

株価と商品先物価格の共変動：金融市場化と危機の影響

武蔵大学
大野早苗

1. はじめに

コモディティの金融市場化（Financialization、以下「金融市場化」とする）が進展したといわれている。金融市場化の背景として、機関投資家等によるオルタナティブ投資としての商品インデックス運用の拡大、ヘッジファンドなど非当業者の市場参加、あるいは商品関連の店頭取引に関する規制緩和などが指摘されている。金融市場化が進展すると、金融的要因により商品先物価格が左右される傾向が強まるものと考えられる。

投資家が商品先物に投資する誘因の一つとして、商品のリスク分散機能が挙げられる。Gorton and Rouwenhorst (2006)は、商品先物と伝統的資産の相関がゼロもしくは負であり、かつ商品先物の超過リターンは株式のそれと同等であったことから、商品先物への分散投資はリターンの犠牲を負わずにリスク低減を図れる投資戦略であると指摘していたが、Gorton and Rouwenhorst (2006)の追跡調査を行った Bhardwaj, et al.(2015)は、リスク分散機能の低下により商品先物投資の魅力が低下したことを示唆している。

商品インデックス運用が拡大すれば、商品先物間の相関も高まることが予想される。Tang and Xiong (2010)は、同種の商品先物でも米国の取引所上場の商品と外資規制が実施されている中国の取引所上場の商品では商品先物間の相関の変化が異なることを示し、金融市場化現象を示唆した。Ohashi and Okimoto (2016) は、主要なインデックスに含まれる商品と含まれない商品を比較して商品間の価格連動性を分析し、インデックスには含まれない商品では連動性が高まる傾向がみられないことから、商品インデックス運用の拡大が金融市場化を促進させた可能性を指摘した。

金融危機の発生時には、流動性逼迫や投資家の恐怖心などによるリバランスの増幅により、アセットクラス間の相関が高騰する傾向にあり、商品先物と伝統的資産の同時下落も顕著となる。ただし、こうした危機的状況のみならず、平時においても両者の相互依存性が強まっているのかは別途考えるほうがよいだろう。2000年代を通じて金融市場化が進展したとの指摘があるが、大野(2014)は、ITバブル崩壊以降の金融緩和政策や金融機関の与信態度の軟化による流動性の弛緩化が商品先物価格を押し上げ、伝統的資産との相関を高めた可能性を示唆している。商品インデックス運用の拡大など、商品先物市場にも投機資金が流入しやすい環境が構築され、商品先物と伝統的資産の相関が構造的に高まる状況にあれば、危機の発生時には、その反動による影響も拡大するかもしれない。とりわけ、商品先物の市場規模は伝統的資産よりも小さいため、危機時における資金の巻き返しの影響はより深刻になるかもしれない。

複数の資産価格の共変動を検証する方法としてVARモデル推計に基づく分析が多数報告されている。VARモデル推計の利点の一つは、比較的多くの資産価格の共変動を同時に分析でき、市場全体の相互依存性を包括的に検証できる点にあるが、そのなかで、Diebold and Yilmaz (2012)は、Koop, Pesaran, and Potter (1996)、Pesaran and Shin (1998) (以下、KPPS) が提唱した一般化分散分解 (Generalized Variance Decomposition: GVD) に基づき導出した connectedness index を提唱している。Diebold and Yilmaz (2009)は、標準的手法である

コレツキー分解による分散分解分析で connectedness index を計測したが、コレツキー分解では変数の順番に結果が依存するという難点が生じる。また、資産価格間の連動性は可変的であることも知られている。Diebold and Yilmaz (2012)は、変数の順番に結果が左右されない GVD を利用するとともに、ローリング推計により connectedness index の推移を確認している。そこで、本研究では、Diebold and Yilmaz (2012) に倣って connectedness index を計測し、金融市場化について考察する。

2. 分析手法およびデータ

以下、Diebold and Yilmaz (2012)の GVD を利用した connectedness index を説明する。ここでは N 個の市場を想定し、 N 要素から構成される以下のような VAR モデルを考える。

$$x_t = \sum_{i=1}^p \Phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim (0, \Sigma) \quad (1)$$

