基于GC-MSV模型的国内外股市波动溢出效应分析

董 艳 梁满发

(华南理工大学理学院 广州 510640)

【摘要】目前研究波动溢出效应的主要工具之一有多元随机波动模型,由于此模型的参数估计相对困难而鲜见于文献。随着计算机技术的迅速发展,使用MCMC方法和WinBUGS软件使得这一难题得以解决。本文采用GC-MSV模型对国内外股市间的波动溢出效应进行研究分析得到了一些新的结论:除香港股市对上海股市存在显著波动溢出效应外,美国股市对上海股市也存在着显著的波动溢出效应。

【关键词】波动溢出效应 GC-MSV 马尔科夫链蒙特卡罗模拟

一、引言

美国2007年的次贷危机引发了国际金融危机，导致全球经济持续低迷,各主要证券市场的股指大幅下跌,中国沪深股市同样受到冲击,走势长期低迷。在此背景下,研究国内外股市间的波动溢出效应具有重要的现实意义。

波动溢出效应是指一个金融市场的波动除了受自身历史波动的影响外,还会受到其他金融市场波动的影响,它反映的是收益率条件二阶矩阵之间的格兰杰因果关系。在经济全球化下,不同金融市场之间的波动会相互影响,波动会从一个市场传递到另一个市场，金融市场之间有可能存在波动溢出效应。金融市场的波动与信息流有着密切的关联,波动溢出的方向就暗示着信息的传递方向。所以,通过研究金融市场之间波动溢出的方向来分析和了解波动的传导路径和方向，就可以在很大程度上掌握信息在金融市场间的传递方式。

波动有单波动和多元波动。采用单变量波动模型进行研究时，大多是将单个金融市场独立于其他金融市场存在来研究其特性，而多元波动模型可以充分利用残差向量的方差—协方差矩阵所包含的信息。因此在波动溢出的研究上,多元波动模型比单变量波动模型更有效。

二、研究思路及方法

(一)波动溢出效应理论分析

多元波动率模型理论在最优投资组合、风险管理和资产分配中具有重要的应用价值，它能为金融决策者提供重要的参考依据。而且,由于金融波动在不同的资产和金融市场间进行传导,因而在多元框架下的波动率建模,能够提高金融数据的统计效应。

近年来,学者们利用多元波动率建立了多种模型。如有学者根据资产收益率波动随时间变化的规律建立了条件异方差模型——多元GARCH模型和多元随机波动(MSV)模型。Engle(1982)提出自回归条件异方差(ARCH)模型,Bollerslev(1968)提出广义条件异方差(GARCH)模型 ,该模型收益率序列的条件异方差方程是由过去的观测值和过去的方差所组成的函数所确定的。

与GARCH类模型相对应的是由Tayor(1982,1986)提出的SV模型,他认为序列的条件异方差是由潜在的随机过程所产生的随机变量所决定的。在GARCH模型中,收益的条件波动方程假定为过去收益波动一个确定的函数，而随机波动模型在收益条件方差方程中引入一个新的随机误差项，条件方差不再是确定的而是随机的,使得其似然函数很难精确得到。但是新加入的随机误差使得随机波动模型很好地反映了波动率内在的随机性,Shepard(1996)证实SV类模型比GARCH类模型在应用方面更加灵活、有效。

尖峰厚尾和收益平方序列的长记忆性是金融时间序列的两个典型特征,其在我国金融市场上表现尤为明显,余素红、张世英研究证实了SV模型比GARCH模型对金融数据有着更强的刻画能力。但目前大多数文献都是基于GARCH类模型对不同金融市场之间的波动溢出效应进行的实证分析,而基于SV类模型对国内外股市间波动溢出效应进行实证分析的文献还很少。为此本文运用SV类模型,并引入GC-MSV模型对国内外股市间的波动溢出进行分析,经过计算机软件WinBUGS检验,得到的模型参数较之其他参数估计方法更精确。

(二)波动溢出效应分析模型

Harvey(1994)等人提出了基本的多元随机波动模型(MSV),Yu、Meyer(2006)在此模型基础上引入格兰杰因果关系,提出了GC-MSV(Granger Causality-MSV)模型。这个模型允许多个市场之间的波动相互影响，使波动溢出效应的研究成为可能。其具体表达形式如下：

$y_t=\Omega_t^{1/2}\varepsilon_t,\quad \varepsilon_t \overset{iid}{\sim} N(0,\Sigma_\varepsilon)$

