卒業論文

MS モデル・Explosive AR モデルを利用した仮想通貨の価格分析[1]

～ビットコイン「バブル」は存在したのか～

2018 年 12 月 26 日

慶應義塾大学
経済学部経済学科 4 年
長倉大輔研究会

古畑 和輝

要旨

本論文では仮想通貨価格の変動要因について調べた上で、仮想通貨を代表するビットコインの価格変動について、レジームシフトを考慮したマルコフスイッチングモデルと自己回帰モデルを組み合わせ、「バブル」期となる期間を定量的に特定する。前段としてベンフォードの法則を用い、「仮想通貨の価格は市場原理に基づいて変動しており、人為的な価格操作は行われていない」という仮説が正しいのか調べた。分析の結果、仮想通貨の価格に人為的な価格操作の痕跡は認められず、仮想通貨の価格変動は株価や為替と同様に投資家の需給に基づいているという結果が統計的に支持された。次にマルコフスイッチングモデルと自己回帰モデルを組み合わせて用い、「ビットコインの価格変動にはバブル期と安定期が存在する」という仮説が正しいのか調べた。分析の結果、株価では従来の手法で検出できなかった「バブル」期を検出できたが、ビットコインでは明確な「バブル」期を検出できなかった。このことからビットコインに「バブル」は存在せず、株価とは価格変動の性質が異なることが示唆された。

キーワード：ベンフォードの法則、Explosive AR モデル、仮想通貨、ビットコイン、バブル

[1] 本論文を書く上で、研究会において長倉大輔教授をはじめ多くのご指導をいただいた。感謝の意をここに表す。なお本論文の内容に対する責任は全て筆者に帰する。

１． はじめに

「ビットコイン」をはじめとする仮想通貨に関するニュースが、世間を騒がせていたことは記憶に新しい。ビットコインの対米ドルの交換レートが 2017 年の年初から 11 カ月半で 19 倍に一本調子で高騰したかと思えば、12 月 17 日を境に下落に転じ、2018 年 2 月 5 日には最高値のほぼ 1/3 まで暴落した。このビットコインの暴落のなかで仮想通貨に関連したトラブルが多く発生した。2018 年 1 月には大手取引所であったコインチェックから 580 億円の仮想通貨が流出し、金融庁が各取引所を立ち入り検査したことが大きなニュースとなった。

仮想通貨の価格変動が株価や法定通貨と比較して激しいことは広く認知されているが、その歴史の新しさから将来の価格変動を予測するモデルは存在していない。モデル化をすることができれば仮想通貨を投資用金融商品の 1 つとしてとらえ、リスクを抑えた最適なポートフォリオを考える上で大変役に立つはずである。

そこで本論文では仮想通貨を代表するビットコインの対米ドル交換レートを対象に、いわゆる「バブル」と呼ばれる急激な価格変動期を特定することで、より妥当性の高い価格予測モデルを構築することを目標とする。

本論文では 2 つの仮説を検証する。まず、「仮想通貨の価格は市場原理に基づいて変動しており、人為的な価格操作は行われていない」という仮説を検証する。この仮説が正しければ、仮想通貨の価格変動について株や為替の場合と同様の分析を行うことができる。次に「ビットコインの価格変動にはバブル期と安定期が存在する」という仮説を検証する。この仮説が正しければ、価格変動に影響を与える変数をそれぞれの期間で特定することで、より妥当性と説明力のあるモデル化が可能となる。

先行研究としては、前者には自然界に出てくる多くの数値の最初の桁の分布がある特定の分布になっていることを示した Benford（1938）や、この法則が会計や支出に関する詐欺の指標として利用できることを示した Nigrini（1999）があり、後者にはマルコフ・スイッチングモデル（以下「MS モデル」）が景気循環をうまくとらえることを示した Hamilton（1989）や意思決定におけるバイアスを用いて資産価格の変動を説明した加藤(2003)、MS モデルがバブルの期間を検出できることを示した Hall(1999)がある。

本論文の構成を示すと次のようになる。第 2 章では仮想通貨とビットコインについて概要を述べ、本論文の問題意識を示す。第 3 章では分析に用いる法則やモデルについて述べ、先行研究を紹介する。第 4 章・第 6 章・第 8 章では用いるデータと分析の流れについて述べ、第 5 章・第 7 章・第 9 章ではそれぞれの分析結果を示す。第 10 章では全体の結論を述べる。

２．　仮想通貨の概要

この章では「仮想通貨」および「ビットコイン」の歴史について論じ、本論文の問題意識に関して詳述する。

仮想通貨という用語の定義は統一されていないが、本論文では岡田他(2015)に基づき「国家の裏付けがなく、ネットワークを通じて流通する決済手段」と定義する。すなわち有体物でないデジタルデータそれ自体が価値を持つ「決済手段の電子化」、世界中の誰にでも送金できる「ネットワークを通じた流通（転々流通性)」、各国の中央銀行が発行した法貨や外国通貨、あるいは通貨建て資産でないという「国家の裏付けの不在」が仮想通貨の特徴として挙げられる。