ここで、 ε_t はホワイトノイズの攪乱項ベクトルである。(1)式を MA 表現に変換すると以下のようなになる。

$$x_t = \sum_{i=1}^{\infty} A_i \varepsilon_{t-i} \quad (2)$$

$$A_i = \Phi_1 A_{i-1} + \Phi_2 A_{i-2} + \dots + \Phi_p A_{i-p} \quad A_0 = I$$

第 i 要素に関して H 期先の予測誤差を求めると、 H 期間における N 個の攪乱項で表現されるが、KPPS の GVD では非直交化攪乱項を想定し Σ は対角行列とはならないため、予測誤差分散分解における各要素の寄与率を合計しても 100%にはならない。そこで、Diebold and Yilmaz (2012)は寄与率を標準化した上で connectedness index を導出している。

H 期先の予測誤差分散分解における第 i 要素に関する第 j 要素の寄与率は以下のようなになる。

$$\theta_{ij}^g(H) = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma A_h' e_i)} \quad (3)$$

ここで、 σ_{jj} は Σ の第 j 番目の対角要素、 e_j は第 j 番目で 1 を、それ以外では 0 をとる選択ベクトルである。なお、 $\sum_{j=1}^N \theta_{ij}^g(H) \neq 1$ となるため、分散分解行列の各要素を当該行の合計で除して、以下のように標準化する。

$$\tilde{\theta}_{ij}^g(H) = \frac{\theta_{ij}^g(H)}{\sum_{j=1}^N \theta_{ij}^g(H)} \quad (4)$$

定義より、 $\sum_{j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H) = 1$ 、 $\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H) = N$ となる。

Diebold and Yilmaz (2012)は total connectedness index を以下のように定義している。

$$S^g(H) = \frac{\sum_{i,j=1}^N (i \neq j) \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H)} \times 100 = \frac{\sum_{i,j=1}^N (i \neq j) \tilde{\theta}_{ij}^g(H)}{N} \times 100 \quad (5)$$

Total connectedness index は市場全体の相互依存性の測定を意図しており、分散分解の行列における対角要素以外の寄与率を集計している。また、特定の市場の他市場への影響、あるいは他市場からの影響を測る尺度として、Diebold and Yilmaz (2012)は 2つの directional connectedness index を提示している。

$$S_i^g(H) = \sum_{j=1 (j \neq i)}^N \tilde{\theta}_{ij}^g(H) \times 100 \quad (6)$$

$$S_i^g(H) = \sum_{j=1 (j \neq i)}^N \tilde{\theta}_{ji}^g(H) \times 100 \quad (7)$$

(6)式は他市場から第 i 市場への波及を示す connectedness index (directional connectedness from others)、(7)式は第 i 市場から他市場への波及を示す connectedness index (directional connectedness to others) である。また、(7)式から(6)式を差し引き、第 i 市場のネットでの他市場への影響度を示す net connectedness index を以下のように定義している。

$$S_i^g(H) = S_i^g(H) - S_i^g(H) \quad (8)$$

本研究では上述の connectedness index を用いて金融市場化を検証する。商品先物価格として S&P GSCI のカテゴリー毎のサブインデックス（エネルギー、産業用金属、貴金属、農産物、畜産物）のスポット価格（期近先物価格）を用いる。また、金融市場化の一現象として考えられる伝統的資産との相互依存性を検証するために、本研究では S&P500 を使用する。S&P500 および S&P GSCI はいずれもドル建てであり、Refinitiv 社のデータベース、*Datastream* より日次データを取得する。

本研究は Diebold and Yilmaz (2012) に倣い、高値、安値を用いてボラティリティを計測するが、S&P GSCI の高値、安値のデータを取得できるのは 2007 年 5 月 14 日以降である。金融市場化は 2000 年頃より進展したとの指摘があるため、本研究ではボラティリティ波及の他に価格変化率の波及も分析する¹。ボラティリティの分析期間は 2007 年 5 月 14 日から 2023 年 8 月 18 日まで、価格変化率の分析期間は 1990 年 1 月 16 日から 2023 年 8 月 18 日までであるが、価格変化率に関しては推計期間を 2 分して相互依存関係を比較し、金融市場化について考察する。

