

基于 Copula-GARCH 模型的原油市场和 股票市场相关性研究

宋雪莲

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要:由于原油市场和股票市场之间的联动性日益增强,因此研究两个市场之间的关联特征,分析原油价格波动对股市的影响,有助于规避风险,保证经济持续平稳地增长。采用 Copula-GARCH 模型对 WTI 原油价格的收益率序列和 NASDAQ 股指的收益率序列进行实证分析。结果表明,GARCH(1,1)- t 模型拟合两个序列的条件边缘分布效果最好,时变 SJC Copula 模型比常相关 Copula 模型能更好地刻画两个市场之间的相关关系。两个收益率序列之间存在正的相关关系,且相关关系具有时变性,相关结构具有一定的不对称性,上尾相关系数小于下尾相关系数,即两个市场同时出现价格极端下跌的可能性更大。这为中国金融市场风险管理,规避油价波动对股市的冲击提供一定的参考依据。

关键词:Copula-GARCH 模型;原油市场;股票市场;相关性

中图分类号:F064.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2021)08-0077-08

原油是基础能源和重要的工业生产原料,对促进工业发展起到巨大的作用。随着全球金融体系的快速发展,原油期权、期货、其他衍生品等金融工具的开发,原油市场更加金融化。人们将原油视为虚拟资本的投资替代品,并且不断增加对原油期货等产品的投资份额^[1]。这使得原油价格的波动不仅是对宏观经济变量的外来冲击,而且增加其他金融市场的系统性金融风险。在金融领域中,股票被称为市场经济发展的“晴雨表”。在市场有效的前提下,股票扮演着市场经济预测的角色,其价格是金融研究的重要信息变量之一。因此,原油市场与股票市场之间有密切的联系。

1 文献综述

近年来随着全球对原油需求量的增加,使其在经济发展中占据越来越重要的地位。经济的增长在一定程度上推动原油价格的上涨,原油价格的增长会进一步抑制经济的发展。而股票市场不仅可以很好地反映经济发展的现状,还可以传递重要的经济信息。因此,越来越多的学者重点考察原油市场与股票市场之间的相关关系。

国外的研究最早可以追溯到 1983 年,Hamilton 提出在第二次世界大战之后,油价的上涨是导致美国经济衰退的主要因素^[2]。Ciner 采用非线性

格兰杰因果检验的方法证实了股票市场与油价之间的非线性关系的存在,而且两者之间的关系在 20 世纪 90 年代变得更加牢固^[3]。国际原油市场与不同国家的股票市场的相关性有显著的不同。Nguyen 和 Bhatti 采用 Copula 方法研究中国和越南的股票市场对油价波动的敏感程度,发现原油市场与中国股票市场之间的相关性并不显著,但是和越南股票市场之间存在着较强的相关性^[4]。Conrad 等研究宏观经济环境的变化对原油市场和股票市场波动性和相关性的影响。研究发现在经济长期强劲扩张期间油价和股票市场出现负相关关系,在经济衰退和复苏期间两者呈现出正相关^[5]。

但是也有学者认为油价与股票市场之间不存在相互影响或者两者之间的相关关系并不显著。Jammazi 和 Aloui 将小波分析和马尔可夫切换向量自回归模型(MS-VAR)方法相结合,研究在 1989 年 1 月至 2007 年 12 月,原油价格冲击对英国、法国和日本的股票市场收益的影响,结果表明在经济衰退时期,原油价格的波动不影响英国和法国的股票市场^[6]。

中国对原油价格与股票市场相关性的研究起步较晚。诸葛尚琦等发现虽然国际原油价格与中国股市之间不存在 Granger 因果关系,但是通过构

收稿日期:2021-03-15

作者简介:宋雪莲(1996—),女,河南固始人,上海理工大学管理学院,硕士研究生,研究方向为数量经济学。

建 VAR 模型可以证明国际油价的波动与中国股票市场的波动之间存在长期的协整关系^[7]。朱小能等采用移动平均法从国际原油价格中提取油价趋势因子,以此来分析油价的波动对“一带一路”沿途 35 个国家的股票市场的影响,结果表明国际原油价格的波动对不同国家股票市场的影响是非对称性的^[8]。但是,金洪飞等以 2003—2006 年国际原油价格和中美两国股票市场的日数据为样本,通过构建二元 GARCH 模型和 VAR 模型,得出国际原油价格的波动不会对中国股票市场产生任何影响的结论^[9]。

2 Copula-GARCH 模型构建与评价

Copula-GARCH 模型中不同的变量可以选择不同的条件边缘分布,这不仅优于一般的传统线性模型,而且在实际应用中更具有灵活性。所以采用 GARCH 模型描述两个金融时间序列的条件边缘分布,并用合适的 Copula 函数连接概率积分变换后的新序列,从而刻画两个序列之间的相关关系。

