

寄稿論文

暗号資産の異常ジャンプ検知による分散投資

茨城大学大学院 理工学研究科教授

鈴木 智也

茨城大学 複雑データサイエンス研究室

玉城 玲奈

要 旨

本稿では、新しいアセットクラスである暗号資産に対してテクニカル分析の有用性を検証した。テクニカル指標として代表的なボリンジャーバンドを参考にし、価格データではなく変化率に着目したヒストリカル・ボラティリティを算出する。このボラティリティを超える変化率を異常ジャンプとみなし、その直後の修正を見据えて逆張りポジションを取る。約 30 種の暗号資産について運用したところ概ね 6 割の勝率を得たが、個別資産の運用では収益が安定しない。そこで全暗号資産について分散投資を行うことで投資機会を拡大し、収益を安定化できることを示す。なお付録として、暗号資産のヒストリカルデータを取得する Python プログラムを示した。本稿を通じてテクニカル分析の可能性が広がれば幸いである。

1. はじめに

テクニカル分析は相場状況の把握のみならず、投資タイミングの検出ツールとしても利用されている¹⁾。データドリブンな手法として機械学習に類似するが、計算過程の透明性や可視化による表現に優れ、世界中の投資家に愛されている。主に株や FX のチャート分析に用いられてきたが、近年は暗号資産（仮想通貨）といった新しいアセットクラスが登場し、テクニカル分析の有効性が期待される。しかし未だ検証事例は多くはない。暗号資産は株や FX と異なり、24 時間年中無休で取引できる点が魅力であり、また他のアセットクラスと相関性が低いことから、リスクヘッジや安全な逃避先（Safe haven）としても注目されている²⁻⁴⁾。さらに効率的市場仮説に関する議論も多く、様々な賛否が報告されている⁵⁻⁹⁾。そこで本研究では、テクニカル分析の観点から暗号資産の非効率性を

検証し、投資対象としてどの程度魅力的なのかについて調査する。

運用方針は逆張りとする。暗号資産は株式のようなファンダメンタルズが存在せず、FX のような国家や中央銀行も存在しない。したがって暗号資産の値動きは、他資産に比べて市場参加者の心理的要因が強く、行動経済学のアプローチが有用だと考えられる。特に横並び行動によって過剰反応が起こるならば、直ちに市場の効率性によって適正価格に引き戻されるだろう。そこでヒストリカル・ボラティリティに基づく異常検知によって過剰反応の検出を試みる。

ヒストリカル・ボラティリティを金融工学の枠組みで解釈するならば、直近の値動きを収集することで新しい値動きに関する確率分布を推定している。相場が定常であるならば、この分布から乖離する変動は異常と判断できる。これは情報工学において「教師なし異常検知」に相当する。これ

まで我々は株やFXに対して異常検知を行ってきたが¹⁰⁻¹³⁾、本研究では初めて暗号資産を分析対象とする。

2. 分析対象とする暗号資産

本研究で用いる実データはCryptoCompare社¹⁴⁾より取得した。同社は世界中にある150以上の取引所の価格データを収集し、APIを通じてリアルタイムに価格情報を配信している。データ分析にはPython(バージョン3.7)¹⁵⁾を用いた。データおよび分析ツールはすべてフリーである。なお付録にて、データ取得のために構築したPythonプログラムを示す。本プログラムを用いれば、本稿の再現実験が可能である。

分析期間はビットコインバブルが落ち着いた2018年夏以降とする。また分析期間に価格変動が乏しい暗号資産は対象外とする。その結果、分析対象の詳細を以下に示す。

- ・分析期間：2018年8月22日～2019年11月30日(24時間年中無休)
- ・観測間隔：1時間毎
- ・基軸通貨：USD(米ドル)
- ・暗号資産：ADA, BAT, BCH, BMX, BNB, BTC, BTM, DASH, DATA, DMT, DOGE, ENJ, EOS, ETC, ETH, HT, IOST, KCS, LTC, MIOTA, NEO, OKB, OMG, QTUM, TRX, WPR, XLM, XMR, XRP, ZEC, ZRX(全31種)。基軸通貨がUSDなので正式には「BTCUSD」のように表記するが、冗長になるためUSDを省略する。

次に、暗号資産間の連動性を調べるために、全ペアの相関係数を計算する。なお取引価格を $x(t)$ と表記し、その変化率を $r(t)$ と表記する。ここで t は時間を表し、変化率 $r(t)$ は次式で定義される。

$$r(t) = \frac{x(t) - x(t-1)}{x(t-1)}$$

図1に、価格 $x(t)$ および変化率 $r(t)$ について相関係数を計算した結果を示す。価格ベースでは長

期的なトレンドの差異によるマイナス相関を確認できるが、トレンドが除去された変化率ベースでは概ねプラス相関である。つまり短期的な変化率においては互いに連動しやすいが、相関係数は必ずしも高くはない。そこで5章では、分散投資の効果を検証する。

3. ヒストリカル・ボラティリティによる異常検知

1章で述べたように、本稿では横並び行動による過剰反応を検知し、その直後の修正を収益機会としたい。過剰反応が異常であるほど価格 $x(t)$ は突発的に変化すると考え、短期的な変化率 $r(t)$ に着眼する。なお短期的な異常変化であることを強調すべく、本稿では「異常ジャンプ」と称する。

