

中美主要金融市场相关结构及 风险传导路径研究*

——基于 Copula 理论与方法

黄在鑫 覃 正

内容摘要：金融危机背景下的股市表现出更加复杂的动荡性，本文在传统 GARCH 模型的基础上引入了风险值对收益率的影响因素，运用 GARCH-M 模型来刻画股票收益率序列边缘分布，通过构建 GARCH-M-t 边缘分布过滤模型获取收益率残差序列，最后采用 Copula 函数对边缘分布拟合后的残差序列建模构建出 Copula-GARCH-M-t 相关结构模型。经过参数估计及多种 Copula 函数的拟合优度检验，最终成功刻画出中美金融市场五大证券交易中心股票收益率之间的相关结构模型。通过秩相关系数、尾部相关系数等相关性度量工具对中美两国金融市场的相关性进行分析，最后通过对不同股票市场之间的尾部相关性分析确定两国金融市场之间风险传导路径。

关键词：Copula GARCH-M 相关性度量 金融风险 关联模型

中图分类号：F831 文献标识码：A

引 言

随着金融与经济全球化的进一步深入，金融资本以更大的数量和更快的速度在国际金融市场之间流动，国际金融市场的相关性和协同效应越来越强。金融领域产品的不断创新及复杂多变的国际形势致使金融领域的不确定性因素增加。从历史上几次金融危机看，均表现为一国的金融市场出现混乱，同其关系紧密的其他国家金融市场也受到一定程度的影响。因此，判断国际金融市场之间的相关结构和相关关系是预防金融危机给本国金融市场带来冲击的有效途径。美国的金融市场是比较开放的市场，中国大陆的金融市场相对封闭，中国香港是国

际金融中心，研究三者之间的内在关系能够为我国政府如何应对金融危机给我国金融市场带来的冲击及规避金融风险提供参考依据。

从世界本质出发，稳定的系统中具有联系的两事物之间的相关关系具有一定的持续性和稳定性。这种规律不会因为外在条件的改变而改变，应用在两个随机变量之上便可以解释为：两个随机变量生成的序列 $\{X_i\}$ 和 $\{Y_i\}$ 具有一定的相关性，对其分别进行严格增变化后生成的新序列 $\{F_i(X)\}$ ， $\{F_i(Y)\}$ 也应继续保持原有的相关性测度值。但现有的相关性度量值并不能保持在各种变化下的不变性，原因有二：其一，现有相关系数是线性相关系数。它是在假设随机变量之间保持线性相关关系的前提下进行的测度，但现实世界中事物的关系更多地表现为

作者简介：黄在鑫，上海财经大学信息管理与工程学院博士研究生；覃正，南方科技大学副校长、上海财经大学信息管理与工程学院院长、教授、博士生导师。

* 基金项目：本文获国家自然科学基金项目“应对国际金融风险的危机-机遇模式研究”（70971083）、211 项目基金（211-5-1）和教育部 2009 年博士点基金（20090078110001）资助。

非线性关系。其二，线性相关系数度量的前提是随机变量的一阶矩和二阶矩均存在。这使它对于服从T分布或其他分布的随机变量之间的相关性度量就无能为力。正是以上两个原因约束了线性相关系数的适用范围。Kendall's τ , Spearman's ρ_s , Gini 等相关系数则解决了以上线性相关系数存在的问题。秩相关系数等一致性度量指标是基于概率的测度，通俗地讲就是度量一个变量出现某种变化时另一个变量出现同向变化的概率。这种概率越大则越表明两者的一致性越强，反之则越弱。这就使两个随机变量在严格增变化下可以继续保持原有的相关性度量值，同时不受随机变量分布特征的约束。这就避免了因为均值或方差不存在所导致的相关性无法度量的问题。

一、相关研究综述

国内外学者在 Copula 理论研究、中美两国金融市场的相关关系以及国际金融市场间的内在关联性方面开展了大量的研究。Copula 概念由 Sklar (1959) 首次提出，历经半个世纪，Schweizer & Sklar (1973) (1983) 对此理论做出了很多贡献。Roger B. Nelsen (1999) 在其著作当中全面地总结了前人关于 Copula 方面的成就。Patton (2002) (2006) 引入了条件 Copula 的概念，建立时变 Copula 函数，用于研究汇率不对称的相关结构问题。著名统计学家张晓庭教授于 2002 年将 Copula 理论引入我国，他指出，传统的线性相关系数无法刻画具有“高峰”、“厚尾”特征的金融数据的相关性，而用 Copula 方法可解决此问题。Edward W. Frees & Ping Wang (2004) 将 Copula 理论应用到信用的度量方面。韦艳华、张世英 (2004) 构建了 M-Copula 来拟合股票收益率序列之间的相关结构，通过构建 GARCH (1, 1) 模型来拟合收益率序列的边缘分布特征取得了较好的拟合效果。李秀敏、史道济 (2007) 构建了 Copula - GARCH-GPD 模型。实证结果表明，Clayton-GARCH-GPD 模型能够很好的拟合收益率序列。Tae-Hwy Lee & Xiang Dong Long (2009) 建立了一种名为 C-MGRCH 的 MGARCH 模型，