仮想通貨の代表例として用いられるのが、Nakamoto(2008)によって提案され、2009年１月から取引が開始された「ビットコイン」である。最大の特徴は発行者となる主体が存在せず、あらかじめ定められたプログラムによって運用される点である。全ての取引履歴を記録するブロックチェーン技術を利用することで改竄を事実上不可能にし、信用に依存しない電子取引のシステムを構築することを目的としていた。

ビットコインを始めとする仮想通貨は国際送金のコストを大幅に引き下げるなど新たな決済手段として便益をもたらしたが、利用の拡大に伴い前述の特徴がリスクとして表出した。通貨発行の責任主体が不明であり実在性を確かめる手段がないこと、通貨取引を仲介する取引所のセキュリティー事故により通貨が失われる可能性があること、そして仮想通貨には需給以外のファンダメンタルズが存在せず、何を背景に価格が形成されるのか不透明であることが主なリスクとして挙げられる。

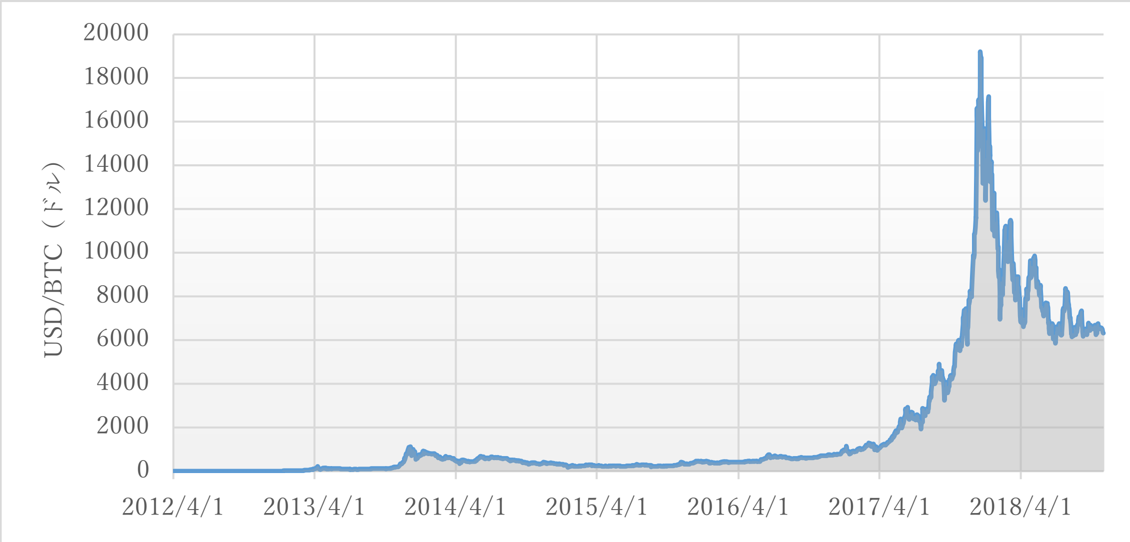
そこで本論文では、仮想通貨を投資商品の一種として扱った上で、リスクを低減させることを目標とする。

第一に、仮想通貨の価格変動に人為性があるかを統計学的視点より検証する。近年Griffin(2018)を始め、ビットコインの価格上昇が人為的にもたらされたとする調査報告がなされている。仮に価格変動に人為性が認められる場合、取引所や機関投資家の意思が大きく関わっており、個人投資家はいわゆる「カモ」として扱われている可能性が高まる。そこで本論文では統計学的な手法を用い、仮想通貨の価格そのものに操作の痕跡が残っているか検証することで、金融商品としての性質を有するか明らかにすることを目標とする。

第二に、ビットコインの価格変動要因を分析する。図１で分かるように、近年ビットコインの対米ドル交換レートは急騰と急落を繰り返しており、この現象が頻繁に発生するようでは投資に適格な商品であるとは言えない。そこで本論文ではビットコインの

「バブル」期を特定することで、バブル期とそれ以外の時期の価格変動要因を明確化し、的確な投資判断を行う材料とすることを目標とする。

図 1　ビットコイン 対米ドル交換レート（2012/4/1～2018/10/31）



3.　分析モデル

この章では本論文で分析に用いるベンフォードの法則、Explosive AR モデル、ADF 検定、マルコフスイッチングモデルとレジームの分け方に関連した先行論文を紹介する。

3.1 ベンフォードの法則

この節では Benford（1938）と Nigrini（1999）の論文に基づき、ベンフォードの法則を説明する。ベンフォードの法則とは Benford（1938）で提唱された法則であり、m 進数において自然界に出てくる数値の最初の桁が n である割合は(1≦n≦m-1)

$$log_m \frac{n+1}{n}$$

で表されるという法則である。10 進数においてベンフォードの法則に従って求めた出現割合は表 1 のようになる。厳密な証明は Hill(1996)を参照されたいが、単位系を変えても同じ性質が成立するというスケール普遍性を微分方程式で表し、これを解くことで数学的にベンフォードの法則が示される。

