# 第22课: 数字货...

大家好,我是丹华。上节我们讨论了股票市场规律在代币市场的适用性,本节我们讨论一个更具有实用性的话题:数字货币估值与泡沫。

说到泡沫,一般是指,资产价格大幅上涨,甚至远远高于其内在价值。资产泡沫几乎100%地会伴随着崩盘。关于泡沫,人们感兴趣的有两个问题:

- 1. 如何识别泡沫?
- 2. 如何预测泡沫破裂的时间 (以便我精准逃顶)?

这两个问题都难以回答,不过第一个问题的难度要小于第二个。因为大多数时候,我们可以对资产的内在价值估计一个模糊的区间,但却无法给出泡沫破裂的时间窗口。

# 本节内容如下:

- 文献分类
- 边际生产成本估值法
- 网络效应估值法与泡沫识别
- 价格驱动因素研究
- 价格预测研究综述
- 泡沫研究综述
- 参考文献

### 文献分类

人们想了很多办法来预测比特币的价格,理解其价格形成机制。根据作者搜集的相关参考文献 (见文末),粗略可以分为以下几类:

- 1. 边际生产成本估值法: 【1】
- 2. 网络效应: 【7】【18】
- 3. 价格驱动因素: 【7】【9】【10】【11】【12】【16】
- 4. 价格预测: 【3】【8】【14】【15】【17】【18】
- 5. 泡沫研究: 【2】【4】【5】【6】【7】【13】

整体来看,从内在逻辑的合理性和模型(理论)的实用性两个角度考虑,边际生产成本估值法和网络效应是最强大、最具逻辑合理性的两个估值理论,可以用于对数字货币进行估值,并进而判断市场是否已经产生泡沫或严重低估。除此以外,有大量文献集中于挖掘比特币价格的驱动因素、进行价格预测和泡沫研究,如上表中3、4、5项所示。

接下来,我们将重点介绍文献【1】【7】和【18】。之后再对所有其他文献进行一个简单的综述。

边际生产成本估值法

参考文献【1】给出了一个利用边际生产成本来为比特币进行估值的模型。

该研究利用边际生产成本模型来为比特币进行估值,并做了对应回测(back-test)。从传统回归法和矢量自回归法vector autoregression(VAR)的结果来看,边际生产成本在解释比特币价格中起到了重要作用。这一结论也推翻了那些认为比特币毫无价值的看法。即使比特币的市价达到数千美元时,这一模型依然是非常强壮的。数据显示,2017年秋开始的比特币泡沫,在2018年初崩盘了,并逐渐接近模型的预测。这也说明,比特币市场有泡沫,但边际生产成本将是比特币的估值基准,而不会跌到零。

具体地,可以用全网矿池每天消耗的电力成本 (美元计),除以每天挖矿产生的比特币数量,来估计比特币的价格。

可以用如下公式计算矿工一天的电力成本:

$$E_{day} = (\rho / 1000)(\$ / kWh \cdot WperGH / s \cdot hr_{day})$$

上述公式中, Eday 指一个矿工每天的美元成本, ρ是该矿工的算力, \$/kWh 是每千瓦时电力(国内称为1度电)的美元价格,即电价。WperGH/s 是硬件的能源效率。Hrday 是一天拥有的小时数,即24.

用如下公式计算矿工一天能够挖掘出来的比特币数量。

$$BTC / day* = \left(\frac{\beta \rho \cdot \sec_{hr}}{\delta \cdot 2^{32}}\right) hr_{day}$$

其中,BTC/day\* 是指每天比特币产量的期望值,β 是常数,指每发现一个区块矿工所获得的奖励,当前(2018.7)值是12.5BTC/Block,ρ 是该矿工的算力,δ 是难度(单位为 GH/block)。 Sechr 是个常数,指1小时包含的总秒数,即3600。hrday 是一天包含的小时数,即24。

