

人工市場を用いたレバレッジドETFがザラ場市場に与える影響分析

Analysis of the impact of leveraged ETF in continuous double auction market using an agent-based simulation

丸山隼矢^{1*} 水田孝信² 八木勲³
Maruyama Shunya¹ Mizuta Takanobu² Yagi Isao³

¹ 神奈川工科大学大学院工学研究科情報工学専攻

¹ Course of Information and Computer Sciences, Graduate School of Kanagawa Institute of Technology

² スパークス・アセット・マネジメント株式会社

² SPARX Asset Management Co., Ltd.

³ 神奈川工科大学情報学部情報工学科

³ Faculty of Information Technology, Kanagawa Institute of Technology

Abstract: レバレッジドETFとは、日々のリターンが原資産や原指数（例えば、日経平均やTOPIXなど）の価格の変動率に一定の倍数を乗じた値動きをするETFのことを指す。レバレッジドETFは、レバレッジ率を維持する（保有する原資産の純資産総額を、レバレッジドETFの純資産総額の決められた倍数に維持する）よう、原資産の価格が上昇すれば原資産を買い、反対に下落した際は原資産を売るというリバランス取引を日々行わなければならない。そのため、これらの売買が原因で原資産の価格を不安定にさせているのではないかと言われている。これまでに、人工市場を用いた研究によってレバレッジドETFが板寄せ方式の原資産市場の価格形成に影響を与えることが知られているが、ザラ場方式の市場は未調査のままである。そこで本研究では、ザラ場方式の原資産市場においてレバレッジドETFが価格形成に与える影響を調査した。その結果、レバレッジドETFのリバランス取引の最低注文数が小さいほど市場の価格形成に与える影響が大きいことを確認した。

1 まえがき

レバレッジドETFとは、日々のリターンが原資産や原指数（例えば、日経平均やTOPIXなど）の価格の変動率に一定の倍数を乗じた値動きをするETFを指す。これらのETFは、金融市場指数に投資するため個別株式銘柄よりもローリスクでありながら、レバレッジの恩恵により比較的高いリターンが望めるため、運用残高が飛躍的に伸びてきている。

しかし、レバレッジドETFは、あらかじめ設定されたレバレッジ率を維持する（保有する原資産の純資産総額を、レバレッジドETFの純資産総額の決められた倍数に維持する）よう取引を行わなければならない。この取引のことをリバランス取引という。

リバランス取引について具体例を挙げて説明する。ある資産の2倍に乗じた動きをするレバレッジドETFを考える。今原資産価格が100とし、ETFの元手が100のキャッシュのみとすると、ETFの初期純資産総額は

先物などを原資産として保有することにより200となる（不足する元手100は借金することになる）。ここで、原資産価格が100から110に10%上昇したとすると、ETFの純資産総額が20%上昇するように原資産を保有しなければならない。つまり、純資産総額は240必要となる。しかし、原資産価格の上昇は10%なので、ETFの実際の純資産総額は220にしかならず、20少ない状態となる。そのため、原資産を20追加購入しなければならない。反対に、原資産価格が100から90に10%下降したとすると、ETFの純資産総額が20%下降するように原資産を保有しなければならない。つまり、純資産総額は160となる。しかし、原資産価格の下降は10%なので、ETFの実際の純資産総額は180にしかならず、20多い状態となる。そのため、原資産を20追加売却しなければならない。

このように、レバレッジ率を維持するため日々原資産の価格が上昇すれば原資産を買い、反対に下落した際は原資産を売るため、リバランス取引が原資産の価格を不安定にさせているのではないかとされている [Childs 14].

*連絡先：神奈川工科大学大学院工学研究科情報工学専攻
〒243-0292 神奈川県厚木市下荻野1030
E-mail: s1885023@cce.kanagawa-it.ac.jp

レバレッジド ETF が原資産に与える影響については、これまでにさまざまな実証研究が行われてきた [Cheng 09, Schwert 90, Deshpande 09, Trainor Jr. 10]. 例えば, Rompotis [Rompotis 17] は, 英国市場においてレバレッジド ETF はレバレッジの維持はできるもののトラッキングエラー (ポートフォリオのリターンとベンチマークとの乖離) が発生し, トラッキングエラーが市場のボラティリティの上昇と関連していることを示唆している. また, Ben-David et al. [Ben-David 16] は, レバレッジド ETF がリバランス取引を円滑に行うためには, 大口の投資家 (高頻度取引, ヘッジファンド, および指定参加者) の存在が不可欠とし, 市場混乱時にそうした大口の投資家とレバレッジド ETF の取引により市場の混乱が悪化することを示唆している.

