卒業論文

イーサリアム市場とビットコイン市場の市場効率性

慶応義塾大学　商学部　柳瀬典由研究会

宮地　桜

**要旨**

ビットコインの登場以来、新たな暗号資産（アルトコイン）が生成され、中でもイーサリアムはビットコインに次ぐ暗号資産となった。ビットコインを基にしつつも、新たな技術を組み込み開発されたイーサリアムは、その開発目的からビットコインとは市場システムが異なる。また、その取引データから参加者の性質の異なる傾向が確認される。これらの違いが、市場効率性に影響するかを議論する。本論文ではブロックチェーンに記録された共通の変数かつ同じ機械学習モデルを用いることにより、それぞれの市場の市場効率性に差はあるか、予測精度を通じて検証をおこなった。それにより、イーサリアムの方がビットコインよりも市場の効率性が高いという結果となった。

**キーワード**　暗号資産　機械学習　市場効率性

# はじめに

ビットコインが注目される要因のひとつはブロックチェーンという独自のシステム上で動作することにある。ブロックチェーンとは、中央集権的な信頼できる権威者なしにデジタル世界での価値移転を可能にする分散型台帳である。ブロックチェーン上には、取引コストなどビットコインの需要と供給に関する情報を記録しそれを公開している。

ビットコインの市場が拡大すると、そのブロックチェーンをもとに新たな暗号資産が生成されてきた。それらをアルトコインと呼ぶ。アルトコインの市場は年々拡大している。図表１はビットコインの市場占有率を示し、次第に占有率が下がっていることが見てとれる。

図表 　暗号資産市場におけるビットコインの市場占有率

グラフ, 折れ線グラフ

自動的に生成された説明

出典： CoinMarketCapよりGlobal cryptocurrency market charts

そのアルトコインの中でもビットコインに次ぐ時価総額となっているのがイーサリアムだ。イーサリアムも他のアルトコイン同様ビットコインを基に形成された。しかし他の多くのアルトコインと違い、法定通貨との変換にビットコインを介する必要がない。また、ビットコインが他の暗号資産と交換可能であるように、イーサリアムも他の暗号資産と交換可能である。すなわち、イーサリアム自体と他の通貨との交換が可能であるという点から、ビットコインと同等の金融資産市場と見うる。

イーサリアムが注目される背景は非代替性トークン（NFTと呼ばれる）の存在だ。これは、ビットコインには2021年10月まで存在せず、現在もイーサリアムがNFTの代表だ。NFTもトークンの一種であり、イーサリアムブロックチェーン上に記録される場合には、NFTはイーサリアムでしか売買ができない。これは、非代替性イーサリアムであるNFTと代替性イーサリアムの交換を意味する。これはイーサリアム特有の市場である。すなわち、イーサリアムには他の通貨との交換市場に加え、イーサリアム同士の交換市場が存在する。一方で、ビットコインには他の通貨との売買市場のみが存在する。これにより、ビットコインのブロックチェーン情報は、他の通貨との売買市場での取引のみが記録されるのに対し、イーサリアムのブロックチェーンにはイーサリアム同士の交換市場での取引も含まれている。

そんなイーサリアムとビットコインのブロックチェーンデータからは、市場参加者の異なる傾向が観察される。両者のアクティブアドレス数に大きな差はない。取引数においてはイーサリアムの方が多い。それにも関わらず、イーサリアムに比べビットコインの平均取引額が、はるかに大きい。これはビットコインの大量保有者の行動と考えられる。一方で、イーサリアムに大量保有者の行動が見られない。

そこで、両者の市場システムの違いが金融資産市場としての性質に違いをもたらしているのではないかと考えた。本論文では、イーサリアム市場とビットコイン市場における市場効率性を比較検証する。その際、ブロックチェーンに記録された共通の変数かつ同じ機械学習モデルをもちいて価格予測を行う。それにより価格への情報利用度を測る。

本論文の構成は以下のとおりである。第２章では研究背景を説明する。第３章では本論文における問題意識および仮説を設定する。第４章では分析に使用したデータについて紹介する。第５章では分析モデルやその妥当性に言及しながら分析方法を紹介する。第６章では、その結果および考察を示す。そして最後に第７章で本論文のまとめ及び今後の課題を述べて結びとする。

# 研究背景

## 暗号資産市場の変化

2021年において暗号資産市場は大きく変動した。図表２と図表３はビットコインとイーサリアムのそれぞれの価格推移を表している。それらを見ると、2021年の変動は2017年から2018年の変動を大きく上回るものだった。ビットコインは2021年11月には67000ドル台を記録し、イーサリアムも4800ドル台を記録した。

図表 　ビットコインの価格推移

グラフィカル ユーザー インターフェイス, アプリケーション

自動的に生成された説明

出典：Blockchain.com（2022）よりBitcoin Price in USD historical chart

図表 　イーサリアムの価格推移

グラフィカル ユーザー インターフェイス, グラフ

自動的に生成された説明

出典： Blockchain.com（2022）よりEthereum Price in USD historical chart

イーサリアムは2021年以降NFT（非代替性トークン）の存在により注目されるようになった。これはイーサリアムがビットコインに先んじて導入した技術である。他の暗号資産において存在するものもあるが、NFTはERC-721というイーサリアムの規格を利用したものが最も代表的な存在だ。例えば、NFTのERC-721も、イーサリアムの一種であり、画像、動画、音声などのメディアを含むファイルとデータをトークンに結び付けることで代替不可能としたものだ。データはブロックチェーン上に保存され、改ざんできない仕組みになっている。NFTの所有権は、ファイルの保有者に対して与えられ、一般的には専用マーケットプレイスで売買される。この専用マーケットプレイスは、イーサリアムのブロックチェーン上で稼働するアプリケーションである。ブロックチェーン分析企業のChainalysisによるとNFT市場は2021年以降に急速に拡大している。NFT市場にはNFTコレクションを転売することで利益を得ようとするNFTコレクターが存在する。NFTコレクターが利益を上げる方法は２つある。流通市場で購入されたすでに発行されているNFTの転売と新たに発行されるNFTの転売だ。いずれにしてもNFTコレクションの情報を独自に得る必要がある。

NFT作品の例としてベルヴェデーレ美術館に保存されているクリムトの『接吻』が話題となった。ベルヴェデーレ美術館は、投資ファンドの[artèQ](http://arteq.io/)と共同で歴史的名画をNFT化した。同作品の高解度デジタルコピーが1万個の複製具可能なNFT化されたピースに分割され販売された（コインテレグラフジャパン2021）。

## イーサリアムとビットコインとの違い

イーサリアムはビットコインをもとに作られた。しかし、両者は市場システムが異なる。これはブロックチェーンに記録されるデータを変化させる。そのデータから市場参加者の性質の違いが確認される。

