.. Complexity theory and financial regulation [J]. Science, 2016, 351(6275): 818-819.

[4] Billio M., Getmansky M., Lo A., Pelizzon L.. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors[J]. Journal of Financial Economics, 2012, 104: 535-559.

[5] Bisias D., Flood M., Lo A., Valavanis S.. A survey of systemic risk analytics[J]. Annual Review of Financial Economics, 2012, 4: 255-296.

[6] De Bandt O., Hartmann P.. Systemic risk: A survey[R]. Frankfurt: European Central Bank Working Paper 35, 2000: 1-77.

[7] Haldane A., May R.. Systemic risk in banking ecosystem[J]. Nature, 2011, 469: 351-355.

[8] Merton R., Billio M., Getmansky M., Gray D., Lo A., Pelizzon L.. On a New Approach for Analyzing and Managing Macrofinancial Risks[J]. Financial Analysts Journal, 2015, 69(2): 22-33.

[9] 张维, 武自强, 张永杰, 熊熊, 冯绪. 基于复杂金融系统视角的计算实验金融: 进展与展望[J]. 管理科学学报, 2013, 16(6): 85-94.

第二章　预备知识

本章简单介绍了本书实证分析中使用的单变量 GARCH(1,1)模型、VAR 方法、Granger 因果关系检验模型、脉冲响应函数、独立成分分析介绍和多路归一化割谱聚类方法。

第一节　单变量 GARCH(1,1)模型

金融时间序列的一个显著特点是条件异方差性。Engel(1982)提出自回归条件异方差(AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity, ARCH)模型, Bollerslev(1986)将其推广到广义 ARCH 模型(Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH)。这些模型以线性形式刻画了误差项的条件二阶矩性质, 通过条件异方差的变化来刻画波动的时间可变性(time varying)及集簇性(clustering)。Engle, Lilien 和 Robins(1987)提出 ARCH - M 模型来描述时变方差对收益的直接影响。ARCH 类模型现已被广泛应用于计量金融领域。

为研究金融危机的传染,本书用 GARCH(1, 1)模型模拟股指收益率,用模型残差项的条件方差描述股票市场的波动率。考虑如下模型:

GARCH(1, 1)模型,其定义由均值方程和条件方差方程给出:

$$y_t = \beta' X_t + \varepsilon_t$$

$$h_t = Var(\varepsilon_t \mid \Psi_{t-1}) = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}$$

Ψ_{t-1} 表示 $t-1$ 时刻所有可得信息的集合，h_t 为条件方差（高铁梅，2007）。

第二节　VAR 模型

VAR 模型（Vector Autoregression Model）指在一个多元方程系统里，每个变量都是系统所有变量滞后期的函数，一般形式为：

$$Y_t = \mu_t + \sum_{i=1}^{k} A_i Y_{t-i} + U_t$$

式中，Y_t 表示 $p \times 1$ 阶矩阵的函数值，μ_t 表示 $p \times 1$ 阶矩阵的常数项，A_i 表示 $p \times p$ 阶系数矩阵，k 表示滞后期，U_t 表示 $p \times 1$ 阶矩阵的随机扰动项，扰动项服从白噪声过程且同期之间无关。

如果这里取 $p = 2$，$k = 1$，则 VAR 模型为：

$$\begin{cases} y_{1,t} = \mu_{1,t} + \alpha_{1,1} y_{1,(t-1)} + \alpha_{1,2} y_{1,(t-2)} + u_{1t} \\ y_{2,t} = \mu_{2,t} + \alpha_{2,1} y_{2,(t-1)} + \alpha_{2,2} y_{2,(t-2)} + u_{2t} \end{cases}$$

VAR 模型中的最优滞后期 k 一般由信息准则法确定：当选择的 k 使 AIC 信息准则或者 SC 信息准则的值最小时，滞后期 k 便是最优的（高铁梅，2007）。