此模型认为在非正态分布前提下不相关的误差和相互独立是不等价的，因此这个模型就为研究非正态分布变量之间的相关结构提供了可行性。Zongrun Wang, Yanbo Jin, Yanju Zhou (2010) 使用 GARCH-EVT-Copula 模型研究了四只外币交易率的帕累托风险 (VAR)。王永巧、刘诗文 (2011) 利用时变 SJC Copula - AR (1, 1) - GJR (1, 1) -t 模型来研究中国股市与国际股市之间的风险传导问题。通过对以上国内外 Copula 理论进展及 Copula 理论的最新应用研究，可以看出研究的方向主要集中在三点：一是选取最能刻画相关数据边缘分布特征的边缘分布模型 (已有的模型主要有 GARCH-t、M-GARCH-t、GARCH-GPD、GARCH-APD 等)；二是通过对不同 Copula 函数的拟合优度检验选取最优的 Copula 函数，并对相关数据做尾部分析；三是构建时变的 Copula 函数更能准确刻画收益率序列的时变相关结构。

由于股票市场具有较大的不确定性，股票的前期风险对本期的收益率具有相当程度的影响。尤其是在金融危机期间，将金融风险对收益率的影响考虑进模型当中能使对收益率序列的特征刻画更符合客观规律。因此，本文通过构建 Copula-GARCH-M-t 模型，将收益率序列的风险因素考虑进对收益率序列相关结构的刻画当中，最终构建了 Copula-GARCH (1, 1) -M (1, 1) -t 模型。实证结果表明，运用 GARCH-M 模型对收益率序列进行刻画取得了较好的效果，运用 Copula-GARCH (1, 1) -M (1, 1) -t 模型成功地刻画出中美金融市场的相关结构，通过尾部分析法对中美金融市场五个证券交易市场的相关性进行度量后能十分形象地得出中美金融风险的传导路径。

二、实证分析

(一) 数据样本分析及处理

为分析中美两国股票市场的相关性及波动溢出效应，选取五个股票市场的日收益率数据。它们分别是代表中国大陆股票市场的上证综合指数 (SH) 和深圳成份指数 (SHEN)，代表香港股票市场的香港恒生指数 (HK)，以及代表

美国股票市场的纳斯达克股票综合指数 (NA) 和道琼斯综合指数 (DAO)。为更准确地分析五个股票市场的规律变化及长期相关关系, 我们选取了从 2000 年 1 月 5 日至 2010 年 12 月 31 的日收盘价格作为研究对象。由于三地的政策差异, 对于一些不存在交易额或者数据缺失的日期给以剔除, 经过处理后得到了 2500 条有效数据。

本文采取的收益率计算方法如下:

$$r_t = 100 \cdot \ln \left(\frac{P_{t+1}}{P_t} \right) \quad (1)$$

其中, $t=1, 2, \dots, T$, $T=2499$ 。

通过对原始股票价格指数的处理最终可以得到 T 条收益率数据, 这些数据组成收益率时间序列 $\{R_t\}_{t=1, 2, \dots, T}$, 其中 $T=2499$ 。表 1 提供了在样本期内的不同收益率序列的基本统计量。

表 1 收益率序列基本统计量

	均值	中位数	标准差	偏度	峰度	J-B 统计量	
						数值	概率
SHEN	0.054073	0.095918	1.933219	-0.205254	7.011504	1693.143	0
SH	0.030229	0.81399	1.754315	-0.231369	7.678918	2301.829	0
HK	0.011987	0.038382	1.748958	-0.279833	12.35832	9151.696	0
NA	-0.017796	0.57242	1.9541	0.004255	9.028681	3784.43	0
DAO	-0.000361	0.040111	1.336779	-0.110002	11.60412	7713.505	0

注: J-B 统计量表示 Jarque-Bera 统计量。

从表 1 可以看出以上几个市场的股票收益率均值都比较小, 分布在 0 周围。相比较而言标准差则比较大, 说明收益率的波动性较大, 其原因主要是受到股票市场的不确定性因素影响。从偏度来看, 纳斯达克股票收益率偏度略大于 0, 说明其收益率具有右偏的概率分布, 其他几个收益率则具有左偏的概率分布。峰度大于 3 的时候称该分布具有“高峰”、“厚尾”分

布特征, 从表 1 来看几个收益率序列峰度均大于 3, 说明以上 5 个收益率序列均不服从正态分布。通过 J-B 统计量来看, 其统计概率均为 0, 即均拒绝了原来正态分布的假设, 所以加上明显的“高峰”、“厚尾”分布特征, 说明此 5 个序列表现出符合 T 分布的特征。为进一步验证此结论, 绘制出几种收益率序列同正态分布的 Q-Q 图 (见图 1)。