まず正常状態の変化率を推定するために、直近の $r(T)$ 、 $(T = t-1, t-2, \dots, t-h)$ を収集する。これらの平均値および標準偏差を算出し、正常状態を想定した確率分布 $N(\mu(t), \sigma(t))$ を推定する。

$$\text{平均値} : \mu(t) = \bar{r}(t) = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h r(t-i)$$

$$\text{標準偏差} : \sigma(t) = \sqrt{\frac{1}{h-1} \sum_{i=1}^h (r(t-i) - \bar{r}(t))^2}$$

ここで、 $\sigma(t)$ がヒストリカル・ボラティリティに相当する。さらにボリンジャーバンドとのアナロジーにより、確率分布 $N(\mu(t), \sigma(t))$ を構成する主要なパーセンタイルについて次のように名付ける。

移動平均線： $\mu(t)$

±1 標準偏差線： $\pm \Sigma(t) = \mu(t) \pm \sigma(t)$

±2 標準偏差線： $\pm 2\Sigma(t) = \mu(t) \pm 2\sigma(t)$

本稿では $h=24$ とし、直近24時間のヒストリカルデータを用いて移動平均線および標準偏差線を算出する。これらを用いて変化率 $r(t)$ の異常を検知する様子を図2に示す。

通常のボリンジャーバンドは価格 $x(t)$ に対して適用するが、短期の変化に対応すべく変化率 $r(t)$

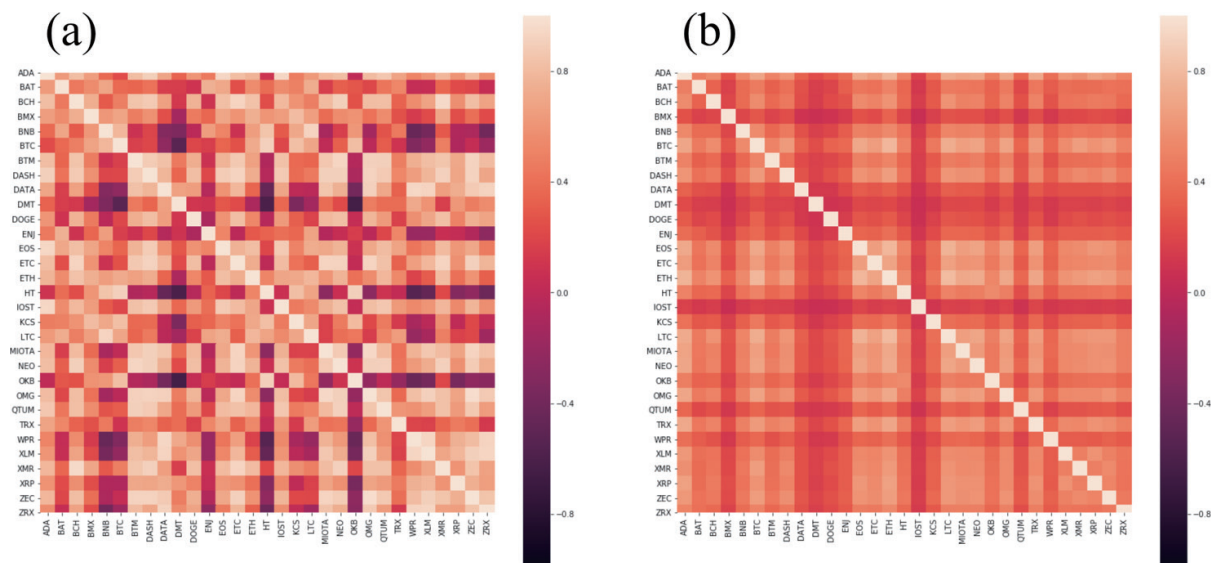


図 1. 暗号資産ペアの相関係数
(a) 価格 $x(t)$ の場合、(b) 変化率 $r(t)$ の場合

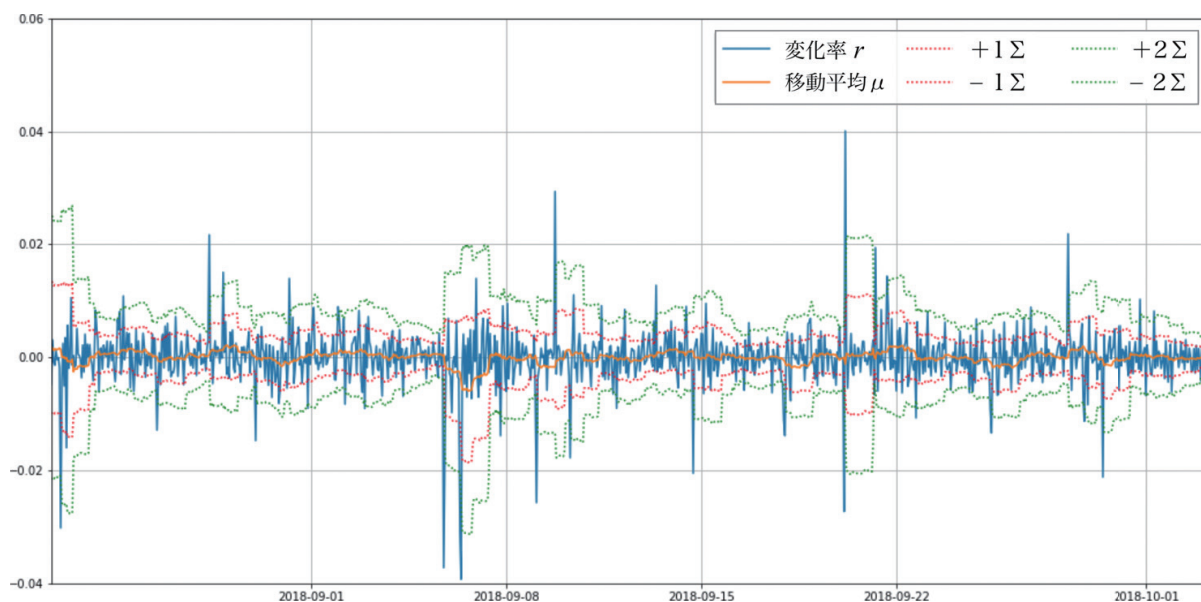


図 2. 変化率 $r(t)$ の異常を検知する様子

に着眼する点が本稿の特色であり、通常のボリンジャーバンドと異なる。またボリンジャーバンドは順張りタイミングの検出に用いるが¹⁶⁾、本稿では異常ジャンプ直後の修正を収益機会とするため、逆張りタイミングの検出に用いる。具体的な運用戦略を以下に示す。

【戦略 A】上方の異常ジャンプが発生した場合

- Entry 条件：変化率 $r(t)$ が $+2$ 標準偏差線を下

から上に抜けた時。 $r(t-1) < +2\Sigma(t-1)$ かつ $r(t) > +2\Sigma(t)$

- Close 条件：Entry の 1 時間後
- 売買執行：Entry で $x(t)$ を売り、Close で $x(t+1)$ を買い
- 収益率： $-\{x(t+1) - x(t)\}/x(t) = -r(t+1)$

【戦略 B】下方の異常ジャンプが発生した場合

- Entry 条件：変化率 $r(t)$ が -2 標準偏差線を上

から下に抜けた時。 $r(t-1) > -2\Sigma(t-1)$ かつ $r(t) < -2\Sigma(t)$

- Close 条件：Entry の 1 時間後
- 売買執行：Entry で $x(t)$ で買い、Close で $x(t+1)$ で売り
- 収益率： $\{x(t+1) - x(t)\} / x(t) = r(t+1)$

本戦略を実行した様子を図 3 に示す。なお本稿では、常に単利運用を行う。

4. 運用パフォーマンス