为了方便,我们假设平均电价是0.135美元每千瓦时(对应度电成本0.90元)。根据网上的查询,国内度电的居民价格约是0.50-0.60元。

根据以上两个变量,我们可以得到以边际生产成本来估算的比特币价值,即比特币的成本价,为:

$$P^* = \frac{E_{day}}{BTC / day^*}$$

如上述公式,比特币的成本价,等于矿工每天花费的美元电力成本除以每天挖掘的比特币。这种估计为比特币市场价格的逻辑下限。当比特币价格低于挖矿成本价时,矿工挖矿是亏钱的,此时矿工可能会停止挖矿。

下图显示的是比特币市价与挖矿成本价的比值。容易看出,挖矿成本价是比特币价格的价值中枢,熊市中比特币价格持续低于挖矿成本,而在2017年的大牛市中,比特币价格涨到了挖矿成本近3倍的水平。从2013年6月到2018年4月,该比值的平均值是1.05,这表示,长期看比特币价格围绕着生产成本在上下波动,展示了模型的巨大解释力。

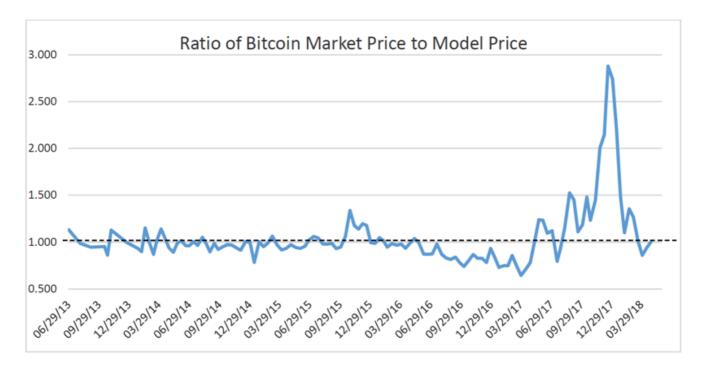


Figure 1: Ratio of bitcoin price observed in the market to the expected price produced by the model using historical data (source: www.blockchain.info). 1.00 would indicate that the two prices are identical, anything over 1.00 indicates a premium in the market and below a discount. The average for the study period is 1.05,  $\sigma = 0.33$ , indicating that over the long-term, the market price seems to fluctuate around the modeled price with striking consistency.

下图为比特币价格和事后估计的比特币生产成本价 (虚线) 对比。

Figure 1: Historical bitcoin market price vs. ex-post implied model price, June 2013-April 2018



# 网络效应估值法与泡沫识别

参考文献【18】和【7】是利用网络效应估值的经典研究。【18】证明,区块链网络的估值遵守梅特卡夫定律。【7】进一步利用梅特卡夫定律为比特币估值,并利用 LPPLS 模型来预测比特币泡沫的崩盘时间。

文献【18】研究了区块链网络是否遵循梅特卡夫定律 Metcalfe's Law,该定律已经被一些在线社交网络验证了。梅特卡夫定律声称,网络价值与网络中的终端用户数的平方成正比。

该研究中,用数字货币总市值来替代网络价值,用交易中的独立地址数来代表用户数,以此分析了比特币、以太坊和达世币 Dash。分析结果显示,区块链网络非常适合于用梅特卡夫定律建模。该论文的主要结论为:

- 网络价值的增长与参与网络的独立地址数直接相关;
- 建议用独立地址数作为网络活跃用户数的间接衡量指标;
- 梅特卡夫定律称,网络价值与活跃用户数的平方成正比。用此定律为网络建模效果较好。
- 如何识别价值泡沫: 网络价值开始大幅偏离用户数的增长, 或其他能提升用户价值的进展。

文献【7】是比特币估值和泡沫研究领域的重磅论文,强烈建议认真阅读和研究。

该论文通过分析基本面和技术指标的一致性,开发了一个很强大的针对比特币泡沫和破裂的诊断模型。利用一个基于网络属性的梅特卡夫定律,来量化数字货币的基本面价值,并发现,在实际中,价格对价值的严重偏离至少发生了4次。在这些泡沫中,都普遍存在一个超指数的、不可持续的价格上涨。