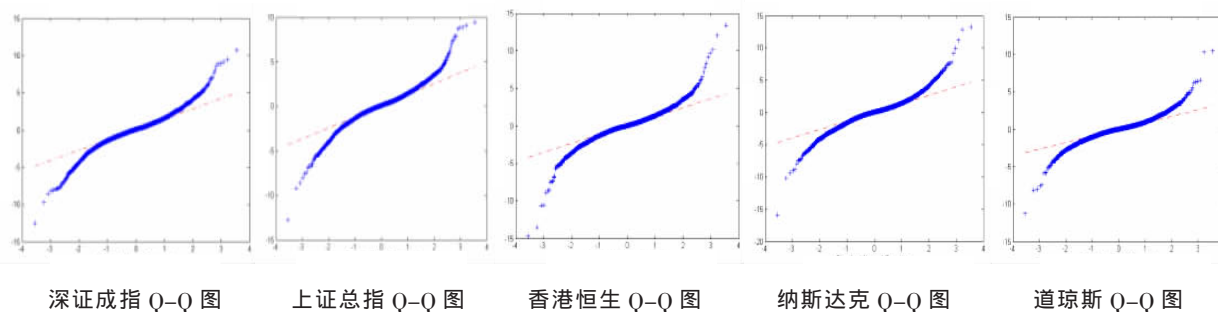


图 1 几种收益率序列同正态分布 Q-Q 图

通过图 1 的 Q-Q 图可以看出几个序列显示出明显的“尖峰”与“厚尾”特征, 进一步验证了序列服从 T 分布的假设。为判断收益率序列是否存在相关性, 分析其滞后 14 期 (两个星期) 的自相关和偏自相关性, 最终通过分析在滞后 14 期的自相关图后发现没有明显相关性表

现。同时从计算得到的 Ljung-Box Q 统计量得出 P 值均处于比较显著水平, 因此可得出结论: 此 5 个序列均不存在短期相关, 即收益率序列属于独立的平稳序列。因此, 后续的均值方程不必考虑当期值同之前收益率之间的线性相关关系。对序列进行异方差性分析, 最终发现序

列存在明显的ARCH效应。也就是说，本期方差受前期方差影响。

(二) 构建 GARCH-M-t 边缘分布过滤模型

1. 边缘分布过滤模型构建

在金融时间序列建模领域，GARCH 模型由于其具有能够刻画时间序列的群聚效应、时变效应等优点而被广泛采用。金融资产的预期收益与预期风险紧密相关，具有较高风险的资产可以获得更高的平均收益率。GARCH-M 模型在均值方程当中考虑了方差对预期收益的影响，从而能够很好的刻画出这种收益与风险的关系，为更好地刻画股指收益率的边缘分布，选取 GARCH-M 模型来对收益率序列的边缘分布特征进行刻画。通过之前对收益率序列做出的频率分布图可以发现它们呈现出很明显的“高峰”“厚尾”分布特征，为刻画此特征故选取 T 分布替代传统的正态分布来描述残差序列的边缘分布特征，最终构建 GARCH (1, 1) -M (1, 1)

-t 模型来刻画收益率序列的边缘分布：

$$R_t = \mu + \theta h_t + u_t \quad (2)$$

$$u_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad (3)$$

$$h_t = \text{var}(u_t | \Psi_{t-1}) = \sigma_t^2 = \omega + \alpha u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (4)$$

$$\sqrt{\frac{v}{\sigma_t^2 (v-2)}} u_t | \Psi_{t-1} \sim t(v) \quad (5)$$

$$\varepsilon_t \sim T_v(\varepsilon_t) \quad (6)$$

$$\varepsilon_t | \Psi_{t-1} \sim \text{IID}(0,1) \quad (7)$$

其中， Ψ_{t-1} 表示 t-1 时刻所有信息的集合； h_t 表示 t 时刻的条件方差，由 ARCH 项 $\alpha \varepsilon_{t-1}^2$ 和 GARCH 项 $\beta \sigma_{t-1}^2$ 组成； u_t 表示 t 时刻的残差，它服从均值为 0，方差为 σ_t^2 的正规化 t 分布。标准残差 ε_t 服从均值为 0，方差为 1，自由度为 v 的标准化 t 分布。

