

卒業論文最終発表

上野 祐生

目次

- ・はじめに
- ・テールリスクとは
- ・分析対象
- ・分析期間
- ・分析手法
- ・分析結果
- ・考察
- ・おわりに
- ・先行研究・参考文献・引用データ

はじめに

証券投資においてリスクは価格（リターン）の振れ幅であり、一般にリスクとリターンの分析を行う場合は、平均分散法による正規分布と発生確率を考える。

しかし、2001年の9.11テロ、2008年のリーマンショック、2020年のコロナショックなど、その発生により経済社会だけでなく金融市場にも大きな影響を与えるイベントは、発生確率が低く予測が難しい。

そのため、証券投資における通常のリスク管理モデルでは十分に考慮されないことが多い。

はじめに

ここで、このような大きな損失可能性があるリスク（**テールリスク**）を過去の株価データから上手く推定できれば、将来の株式リターンを予測することができるのではと考えた。

Bryan Kelly, Hao Jiang(2014)の研究によると、米国株式市場において、テールリスクの市場全体の株価に対する予測力は、非常に高いことがわかった。

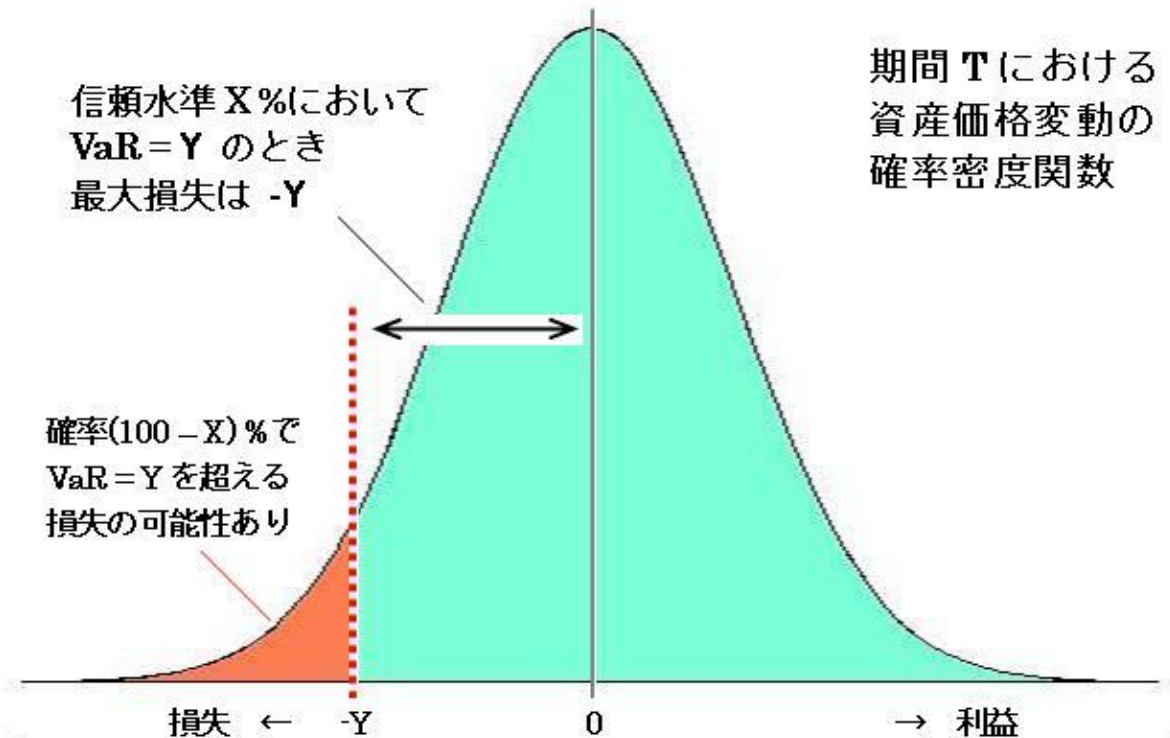
そこで本研究では、過去数十年間の日本株式の株価変動から、日本株式市場におけるテールリスクの推定と、そこからリターンの予測が可能か試みる。