表 1. 最初の桁の数字出現割合

数字	1	2	3	4	5	6	7	8	9
確率	30.1%	17.6%	12.5%	9.7%	7.9%	6.7%	5.8%	5.1%	4.6%

Benford（1938）を参考に筆者作成

Nigrini（1999）はこの法則を応用し、会計や支出に関する詐欺の指標として利用できることを述べている。すなわちデータを人為的に作成する場合、その数字をかなり普遍的に分布させるであろうという仮定に基づき、そのデータの最初の桁の分布確率をベンフォードの法則に従った場合と単純に比較することで、「作られた」数字を検知できることを示している。

本論文ではある時点において複数の仮想通貨の対日本円交換レートに対してベンフォードの法則を適用し、統計学的に人為的なデータの生成が認められるかを調べることで、価格変動に人為性があるかを検証する。詳細は第 4 章にて述べる。

3.2 Explosive AR モデル

この節では沖本(2010)の書籍に基づき、Explosive AR モデルを説明する。

まず AR モデル（自己回帰モデル）とは時系列データにおいて、過程が自身の過去に回帰された形で自己相関を表現しようとするモデルである。以下説明の簡単化のため、1 次の過去に回帰する AR(1)モデルで説明する。これを定式化すると、

$$y_t = c + ay_{t-1} + \varepsilon_t \qquad \varepsilon_t \sim \mathrm{W.N.}(\sigma^2)$$

と定数項・定数倍された 1 時点前の自己の値・誤差項の和で表される。

この式において$|a| > 1$となるとき、y_tの値は常に増大/減少し続けるため、定常過程とならず急速に発散する。この場合を特別に Explosive AR モデルと呼び、いわゆる「バブル」のように急激な値の上昇・下降が発生する状況を適切に表すことができる。

本論文ではモデルの有用性を検証するため、いわゆるバブル経済期の株式市場の価格データを用いて分析を行った後に、ビットコインの対米ドル交換レートにこのモデルを適用する。詳細は第 6 章・第 8 章にて述べる。

3.3 ADF 検定

この節では沖本(2010)の書籍に基づき、ADF 検定を説明する。

ADF 検定とは、時系列データが単位根過程であるかどうかを検定する手法である。まず単位根過程とは、原系列y_tが非定常過程であり、差分系列$\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$が定常過程であるものと定義される。例として定数項のない単位根過程の AR(1)モデルは、

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t \qquad \varepsilon_t \sim \mathrm{W.N.}(\sigma^2)$$

と 1 時点前の値y_{t-1}の係数aが 1 の場合を指す。

トレンドがなく平均回帰性を持つ定常過程とは異なり、単位根過程には平均回帰性がないため、大数の法則や中心極限定理が使えずt分布を用いて検定を行うことができない。そのためランダムウォークの連続時間極限を表すブラウン運動を用いて漸近分布を作り、これを検定統計量として用いる必要がある。

株価や物価、GDP などの経済学で一般に用いる時系列データは、景気動向に左右されトレンドを伴うことが多く、原系列が定常過程となることは少ない。そのため分析を行う際に、単位根過程であるか、定常過程であるかを検定することが必要となる。

この際に用いられるのが ADF 検定である。例として定数項のない AR(1)モデルは

$$\Delta y_t = (a-1)y_{t-1} + \varepsilon_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$$

と表されるため、$\rho = 0$（すなわち$a = 1$）であるかを検定することで原系列が単位根過程であるかを判別できる。この際に対立仮説を AR(1)過程と仮定して単位根検定を行う手法を Dicky-Fuller(DF)検定と呼び、AR(p)過程に拡張したものを ADF(Augmented DF: 拡張 DF)検定と呼ぶ。この検定をバブルの検出に用いた先行研究として、対立仮説を Explosive モデルにすることで「バブル」が発生しているかどうか判定することができることを示した Phillips(2006)がある。

しかし ADF 検定は厳密に$\rho = 0$となっているのか、あるいはρが0に近い値を取っているのかを区別することが困難であるために検出力が低いという問題がある。この問題を解消するため、本論文では ADF 検定と並行して、Hall(1999)を参考に MS モデルを用いることでバブルの期間を 2 種類の手法から特定する。詳細は次節にて述べる。

3.4 MS モデル

この節では沖本(2014)と石島(2005)の論文に基づき、MS モデルを説明する。

MS モデルとは状態が離散的に推移するモデルであり、株価などの直接観測できない好況、不況といった状態（regime）を伴う対象の分析に向いている。本論文においては、ビットコインの価格が大きく変動せず、変動の激しさを表すパラメータであるボラティリティが小さい「安定期」レジームと、価格が急騰・急落しボラティリティが大きい「バブル」レジームの 2 つに分け、分析を行う。

モデルの内容としては、観測方程式と状態方程式の 2 種類から構成される。観測方程式には既存の時系列モデルが適用できるが、状態方程式が変動することで観測方程式のパラメータがスイッチングするという関係になっている。本論文で扱う観測方程式は、沖本(2014)を参考に次のように設定する。

$$y_t(S_t) = \mu(S_t) + \emptyset(S_t)x_t + \varepsilon_t \qquad \varepsilon_t \sim i.i.d,\ N(0.\sigma^2(S_t))$$

定数項である$\mu(S_t)$と、係数である$\emptyset(S_t)$, $\sigma(S_t)$は確率変数S_tが変化することで同時にスイッチングする。この確率変数S_tが従う過程を示した式が状態方程式である。