市場システムの違いはその開発目的から端を発する。ビットコインは決済手段として発明された。一方でイーサリアムのブロックチェーンは分散型アプリケーション（Dapps）の開発プラットフォームとして開発された。Dappsとは、企業や銀行といった中央管理者の不在で稼働するアプリケーションのことである。Dapps開発は特定の技能を持つエンジニア以外には開発が難しいとされてきたが、イーサリアムが発明により開発が加速した。CryptoKittiesをはじめとして、現在も多数のアプリケーションが稼働している。アプリケーション内での決済手段としてイーサリアムが開発された。

アプリケーションには、様々な種類が存在する。NFT技術を使ったアプリケーションが有名な事例だ。NFT技術を使ったアプリケーションには大きく分けて2種類ある。１つはアート作品などをNFT化し、非代替性を持たせることで購入、出品、流通を可能にするプラットフォームだ。ここではNFTコレクターと称される投資家が存在する。もう一つは、ゲーム型のアプリケーションだ。これは遊んで稼げる「Play to Earn」モデルと称されるように、独自にキャラクターやモンスターを育成し、バトルや繁殖を通じて暗号資産を稼ぐことができる。バーチャル空間でのコミュニケーションやライブなどが注目されたメタバースもこれにあたる。NFTもイーサリアムなので、アプリケーション内はイーサリアム同士が交換されていることになる。アプリケーションを通じた売買はすべてガス代と呼ばれる手数料が必要となる。ガス代もイーサリアムで払う必要があるため、すべてがイーサリアムで運営されていることになる。また、分散型金融（DeFi）のものも存在する。これは、中央管理者を通さずにレンディング（仮想通貨の貸し借り）ができるものだ。手数料が安く金利を目的に取引をされる。他にも保険サービスなどが存在する。

このようにイーサリアムのブロックチェーン上では様々なアプリケーションが稼働しており、アプリケーション自体がイーサリアムの市場となっている。

しかし、現在ではイーサリアムが法定通貨や他の暗号資産との交換が可能であり、金融資産市場も存在することになった。すなわち、イーサリアム同士の交換と他の通貨との交換という２種類の市場が存在する。2種類の市場での取引すべてがイーサリアムのブロックチェーンに記録されることになる。一方で、決済手段として発明されたビットコインは、他の通貨との交換市場のみが存在することになる。ブロックチェーンに記録される情報も他の通貨との交換市場のみの取引記録だ。

この市場システムの違いは、市場参加者の違いを誘発しうる。ビットコインは他の通貨市場における投機目的の参加者が想定される。一方でイーサリアムはイーサリアム自体への投機目的の参加者に加え、アプリケーションの参加者も想定される。アプリケーション内でもNFT投資家など存在する。すなわち、イーサリアムには様々な目的で取引をおこなう市場参加者が考えられる。その違いは、両者のアクティブアドレス数や取引数、平均取引額のデータからその傾向が確認される。図表４はアクティブアドレス数の推移、図表５は取引数の推移、図表６は平均取引額の推移を示している。

図表４と５が示すようにビットコインの価格の上昇時期において、アクティブアドレス数や取引数には大きな変化は見られない。一方で図表６より平均取引額は大きく上昇している。これは少数のビットコイン大量保有者（クジラと呼ばれる）が市場に参加していると考えられる。

一方、図表６よりイーサリアムについては、価格の上昇に伴う平均取引額の上昇は見られず、その値もビットコインに比べかなり小さい。しかし、図表４と５が示すように取引数とアクティブアドレス数の上昇がみられる。これは、小規模な取引を行う多数のユーザーが市場に参加し、価格が決定されえていると考えられる。

図表 ４　アクティブアドレス推移

グラフ, 折れ線グラフ

自動的に生成された説明

出典：Blockchain.com（2022）よりBitcoin, Ethereum Active Addresses historical chart Number of unique (from) addresses per day

図表 ５　取引数の推移

グラフ, 折れ線グラフ

自動的に生成された説明

出典：Blockchain.com（2022）よりBitcoin, Ethereum Transactions historical chart Number of transactions in blockchain per day

図表 ６　平均取引額の推移

グラフ, 棒グラフ

自動的に生成された説明

出典：Blockchain.com（2022）よりBitcoin, Ethereum Price in USD historical chart Average value, per day, USD

## マーケットマイクロストラクチャー

価格形成における市場システムの影響を研究する分野にマーケットマイクロストラクチャーが挙げられる。ここではマーケットマイクロストラクチャーにおける一般的な市場システムと市場参加者の議論をとりあげる。

マーケットマイクロストラクチャーの研究の関心のひとつは、市場システムと価格形成の関係を明らかにすることだ。

価格形成システムには、競争売買システム、マーケットメーカーシステム、スペシャリストシステムがある。マーケットメーカーシステムは、マーケットメーカーが自己勘定で売買注文価格を提示して投資家からの注文を誘い取引を約定させようとするものだ。提示する価格が必ず応じる確定値なのか大体の価格表示である気配値なのかはシステムによって異なる。しかしいずれにしても、マーケットメーカーが提示する価格は買いと売りで異なる。それぞれビッドとアスクと呼ばれ、その間にはスプレッドと呼ばれる差が存在する。このスプレッドは投資家に即時性を提供することに対する対価である。

また取引システムの約定サイクル違いについても分類できる。注文を次々と処理する連続取引市場と、まとめて一括処理するコール市場に分かれる。連続取引市場では、連続的に発生する売買注文ごとに条件に合う反対注文が必要となるため、十分な流動性が要求されることになる。

このようなマーケットマイクロストラクチャーの理論によると、暗号資産の取引所はマーケットメーカーシステムの連続取引市場を採用している。暗号資産と通貨の交換取引を行う取引所には、マーケットメーカーが得るスプレッドが存在する。また、マーケットメーカーが提示する価格は大体の価格表示である気配値である。

マーケットマイクロストラクチャーモデルでは、市場に参加する投資家のタイプを情報トレーダーと非情報トレーダーに分ける。そのうえで、それぞれのトレーダーの合理的行動の結果として市場での価格形成を考察しようとする。

情報トレーダーとは、まだ市場価格に反映していない私的情報を持っている投資家のことである。この情報にはいろいろなレベルのものがある。商品開発、経営等の内部情報や、政治・経済等の環境変化に関する情報、特別に会員になるなど入手コストのかかる場合もある。このほかにトレーダー自らが調査等により作成した予想も含まれる。いずれにしても情報材として価値を有する必要がある。情報トレーダーは市場にまだ織り込まれていない情報を持っており、これに基づいて利益最大化行動に従い取引を行う。私的情報は、取引の形でいったん顕在化するとその取引行動はその他の市場参加者へのシグナルとなる。または、私的情報は時間が経過すれば他の投資家にも知られてしまいその優位性を失いうる。よって情報トレーダーの最適行動は、情報の価値があるできるだけ早い機会にそれも1回きりの取引で最大の利益を上げようとするのが最適である。