第三节　Granger 因果关系检验模型

Granger 因果关系检验是研究一个时间序列的历史或当期信息是否对另一时间序列的当期或未来值有预测功效。Clive Granger（Granger，1969）给出了 Granger 因果关系的一般性定义，即对于两个平稳时间序列 X_t 和 Y_t，用 $F\{X_t \mid I_{t-1}\}$ 表示给定信息集 I_{t-1} 下的 $\{X_t\}$ 的条件概率分布，其中 I_{t-L_x} 是由 X_t

滞后 L_x 期的向量，即 $X_{t-L_x}^{L_x} \equiv (x_{t-L_x}, x_{t-L_x-1}, \cdots, x_{t-1})$ 和 Y_t 滞后 L_y 期的向量，即 $Y_{t-L_y}^{L_y} \equiv (y_{t-L_y}, y_{t-L_y-1}, \cdots, y_{t-1})$ 构成的。在已知滞后阶数 L_x，L_y 的情况下，如果存在：

$$F\{x_t \mid I_{t-1}\} = F\{x_t \mid I_{t-1} - Y_{t-L_y}^{L_y}\}, t = 1,2,\cdots \tag{2-1}$$

则称序列 $\{x_t\}$ 不是序列 $\{y_t\}$ 的严 Granger 原因。如果式(2-1)不成立，说明 $\{y_t\}$ 的历史信息对 $\{x_t\}$ 的当期和未来值有预测功效，此时，Y 被称作 X 的严 Granger 原因。与此类似，如果存在：

$$F\{x_t \mid I_{t-1}\} = F\{x_t \mid I_{t-1} + y_t\}, t = 1,2,\cdots \tag{2-2}$$

则称，Y 不是 X 的瞬时 Granger 原因。式(2-2)与式(2-1)的区别在于式(2-2)中的历史信息中包含了 Y 的当期值 y_t。如果式(2-2)不成立，则称 Y 是 X 的瞬时 Granger 原因。本书中，我们只研究平稳时间序列的严 Granger 因果关系，并简称为 Granger 因果关系。

线性的 Granger 因果关系检验可以在 Sims 提出的向量自回归(vector auto-regression，VAR)模型框架下进行。包含两个随机内生变量的 VAR 模型可以表示如下：

$$x_t = \alpha_1 + \sum_{i=1}^{m} \beta_{1,i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^{n} \gamma_{1,i} y_{t-i} + \varepsilon_{1,t} \tag{2-3}$$

$$y_t = \alpha_2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_{2,i} x_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \gamma_{2,i} y_{t-i} + \varepsilon_{2,t} \tag{2-4}$$

其中，$\{x_t\}$、$\{y_t\}$ 表示两个平稳时间序列，α_j、β_j、γ_j，$j = 1,2$ 为待估参数，残差项为 $\{\varepsilon_{j,t}\}$，$j = 1,2$，并且 $\{\varepsilon_{i,t}\} \sim i.i.N(0,1)$，$m$、$n$、$p$、$q$ 为自回归项的最大滞后阶数。在 VAR 模型框架下，通过考察自回归系数的联合显著性对变量间的线性 Granger 因果关系进行检验，即如果式(2-3)中 $\gamma_{i,t} = 0$，$i = 0,1,2,\cdots,n$，的联合显著性原假设被拒绝，就意味着序列 $\{y_t\}$ 是 $\{x_t\}$ 的 Granger 原因。同理，如果方程(2-4)中原假设 $\beta_{i,t} = 0$，$i = 0,1,2,\cdots,p$，的联合显著性检验原假设被拒绝，就意味着序列 $\{x_t\}$ 是 $\{y_t\}$ 的 Granger 原因。如果以上两个原假设同时被拒绝，则说明序列 $\{x_t\}$ 和 $\{y_t\}$ 之间存在双向 Granger 因果关系(Granger，1969；周璞和李自然，2012)。

