

新冠肺炎疫情背景下中美股市收益率波动分析——基于 GARCH 族模型

1 引言

随着全球化进程的不断加快，各国之间从政治、经济到文化、生态方方面面的联系都愈发紧密，特别是身处日新月异的 21 世纪，各国之间的相互影响和信息传递往往更加迅速而及时。而今，任何一个国家如果遭遇突发性社会事件或公共事件，其他国家都无法独善其身，事件本身的规模越大，这种影响也越深远。2020 年，新冠肺炎疫情在我国爆发，为了打赢这场抗疫战，全国上下都不得不做出了全面停工停产的巨大牺牲，一时间，国家整体经济情况遭受重创，这也反映到股票市场上的剧烈波动，而伴随着疫情的有效控制，全国经济回暖，股票市场因疫情影响产生的波动也逐渐放缓。美国国内疫情爆发晚于我国，但却因为政府的不作为导致疫情愈演愈烈，尽管美国并未采取任何停摆经济的措施，但其股票市场依旧不可避免地被殃及。

为了探究新冠肺炎疫情背景下中美两国股票市场的波动情况，本文选取了沪深 300 指数日收盘价和道琼斯指数日收盘价来分别反映中国（大陆）和美国股票市场整体行情，并通过差分得到其对数收益率序列。以疫情爆发的时间点为本文研究的时间分割点，进一步得到疫情前后中美股指收益率序列，在了解序列数据的基本统计特征和绘制时序图之后，经过一系列检验，最终拟合 GARCH 族模型来描绘序列的具体波动特征，并结合实事背景分析疫情对两国股票市场波动的影响。

2 文献综述

在新冠肺炎疫情爆发期间，国内很多学者针对此次事件的冲击分析了我国经济所遭受的影响。钟震 (2020) 研究了疫情对中小银行的影响^[1]。王伟玲 (2020) 研究了在疫情防控中数字经济的发展^[2]。余泳泽和赵成林等人 (2020) 则针对如何缓解疫情对经济社会发展的负面冲击展开讨论^[3]。

针对股票市场收益率的波动研究，国内外学者则建立不同的模型来考察外部因素对股市波动的影响情况。吕鹏勃 (2012) 基于公司个体维度对股票收益率和波动性的动态关系展开分析 [④ 吕鹏勃 2012]。谢志超和邓翔 (2012) 采用 BEKK 模型研究了金融危机前后美国股市、货币市场、汇市与我国股市之间的波动溢出效应^[4]。熊珺 (2014) 构建 GARCH(1,1) 以研究上证 A 股指数日收益率的波动性影响^[5]。林艳丽 (2014) 和张志芹等人 (2012) 分别在股票收益率波动分析中运用了 ARCH 和 EGARCH 模型^{[6][7]}。倪威等 (2017) 在对我国体育产业板块股价收益率的波动分析中也建立了 GARCH 族模型^[8]。戴雯 (2018) 通过构建 ARMA-GARCH 模型族对 ST 类股票收益率进行波动分析^[9]。Tai(2006) 利用多元 MGARCH-M 模型研究了在亚洲大部分新兴股市实行市场化前后市场的波动性^[10]。Alsalman 和 Zeina 使用双变量 GARCH-VAR 模型来检验油价不确定性在总体和行业水平上对美国实际股票收益的影响^[11]。

3 基本统计描述

3.1 数据来源及选取

本文中有关新冠肺炎疫情的数据来源于美国约翰斯·霍普金斯大学系统科学与工程中心 (JHUCSSE) 发布的 2019 年新型冠状病毒可视化仪表盘的数据库。与美国疾控中心和媒体每天发布一次疫情数据相比, 约翰·霍普金斯大学的数据基本实现了实时更新, 这得益于人工采集和自动更新相结合的方式。其中, 本文所需要的数据包括中国 (大陆) 和美国的累计确诊、累计死亡和累计治愈人数。其他股指数据来源于英为财经网 (<https://cn.investing.com/>), 该网站提供超十种金融产品的实时行情报价, 并且可以选取相应时间范围直接下载所需数据, 十分便捷。

在数据的选取上, 本文需要能反映某个股票市场整体行情的数据。对于中国大陆股票市场而言, 沪深两市均有独立的综合指数和成份股指数, 但不足以反映整体趋势, 而沪深 300 指数 (CSI300) 选择了跨市场的指数样本, 且涵盖了大部分流通市值, 故能够成为反映两大市场大局走势的典型代表。在美股市场, 作为世界上历史最悠久的股指, 道琼斯指数 (DJI) 占纽约证券交易所总股票价值的 80% 以上, 且在选股时考虑了市场价值、流动性和行业代表性等因素。因此, 本文选定沪深 300 指数和道琼斯指数作为反映中国大陆和美国的股票市场行情的代表。

3.2 中美股指数据预处理

鉴于新冠肺炎疫情的持续时间长, 且需要排除其他突发重大事件的影响, 因此样本数据的时间区间跨度不宜过长。本文选取的中美股指日收盘价数据的时间范围为 2019 年 1 月 2 日至 2020 年 12 月 31 日, 其中 2020 年 1 月 22 日为疫情统计数据的起点, 也即分析股指数据变化的分水岭。考虑到中美股票市场的交易日存在少许差异, 故首先需要对数据处理使得交易日同步。在金融数据的预处理中, 为了消除指数的不平稳性, 通常对日收盘价数据进行对数差分建立对数收益率 r_t 序列, 该过程可表示为:

$$r_t = \ln R_t - \ln R_{t-1}$$

其中, R_t 为第 t 期收盘价, R_{t-1} 为第 $t-1$ 期收盘价。对数据的预处理完成后, 便可对股指收益率序列展开实证分析。

3.3 描述性分析

3.3.1 疫情发展阶段划分

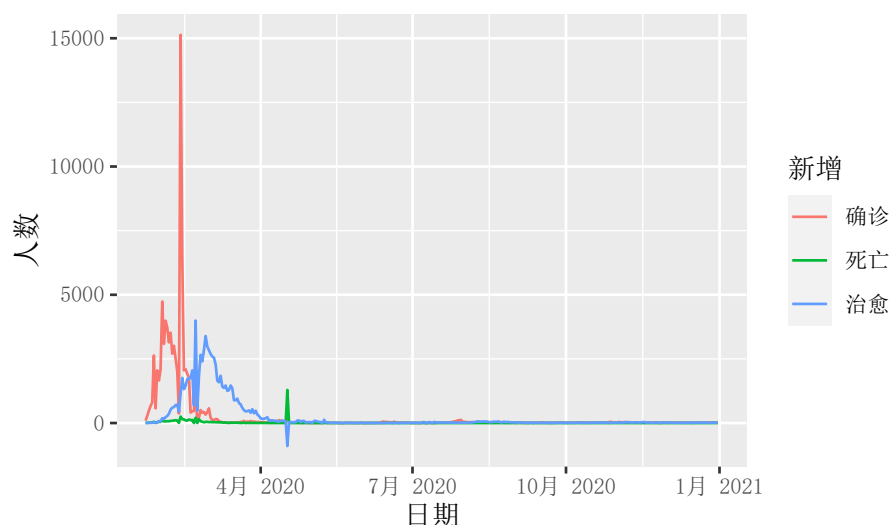


图 1 中国大陆疫情趋势图

上图为我国疫情趋势图。新冠肺炎疫情首先于我国爆发，确诊人数从 1 月下旬开始呈攀升态势，并在 2 月中旬达到峰值，随后逐渐下降直至趋于零。治愈人数也在 3 月初达到峰值，而后随着确诊人数存量的减少也逐步递减。可以看到，我国疫情在短期内得到有效控制，且未出现反弹现象。

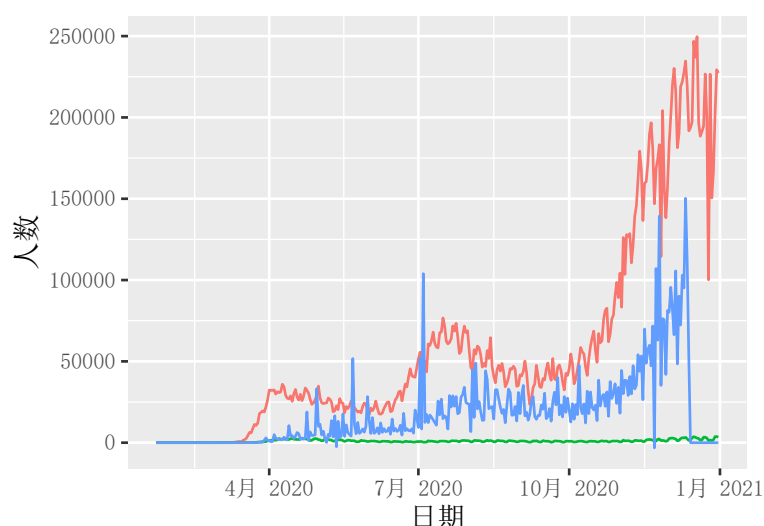


图 2 美国疫情趋势图

上图为美国疫情趋势图。美国的疫情爆发于 3 月中旬，由于美国政府没有给予足够的重视，并未采取果断的应对措施，导致确诊人数呈现出一发不可收拾的持续上升态势。即便治愈人数也呈递增趋势，但远不及其确诊人数的增长速度。当前，美国已成为全世界疫情最严重的国家，且尚无可控的迹象。

由此，本文将 2020 年 1 月 22 日作为研究的时间分割点，探讨新冠疫情爆发前后中美股市收益率的波动情况。

3.3.2 基本统计特征

首先对经预处理所得的中美股指对数收益率数据的基本统计特征进行简单描述，将疫情爆发前的沪深 300 指数和道琼斯指数收益率数据分别标记为 LRCSI0、LRDJI0，疫情爆发后的数据分别标记为 LRCSI1、LRDJI1，基本指标如下表所示：

表 1 基本统计特征描述

统计量	LRCSI0	LRDJI0	LRCSI1	LRDJI1
最小值	-0.0602	-0.0309	-0.0821	-0.1384
最大值	0.0578	0.0324	0.0743	0.1076
均值	0.0013	0.0009	0.0011	0.0002
中位数	0.0004	0.0011	0.0016	0.0015
标准差	0.0124	0.0079	0.0152	0.0247
偏度	0.0823	-0.7874	-0.6214	-0.7759
峰度	3.9889	3.6298	6.0502	7.8006

从表中可以看出，尽管在疫情爆发前后两个指数的收益率均值均为正，但都表现出不同程度的减少，而收益率的标准差明显高于均值，说明收益率序列的波动幅度较大。从偏度和峰度来看，沪深 300 指数收益率在疫情前表现为右偏，疫情后变为左偏；两股指收益率峰度均不等于 3，序列表现出尖峰厚尾的分布特征。对比疫情爆发前后的标准差大小，其增长显示出波动幅度的进一步增大，道琼斯指数的收益率序列在这一点上表现得尤为明显，足以表明新冠肺炎疫情对两国股票市场产生了不同程度的冲击。