戦略 A と戦略 B によって得られた運用パフォーマンスを表 1 に示す。それぞれの評価項目の意味は、以下の通りである。

- 投資頻度：Entry 条件を満たす頻度を表す。概ね 0.03 なので、100 時間中 3 セットの回転売買をしている。
- 総収益率：回転売買で得られた収益率を類和したもの。毎回の投資額を y [\$] とすると、単利



図 3. 逆張り戦略を実行した様子
(a) 戦略 A の場合、(b) 戦略 B の場合

表 1. 各暗号資産で得られた運用パフォーマンス

(a) 上方の異常ジャンプに投資した場合【戦略A】

	投資頻度	総収益率	平均収益率	PF	PR	勝率[%]
ADA	0.031	0.16	0.0005	1.11	0.83	57.3
BAT	0.034	-0.25	-0.0007	0.90	0.86	51.1
BCH	0.033	0.38	0.0010	1.18	0.89	57.0
BMX	0.038	3.89	0.0093	2.66	1.13	70.2
BNB	0.031	0.14	0.0004	1.10	0.86	56.2
BTC	0.031	-0.41	-0.0012	0.63	0.55	53.6
BTM	0.035	0.54	0.0014	1.23	0.81	60.3
DASH	0.033	0.39	0.0011	1.26	0.95	57.0
DATA	0.033	1.20	0.0033	1.39	0.69	66.9
DMT	0.038	4.01	0.0096	2.51	1.12	69.1
DOGE	0.039	3.50	0.0081	3.26	1.48	68.8
ENJ	0.032	0.97	0.0028	1.50	1.00	60.0
EOS	0.029	0.14	0.0005	1.11	0.73	60.4
ETC	0.030	0.36	0.0011	1.31	0.75	63.6
ETH	0.032	-0.22	-0.0006	0.84	0.66	56.0
HT	0.033	0.03	0.0001	1.02	0.74	57.9
IOST	0.037	4.44	0.0136	3.35	1.44	69.9
KCS	0.030	0.18	0.0005	1.08	0.83	56.6
LTC	0.034	-0.33	-0.0009	0.81	0.64	55.9
MIOTA	0.032	0.01	0.0000	1.01	0.80	55.8
NEO	0.035	0.61	0.0016	1.34	0.88	60.3
OKB	0.033	0.20	0.0006	1.11	0.73	60.5
OMG	0.032	-0.08	-0.0002	0.95	0.90	51.3
QTUM	0.033	1.27	0.0035	1.64	1.04	61.3
TRX	0.032	0.16	0.0005	1.10	0.77	58.8
WPR	0.035	2.55	0.0066	2.29	1.11	67.4
XLM	0.034	0.59	0.0016	1.34	0.82	62.1
XMR	0.033	0.98	0.0027	1.76	1.16	60.2
XRP	0.032	-0.30	-0.0009	0.83	0.52	61.5
ZEC	0.032	0.92	0.0026	1.72	1.04	62.2
ZRX	0.034	0.71	0.0019	1.39	1.06	56.6
平均値	0.033	0.86	0.0023	1.44	0.90	60.2
標準偏差	0.002	1.35	0.0035	0.69	0.22	5.2