$h_{t+1}=\mu+\Phi\cdot(h_t-\mu)+\eta_t,\quad \eta_t \overset{iid}{\sim} N(0,diag(\sigma_{\eta1}^2,\sigma_{\eta2}^2)),$

$t=1,2,\cdots,T$

式中:$y_t=(y_{1t},y_{2t})'$,表示t时刻样本数据的收益率序列;$\Omega_t=diag(\exp(h_t/2))$,$h_t=(h_{1t},h_{2t})'$,表示t时刻收益率序列的潜在波动序列;$h_0=\mu$,$\mu=(\mu_1,\mu_2)'$,为参数向量;$\varepsilon_t=(\varepsilon_{1t},\varepsilon_{2t})'$为收益率序列的随机干扰项,服从均值为0、方差为$\Sigma_\varepsilon=\begin{pmatrix}1&\rho_\varepsilon\\ \rho_\varepsilon&1\end{pmatrix}$的正态分布,$\Sigma_\varepsilon$不随时间而改变;$\eta_t=(\eta_{1t},\eta_{2t})'$为潜在波动的随机干扰项,服从均值为0、方差为$diag(\sigma_{\eta1}^2,\sigma_{\eta2}^2)$的正态分布;$\Phi=\begin{pmatrix}\varphi_{11}&\varphi_{12}\\ \varphi_{12}&\varphi_{22}\end{pmatrix}$,$\varphi_{11}$、$\varphi_{12}$表示前期波动对自身未来波动的持续性,$\varphi_{12}$、$\varphi_{21}$为格兰杰因果关系系数,可以用来检验两个市场之间是否存在波动溢出效应。当φ_{12}、φ_{21}至少有一个不显著为零时,认为存在显著的波动溢出效应。

(三)模型的参数估计

如前所述,随机波动模型在条件方差中加入了随机项来反映随机因素对波动的影响,因此条件方差不再是一个确定的函数。然而随机项的加入使得模型的参数估计变成一个难题,因为条件方差是个随机过程,很难得到其精确的似然函数。但学者们通过研究还是找到了许多替代的方法,目前SV模型参数估计方法有:广义距估计法、伪极大似然估计法、经验特征函数方法、模拟极大似然估计法、数值最大似然法、贝叶斯马尔科夫链蒙特卡罗法。

MCMC方法是一种特殊的蒙特卡罗模拟方法,其把随机过程中的马尔科夫链引入到蒙特卡罗模拟中以实现动态模拟,较好地克服了传统蒙特卡罗模拟方法的缺陷,在一些金融分析中得到了广泛的应用。

MCMC方法的基本思路和步骤是:①在状态空间D上构造一个平稳分布为$\pi(x)$的马尔科夫链,马尔科夫链的转移核为$p(x,\cdot)$;②从D中某点$X^{(0)}$出发,用上述马尔科夫链产生一系列点列$X^{(1)},\cdots,X^{(n)}$;④对某个m和足够大的n,用$\hat{E}_nf=\frac{1}{n-m}\sum_{t=m+1}^{n}f(X^{(t)})$估计任意函数$f(x)$。

在构造马尔科夫链时,转移核的构造非常重要,不同的转移核的构造方法使得MCMC方法也不同。Gibbs抽样法和Metropolis-Hastings法是MCMC方法中最常用的两种抽样方法。本文结合WinBUGS软件,使用Gibbs抽样法的MCMC方法对GC-MSV模型进行贝叶斯分析,得到贝叶斯参数估计。

一个完整的贝叶斯模型是由所有不可观测变量的联合先验分布密度(系指本文设立的GC-MSV模型中三个参数向量μ,Φ,σ和潜在波动向量h_t)和所有可观测变量的联合分布密度(系指本文模型中收益序列$\{y_t\}$)所组成。贝叶斯推断是基于不可观测变量的后验分布。

下面,用$\theta=(\mu_1,\mu_2,\rho_\varepsilon,\varphi_{11},\varphi_{22},\varphi_{12},\varphi_{21},\sigma_{\eta1},\sigma_{\eta2})$表示所有未知参数,用$\psi=(\theta,h_l,\cdots,h_t)$表示模型所有未知参数和潜在波动向量,用$P(h_t)$表示不可观测变量$h_t$的概率密度函数,$\{y_t\}$为可观测的收益序列,则未知参数与不可观测变量的联合先验密度为:

$$P(\psi)=(\prod_{i=1}^{2}P(\mu_1)P(\sigma_{\eta1}))(\prod_{i=1,j=1}^{2}P(\varphi_{ij}))(\prod_{t=1}^{T}\prod_{i=1}^{2}P(h_{it}))$$