4 时序图及序列检验

4.1 时序图

分别作沪深 300 指数和道琼斯指数的日收盘价和对数收益率时间序列图，以便更加直观地观察数据的波动情况。得到结果如下所示：

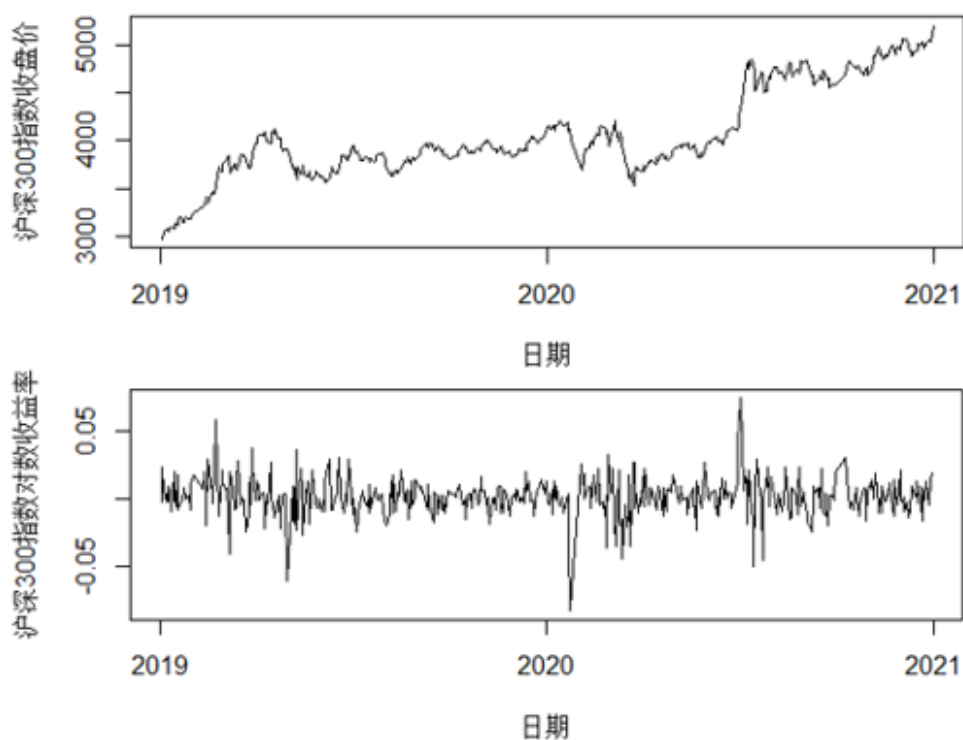


图 3 沪深 300 指数收盘价与对数收益率时序图

上图为沪深 300 指数收盘价与对数收益率时序图。可以看到，在 2020 年开年不久，受到疫情爆发致全国生产活动被迫停摆的影响，股票市场的收盘价和收益率均出现下行。而随着疫情得到控制和全国范围内的复工复产，经济逐步复苏，股票市场也开始回暖。

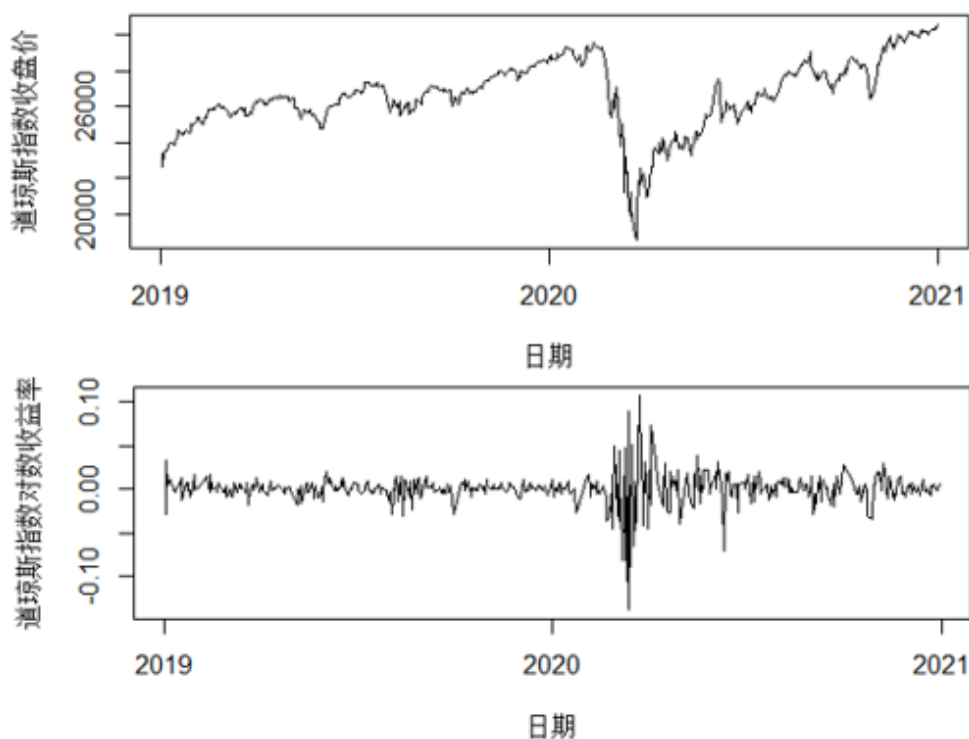


图 4 道琼斯指数收盘价与对数收益率时序图

上图为道琼斯指数收盘价与对数收益率时序图。美国国内疫情爆发时间晚于我国，道琼斯指数收盘价在疫情爆发时出现了大幅下滑，收益率也在疫情初期呈

现出剧烈震荡的形势，说明美国股票市场同样遭受了疫情带来的沉重打击。尽管美国疫情尚未得到有效控制，但由于美国并未采取长时间大范围的停工措施，因而伴随着疫情的持续发展，股票市场的波动也逐渐趋缓。

4.2 平稳性检验

在了解了两个股票指数收益率序列的基本特性后，还需要对数据进行平稳性检验。这里采用的平稳性单位根检验方法为 ADF(Augmented Dickey-Fuller) 检验，其原理是，对任一 AR(p) 过程 $x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \cdots + \phi_p x_{t-p}$ ，若序列平稳，则 $\phi_1 + \phi_2 + \cdots + \phi_p < 1$ ；若序列非平稳，则至少存在一个单位根使得 $\phi_1 + \phi_2 + \cdots + \phi_p = 1$ ，因此考察序列的平稳性可以看回归系数之和是否等于 1。分别对疫情爆发前后两个阶段的沪深 300 指数和道琼斯指数的收益率序列进行 ADF 检验，结果见下表：