一方で、非情報トレーダーは私的情報を持っていない投資家の総称である。非情報トレーダーには2種類存在する。1つ目のタイプは、市場の価格変化や売買からそこに情報が潜んでいることを期待してただ乗りしようとたくらむトレーダーだ。2つ目のタイプは、何らかの至急な資金ニーズや将来の投資機会のための一時的な逃げ場としてなどの流動性動機から取引をおこなうトレーダー（流動性トレーダーと呼ばれる）である。いずれのタイプにしても情報以外の要因を取引理由としている。非情報トレーダーの売買によって生ずるか価格変動は、価格発見のために生じているのではなく、一時的な売買注文の不均衡や、スプリッドの違いを反映した動きに過ぎないとされる。

## 先行研究

暗号資産市場は新たな金融資産市場として分析されてきた。そのほとんどは最古の暗号資産であるビットコインの分析であり、議論は大きく２つのアプローチに分けることができる。

１つは株式市場における既存の理論を適用するアプローチである。これには効率的市場仮説（Fama,1970）が挙げられる。ビットコイン市場の効率性についての先行研究に対しメタ分析を行った論文がある。（Kyriazis,2019）

もう一つはデータサイエンスのアプローチによる分析である。これは様々な機械学習の手法を用いて、翌日以降の暗号資産の価格を予測し、その予測精度を評価するものだ。説明変数にはブロックチェーンのデータのみを用いた研究がある。（Mudassir,2020）その予測精度から価格予測にブロックチェーンデータが有効であると示唆している。

以下ではこれらの詳細をみていく。

### 効率的市場仮説 (Fama ,1970)

市場の効率性とは、情報が価格の形成に利用されることをいう。これは、株式市場において価格の形成は将来的な予想であり、この予想は利用可能な情報に基づいていることによる。

その市場の効率性を弱度、準強度、強度の３つに分類している。弱度の効率的市場において超過リターンをあげるためには、過去の価格に含まれる情報は無効とされる。弱強度の効率的市場において超過リターンをあげるには、過去の価格に含まれる情報に加えてすべての公開情報をも無効とされる。強度の効率的市場においては、公開情報に加えてインサイダー情報を用いても超過リターンをあげることはできないとされる。

### ビットコイン市場の効率性

Kyriazis（2019）はビットコイン市場の効率性と収益性についてメタ分析を行っている。先行研究では拡張ディッキー－フラー検定（ADF検定）やリュング・ボックス検定など様々な手法により分析されている。Kyriazis（2019）は、ほとんどの先行研究が2018年以前は市場効率性が成立しないことを示していることを明らかにした。一方で時間が経つにつれて市場効率性が弱くなった可能性にも言及している。

### データサイエンスの暗号資産に関する研究

データサイエンスの分野では暗号資産の価格予測に関する研究が活発に行われている。暗号資産はブロックチェーンシステムで生成・消費されるため、ブロックチェーン情報を用いた価格予測は広く採用されている。特にこの考えはビットコインにおいて適用されている。

Mudassir（2020）は、2013年から2019年のデータを分析した。ビットコインの価格予測にブロックチェーンデータのみを用いている。その予測精度は論文中のすべてのモデルで約65％の精度を達成している。これはブロックチェーンデータが予測するうえで有用であることを示唆している。

イーサリアムに関してもブロックチェーンデータを用いた価格予測が行われている。Kimら（2021）は、ブロックチェーン情報を用いたイーサリアムの価格予測を行い、イーサリアムにおいてもブロックチェーン情報が価格予測に有用であるとしている。

### 先行研究と本論文との違い

先行研究と本論文との違いは２つある。１つは検証期間である。ビットコインとイーサリアムはともに2021年11月に最高値を更新している。2021年は暗号資産市場が大きく変動した時期であり、その変動幅は2017年から2018年における変動よりもかなり大きなものだった。しかし2017年と2021年の動きにはアクティブアドレス数や取引数において違いがみられる。アクティブアドレス数や取引数の上昇は2017年には価格変動に伴い大きく上昇しているようだ。一方で、2021年には価格変動に伴うような、アクティブアドレス数や取引数の変化が見られない。先行研究ではこの2021年の変動期を含んでいない。2つ目はアルトコインとビットコインとを比較することである。イーサリアムは2021年以降急激に市場価格が上昇した暗号資産であり、ビットコインに比べ研究が進んでいない。そこで本論文では、イーサリアム市場とビットコイン市場を比較することにより、暗号資産市場の研究を発展させることを目的に掲げる。

# 問題意識と仮説

## 問題意識

イーサリアムとビットコインの市場システムの違いにより引き起こされる市場参加者の違いにより、市場が織り込む情報が変わりうる。それにより市場効率性に違いが生じるのではないかと考えた。イーサリアムはビットコインを基につくられたため、２つのブロックチェーンは、取引データに関する同質の情報を記録している。本論文では、同質のデータを使用し同じ機械学習モデルにより価格予測を行う。これは、需要と供給に関する公開データを使用して価格の将来予測を行うことで、価格への情報利用度を検証することだ。その結果を比較することにより、２つの暗号資産における市場効率性の比較を試みる。

## 仮説

イーサリアム市場はビットコイン市場よりも市場効率性が高いと考える。前章で述べたようにイーサリアムはビットコインと違い、他の通貨との市場だけでなくイーサリアム同士を交換する市場が存在する。また、イーサリアムの取引データより小規模な取引を行う多数の市場参加者の存在が確認される。これらのことから、マーケットマイクロストラクチャーの理論に従うと、様々な動機をもった市場参加者が多様な情報をもとに取引を行っているのではないかと考えうる。

実際の市場で情報トレーダーと非情報トレーダーを見分けることは不可能である。しかし、トレーダーが市場に参加する動機は利益をあげるためであり、とりわけ有利な情報を得たからだと考えられうる。イーサリアムはアプリケーションという特有の市場をもつことで、情報トレーダーたちの持つ情報が多様化すると考えるのは自然である。

その結果、イーサリアムの市場の方がビットコインの市場よりも多様な情報が価格に反映され、イーサリアムの方がより市場効率性が高いのではないかと考える。

具体的な仮説は以下のように設定する。

**仮説１　  
「イーサリアムの偏自己相関はビットコインの偏自己相関よりも低い」**

偏自己相関を用いて効率的市場仮説における弱度の効率性を検証する。偏自己相関は過去の価格が将来の価格への影響を示唆する。弱度の効率性において、イーサリアム市場がビットコイン市場よりも効率的であるならば、イーサリアムの偏自己相関はビットコインの偏自己相関よりも低いと考えられる。

逆に偏自己相関に差がないならば、市場効率性に差はないと考えられる。

**仮説２**

**「イーサリアムの予測精度はビットコインの予測精度よりも低い」**

ブロックチェーンに記録されたデータを用いて翌日の価格予測をすることで得られる予測精度を用いて準強度の効率性を検証する。ブロックチェーンのデータは公開情報であり、途切れることなく生成されていく。この新たな公開情報のみによる予測精度が高いということは、公開情報の価格形成に主要な情報ということを示唆する。逆にその他の情報が価格形成にそれほど寄与しておらず、情報の効率性が低いと考えられる。もし、イーサリアム市場がビットコイン市場よりも効率的であるならば、この公開情報のみによる価格予測をすることはイーサリアム市場において、より低い予測精度となると考えられる。

