

Research on Bitcoin Price Fluctuation Based on GARCH Model

Linlan Feng Ganya Su

Chengdu University of Information Technology, Chengdu, Sichuan, 610103, China

Abstract

In this paper, GARCH model is established for the logarithmic rate of return of Bitcoin price, understand the fluctuations of bitcoin price in the experimental time frame. The experimental results show that the price of Bitcoin is volatile and vulnerable to external shocks. According to the analysis, Bitcoin is more obviously manifested as speculative financial instruments, and the bubble phenomenon of bitcoin price is very serious.

Keywords

bitcoin; price fluctuations; GARCH model; logarithmic rate of return

基于 GARCH 模型的比特币价格波动研究

冯琳岚 苏甘雅

成都信息工程大学, 中国·四川成都 610103

摘要

论文针对比特币价格的对数收益率序列建立 GARCH 模型, 了解在实验时间范围比特币价格的波动情况。实验结果表明: 比特币价格的波动性较大且容易受外部冲击的影响。分析认为, 比特币更明显地表现为投机性金融工具, 并且比特币价格的泡沫化现象十分严重。

关键词

比特币; 价格波动; GARCH 模型; 对数收益率

1 数据选取及处理

1.1 数据选取

1.1.1 数据对象及数据选取时间

收盘价是不再进行交易的价格, 是市场参与者们所共同认可的价格。因此, 论文将选取比特币每日收盘价来作为数据对象。

比特币虽然在 2009 年已经出现, 但由于最初比特币鲜为人知, 市场需求太低以致于比特币波动幅度太小。论文选取的是 2016 年 2 月 1 日至 2019 年 10 月 31 日共 1367 个日收盘价作为研究对象进行实证分析^[1]。

1.1.2 数据来源

选取的数据均来自“非小号”平台 (<https://www.feixiaohao.com>)。选择“非小号”平台的比特币数据信息是因为它是中国专注区块链数据资讯分析平台, 汇集了全球数字资产资源, 拥有海量币种信息, 提供专业的实时行情、趋势分析以及币种记帐等服务。

1.1.3 数据预处理

由于比特币价格是非平稳的, 从图 1 可以得知自变量和变量需满足平稳性假设才能进行回归分析, 若要使数据趋势平稳化、线性化, 且不改变数据原来的关系, 我们将对时间序列数据做对数化处理(比特币的价格波动必然导致收益率的波动)^[2]。

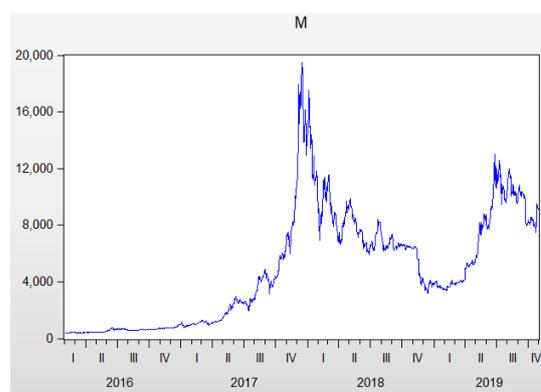


图 1 比特币价格指数折线走势图

因此, 预处理即通过对比特币的收盘价格取对数收益率,

以 1367 个样本数据构建序列 M , 令 t 时刻收盘价为 M_t , 取 M 的对数形式来构建对数收益率序列 N , 令 t 时刻对数收益率为 N_t , 则对数收益率形式为: $N_t = \ln M_t - \ln M_{t-1}$ 。通过预处理, 全样本包括 1366 个对数收益率数据 (如图 2 所示)。

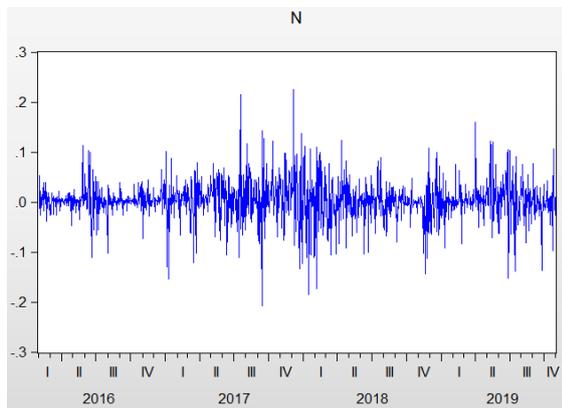


图 2 比特币对数收益率序列图

1.2 预处理的图形分析

图 1 可以看出 2016 年 2 月 1 日至 2019 年 10 月 31 日期间的比特币价格走势, 而图 2 显示了比特币价格的对数收益率波动现象。其中, 在 2017 年比特币在各个国家相继被承认, 包括日本央行承认其为支付手段、韩国无限制比特币兑换、美国拟允许比特币基金上市等, 这导致比特币价格暴涨, 但随后美国否认比特币基金上市, 中国又加强对比特币监管等措施让比特币暴跌。在 2019 年比特币又因为 2017 年暴跌之后的震荡市场与美国国会推出与加密货币有关的法案而迎来了一次高涨^[3]。从图 2 可以观察到对数收益率波动的“集群”现象, 即在一些时间段内波动较小 (如 2017 年以前), 而在有的时间段内波动很大 (如 2017-2018 年)。