通过对 5 只股票收益率序列采用 GARCH (1, 1) -M (1, 1) -t 模型刻画，然后分别进行参数估计，最终得出参数估计结果如表 2 所示。

表 2 不同股票市场收益率序列边缘分布模型参数估计结果

	SHEN	SH	HK	NA	DAO
μ	-0.197982 (-0.090816)	-0.182899 (-0.043204)	0.068408 (-0.069415)	0.109808 (-0.060734)	0.50926 (-0.047736)
θ	0.153192 (-0.056684)	0.045704 (-0.017386)	-0.006098 (-0.055772)	0.035619 (-0.047355)	-0.000674 (-0.051342)
ω	0.041163 (-0.013444)	0.03483 (-0.011378)	0.013288 (-0.005117)	0.010117 (-0.00478)	0.010364 (-0.003729)
α	0.073033 (-0.011528)	0.077535 (-0.012229)	0.059185 (-0.008677)	0.931146 (-0.009499)	0.064603 (-0.011576)
β	0.920209 (-0.011474)	0.916754 (-0.011763)	0.936482 (-0.008865)	0.931357 (-0.009839)	0.911915 (-0.011318)
v	3.12793	3.03227	3.01876	2.86962	3.02173
似然对数值	-4854.804	-4614.158	-4378.202	-4594.675	-3672.739
AIC 值	3.89019	3.696804	3.50716	3.682013	2.944169
K-S 统计量	0.0633	0.0744	0.0622	0.0745	0.0672
K-S 概率值	0.662	0.851	0.47	0.461	0.714

注：括号内表示待估计参数的标准差。

表 2 的参数估计结果均能在 0.05 置信水平上显著。最后的 K-S 统计量和 K-S 概率值是对残差序列进行概率积分转换后同标准均匀分布进行 K-S 检验的结果。结果显示，最后的残差序列进行概率积分转换后完全符合均匀分布，因此用此边缘分布模型来拟合数据是合适的。

2. 残差序列分析

由于 Copula 函数具有严格增变化的不变性，于是通过 Copula 函数度量的相关性指标经过线性的严格增变化之后可以继续保持度量值不变化。所以对原收益率序列的相关性的研究可以转化成对经过模型拟合后的残差序列的相关性研究。通过上一节数据拟合最终得到收益率序列的残差，为了判断残差是否具有自相关性，分别对收益率均值方程 $R_t = \mu + \theta h_t + u_t$ 所得的

残差序列采用 ARCH-LM 检验，最终检验结果表明 5 个时间序列的残差的平方均不存在自相关性。也就是说经过使用 GARCH (1, 1) -M (1, 1) -t 模型拟合后生成的 5 个残差序列均是

相互独立的。在边缘分布拟合过程当中，本文假设边缘分布残差序列服从 t 分布，经过参数估计得到不同残差序列 t 分布的参数估计结果如表 3 所示。

表 3 t 分布参数估计表

参数	CN-SHEN	CN-SH	HK-HK	US-NA	US-DAO
$\bar{\mu}$ (均值)	0.778555 (0.0306909)	0.0175848 (0.0275028)	-0.0296732 (0.0264644)	-0.0330399 (0.0299038)	-0.0295947 (0.0194653)
σ (标准差)	1.26460 (0.0346502)	1.12731 (0.031797)	1.08532 (0.0298728)	1.21762 (0.0354029)	0.79656 (0.0215324)
ν (自由度)	3.12793 (0.229507)	3.03227 (0.22325)	3.01876 (0.215461)	2.86962 (0.207534)	3.02173 (0.214358)
Log Likelihood	-4980.84	-4721.56	-4630.8	-4965.98	-3956.95

注：括号内表示标准差。

最终通过每个残差序列同估计的 t 分布累积概率分布图以及累积分布函数图分析，得出所拟合的 t 分布均能够在 95% 置信区间内很好地拟合残差序列（鉴于文章篇幅本文未附此图）。同时，为进一步判断残差序列同 t 分布的拟合度，采用 K-S 统计量来判断经过将残差序列进行概率积分转换后得到新的序列是否符合 [0, 1] 上的均匀分布。表 2 的 K-S 统计量和 K-S 概率值是对残差序列进行概率积分转换后同标准均匀分布进行 K-S 检验的结果。结果显示，最后的残差序列进行概率积分转换后完全符合均匀分布。可以看出 5 个收益率序列残差的 K-S 检验统计量均在 5% 置信度下接受了原假设，即残差均服从标准均匀分布。因此用我们所构建的 GARCH (1, 1) -M (1, 1) -t 模型来分别拟合收益率时间序列的边缘分布是合适的。

(四) Copula 相关模型构建及分析

1. Copula-GARCH-M-t 模型构建

通过构建 GARCH-M-t 模型很好地拟合了收益率序列的边缘分布特征，经过对残差序列进行概率积分转换可以得到新的残差序列 $\{F(\varepsilon_1), F(\varepsilon_2), \dots, F(\varepsilon_t)\}, t=1, 2, \dots, T$, 其中 $T=2499$ 。对于两个收益率残差序列 $\{\varepsilon_n\}, n=1, 2, t=1, 2, \dots, T$, 其中 $T=2499$, 假定其分别服从自由度为 ν_1 和 ν_2 的 t 分布，则其分布特征为：

$$\sqrt{\frac{\nu_1}{\sigma_1^2(\nu_1-2)}} \varepsilon_{1t} - t(\nu_1) \quad \sqrt{\frac{\nu_2}{\sigma_2^2(\nu_2-2)}} \varepsilon_{2t} - t(\nu_2)$$