由贝叶斯原理可知,不可观测变量的联合后验密度与先验密度和似然函数的乘积成比例,即:

$$P(\psi|Y)\propto P(\psi)P(Y|\psi)\propto(P(\theta))(\prod_{t=1}^{T}P(h_t|\theta))(\prod_{t=1}^{T}P(y_t|\theta,h_t))$$

利用Gibbs抽样的MCMC方法,在上述似然函数和先验分布的基础上,对GC-MSV模型进行参数估计。基于GC-MSV模型参数空间ψ的Gibbs抽样步骤是:首先将参数向量$\psi=(\mu_1,\mu_2,\rho_\varepsilon,\varphi_{11},\varphi_{22},\varphi_{12},\varphi_{21},\sigma_{\eta1},\sigma_{\eta2},h_{1t},h_{2t})$初始化,然后令初始值为$\psi^{(0)}=(\mu_1^0,\mu_2^0,\rho_\varepsilon^0,\varphi_{11}^0,\varphi_{12}^0,\varphi_{21}^0,\varphi_{22}^0,\sigma_{\eta1}^0,\sigma_{\eta2}^0,h_{1t}^0,h_{2t}^0)$,$\psi^{(i)}$表示第i次迭代后的抽样。假定第t步迭代开始时的估计值为$\psi^{(t-1)}$,则第t步迭代步骤如下:

先从$\pi(\mu_1|\mu_2^{(t-1)},\rho_\varepsilon^{(t-1)},\varphi_{11}^{(t-1)},\varphi_{12}^{(t-1)},\varphi_{21}^{(t-1)},\varphi_{22}^{(t-1)},\sigma_{\eta1}^{(t-1)},\sigma_{\eta2}^{(t-1)},h_{1t}^{(t-1)},h_{2t}^{(t-1)},y_t)$中随机抽取一个样本,并将抽取的随机数记为$\mu_1^{(t)}$。

然后,从$\pi(\mu_2|\mu_1^t,\rho_\varepsilon^{(t-1)},\varphi_{11}^{(t-1)},\varphi_{22}^{(t-1)},\varphi_{12}^{(t-1)},\varphi_{21}^{(t-1)},\sigma_{\eta1}^{(t-1)},\sigma_{\eta2}^{(t-1)},h_{1t}^{(t-1)},h_{2t}^{(t-1)},y_t)$中随机抽取一个样本,并将抽取的随机数记为$\mu_2^{(t)}$。

……

最后,从$\pi(h_{2t}|\mu_1^{(t-1)},\mu_2^{(t-1)},\rho_\varepsilon^{(t-1)},\varphi_{11}^{(t-1)},\varphi_{12}^{(t-1)},\varphi_{21}^{(t-1)},\varphi_{22}^{(t-1)},\sigma_{\eta1}^{(t-1)},\sigma_{\eta2}^{(t-1)},h_{1t}^{(t-1)},y_t)$中随机抽取一个样本,并将抽取的随机数记为$h_{2t}^{(t)}$。

如此迭代后,就完成了一次完整的Gibbs抽样,且参数变为$\psi^{(t)}$。然后用新参数$\psi^{(t)}$作下一次抽样的初始值,重复上述随机抽取的迭代。这样循环迭代m次,得到一系列的随机抽取,当m充分大时,$\psi^{(m)}$渐进等价于来自$\pi(\psi|y)$的一个随机抽取。在实际应用中,利用一个充分大的n,丢掉前m个Gibbs迭代随机抽取来建立一个Gibbs样本,Gibbs抽样中被丢掉的前m个随机抽取通常称为预烧样本。预烧样本用来保证抽取的Gibbs样本确实来自$\pi(\psi|y)$。

上述过程可以通过简单的编程,在计算机上用WinBUGS软件实现,从而非常容易地实现GC-MSV模型的参数估计。

(四)波动溢出效应分析检验

为了检验波动率系数$\varphi_{ij}(i\neq j)$是否显著不为零,先建立一个原假设,即:$H_0:\varphi_{ij}=0(i\neq j)$。然后构造一个检验统计量。构造检验统计量的基本步骤如下:

首先,求参数φ_{ij}的估计量$\hat{\varphi}_{ij}$,其中$\hat{\varphi}_{ij}$是经过N次迭代并舍弃前M个预烧样本,取剩下样本的算术平均值。