このように, レバレッジド ETF が市場に与える影響を調査したものは多く存在する. しかし, 金融市場の形成にはさまざまな事象と要因が複雑に関わっているため, これらの結果がレバレッジド ETF 固有の影響なのか判断することは難しい.

特定の取引が市場に与える影響を分析するような課題, つまり, 実証研究では議論が困難な課題を分析する方法の1つとして, 人工市場を用いる方法がある. 人工市場とは, コンピュータ上に仮想的に構築されたマルチエージェントシステムの金融市場である [Chiarella 09, Chen 12, Yeh 13]. 人工市場では, エージェントにそれぞれ独自の売買手法を与え, それらを投資家として金融資産の取引をさせると, 市場がどのような振る舞いをするかを確認することができる.

最近では人工市場を用いて市場規制制度が金融市場に与える本質的な影響を分析する研究が盛んに行われており [Yagi 10, Yeh 13, Mizuta 15, Zhou 17], レバレッジド ETF に関しても次のような研究が行われている. Yagi et al. [Yagi 16] は, 価格決定メカニズムが板寄せ方式の原資産市場においてレバレッジド ETF が原資産市場の価格形成に与える影響について検証している. その結果, レバレッジド ETF の運用資産が大きくなるほど, リバランス取引量が増し, ボラティリティが増加することを確認している.

しかし, 価格決定方式がザラ場方式の原資産市場においてレバレッジド ETF 運用者の取引手法や原資産市場の価格形成に着目した議論はされていない. リバランス取引を一度に行うか日中を通して分散して行うかは運用者の裁量に任されている. リバランス取引を一度に行うと, 運用資産の大きなレバレッジ ETF ほど市場の価格形成に与える影響が大きくなるため [Yagi 16], リバランス取引は複数回に分けて行う方がよいかもしれない.

よって本研究では, ザラ場方式の原資産市場においてリバランス取引を複数回に分けて行うとき市場の価格形成にどのような影響を与えるか調査する. リバラ

ンス取引は, 市場価格の変化に伴い変化するレバレッジド ETF のレバレッジ率と, 予め設定されたレバレッジ率の乖離の大きさが一定の値を超えたとき行う. 本研究におけるリバランス取引は, そうした乖離した時の注文数がある閾値を超えたときのみ発注するようにした. そして, この閾値 (以降, 注文数閾値と呼ぶ) を変化させ実験を行う.

その結果, 注文数閾値が小さい場合, ボラティリティや市場非効率性が増加することが確認できた. 一方で, 注文数閾値が大きい場合は, 運用資産規模が変化してもボラティリティに影響を与えないことが確認できた.

2 人工市場モデル

本研究では, 水田ら [Mizuta 15] の人工市場モデルを基にして, 新たにレバレッジを維持するためのリバランス取引を行うエージェント (以下, レバレッジド ETF エージェントと記す) を追加した.

2.1 注文プロセス

価格決定メカニズムは連続ダブルオークション方式 (ザラ場方式) である. 本市場に参加するエージェントは, 通常エージェントとレバレッジド ETF エージェントの2種類である. 通常エージェントが注文後, レバレッジド ETF エージェントがリバランス取引を行うか判定し, 必要であれば注文を行う. 時刻 t は通常エージェントが注文を出す, 又はレバレッジド ETF エージェントが注文を出すごとに1増える. これを t_{max} まで繰り返し行う.