进一步地,可以利用 Log-Periodic Power Law Singularity (LPPLS)模型来为这种普遍存在的泡沫模式建模。LPPLS 能够非常简便地抓住多种正反馈现象,比如羊群效应和模仿。LPPLS 能提供一个关于市场不稳定性的事前警告,量化崩盘风险,给出崩盘时间的概率区间。当然,准确的崩盘时间和触发事件通常是外生的且不可预测。往前展望,该文的分析模型能够识别比特币价格中实质性的、前所未有的高估,这暗示着可能会有持续多月的震荡(2018年3月)

### 价格驱动因素研究

参考文献【9】【10】【11】【12】【16】对比特币的价格驱动因素进行了多方位的探讨。

文献【9】为理解比特币的价格形成和驱动因子提供了很好的分析和参考。该研究调查了包括基本面因素在内的更广泛的因素与比特币价格的关联,包括基本面,宏观经济、金融、投机与技术因子,以及重大事件(经济和地缘政治事件等)。使用贝叶斯分位数回归 Bayesian quantile regression 来检查价格与因子之间的依赖性。最后发现,比特币的交易使用、中国经济深度放缓的不确定性、英国退欧、印度的去现金化是四个最大的驱动因素。特朗普上台带来的焦虑也是价格上涨的正面驱动因素。比特币的流通速度、黄金价格、委内瑞拉货币贬值和算力是市场走向熊市的基本面影响因子。

文献【10】是一篇学位论文,其利用贝叶斯结构时间序列(Bayesian Structural Time Series,BSTS 模型)探索比特币价格与一系列内外部因素的关系。研究结果显示,比特币价格与以下因素负相关:投资者情绪、黄金价格、人民币对美元汇率。与以下因素正相关:股票市场指数、美元对欧元汇率、各国搜索趋势。文章最终推论称,比特币具有混合的属性,同时属于投机品、避税天堂和潜在的资本外逃工具。

文献【11】则集中于投资者的情绪和信心对价格的影响上。比特币价格会受到情绪和信心的影响,因此,对比特币的热情可能会形成泡沫效应。研究者们发展了一个双变量的模型来描述比特币的价格动力学,以及信心指标对价格的影响。这两个因素可能是相关的,并考虑了信心影响价格的衰减效应。该研究还分析了模型的统计属性和无套利属性。并且,基于风险中性的评估,给出了一个准封闭的欧式衍生品定价公式。

文献【12】的发表时间较早,是2014年。该文用小波相干分析来识别比特币价格的主要驱动因子,包括基本面的、投机性的和技术性的,也包括中国市场的潜在影响(文章写于2014年,当时国内市场还未关闭)。

文献【16】利用 VEC 模型来分析比特币价格的影响因素。 其研究方法是: 利用2011年到2016年的月度数据,建立 VEC 模型,考察诸如消费者物价指数 CPI、美元指数 USDX、道琼斯工业平均指数 DJIA、美联储基金利率 FFR 和黄金价格等对比特币价格的影响。 主要的研究结论是: 所有这些因素都有长期影响。美元指数影响最大,黄金价格影响最小。因此,比特币可以被视为一种投机资产,但还远远不是一种信用货币(credit currency)。

#### 价格预测研究综述

关于数字货币价格预测的研究,包括【3】【8】【14】【15】【17】【18】。

- 文献【3】利用区块链交易网络预测用户行为和比特币价格。比特币网络中,有大量的用户选择重复使用地址,因此可以将这些地址按照行为,分为 customer 和 seller 两大类。并基于此,来研究节点和网络的行为。
- 文献【8】是我本文写作过程中最有趣的发现了。该文用蒙特卡罗方法和几何分形布朗运动来模拟比特币价格。有趣的是,文中断言2018年初比特币的价格是6358美元,该文写于2017年8月(时价2800美元)。实际上,2018年1月的价格是15000-10000美元之间。不禁感慨,预测价格只能是一门艺术。
- 【14】用 TensorFlow 预测数字货币的价格,【15】研究了如何利用 RNN-LSTM 来预测比特币和以太坊的价格。研究【17】则来自韩国,他们利用基于区块链信息的贝叶斯神经网络 BNN为比特币建模。【18】则证明区块链网络遵守梅特卡夫定律。