逆に予測精度に差がないならば、市場効率性に差はないと考えられる。

# データ

本論文では前章の仮説を検証すべく、2019年８月13日から2022年８月11日までのブロックチェーンに記録された日次データを使用した。ビットコインについてはbitinfochartsより、イーサリアムについてはetherscanより取得した。

ブロックチェーンは、すべての取引情報を記録している。ブロックチェーンに記録されるのは取引記録だが、その記録作業に係る情報も得ることができる。なぜなら、その記録作業の承認者（マイナーと呼ばれる）になることが、暗号資産の獲得方法であり、発行システムだからだ。発行作業のことをマイニングと呼ぶ。そのため、ブロックチェーン情報は暗号資産の需要と供給に関する公開情報といえる。ただ、市場での需給の関係に直結しているとは限らない。マイニングにより獲得した暗号資産を必ずしも市場に流通させるとは限らないからだ。しかし、暗号資産も市場での需給によって価格が決定されうるため、ブロックチェーンに記録されたデータは価格の決定要因となりうる。そのため予測に使用した。

## 使用した変数

市場から得られるデータとブロックチェーンから得られるデータの2種類を使用した。

市場から得られるデータから、価格変化、市場価格、時価総額の３つの変数を使用した。被説明変数を価格変化とし、価格が上昇すれば１、下降すれば０をとるバイナリ変数としている。被説明変数は説明変数の1日後のデータだ。

ブロックチェーンデータからは、平均ブロックサイズ、平均承認時間、総ハッシュレート、採掘難易度、マイニング収益、総取引手数料、取引当たり手数料、アドレス数、承認取引数を使用した。これらはイーサリアムとビットコインのブロックチェーンの両方から得られる共通の変数である。異なる点は、イーサリアムのデータには、アプリケーション内でやり取りされたイーサリアムの取引情報も含んでいることだ。

そもそもブロックチェーンは、取引データを記録したブロックが過去から現在までハッシュ値を介することでひとつながりになっている。図表７はブロックチェーンの基本的な仕組みを表している。ハッシュ値とは、アルゴリズムにより算出された、1つ前までのブロックの情報を表す不規則な文字列のことだ。このハッシュ値が過去の情報を要約して含んでいくことで改ざんができないようになっている。ビットコインの場合には新たな取引データを含んだブロックが約10分に1回、イーサリアムの場合には約15秒に1回生成されるよう調整され、ブロックチェーンを伸ばし続けている。ブロックサイズは大きいほど１つのブロックに記録された取引が多いことを表す。

図表 ７　ブロックチェーンの仕組み

ダイアグラム

自動的に生成された説明

出典：筆者作成

ブロックの生成過程において、ビットコインとイーサリアムはともにプルーフ・オブ・ワーク（PoW）と呼ばれるコンセンサス・アルゴリズムを採用していた。イーサリアムは2022年９月15日にPoSというコンセンサス・アルゴリズムに移行したが、それまではPoWを採用していた。そのため、本論文においては変数が共通であるとしている。

ブロックチェーンのコンセンサス・アルゴリズムとは、ブロックチェーン上で行われる暗号資産の取引の整合性を確認する際のルールのことだ。整合性を確認するためには、ナンスと呼ばれる値をハッシュ関数という複雑な数式に代入して答え（ハッシュ値）を算出する。ハッシュ値が一定の条件を満たすことで答えとして承認される。答えとなるハッシュ値にたどり着くナンスを最初に発見するとマイナーとなり暗号資産が獲得できる仕組みだ。PoWのナンス探しには膨大な計算量を必要とする。ハッシュ値から逆にナンスを発見することはできず、ハッシュ関数にひたすらナンスを代入し続けて演算を繰り返し、正当なハッシュ値を探す必要があるからだ。この計算量のことをハッシュレートという。マイナーが増え計算競争が激化するとハッシュレートは上がることが考えられる。また、採掘難易度とは、ナンスを見つける難易度のことである。ビットコインの場合には新たな取引データを含んだブロックが約10分に1回、イーサリアムの場合には約15秒に1回生成されるよう調整されているのは、採掘難易度とハッシュレートの関係からだとされている。マイナーが増えハッシュレートが高くなると難易度が高くなり、ハッシュレートが低くなれば難易度も低くなる仕組みとなっているとされている。

このマイニングと呼ばれる計算競争に参加するインセンティブはマイナーとなれば、成功報酬として暗号資産がもらえることだ。そのためマイナー自身が暗号資産の価値を信じている必要がある。現在機械の性能の向上などを受け、膨大な電気代とスーパーコンピューターが必要なことから、暗号資産を得られるマイニングは少数の企業の寡占状態だ。しかし、少数の企業はその計算量を細かく分割することで、個人からの出資を受ける代わりに成功報酬で獲得した暗号資産を分配する。よって、必ずしも成功報酬による暗号資産は完全に少数の企業に独占されているわけではない。

成功報酬には2種類ある。1つがマイニング収益で、もう1つは取引手数料だ。取引手数料は、送金者が自由に決めることができ、その手数料が高いほどその取引への承認時間がはやまる。そのため、暗号資産の取引が増え渋滞していくほどに手数料は上がりやすい。同じように暗号資産のアクティブユーザーが増え、取引が増えていくほどに承認時間も伸びやすい。

　図表８は使用した変数を示している。

図表 ８　諸変数とその定義

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 変数 | 単位 | 定義 |
| 価格変化 | バイナリ | 価格が上昇すれば１、加工すれば０をとるバイナリ変数 |
| 市場価格 | USD | 取引所における市場価格の米ドル換算額 |
| 時価総額 | USD | 流通する暗号資産の米ドル換算額 |
| 平均ブロックサイズ | Bites | 過去24時間の平均ブロックサイズ |
| 平均承認時間 | 分 | 取引がブロックに含まれブロックチェーンに追加されるまでの平均時間 |
| 総ハッシュレート | TH/秒 | マイニングによって1秒間に行われる計算量 |
| 採掘難易度 | relative | 新しいブロックを生成することがどれだけ難しいかを表す相対的な指標 |
| マイニング収益 | BTC Ether | マイナーに支払われる収益 |
| 総取引手数料 | BTC Ether | 取引をする際に発生した総取引手数料 |
| 取引当たり手数料 | USD | １取引当たりの手数料の米ドル換算額 |
| アドレス数 | 個 | 固有に使われているアドレス数 |
| 承認取引数 | 取引数/日 | 1日当たりに承認された取引数 |

出典： 筆者作成

## 前処理

欠損値補完と対数差分変換をすべての説明変数に対し行った。

欠損値補完には、一日前のデータを使った。欠損値時点において、現実では未来に関する情報を使用しえないためにこの方法を使用した。それにより、予測するうえでモデルに未来のデータが入力されることがない。