MS モデルにおいて、S_tはマルコフ過程に従う。マルコフ過程では、過去のすべての状態で条件付けした条件付確率が、1 時点前の状態で条件付けした条件付確率と等しいとする仮定を置いている。式で表すと次のようになる。

$$\Pr(S_t = j | S_{t-1} = i, S_{t-2} = k, \ldots.) = \Pr(S_t = j | S_{t-1} = i) = p_{ij}$$

このマルコフ過程の下で、状態方程式は次のように表される。

$$\pi_t = \mathbf{P}\pi_{t-1} \qquad \mathbf{P} = \begin{pmatrix} p_{11} & \cdots & p_{M1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1M} & \cdots & p_{MM} \end{pmatrix}$$

本論文ではバブルと安定期の 2 状態（バブル：$S_t = 1$, 安定期：$S_t = 2$)を扱うので、

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{21} \\ p_{12} & p_{22} \end{pmatrix}$$

となる。このときp_{ij}は$S_t = i$から$S_{t+1} = j$への推移確率を表す。

パラメータ$\mu(S_t=1)$、$\mu(S_t=2)$、$\sigma^2(S_t=1)$、$\sigma^2(S_t=2)$、$\emptyset(S_t=1)$、$\emptyset(S_t=2)$の推定に関しては EM アルゴリズムを利用する。EM アルゴリズムとは確率モデルのパラメータを最尤推定する手法の一つであり、観測不可能な変数に確率モデルが依存する場合に用いられる。詳細については石島(2005)を参照されたい。

本論文では前述の AR(1)モデルと組み合わせて用いることで、「バブル」期とそれ以外の期間を分割することを目標とする。先行研究として「バブル」期が時系列データに含まれる場合には、MS モデルを用いることで ADF 検定よりも高い精度でバブルの期間を特定することができることを示した Hall(1999)がある。そこで本論文では精度を高めるため、MS モデルによる検定と ADF 検定を並行して行い、結果を比較する。

4． 実証分析(1) ベンフォードの法則

この章では用いるデータについて述べ(4.1)、 分析方法の流れを説明する(4.2)。

4.1 データ

今回の分析では、2018年9月1日時点で取引可能かつ1単位の価格が0.01円未満でない仮想通貨1,555種の対日本円交換レートを取得した上で、0でない先頭の桁の数字を抽出し数値データとして用いた。（仮に1単位が0.04円の場合は「4」とする）

4.2 分析の流れ

カイ二乗検定を行った。この場合の帰無仮説は「ベンフォードの法則は当てはまり、価格に人為的な操作は行われていない」、対立仮説は「ベンフォードの法則が当てはまらず、価格が人為的に操作された可能性がある」である。有意水準は5%とし、前述した十進数の分布と一致しているか仮説検定を行った。

5． 推定結果(1) ベンフォードの法則

抽出した数字の出現確率とP値を表2に示した。これより帰無仮説は棄却されず、「価格に人為的な操作は行われていない」ことが統計的に支持されると分かった。この結果は個別の仮想通貨における価格操作の可能性を完全に排除するものではないが、現在取引されている大半の仮想通貨の価格は、株価などと同様に投資家の需給など市場原理に基づいた価格変動をしていると解釈できる。

この結果から、仮想通貨を代表するビットコインの対米ドル交換レートを株価と同様の手法を用いて分析することには妥当性があると言える。そこで次章よりビットコイン

の「バブル」期となる期間を分析する。

表2 仮想通貨価格の最初の桁の数字出現割合（n=1,555）

数字	1	2	3	4	5	6	7	8	9
個数	494	270	187	155	109	109	91	77	63
確率	31.8%	17.4%	12.0%	10.0%	7.0%	7.0%	5.9%	5.0%	4.1%