テールリスクとは

この正規分布の曲線において、両端の細い部分がテール（尻尾）の形に似ていることから、発生確率が非常に低い極端な事象が起こるリスクをテールリスクと呼ぶ。ただし、本研究ではリターンが低い（マイナス）ネガティブリスクをテールリスクとする。

テールリスクとなる極端な事象は、市場全体においては、景気後退や自然災害など市場全体に影響を与えるようなものである。

個別銘柄においては、経営状況や財務の健全性など、個別企業や各業界特有の事象である。



分析対象

- ・本研究では個別銘柄の日次の株価データを用いることで、日本株式市場における大規模なパネルデータを作成し、テールリスクの推定を行う。

→それにより、発生頻度が少ないテールリスクとなりうる事象をデータとして評価する難しさを克服できると考える。

- ・テールリスクの翌月の市場リターンの予測力を測るため、TOPIXの月次リターンの時系列データを作成し、テールリスク変数との回帰分析を行う。

* パネルデータ：時系列データ（各時点に1つのデータをもつ複数時点のデータセット）とクロスセクションデータ（各時点に複数のデータをもつデータセット）の双方の形式をとるデータ。

* 分析にかかる時間の都合上、テールリスクは日経平均株価採用銘柄、市場全体はTOPIXのデータを使用する。

分析期間

- 2024年11月1日現在の日経平均株価指数採用銘柄（225社）の20年分（2004年11月1日～2024年10月31日）の日次終値データを使用し、銘柄数225社×20年間の取引所営業日という数のクロスセクションデータを作成する。
- 市場全体と個別銘柄の日次終値からCAPMを計算するため、対象期間20年間（2004年11月1日～2024年10月31日）のTOPIXの日次終値を使用。
- 月次のテールリスクの翌月の月次市場リターンの予測力を測るために、対象期間20年間のTOPIXの翌月の日次終値を用いて、月次リターンを計算する。（2004年12月～2024年11月）

分析手法

- ・本研究では個々の企業のテールリスクに共通する変動を捉える、パネル推定アプローチ（**構造型モデル**）を行う。

＊構造型モデル：資産価格の時価が一定水準を下回ったらデフォルトと定義するようなアプローチ⇔誘導型モデル

- ・市場指数ではなく、個別銘柄の日次の株価データを用いることで、日本株式市場における大規模な**クロスセクションデータ**を作成し、テールリスクの推定を行う。それにより、発生頻度が少ないテールリスクとなりうる事象をデータとして評価する難しさを克服できると考える。
- ・テールリスクの推定をする際に、市場全体に共通する要因（**システムティックリスク**）を排除し、分散投資で解消可能な個別銘柄固有の要因（**非システムティックリスク**）に着目する。これは市場全体のリターンが下がった中で、とりわけ下がった銘柄を発見することで、テールリスクの兆候を明確に把握するためである。

分析手法

本研究では、非システムティックリスクとなるリターンの残差にCAPMの回帰式から導出される誤差項 ε を用いる。

CAPMのリターン回帰式： $R_i - R_f = \alpha + \beta_i (R_m - R_f) + \varepsilon_i$

- ・ i = 個別銘柄, m = 市場全体とする。
- ・ $E_x(R_i) = R_i - R_f$ の平均値, $E_x(R_m) = R_m - R_f$ の平均値とする。
- ・ R_i : 各銘柄の日次終値（調整済）から対数収益率を計算
- ・ R_m : TOPIXの日次終値から対数収益率を計算
- ・ R_f : 無リスク金利は財務省が公表する短期1年国債の20年間の日次の利回り（年率）を365で除することで、日率とし使用する。（無担保コールレート翌日物のデータが取れないため）
- ・ β_i : $E_x(R_i)$ と $E_x(R_m)$ の共分散÷ $E_x(R_m)$ の分散
- ・ α : $E_x(R_i) - \beta_i \times E_x(R_m)$
- ・ ε_i = 誤差項（非システムティックリスク）

分析手法

CAPMの回帰式から導出された誤差項 ε のデータを用いて、日次データから毎月毎のテールリスクの推定を行う。

テールリスクの推定はヒルのべき乗則を利用し、以下の公式で求める。

$$\lambda_t^{Hill} = \frac{1}{K_t} \sum_{k=1}^{K_t} \ln \frac{R_{k,t}}{u_t}$$

u_t : しきい値 (ε の全データのうち下位 5 %に入る値の最大値)