第四节　脉冲响应函数

VAR 模型中，某一时期某个扰动项变动引起对应因变量变化后，通过系统的动态变化，其他变量的当期值和后期值都会发生变化，这便是脉冲响应的内涵。结合简单 VAR 模型来说明脉冲响应的具体过程：

$$\begin{cases} y_{1,t} = \alpha_{1,1}y_{1,t-1} + \alpha_{1,2}y_{1,t-2} + \alpha_{1,3}y_{2,t-1} + \alpha_{1,4}y_{2,t-2} + u_{1,t} \\ y_{2,t} = \alpha_{2,1}y_{2,t-1} + \alpha_{2,2}y_{2,t-2} + \alpha_{2,3}y_{1,t-1} + \alpha_{2,4}y_{1,t-2} + u_{2,t} \end{cases}$$

从 $t = 1$ 开始，假定在此前任何时期 y 的值均为零，有 $y_{1,t} = y_{2,t} = 0$，$(t = 0, -1)$ 令 $\begin{cases} u_{1,1} = 1 \\ u_{2,1} = 0 \end{cases}$，$u_t = 0(t = 2,3,\cdots)$，即第 1 期给扰动项 u_t 一个正向的单位冲击，从而对 y_1 产生了脉冲，于是得到：$\begin{cases} y_{1,1} = 1 \\ y_{2,1} = 0 \end{cases}$；$t = 2$ 时，可得 $\begin{cases} y_{1,2} = \alpha_{1,1} \\ y_{2,2} = \alpha_{2,3} \end{cases}$；$t = 3$ 时，可得 $\begin{cases} y_{1,3} = \alpha_{1,1}^2 + \alpha_{1,2} + \alpha_{1,3}\alpha_{2,3} \\ y_{2,3} = \alpha_{1,1}\alpha_{2,3} + \alpha_{2,4} + \alpha_{2,1}\alpha_{2,3} \end{cases}$；同理可以求得当 $t = 4,5,\cdots$ 时的 y_{1t} 与 y_{2t} 的值，称这些 y_{1t} 为给扰动项 u_1 一个单位正向冲击后对 y_1 产生的脉冲所引起的 y_1 的响应函数，y_{2t} 为给扰动项 u_1 一个单位正向冲击后对 y_1 产生的脉冲所引起的 y_2 的响应函数。反之，当第 1 期给扰动项 u_2 一个单位正向冲击后对 y_2 产生的脉冲为 $\begin{cases} u_{1,1} = 1 \\ u_{2,1} = 0 \end{cases}$，类似地，可以分别求出 y_1 和 y_2 对扰动项 u_2 受冲击后的响应函数（高铁梅，2007）。

第五节　独立成分分析方法

独立成分分析是信号处理领域在 20 世纪 90 年代发展起来的一种新的统计方法，可以将其看作主成分分析和因子分析的拓展。但 ICA 是一项更强有力的技术，当经典方法完全失效时，它仍然可能找出支撑观测数据的内在因

子或独立成分。ICA 假设有 n 个相互独立的随机变量 $s_1(t)$，$s_2(t)$，…，$s_n(t)$，m 个观测变量 $x_1(t)$，$x_2(t)$，…，$x_m(t)$，观测向量 $x(t)=[x_1(t),x_2(t),\cdots,x_m(t)]^T$ 与随机向量 $s(t)=[s_1(t),s_2(t),\cdots,s_n(t)]^T$ 满足：

$$x(t)=As(t)$$

其中，$A\in R^{m\times n}$（$n\leqslant m$）是未知混合矩阵。这就是基本的 ICA 模型。

ICA 模型的估计是指仅利用观测向量 $x(t)$ 的样本数据，同时估计出未知混合矩阵 A 和随机向量 $s(t)$。ICA 估计方法通过寻求分离矩阵 $\hat{W}\in R^{n\times m}$，进而得到：

$$\hat{s}(t)=\hat{W}x(t)$$

使 $\hat{s}(t)$ 中的各分量 $\hat{s}_1(t)$，$\hat{s}_2(t)$，…，$\hat{s}_n(t)$ 尽可能相互统计独立，从而获得独立成分的估计。当独立成分 $s_1(t)$，$s_2(t)$，…，$s_n(t)$ 的分布为非高斯分布，或者仅有一个成分是高斯分布时，ICA 模型是可辨识的。