表 2 检验结果

	ADF 检验	结论
LRCSI0	-5.6164(0.01)	平稳
LRDJI0	-5.5523(0.01)	平稳
LRCSI1	-5.9728(0.01)	平稳
LRDJI1	-4.9883(0.01)	平稳

检验结果显示，在默认的 5% 的显著性水平下，四个收益率序列的 p 值均小于 0.05，表明各时间序列数据均为平稳序列。

4.3 自相关检验

接下来对收益率序列进行自相关检验，以充分提取序列中蕴藏的信息。同样分别对疫情爆发前后的沪深 300 指数和道琼斯指数收益率序列作自相关图和偏自相关图，结果如下：

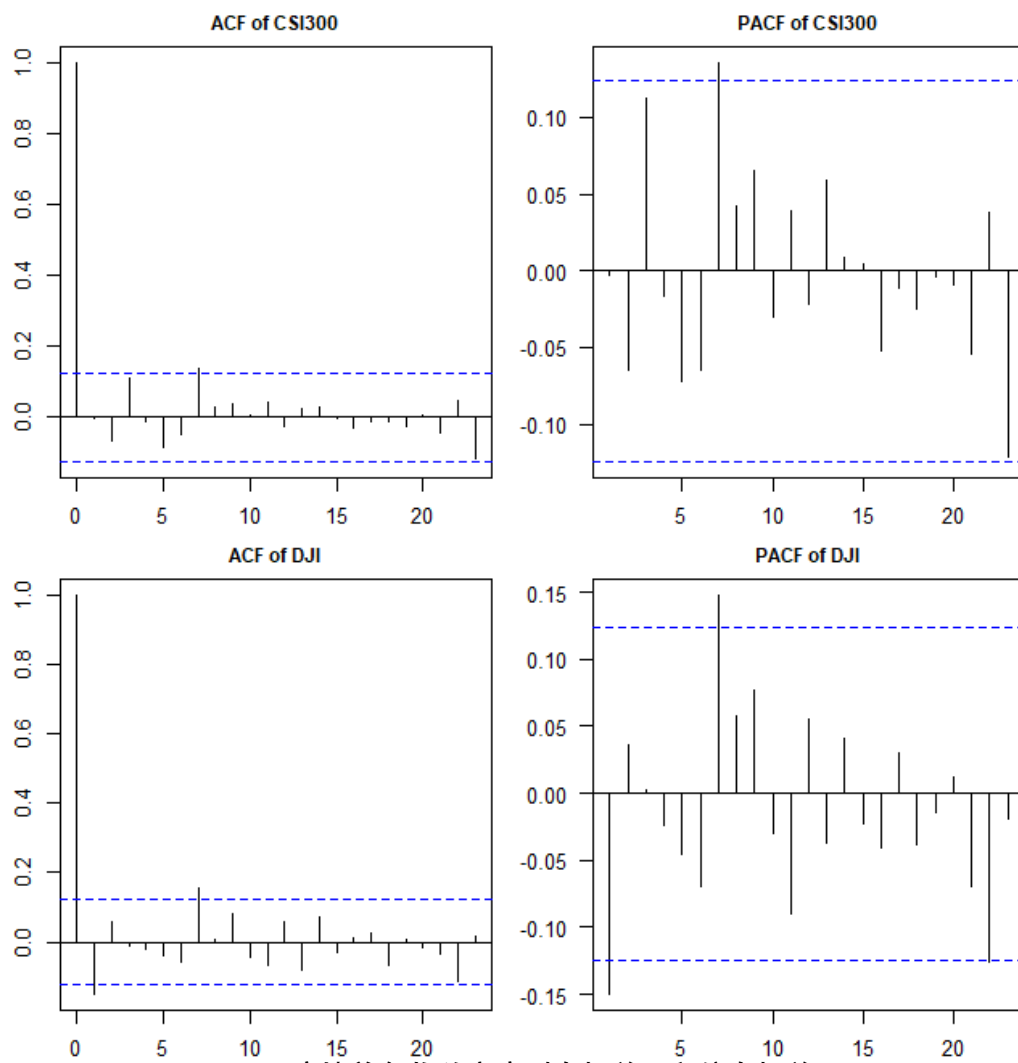


图 5 疫情前各收益率序列自相关图和偏自相关图

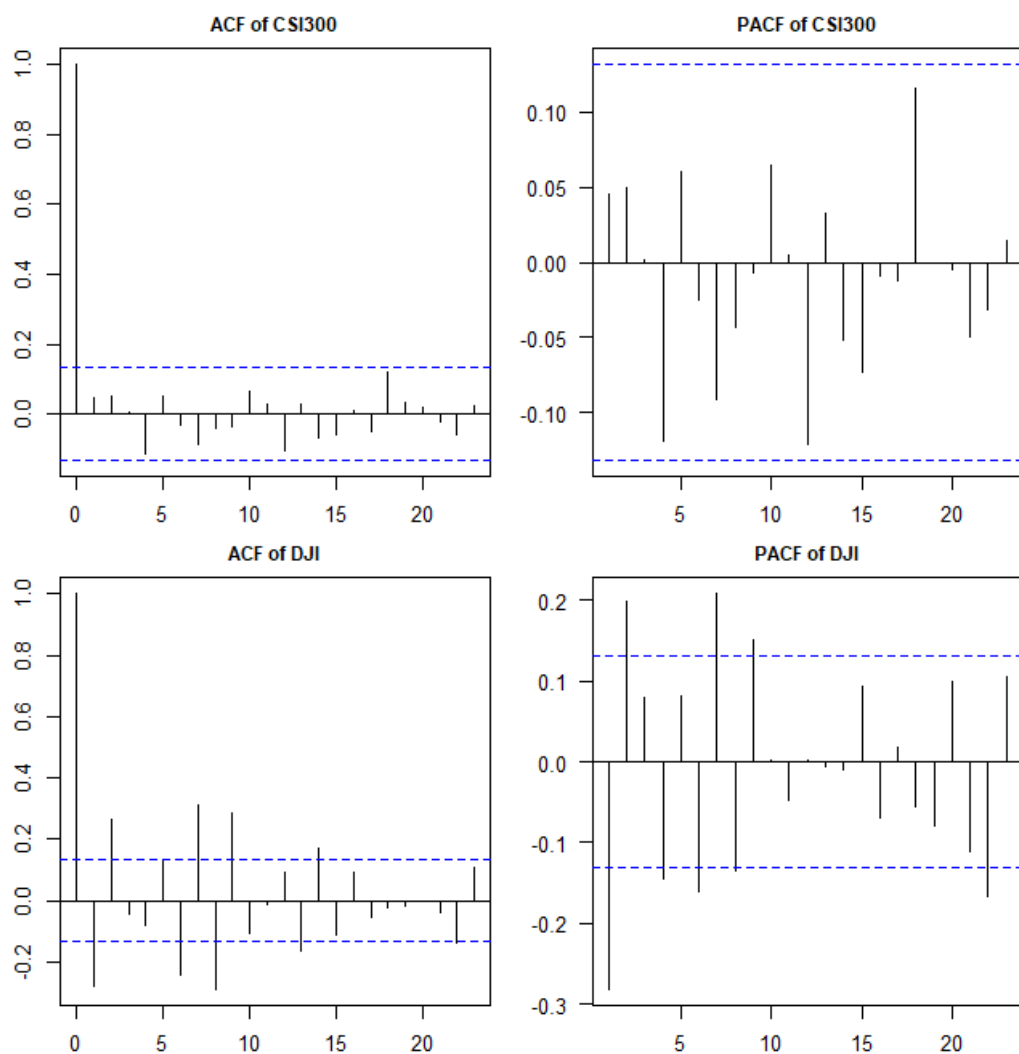


图 6 疫情后各收益率序列自相关图和偏自相关图

可以看到，疫情前后各收益率序列的自相关和偏自相关图均显示不截尾，说明各序列存在较强的自相关性，故可以进一步对其拟合 $ARMA(p,q)$ 模型。

4.4 ARMA 模型定阶

利用 R 软件 forecast 包的 auto.arima 函数并结合自相关图和偏自相关图对各收益率序列定阶，使用最小信息量准则即 AIC(Akaike information criterion) 准则考察模型的优劣，最终拟合各 ARMA 模型的最佳阶数如下表所示：

表 3 ARMA 模型定阶结果