$R_{k,t}$: t 月中に u_t を下回った ε の値のうち、k番目の値

K_t : t 月中に u_t を下回った ε の値の総数

λ_t^{Hill} : t 月のテールリスクの推定値

分析手法

標準化した月次テールリスクと翌月のTOPIX月次リターンの20年間のデータのうち、テストデータ（In-sample）として前期10年間（2004年11月～2014年10月）のデータを用いて回帰分析を行う。

回帰分析で求まった β 、 α の有意性を検証するため t 検定を行い、 $\beta = 0$ の帰無仮説が棄却されるか否かを検証。

* 標準化…二変量の比較をしやすくするため、両データの平均を0、分散を1となるようにスケーリングすること

* t 検定…2つのデータセットの平均値が統計的に優位な差があるかどうかを検証する手法

分析手法

先行研究に倣い、テールリスク、しきい値の時系列変化に対して市場リターン、市場ボラティリティがどう動くかを視覚化する。

- ・「テールリスク λ_t と翌月の市場全体のリターン」
- ・「しきい値とその月の市場全体のボラティリティ」

の四変数をそれぞれ標準化し2つの時系列グラフを作成。

分析手法

- 業種別(33業種)東証株価指数(TOPIX)20年間（2004/11/1～2024/10/31）の日次リターンから、各業種ごとに下位5%の閾値を求め、リーマンショック、東日本大震災、コロナ禍のそれぞれのテールイベント発生後6か月間に、何回下位5パーセンタイル（閾値以下のデータ）に該当しているか計測。これにより、業種間でのテールイベント時の変動を比較する。
- テールリスクと市場指数リターンを回帰分析し、Goyal and Welch(2008)による研究で調査された米国株式市場における、配当価格比などの代替予測変数と日本株式市場におけるテールリスクの市場リターン予測力を比較。
（異なる市場、期間、規模のため参考程度）

分析結果

回帰分析	テールリスク(X)	TOPIX月次(Y)
期待値	-1.63573E-15	-0.000827979
分散	1.002089866	
共分散	0.078595263	
β		0.078431352
α		-0.000827979

- * X＝説明変数、Y＝目的変数
- * $-1.63573\text{E}-15 = -1.63573 \times 10^{(-15)}$
- * 回帰分析の計算方法はCAPMと同じ
- * 標準化したデータを分析したため、単位はない。

→ β の値が0に近いことからテールリスクと翌月のTOPIXリターンの連動性が弱い。

分析結果

	係数	標準誤差	t	P-値	下限 95%	上限 95%	下限 95.0%	上限 95.0%
切片	-0.00083	0.064491	-0.01284	0.989767	-0.12787	0.126219	-0.12787	0.126219
X 値 1	0.078268	0.064491	1.213618	0.226096	-0.04878	0.205314	-0.04878	0.205314