2.2 通常エージェント

本市場には, n 体のエージェントが取引に参加する. エージェント j は注文価格, 売り買いの別を以下のように決める. 時刻 t にエージェント j が予想する価格の変化率 (予想リターン) $r_{e_j}^t$ は, 以下の式 (1) から得られる.

$$r_{e_j}^t = \frac{w_{1j}^t r_{e_{1,j}}^t + w_{2j}^t r_{e_{2,j}}^t + u_j \epsilon_j^t}{w_{1j}^t + w_{2j}^t + u_j} \quad (1)$$

ここで, w_{ij}^t は時刻 t , エージェント j の重みであり, シミュレーション開始時に, それぞれ0から $w_{i,max}$ までの一様乱数で決める. この値は後述する学習過程により変化する. u_j はエージェント j の重みであり, シミュレーション開始時に, それぞれ0から u_{max} までの一様乱数で決められるが, シミュレーション中に変化することはない.

$r_{e_{1,j}}^t$ は、下記に示す。時刻 t におけるエージェント j のファンダメンタル投資家成分だけの予想リターンで $r_{e_{1,j}}^t = \log(P_f/P^{t-1})$ 、同様に $r_{e_{2,j}}^t$ はテクニカル投資家成分だけの予想リターンで、 $r_{e_{2,j}}^t = \log(P^{t-1}/P^{t-1-\tau_j})$ である。 P_f は時間によらず一定のファンダメンタル価格である。ファンダメンタル価格とは、金融資産を発行する企業自体が持っている実態の価値に基づいた価格を指す。 P^t は時刻 t での取引価格（取引されなかった時刻では一番最近に取引された価格であり、時刻 $t=0$ では $P^t = P_f$ とする）である。 τ_j は 1 から τ_{max} までの一様乱数でエージェントごとに決める。 ϵ_j^t は時刻 t 、エージェント j の乱数項で、平均 0、標準偏差 σ_e の正規乱数である。

式 (1) の右辺の分子の第 1 項目は、ファンダメンタル価格と比較して、安ければプラスの予想リターンを、高ければマイナスの予想リターンを示すファンダメンタル投資家の成分である。なお、ファンダメンタル投資家は通常ファンダメンタル価格を参照して投資判断を行う投資家を指す。第 2 項目は過去のリターンがプラス（マイナス）であるならプラス（マイナス）の予想リターンを示す、テクニカル投資家の成分である。テクニカル投資家は過去の価格推移を参照して投資判断を行う投資家を指す。第 3 項目はノイズを表している。

予想価格 $P_{e_j}^t$ は、予想リターン $r_{e_j}^t$ に基づいて式 (2) から求められる¹。

$$P_{e_j}^t = P^{t-1} \exp(r_{e_j}^t) \quad (2)$$

注文価格 $P_{o_j}^t$ は $P_{e_j}^t - P_d$ から $P_{e_j}^t + P_d$ で決定される。ここで、 P_d は平均 0、標準偏差 σ_p の正規乱数に予想価格をかけたものである。価格の変化幅の最小単位は δP とし、注文の売り買いは予想価格 $P_{e_j}^t$ と注文価格 $P_{o_j}^t$ の大小関係で式 (3) のように決まる²。

$$\begin{aligned} P_{e_j}^t > P_{o_j}^t &\text{なら買い} \\ P_{e_j}^t < P_{o_j}^t &\text{なら売り} \end{aligned} \quad (3)$$

注文数は常に 1 と一定とする。

エージェントは状況に応じて戦略を切り替える学習を行う。学習プロセスは以下のようにモデル化した。価格変化の方向を当てている戦略のウエイトを引き上げ、外れている戦略のウエイトを引き下げようとした。また、学習期間のリターン r_l^t をかけることにより、小さい価格変動を当てたり外したりしても大きく

ウエイトが増減しないようにした。学習はエージェントごとに、各エージェントが注文を出す直前に行われる。これらの予想リターン $r_{e_{i,j}}^t$ が学習期間のリターン $r_l^t = \log(P^{t-1}/P^{t-t_l})$ と比べ、同符号なら、 $w_{i,j}^t$ を $w_{i,j}^{t-1} + k_l |r_l^t| q_j^t (w_{i,max} - w_{i,j}^{t-1})$ に、異符号なら、 $w_{i,j}^t$ を $w_{i,j}^{t-1} - k_l |r_l^t| q_j^t w_{i,j}^{t-1}$ とする。ここで、 k_l は定数、 q_j^t は時刻 t 、エージェント j に与えられる 0 から 1 までの一様乱数である。

