

# 仮想通貨市場に影響力をもつ tweet の抽出と分析

学籍番号 47-166777

清野 佑介

(指導教員：堀田昌英 教授)

キーワード 仮想通貨, ビットコイン, イベントスタディ法, Twitter

## 1. 序論

仮想通貨市場に影響力をもつような信頼性の高いユーザーやその tweet を特定することは非常に難しい。仮想通貨市場において確かな影響力をもつユーザーを特定することができれば仮想投資において利益を得ることが容易になる。したがって本研究では仮想通貨に関して確かな影響力をもつ tweet やユーザーを特定する手段の提案を行う。

## 2. 関連研究

Twitter 情報をもとに投資を行う研究は主に株式投資を対象に盛んに行われている。特に注目されたのは Bollen らが Twitter でつぶやかれた tweet 中の感情を表す単語の出現頻度からダウ平均株価を予測する手法を提案した研究である<sup>1)</sup>。

近年、Twitter 情報が人々によく参照されるようになるに従い、一つの tweet また一人のユーザーがもつ影響力が増大してきている。そこで個々の tweet のもつ影響力を調べる研究が出現するようになった。株式市場における個々の tweet の影響力を調べる研究の一例として、Yoshimi や Ge などの研究がある<sup>2)3)</sup>。Yoshimi はイベントスタディ法を用いて企業の不祥事騒ぎとなるような炎上 tweet が企業株価にどのような影響をもつかを調べた、また Ge は同じくイベントスタディ法を用い、ドナルド・トランプの tweet で言及されている企業の株価への影響力を調べた。

ただ一方で仮想通貨市場における個々の tweet の影響力を調べた研究は筆者の知る限り存在しない。よって本研究では以下を目的とする。

tweet の影響力をイベントスタディ法により定量的に求め、影響力のある tweet、またそのような tweet を多く行うユーザーを特定する。さらに tweet やユーザーの属性情報が、影響力の指標である累積異常リターン

CAR とどのような相関性をもつかを調べ、CAR の妥当性を検証する。

## 3. データ

Bitcoin に関する tweet と Ohlcv データを取得した。tweet データとしてビットコイン、bitcoin, btc などの Bitcoin を表す語句が文中に含まれている 13704 サンプルを取得した。また Ohlcv データは 2013/03/30 04:34 から 2018/11/10 23:59 の BTC/USD の分足データを使用した。

## 4. 提案手法

本研究では次のような手法を用いて影響力のある tweet やユーザーを抽出した。

- ① イベントスタディ法により各 tweet の累積異常リターン CAR を測定する
- ② ユーザーごとに、ユーザーが発信したすべての tweet の CAR の絶対値の総和を計算する。

イベントスタディ法<sup>4)5)</sup>では、リターンモデルを固定平均リターンとし、イベントウィンドウサイズをイベント発生時点の前後 1 日 (1440 分)、推定ウィンドウを 5 日 (7200 分) として CAR を計算した。ただし有意水準を 5% として t 検定を行い有意なサンプルを抽出した。ここで求めた CAR の大小が各 tweet の影響力の大小を表すと仮定する。また CAR がマイナスであれば仮想通貨価格リターンを減少させる影響を、CAR がプラスであれば仮想通貨リターンを増加させる影響を及ぼす。

またユーザーごとに計測した CAR の絶対値の総和はユーザーのもつ影響力と一致すると仮定する。

さらに CAR やユーザーごとに計測した CAR の絶対値の総和の妥当性を検証するため、tweet の属性情報={リツイート数, お気に入り数, 引用ツイート数, リプライ数}と CAR の相関係数を計算した。同様にユーザーごとに計測した CAR の絶対値の総和についてもユーザーの属性情報={フォロワー数, フォロワー

数}との相関係数を計算した。

## 5. 結果

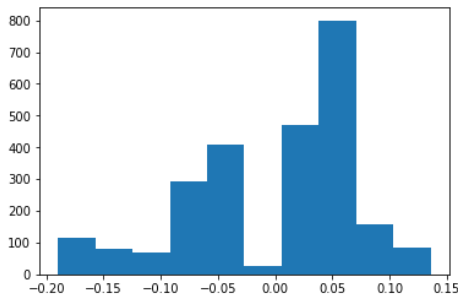


図1 tweetのCARのヒストグラム

表1 tweetのCARと  
tweet属性情報の相関係数

tweet属性情報	相関係数
お気に入り数	0.120
リツイート数	0.104
引用ツイート数	0.066
リプライ数	0.065

表2 ユーザーごとに計測したCARの絶対値  
の総和とユーザーの属性情報の相関係数

ユーザー属性情報	相関係数
フォロワー数	0.120
フォロー数	0.104

## 6. 考察

図1のtweetのCARのヒストグラムからはCARの分布を観察できる。ほとんどのサンプルではCARの値が-0.2から0.15の間に分布している。これは今回使用したモデルとイベントウィンドウの組み合わせ（個定平均リターンモデル、イベントウィンドウが1日）においては個々のtweetの影響力がそれほど高くないことを示唆している。

表1ではtweetのCARとtweet属性値との相関を計算した。相関係数はお気に入り数、retweet数、引用tweet数、リプライ数の順に大きい。どの係数とも相関係数は小さく、twitter上で人気の度合いとしてよく判断されるこれらの変数は、今回の取り組みにおいてはCARとはあまり関係がないという結果になった。

同様に表2では結果に限ると相関係数はフォロワー数、フォロー数の順に大きい。相関係数は小さいものの、フォロー数よりもフォロワー数が大きいことが市場への影響力の大

きさにつながるということを示しており、これは現在の人気twitterユーザーが多くの人にフォローされている一方で自分がフォローする人数は少ないという傾向と一致している。モデルの選択やイベントウィンドウの設定の仕方により有意な結果を示す可能性がある。

## 7. 結論

本研究ではイベントスタディ法により、仮想通貨市場影響を及ぼすtweetとユーザーを抽出する方法を提示し、その妥当性をtweetとユーザーの属性情報をもとに検証した。結果として今回の検証法においてはCARによるtweetとユーザーの抽出の妥当性は低いことがわかった。今後の課題として、今回の属性情報との相関による検証法が正しいと仮定し、他の期間やBitcoin以外の通貨やリターンモデル試すこと、また今回のtweetとユーザーの抽出方法が正しいと仮定し、他の検証法を用いて実験することなどが必要である。

## 参考文献

- [1] J. Bollen, H. Mao, and X. Zeng, "Twitter mood predicts the stock market," *J. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, Mar. 2011.
- [2] K. Yoshimi, "炎上事例の検討 A study on inappropriate posts on social media by using event study analysis," *IPSJ SIG Technical Report*, vol. 2015, no. 8, pp. 1–6, Feb. 2015.
- [3] Q. Ge, A. Kurov, and M. H. Wolfe, "Stock Market Reactions to Presidential Social Media Usage: Evidence from Company-Specific Tweets \*," May. 2017.
- [4] S. J. Brown and J. B. Warner, "Measuring security price performance," *J. financ. econ.*, vol. 8, no. 3, pp. 205–258, Sep. 1980.
- [5] S. J. Brown and J. B. Warner, "Using daily stock returns: The case of event studies," *J. financ. econ.*, vol. 14, no. 1, pp. 3–31, Mar. 1985.