其中， σ_1, σ_2 分别表示标准差。

于是可以针对收益率序列残差构建 Copula

相关结构模型：

$$R_{nt} = \mu + \theta h_{nt} + u_{nt} \tag{8}$$

$$u_{nt} = \sigma_{nt} \varepsilon_{nt} \tag{9}$$

$$h_{nt} = \text{var}(u_{nt} | \Psi_{n(t-1)}) = \sigma_{nt}^2 = \omega + \alpha u_{n(t-1)}^2 + \beta \sigma_{n(t-1)}^2 \tag{10}$$

$$\sqrt{\frac{\nu_n}{\sigma_{nt}^2(\nu_n-2)}} u_{nt} - t(\nu_n) \tag{11}$$

$$\varepsilon_{nt} | \Psi_{n(t-1)} \sim \text{IID}(0, 1) \tag{12}$$

$$(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}) | \Theta_{t-1} \sim C(T_{\nu_1}(\varepsilon_{1t}), T_{\nu_2}(\varepsilon_{2t}) | \Theta_{t-1}) \tag{13}$$

$t=1, 2, \dots, T$, 其中 $T=2499$; $n=1, 2$ 。n=1 时表示序列 1, n=2 时表示序列 2; Θ_{t-1} 表示 t-1 时刻的两个序列的所有条件集合，其他符号见边缘分布模型解释。

2. Copula 函数的选取及参数估计

为了能够更为直观的观察五个股票市场之间的相关结构，将收益率序列残差概率积分转换成区间 [0, 1] 上均匀分布的新序列，然后绘制出不同收益率序列之间的二元频率直方图，结果如图 2 所示。

通过二元频率直方图可以看出大部分相关结构是呈现非对称上下尾分布，SHEN-DAO、SHEN-HK 却呈现出对称分布特征。分别用 Gaussian Copula, T Student Copula, Gambel Copula, Clayton Copula, Frank Copula 5 种 Copula 来刻画新序列之间的相关结构。采用极大似然估计法对以上 Copula 进行估计，然后通过计算所估计出的 Copula 同经验 Copula 之间的欧式距离来选取最优的 Copula 来描述收益率序列之间的相关结构，可以得到不同 Copula 的参数估计结果

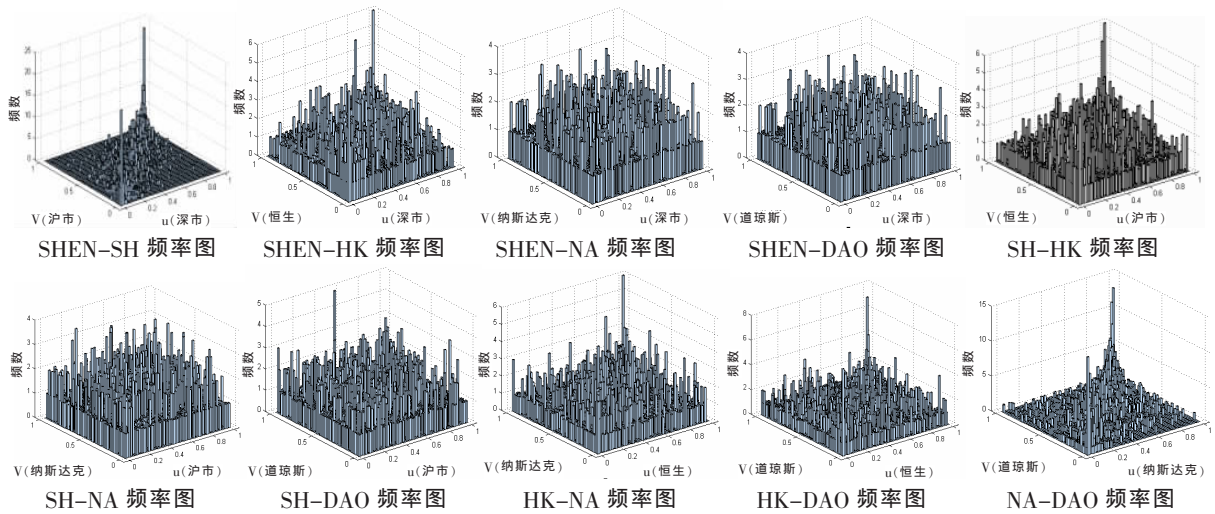


图 2 不同收益率序列之间二元频率直方图

(见表 4)。

通过对多种 Copula 函数的欧式距离进行对比，从里面选取欧式距离最小的 Copula 作为拟合收益率相关结构的函数，从而最终确定了刻画

五个不同金融市场两两间相关结构的 Copula 函数。至此可以分别用 Clayton Copula $\theta=4.6553$, Gumbel Copula $\theta=1.2240$, Clayton Copula $\theta=0.0613$, T Copula $\theta=0.0512$, T Copula $\theta=0.3245$ 、