上記学習プロセスの他に、小さい確率 m で $w_{i,j}^t$ を再設定する。つまり、0 から $w_{i,max}$ までの一様乱数で決めなおす。これはランダム学習を意味しており、実績からの学習と組み合わせることにより、エージェントが試行錯誤的により良い戦略のウエイトを求める姿を客観的にモデル化している。

2.3 レバレッジ ETF エージェント

原資産価格が上昇もしくは下落するとき、レバレッジ ETF のレバレッジ率が変化する。それに伴いリバランス取引で発注する注文数も変動し、その注文数が注文数閾値を超えたときレバレッジ ETF エージェントは注文を行う。

第 t 期のレバレッジ ETF エージェントの保有純資産額 NAV^t は次のように表される。

$$NAV^t = P^{t-1} S^t + C^t \quad (4)$$

なお、初期資産保有数 S^0 は、初期原資産価格 P^0 と維持すべきレバレッジ率 L を基に求められる。 $S^0 = LC^0/P^0$ とし、(分子が初期純資産総額に該当する)、初期キャッシュ C^0 の値を $C^0 = C^0 - P^0 S^0$ のように更新する（初期キャッシュのレバレッジ L 倍で資産運用するため、キャッシュの $(L-1)$ 倍分の原資産は借金して購入することを意味している）。第 t 期のレバレッジ ETF エージェントのリバランス取引に必要な注文数 V^t は次のように表される。ただし、注文数に端数が出る場合は切り捨てる。

$$V^t = \lfloor \frac{(L-1) P^{t-1} S^t + LC^t}{P^{t-1}} \rfloor \quad (5)$$

$C^t \cdot S^t$ は、それぞれ第 t 期のレバレッジ ETF エージェントのキャッシュと資産保有数を表す。上記の注文数の絶対値が、閾値 V_{thr} を超えたとき注文を行う。 V^t が負の場合は売り注文を行い、正の場合は買い注文を行う。また、本エージェントの注文は、レバレッジ率を確実に維持するために成り行き注文で行う。本研究では、こうしたレバレッジ ETF エージェントが 1 体参加する。

¹本研究では対数リターンを使用している。そのため予想リターンは現在の価格の対数と予想価格の対数の差である。すなわち、 $r_{e_j}^t = \log P_{e_j}^t - \log P^{t-1} = \log P_{e_j}^t / P^{t-1}$ であり、これより式 (2) が導き出される。

²予想価格の高低に関わらず、買い注文と売り注文が注文される確率は同じであるが、取引が成立する確率は必ずしも同じではない。一般に予想価格が高いエージェントの注文は、買い注文の方が売り注文より取引が成立しやすく、反対に予想価格が低いエージェントの注文は、売り注文の方が買い注文より取引が成立しやすいく。

表 1: 各条件下における注文数閾値 V_{thr}

		V_{nor}				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
C_{mag}	10	1	2	3	4	5
	20	2	4	6	8	10
	30	3	6	9	12	15
	40	4	8	12	16	20
	50	5	10	15	20	25
	60	6	12	18	24	30
	70	7	14	21	28	35
	80	8	16	24	32	40
	90	9	18	27	36	45
	100	10	20	30	40	50

表 2: $C_{mag} = 10$ のときのスタイライズド・ファクト

		V_{nor}				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
尖度		5.72	4.35	2.33	1.35	1.12
ラグ						
リターンの	1	0.283	0.242	0.200	0.172	0.165
2乗の	2	0.227	0.183	0.134	0.112	0.105
自己相関	3	0.188	0.141	0.098	0.081	0.073
	4	0.165	0.115	0.083	0.066	0.058
	5	0.138	0.104	0.072	0.052	0.045

3 シミュレーション

実験は以下のパラメータのように設定した。 $n = 1,000$, $P_f = 10,000$, $w_{1,max} = 1$, $w_{2,max} = 5$, $u_{max} = 1$, $\tau_{max} = 10,000$, $\sigma_e = 0.03$, $\sigma_p = 0.05$, $t_c = 15,000$, $t_l = 10,000$, $k_l = 4$, $m = 0.01$, $\delta P = 1$, $t_{max} = 1,000,000$, $L = 2$.