2.1 边缘分布模型的构建

由于金融时间序列的条件分布具有高峰、厚尾、时变、偏斜、波动群集等特征, t 分布能够很好地刻画这些序列的分布特性,并且大量实证研究表明,GARCH(1,1)、GARCH(2,1)、GARCH(1,2) 模型已经可以充分描述金融市场收益率序列的变化和波动。所以采用 GARCH(1,1)- t 模型拟合序列的条件边缘分布。GARCH(1,1)- t 模型表示为

$$\begin{cases} X_t = \mu + \varepsilon_t \\ h_t = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} \\ \sqrt{\frac{\nu}{h_t(\nu-2)}} \cdot \varepsilon_t | I_{t-1} \sim t(\nu) \end{cases} \quad (1)$$

式中: μ 表示收益率 R_t 的均值; h_t 表示 ε_t 的条件方差, $\alpha \geq 0, \beta \geq 0$; $t(\nu)$ 表示自由度为 ν 的标准 t 分布;收益率 R_t 是 X_t 的函数, X_t 和 R_t 同分布; I_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的信息集。

2.2 Copula 函数的建立

2.2.1 常相关 Copula 函数的表达式

1) 二元 Normal-Copula 函数

$$C(u, v; \rho) = \int_{-\infty}^{\varphi^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi \sqrt{1-\rho^2}} \exp\left[-\frac{(r^2 + s^2 - 2\rho rs)}{2(1-\rho^2)}\right] dr ds \quad (2)$$

式中: u 和 v 分别为股票市场和原油市场的日收益率; ρ 为相关参数, $\rho \in (-1, 1)$; φ^{-1} 为标准正态分布函数的逆函数。

2) 二元 t -Copula 函数

$$C(u, v; \rho, \kappa) = \int_{-\infty}^{\varphi_{\kappa}^{-1}(u)} \int_{-\infty}^{\varphi_{\kappa}^{-1}(v)} \frac{1}{2\pi \sqrt{1-\rho^2}} \left[1 + \frac{s^2 + t^2 - 2\rho st}{\lambda(1-\rho^2)^{\frac{\kappa+2}{2}}}\right]^{-\frac{\kappa+2}{2}} ds dt \quad (3)$$

式中, φ_{κ}^{-1} 为自由度为 κ 的一元 t 分布函数的逆函数。

3) 二元 Gumbel-Copula 函数

Gumbel-Copula 函数的生成元 $\varphi(t) = (-\ln u)^{\delta}$, 函数表达式为

$$C_G(u, v; \delta) = \exp\{-[(-\ln u)^{\frac{1}{\delta}} + (-\ln v)^{\frac{1}{\delta}}]^{\delta}\} \quad (4)$$

式中, δ 为相关参数, $\delta \in [1, +\infty)$ 。

4) 二元 Clayton-Copula 函数

Clayton-Copula 函数的生成元 $\varphi(t) = t^{-\theta} - 1$, 函数表达式为

$$C_C(u, v; \theta) = (u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}} \quad (5)$$

式中, θ 为相关参数。

5) 二元 Frank-Copula 函数

Frank-Copula 函数的生成元 $\varphi(t) = -\ln \frac{e^{-\lambda t} - 1}{e^{-\lambda} - 1}$, 函数表达式为

$$C_F(u, v; \lambda) = -\frac{1}{\lambda} \ln \left[\frac{(e^{-\lambda u} - 1)(e^{-\lambda v} - 1)}{e^{-\lambda} - 1} \right] \quad (6)$$

式中, λ 为相关参数。

6) 二元 Symmetrised Joe-Clayton(SJC-Copula)函数

$$C(u, v; \tau^U, \tau^L) = 1 - (1 - \{[1 - (1 - u)^{\kappa}]^{-\gamma} + [1 - (1 - v)^{\kappa}]^{-\gamma} - 1\}^{-\frac{1}{\gamma}})^{\frac{1}{\kappa}} \quad (7)$$

式中: $\kappa = 1/\log_2(2 - \tau^U)$; $\gamma = -1/\log_2(\tau^L)$; τ^U 和 τ^L 分别为上尾相关系数和下尾相关系数。

2.2.2 时变相关的 Copula 函数表达式

1) 二元时变 Normal-Copula 函数

二元时变 Normal-Copula 函数与二元 Normal-Copula 函数形式相同,如式(2)所示,但是,式中的参数 ρ 是一个时变的相关参数,一般形式为

$$\rho_t = \tilde{\Lambda} \left[\omega_{\rho} + \beta_{\rho} \rho_{t-1} + \alpha_{\rho} \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \Phi^{-1}(u_{t-i}) \times \Phi^{-1}(v_{t-i}) \right] \quad (8)$$

式中: $\tilde{\Lambda}(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$; $\rho_t \in (0, 1)$ 为时变参数; $q \leq 10$ 为滞后阶数; u_{t-i}, v_{t-i} 为经过概率积分变换后得到的序列。