表 4 不同 Copula 参数估计表

名称		Gaussian	T	Gumbel	Clayton	Frank
		θ_{gaussian}	θ_t	θ_{gumbel}	θ_{clayton}	θ_{frank}
SHEN-SH	参数值	0.9317	0.9361	4.1306	4.6553	15.4187
	欧式距离	0.7281	0.5412	0.9072	0.1734	0.3088
SHEN-HK	参数值	0.3186	0.3078	1.224	0.4139	1.5917
	欧式距离	0.1341	0.0673	0.0508	0.2632	0.1725
SHEN-NA	参数值	0.0542	0.0529	1.0244	0.0613	0.3366
	欧式距离	0.0706	0.0647	0.0747	0.0508	0.0624
SHEN-DAO	参数值	0.0523	0.0512	1.0348	0.0732	0.3191
	欧式距离	0.1063	0.0674	0.088	0.1294	0.1072
SH-HK	参数值	0.3323	0.3245	1.2394	0.4367	1.8567
	欧式距离	0.115	0.068	0.0798	0.2746	0.1634
SH-NA	参数值	0.0371	0.0359	1.0209	0.0421	0.2016
	欧式距离	0.0697	0.0628	0.061	0.0811	0.0702
SH-DAO	参数值	0.0398	0.0379	1.0069	0.0584	0.232
	欧式距离	0.0905	0.0766	0.076	0.107	0.0905
HK-NA	参数值	0.2042	0.2004	1.1533	0.2522	1.2417
	欧式距离	0.1334	0.1469	0.1189	0.1962	0.1611
HK-DAO	参数值	0.1691	0.1574	1.1031	0.2165	0.9658
	欧式距离	0.1552	0.1569	0.1286	0.2109	0.169
NA-DAO	参数值	0.7886	0.8274	2.538	2.0526	8.7925
	欧式距离	1.2957	1.1175	1.1709	0.9864	1.4869

Gambel Copula $\theta=1.0209$, Gambel Copula $\theta=1.0069$, Gambel Copula $\theta=1.1533$, Gambel Copula $\theta=1.1031$, Clayton Copula $\theta=2.0526$ 10 种 Copula 函数来刻画 SHEN-SH、SHEN-HK、SHEN-NA、SHEN-DAO、SH-HK、SH-NA、SH-DAO、HK-NA、HK-DAO、NA-DAO 等中美 5 个不同金融市场之间的 10 种相关结构。

3.尾部相关性分析

由于二元正态 Copula 函数及 T-Student-Copula 对上下尾变化不敏感, 无法捕捉到上下尾的非对称变化和极值变化。因此, 为便于对

收益率序列的尾部相关性讨论, 在拟合金融收益率序列时采用了对数据上尾部变化敏感的 Gumbel Copula 及对下尾部变化敏感的 Clayton Copula 两种 Copula 函数。

上节采用极大似然估计法得出了不同 Copula 函数的参数值。为验证此方法所估计参数的准确性, 我们同时采用非参数估计的方法来对以上 Copula 函数进行非参数估计。通过计算 Kendall's τ 秩相关系数以及 Copula 函数同秩相关系数关系, 最终可以得到不同收益率序列间 Copula 函数的待估参数 $\hat{\theta}$ 的值如表 5 所示。

表 5 不同收益率序列间两种 Copula 的参数估计值

Copula	SHEN-SH	SHEN-HK	SHEN-NA	SHEN-DAO	SH-HK	SH-NA	SH-DAO	HK-NA	HK-DAO	NA-DAO
Clayton	0.3882	0.463	0.0747	0.0704	0.4938	0.045	0.0534	0.2883	0.2173	3.1948
Gumbel	4.1841	1.2315	1.0373	1.0352	1.2469	1.0225	1.0287	1.1447	1.1086	2.5974

以上估计的 $\hat{\theta}$ 值均在相应 Copula 函数的定义域内。通过同采用极大似然估计法得出的估计结果进行比对, 发现未出现较大差异, 所以我们估计的最终 Copula 是准确的。采用两种方法中的任一种分析最终结果不会出现较大误差, 本文采用的是非参数估计方法估计的结果。Gumbel Copula 和 Clayton Copula 分别是对

上尾和下尾敏感的 Copula 函数, 因此使用 Gumbel Copula 来捕捉上尾相关性, 而使用 Clayton Copula 来捕捉下尾相关性。对于不同的收益率组合分别通过 Gumbel Copula 和 Clayton Copula 两种 Copula 函数来计算上尾相关系数 λ_U 和下尾相关系数 λ_L , 得到如表 6 所示的结果。

表 6 不同收益率序列间的上尾及下尾相关系数

Copula	SHEN-SH	SHEN-HK	SHEN-NA	SHEN-DAO	SH-HK	SH-NA	SH-DAO	HK-NA	HK-DAO	NA-DAO
λ_L	0.8969	0.2238	0.0001	0.0001	0.2457	0.0002	0.0005	0.0904	0.0412	0.805
λ_U	0.8198	0.2444	0.0493	0.0466	0.2565	0.0303	0.0357	0.1673	0.1313	0.6941