本研究では、市場に与える影響について調査する。一つ目にレバレッジド ETF のリバランス取引を行う際の注文数閾値を変化させることによる影響を調査する。二つ目に、リバランス取引の注文数はレバレッジド ETF の純資産総額（運用資産高）の大きさからの影響も受けるため、運用資産を変化させた実験も行う。

レバレッジド ETF エージェントの運用資産は以下のように変化させる。初期キャッシュ $C^0 = 1,000,000 \times C_{mag}$ とし、初期キャッシュの倍率 C_{mag} の値を大きくすることでレバレッジド ETF エージェントの運用資産の大小を表す。 C_{mag} の値は、10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100 の 10 パターンとする。

注文数閾値 V_{thr} は C_{mag} が 10 のとき、1, 2, 3, 4, 5 の 5 パターンとし、これを基準に C_{mag} を変化させたときのそれぞれの注文数閾値を決めていく。つまり、注文数閾値を初期キャッシュ量に比例して大きくする³。各パターンにおける注文数閾値を表 1 に示す。

上記の表を基に議論する際、便宜上 V_{nor} を用いる。 V_{nor} は、注文数閾値 V_{thr} を初期キャッシュの倍率 C_{mag} で規格化した値となる⁴。これにより V_{nor} の値が同じであれば、 C_{mag} が大きくなっても V_{thr} も大きくなるので、初期キャッシュ量の大小がリバランス取引に与える影響を考慮せずにすむ。

以上から V_{nor} を 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 の 5 パター

ン、 C_{mag} を 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100 の 10 パターンとし、それぞれを組み合わせシミュレーションを行う。シミュレーションは各条件の下でそれぞれ 50 回ずつ試行し、その結果をもとに議論を行った。

3.1 人工市場モデルの妥当性

現実の市場ではファット・テイルとボラティリティ・クラスタリングが現れる、と多くの実証研究で指摘されている [Sewell 06, Cont 01]。ファット・テイルは、資産価格のリターンの分布が厚い、すなわち、尖度が正であることである。また、ボラティリティ・クラスタリングは資産価格のリターンの 2 乗が、ラグが増えても自己相関係数が有意に正であり、長期記憶性を持つことである。

本提案モデルにおいてもファット・テイルとボラティリティ・クラスタリングが再現されているか確認を行った⁵。その結果、すべての条件下においてこれらが再現されることが確認できた。一例として、 C_{mag} が 10 のとき、かつ、 V_{thr} の全てのパターンのときのスタイライズドファクトを表 2 に記す。この表からもわかるように、尖度とリターンの 2 乗の自己相関ともに正值となっている。なお、スタイライズド・ファクトはすべて 100 ステップ間隔での価格を用いて計算した。なぜならば、本モデルの時刻は注文をしただけで取引が成立しない場合も時刻が進むため、時刻 1 ごとの全ての価格を用いたスタイライズド・ファクトでは、多くの価格変動がないデータによるバイアスがかかってしまうからである。

³このような対応をとった理由は次のとおりである。リバランス取引の注文数は、市場価格の変化量（値幅）が同じとき、運用資産高、つまり初期キャッシュ量に比例して大きくなる。これは、初期キャッシュ量が大きいほどリバランス取引が市場に与える影響が大きくなることを意味している。よって、注文数閾値の変化させたときのリバランス取引が市場に与える影響を確認する際、初期キャッシュ量の大小による影響が反映されることを防ぐためである。