2) 二元时变 SJC copula 函数

$$C_{SJC}(u, v; \tau^U, \tau^L) = 0.5[C_{JC}(u, v; \tau^U, \tau^L) + C_{JC}[1 - u, 1 - v; \tau^U, \tau^L] + u + v - 1] \quad (9)$$

式中： $C_{JC} = 1 - (\{[1 - (1 - u)^\kappa]^{-\gamma} + [1 - (1 - v)^\kappa]^{-\gamma} - 1\}^{-\frac{1}{\gamma}})^{\frac{1}{\kappa}}$ 。

2.3 Copula 模型的评价

为了检验模型的拟合效果,判断该模型是否能够描述变量间的相关关系,将极大似然值、赤池信息准则(AIC)、欧式距离等方法作为 Copula 模型拟合优度的评价指标。首先计算极大似然函数值和 AIC 值,如式(10)所示。其中 LLF 表示对数似然函数, k 表示 Copula 模型中参数的个数。然后计算经验 Copula 函数和拟合 Copula 函数之间的欧式距离。最后通过比较三者数值的大小选择最优的 Copula 模型。AIC 值越小,拟合效果越好;欧式距离越小,拟合度越高;极大似然函数值越小,对应的

Copula 模型越合适。

$$AIC = 2k - 2 \times LLF \tag{10}$$

2.4 Copula 模型的相关性度量

对 Copula 模型的相关性度量分为以下两个部分:基于 Copula 模型的秩相关度量和尾部相关性度量。秩相关度量包括 Kendall 秩相关系数和 Spearman 秩相关系数,它是考察两个时间序列变化趋势是否一致的相关性度量指标。尾部相关系数包括上尾相关系数和下尾相关系数,表示一个变量出现极值时另一个变量也出现极值的概率,其对应的表达式见表 1。表 1 中函数 $K(\cdot)$ 是 logistic 转换函数,定义 $K(\cdot) \equiv \frac{1}{1 + e^{-x}}$,该函数是为了保证上尾相关系数和下尾相关系数始终在(0,1)的范围内。

表 1 常相关 Copula 模型的上尾相关系数和下尾相关系数表达式

Copula 模型	上尾相关系数	下尾相关系数
Normal-Copula	0	0
t -Copula	$2t_{v-1} \left[(-\sqrt{v+1} \cdot \sqrt{1-\rho}) / \sqrt{1+\rho} \right]$	$2t_{v-1} \left[(-\sqrt{v+1} \cdot \sqrt{1-\rho}) / \sqrt{1+\rho} \right]$
Gumbel-Copula	$2 - 2^{1/\alpha}$	0
Clayton-Copula	0	$2^{-1/\alpha}$
Frank-Copula	0	0
SJC-Copula	$2 - 2^{1/\kappa}$	$2^{-1/\gamma}$
时变 Normal-Copula	0	0
时变 SJC-Copula	$K\left(\omega_U + \beta_U \tau_{t-1}^U + \alpha_U \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_{t-i} - v_{t-i} \right)$	$K\left(\omega_L + \beta_U \tau_{t-1}^L + \alpha_L \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_{t-i} - v_{t-i} \right)$

3 股票市场和原油市场相关性的实证研究

3.1 数据选取和统计性描述

选取 NASDAQ 股指的每日收盘价作为股票市场的代表性指标,WTI 原油的每日价格作为原油市场的代表性指标,样本时间段为 2000 年 8 月 23 日至 2021 年 2 月 19 日,共有 5 155 组数据。数据来自 www.yahoo.com。将价格 $\{p_t\}$ 定义为每日股指的收盘价,将收益率定义为 $R_t = \ln \frac{p_t}{p_{t-1}} \times 100\%$ 。对 NASDAQ 和 WTI 收益率序列进行描述性分析。从表 2 可以发现,两个收益率序列的均值大于 0,偏度小于零,并且峰值远大于 3。与标准正态分布相比,收益率序列都表现出左偏、尖峰、厚尾的分布特征。由 JB 统计量和相应的 P 值可知,NASDAQ 和 WTI 收益率序列均拒绝服从正态分布的假设。图 1 为收益率的时序图,两个序列具有明显的波动聚集特性,即大的波动之后跟随着大的波动。

3.2 GARCH 边缘分布模型的构建

首先采用 ADF 单位根检验方法对收益率序列进行平稳性检验,结果表明两个序列均是平稳的。

然后对收益率序列进行自相关检验,发现存在序列自相关。因此,在均值方程中加入 ARMA 项,并且在此基础上对两个序列的残差项进行 ARCH-LM 检验,发现 F 统计量和 LM 统计量对应的 P 值均小于 0.05,即序列具有条件异方差特性。所以采用 GARCH 模型描述 NASDAQ 和 WTI 收益率序列的边缘分布是合理的。经过多次尝试, GARCH(1, 1)- t 模型拟合 NASDAQ 和 WTI 收益率序列的边缘分布效果最好,采用极大似然估计法对模型进行估计,结果见表 3。