対数差分変換を行った理由は３つある。1つ目は逐次的な変化率を計算するよりも計算量を減少させることができるからだ。2つ目は分散不均一構造に対する誤差を減らすことができるからだ。3つ目は、非定常過程を定常過程としてとらえるためだ。前処理後の変数に対して拡張ディッキー＝フラー検定（ADF検定）を行った結果よりすべての変数が有意になり定常性が示された。

図表９と図表10で前処理を行った後の変数の記述統計量をビットコインとイーサリアムのそれぞれについて示している。また図表11と図表12でADF検定の結果を示している。

図表 ９　ビットコインデータの記述統計量

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 変数名 | サンプル数 | 平均 | 標準偏差 | 最小値 | 最大値 |
| 価格変化 | 1093 | 0.520586 | 0.499805 | 0 | 1 |
| 時価総額 | 1093 | 0.000705 | 0.035896 | -0.30549 | 0.198505 |
| 市場価格 | 1093 | 0.000724 | 0.040048 | -0.49652 | 0.174809 |
| 平均ブロックサイズ | 1093 | 8.92E-05 | 0.070908 | -0.3437 | 0.246386 |
| 平均承認時間 | 1093 | 0.000286 | 0.774557 | -4.34328 | 4.159672 |
| 総ハッシュレート | 1093 | 0.000949 | 0.018343 | -0.07371 | 0.069031 |
| 採掘難易度 | 1093 | 0.000949 | 0.016704 | -0.24286 | 0.119609 |
| マイニング収益 | 1093 | 4.51E-05 | 0.124887 | -0.65136 | 0.523515 |
| 総取引手数料 | 1093 | -0.00102 | 0.255204 | -0.83032 | 1.001383 |
| 取引当たりの手数料 | 1093 | -3.67E-05 | 0.145368 | -0.61728 | 0.742125 |
| アドレス数 | 1093 | 0.000246 | 0.11303 | -0.31731 | 0.425848 |
| 承認取引数 | 1093 | -0.00021 | 0.123721 | -0.49226 | 0.558594 |

出典：筆者作成

図表 10　イーサリアムデータの記述統計量

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 変数名 | サンプル数 | 平均 | 標準偏差 | 最小値 | 最大値 |
| 価格変化 | 1093 | 0.53065 | 0.499288 | 0 | 1 |
| 時価総額 | 1093 | 0.002231 | 0.052187 | -0.57364 | 0.233597 |
| 市場価格 | 1093 | 0.00211 | 0.052054 | -0.56985 | 0.233213 |
| 平均ブロックサイズ | 1093 | 0.001258 | 0.076733 | -0.89692 | 1.154944 |
| 平均承認時間 | 1093 | 2.18E-05 | 0.012984 | -0.12917 | 0.067483 |
| 総ハッシュレート | 1093 | 0.001489 | 0.020233 | -0.0834 | 0.056585 |
| 採掘難易度 | 1093 | 0.001522 | 0.018529 | -0.13351 | 0.082917 |
| マイニング収益 | 1093 | 0.000691 | 0.034165 | -0.2 | 0.208671 |
| 総取引手数料 | 1093 | 0.001451 | 0.235706 | -2.37294 | 2.810398 |
| 取引当たりの手数料 | 1093 | 0.00022 | 0.404097 | -2.65953 | 2.737321 |
| アドレス数 | 1093 | 0.00045 | 0.083591 | -0.69572 | 0.562908 |
| 承認取引数 | 1093 | 0.001768 | 0.319117 | -1.27418 | 1.760011 |

出典： 筆者作成

図表 11　ビットコイン変数のADF検定の結果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 変数名 | 検定統計量 | P値 |
| 価格変化 | -36.193869 | 0.0000 |
| 時価総額 | -31.276383 | 0.0000 |
| 市場価格 | -1.544288e+01 | 0.0000 |
| 平均ブロックサイズ | -9.917831e+00 | 0.0000 |
| 平均承認時間 | -1.179797e+01 | 0.0000 |
| 総ハッシュレート | -7.9663909e+00 | 0.0000 |
| 採掘難易度 | -21.663776 | 0.0000 |
| マイニング収益 | -1.673473e+01 | 0.0000 |
| 総取引手数料 | -7.990462e+00 | 0.0000 |
| 取引当たりの手数料 | -7.866870e+00 | 0.0000 |
| アドレス数 | -9.763564e+00 | 0.0000 |
| 承認取引数 | -9.406467e+00 | 0.0000 |

出典：筆者作成

図表 12　イーサリアム変数のADF検定の結果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 変数名 | 検定統計量 | P値 |
| 価格変化 | -35.146930 | 0.0000 |
| 時価総額 | -9.751592e+00 | 0.0000 |
| 市場価格 | -9.750029e+00 | 0.0000 |
| 平均ブロックサイズ | -8.904835 | 0.0000 |
| 平均承認時間 | -42.111959 | 0.0000 |
| 総ハッシュレート | -8.666273e+00 | 0.0000 |
| 採掘難易度 | -22.085481 | 0.0000 |
| マイニング収益 | -8.9665574e+00 | 0.0000 |
| 総取引手数料 | -8.294346e+00 | 0.0000 |
| 取引当たりの手数料 | -8.374714e+00 | 0.0000 |
| アドレス数 | -9.600676e+00 | 0.0000 |
| 承認取引数 | -1.207791e+01 | 0.0000 |

出典：筆者作成

# 分析方法

　分析は偏自己相関による分析と機械学習モデルによる予測精度の２つの方法で行った。それらの結果をウィルコクソンの符号順位和検定にかけて仮説の検証を行った。

　機械学習モデルを使用するにあたって、はじめに分析の概要を説明する。本論文では、機械学習モデルによる分析を結果の頑健性を保証するために２つのモデルを使用した。そこで次に、使用したロジスティック回帰とランダムフォレストという２つの機械学習モデルの仕組みについて説明する。そのあと、汎化性能の向上のために行ったK-分割交差検証とハイパーパラメータチューニングについて説明する。それらを経て得られた予測精度の評価をF値という指標を使用した。最後に検定における仮説を説明する。

## 偏自己相関

偏自己相関とは、時点tと時点t－jの間に存在しているj－1個のデータの影響を取り除くことで得られる時点tと時点t－jの間の相関である。2019年12月から2022年8月における1日単位の偏自己相関を分析した。

## 分析モデル

図表13は分析モデルの概要を示している。説明変数をt日目のブロックチェーンデータとし、被説明変数をt＋1日目の価格が上昇なら１、下降なら０とする分類器を使用した。分類アルゴリズムにはロジスティック回帰、ランダムフォレストを使用した。これは、2014年から2016年の5秒ごとにビットコインのリターンを予測した論文において、収益性の高いモデルはロジスティック回帰とランダムフォレストであったことによる。（Amjad，2016）