	LRCSI0	LRDJI0	LRCSI1	LRDJI1
p	1	1	2	0
q	1	0	2	2
AIC	-1480.79	-1706.2	-1229.38	-1036.73

由系统给定的模型系数得到各拟合模型，疫情爆发前的沪深 300 指数和道琼斯指数对数收益率序列 ARMA 模型分别为

$$x_t = 0.0013 - 0.8794x_{t-1} + \epsilon_t + 0.9451\epsilon_{t-1}$$

$$x_t = 0.0009 - 0.1579x_{t-1} + \epsilon_t$$

疫情爆发后的沪深 300 指数和道琼斯指数对数收益率序列 ARMA 模型分别为

$$x_t = 0.0011 - 0.0100x_{t-1} - 0.8561x_{t-2} + \epsilon_t + 0.0377\epsilon_{t-1} + 1.0000\epsilon_{t-2}$$

$$x_t = 0.0001 + \epsilon_t - 0.2102\epsilon_{t-1} + 0.2815\epsilon_{t-2}$$

4.5 残差序列白噪声检验

确定了模型的口径后，还需要对模型的显著性进行检验。如果模型是显著的，则表明提取的序列信息是充分有效的，即拟合的残差序列中将不存在相关信息，因此模型的显著性检验也即残差序列的白噪声检验。本文使用 Ljung-Box 统计量来检验各序列残差的纯随机性，并绘制延迟 6 阶的 p 值序列图如下：