表 2 NASDAQ 和 WTI 收益率序列的描述性统计量

指标	NASDAQ	WTI
均值	0.008 385	0.011 921
中位数	0.018 241	0.084 166
最大值	13.254 64	31.963 37
最小值	-13.149 15	-60.167 58
标准差	1.536 875	2.747 478
偏度	-0.079 624	-1.968 048
峰值	10.161 64	62.391 90
JB 统计量	11 017.63.	760 688.2
P 值	0.000 000	0.000 000

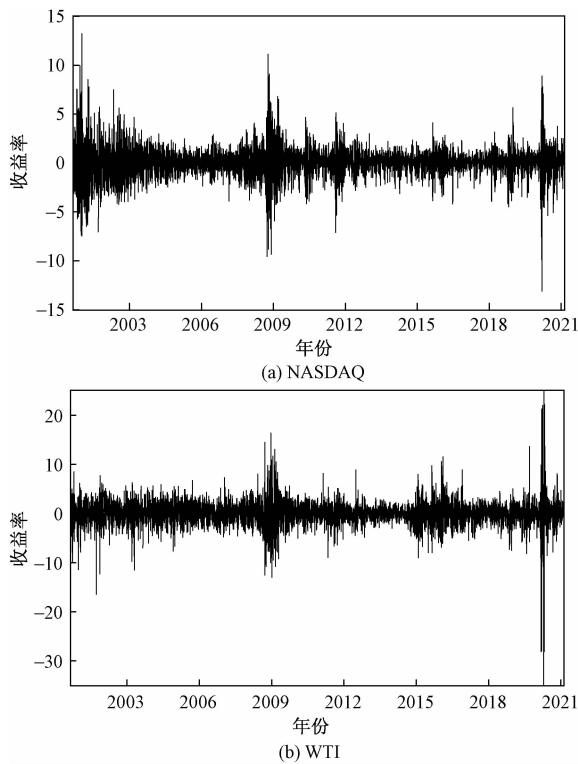


图 1 NASDAQ 和 WTI 收益率的时序图

表 3 边缘分布的参数估计和检验结果

样本	NASDAQ	WTI
μ	0.103 567** (0.011 845)	0.070 360 * (0.025 474)
AR(1)	0.757 379** (0.101 375)	-0.347 313** (0.032 517)
AR(2)	—	0.579 878** (0.038 728)
AR(3)	—	-0.278 213** (0.040 363)
AR(4)	—	-0.902 929** (0.033 146)
MA(1)	-0.791 824** (0.093 607)	0.343 083** (0.031 244)
MA(2)	—	-0.588 674** (0.037 155)
MA(3)	—	0.279 382** (0.038 801)
MA(4)	—	0.911 802** (0.031 842)
ω	0.018 201** (0.003 962)	0.085 324** (0.017 844)
α_1	0.106 746** (0.009 784)	0.085 242** (0.008 428)
β_1	0.889 086** (0.009 391)	0.901 056** (0.009 172)
ν	7.208 793** (0.736 675)	7.455 928** (0.612 585)
Q(20)	20.991	9.667 8
TR ²	15.450 08	16.618 62
似然函数值	-8 166.288	-11 137.00
K-S 统计值	0.009 0	0.009 2
K-S 概率值	0.791 376	0.764 577

注:括号中的数值为标准差;*表示在 0.01 水平上显著;**表示在 0.001 水平上显著。

表 3 中的待估参数均通过了显著性检验。根据以上数据可以得到各个拟合模型的标准化残差序列。首先对残差序列做 Ljung Box 检验,得到的 Q 统计量说明了该序列和平方序列均不存在自相关,即变换后的各个序列是独立的。接着对残差序列做 ARCH-LM 检验,得到的检验统计量 TR^2 表明该序列均不存在异方差性。然后对标准化残差序列做概率积分变化,得到新的序列,并且对新序列进行 K-S 检验,检验变换后的序列是否服从(0, 1)上的均匀分布。表 3 中的 K-S 概率值均大于 0.1,则概率积分变化后的新序列服从(0,1)上的均匀分布。所以采用以上 GARCH(1,1)- t 模型拟合 NASDAQ 和 WTI 收益率序列的条件边缘分布是合理的。最后分别画出残差序列的分布和对应 t 分布的分位数对比图(Q-Q 图),如图 2 所示。该分位数图直观地表明了采用上述模型拟合边缘分布的效果良好。