(b) 下方の異常ジャンプに投資した場合【戦略B】

	投資頻度	総収益率	平均収益率	PF	PR	勝率[%]
ADA	0.031	-0.18	-0.0005	0.90	0.72	55.4
BAT	0.034	-0.24	-0.0006	0.89	0.91	49.6
BCH	0.033	0.63	0.0020	1.40	0.98	58.8
BMX	0.038	3.92	0.0103	3.31	1.79	64.9
BNB	0.031	0.19	0.0005	1.12	0.82	57.6
BTC	0.031	-0.33	-0.0009	0.72	0.58	55.2
BTM	0.035	-0.05	-0.0001	0.98	0.72	57.4
DASH	0.033	0.13	0.0003	1.08	0.86	55.5
DATA	0.033	-0.25	-0.0007	0.90	0.79	53.4
DMT	0.038	2.15	0.0051	1.86	1.11	62.6
DOGE	0.039	5.33	0.0116	7.59	2.75	73.4
ENJ	0.032	0.33	0.0009	1.17	0.90	56.4
EOS	0.029	-0.31	-0.0010	0.82	0.58	58.7
ETC	0.030	0.29	0.0009	1.19	0.64	65.3
ETH	0.032	-0.40	-0.0012	0.70	0.58	54.7
HT	0.033	0.28	0.0008	1.18	0.83	58.7
IOST	0.037	5.27	0.0151	3.67	1.51	70.9
KCS	0.030	0.48	0.0012	1.24	0.94	57.0
LTC	0.034	-0.37	-0.0012	0.79	0.66	54.5
MIOTA	0.032	0.13	0.0004	1.08	0.85	56.0
NEO	0.035	-0.12	-0.0003	0.94	0.84	52.8
OKB	0.033	0.29	0.0008	1.15	0.89	56.5
OMG	0.032	-0.76	-0.0021	0.67	0.68	49.7
QTUM	0.033	3.99	0.0111	3.18	2.30	58.1
TRX	0.032	-0.31	-0.0009	0.84	0.69	55.0
WPR	0.035	0.39	0.0011	1.17	0.98	54.4
XLM	0.034	0.00	0.0000	1.00	0.77	56.7
XMR	0.033	1.20	0.0031	1.85	1.31	58.6
XRP	0.032	-0.25	-0.0008	0.83	0.69	54.5
ZEC	0.032	0.33	0.0009	1.19	0.86	58.1
ZRX	0.034	0.24	0.0006	1.12	0.95	54.1
平均値	0.033	0.71	0.0018	1.50	0.98	57.6
標準偏差	0.002	1.64	0.0043	1.36	0.49	5.2

運用で得られる総収益は、総収益率 $\times y$ [\$] となる。

- 平均収益率：回転売買で得られた収益率を平均したもの。
- PF (プロフィットファクター)：勝ちトレードの総収益率 $\div$ | 負けトレードの総収益率 |
- PR (ペイオフレシオ)：勝ちトレードの平均収益率 $\div$ | 負けトレードの平均収益率 |
- 勝率：勝ちトレード回数 $\div$ 全トレード回数

ここで、PF は投資戦略の優秀さを表し、PR は 1 回のトレードで期待される利益と損失の比率を表す。共に 1 倍より大きいほど良い。

結果として、どの暗号資産においても 60% 程度の勝率を実現している。よって異常ジャンプに対する逆張り戦略は有用であり、時間履歴情報を活用するテクニカル分析の意義を確認できる。PR が 1 倍以下ならば各トレードにおいて利益より損失が大きいことを意味するが、勝率が高いため PF

は概ね 1 倍を超えている。収益率も概ねプラス数値を示している。

あえて短所を述べるならば、投資頻度が少ないことと、収益率の標準偏差が平均値に比べて大きい。特に後者はリスクに相当するため、各暗号資産における総収益率の時間推移を調べた。その結果を図 4 に示す。安定した収益を得ているのは僅か一部の暗号資産であり、大半はボラタイルに上下変動するか、もしくは 1 倍未満を推移し続ける暗号資産が多い。そこで次章では、分散投資によって投資頻度を増やし、さらに収益の安定化を図る。

5. 分散投資の導入

基本的な運用方針は前章と同様であるが、同時刻に Entry 条件を満たす暗号資産が複数出現することにより、資産管理について新しい方針を定める。まず各時刻 t において Entry 条件を満たす暗号資産を全てピックアップし、同時にポジションを保