図表 13　分析モデルの概要

テキスト

中程度の精度で自動的に生成された説明

出典：筆者作成

### ロジスティック回帰

ロジスティック回帰は、被説明変数が0か1である二値分類問題を解く線形モデルである。ロジスティック回帰を行うにあたって、標準化をおこなう必要がある。標準化とは、変数の値の範囲を一定に収める変換だ。変数間でスケールが揃えることで、よく学習し分類できていることが知られている。平均値を、標準偏差をとすると番目の変数は以下のように定義できる。

以下のシグモイド関数（）を用いることで最尤推定法により、目的の事柄がおこる確率を予測する。確率が50％以上ならば１、50％未満なら０とすることで二値分類問題が解ける。

### ランダムフォレスト

図表14ではランダムフォレストの仕組みを示している。ランダムフォレストとは決定木を基本機械学習モデルとし、それを複数組み合わせたアンサンブル法だ。決定木とは、Yes/Noで答えられる質問で構成された階層的な木構造を学習する。連続値に対する質問は、「変数iは値aよりも大きいか」という形をとる。木のノードは質問を表しているが、終端ノードは答えを表している。決定木の最大の問題点は、訓練データに対して過剰適合してしまうことだ。この問題を解決するために、決定木をたくさん集めたものがランダムフォレストだ。それぞれ一部のデータに対してそれぞれ異なった方向に過剰適合した決定木をたくさん作り、その結果の平均をとることで過剰適合の度合いを減らすことができる。すなわち、たくさんの決定木の答えの多数決をとり、答えとする。

図表 14　ランダムフォレストの仕組み

ダイアグラム

自動的に生成された説明

出典：筆者作成

### 汎化性能の向上

汎化性能とは、未知のデータに対する予測能力である。汎化性能を考慮しなければ、学習不足または過学習に陥る恐れがある。学習不足とは、十分にモデルができておらず、学習データに対して予測精度が低い状態である。また、過学習とは、学習データに対して過剰に適合した状態である。それにより、学習データに対しては精度が高いが、未知のデータに対しては精度が低くなる。それらを防ぐために以下のようにK-分割交差検証とハイパーパラメータチューニングを行った。

#### K-分割交差検証

交差検証とはデータをテストデータと学習データに分け、学習データにおいて学習したモデルを全く未知のデータであるテストデータに適応することで汎化性能を向上させるといいうものだ。さらにハイパーパラメータチューニングを行うために、学習データにおいて検証データを設けている。学習データの1/５を検証データとしてハイパーパラメータチューニングをおこなった。図表15ではデータの分類を示している。

図表 15　データの分割

テキスト が含まれている画像

自動的に生成された説明

出典：筆者作成

本論文では、K-分割交差検証において10回の学習をおこなった。1回の学習で終わらせず複数回学習を行うことで、データに偏らずハイパーパラメータチューニングを行うことができる。図表16ではK-分割交差検証を示している。

図表 16　K-分割交差検証

ダイアグラム

自動的に生成された説明

出典：筆者作成

#### ハイパーパラメータチューニング

ハイパーパラメータチューニングを行った。ハイパーパラメータとは、モデルが学習する前段階で設定するパラメータのことである。

ロジスティック回帰のハイパーパラメータはSolver、C、penalty、max\_iter

を設定した。Solverは最適化問題でどのアルゴリズムを使用するかを決定する。LbfgsはL-BFGS法、liblinearはliblinearというライブラリ座標降下法、newton-cgはニュートン共役勾配法をそれぞれ意味する。Cはモデルが学習する識別境界線が学習データの分類間違いに対してどのくらい厳しくするかを規定するパラメータだ。Cが大きいほど、学習データを完全に分類できるような識別戦を学習する。すなわち、Ｃが小さいほどオーバーフィッティングを防ぐことができる。penaltyはモデルの複雑さに対するペナルティを表す。モデルが複雑になると過学習を引き起こしやすい。そこで正則化をおこない、パラメータの大きさを評価することでペナルティとしている。使用したl2正則化は、パラメータの2乗和をペナルティ項とする。モデルは、このペナルティ項と損失関数の和を最小にするように学習することで、過学習が防がれる。max\_iterは学習を反復する最大回数である。途中で学習が完了したと判断されると、指定した回数よりも早く終了する。少なすぎると学習が進まずいいモデルにならない。

ランダムフォレストのハイパーパラメータはn\_estimators とmax\_depthを設定した。これらはどのような決定木を作るかを設定する。n\_estimators は木の数、max\_depthは木の深さの最大値を指定する。木の数、木の深さを大きすぎるとオーバーフィティングに繋がる。

図表17では設定したハイパーパラメータを示した。

図表 17　ハイパーパラメータチューニングの種類とその範囲

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 機械学習モデル | ハイパーパラメータ | 範囲 |
| ロジスティック回帰 | Solver | [“lbfgs”, ”liblinear”, “newton-cg”] |
|  | C | [100,10,1.0,0.1,0.01] |
|  | penalty | [”l2”] |
|  | max\_iter | [1500] |
| ランダムフォレスト | n\_estimators | [300,800] |
|  | max\_depth | [3,8] |

出典：筆者作成

本論文では、ハイパーパラメータ探索手法としてランダムサーチを用いた。ランダムサーチとは、ハイパーパラメータの組み合わせをランダムに試行し、その中で最適なものを採用するパラメータの自動探索方法である。今回は試行回数を10回に設定した。

## モデルの予測精度評価

### 5.3.1予測能力の評価

モデルの予測能力を評価するためには、未知のデータに対する予測精度である汎化性能を考慮しなければならない。そのために、交差検証学習データとは別に分けたテストデータの予測精度において検証を行う。ここでウィークフォワード法を採用した。図表18で実際に行ったウィークフォワード法を示している。学習データは4か月、テストデータにはその直後の1か月を振り分けた。それを1か月ずつ移動させていき33か月分のテストデータにおける予測精度が得られる。この方法では、学習データがテストデータよりも未来の情報であることがない。過去の情報を基に将来を予測する市場参加者の行動と矛盾がない。

図表 18　ウィークフォワード法

グラフ が含まれている画像

自動的に生成された説明

出典：筆者作成

### 予測精度の評価指標

図表19のように予測結果は以下のように分類される。

図表 19　予測結果の分類

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | 予測値 | |
|  |  | 正 | 負 |
| 真の値 | 正 | TP(True Positive)  真陽性 | FP(False Positive)  偽陽性 |
| 負 | FN(False Negative)  偽陽性 | TN(True Negative)  真陰性 |

出典：筆者作成

予測精度の評価指標としてF値を採用した。直感的に想像しうる評価指標は正解率だろう。正解率（）は以下のように定義される。

一方で、F値は適合率と再現率の調和平均である。適合率()、再現率()、F値()は以下のように定義される。

適合率と再現率とはトレードオフの関係にあるため、不均衡データの場合にはいずれかに偏ると予測精度が上がりうる。例えば、もともと価格が上昇する日数が、下降する日数よりもはるかに多い場合、モデルがすべて価格上昇と判断すると正解率が上がる。しかしこれでは十分な予測精度を有しているとはいえない。正解率ではこの可能性が排除できない。そこで、両者の関係を均衡させるF値を利用した。