⁴ V_{nor} と V_{thr} の関係は次の式で表される。 $V_{thr} = V_{nor} \times C_{mag}$

⁵リバランス取引法の違いが市場に与える影響を調べるのが目的であるため、レバレッジド ETF が参加していない環境の下でも再現の確認を行った。

表 3: ボラティリティ

		V_{nor}				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
C_{mag}	10	0.139%	0.102%	0.089%	0.087%	0.086%
	20	0.172%	0.107%	0.090%	0.086%	0.086%
	30		0.111%	0.090%	0.086%	0.086%
	40		0.111%	0.087%	0.085%	0.086%
	50		0.113%	0.087%	0.084%	0.085%
	60			0.086%	0.084%	0.085%
	70			0.084%	0.083%	0.084%
	80			0.084%	0.083%	0.083%
	90			0.083%	0.081%	0.084%
	100			0.082%	0.081%	0.083%

表 5: レバレッジ ETF の注文回数

		V_{nor}				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
C_{mag}	10	9879	3084	952	312	110
	20	7315	2508	847	268	99
	30		2120	740	243	95
	40		1855	638	223	89
	50		1675	587	204	85
	60			549	197	85
	70			509	185	81
	80			485	186	78
	90			468	179	78
	100			449	173	76

表 4: 市場非効率性

		V_{nor}				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
C_{mag}	10	0.243%	0.177%	0.148%	0.136%	0.130%
	20	0.389%	0.228%	0.169%	0.144%	0.137%
	30		0.274%	0.187%	0.150%	0.139%
	40		0.318%	0.198%	0.156%	0.142%
	50		0.362%	0.214%	0.161%	0.145%
	60			0.228%	0.169%	0.150%
	70			0.241%	0.174%	0.152%
	80			0.259%	0.183%	0.157%
	90			0.269%	0.189%	0.162%
	100			0.287%	0.195%	0.164%

表 6: レバレッジ ETF の一回当たりの注文数

		V_{nor}				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
C_{mag}	10	1	2	3	4	5
	20	4	5	7	8	10
	30		9	10	12	15
	40		13	14	16	20
	50		16	18	21	25
	60			22	25	30
	70			26	29	35
	80			29	34	40
	90			33	38	45
	100			36	42	50

3.2 シミュレーション結果

各パターンでの市場のボラティリティを表 3 に示す⁶。表 3 より、 V_{nor} が大きくなるにつれボラティリティが減少傾向にあることが確認できる。また、 C_{mag} が大きくなるにつれてもボラティリティが減少傾向にあることが確認できる。しかし、例外として注文数閾値が小さい ($V_{nor} = 0.1, 0.2$) ときは、 C_{mag} が大きくなるにつれボラティリティが増加傾向にあることが確認できる。

次に市場の非効率性を表 4 に示す。市場非効率性は、次式にて求められる。

$$M_{ie} = \frac{1}{t_{max}} \sum_{t=1}^{t_{max}} \frac{|P^t - P_f|}{P_f} \quad (6)$$

M_{ie} が 0 なら効率的で、大きくなるほど非効率であることを示す。

表 4 より、 V_{nor} が大きくなるにつれ、市場非効率性が減少傾向にあることが確認できる。一方で、 C_{mag} が大きくなるにつれ市場非効率性が増加傾向にあることが確認できた。

⁶数値未記入部分は、取引価格が一方に偏り市場崩壊を起こしたため、値の取得が不可能であった。

4 考察

まず初めにボラティリティについて議論する。ボラティリティの変動はレバレッジ ETF の注文回数と大きな関係があると考えられる。レバレッジ ETF の注文回数を表 5 に示す。

表 5 より、 V_{nor} が大きくなるにつれ注文回数が急激に減少していることが確認できる。この結果から V_{nor} が大きいと、一回の取引が市場に与える影響は大きい、それ以上に注文回数が大きく減少したため、ボラティリティは小さくなったと考えられる。 C_{mag} に関しても同様の理由でボラティリティが小さくなったと考えられる。

しかし、注文数閾値が小さい ($V_{nor} = 0.1, 0.2$) ときは例外で、注文回数は減少しているがボラティリティは増加傾向にある。これは、レバレッジ ETF の一回当たりの注文数に関係していると考えられる。レバレッジ ETF の一回当たりの注文数を表 6 に示す。表 6 より、注文数閾値が小さい ($V_{nor} = 0.1, 0.2$) ときは、 C_{mag} が大きくなると、注文数閾値 (表 1) より大きく注文数が増加している。この一回当たりの注文数の増加が大きいのに対し注文回数の減少幅が小さいため、ボラティリティは大きくなったと考えられる。