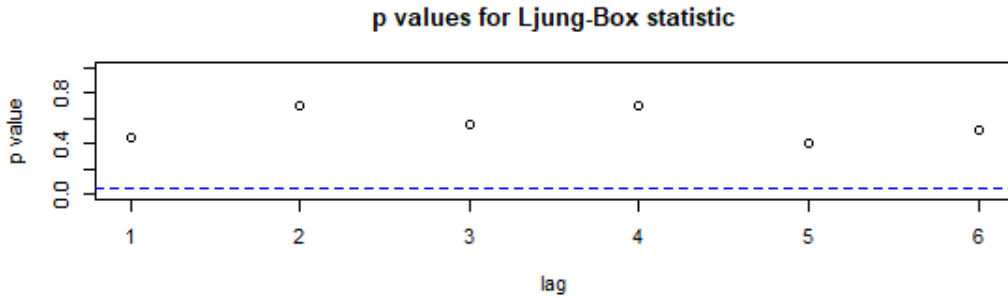


图 7 疫情前沪深 300 指数收益率残差序列 p 值

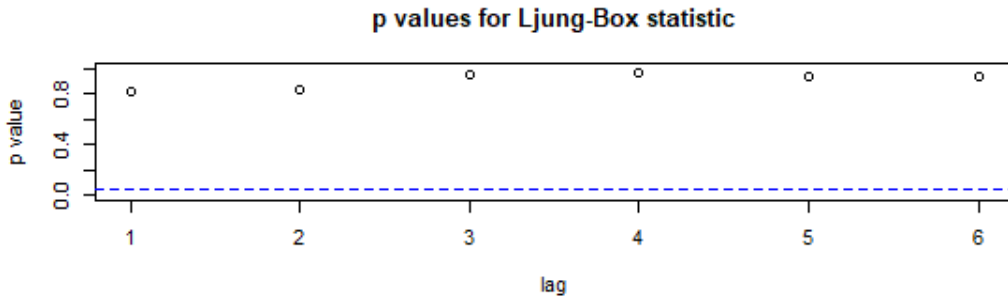


图 8 疫情前道琼斯指数收益率残差序列 p 值

上图为疫情爆发前两指数对数收益率残差序列白噪声检验延迟前 6 阶的 p 值，图中 p 值均远大于显著性水平，不能拒绝残差序列为白噪声的原假设。

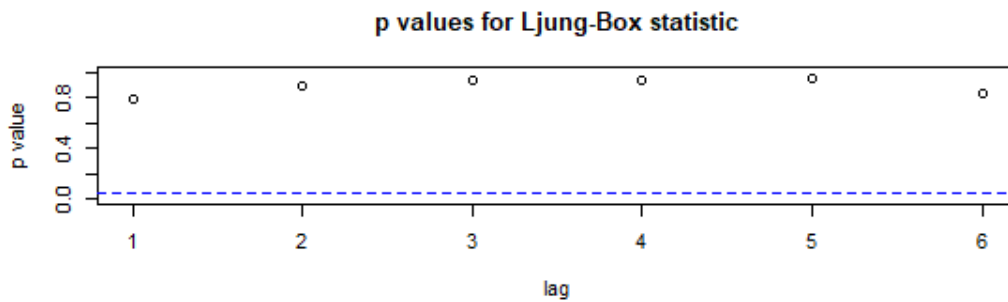


图 9 疫情后沪深 300 指数收益率残差序列 p 值

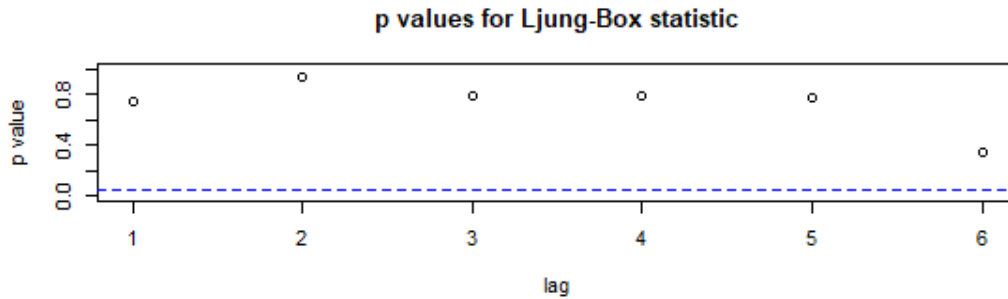


图 10 疫情后道琼斯指数收益率残差序列 p 值

上图为疫情爆发后两指数对数收益率残差序列白噪声检验延迟前 6 阶的 p 值，同样，p 值大于给定的默认显著性水平，残差序列均为白噪声。以上检验结果表明各 ARMA 模型拟合效果良好。

4.6 ARCH 效应检验

作上述各残差序列的时序图如下，不难看出，残差序列多数时候是平稳的，但在某些时段，波动会持续性偏大，表现出一定的集群效应。习惯上通常用方差来描述一个序列的波动性，而残差的集群效应显示出其方差可能是非齐性的，为此，需要对各残差序列进行 ARCH 效应检验，判断其是否存在异方差性。

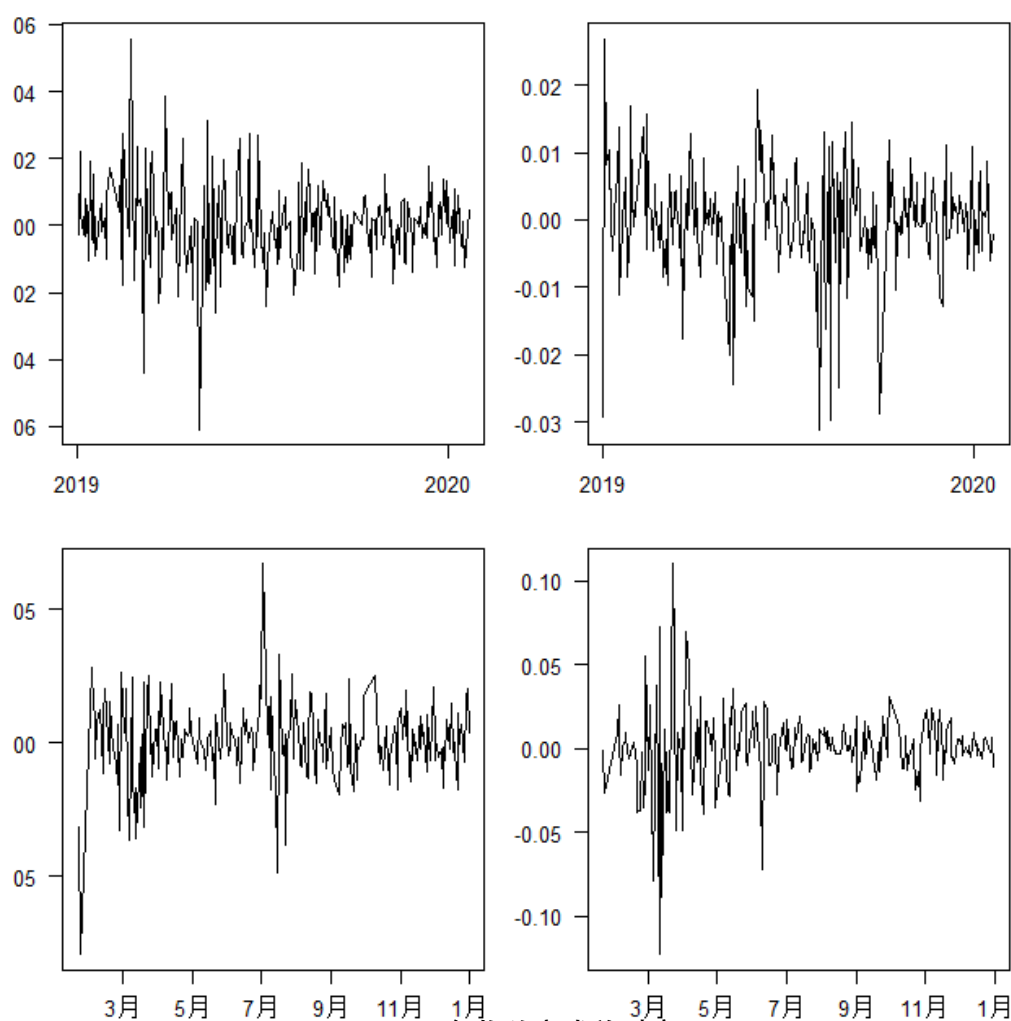


图 11 各收益率残差时序图

常用的 ARCH 检验统计方法一般有两种，分别为 Portmanteau Q 检验和格朗日乘子检验（简记为 LM 检验），此处选用 LM 检验。LM 检验的基本思想是：如果残差序列具有集群效应，且方差是非齐的，那么残差平方序列通常自相关。