P値	0.7832

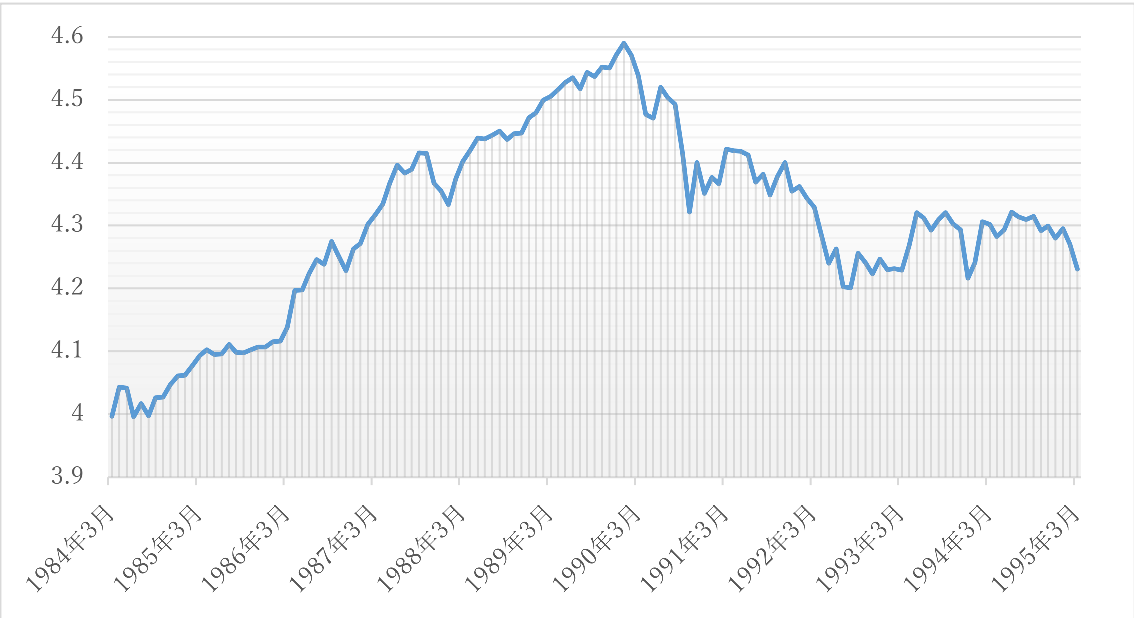
6． 実証分析(2) 日経平均株価 ADF検定・MSモデル

この章ではMSモデルとExplosive AR(1)モデルを組み合わせることで、いわゆる「バブル」期を検出することができることを示す。まずは用いるデータについて述べ、続いて分析方法の流れを説明する。

6.1 データ

今回の分析では、1985年～1990年前後に発生した日本のバブル経済を検出することを目的に、1984年3月～1995年3月の日経平均株価の月次データ・始値を対数化して用いた。（図2を参照）なおADF検定に関しては対数化の影響を考慮し、対数化する前の値を用いた分析も行った。

図2 日経平均株価 対数化プロット図（1984/3～1995/3）



6.2 分析の流れ

上記のデータとAR(1)モデル・MSモデルを組み合わせ、Explosiveになる（係数が1以上になる）レジームを調べる。この時定数項の有無によって結果が変化する可能性があるので、定数項のあるモデル・ないモデルの双方を検定した。同時にADF検定を行い、2つの手法を用いて「バブル」期を特定する。推定した式は、以下のようになる。

＜推定式1＞

$$y_t = c_1 + a_{11} y_{t-1} + \varepsilon_{1,t} \qquad \varepsilon_{1,t} \sim (0, \sigma^2)$$
$$y_t = c_2 + a_{12} y_{t-1} + \varepsilon_{2,t} \qquad \varepsilon_{2,t} \sim (0, \sigma^2)$$

＜推定式2＞

$$y_t = a_{11} y_{t-1} + \varepsilon_{1,t} \qquad \varepsilon_{1,t} \sim (0, \sigma^2)$$
$$y_t = a_{12} y_{t-1} + \varepsilon_{2,t} \qquad \varepsilon_{2,t} \sim (0, \sigma^2)$$

7．　推定結果(2) 日経平均株価 ADF検定・MSモデル

ADF検定およびMSモデルである推定式1・推定式2の分析結果を表3に示し、それぞれのレジームの期間を図3に示した。

まずADF検定の結果を見ると、対数変換前・変換後によらずP値が0.1を超えており帰無仮説は棄却できない、すなわち単位根過程でありバブルは発生していないという結論となった。一方でMSモデルの結果を見ると、定数項の有無によらずレジーム2において係数の推定値が1を超えている。すなわちレジーム2はExplosive AR(1)モデルになっており、このレジームの期間は「バブル」期を表しているという結論となった。

この2つの結果は相反しているが、先行研究においてADF検定の検出力が低いことが指摘されていたことから考えると、バブルはレジーム2の期間で発生している可能性が高いといえる。

更に図3から分かるように、どちらの推定式でも1984年10月～1986年3月、1988年3月～1990年3月頃がレジーム2の期間となっている。株価は景気の先行指標とされているため、1986年12月～1991年2月までの「バブル景気」と整合的な結果となっている。

すなわち、AR(1)モデルとMSモデルを組み合わせた推定式1・推定式2を用いることで、株式市場の「バブル」期を検出することができたと考えられる。よってこの分析には妥当性があるといえ、次章からはビットコイン市場の「バブル」期を検出することを目的に同様の分析を行う。