Hyvarinen，Karhunen 和 Oja（2001）提出的 FastICA 算法是个简单有效的 ICA 估计方法。利用 FastICA 算法来估计混合矩阵和独立成分首先需要对观测变量 $x_1(t)$，$x_2(t)$，…，$x_m(t)$ 进行白化变换，即：

$$z(t)=Bx(t)$$

其中，$B=\Gamma^{-1/2}E^T\in R^{n\times m}$ 是白化矩阵，E 是以协方差矩阵 $E\{x(t)x(t)^T\}$ 的单位正交特征向量为列的矩阵，$\Gamma=diag(\gamma_1,\gamma_2,\cdots,\gamma_m)$ 是以 $E\{x(t)x(t)^T\}$ 的特征值 $\gamma_1\geqslant\gamma_2\geqslant\cdots\geqslant\gamma_m\geq 0$ 为对角元素的对角矩阵，$\Gamma^{-1/2}$ 是对 Γ 的对角元求代数平方根再取倒数后得到的对角矩阵的前 n 行组成的矩阵，n 是根据 γ_1，γ_2，…，γ_m 的大小估计出来的独立成分个数（Hyvarinen，Karhunen 和 Oja，2001）。

第六节　多路归一化割谱聚类方法

谱聚类是基于谱图理论的一类新的聚类算法，能对任意形状的数据进行划分，已经被成功应用到模式识别、机器学习和数据挖掘等领域。谱聚类

方法的基本思想是将数据集 $P = \{p_1, p_2, \cdots, p_m\}$ 中的数据点视为无向加权图 $G(V,S)$ 的顶点，将点 v_i 和 v_j 之间的相似关系转化为图 $G(V,S)$ 的加权边 $S(i,j)$，从而将数据集的聚类问题转化为图 $G(V,S)$ 的划分问题。在图划分问题中划分准则对最终结果有直接影响，因此在图划分问题中选择合理的划分准则很重要。常见的图划分准则有最小割集准则、比例割集准则、归一化割集准则、平均割集准则、最小最大割集准则等（Luxburg，2007）。理论分析与实验结果表明归一化割集准则优于其余四种图划分准则（Shi 和 Malik，2000）。而多路归一化割集准则的效果好于上述递归归一化割集准则（Meila 和 Shi，2000）。谱图理论中将图 $G(V,S)$ 划分为 k 个不相交子图 $V = V_1 \cup V_2 \cup \cdots \cup V_k$ 的多路归一化割目标函数定义如下：

$$MNcut(k) = \frac{cut(V_1, \bar{V}_1)}{assoc(V_1, V)} + \frac{cut(V_2, \bar{V}_2)}{assoc(V_2, V)} + \cdots + \frac{cut(V_k, \bar{V}_k)}{assoc(V_k, V)}$$

其中：

$$cut(A,B) = \sum_{v_i \in A, v_j \in B} S(i,j), assoc(A,V) = \sum_{v_i \in A, v_j \in V} S(i,j), A,B \in V$$

求解多路归一化割集准则的最优解是一个 NP 难问题。Meila 等考虑基于多路归一化割集准则的图划分问题的连续松弛形式，将原问题转换为求解非对称规范 Laplace 矩阵 $L_{rw} = D^{-1}(D - S)$ 的谱分解问题，D 是度矩阵。多路归一化割谱聚类方法步骤描述如下：

输入：数据集 $P = \{p_1, p_2, \cdots, p_m\}$，聚类数目 k。

步骤 1. 根据数据集 P 构造距离矩阵 $W_{m\times m}$；

步骤 2. 根据 W 构造相似矩阵 $S_{m\times m}$，$0 \leqslant S(i,j) \leqslant 1, i,j \in \{1,2,\cdots,m\}$；