係数：切片 = α $X = 0$ の時のYの推定値

X 値 1 = β Xが1単位増加したときYがどれだけ変化するか

標準誤差：回帰係数の推定値のばらつき

t値： α や β が0であるという帰無仮説を検定するための統計量

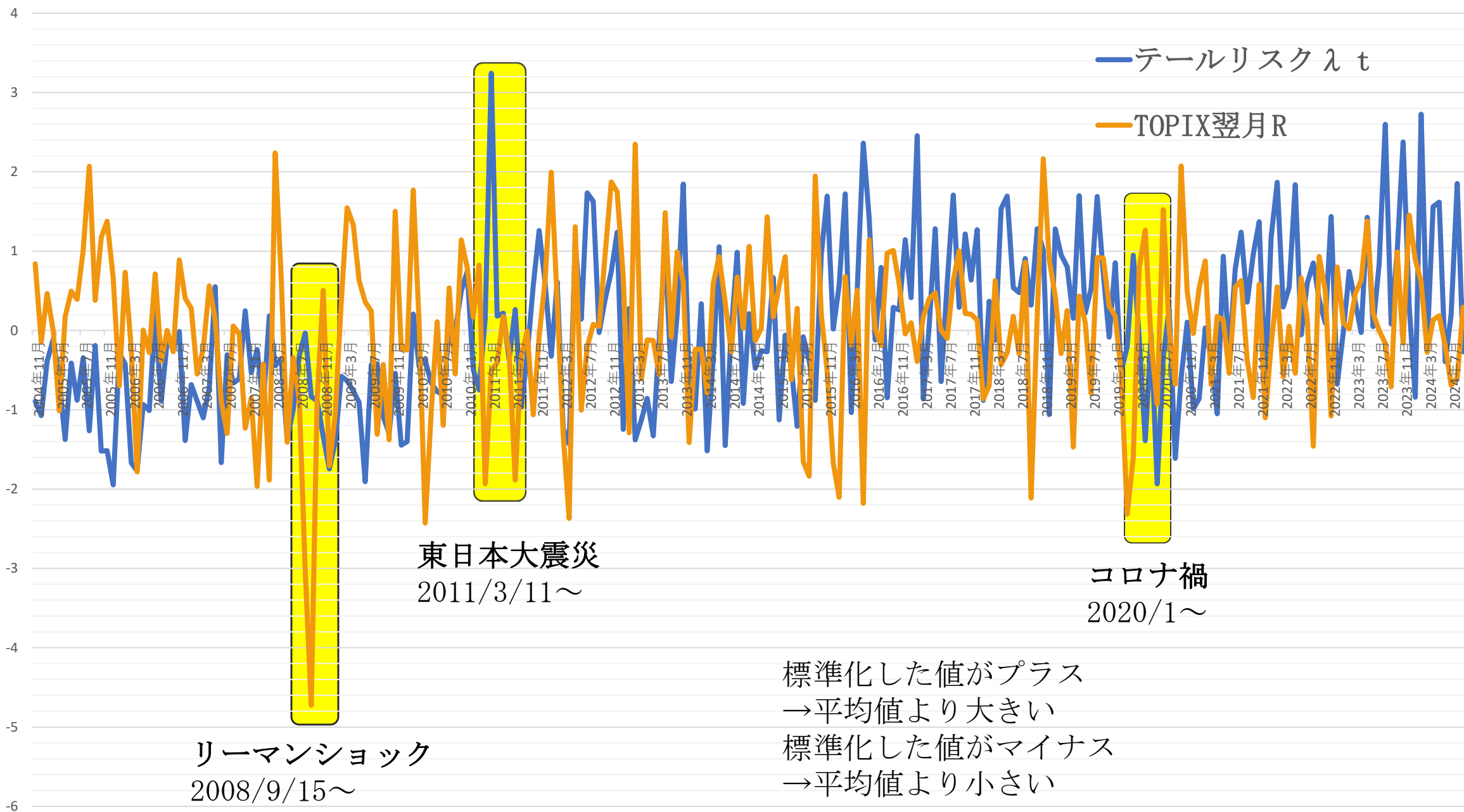
(有意水準95%の場合は $|t| > 1.96$ のとき棄却される)