次に市場非効率性について議論する。市場非効率性は、レバレッジ ETF の注文回数と一回当たりの注文

表 7: スプレッド

		V_{nor}				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
C_{mag}	10	12	11	11	11	11
	20	11	10	11	11	11
	30		10	11	11	11
	40		10	10	11	11
	50		9	10	11	11
	60			10	11	11
	70			10	11	11
	80			10	11	11
	90			10	11	11
	100			10	11	11

表 8: 注文数閾値に対するリバランス取引発動までの市場価格の変化量 (値幅)

	V_{nor}				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
値幅	5	10	15	20	25

数が関係していると考えられる。

表 5 より, V_{nor} が大きくなるにつれ注文回数が減少している。レバレッジド ETF のリバランス取引の注文による影響が弱まるため市場が効率的になったと考えられる。一方で, 表 6 より, C_{mag} が大きくなるにつれ一回当たりの注文数が増加している。 C_{mag} が大きくなるにつれ注文回数は減少するものの, それに対し一回当たりの注文数が増加するため, 価格が大きく変動し, ファンダメンタル価格が収束するのに時間を要するので, 市場が非効率的になったと考えられる。

注文数閾値が小さい ($V_{nor} = 0.1, 0.2$) とき市場崩壊を起こすことがあるが, これはスプレッドと関係していると思われる。スプレッドとは, これまでに発注された注文のうち取引が成立せずに市場に残された注文のうち, 最も高い買い注文の価格 (最良買い気配値) と最も安い売り注文の価格 (最良売り気配値) の差を意味する。表 7 は市場の平均スプレッドである。市場崩壊を起こさないときは, 多少の大きさの差異はあるものの安定した値となっている。表 8 は注文数閾値に対するリバランス取引発動までの市場価格の変化量 (値幅) である。

表 7 と表 8 から, 市場崩壊するときはリバランス取引発動までの値幅がスプレッドの値とほぼ同じかそれ以下であることがわかる。この関係性が市場崩壊の起因となっていると考えられる。その理由を具体例 ($V_{nor} = 0.1$ のとき, つまり, 表 8 から市場価格が ± 5 だけ変化し

たとき, リバランス取引が行われるとき) を挙げて説明する。レバレッジド ETF が買いのリバランス取引を行い市場価格が 10,000 となり, このときの最良買い気配値が 10,000, 最良売り気配値が 10,010 である (つまり, スプレッドが 10 である) とする。ここで次にリバランス取引が行われる状況を売り買いに分けて確認する。次の買いのリバランス取引はここからさらに価格が 5 下がる (9,995) と行われる, この状況になるには通常エージェントの多くの買い注文が約定しなければならない。一方, 売りのリバランス取引は価格が 5 上がる (10,005) と行われるが, この状況は通常エージェントの売り注文が 1 つ約定すると成り立ってしまう。ここで言えることは, 直近の (リバランス) 取引の後, 通常エージェントが反対売買注文を出しそれが約定 (取引成立) すると, リバランス取引が立て続けに起こってしまうということである。この現象は, C_{mag} が大きくなるほど一回あたりの注文数も大きくなるため, 発生しやすくなる。

それとは反対に注文数閾値が大きくなる ($V_{nor} = 0.3$ 以上) と, 注文数閾値に対するリバランス取引発動までの市場価格の変化量はスプレッドの値より大きいため, 上記のように通常エージェントの 1 回の反対売買によってリバランス取引が行われることはほぼ起こりえない。

以上より, 注文数閾値が小さく C_{mag} が大きいときほど, つまり, リバランス取引発動までの値幅がスプレッドの値より小さくなるほど, リバランス取引が立て続けに行われる可能性が高くなり, 市場崩壊へとつながるものと考えられる。