2 实证分析

2.1 样本的描述性统计分析

运用 EViews 软件做出比特币对数收益率序列的统计特征图并进行分析 (如图 3 所示)。

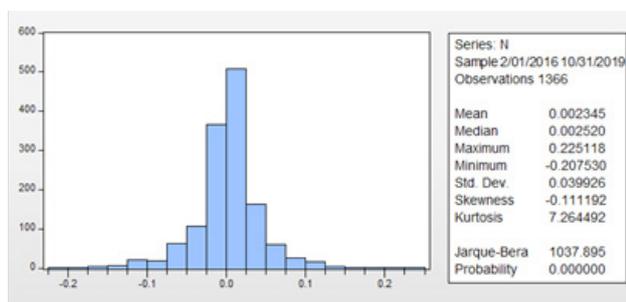


图 3 比特币价格收益率序列的统计特征

图 3 显示了比特币对数收益率序列的统计特征, 其 Skewness (偏度) 0, 说明序列的分布是不对称的, 序列分布为左偏, 其 Kurtosis (峰度) > 3 , 说明序列的分布凸起程度大于正态分布的凸起程度, 序列 N 存在尖峰后尾现象。Probability 值 < 0.05 , 表示拒绝样本服从正态分布的零假设, 即比特币对数收益率序列不服从正态分布, JB 统计量值较大, 更表明样本不是正态分布。

2.2 建立模型

2.2.1 平稳性检验

论文用单位根检验 (ADF) 的方法对比特币对数收益率序列进行平稳性检验。

表 1 对数收益率序列的 ADF 检验

变量	1%level	5%level	10%level	ADF 值	P 值
Nt	-3.434931	-2.863450	-2.567836	-36.55620	0

由上表 1 可以看出, 样本的 ADF 值为 -36.55620 , 小于其他 (1%、5%、10%) 显著性水平的临界值, p 值为 0, 表示比特币对数收益率序列拒绝了存在单位根假设, 说明序列是平稳的。

2.2.2 自相关分析

通过分析 N_t 的自相关系数和偏自相关系数来研究比特币对数收益率的特征, 可以看出得到 Q 统计量相对应的概率大于显著性水平 (0.05) 说明序列 N 在 5% 的显著性水平下不存在显著的相关关系。并且可以看出对数收益率 N_t 的自相关系数和偏自相关系数都在虚线 (虚线为 5% 显著水平置信带) 内, 它的拖尾与截尾情况不明显, 应建立多个模型, 进行筛选, 选择最优最合适的模型^[4]。

在这里我们尝试建立 AR(1)、MA(1)、ARMA(1,1), 并在这三个模型中进行选择。由表 2 可以看出 AR(1)、ARMA(1,1) 的 AIC 值相对较小, 但考虑到样本为大样本数据, 更需要注重 SC 较小的模型, 最终确定模型为 AR(1)。

表 2 模型 AIC 与 SC 值比较

	AIC	SC
AR(1)	-3.598110	-3.590468
MA(1)	-3.598104	-3.590461
ARMA(1,1)	-3.599629	-3.588166

2.2.3 ARCH 效应检验

Dependent Variable: N
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 05/13/20 Time: 11:00
Sample: 2/02/2016 10/31/2019
Included observations: 1366
Convergence achieved after 11 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.013299	0.017756	0.748988	0.4540
SIGMASQ	0.001598	3.53E-05	45.25421	0.0000
R-squared	-0.003274	Mean dependent var		0.002345
Adjusted R-squared	-0.004010	S.D. dependent var		0.039926
S.E. of regression	0.040006	Akaike info criterion		-3.598110
Sum squared resid	2.183058	Schwarz criterion		-3.590468
Log likelihood	2459.509	Hannan-Quinn criter.		-3.595250
Durbin-Watson stat	2.000344			
Inverted AR Roots	.01			

图 4 AR(1) 模型图

由上，均值方程已经建立，即 AR(1)、模型 AR(1)。从图 4 中可以看到 AR(1) 的系数为 0.013299，P 值明显 > 0.05，系数显著存在；SIGMASQ 为扰动项方差的估计值，P 值明显 < 0.05，说明不显著可忽略。因此，我们得到的均值方程为：

$$N_t = 0.013299N_{(t-1)} + \varepsilon_t$$

论文对样本进行 ARCH 检验选择的是 LM（拉格朗日乘数检验）法，原假设为不存在 ARCH 效应^[5]，得到的结果如图 5 所示。

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	72.36286	Prob. F(1,1363)	0.0000
Obs*R-squared	68.81556	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation:
Dependent Variable: RESID^2
Method: Least Squares
Date: 03/11/20 Time: 19:06
Sample (adjusted): 2/03/2016 10/31/2019
Included observations: 1365 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.001240	0.000113	10.97177	0.0000
RESID^2(-1)	0.224531	0.026395	8.506636	0.0000
R-squared	0.050414	Mean dependent var		0.001599
Adjusted R-squared	0.049718	S.D. dependent var		0.003974
S.E. of regression	0.003874	Akaike info criterion		-8.267678
Sum squared resid	0.020454	Schwarz criterion		-8.260031
Log likelihood	5644.690	Hannan-Quinn criter.		-8.264816
F-statistic	72.36286	Durbin-Watson stat		2.027484
Prob(F-statistic)	0.000000			