将以上不同收益率序列之间的上下尾相关系数分别表现在图上, 即如图 3 所示。

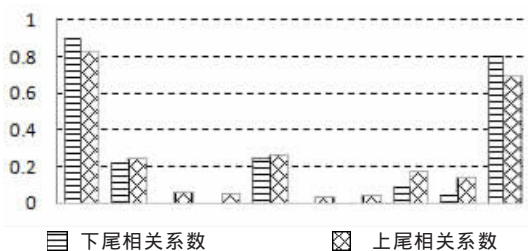


图 3 不同金融市场收益率序列间的上下尾部相关系数

图 3 中从左到右分别代表 SHEN-SH、SHEN-HK、SHEN-NA、SHEN-DAO、SH-HK、SH-NA、SH-DAO、HK-NA、HK-DAO、NA-DAO 等多个收益率序列的相关系数

(SHEN-NA、SHEN-DA、SH-NA、SH-DAO 的相关下尾系数较小在图中表现不明显)。通过对上尾相关系数和下尾相关系数进行分析, 可以看出不同金融市场收益率序列之间大部分具有非对称的尾部相关性。深证指数与上证指数的下尾相关系数为 0.8969, 上尾相关系数为 0.8198, 下尾相关性大于上尾相关性。也就是说, 当其中一市场价格指数暴跌时, 另一市场具有相当大可能性同样也出现暴跌的情形。同样, 当一市场价格指数暴涨时, 另一市场也很可能暴涨, 但相比暴跌的情形而言, 此可能略小。这一实证结果同实际情况及大部分学者研

究保持一致，即利空消息对股市的影响大于利好的消息。深证指数同香港恒生指数之间的上下尾相关系数均维持在 0.23 左右，上尾相关系数略大于下尾相关系数。相比较上证指数同深证指数的相关程度而言，深证指数同香港恒生指数的相关性明显较低。虽然越来越多的大陆企业参与到香港的各项金融活动当中，香港股市同大陆股市之间的相关度相比之前有较大提高，但由于香港和內地的经济体制的不同以及参与两地金融活动的企业影响力有限等原因，致使两地的金融市场相关度维持在比较低的水平。上证指数、香港恒生指数的尾部相关性度量均维持在 0.25 左右，同样也是上尾相关性略大于下尾相关性。深证指数同美国纳斯达克指数及道琼斯指数的下尾相关性非常低，均为 0.001。上尾相关系数均小于 0.05，可见深证指数同美国相应指数几乎没有任何相关关系。同以上类似，上证综合指数同美国纳斯达克指数及道琼斯指数的下尾相关系数分别为 0.0002 和 0.0005，上尾相关系数分别为 0.0303、0.0357，可见上证指数同美国金融市场之间的相关程度也非常低，下尾相关性几乎为 0。

究其原因，主要是我国大陆金融体制尚未完善，国家对外来资本进入及个人资本境外投资管理均比较严格，这就使得我国金融体系处于比较封闭的状况，虽然现在国家已经有计划的开放了一部分金融市场，但开放程度还并不明显。因此我国大陆金融市场同美国金融市场之间的相关程度非常低。香港恒生指数同美国纳斯达克指数及道琼斯指数的下尾相关系数分别为 0.0904 和 0.0412，上尾相关系数分别为 0.1673 和 0.1313，即香港金融市场和美国金融市场维持在较低的上下尾相关水平上。香港金融市场和美国金融市场都属于比较开放的市场。它们同时同欧洲、日本、韩国等其他世界主要金融市场之间存在错综复杂的关系，若香港金融市场同美国金融市场保持高度相关性，则意味着其受到其他金融市场影响相对较弱，而这同实际情况不符，因此香港金融市场同美国金融市场之间相对中等偏下的相关性是全球金融市场综合作用的结果。美国纳斯达克指数同道琼斯指数之间有较强的尾部相关性，从表中可以看

出两者之间的下尾相关系数为 0.8050，上尾相关系数为 0.6941，下尾相关性大于上尾相关性。由于美国金融市场相对比较开放，同样纳斯达克和道琼斯均为本国市场，所以这与经过分析得到的相关性度量结果比较吻合。

通过以上对尾部相关性的分析，可以得知由于我国政府尚未完全开放金融市场，从而使本国金融市场同美国金融市场的上下尾部相关性均比较低，因此 2007 年美国次贷危机并未对我国金融市场产生重大影响。国内金融市场之间的相关性处于比较高的相关度，并且两地金融市场均同香港金融市场保持一定的相关性，此相关性虽处于比较低的水平，但在极值事件爆发时也会对相关市场产生波动溢出效应。香港金融市场同美国金融市场由于都属于开放市场，所以它们之间保持着一定的相关性，此相关性大于美国金融市场同大陆金融市场的相关性。