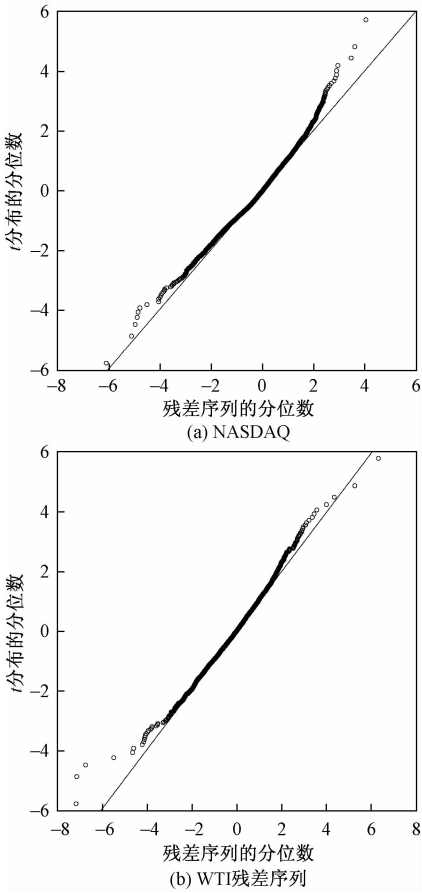


图 2 条件边缘分布模型的拟合度 Q-Q 图

另外自由度 ν 和 t 分布与尾部形状密切相关。通过表 3 估计的参数可以发现,NASDAQ 收益率序列的自由度比 WTI 收益率序列的自由度小,则 NASDAQ 收益率序列具有更大的尾部,其收益率

出现极端值的概率比 WTI 收益率序列出现极端值的概率大。

3.3 常相关 Copula 函数的选取与模型估计

对以上边缘分布模型的标准化残差进行概率积分变换可以得到新序列,分别采用二元 Normal-

Copula 函数、*t*-Copula 函数、Gumbel-Copula 函数、Clayton-Copula 函数、Frank-Copula 函数和 SJC-Copula 函数描述新序列之间的相关结构。采用极大似然估计法估计 Copula 函数的参数,结果见表 4。

表 4 常相关 Copula 模型的相关参数估计值

参数	Normal-Copula	<i>t</i> -Copula	Gumbel-Copula	Clayton-Copula	Frank-Copula	SJC-Copula
参数值	0.159 3	0.166 6	1.098 5	0.209 6	1.037	0.001 5 0.084 6
似然函数值	-66.161 6	-93.037 6	-51.557 4	-78.561 0	-70.853 3	-83.238 6
$\lambda^{up}(\lambda^{lo})$	0 (0)	0.019 5 (0.019 5)	0.122 1 (0)	0 (0.036 6)	0 (0)	0.084 6 (0.001 5)
Kendall 秩相关系数	0.101 8	0.109 4	0.089 6	0.094 8	0.114 0	—
Spearman 秩相关系数	0.152 3	0.161 6	0.133 7	0.141 9	0.170 4	—
AIC	-132.322 9	-186.074 5	-103.114 3	-157.121 6	-141.706 4	-166.476 5
欧式距离	0.058 3	0.039 7	0.166 0	0.084 3	0.062 3	0.043 7

从表 4 中可以发现,Gumbel-Copula 模型的欧式距离、极大似然值和 AIC 值均是最大的,即拟合效果最差,其次是 Clayton-Copula 模型。由于这两个模型可以较好地描述不对称的尾部相关性,所以 NASDAQ 和 WTI 收益率序列的相关关系具有一定的对称性。同时,结合上述模型评价指标可以看出,*t*-Copula 模型的拟合效果最好,并且优于 Normal-Copula 模型,这说明两个收益率序列具有较厚的尾部。*t*-Copula 模型的相关性度量指标的数值均大于零,则 NASDAQ 和 WTI 收益率序列之间具有正相关的关系,WTI 原油价格上升会导致 NASDAQ 股价上涨,NASDAQ 股价下跌会导致 WTI 原油价格降低。由于尾部相关性大于零,所以其中一个市场的价格飙升或者骤降会对另一个市场产生影响。图 3 为二元 *t*-Copula 函数的分布函数图和密度函数图。

SJC-Copula 模型中的上尾相关系数略大于下尾相关系数,说明 NASDAQ 和 WTI 收益率序列的相关关系中存在略微的不对称性。以上常相关 Copula 模型只是描述变量间的静态相关关系,由于金融市场之间的相关关系具有一定的时变性,所以接下来采用时变相关的 Copula 模型研究股票市场和原油市场之间的动态相关性。