3. 分析結果

本節では、(5)式から(8)式で定義される各種の connectedness index の計測結果を提示する。なお、(1)式の VAR モデルを推計するにあたり、使用する変数に関して ADF テストを行ったところ、すべての変数について非定常性は棄却されている。また、(1)式のラグ次数は AIC、BIC 等の複数の基準のうち、最も長い次数を示した基準を採用して決定している。その上で分散分解を行い、connectedness index を計測する。分散分解は 20 期先(4 週間先)の予測誤差の分散として、各市場に対する 6 市場の寄与率を示す²。

Diebold and Yilmaz (2012) は 200 日間のローリングを行うことにより connectedness index の推移を観察しており、本研究でも同様の手順でローリング推計を行った。図表 1 は(5)式で示される total connectedness index のローリング推計の結果を示している。価格変

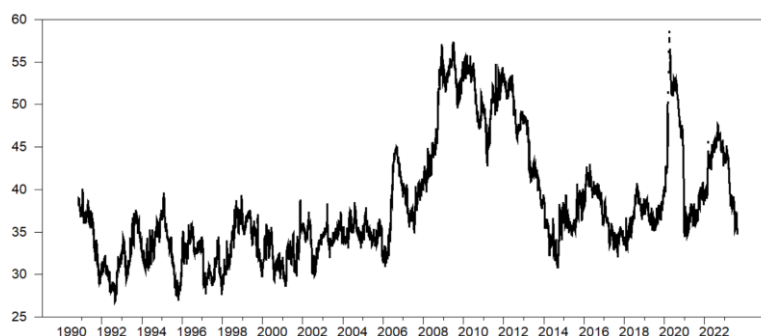
¹ 価格変化率は対数変換した価格の対前日階差、ボラティリティ ($\hat{\sigma}_{i,t}^2$) は Diebold and Yilmaz (2012) に則り、 $\hat{\sigma}_{i,t}^2 = 0.361[\ln(P_{i,t}^{max}) - \ln(P_{i,t}^{min})]$ として計測している。ここで、 $P_{i,t}^{max}$ は第 i 市場の t 日における高値、 $P_{i,t}^{min}$ は安値を表す。

² 10 期先 (2 週間先) の予測誤差に関する結果も確認したが、同様の結果が得られている。

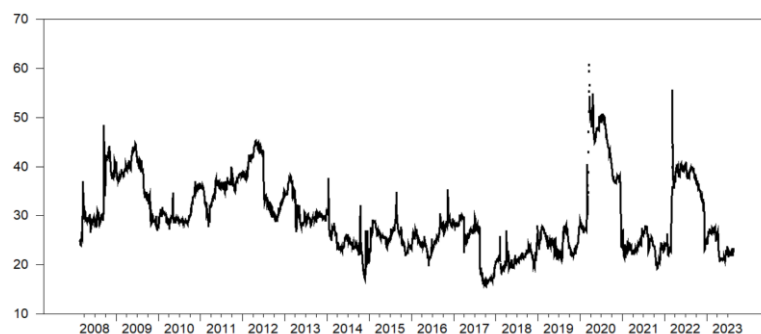
化率を用いた結果を確認してみると、リーマンショックや欧州ソブリン危機の発生時期、あるいはコロナショックやロシアのウクライナ侵攻が勃発した 2020 年、2022 年に数値が高騰している。ボラティリティを用いた場合でも結論は変わらない。危機の発生時に市場間の相互依存性が高まる傾向は既存研究でも指摘されており、本研究でもその傾向は確認されたが、株価と商品先物価格との相互依存関係が通時的に上昇基調にあるのかは明確ではない。

図表 1: Total connectedness index のローリング推計

<価格変化率を用いたケース>



<ボラティリティを用いたケース>



(注) 200 日間のローリング推計により計測。

図表 2 は価格変化率を用いて、2000 年 1 月 4 日から 2007 年 5 月 13 日までの期間と 2013 年 1 月 4 日から 2019 年 12 月 29 日までの期間に関して計測した分散分解である。ここでは、金融市場化が進展したと指摘されている 2000 年以降を対象とし、図表 1 で total connectedness index が高い水準を示した危機の発生時期を除外した。なお、表中の右端列の数値は各市場の他市場からの影響を示すものであり、(6)式で定義される各市場の directional connectedness index である。最下行の数値は各市場の他市場への影響を示し、(7)式で定義される directional connectedness index である。また、表中の右下の数値は total connectedness index を表す。まず、total connectedness index の数値は前期から後期にかけて 1.3 倍となっている。個別にみていくと、S&P500 やエネルギー先物価格の他の市場からの影響（表中右端列）は、それぞれ後期の数値が前期の 3.3 倍、2.1 倍に上昇しており、