四、总结

金融风险的传染是通过不同金融市场之间的溢出效应实现的，通过以上研究我们可以认为在金融危机时期中美两国之间的金融市场危机传导主要通过两个途径：一是中国大陆金融市场同美国金融市场的传导途径。由于此两者之间关系非常弱，所以可以认为此影响微乎其微。二是以香港金融市场作为传导链上节点的传导路径。即美国金融市场的风险首先在国内金融市场间传导，然后通过国际传导链波及香港金融市场，香港金融市场又波及中国大陆股市，金融风险随即在大陆金融市场内部传导。此传导路径我们视为 2008 年金融危机中美金融市场间危机传导的主要路径。

本文通过中美金融市场之间的相关性研究，对我国政府及企业在金融危机时期如何采取相关政策来降低美国金融危机对我国的影响具有重要的意义。随着经济全球化和金融全球化的深入，各个国家和地区的金融市场间的相关性越来越复杂。更宽松的金融政策可以给本国带来更多的经济利益的同时，也会带来更多的风险。因此，在金融全球化

的今天，我国在积极参与国际贸易、推动本国经济和金融体系与国际接轨的同时，还应保持本国经济、金融体系的独立，这样才能减少对外国市场的依赖，在金融风险爆发时减小外国金融市场对我国金融市场的冲击。

(责任编辑 李亚芬)

参考文献：

- [1] 韩雪莲, 蒋晓杰. 公共事业指数与工业指数的相关性研究 [J]. 财经问题研究, 2010 (6): 73-77
- [2] 刘琼芳, 张宗益. 基于 Copula 房地产与金融行业的股票相关性研究 [J]. 管理工程学报, 2011 (1): 165-169
- [3] 李悦, 程希骏. 上证指数和恒生指数的 Copula 尾部相关性分析 [J]. 系统工程, 2006 (5): 88-92
- [4] 史道济, 关静. 沪深股市风险的相关性分析 [J]. 统计研究, 2003 (10): 45-48
- [5] 韦艳华, 张世英. 金融市场的相关性分析 Copula-GARCH 模型及其应用 [J]. 系统工程, 2004, 22 (4): 7-12
- [6] 张晓庭. 我们应该选用什么样的相关性指标? [J]. 统计研究, 2002 (9): 41-44
- [7] Andrew John Patton. Modelling Asymmetric Exchange Rate Dependence [J]. International Economic Review, 2006 (2): 527-555
- [8] Cathy Ning. Dependence Structure Between the Equity Market and the Foreign Exchange Market—A Copula Approach [J]. Journal of International Money and Finance, 2010 (29): 743-759
- [9] Tae-Hwy Lee, Xiangdong Long. Copula-based Multivariate GARCH Model With Uncorrelated Dependent Errors [J]. Journal of Econometrics, 2009 (150): 207-218
- [10] Elisa Luciano, Marina Marena. Copulae as a New Tool in Financial Modeling [J]. Operational Research. 2002 (2): 139-155
- [11] Elisabeth, Wreford, Ersen. Two-stage Estimation in Copula Models Used in Family Studies [J]. Lifetime Data Analysis, 2003 (11): 333-350
- [12] Fabrizio Durante, Carlo Sempi. Copula Theory: An Introduction [J]. Copula Theory and Its Applications. 2010 (198): 3-31
- [13] Jürgen Franke, Wolfgang Karl Härdle, Christian Matthias Hafner. Copulae and Value at Risk [J]. Statistics of Financial Markets, 2011 (3): 405-446
- [14] Jos'e Juan Quesada-Molina. What are Copulas? [J]. Monograf' as del Semin, 2003 (27): 499-506
- [15] Roger B. Nelsen. An Introduction of Copulas [M]. Springer-Verlag New York, Inc. 1999
- [16] Zongrun Wang, Yanbo Jin, Yanju Zhou. Estimating Portfolio Risk Using GARCH-EVT-Copula Model: An Empirical Study on Exchange Rate Market [J]. Advances in Neural Network Research and Applications, 2010 (67): 65-72

Abstract: The financial markets appear to be more unstable against the background of the financial risks. This paper uses GARCH-M model to fit the marginal distribution of the benefit rate instead of the traditional GARCH model which does not consider the risk factor. Through the GARHC-M-t model, we gain the residuals series, based on which we construct the Copula-GARCH-M-t model. After fitting the constructed Copula-GARCH-M-t model, we found that the model with the GARCH-M marginal distributions fits the residual series quite well. After estimating the parameters of the Copula functions, we choose the most accurate copula model for these series, and finally got the model of the correlation structure of the five benefits rate. We use the analysis tools of rank correlation coefficient and correlation coefficient of tail to analyze the correlation between the financial markets of China and America, finally found the way that the risk is infected between the two countries.

Keywords: Copula; GARCH-M; Correlation; Financial Risks; Correlation Model