3.4 时变相关的 Copula 模型的参数估计

基于 GARCH 边缘分布模型的拟合结果,构建时变相关的 Normal-Copula 模型和时变相关的 SJC-Copula 模型。模型的相关参数见表 5。

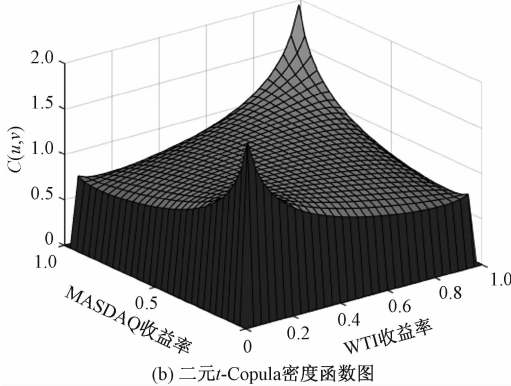
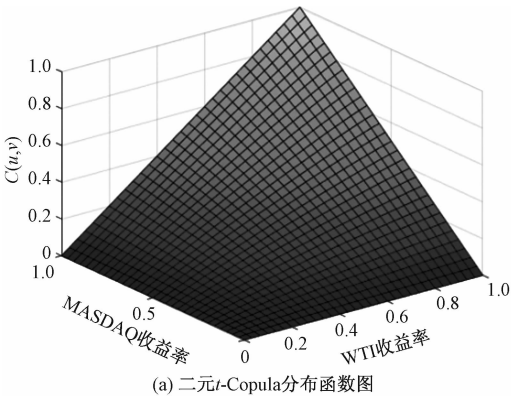


图 3 二元 *t*-Copula 函数的分布函数图和密度函数图

观察时变相关的 Normal-Copula 模型的参数可以发现:持续性参数 β 几乎接近零,这说明 *t*-1 时刻的参数值 β_{t-1} 对 *t* 时刻的参数值 β_t 没有显著的影响;外生变量参数 α 较大说明收益率序列之间的相关系数容易受到外生变量的影响。

表 5 时变相关的 Copula 模型的相关参数估计值

参数	时变相关的 Normal-Copula 模型	时变相关的 SJC-Copula 模型
ω	0.005 0	1.692 4(τ_U) 2.137 8(τ_L)
β	0.092 94	-15.010 8(τ_U) -23.158 7(τ_L)
α	1.947 5	-1.188 3(τ_U) 0.551 5(τ_L)
极大似然值	-129.289 4	-167.793 1
AIC	-258.576 4	-335.585 0

对于时变相关的 SJC-Copula 模型而言,参数值 β_L 明显小于 β_U 表明相比上尾参数, $t-1$ 时刻的下尾参数值 λ_{t-1}^L 不太容易受到 t 时刻的下尾参数值 λ_t^L 的影响。由于上尾相关系数 λ^U 小于下尾相关系数 λ^L ,对于 NASDAQ 和 WTI 收益率序列来说,价格上涨比价格下跌所带来的相关性低,即 WTI 油价上

涨对 NASDAQ 股票价格的影响小于油价下跌对股市的影响,这与利空对市场的冲击大于利好对市场的冲击的事实相符。

对比表 5 中的两个模型可以发现,NASDAQ 和 WTI 收益率序列存在正的相关性。动态模型相关系数的一阶滞后项拟合系数 β 都为不为零,这意味着两个序列的相关关系具有一定的持续性。时变相关的 SJC-Copula 模型对应的 AIC 值和极大似然值较小,所以采用该模型拟合 NASDAQ 和 WTI 收益率序列的相关关系的效果较好。

比较表 4 和表 5 中的 AIC 值可以发现时变相关的 Copula 模型的拟合度优于静态的 Copula 模型,即采用动态 Copula 模型能更好地描述该序列之间的相关性。根据时变相关的 Normal-Copula 和 SJC-Copula 模型相关参数绘制时变图,如图 4、图 5 所示。