表 4 ARCH 效应检验

	LRCSI0	LRDJI0	LRCSI1	LRDJI1
Q(12)	32.133	32.989	22.001	63.755
p 值	0.00132	0.00097	0.03751	0.00000

上表为各残差序列 ARCH 效应检验统计量及 p 值大小，所有 p 值均小于 0.1 的显著性水平，表明序列方差显著非齐，且残差平方序列显著自相关，故可以进一步拟合 GARCH 族模型来阐释残差序列的波动性。

5 GARCH 族模型的构建

对于存在波动聚集效应的金融时间序列数据来说，可以拟合 GARCH 族模型来刻画其波动特征。在拟合 GARCH 族模型之前，还需要先对数据进行一系列的检验。例如本文使用的沪深 300 指数和道琼斯指数差分对数收益率序列，根据研

究背景划分新冠肺炎疫情爆发的时间阶段，分别得到疫情爆发前后的两个指数的收益率序列，首先对序列进行平稳性检验，结果是各序列均平稳；其次，对序列做自相关检验，发现序列表现出较强的自相关性，并由此建立 ARMA 模型；再次，通过检验模型的残差是否为白噪声来判断模型是否显著，结果显示，各残差序列为白噪声，拟合的各 ARMA 模型均是显著的；最后，由残差的时序图猜测序列存在异方差性，并进行 ARCH 检验，检验结果表明各残差序列方差显著非齐，故而具备了进一步拟合 GARCH 族模型的所有条件。鉴于 GARCH 族模型的选择性较多，本文选取了常用的适用于收益率序列的模型来进行构建，并找到其中的最佳模型。

5.1 基于 GARCH(1,1) 模型的收益率波动影响分析

前文分析表明股指收益率序列为尖峰厚尾序列，考虑到 GARCH 模型的拟合阶数不宜过高，且 GARCH(1,1) 对金融时间序列数据的解释性较好，故此处使用最简单的 GARCH(1,1) 模型来描述疫情前后股指收益率序列的波动情况。GARCH(1,1) 的结构如下：

$$\begin{cases} r_t = \alpha_0 + a_t, a_t = \sigma_t \epsilon_t, \epsilon_t i.i.d. N(0, 1) \\ \sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 a_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 \end{cases}$$

使用 R 软件 fGarch 包的 garchFit 函数拟合 GARCH(1,1) 模型，其中可设置三种不同的条件分布，分别为正态条件分布、条件 t 分布和有偏 t 分布，在三种不同条件下对疫情爆发前后的沪深 300 指数和道琼斯指数对数收益率序列建模，统一采用常数均值作为均值模型，GARCH(1,1) 作为波动率模型。除了前文提到的 AIC 准则，此处还引入贝叶斯信息准则即 BIC(Bayesian Information Criterion) 准则来帮助选择最佳模型。不同条件分布下各拟合模型的 AIC 和 BIC 的值见下表：

表 5 三种条件分布下 GARCH 模型的 AIC 和 BIC

		LRCSI0	LRDJI0	LRCSI1	LRDJI1
正态	AIC	-6.053676	-6.897833	-5.646715	-5.357480
分布	BIC	-5.997171	-6.841327	-5.585406	-5.296171
t	AIC	-6.118286	-7.043845	-5.747231	-5.413715
分布	BIC	-6.047654	-6.973213	-5.670594	-5.337078
有偏	AIC	-6.117284	-7.046644	-5.739488	-5.418691
t 分布	BIC	-6.032526	-6.961886	-5.647524	-5.326726

对疫情前沪深 300 指数对数收益率序列建模，根据 AIC 和 BIC 准则，都选择了条件 t 分布 GARCH(1,1) 模型，模型为：

$$\begin{cases} r_t = 0.00098623 + a_t, a_t = \sigma_t \epsilon_t, \epsilon_t i.i.d. t^*(5.35) \\ \sigma_t^2 = 0.00000127 + 0.02968402 a_{t-1}^2 + 0.95759368 \sigma_{t-1}^2 \end{cases}$$

对疫情前道琼斯指数对数收益率序列建模，根据 AIC 准则，选择有偏 t 分布

GARCH(1,1) 模型；根据 BIC 准则，选择条件 t 分布 GARCH(1,1) 模型。AIC 准则确立的模型为：

$$\begin{cases} r_t = 0.000793 + a_t, a_t = \sigma_t \epsilon_t, \epsilon_t i.i.d. t^*(0.87, 3.89) \\ \sigma_t^2 = 0.0000045736 + 0.10719a_{t-1}^2 + 0.82356\sigma_{t-1}^2 \end{cases}$$

对疫情后沪深 300 指数对数收益率序列建模，根据 AIC 和 BIC 准则，都选择了条件 t 分布 GARCH(1,1) 模型，模型为：

$$\begin{cases} r_t = 0.0014522 + a_t, a_t = \sigma_t \epsilon_t, \epsilon_t i.i.d. t^*(4.5) \\ \sigma_t^2 = 0.000012502 + 0.064975a_{t-1}^2 + 0.86923\sigma_{t-1}^2 \end{cases}$$