p値：回帰係数が0である帰無仮説を棄却できる確率

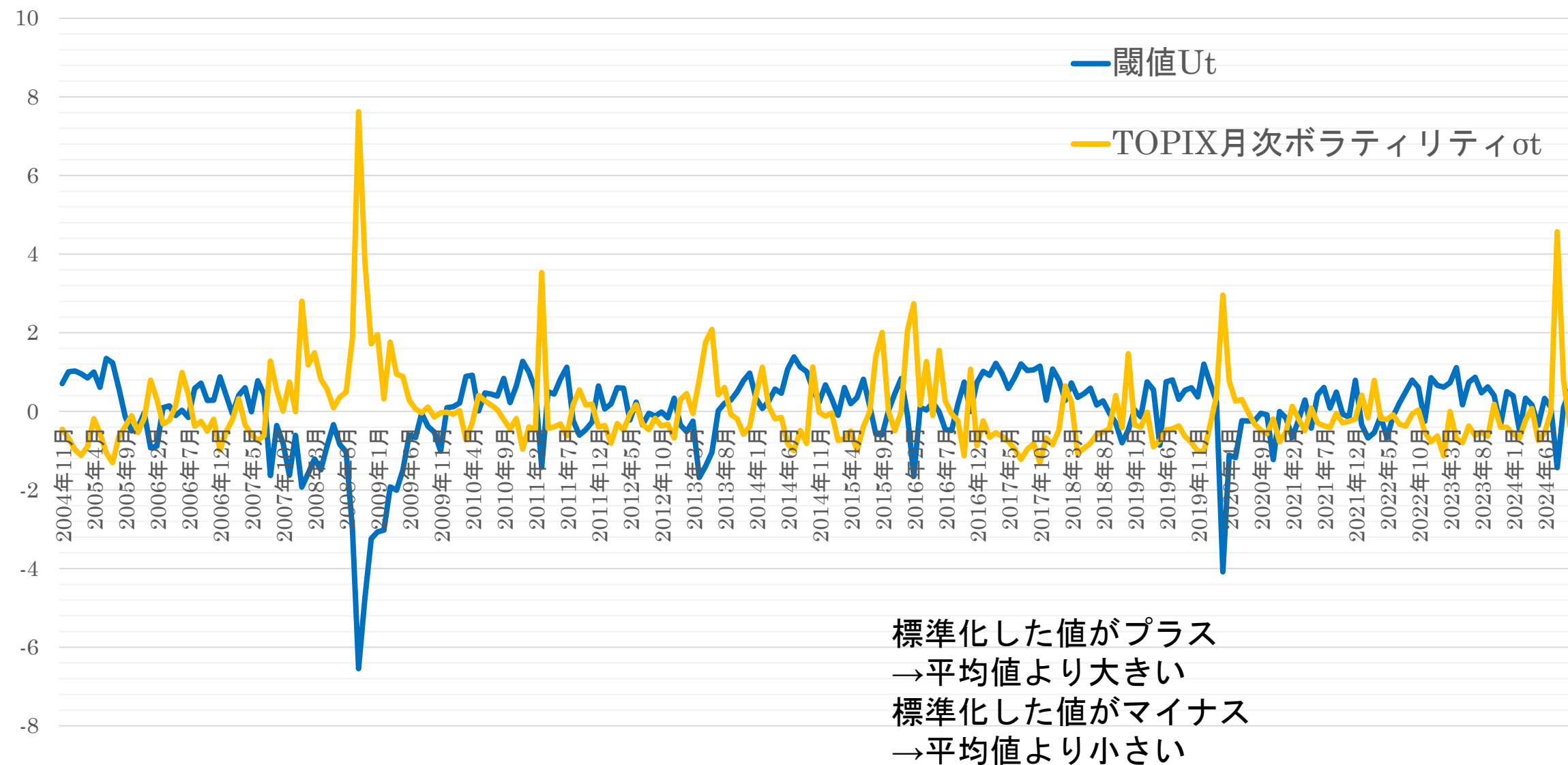
(p値が有意水準〔0.05〕以下であれば係数は0ではない)