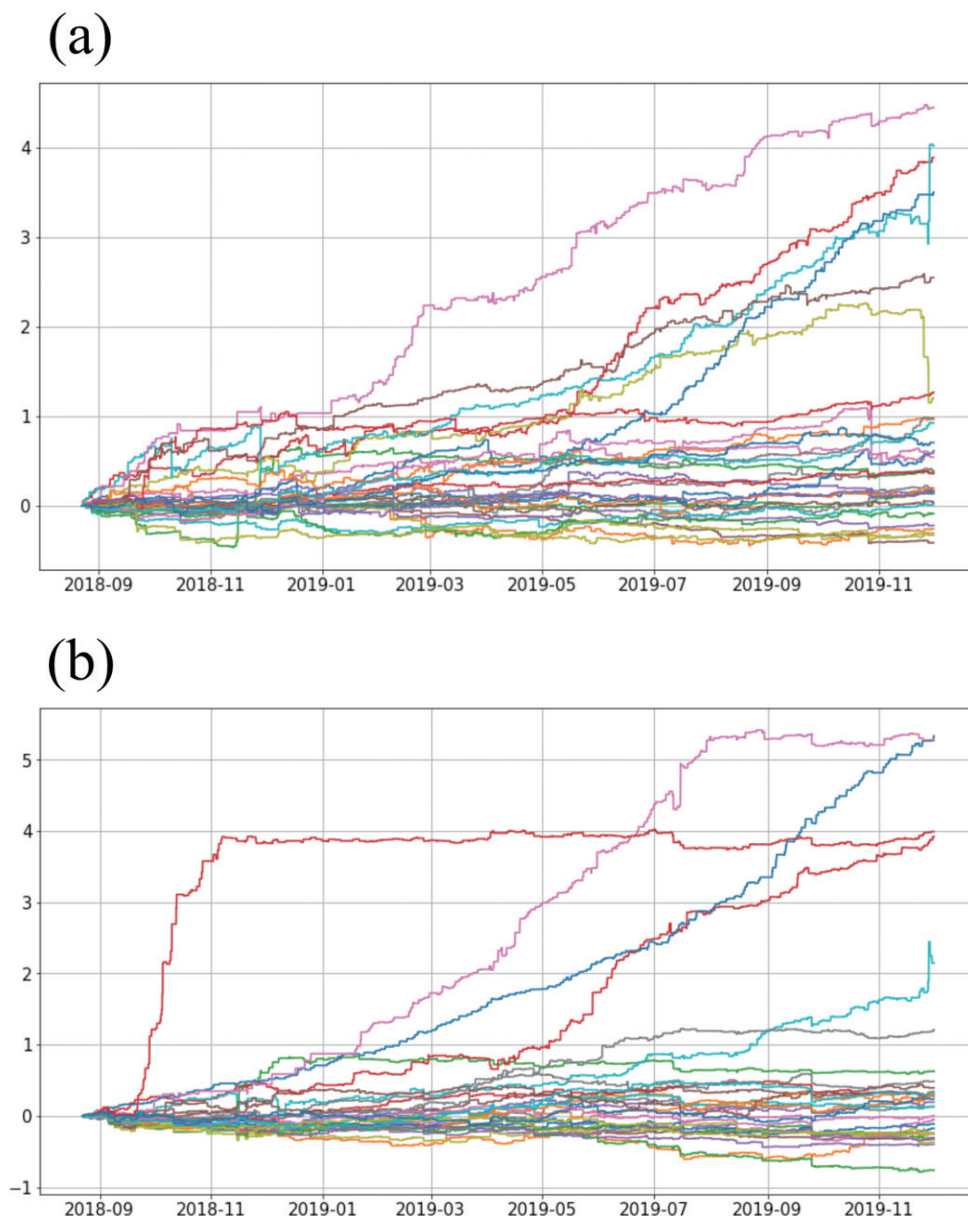


図 4. 各暗号資産における総収益率の時間推移

(a) 上方の異常ジャンプに投資した場合、(b) 下方の異常ジャンプに投資した場合

有する。ただし前章と同様に、単利運用かつ毎回の投資額を y [\$] としたいため、同時 Entry 数で投資額を等分配する。具体的には、もし時刻 t に m 種の暗号資産が Entry 条件を満たした場合、

- それぞれの投資額： y/m [\$]
- 収益率： $r_p(t+1) = (\sum_i^m \alpha_i r_i(t+1))/m$
- 収益額： $\sum_i^m (\alpha_i r_i(t+1) \times y/m [\text{\$}])$
 $= r_p(t+1) \times y [\text{\$}]$

のように計算できる。ここで、上方の異常ジャンプに投資する場合（戦略 A）は「 $\alpha_i = -1$ 」であり、下方の異常ジャンプに投資する場合（戦略 B）は「 $\alpha_i = 1$ 」である。また混合戦略として、上方および下方の異常ジャンプを同時に投資対象とすることもできる。Close 条件は前章と同様に、Entry の 1 時間後に全ポジションを手仕舞う。

なお現実の売買においては、取引手数料やスプレッドなどの取引コストが発生する。この取引コストは取引所によって異なるため、本稿では一般

に α [%] とおく。この場合、

- 収益率: $r_p(t+1) = (\sum_i^m \alpha_i r_i(t+1))/m - \alpha/100$
- 収益額: $\sum_i^m ([\alpha_i r_i(t+1) - \alpha/100] \times y/m [\$])$
 $= r_p(t+1) \times y[\$]$

のように計算できる。

毎時刻における運用手順は以下の通りである。

[Step 1] 時刻 t を 1 進める。

[Step 2] 保有ポジションがあれば全て手仕舞い、
 収益率 $r(t+1)$ を算出する。

[Step 3] Entry 条件を満たす全暗号資産に対して、
 投資額 y [\$] を等分配したポジションを
 持つ。もし Entry 条件を満たす暗号資産
 が無ければ何もしない。