对疫情后道琼斯指数对数收益率序列建模，根据 AIC 准则，选择有偏 t 分布 GARCH(1,1) 模型；根据 BIC 准则，选择条件 t 分布 GARCH(1,1) 模型。AIC 准则确立的模型为：

$$\begin{cases} r_t = 0.00078142 + a_t, a_t = \sigma_t \epsilon_t, \epsilon_t i.i.d. t^*(0.83, 6.29) \\ \sigma_t^2 = 0.0000076559 + 0.25757a_{t-1}^2 + 0.72999\sigma_{t-1}^2 \end{cases}$$

上述构建的 GARCH(1,1) 模型中，系数 $\beta_1 + \beta_2$ 的值均小于 1，可知各个收益率序列都满足平稳的条件，另一方面也说明新冠肺炎疫情对中美两国股市波动的影响在时间长度上是有限的。同时，对比疫情后两国股指收益率序列 GARCH(1,1) 模型的 $\beta_1 + \beta_2$ 的值，道琼斯指数收益率的模型中 $\beta_1 + \beta_2$ 的值更大，显示出美国股票市场新冠肺炎疫情的冲击的记忆期更长，即疫情对美国股市影响的减弱过程更加缓慢。

5.2 基于 EGARCH(1,1) 模型的收益率波动非对称性分析

由 Nelson 于 1991 年提出的指数 GARCH(EGARCH) 模型没有 GARCH 模型参数的非负约束，能够处理非对称扰动。为检验正、负向扰动对两国股指收益率序列的波动影响，构建 EGARCH(1,1) 模型，其结构为：

$$\begin{cases} r_t = \phi_0 + a_t, a_t = \sigma_t \epsilon_t, \epsilon_t i.i.d. N(0, 1) \\ \ln \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1(|\epsilon_{t-1}| + \gamma_1 \epsilon_{t-1}) + \beta_1 \ln \sigma_{t-1}^2 \end{cases}$$

对疫情前后沪深 300 指数和道琼斯指数对数收益率序列建立 EGARCH(1,1) 模型，模型系数如下表所示：

表 6 EGARCH(1,1) 模型系数

	LRCSI0	LRDJI0	LRCSI1	LRDJI1
phi0	0.0010159922	0.0007575083	0.001043612	0.0008747474
alpha0	-0.005936172	-0.8960369	-1.2021979	-1.4479141
alpha1	0	0.3473792	0.3473792	0.5637573
gamma1	-0.25484776	-1	0	-0.2802653

观察疫情前后两股指收益率序列构建的 EGARCH(1,1) 模型系数, 道琼斯指数收益率的模型中 β_1 的值较沪深 300 指数收益率的模型中的略小, 说明整体上美国股票市场受非对称信息的影响较小, 杠杆效应也较小。

6 总结

本文以 2020 年波及全球的新冠肺炎疫情为研究背景, 选取了沪深 300 指数数据和道琼斯指数数据来分别反映中美两国股票市场的整体走势, 以探究疫情爆发前后两国股市收益率的波动情况。通过绘制并观察两个股票指数经差分得到的对数收益率时序图, 可以明显地看出疫情的爆发对股票市场产生了强烈的冲击, 使得收益率序列出现大幅震荡。在大致了解了数据的基本统计分布特征后, 又对疫情前后各收益率序列进行了平稳性检验、自相关检验和 ARMA 模型定阶拟合、序列残差白噪声检验和 ARCH 效应检验, 并最终确定各收益率序列具备构建 GARCH 族模型的条件, 从而进一步拟合 GARCH 族模型来描述收益率受疫情影响的波动情况。

在构建 GARCH 族模型时, 本文首先选择建立 GARCH(1,1) 模型, 并结合 AIC 和 BIC 准则找到不同条件分布下的最佳模型, 通过模型来刻画各股指收益率受外部冲击即疫情影响的波动情况, 得出的结论是股票市场受疫情影响在时间测度上有限, 且疫情对美国股市的影响较中国更加持久, 其收益率的波动趋缓过程更长。而后还选择构建 EGARCH(1,1) 模型, 以描绘正、负向的非对称冲击对各股指收益率序列波动的影响, 最后得到美国股票市场整体受非对称信息的影响而产生的波动更小这一结论, 也从侧面反映出美国股市的发展更为成熟。

参考文献

- [1] 钟震, 郭立. 新冠肺炎疫情对中小银行的影响及对策研究[J]. 武汉金融, 2020 (03):37-41+59.
- [2] 王伟玲, 吴志刚. 新冠肺炎疫情影响下数字经济发展研究[J]. 经济纵横, 2020 (03):16-22.
- [3] 余泳泽, 赵成林, 张少辉. 新冠肺炎疫情冲击下中国经济目标战略性调整研究[J]. 经济与管理研究, 2020, 41(11):3-18.
- [4] 谢志超, 邓翔. 美国金融危机对我国股市的传染渠道及效应——基于 VAR 模型和 BEKK 模型的检验[J]. 山西财经大学学报, 2012, 34(01):32-40.
- [5] 熊琚. 机构投资者对我国股票收益率波动性影响的实证分析[D]. [出版地不详]: 江西财经大学, 2014.
- [6] 林艳丽. 基于 ARCH 模型的股票收益率波动性分析[J]. 赤峰学院学报 (自然科学版), 2014, 30(07):70-72.
- [7] 张志芹, 姜伟, 杨春鹏. 基于 EGARCH 模型的商业银行股票波动分析[J]. 青岛大学学报 (自然科学版), 2012, 25(04):91-94.
- [8] 倪威, 凌天美子, 陈卓. 我国体育产业板块股价收益率波动分析——基于 GARCH 族模型[J]. 现代商业, 2017(18):22-24.

- [9] 戴雯. ST 类股票收益率波动性的实证分析——基于 ARMA-GARCH 模型族[J]. 当代会计, 2018(10):9-10.
- [10] Tai C S. Market integration and currency risk in asian emerging markets[J]. Research in International Business and Finance, 2006, 21(1).
- [11] Alsalman Z. Oil price uncertainty and the u.s. stock market analysis based on a garch-in-mean var model[J]. Energy Economics, 2016, 59.