表3 日経平均株価 分析結果

ADF検定	ADF t検定	P値
対数変換前	-1.4077	0.8228
対数変換後	-1.5557	0.7613

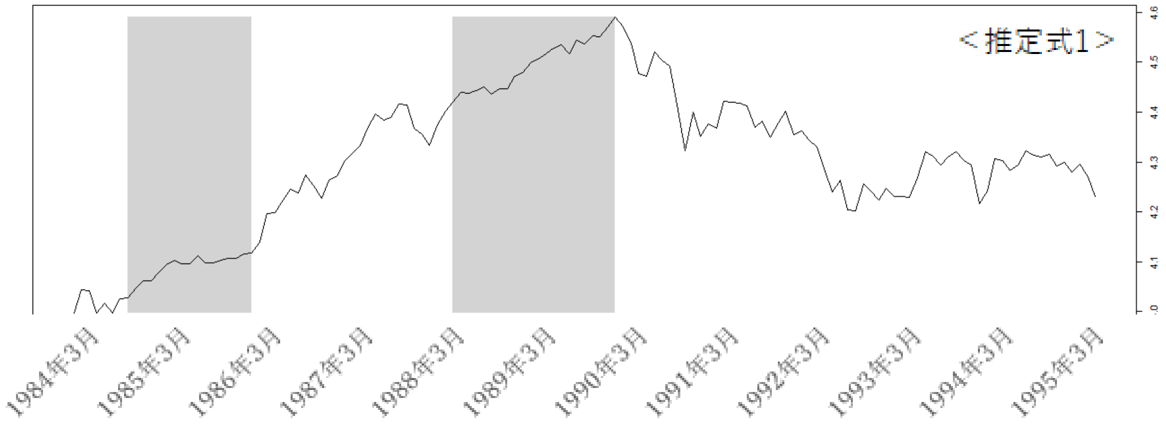
＜推定式1＞

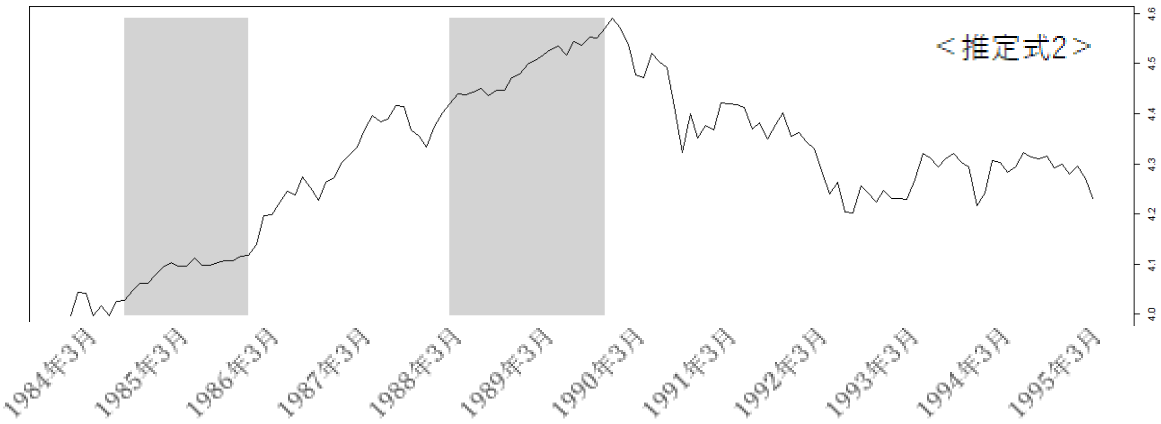
レジーム1	推定値	誤差項の分散	t値
定数項c	0.3167	0.1468	0.03097
係数a	0.9262	0.0342	27.0819
自由度調整済み決定係数	0.9283		
レジーム2	推定値	誤差項の分散	t値
定数項c	-0.0086	0.0419	-0.2053
係数a	1.0037	0.0097	103.4742
自由度調整済み決定係数	0.9968		
AIC	-593.4393		

＜推定式2＞

レジーム1	推定値	誤差項の分散	t値
係数a	0.9998	0.0008	1249.8
自由度調整済み決定係数	0.9999		
レジーム2	推定値	誤差項の分散	t値
係数a	1.0017	0.0005	2003.4
自由度調整済み決定係数	1.0000		
AIC	-590.5972		

図3. MSモデル 分析結果（白…レジーム1、グレー…レジーム2）





8．　実証分析(3)　ビットコイン　ADF検定・MSモデル

この章では前章と同様にMSモデルとExplosive AR(1)モデルを組み合わせ、ビットコインの「バブル」期を検出することを目的とする。まずは用いるデータについて述べ、続いて分析方法の流れを説明する。

8.1 データ

今回の分析では、仮想通貨の取引が盛んとなる2012年4月1日～2018年10月31日のビットコイン対米ドル交換レートの日次データ・始値を対数化して用いた。(図4を参照)なおADF検定に関しては対数化の影響を考慮し、対数化する前の値を用いた分析も行った。

図4　ビットコイン対米ドル交換レート　対数化プロット図（2012/4/1～2018/10/31）

8.2 分析の流れ

上記のデータとAR(1)モデル・MSモデルを組み合わせ、Explosiveになる（係数が1以上になる）レジームを調べる。この時定数項の有無によって結果が変化する可能性があるので、定数項のあるモデル・ないモデルの双方を検定した。同時にADF検定を行い、2つの手法を用いて「バブル」期を特定する。推定した式は、以下のようになる。

＜推定式1＞

$$y_t = c_1 + a_{11} y_{t-1} + \varepsilon_{1,t} \qquad \varepsilon_{1,t} \sim (0, \sigma^2)$$

$$y_t = c_2 + a_{12} y_{t-1} + \varepsilon_{2,t} \qquad \varepsilon_{2,t} \sim (0, \sigma^2)$$

＜推定式2＞

$$y_t = a_{11} y_{t-1} + \varepsilon_{1,t} \qquad \varepsilon_{1,t} \sim (0, \sigma^2)$$

$$y_t = a_{12} y_{t-1} + \varepsilon_{2,t} \qquad \varepsilon_{2,t} \sim (0, \sigma^2)$$