[Step 4] Step 1 ~ Step 3 を繰り返す。

投資パフォーマンスを表 2 に示す。分散投資に
 よる恩恵として、まず投資頻度が表 1 に比べ 10
 倍以上に増加している。各時刻において 1 銘柄で
 も Entry 条件を満たせば、満額 y [\$] を運用できる。
 取引コストを考慮しなければ、勝率も 65% 以上に
 向上するため、投資頻度との相乗効果により総収

表 2. 分散投資で得られた運用パフォーマンス

(a) 上方の異常ジャンプに分散投資した場合【戦略A】

取引コスト	投資頻度	総収益率	平均収益率	PF	PR	勝率[%]
0.0%	0.433	20.75	0.0044	2.02	1.08	65.1
0.1%	0.433	15.91	0.0033	1.72	1.16	59.6
0.2%	0.433	11.07	0.0023	1.46	1.18	55.3
0.3%	0.433	6.23	0.0013	1.23	1.21	50.5
0.4%	0.433	1.38	0.0003	1.05	1.20	46.6
0.5%	0.433	-3.46	-0.0007	0.89	1.20	42.6

(b) 下方の異常ジャンプに分散投資した場合【戦略B】

取引コスト	投資頻度	総収益率	平均収益率	PF	PR	勝率[%]
0.0%	0.358	23.42	0.0060	2.98	1.55	65.8
0.1%	0.358	19.41	0.0048	2.45	1.64	59.9
0.2%	0.358	15.41	0.0038	2.02	1.67	54.8
0.3%	0.358	11.41	0.0028	1.67	1.70	49.6
0.4%	0.358	7.41	0.0018	1.39	1.69	45.1
0.5%	0.358	3.40	0.0008	1.16	1.69	40.6

(c) 上方および下方の異常ジャンプに分散投資した場合【混合戦略】

取引コスト	投資頻度	総収益率	平均収益率	PF	PR	勝率[%]
0.0%	0.661	34.65	0.0048	2.39	1.20	66.6
0.1%	0.661	27.26	0.0037	1.99	1.27	61.1
0.2%	0.661	19.88	0.0027	1.65	1.29	56.2
0.3%	0.661	12.50	0.0017	1.37	1.34	50.5
0.4%	0.661	5.11	0.0007	1.13	1.34	45.9
0.5%	0.661	-2.27	-0.0003	0.95	1.33	41.5