其次,求$\hat{\varphi}_{ij}$的标准差,即:

$$S_{\hat{\varphi}_{ij}}=\sqrt{var(\frac{\sum_{l=m+1}^{N}\varphi_{ij}^{l}}{N-M})}$$

最后,构造检验统计量t,由φ_{ij}为正态分布可知$S_{\hat{\varphi}_{ij}}$服从自由度为N的χ^2分布,从而根据t分布的定义,得到$t=\varphi_{ij}/S_{\hat{\varphi}_{ij}}$,服从自由度为N的t分布。

若$|t|>t(N)$,则拒绝原假设,说明φ_{ij}不显著为零,此时可以认为第j个金融市场对第i个金融市场存在显著的波动溢出效应;反之,则说明φ_{ij}不显著异于零,第j个金融市场对第i个金融市场不存在显著的波动溢出效应。

三、数据选取及其统计量

(一)数据选取

在全球股市受金融危机、欧债危机等影响频繁动荡的背景下,本文拟分析2009年9月29日至2012年9月28日,与上证综合指数(SSEC)联系较为密切的香港恒生指数(HSI)、日经225指数(N225)以及标准普尔500指数(S&P500)的日收盘价数据,运用GC-MSV模型分别对它们之间的波动溢出效应机制进行研究,以便掌握国内股市的外部波动风险来源和传导路径。当外部股市大幅动荡时,则可以根据信息传导方向及时作出投资策略调整。

本文选取2009年9月29日至2012年9月28日上证综合指数、香港恒生指数、日本日经225指数、美国标准普尔500指数分别作为中国内地、中国香港、日本、美国股票市场的代表,取其日收盘价作为原始数据,研究它们之间的波动溢出传导机制。本文所有数据均来源于雅虎财经。鉴于不同股指基数不同,故将股票指数转换为:

$R_{i,t}=(\ln P_{i,t}-\ln P_{i,t-1})\times 100\%,i=1,2,3,4$。

式中:$P_{i,t}$表示第i个市场第t个交易日的收盘价;$R_{i,t}$表示第i个市场的收益率。

考虑到各地区时差及节假日的不同而引起的交易数据非同步问题,对原始数据进行预处理,采用美国股市第t-1个交易日数据与中国、香港及日本股市第t个交易日数据相对应,并删除由节假日引起的非同步数据。最终得到上证综合指数对标准普尔500指数709个、上证综合指数对日经225指数692个、上证综合指数对恒生指数724个、恒生指数对标准普尔500指数744个、恒生指数对日经225指数722个和日经225指数对标准普尔500指数723个样本数据。

(二)统计量描述

表1列出了各股指收益率序列$R_{i,t}$的基本描述性统计数据特征。从标准差和最大值来看,标准普尔500指数具有较大的标准差和最大值,说明优势明显;从偏度值、峰度值来看,各股指的偏度均为负,意味着相对正态分布而言,各股指收益率序列存在着更多左极值,且各股指峰度均大于3,表明各股指收益率序列尖峰特征较为明显;各股指的Jarque-Bera正态统计量明显大于显著水平为5%时的临界值5.99,表明各指数收益率序列分布拒绝正态分布的原假设,具有明显的尖峰厚尾特征;从Q(10)、Q^2(10)统计量来看,只有日本股市收益率序列存在显著的序列相关性现象,其他各股市股指收益率序列不存在显著序列相关现象,各股指收益率平方序列均存在显著的相关性现象,表明收益率序列波动聚集性明显;从ADF和PP统计量来看,在显著性水平为1%的情况下,各股市股指的收益率序列均为平稳序列。

表1 各股市收益率的基本统计特征

	$R_{1,t}$	$R_{2,t}$	$R_{3,t}$	$R_{4,t}$
均值	-0.005 0	0.006 1	-0.001 3	-0.002 0
最大值	0.584 6	0.657 6	0.557 543	0.607 7
最小值	-0.660 7	-0.977 5	-0.588 674	-1.223 5
标准差	0.163 4	0.168 5	0.132 3	0.146 06
偏度	-0.331 8	-0.399 3	-0.321 7	-0.899 3
峰度	4.294 4	6.627 4	4.715 8	10.567 5
Jarque-Bera	62.420 1 (0.000 0)	406.961 5 (0.000 0)	99.058 9 (0.000 0)	1 744.464 (0.000 0)
Q(10)	10.554 0 (0.260 2)	9.438 1 (0.310 1)	17.488 7 (0.002 7)	24.673 2 (0.000 1)
Q^2(10)	140.002 1 (0.000 0)	106.673 1 (0.000 0)	251.206 5 (0.000 0)	187.020 8 (0.000 0)
ADF	-50.32 (0.000 0)	-48.10 (0.000 0)	-50.49 (0.000 0)	-47.26 (0.000 0)
PP	-51.08 (0.000 0)	-47.89 (0.000 0)	-52.73 (0.000 0)	-47.43 (0.000 0)