9．　推定結果(3) ビットコイン ADF検定・MSモデル

推定式1・推定式2の分析結果を表4に示し、それぞれのレジームを図5に示した。

ADF検定の結果を見ると、対数変換前・変換後によらずP値が0.1を超えており帰無仮説は棄却できない、すなわち単位根過程でありバブルは発生していないという結論となった。一方でMSモデルの結果を見ると、定数項のある推定式1ではレジーム1・2とも係数は1を超えておらず、定数項のない推定式2ではレジーム1・2とも係数は1を超えている。更にどちらの推定式・レジームにおいても1に近い値をとっていることが分かる。

すなわちADF検定・MSモデルを用いた検定どちらも、ビットコインには明確な「バブル」期間は存在しないという結論となった。加えてMSモデルの検定結果から、ビットコイン価格はランダムウォークしている、すなわち過去のデータからは未来を予測できない可能性が示唆された。

加えて図5から分かるように、どちらの推定式でも2017年4月～2018年4月頃がレジーム2の期間となっている。これはビットコイン対米ドル交換レートが最高値を記録しその後急落した2017年12月を含んでおり、「バブル」期を示しているように思われる。しかし図3と比較してもレジームが明確な期間に分かれておらず、このことからもビットコイン価格に明確な「バブル」期が存在していないことがわかる。

すなわち、ADF検定及びAR(1)モデルとMSモデルを組み合わせた推定式1・推定式2を用いることで、ビットコイン対米ドル交換レートには明確な「バブル」期が存在していないことが分かった。加えて価格がランダムウォークしていることから、時系列データ

を利用した自己回帰モデルによる分析によって、ビットコインの価格を予測することは非常に困難であることも示唆された。

ランダムウォーク理論によれば、一般に過去のトレンドやデータによって株価の将来の値動きを予測することは不可能であると言われるが、ビットコインの方が株価よりもこの性質が強いことが分かった。

表4 ビットコイン 分析結果

ADF検定	ADFt検定	P値
対数変換前	-2.4422	0.3911
対数変換後	-1.8145	0.6568

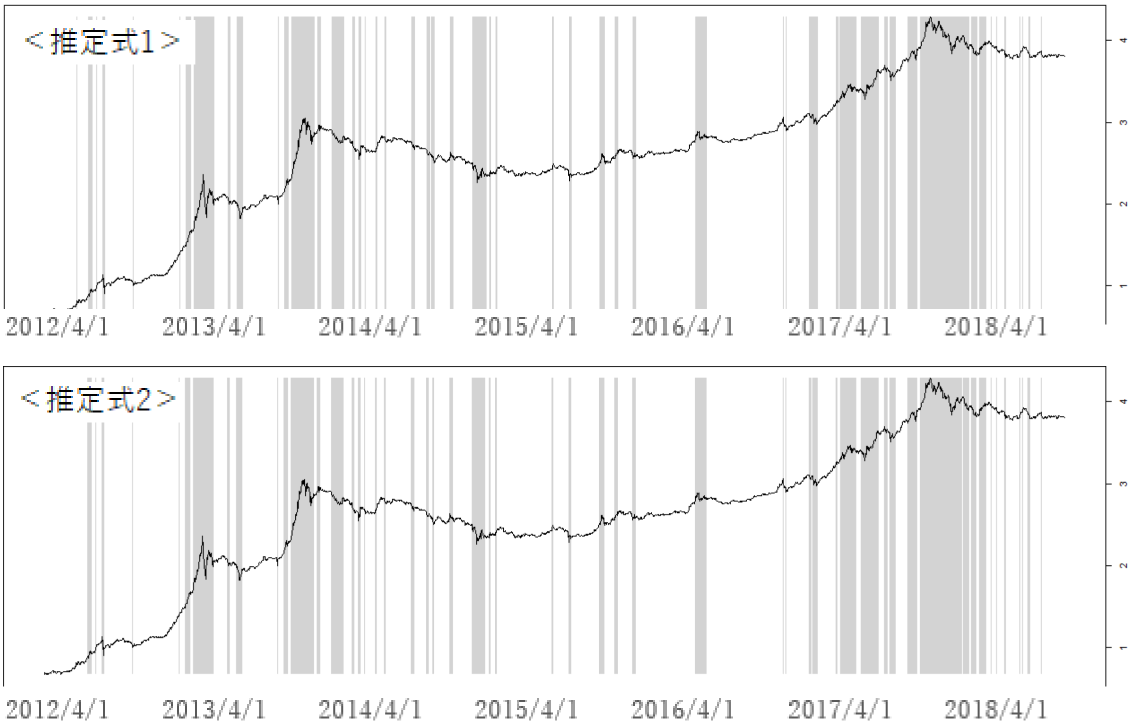
＜推定式1＞

レジーム1	推定値	誤差項の分散	t値
定数項c	0.0023	0.0007	3.2857
係数a	0.9995	0.0003	3331.6667
自由度調整済み決定係数	0.9999		
レジーム2	推定値	誤差項の分散	t値
定数項c	0.0080	0.0042	1.9048
係数a	0.9978	0.0014	712.7143
自由度調整済み決定係数	0.9985		
AIC	-13397.99		