## 仮説の検証

イーサリアムとビットコインの偏自己相関及び予測精度における仮説の検証にウィルコクソンの符号順位和検定を用いた。ウィルコクソンの符号順位和検定は、対応のある2郡の差の検定で、ノンパラメトリック検定のひとつだ。仮説は以下のように設定した。

**仮説1.偏自己相関**

帰無仮説　イーサリアムの偏自己相関－ビットコインの偏自己相関＝０

対立仮説　イーサリアムの偏自己相関－ビットコインの偏自己相関＜０

ここで偏自己相関の大きさ自体を比べるために、偏自己相関の絶対値の差を比較する。

**仮説2.予測精度**

帰無仮説　イーサリアムの予測精度－ビットコインの予測精度＝０

対立仮説　イーサリアムの予測精度－ビットコインの予測精度＜０

# 分析結果とその解釈

## 分析結果

### 偏自己相関の結果

図表20に偏自己相関の結果を示している。またその推移を図表22において示している。それらが示すように、偏自己相関はビットコインとイーサリアムのいずれにおいてもほとんどがマイナスである。ビットコインにおいてプラスの値となった月は33か月のうち5か月であり、イーサリアムにおいては10か月であった。両者は似た動きをしている。偏自己相関の分析結果は図表のようになった。

図表 20　偏自己相関の結果

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 暗号資産 | サンプル数 | 平均 | 標準偏差 | 最小 | 最大 |
| ビットコイン（BTC） | 33 | -0.126968 | 0.181787 | -0.683053 | 0.206897 |
| イーサリアム（ETH） | 33 | -0.096417 | 0.165425 | -0.425287 | 0.185185 |

出典：筆者作成

図表 21　偏自己相関の推移

グラフ

中程度の精度で自動的に生成された説明

出典：筆者作成

### 予測精度の結果

2019年12月から2022年8月までのテスト期間における予測精度の結果はロジスティック回帰とランダムフォレストの２つのモデルで同様の傾向がみられる。全体としてビットコインがより予測精度が高く、予測精度が低い月が少ない。また、2022年以降においてイーサリアムの予測精度は下降傾向にある。以下でロジスティック回帰とランダムフォレストのそれぞれについて示す。

#### ロジスティック回帰の予測精度の結果

ビットコインの予測精度について、最大値は2021年の10月の値で80％を超えている。逆に最小値は2019年の12月に約33％となっている。予測精度が50％を超える月は33か月のうち27か月であった。

図表22は予測精度の記述統計量を示し、図表23ではその推移を示している。それらが示すようにイーサリアムの予測精度については、最大値は2020年の12月の値で約77％となっているがビットコインの最大値は超えていない。最小値は2022年の8月で約22％となっている。2022年1月以降、予測精度が50％を超える月がない。全体としては予測精度が50％を超える月は33か月のうち18か月であった。半分以上の月は50％を上回るが、ビットコインには及ばない。

ロジスティック回帰を使った予測精度は以下のようになった。

図表 22　ロジスティック回帰の予測精度

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 暗号資産 | サンプル数 | 平均 | 標準偏差 | 最小 | 最大 |
| ビットコイン（BTC） | 33 | 0.623921 | 0.133333 | 0.333333 | 0.833333 |
| イーサリアム（ETH） | 33 | 0.530031 | 0.133227 | 0.222222 | 0.772727 |

出典：筆者作成

図表23　ロジスティック回帰による予測精度の推移

ダイアグラム が含まれている画像

自動的に生成された説明

出典：筆者作成

#### ランダムフォレストによる予測精度の結果

ビットコインの予測精度について、最大値は2020年の8月の値で約74％となった。逆に最小値は2019年の12月に約20％となっている。予測精度が50％を超える月は33か月のうち25か月であった。

図表24は予測精度の記述統計量を示し、図表25ではその推移を示している。それらが示すようにイーサリアムの予測精度については、最大値は2020年の12月の値で約77％となっているがビットコインの最大値は超えていない。最小値は2022年の8月で0％となっている。2022年1月以降、予測精度が50％を超える月がない。全体としては予測精度が50％を超える月は33か月のうち20か月であった。半分以上の月は50％を上回るが、ビットコインには及ばない。

ランダムフォレストを使った結果は以下のようになった。

図表 24　ランダムフォレストの予測精度

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 暗号資産 | サンプル数 | 平均 | 標準偏差 | 最小 | 最大 |
| ビットコイン（BTC） | 33 | 0.573554 | 0.123629 | 0.190476 | 0.75 |
| イーサリアム（ETH） | 33 | 0.531196 | 0.134360 | 0 | 0.736842 |

出典：筆者作成

図表 25　ランダムフォレストによる予測精度の推移

ダイアグラム が含まれている画像

自動的に生成された説明

出典：筆者作成

### 検定の結果

それぞれの結果を使って、ウィルコクソンの符号順位和検定を行い図表26においてその結果を示している。偏自己相関については有意な結果となっていない。一方で予測精度については、いずれのモデルついても有意な結果となっている。ロジスティック回帰においては１％有意、ランダムフォレストにおいては５％有意となっている。

図表 26　検定の結果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 分析モデル | 符号順位統計量 | P値 |
| 偏自己相関 | 278 | 0.7306659846 |
| 予測精度 |  |  |
| ロジスティック回帰 | 467 | 0.0004305791 |
| ランダムフォレスト | 394 | 0.0212801950 |

出典：筆者作成

## その解釈

偏自己相関について有意な結果となっていないことより、イーサリアム市場とビットコイン市場の市場効率性には違いがないという結果となった。これは、過去の価格データを使った収益性においては両者に差があるとはいえない。

予測精度については、ロジスティック回帰とランダムフォレストのいずれのモデルでも、イーサリアムの予測精度の方がビットコインよりも有意に低いという結果となった。ブロックチェーンデータという公開情報を用いた価格予測はイーサリアムの方が困難であり、収益が上げづらい。すなわち、イーサリアム市場の方がビットコインよりも市場効率性が高いと考えられる。

# まとめと今後の課題

２つの暗号資産における市場システムの違いが金融資産市場において市場効率性への違いがあるかという検証を行った。本論文において、ブロックチェーンデータを用いた機械学習モデルを用いた分析を行い、偏自己相関と予測精度を出した。統計的検定より、偏自己相関に差がなく、予測精度において有意に差がみられた。これによりイーサリアム市場とビットコイン市場における市場効率性は、後者が高いという結果となった。これは市場システムが複雑なイーサリアムの方が、多様な市場参加者が想定され、多様な情報が価格に反映されることで効率性が高いという仮説と整合性のある結果となった。