表1中$R_{1,t}$、$R_{2,t}$、$R_{3,t}$、$R_{4,t}$分别表示上证综合指数、标准普尔500指数、香港恒生指数和日经225指数的收益率序列。Jarque-Bera为检验正态性的统计量;圆括号内的数值为相伴概率;Q(10)和Q^2(10)分别为检验收益率序列和收益率平方序列滞后1阶至10阶的自相关系数是否同时为0,在自相关系数全为零的原假设下,Q(10)和Q^2(10)两个统计量均服从χ^2(10)分布;ADF和PP为收益率序列的单位根检。

四、实证分析结果

(一)模型参数估计结果

根据GC-MSV模型,结合WinBUGS软件对各股指收益率序列数据进行参数估计。对参数进行50 000次迭代运算,舍弃前4 000次迭代作为预烧样本,存储4 001次至50 000次迭代样本,最后得到参数估计值如表2所示。其中,假定参数相互独立,且先验分布设定为:

$\mu_1\sim N(0,25)$, $\mu_2\sim N(0,25)$, $\rho_\varepsilon\sim U(-1,1)$

$\varphi_{11}^*\sim Beta(20,1.5)$, $\varphi_{22}^*\sim Beta(20,1.5)$,

$\varphi_{12}\sim N(0,10)$, $\varphi_{21}\sim N(0,10)$,

$\sigma_{\eta1}^2\sim IG(2.5,0.025)$, $\sigma_{\eta2}^2\sim IG(2.5,0.025)$

其中:$\varphi_{11}^*=(\varphi_{11}+1)/2$;$\varphi_{22}^*=(\varphi_{22}+1)/2$;IG表示逆Gamma分布。

表2列出了GC-MSV模型参数估计的均值、标准差、MC误差。由于篇幅有限,各参数估计值的分位数值没有在此列出。由表2可以看出,各个参数的标准差和MC误差均比较小,而MC误差相对于标准差而言更小,较小的MC误差意味着模型有着较高的精确度,离真实分布的偏差较小,表明抽样达到收敛,模型的参数估计值较准确。

表 2　　各指数对关于GC-MSV模型的参数估计结果

指数	指标	μ_1	μ_2	φ_{11}	φ_{12}	φ_{22}	φ_{21}	ρ_t	$\sigma_{\eta1}$	$\sigma_{\eta2}$
上证—标普	均值	-3.749	-3.788	0.769 6	0.042	0.946 9	0.426 9	0.259 9	0.132 9	0.151 7
	标准差	0.106 5	0.303 6	0.146 3	0.019 3	0.042 7	0.372 6	0.046 8	0.069 3	0.060 4
	MC误差	0.006 7	0.014 0	0.009 1	0.001 1	0.002 7	0.024 6	0.001 4	0.004 6	0.003 9
上证—日经	均值	-3.75	-4.135	0.919 7	-0.028	0.894 1	0.030 5	0.367 3	0.141 9	0.235 1
	标准差	0.159 5	0.148 2	0.063 3	0.026 9	0.055 4	0.027 8	0.041 1	0.058 9	0.063 9
	MC误差	0.007 9	0.004 8	0.003 9	0.002 1	0.003 1	0.003 6	9.9E-4	0.003 8	0.003 9
上证—恒生	均值	-3.752	-4.167	0.785 4	0.172	0.967 2	0.453 7	0.604 4	0.169 3	0.105 7
	标准差	0.309 8	0.363 2	0.147 1	0.043 9	0.027 3	0.182 2	0.070 2	0.092 9	0.022 5
	MC误差	0.020 5	0.022 0	0.009 1	0.002 4	0.001 6	0.011 9	0.004 5	0.006 1	0.001 3
恒生—标普	均值	-4.009	-3.802	0.837 8	0.196 8	0.744 8	0.379 3	0.538 7	0.126 4	0.158 2
	标准差	0.238 3	0.320 5	0.103 1	0.067 3	0.167 6	0.268	0.048 4	0.040 1	0.059 4
	MC误差	0.014 7	0.019 3	0.006 1	0.004 1	0.011 1	0.017 7	0.002 7	0.002 5	0.003 8
恒生—日经	均值	-4.225	-4.2	0.954 2	0.437	0.873 4	0.302	0.647 2	0.127 3	0.255 2
	标准差	0.348 6	0.235 6	0.034 1	0.068	0.058 6	0.039 9	0.044 9	0.036 9	0.059 0
	MC误差	0.020 5	0.0135	0.001 9	0.002 1	0.003 2	0.001 7	0.002 6	0.002 3	0.003 5
日经—标普	均值	-4.102	-3.758	0.818 5	0.529 2	0.954 8	0.379 1	0.058 6	0.274 5	0.224 5
	标准差	0.157	0.314 8	0.073 8	0.084 2	0.029 9	0.063 3	0.031 6	0.062 8	0.048 3
	MC误差	0.006 0	0.011 4	0.003 8	0.001 6	0.001 6	0.003 5	9.9E-4	0.003 7	0.002 9