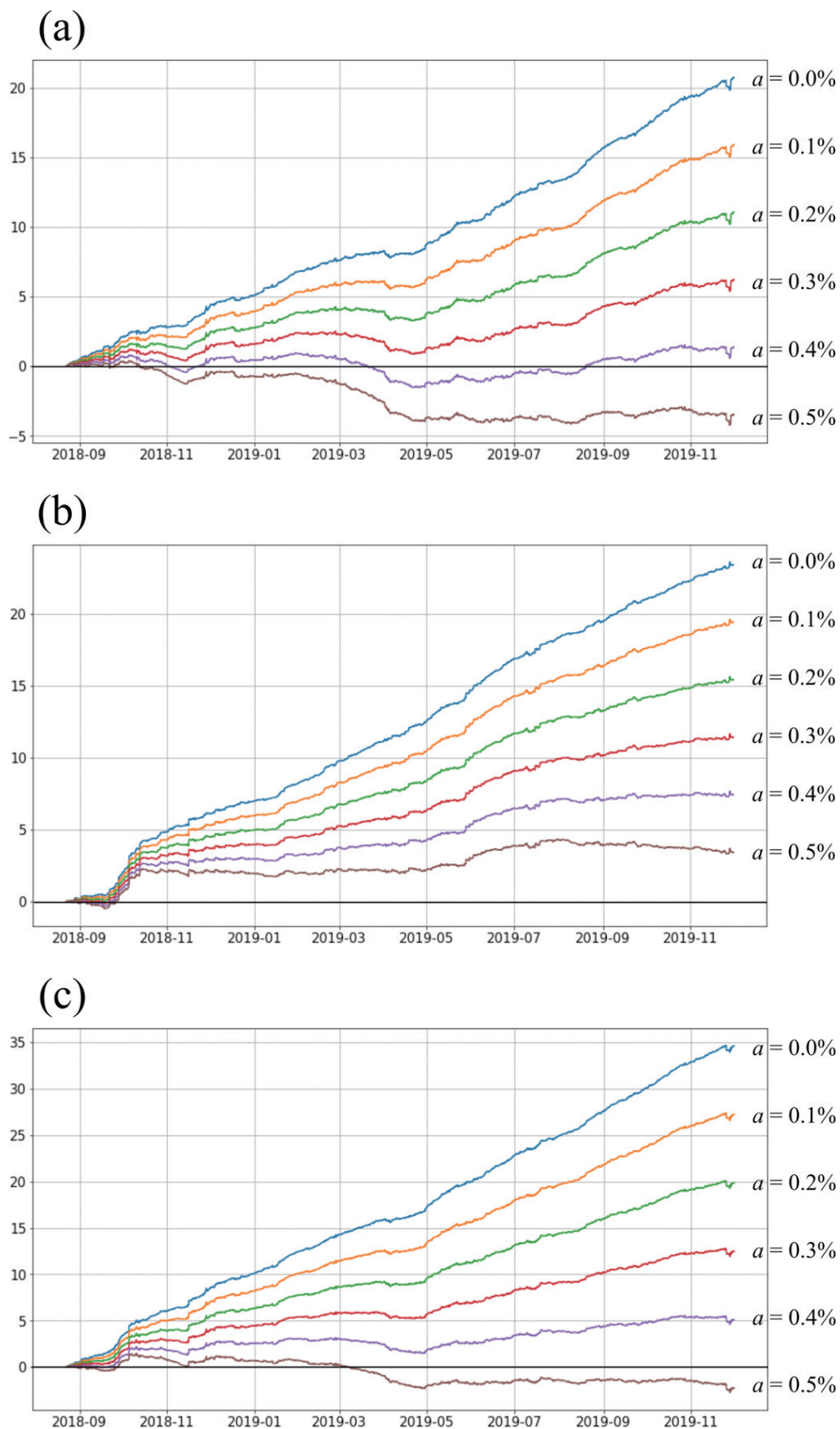


図 5. 分散投資における総収益率の時間推移

(a) 上方の異常シャンプに投資した場合、(b) 下方の異常シャンプに投資した場合、(c) 上方および下方の異常シャンプに投資した場合

益率を大幅に拡大できている。PR も 1 倍を超え、PF は 2 倍を超えている。

さらに取引コストを考慮すると、概ね 0.4% (40 ベースポイント) まではプラス収益を維持できる。取引コストは取引所によって異なるため、当然ながら出来るだけ有利な取引所を選ぶ必要がある。

混合戦略においては、投資頻度を増やして収益を拡大できるが、取引コストの影響を受けやすい。取引コストが 0.3% 以下ならば、最も高い収益を得ている。

図 5 に、分散投資における総収益率の時間推移を示す。図 4 に比べ、ドローダウンが非常に小さく、安定して収益を積み上げている様子を確認できる。したがって単一の暗号資産に注目するのではなく、分散投資も含めて本稿の運用戦略として提案する。

6. まとめ

本稿では、新しいアセットクラスである暗号資産に対してテクニカル分析の有用性を検証した。暗号資産は明確なファンダメンタルズが無く、国家や中央銀行の影響も受けない。したがって、価格変動において投資家心理による影響が大きいと考え、ヒストリカル・ボラティリティに基づいて異常ジャンプを検出した。もし投資家心理により過剰反応が起こるならば、その直後の修正を見据えて逆張りポジションを取った。本戦略を約 30 種の暗号資産について適用したところ、概ね 60% の勝率を得た。しかし銘柄毎で収益が不安定であったため、分散投資を導入することで投資機会を拡大し、収益を安定化できた。したがって暗号資産の運用において、投資家心理を反映した時間履歴情報を活用するテクニカル分析は有意義である。

謝 辞

暗号資産に伴う業界動向や実データの取得方法など有益な情報をご提供頂いた IU アセットマネジメント株式会社の新見明弘氏に感謝いたします。なお本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金・基盤研究 (C) (No.16K00320) の助成により行われました。

<参考文献>

- 1) 日本テクニカルアナリスト協会 (2004) 『日本テクニカル分析大全』日本経済新聞出版社
- 2) A. H. Dyhrberg (2016) "Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold?" Finance Research Letters, Vol.16, pp.139-144
- 3) A. Urquhart and H. Zhang (2019) "Is Bitcoin a hedge or safe haven for currencies? An intraday analysis," International Review of Financial Analysis, Vol.63, pp.49-57
- 4) A. Kajtazi and A. More (2019) "The role of bitcoin in well diversified portfolios: A comparative global study," International Review of Financial Analysis, Vol.61, pp.143-157
- 5) A. Urquhart (2016) "The inefficiency of Bitcoin," Economics Letters, Vol.148, pp.80-82
- 6) S. Nadarajah and J. Chu (2017) "On the inefficiency of Bitcoin," Economics Letters, Vol.150, pp.6-9
- 7) A. Bariviera (2017) "The inefficiency of bitcoin revisited: a dynamic approach," Economics Letters, Vol.161, pp.1-4
- 8) D. V. Tomas and A. Ibanez (2018) "Semi-strong efficiency of Bitcoin," Finance Research Letters, Vol.27, pp.259-265
- 9) A. Sensoy (2019) "The inefficiency of Bitcoin revisited: A high-frequency analysis with alternative currencies," Finance Research Letters, Vol.28, pp.68-73
- 10) 山田 雅章, 鈴木 智也 (2014) "Bipower Variation を用いた新しいテクニカル指標," Technical Analysts Journal, Vol.1, pp.1-9
- 11) 小泉洋八, 鈴木智也 (2015) "金融市場のジャンプに対する反応を利用したテクニカル売買戦略," Technical Analysts Journal, Vol.2, pp.1-11
- 12) 鈴木智也, 成松優 (2015) "突発的な裁定機会を利用した共和分ペアトレーディング," Technical Analysts Journal, Vol.2, pp.12-22
- 13) H. Gotou and T. Suzuki (2016) "Biased

- Reactions to Abnormal Stock Prices Detected by Autoencoder,” Journal of Signal Processing, Vol.20, No.4, pp.157-160
- 14) CryptoCompare ウェブサイト, <https://www.cryptocompare.com> (2019/12/26 参照)
- 15) Anaconda ウェブサイト, <https://www.anaconda.com> (2019/12/26 参照)
- 16) J. A. Bollinger (2001)『ボリンジャー・バンド入門』パンローリング