5 まとめ

本研究では, 注文数閾値という概念を導入して, ザラ場方式の原資産市場において一回のリバランス取引で必要な注文を複数回に分けて注文するとき, 市場の価格形成にどのような影響を与えるか調査した。その結果リバランス取引の注文数閾値が大きいとき, つまり最低注文数が大きいとき, ボラティリティに与える影響が小さいことを確認した。反対に, 注文数閾値が小さいとき, 一度に多くの注文が出され, 市場価格が急激に動くためボラティリティが増加すること確認した。また, 市場非効率性の面では, 注文数閾値が大きくなるにつれ市場が効率的になるが, レバレッジド ETF の運用資産が大きくなると市場が非効率的になることを確認した。

そして, レバレッジド ETF の注文数閾値が小さいかつ運用資産が大きい場合は, ボラティリティが増加し, 市場が非効率的になり市場崩壊を起こす可能性があることが確認できた。今回の実験により, この現象はリ

バランス取引発動までの値幅がスプレッドの値以下のとき顕著に出ることが示唆された。

参考文献

- [Ben-David 16] Ben-David, I., Franzoni, F., and Moussawi, R.: Exchange Traded Funds (ETFs), Technical report, National Bureau of Economic Research (2016)
- [Chen 12] Chen, S.-H., Chang, C.-L., and Du, Y.-R.: Agent-based Economic Models and Econometrics, *Knowledge Engineering Review*, Vol. 27, No. 2, pp. 187–219 (2012)
- [Cheng 09] Cheng, M. and Madhavan, A.: The Dynamics of Leveraged and Inverse Exchange-Traded Funds, *Journal of Investment Management*, Vol. 7, No. 4, pp. 43–62 (2009)
- [Chiarella 09] Chiarella, C., Iori, G., and Perelló, J.: The Impact of Heterogeneous Trading Rules on the Limit Order Flows, *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 33, No. 3, pp. 525–537 (2009)
- [Childs 14] Childs, M.: Fink Says Leveraged ETFs May 'Blow Up' Industry (2014)
- [Cont 01] Cont, R.: Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues, *Quantitative Finance*, Vol. 1, pp. 223–236 (2001)
- [Deshpande 09] Deshpande, M., Mallick, D., and Bhatia, R.: Understanding Ultrashort ETFs, *Barclays Capital Special Report*, pp. 1–6 (2009)
- [Mizuta 15] Mizuta, T., Izumi, K., Yagi, I., and Yoshimura, S.: Investigation of Price Variation Limits, Short Selling Regulation, and Uptick Rules and Their Optimal Design by Artificial Market Simulations, *Electronics and Communications in Japan*, Vol. 98, No. 7, pp. 13–21 (2015)
- [Rompotis 17] Rompotis, G. G.: Empirical Insights on the Trading Behavior of the UK Leveraged ETFs, *Journal of Financial Innovation*, Vol. 1, No. 3, pp. 159–197 (2017)
- [Schwert 90] Schwert, G. W.: Stock Volatility and the Crash of 87, *The Review of Financial Studies*, Vol. 3, No. 1, pp. 77–102 (1990)
- [Sewell 06] Sewell, M.: Characterization of financial time series (2006)
- [Trainor Jr. 10] Trainor Jr., W. J.: Do Leveraged ETFs Increase Volatility, *Technology and Investment*, Vol. 1, pp. 215–220 (2010)
- [Yagi 10] Yagi, I., Mizuta, T., and Izumi, K.: A Study on the Effectiveness of Short-selling Regulation in View of Regulation Period Using Artificial Markets, *Evolutionary and Institutional Economics Review*, Vol. 7, No. 1, pp. 113–132 (2010)
- [Yagi 16] Yagi, I. and Mizuta, T.: Analysis of the Impact of Leveraged ETF Rebalancing Trades on the Underlying Asset Market Using Artificial Market Simulation, in *12th Artificial Economics Conference*, pp. 1–11 (2016)
- [Yeh 13] Yeh, C.-H. and Yang, C.-Y.: Do Price Limits Hurt the Market?, *Journal of Economic Interaction and Coordination*, Vol. 8, No. 1, pp. 125–153 (2013)
- [Zhou 17] Zhou, X. and Li, H.: Buying on Margin and Short Selling in an Artificial Double Auction Market, *Computational Economics*, pp. 1–17 (2017)