（二）沪市、美、日、香港股市间的波动溢出效应检验

从代表各组指数单个市场自身前期波动影响的波动持续性系φ_{11}、φ_{22}^2来看，φ_{11}、φ_{22}^2的值都接近于1，说明这四个股票市场的未来波动都受到自身前期波动的影响且波动持续性较强，波动聚集性明显。通过t值表查得，在5%的显著性水平上，自由度为1 000时t值为1.962，自由度为无穷时t值为1.96。

GC-MSV模型关于上证综合指数与标准普尔500指数的φ_{12}参数估计的t值为2.176>1.96，则φ_{12}显著异于零，表明美国股市对上海股市存在显著的波动溢出效应。φ_{21}参数估计的t值为1.146<1.96，则φ_{21}不显著异于零，表明上海股市对美国股市不存在显著的波动溢出效应。可见，上海股市与美国股市之间只存在单向的波动溢出效应。

由此类推其他股市配对之间相互影响的关系为：日本股市对上海股市不存在波动溢出效应，上海股市对日本股市也不存在波动溢出效应，说明上海股市与日本股市之间不存在波动溢出效应；香港股市对上海股市存在显著的波动溢出效益，上海股市对香港股市也存在着显著的波动溢出效应，说明上海股市与香港股市之间存在双向的波动溢出效应；美国股市对香港股市存在显著的波动溢出效应，香港股市对美国股市不存在显著的波动溢出效应，说明香港股市与美国股市之间只存在单向的波动溢出效应；日本股市对香港股市存在波动溢出效应，香港股市对日本股市也存在着波动溢出效应，说明香港股市与日本股市之间存在双向的波动溢出效应；美国股市对日本股市存在显著的波动溢出效应，日本股市对美国股市不存在显著的波动溢出效应，说明日本股市与美国股市之间只存在单向的波动溢出效应。

五、结论

从实证结果来看，上海股市受外部股市波动传导的风险主要来自于香港股市和美国股市，因此对于上海股市外部波动风险的把握从短期来说，不仅要关注香港股市的波动，而且要关注美国股市的波动。美国股市的价格波动会影响我国投资者的情绪和市场信心，从而影响我国股市波动。内地股市与香港股市之间相互开放程度较高，特别是近年来许多内地大型企业选择先在香港上市，后又回归内地交叉上市，使得内地股市与香港股市之间的联动性不断加强，香港股市的价格波动直接影响到内地股市的股价。

中国股市的波动虽受外界影响，但在一个稍微大点的检验水平上显著程度并不明显。说明中国资本市场还未完全开放，跨国资本流动受到严格控制，资本的管制在一定程度上能够抵御外围股市风险。但从长期来看，中国股市将逐步对外开放，外资会更多地进入沪深股市，我国股市与其他股市之间的联系会日益增强，波动溢出效应也会逐渐增大。

主要参考文献

1. 董秀良，曹凤岐.国内外股市波动溢出效应——基于多元GARCH模型的实证研究.数理统计与管理，2009；28

2. 杨飞虎，熊家财.国际金融危机背景下国内外股市波动溢出效应的实证研究.当代财经，2011；8

3. Yu，J. and Meyer，A.. Multivariate stochastic volatility models：Bayesian estimation and model comparison. Econometric Reviews，2006；25

4. 余素红，张世英.SV与GACH模型对金融时间序列刻画能力的比较研究.系统工程，2002；5