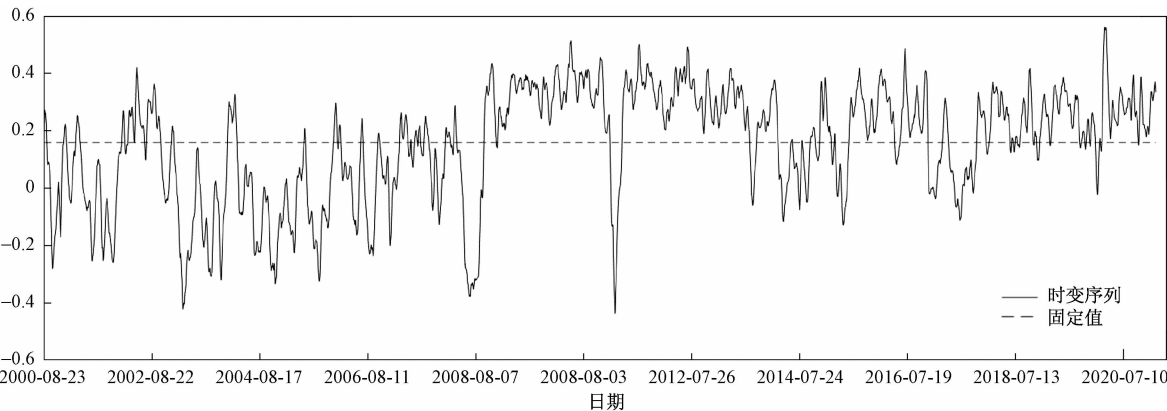
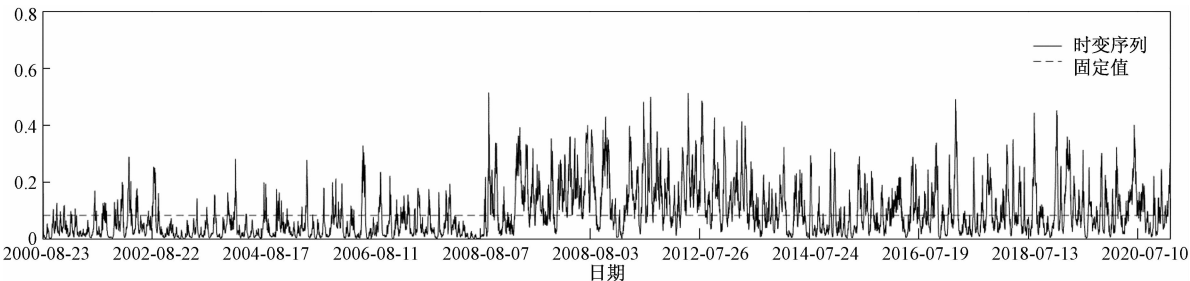
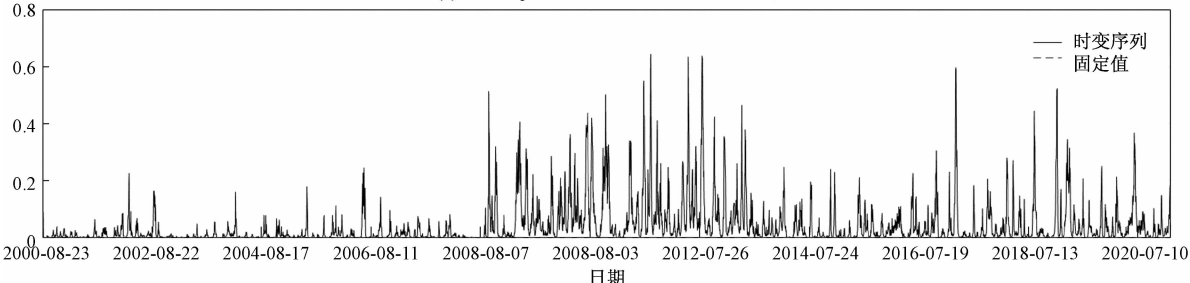


图 4 常相关和时变相关的 SJC-Copula 函数相关参数的时变图



(a) SJC-Copula函数下尾相关系数波动曲线



(b) SJC-Copula函数上尾相关系数波动曲线

图 5 时变相关的 SJC-Copula 函数相关参数的时变图

由图 4 可知, NASDAQ 和 WTI 收益率序列的相关关系具有一定的时变性, 围绕着某一固定值上下波动, 并且总体上呈现出增长趋势。其中在 2008 年里相关性表现为先大幅度跌至最低点, 之后又上涨并达到最大值, 出现这种大幅度波动说明了两个序列之间的关联机制变化性强, 不确定性高。究其原因, 是受到全球金融危机和美国次贷危机的影响。在金融危机发生前, 美国通货膨胀严重, 股票市场和原油市场之间存在着过剩的流动性, 导致了投机需求大量增加, 从而打破了两个市场之间的联动性, 降低了股票市场原油市场的冲击, 具体表现为两者的相关系数降低到 -0.4 左右。但随着美国次贷危机的爆发, 市场流动性急剧收紧, 股票市场中的恐慌情绪加速蔓延, 金融传染机制的跨市场风险扩散使得两个市场之间的联动效应更加明显, 相关系数增加到 0.4 的水平。之后随着美国经济的不断复苏, 原油市场所表现出的“金融属性”逐渐降低, 两个市场中的投资需求都有所减弱, 经济基础层面的传统关联机制再次显现, 表现为相关系数在较高的水平上小范围波动。

由图 5 可知, 下尾相关系数大于上尾相关系数, 意味着 NASDAQ 和 WTI 收益率之间的相关结构具有不对称性, 并且同时出现极端值下跌的可能性更大。与时变的 SJC-Copula 模型的上尾相关系数曲线相比, 下尾相关系数曲线较为稠密且波动幅度更大, 说明两个市场的相关性在市场低迷的时候更大, 下尾相关系数更容易受其他因素干扰, 表现得更加敏感。

4 结论

通过构建 Copula-GARCH 模型研究国际原油市场和美国股票市场的相关性, 基于 2000 年 8 月 23 日至 2021 年 2 月 19 日的 NASDAQ 股指和 WTI 原油价格的收益率序列进行实证分析。首先采用 GARCH(1,1)- t 模型估计各收益率序列的边缘分布, 然后构建常相关和时变相关的 Copula 模型刻画两个市场之间的静态和动态相关关系, 最后将 AIC 值、极大似然值和欧式距离作为评价指标以检验模型的拟合效果, 选择最合适的 Copula 函数。