步骤 3. 计算 Laplace 矩阵 $L = D - S$，其中 $D = diag(D_1, D_2, \cdots, D_m)$，$D_i = \sum_{j=1}^{m} S(i,j)$，$i = 1,\cdots,m$；

步骤 4. 计算广义特征值问题 $Lx = \lambda Dx$ 的特征值 $\lambda_1 \leqslant \lambda_2 \leqslant \cdots \leqslant \lambda_m$ 和特征向量 $x_1, x_2, \cdots, x_m$；

步骤 5. 令 $X \in \mathbb{R}^{m\times k}$ 是以广义特征值问题 $Lx = \lambda Dx$ 的前 k 个单位正交特征向量 $x_1, x_2, \cdots, x_k$ 为列的矩阵。用 $y_i \in \mathbb{R}^{1\times k} (i = 1,\cdots,m)$ 表示 X 的第

i 行;

步骤 6. 用 k - 均值方法将 $\{y_i \in \mathbb{R}^{1\times k} \mid i = 1,2,\cdots,m\}$ 聚成 k 个类: $C_1,\cdots,C_k$。

输出: k 个类: $\{V_1,\cdots,V_k\}$，其中 $V_i = \{p_j \mid y_j \in C_i\}$。

本章参考文献

[1] Bollerslev T.. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity[J]. Journal of Econometrics, 1986, 31(3): 307 - 327.

[2] Engle R.. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation[J]. Econometrica, 1982, 50(4): 987 - 1007.

[3] Engle R., Lilien D., Robins R.. Estimating time varying risk premia in the term structure: the Arch - M model[J]. Econometrica, 1987, 55(2): 391 - 407.

[4] Granger C.. Investigating Causal relations by econometric models and cross - spectral methods[J]. Econometrica, 1969, 37(3): 424 - 438.

[5] Hyvarinen A., Karhunen J., Oja E.. Independent Component Analysis[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2001.

[6] Luxburg U.. A tutorial on spectral clustering[J]. Statistics and Computing, 2007, 17(4): 395 - 416.

[7] Meila M., Shi J. B.. Learning segmentation by random walks[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, MIT Press, Cambridge. 2000, 470 - 477.

[8] Shi J. B., Malik J.. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888 - 905.

[9] 高铁梅. 计量经济分析方法与建模——Eviews 应用及实例[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.

[10] 周璞, 李自然. 基于非线性 Granger 因果检验的中国大陆和世界其他主要股票市场之间的信息溢出[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(3): 466 - 475.

第二篇

全球主要股市间的风险传染研究

第三章　基于谱聚类—独立成分分析—Granger因果关系检验模型的金融风险协同溢出分析

本章通过多路归一化割谱聚类方法、独立成分分析法、GARCH(1,1)模型和 Granger 因果关系检验模型相结合的金融风险协同溢出模型，对近几次金融危机期间全球主要股指进行金融风险协同溢出分析。首先，利用 GARCH 模型提取波动；其次，利用谱聚类方法对波动数据集进行聚类分析；再次，利用独立成分分析法提取每个类的独立成分；最后，利用 Granger 因果关系检验分析每个类提取出的主成分对其余类中股指的风险溢出，从而完成金融风险的协同溢出计量。实证结果表明，这些方法能较好地刻画金融风险的协同溢出效应。随着经济全球化的深入，各国金融市场间的影响日益复杂化和多元化，一个国家的金融市场发生剧烈波动时其他国家很难独善其身，因此，金融监管应该是全球协调的，而不是一个国家或地区的单独行为。

第一节　引言

随着国际贸易深化、资本流动加速、信息技术革新，金融市场的国际化、全球化趋势进一步增强，金融风险会从一个市场、地区、国家迅速传播到另