＜推定式2＞

レジーム1	推定値	誤差項の分散	t値
係数a	1.0003	0.0004	2500.8
自由度調整済み決定係数	0.9999		
レジーム2	推定値	誤差項の分散	t値
係数a	1.0004	0.0001	10004
自由度調整済み決定係数	1.0000		
AIC	-13387.5		

図5. MSモデル 分析結果（白…レジーム1、グレー…レジーム2）



10.　結論

本論文では仮想通貨価格の変動要因について調べた上で、「バブル」期の検出を目的に仮想通貨を代表するビットコインの価格変動について、レジームシフトを考慮したマルコフスイッチングモデルと自己回帰モデルを組み合わせたモデルを作成し、従来用いられていた単位根検定とともに実証分析を行った。

仮想通貨価格の変動要因については、各通貨の価格そのものの数値から分析を行うことで、「仮想通貨は危険なもの」や「従来の金融商品とは異なるもの」という先入観を排し、株式や為替と同種の分析手法が適用できる可能性を示すことができた。

本論文で提案した自己回帰モデルの特徴は、市場の状態によって投資家心理が変化することを考慮するためにレジームシフトを導入した点である。その結果、係数の値という簡便な指標を用いて、レジームシフトを導入する意味があるか否かという有用性の検証を行うと同時に、「バブル」期の期間を明確に表現することができた。

分析の結果として、第7章で見たように日経平均株価の分析においては、一般に用いられる単位根検定では検出できなかった「バブル」期を、定義と整合的な形で検出することができた。このことからも、統計分析にレジームシフトを導入することの有用性が高いことが分かった。

しかし、第9章で見たようにビットコイン対米ドル交換レートの分析においては、価格変動の激しい最高値近辺を含むレジームと含まないレジームに大別することができたが、明確な「バブル」期を検出することができなかった。加えてビットコインの価格はランダムウォークしている可能性が高いことが分かった。

以上のことから、ビットコインの価格変動は株価などと同種の分析手法を用いることができるが、株価とは価格変動の性質が異なることが分かった。このことは従来行われてきた株価や為替の変動要因に関する先行研究が、ビットコインの価格変動に対しても活用でき、株価や為替とは異なる結論が出ることを示唆している。

ビットコインと株価の相違点として、理論価格（ファンダメンタルズ価格）の有無が考えられる。ビットコインは2012年と比較して最高値は約4,000倍にもなったが、「理論価格からの乖離」で定義される「バブル」には、期待収益率がゼロであり理論価格の存在しないビットコインは当てはまらない。すなわち理論的なビットコインと株価の差が、実際の価格変動にも影響を与えていることが示唆された。

本論文ではビットコインに「バブル」期は存在しないと結論付けたが、価格変動の大きさを表すボラティリティは最大で1日あたり約18%の上昇と約13%の下落を記録しており、1日で最大約8%下落したリーマンショック時の株価の変動よりも大きい。本論文で見たように「バブル」期の特定や自己回帰モデルの適用は難しいが、原理上ビットコインは投資家の「思惑」のみで価格が決まるため、サイコロジカルラインやVIX（恐怖指数）のように、投資家の心理を数値化できれば価格予測モデルを構築できる可能性は存在する。「どのような変数を用いれば投資家の心理を数値化できるのか」という点については、今後の研究課題としたい。

参考文献

1）石島博・吉田晴香（2004）「株式市場における風見鶏効果」、2004 年度 JAFEE 夏季大会、pp101-126

2）岡田仁志・高橋郁夫・山崎重一郎（2015）『仮想通貨: 技術・法律・制度』、東洋経済新報社

3）沖本竜義（2010）『経済・ファイナンスデータの計量時系列分析』、 朝倉書店

4）同（2014）「マルコフスイッチングモデルのマクロ経済・ファイナンスへの応用」、日本統計学会誌、Vol44, No.1, pp137-157

5）加藤英明（2003）『行動ファイナンス ： 理論と実証』、 朝倉書店

6）Benford, Frank（1938）. "The law of anomalous numbers," Proceedings of the American Philosophical Society 78 (4): pp551–572.

7）Griffin, J. M. and Shams, Amin (2018). "Is Bitcoin Really Un-Tethered?" Available at SSRN: https://ssrn.com/abstract=3195066, 2018.9.27

8）Hamilton, J. D. (1989). "A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle," *Econometrica,* 57: pp357-384

9）Hall, S. G., Psaradakis, Z. and Sola M. (1999). "Detecting Periodically Collapsing Bubbles: A Markov-Switching Unit Root Test," *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 14, No. 2: pp. 143-154

10）Hill, T. P. (1996). "A statistical derivation of the significant-digit law," Statistical Science 10: pp354–363.

11）Nigrini, M. J. (1999). "I've Got Your Number,". Journal of Accountancy.

12）Nakamoto, Satoshi (2008). "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System," The Cryptography Mailing List (metzdowd.com), 2018.9.24

13）Phillips, P. C. B., Y. Wu, and J. Yu (2006). "Explosive Behavior in the 1990s Nasdaq: When Did Exuberance Escalate Asset Values?" *International Economic Review*, Vol. 52, No. 1: pp201-226.