本論文では、市場システムが引き起こす市場の違いとして市場効率性を取り上げた。しかし、イーサリアムのアプリケーションという特有の市場が影響は、さまざまな違いをもたらしうる。たとえば、市場の指標としてボラティリティの比較も考えられる。

マーケットマイクロストラクチャーの理論に従うと、ボラティリティの違いにおいて2つの可能性が示唆される。取引メカニズムと情報トレーダーの行動による違いが考えられる。

取引のメカニズムには、売買注文には連続的に約定・執行される連続オークションという方式と、何回かに分けて注文をため、バッチで約定価格を決定するコールオークション方式がある。連続的に約定・執行される方がその時の需給が一致するように価格を決定できるので、ノイズの少ない価格を決定できる。これに当てはまる例は、NFT市場において新たに生成されるNFT作品は市場に出る前にすでに複数人の購入者が決定されている。それらがすぐに市場で売買される場合、コールオークション方式に近いといえる。

もう一つ考えられうる要因は情報トレーダーの行動によるものだ。情報トレーダーの最適行動は、できるだけ早い機会にそれも1回きりの取引で最大の利益を上げようとすることだ。投資家間で情報の非対称性が存在する場合には、無造作に売買注文を市場に出せば自分が何か有益な私的情報を持っていることが他の投資家に察知されてしまうであろう。または、私的情報は時間が経過すれば他の投資家にも知られてしまいその優位性を失いうる。取引量が大きくなることでボラティリティが大きくなりうる。

この傾向もNFT市場でみられる。現在、ごく少数の多額の投資をおこなうユーザーが利益を独占する傾向にある。NFT投資の方法は２つある。流通市場で購入されたすでに発行されているNFTの転売と新たに発行されるNFTの転売だ。いずれにしても利益を独占している少数のユーザーは情報トレーダーと言えうるのではないか。

NFT市場では、大半のユーザーはNFTの売買を専用のマーケットプレイスで行う。最も大きなNFTマーケットプレイスであるOpenSeaでの転売記録から、20％のユーザーアドレスがNFT転売の80％を占め、転売利益の80％は全アドレスのわずか５％に集中していることがわかる。

さらに図表27からもわらるように2021年3月以降、NFTコレクター規模および機関規模のユーザーの取引高が対部分を占めている。小規模の取引は11％となっている。

図表 27　送金サイズ別のNFT取引高シェア

グラフ, 折れ線グラフ

自動的に生成された説明

出典：Chinalysis より Share of NFT transaction volume by transfer size

Chinalysis（2021）によると新たに発行されるNFTの転売においては、ホワイトリスト登録が取引成功のカギだとしている。成功するNFTプロジェクトでは、Discord サーバーやTwitter上でそれらを応援する熱烈なファンの存在が見受けられる。これはNFTクリエーターのシナリオによる。NFTクリエーターは通常、アセットを発表するよりもかなり前から宣伝を始める。最初からプロジェクトのプロモーションに協力してくれるコア層のフォロワーを集める。NFTクリエーターは、フォロワーに対して見返りとしてホワイトリストに加え、他のユーザーよりはるかに安い価格で新規のNFTを購入できるようにする。

OpenSeaのデータではホワイトリストに登録されたユーザーがそのNFTを売却して得た利益率は75.7％となっている。これはホワイトリスト登録をせずに同様の行動をしたユーザーの20.8％も差がある。全体でみてもホワイトリストに登録されなかったユーザーの78％は売却損をしているという。一方で、ホワイトリストに登録されたユーザーの78％は売却益を手にしている。このデータからもわかるようにホワイトリストへの登録はNFT投資の結果に重要なカギであるといえる。さらにホワイトリストに登録されるために、プロジェクトの初期時点での開始情報を得る必要がある。このようにNFT市場では有益な私的情報を使って利益を得る情報トレーダーのような動きがみられる。

イーサリアムのアプリケーションという特有の市場の存在によって、有益な私的情報をもつ情報トレーダーが最適化行動をとることでボラティリティが高くなりうる。このように市場システムが引き起こす市場の違いとしてボラティリティの比較を今後の課題としたい。

# 参考文献

1. BowlsMichael『Pythonによる機械学習ー予測解析の必須テクニック（露崎 博之・山本 康平・大草 孝介訳）』，共立出版，2019年．
2. Chinalysis『NFT市場レポートーNFT市場と最も成功したコレクターに関して知っておくべき要点ー』，Chinalysis，2021年．
3. FamaFEugene. “Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work”, The Journal of Finance, 1970.
4. KimHan-Min, BockGee-Woo, LeeGunwoong, “Predicting Ethereum prices with machine learning based on Blockchain information”, Expert Systems With Applications,2021.
5. KyriazisANIkolas, “A Survey on Efficiency and Profitable Trading Opportunities in Cryptocurrency Markets”, Journal of Risk and Financial Management,2019.
6. MudassirMohammed, BennbaiaShada, UnalDevrim, HammoudehMohammad, “Time-series forecasting of Bitcoin prices using high-dimensional features: a machine learning approach”, Neural Computing and Applications,2020.
7. MullerCAndres, GuidoSarah『Pythonではじめる機械学習 ―scikit-learnで学ぶ特徴量エンジニアリングと機械学習の基礎（中田秀基訳）』，オライリージャパン,2017年．
8. 横内大介, 青木義充『現場ですぐ使える時系列データ分析ーデータサイエンティストのための基礎知識』，技術評論社，2014年．
9. 沖本竜義『経済・ファイナンスデータの計量時系列分析』，朝倉出版，2010年．
10. 山崎重一郎, 安土茂亨, 金子雄介, 長田繁幸『ブロックチェーン技術概論　理論と実践 (ＫＳ情報科学専門書)』，講談社， 2021年．
11. 大村敬一, 宇野淳, 川北英隆, 俊野雅司『NFＴの教科書ービジネス・ブロックチェーン・法律・会計まで　出路輝データが資産になる未来ー』，朝倉出版，2021年．

**参考URL**

1. BitInfoCharts ”Cryptocurrency statistics”

https://bitinfocharts.com/

(最終アクセス日2022年10月28日)

1. ethereum.org ”Ethereum Charts & Statistics”

https://etherscan.io/charts

(最終アクセス日2022年10月28日)

1. ethereum.org ”Ethereum Whitepaper”

　　https://ethereum.org/ja/whitepaper/

(最終アクセス日2022年10月28日)

1. scikit-learn” sklearn.linear\_model.LogisticRegression”

https://scikitlearn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear\_model.LogisticRegression.html#sklearn.linear\_model.LogisticRegressio

(最終アクセス日2022年11月18日)

1. CoinMarketCap「仮想通貨グローバルチャート」

<https://coinmarketcap.com/ja/charts/>

(最終アクセス日2022年10月28日)

1. COINTELEGRAPH「コインテレグラフジャパン」

<https://jp.cointelegraph.com/press-releases/a-digital-declaration-of-love-the-kiss-nfts->selling-for-valentines-day