S&P500 やエネルギー先物価格から他の市場への影響（表中最下行）も前期から後期にかけて数値がそれぞれ2.6倍、2.5倍に上昇している。Directional connectedness index はS&P500 やエネルギー先物価格の他に産業用金属の先物価格でも高い数値を示している。貴金属の寄与率は低下しているものの、それ以外では前期よりも後期のほうが寄与率は上昇しており、とりわけエネルギーと産業用金属の先物価格と株価との相互依存性の上昇が目立つ。

図表2： 価格変化率で測った connectedness

<前半期間（2000年1月4日～2007年5月13日）>

	S&P500	Energy	Industrial Metal	Precious Metal	Agriculture	Livestock	From Others
S&P500	94.83	0.5	2.42	0.75	0.84	0.66	5.2
Energy	0.49	90.36	1.57	4.17	2.29	1.11	9.6
Industrial Metal	2.89	1.47	82.64	10.23	2.17	0.6	17.4
Precious Metal	1.63	3.5	10.74	80.66	3.01	0.47	19.3
Agriculture	0.58	2.22	2.55	3.08	90.93	0.65	9.1
Livestock	1.16	0.5	0.79	0.61	0.63	96.32	3.7
To Others	6.8	8.2	18.1	18.8	8.9	3.5	10.7

<後半期間（2013年1月4日～2019年12月29日）>

	S&P500	Energy	Industrial Metal	Precious Metal	Agriculture	Livestock	From Others
S&P500	83.01	8.24	5.45	0.74	1.19	1.38	17
Energy	8.37	80.22	6.87	0.91	2.47	1.16	19.8
Industrial Metal	5.14	6.48	80.36	4.91	2.35	0.76	19.6
Precious Metal	1.12	1.22	5.39	90.14	1.4	0.74	9.9
Agriculture	1.04	3.28	2.35	1.57	90.58	1.17	9.4
Livestock	1.83	0.89	1.1	1.07	2.25	92.85	7.1
To Others	17.5	20.1	21.2	9.2	9.7	5.2	13.8

（注）各表において、左端列には被説明変数を示しており、最上行には被説明変数に影響を与える各ショックを示している。表中の対角要素の数値は自分自身のショックの当該市場に対する寄与率、非対角要素の数値は他の市場で起こったショックの当該市場への寄与率を表す。右端列の数値および最下行の数値はそれぞれ、(6)式、(7)式で定義される directional connectedness index である。右下の数値は、(5)式で定義される total connectedness index となる。

図表3はボラティリティを用いて connectedness index を計測した結果である。表中の数値は2007年5月14日から2023年8月18日の期間で計測した結果であるが、2つの directional connectedness index と total connectedness index については危機の発生時期を除外した場合の計測値も掲載している。概ね、株式市場から商品先物市場への影響が商品先物市場から株式市場への影響を凌駕する傾向にあり、とりわけエネルギーや産業用金属、貴金属の先物価格への影響が大きい。危機の発生時期を除外すると connectedness index は低下する傾向がみられ、なかでもS&P500の商品先物市場への影響度が44から20.9へと大きく低下している。ただし、図表への掲載は省略したが、危機の発生時を除外してもなお、S&P500のエネルギー先物価格に対する寄与率は11と比較的高い値を維持している。