#### 泡沫研究综述

经济泡沫一般是指资产价格大幅偏离其基本面价值的现象。文献【2】【4】【5】【6】【7】 【13】对比特币的泡沫进行了研究。

文献【2】建立了基于网络的比特币泡沫指标。数据区间(2011.12.5-2013.12.23)含有3个泡沫。研究聚焦于用户网络的结构属性及其随价格涨跌的变化。发现,拥有最广泛连接的核心节点(Hubs)在激发泡沫破裂中有着根本性的作用。泡沫过程中,核心节点(Hubs)的行为增加了网络的系统风险。

从今天(2018)来看,得出这一结论是很明显的,交易所和主流钱包公司作为核心节点,在泡沫演化中当然会呈现出很强的指示信号。

文献【4】解析比特币的多维度泡沫历史(2012.1-2018.2),未经历过这段历史的读者可作参考,部分信息有误。下图给出了比特币历史中的涨跌周期划分。

| Long Bubble Data  |                      |                        |                |                 |                 |                |    |
|-------------------|----------------------|------------------------|----------------|-----------------|-----------------|----------------|----|
| Nr.               | Bubble Start $t_1^*$ | Bubble Peak $t_{peak}$ | Crash End Date | Duration [days] | Bubble Size [%] | Crash Size [%] |    |
| 1                 | 2012-05-28           | 2013-04-09             | 2013-04-16     | 316             | 4416            | -70.27         | NA |
| 2                 | 2013-07-03           | 2013-12-04             | 2015-01-14     | 154             | 1367            | -84.83         | NA |
| 3                 | 2016-01-15           | 2017-12-18             | 2017-12-25     | 703             | 5152            | -26.55         | NA |
| Short Bubble Data |                      |                        |                |                 |                 |                |    |
| Nr.               | Bubble Start $t_1^*$ | Bubble Peak $t_{peak}$ | Crash End Date | Duration [days] | Bubble Size [%] | Crash Size [%] |    |
| 1                 | 2012-05-07           | 2012-08-16             | 2012-08-20     | 101             | 165             | -25.11         | Y  |
| 2                 | 2014-04-15           | 2014-06-03             | 2014-06-25     | 49              | 28              | -16.38         | Y  |
| 3                 | 2014-06-30           | 2014-10-14             | 2014-10-23     | 106             | -37             | -11.45         | N  |
| 4                 | 2014-10-23           | 2015-03-11             | 2015-04-13     | 139             | -16             | -24.75         | N  |
| 5                 | 2015-04-13           | 2015-07-27             | 2015-08-24     | 105             | 31              | -28.74         | Y  |
| 6                 | 2015-08-26           | 2015-11-04             | 2015-11-11     | 70              | 80              | -24.04         | Y  |
| 7                 | 2016-01-15           | 2016-06-16             | 2016-08-02     | 153             | 112             | -29.56         | Y  |
| 8                 | 2016-08-03           | 2017-01-04             | 2017-01-11     | 154             | 97              | -30.16         | Y  |
| 9                 | 2017-03-24           | 2017-06-06             | 2017-06-07     | 74              | 210             | -6.86          | Y  |
| 10                | 2017-06-07           | 2017-09-01             | 2017-09-14     | 86              | 83              | -34.42         | Y  |

Table I. Basic Information about all Qualified Bubbles. Dates and characteristics defining each bubble cycle. The last column indicates whether a potential bubble peak passed the bubble conditions defined in the main text.