图 5 LM 检验

图 5 的上半部分为 Heteroskedasticity Test 结果，显示 Obs*R-squared 项即构造的 LM 统计量的 P 值为 0.0000，表示拒绝不存在 ARCH 效应的原假设，因此得出该误差项中存在 ARCH 效应。

2.2.4 建立 GARCH 模型

从上文得到了均值方程： $N_t = 0.013299N_{(t-1)} + \varepsilon_t$ 公式(1)

通过软件对数据进行 GARCH 模型的建立，得到的模型

方程如下：

$$\sigma_t^2 = 6.04E-05 + 0.151452 * \varepsilon_t^2 + 0.822730 * \sigma_{t-1}^2 \quad \text{公式(2)}$$

此时，虽然 GARCH(1,1) 和均值方程均已经建立完成，但还应再次检验此时的残差中自回归条件异方差是否还存在，若不存在，才能说明方程的建立是合理的。在这里我们依然使用 LM 检验^[6]，检验结果如图 6 所示。

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.574975	Prob. F(1,1362)	0.4484
Obs*R-squared	0.575576	Prob. Chi-Square(1)	0.4481

Test Equation:
Dependent Variable: WGT_RESID^2
Method: Least Squares
Date: 03/11/20 Time: 20:44
Sample (adjusted): 2/04/2016 10/31/2019
Included observations: 1364 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.977314	0.081292	12.02231	0.0000
WGT_RESID^2(-1)	0.020540	0.027089	0.758271	0.4484
R-squared	0.000422	Mean dependent var		0.997849
Adjusted R-squared	-0.000312	S.D. dependent var		2.830360
S.E. of regression	2.830801	Akaike info criterion		4.920462
Sum squared resid	10914.30	Schwarz criterion		4.928113
Log likelihood	-3353.755	Hannan-Quinn criter.		4.923326
F-statistic	0.574975	Durbin-Watson stat		1.999063
Prob(F-statistic)	0.448420			

图 6 对残差的 ARCH 效应检验

此检验的原假设为不存在条件异方差，从检验结果可以看出是接受原假设的，即说明建立的模型是合理的。因此，说明建立的 GARCH 模型能很好地描述比特币价格对数收益率的波动性。由此模型建立完成。

3 结语

3.1 数据分析结果

3.1.1 外部冲击对比特币的影响较大

外部冲击对比特币的价格涨跌影响较大，并且对其涨跌的持续性影响同样很大。这里的外部冲击主要是指关于比特币的政策颁布，有利的政策（国家的支持）会使比特币价格上升，消极的政策（国家的禁令）则使比特币价格下降。

3.1.2 比特币的价格变化迅速

不论是从十年来对比特币数据的观感还是从它的对数收益率序列图，或者是 GARCH 模型中的系数情况都可以看出比特币的价格十分不稳定，变化非常迅速。特别是在在一个外部冲击来临时比特币价格变化反应强烈。

3.2 实证分析结果

3.2.1 比特币更明显地表现为投机性金融工具

比特币的价格波动幅度非常大，规模存在上限，具有很

强的可替代性等原因,导致大多数投资者都是由于跟风或投机心态而参与比特币交易。更因为比特币自存在以来一直缺乏的监管手段,使得比特币在交易中的表现形式其实是投机性金融工具。

3.2.2 比特币价格的泡沫化现象十分严重

泡沫即价格急剧攀升,价格与价值严重背离,背离的部分就是泡沫。比特币的产生是公众对去中心化的诉求,但比特币没有实体经济作为支撑,由此可以得出比特币价格飞速上升其实是虚高的,又因为在负面消息之下比特币的价格下跌幅度非常大,更说明比特币是泡沫化的,而且很严重。

参考文献

- [1] 李媛.比特币的价格波动与风险防范[J].市场周刊,2019(04):139-141.
- [2] 孙方江.比特币价格剧烈波动现象引发的监管思考[J].金融会计,2016(03):52-56.
- [3] 李靖,徐黎明.比特币市场风险测度的实证研究[J].统计与决策,2016(05):161-163.
- [4] 钟秦.比特币的价格形成机制研究[J].时代金融,2017(36):194+197.
- [5] 刘馨.比特币研究的文献综述[J].经济资料译丛,2018(04):17-31.
- [6] 曾莹莹.比特币价格行为机理及其影响[J].合作经济与科技,2019(18):52-54.