<付録>

CryptoCompare 社¹⁴⁾ が公開している API を用いて、暗号資産の実データを取得する方法を紹介する。API の詳細については同社ウェブサイト参照されたい。(https://min-api.cryptocompare.com/documentation)

以下に Python のソースコードを示す。まず必要なライブラリを読み込み、データ取得用の関数 (get_data) を定義する。requests.get() 内にて「.../histohour」と記載すると時間足データを取得し、「.../histoday」と記載すると日足データを取得できる。これらは無料で取得できる。さらに「.../histominute」と記載すると分足データも取得できるが、無料の範疇は直近 7 日間までとなる。

```
#ライブラリ
import pandas as pd
import requests
from datetime import datetime

#データ取得関数
def get_data(coin, currency, size):
    payload={'fsym':coin, 'tsym':currency, 'limit':size}
    r = requests.get("https://min-api.cryptocompare.com/data/histohour", params=payload)
    j = r.json()
    time_data = []
    open_data = []
    close_data = []
    if j["Response"] == "Success":
        for d in j["Data"]:
            timestamp = d["time"]
            date = datetime.fromtimestamp(d["time"])
            open_price = d["open"]
            close_price = d["close"]
            time_data.append(date)
            open_data.append(open_price)
            close_data.append(close_price)
        df = pd.DataFrame({"Date":time_data, "open":open_data, "close":close_data})

    return df
```

関数を定義した後、次のように関数を実行する。関数の引数として、coin には暗号資産の名称を入力する。currency には基軸とする通貨として「USD」, 「JPY」, 「EUR」のいずれかを入力する。size には取得したいデータ数を入力する。size に応じた過去から現在までのヒストリカルデータを取得できる。その後、csv 形式でデータを保存し、データの様子を画面表示している。なお Date は、データを取得する時間窓の開始時刻を意味する。

```
# データのダウンロード
data = get_data("BTC", "USD", 2000) #関数の実行
data.to_csv("BTCUSD.csv") #データの保存
print(data) #データの表示
```

	Date	open	close
0	2019-10-05 05:00:00	8221.04	8177.91
1	2019-10-05 06:00:00	8177.91	8193.62
2	2019-10-05 07:00:00	8193.62	8198.93
3	2019-10-05 08:00:00	8198.93	8168.05
4	2019-10-05 09:00:00	8168.05	8155.51
...	...	...	...
1996	2019-12-27 09:00:00	7207.23	7209.70
1997	2019-12-27 10:00:00	7209.70	7209.60
1998	2019-12-27 11:00:00	7209.60	7225.69
1999	2019-12-27 12:00:00	7225.69	7224.23
2000	2019-12-27 13:00:00	7224.23	7212.71

[2001 rows x 3 columns]

取得したい暗号資産を変更したい場合は、次のように実行する。上記の BTC (ビットコイン) を、ETH (イーサリアム) に変更している。

```
data = get_data("ETH", "USD", 2000)
data.to_csv("ETHUSD.csv")
print(data)
```

	Date	open	close
0	2019-10-05 05:00:00	178.29	177.57
1	2019-10-05 06:00:00	177.57	177.37
2	2019-10-05 07:00:00	177.37	177.27
3	2019-10-05 08:00:00	177.27	176.21
4	2019-10-05 09:00:00	176.21	175.93
...	...	...	...
1996	2019-12-27 09:00:00	125.73	125.41
1997	2019-12-27 10:00:00	125.41	125.81
1998	2019-12-27 11:00:00	125.81	126.55
1999	2019-12-27 12:00:00	126.55	126.38
2000	2019-12-27 13:00:00	126.38	125.56

[2001 rows x 3 columns]

基軸通貨を変えたい場合は、次のように実行する。上記の USD (米ドル) を、JPY (日本円) に変更している。

```
data = get_data("ETH", "JPY", 2000)
data.to_csv("ETHJPY.csv")
print(data)
```

	Date	open	close
0	2019-10-05 05:00:00	19048.84	19006.70
1	2019-10-05 06:00:00	19006.70	18919.99
2	2019-10-05 07:00:00	18919.99	18924.85
3	2019-10-05 08:00:00	18924.85	18887.21
4	2019-10-05 09:00:00	18887.21	18807.69
...	...	...	...
1996	2019-12-27 09:00:00	13747.84	13705.41
1997	2019-12-27 10:00:00	13705.41	13745.80
1998	2019-12-27 11:00:00	13745.80	13803.31
1999	2019-12-27 12:00:00	13803.31	13800.01
2000	2019-12-27 13:00:00	13800.01	13716.05

[2001 rows x 3 columns]

●プロフィール

鈴木 智也

茨城大学大学院理工学研究科教授。2017 年より大和証券投資信託委託クウォンツ運用部特任主席研究員、2018 年より CollabWiz 代表取締役を兼務。国際テクニカルアナリスト連盟検定テクニカルアナリスト (MFTA) および同連盟理事。2005 年東京理科大学大学院理学研究科博士課程 (物理学) 修了後、東京電機大学工学部助手、同志社大学理工学部専任講師、茨城大学工学部准教授を経て、2016 年より現職。

**玉城 玲奈**

茨城大学工学部知能システム工学科 4 年。複雑データサイエンス研究室 (鈴木研究室) 所属。暗号資産に関する機械学習やテクニカル分析に従事。