文献【5】研究了比特币市场的极端价格波动的标度性质。指数律行为与标度指数研究经常用于探索金融市场的复杂性,比如反立方律(股价波动分布的尾部)。该论文研究了加密货币价格波动的分布,多个交易所、不同时间间隔下的比特币回报,看是否存在一个统一的尾端标度指数,是否支持一个有限二阶矩的存在。最终发现,比特币回报的指数律,标度指数在2-2.5之间。最后,验证了有限二阶矩的存在,证明标准的金融理论(如基于协方差的风险管理和组合优化理论)可以适用于比特币。

文献【6】引入了一个新的扩散过程,来描述一个经济泡沫周期的资产价格。模型显示,标度因子对于经济泡沫建模很重要,因为会改变价格和参数间的依赖关系。并将该模型应用于2000年网络股泡沫、2007年 A 股泡沫和比特币泡沫。可用于预测泡沫的破裂时间(概率性)。

文献【13】讨论了泡沫的数字痕迹,旨在回答一个问题:社交互动在价格泡沫形成中扮演什么 角色?

要回答这个问题,就需要获得大量参与者的行为轨迹。数字货币提供了一个独特的通过数字轨迹测量社交-经济信号的的可能性。

以比特币为例。比特币经历了多次的暴涨和暴跌。假设这些波动很大程度上是由社交的相互作用驱动的。由此导出4个社交-经济信号:交易所价格、社交媒体上的口碑相传量、信息搜索量和用户增长。该文识别了可以导致泡沫的两个正反馈环:一个由口碑 word of mouth 驱动,另一个是新用户。文中也观察到,搜索量的暴增往往跟随着价格下跌。

## 参考文献:

- 1. Bitcoin price and its marginal cost of production: support for a fundamental value, Adam S. Hayes, 2018-5-19
- 2. Network-based indicators of Bitcoin bubbles. Alexandre Bovet, Carlo Campajola, 2018.5.11
- 3. Predicting User Performance and Bitcoin Price Using Block Chain Transaction Network. Afshin Babveyh, Sadegh Ebrahimi, 2018-4-22
- 4. Dissection of Bitcoin's Multiscale Bubble History from January 2012 to February 2018 J.C. Gerlachy, G. Demosy, D. Sornettey 2018-4-18
- 5. Scaling properties of extreme price fluctuations in Bitcoin markets 2018.3.22 Stjepan Begu\_sic, Zvonko Kostanjcar
- 6. An Economic Bubble Model and Its First Passage Time Angelos Dassios and Luting Liy, 2018-3-23
- 7. Are Bitcoin Bubbles Predictable? Combining a Generalized Metcalfe's Law and the LPPLS Model Spencer Wheatley, Didier Sornette, 2018-3-26
- 8. Modeling the price of Bitcoin with geometric fractional Brownian motion: a Monte Carlo approach Mariusz Tarnopolski, 2017-8-3

- 9. The Bitcoin price formation: Beyond the fundamental sources Jamal Bouoiyour and Refk Selmi, 2017-6-28
- 10. Exploring the determinants of Bitcoin's price: an application of Bayesian Structural Time Series Student: Obryan Poyser 学位论文, 2017-6-2
- 11. A confidence-based model for asset and derivative prices in the bitcoin market Alessandra Cretarola and Gianna Figa Talamanca, 2017.2.1
- 12. What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis Ladislav Kristoufek, 2014-6-2
- 13. The digital traces of bubbles: feedback cycles between socio-economic signals in the Bitcoin economy D. Garcia, C.J. Tessone, P. Mavrodiev, 2014.8.7
- 14. Predicting Cryptocurrency Price With Tensorflow and Keras Steeve Huang, 2018-1-1
- 15. How to predict Bitcoin and Ethereum price with RNN-LSTM in Keras Siavash Fahimi, 2018-2-27
- 16. Analysis on the influence factors of Bitcoin's price based on VEC model Yechen Zhu, David Dickinson and Jianjun, 2017-5-20
- 17. An Empirical Study on Modeling and Prediction of Bitcoin Prices With Bayesian Neural Networks Based on Blockchain Information HuiSu Jang, JaeWook Lee, 2018-2-9
- 18. Digital blockchain networks appear to be following Metcalfe's Law Ken Alabi, 2017-7-22