GARCH(1,1)- t 模型可以较好地拟合具有偏斜、厚尾、尖峰等特性的 NASDAQ 收益率序列和 WTI 收益率序列的条件边缘分布。在研究静态的 Copula 模型时发现采用 t -Copula 模型描述该序列之间的相关关系时拟合效果最好。两个序列之间存在正的相关关系, 并且相关结构具有一定的对称

性, 两者的相关关系在尾部变化时表现得更明显, 即股票(原油)价格发生骤变时, 会使得原油(股票)价格在短时间内发生同样的变化。之后通过时变 Copula 函数中相关参数的变动描述两个市场之间的动态相关关系。国际原油市场和美国股票市场之间的相关关系具有一定的时变性, 时变相关的 Copula 模型比常相关 Copula 模型的拟合效果更好, 且时变相关的 SJC-Copula 模型拟合效果最优。虽然上尾相关系数和下尾相关系数的走势大体相同, 但是下尾相关系数大于上尾相关系数, 说明价格同时出现极端下跌的可能性更大, 即一个市场的价格下跌对另一个市场的影响大于价格上涨对另一个市场的影响。动态尾部的研究对于金融市场的风险管理具有指导意义, 有助于市场监管部门认清市场走向, 当出现下尾相关系数大于上尾相关系数时, 提前规避风险, 降低油价波动对股市的冲击。

重点研究美国股票市场和国际原油市场之间的相关性的原因是美国股票市场和国际原油市场之间的关联特征具有代表性和典型性。由于中国长期实行平滑模式的自主石油定价机制, 在一定程度上阻碍了国内原油市场与国际原油市场的信息传导, 使得油价调整不同步, 从而导致国际原油市场与中国股票市场脱节, 相关性很低。但随着中国经济的高速发展, 工业化进程的加快, 对原油的需求量日益增加, 成品油定价和交易机制的改革以及股票市场结构的优化, 股指期货制度体系的健全, 风险监管机制的加强, 国际化的进程加快, 中国股市更加成熟和完善, 研究他国股市和国际原油市场之间的互动规律和关联机制可以给中国未来的两个市场之间的风险规划和协调发展提供很好的参考和借鉴。

参考文献

- [1] BASAK S, PAVLOVA A. A model of financialization of commodities[J]. The Journal of Finance, 2016, 71(4): 1511-1556.
- [2] HAMILTON J D. Oil and the macroeconomy since World War II[J]. Journal of Political Economy, 1983, 2(91): 228-248.
- [3] CINER C. Energy shocks and financial markets: Nonlinear linkages[J]. Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics, 2001, 5(3): 203-212.
- [4] NGUYEN C C, BHATTI M I. Copula model dependency between oil prices and stock markets: Evidence from China and Vietnam[J]. Journal of International Financial Markets Institutions & Money, 2012, 22(4): 758-773.

[5] CONRAD C, LOCH K, RITTLER D. On the macroeconomic determinants of long-term volatilities and correlations in U. S. stock and crude oil markets[J]. Journal of Empirical Finance, 2012, 29: 26—40.

[6] JAMMAZI R, ALOUI C. Wavelet decomposition and regime shifts: assessing the effects of crude oil shocks on stock market returns[J]. Energy Policy, 2010, 38(3): 1415—1435.

[7] 诸葛尚琦, 郝项超. 国内外石油价格冲击与中国股票市场[J]. 中国物价, 2009(6): 41—44.

[8] 朱小能, 袁经发. 去伪存真: 油价趋势与股票市场——来自“一带一路”35 国的经验证据[J]. 金融研究, 2019(9): 131—150.

[9] 金洪飞, 金莹. 石油价格与股票市场的溢出效应——基于中美数据的比较分析[J]. 金融研究, 2008(2): 83—97.

Research on the Correlation between Crude Oil Market and Stock Market
Based on Copula-GARCH Model

SONG Xue-lian

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

Abstract: As the linkage between the crude oil market and the stock market is increasing, studying the correlation characteristics between the two markets and analyzing the impact of crude oil price fluctuations on the stock market will help avoid risks and ensure sustained and stable economic growth. The Copula-GARCH model is used to empirically analyze the return sequence of WTI crude oil price and the return sequence of NASDAQ stock index. The results show that the GARCH(1,1)-*t* model fits the conditional marginal distribution of the two sequences best and the time-varying SJC Copula model can better describe the correlation between the two markets than the often correlated Copula model. There is a positive correlation between the two return rate series, the correlation is time-varying, and the correlation structure has a certain asymmetry. The upper-tail correlation coefficient is smaller than the lower-tail correlation coefficient, that is, the possibility of extreme price drops in the two markets at the same time Bigger. This provides a certain reference basis for risk management in China's financial market and avoiding the impact of oil price fluctuations on the stock market.

Key words: Copula-GARCH model; crude oil market; stock market; correlation