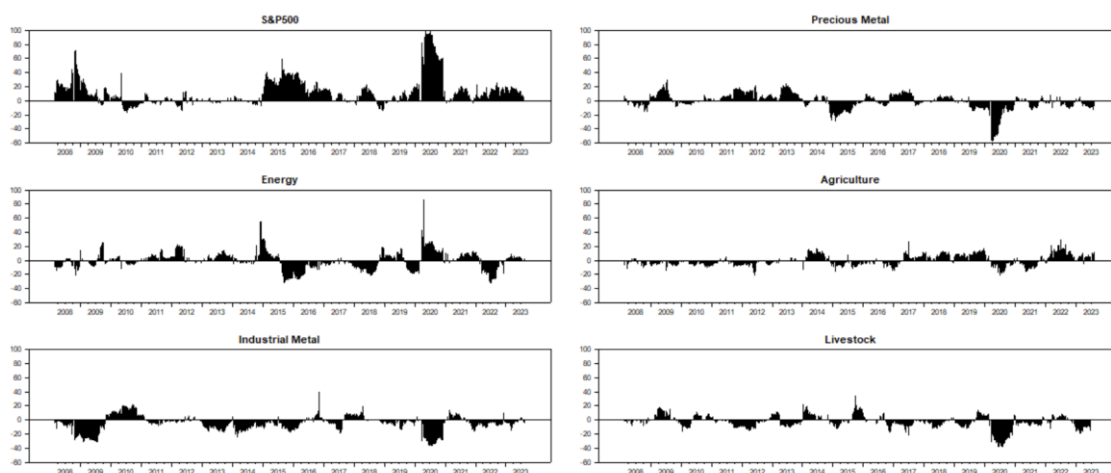
図表3： ボラティリティで測った connectedness

	S&P500	Energy	Industrial Metal	Precious Metal	Agriculture	Livestock	From Others	
							(1)	(2)
S&P500	81.0	4.7	3.7	6.8	2.1	1.8	19.0	11
Energy	10.2	73.2	3.4	4.0	2.8	6.4	26.8	19.6
Industrial Metal	10.8	3.8	71.0	7.8	6.1	0.6	29.0	14
Precious Metal	14.6	4.5	5.0	71.4	3.2	1.3	28.6	13.9
Agriculture	5.1	2.6	4.4	4.6	81.8	1.5	18.2	5.6
Livestock	3.3	7.1	0.5	1.0	1.6	86.5	13.5	7.8
To Others (1)	44.0	22.7	17.0	24.1	15.8	11.5	22.5	
(2)	20.9	13.8	9.2	13.3	7.5	7.3		12.0

(注) 推計期間は 2007 年 5 月 14 日から 2023 年 8 月 18 日である。なお、2 つの directional connectedness について、(1)は危機の発生時期を含む上記の期間で推計した場合の計測結果であり、(2)は危機の発生時期を除外した 2013 年 1 月 4 日から 2019 年 12 月 29 日までの期間で推計した場合の計測結果である。

図表 4 は(8)式で定義される各市場の net connectedness index をローリング推計した結果である。数値が正値を示せば、当該市場が他市場に与える影響は他市場から受ける影響を上回ることを意味する。まず、6 市場のなかで株式市場の影響が優越しており、株式市場が不安定化した時期に株価の乱高下の影響が商品先物市場へと波及したことが窺える。また、商品先物市場間に関しては、たとえば、シェールオイル生産拡大や OPEC の生産調整の失敗による供給過剰で原油価格が大幅に下落した 2014 年やコロナショックが起こった 2020 年にはエネルギー先物市場から他の商品先物市場への影響が顕著になり、また、2022 年には農産物先物市場から他の商品先物市場への波及が顕著になっている。ただし、商品先物市場間の相互依存性が通時的に上昇基調にあることは確認されていない。

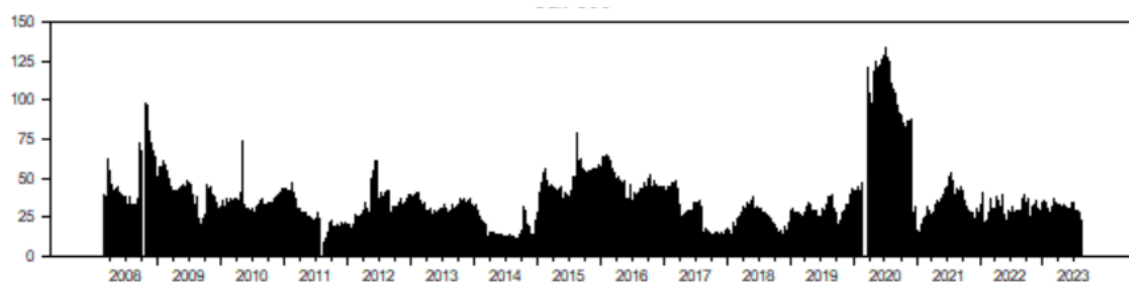
図表 4： ボラティリティで測った Net connectedness



(注) 200日間のローリング累計により計測。各市場に関して、(7)式から(6)式を差し引いた数値を示しており、正値を示せば、当該市場が他市場に与える影響は他市場から受ける影響を上回ることを意味する。

図表5は、(7)式で定義される directional connectedness index を S&P500 に関してローリング推計した結果である。リーマンショック以降、株価から商品先物価格への影響度が通時的に上昇基調にあるようにはみえないが、危機の発生時に株価変動の商品先物市場に与えるインパクトの規模が拡大している様子が伺える。リーマンショック時と比べてコロナショック時のほうが S&P500 のボラティリティの規模が拡大したわけではないが、connectedness index はコロナショック時のほうが上回っている。また、欧州ソブリン危機の時期よりもチャイナショックの発生時のほうが株価のボラティリティが上回っているわけでもないが、connectedness index は 2015 年頃のほうが高い。

図表 5: S&P500 から商品先物価格への波及



(注) S&P500 から商品先物価格への波及を示す directional connectedness index ((7)式) を 200 日ローリング推計で計測。

4. 結論

商品先物市場への投機資金流入の拡大を背景に、金融市場化が進展しつつあるように見受けられる。それは商品先物と伝統的資産の相互依存性、あるいは商品先物間の相互依存性の上昇が常態化する形で表出しているのではなく、危機の発生時における市場間の波及効果の増大として現れているように思われる。ただし、エネルギー関連の先物市場と株式市場の相互依存性の高まりは顕著であり、両市場の波及構造については注視が必要である。パンデミック宣言により国際金融市場が極度の緊張状態に陥った 2020 年 3 月以降、各国通貨当局の迅速な政策的対応により危機の影響は速やかに終息したが、危機の勃発時における瞬間的な波及効果の規模は増している可能性があり、不断の検討が求められる。

【参考文献】

Bhardwaj G. G. Gorton and G. Rouwenhorst (2015), "Facts and fantasies about commodity

- futures ten years later,” *Yale ICF Working Paper*, No.15-18.
- Diebold F.X. and K. Yilmaz (2009), “Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets,” *Economic Journal*, Vol.119, pp.158-171.
- Diebold F.X. and K. Yilmaz (2012), “Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers,” *International Journal of Forecasting*, Vol.28(1), pp.57-66.
- Gorton G. and G. Rouwenhort (2006), “Facts and fantasies about commodity futures,” *Financial Analysts Journal*, April.
- Koop G., Pesaran M. H. and S. M. Potter (1996), “Impulse response analysis in non-linear multivariate models,” *Journal of Econometrics*, Vol.74(1), pp.119-147.
- Ohashi K. and T. Okimoto (2016), “Increasing trends in the excess comovement of commodity prices,” *Journal of Commodity Markets*, Vol.1(1), pp.48-64.
- Pesaran M.H. and Y. Shin (1998), “Generalized impulse response analysis in linear multivariate models,” *Economics Letters*, Vol.58(1), pp.17-29.
- Tang K. and W. Xiong (2010), “Index investment and financialization of commodities,” *NBER Working Papers*, No.16385.
- 大野早苗 (2014) 「コモディティ価格の決定要因：実需要因と流動性要因」池尾和人・大野早苗編『コモディティ市場と投資戦略：「金融市場化」の検証』（第3章所収、pp.81-106）、勁草書房。

- ・ 本資料に関する著作権は、株式会社大阪取引所にあります。
- ・ 本資料の一部又は全部を無断で転用、複製することはできません。
- ・ 本資料の内容は、株式会社大阪取引所の意見・見解を示すものではありません。
- ・ 本資料は、デリバティブ商品の取引の勧誘を目的としたものではありません。
- ・ 著者および株式会社大阪取引所は、本資料に基づく投資あるいは類似の行為により発生した如何なる損失や損害に対して、一切の責任を負うものではありません。