→帰無仮説は棄却されないため、 $\beta = 0$ である可能性が高い。

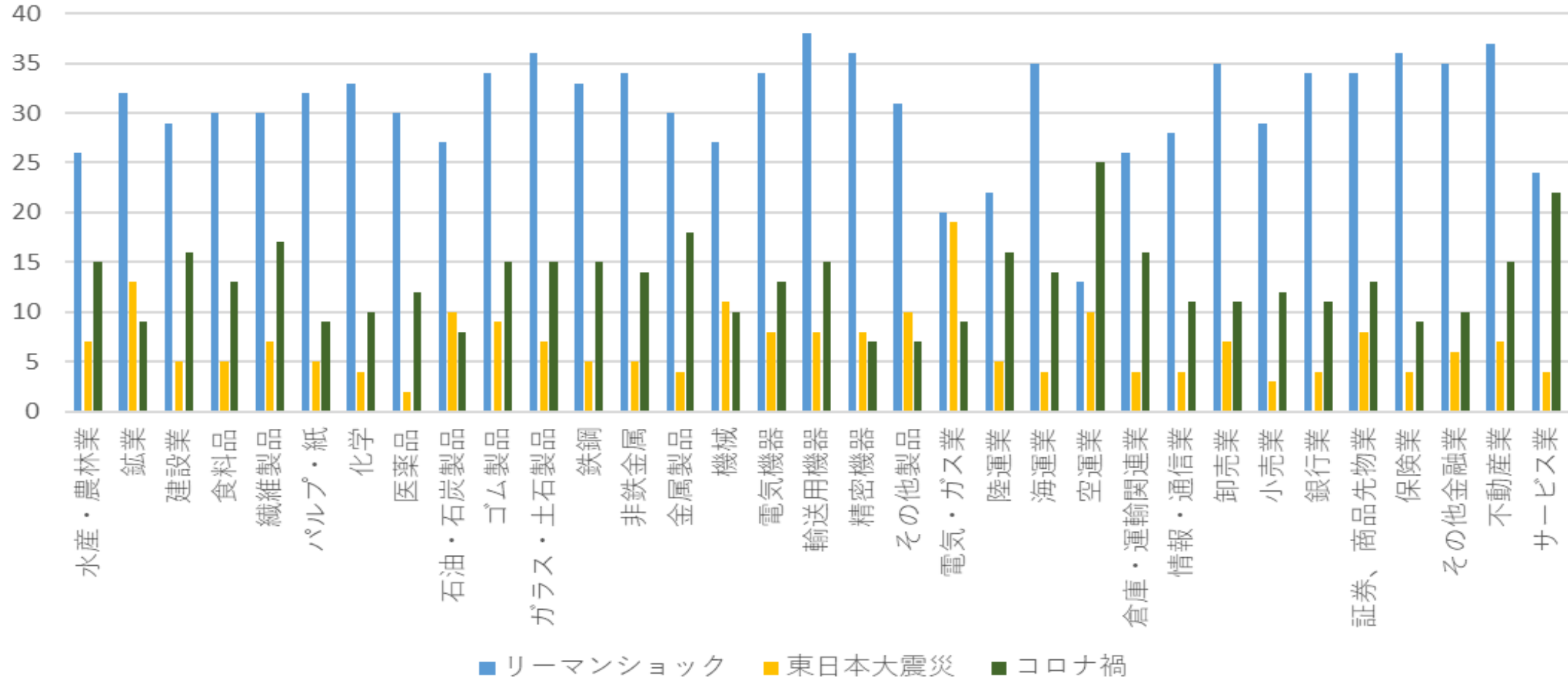
テールリスクと翌月のTOPIX月次リターン



閾値 U_t とTOPIX月次ボラティリティ



業種別TOPIX日次リターン 閾値以下回数



* 20年間の取引営業日のうち、下位5パーセンタイルに該当するのは33業種すべて244日(回)
そのうち、3つのテールイベント発生後6か月内の回数をグラフに表示

分析結果

- ・ グラフからは、テールリスクとTOPIXの翌月リターンにはあまり相関がないように見える。
- ・ 閾値が大きく下がった月はTOPIXの価格変動も大きくなるため、ボラティリティは高いプラスの値になっている。
- ・ リーマンショック発生後、金融業、不動産業を中心にTOPIXが急落し、しきい値が大幅に下がったため、TOPIXのボラティリティは高まった。業種間の変動幅に大差がなく、市場全体として同様の変動のためテールリスクが低いと考えられる。

* リーマンショック：信用力の低い個人向け住宅ローン（サブプライムローン）を束ねた証券化商品（不動産担保証券MBS）を大量に保有していた米投資銀行リーマン・ブラザーズが6000億ドルの負債を抱え倒産し、これを契機に発生した世界的金融危機。

分析結果

- 東日本大震災発生後は、電気・ガス業を中心に複数銘柄が急落。しかし、TOPIXの下落幅、しきい値ともに比較的小さい。またボラティリティも一時的に高まったが、一部の銘柄のみが大きく下落したため、テールリスクが高いと推測される。
- コロナ禍は空運業、サービス業を中心にTOPIXは急落ししきい値も大きく下がった。それによりボラティリティも高まった。また空運業、サービス業以外の業種間の変動に大差はなく、テールリスクは低い値となったといえる。

分析結果

日本株テールリスクとGoyal & Welchによる代替予測変数の比較			
期間: 各月	回帰係数	t値	決定係数 R^2
日本株テールリスク	0.08	1.21	0.0
米国株テールリスク	4.54	2.08	0.7
米国株配当価格比	4.24	1.94	0.7
米国長期債リターン	5.4	2.48	1.1
米国長期債利回り	1.95	0.89	0.1

- * 米国株式市場の予測変数（テールリスク含む）はBryan KellyとHao Jiangの研究より抜粋
- * 決定係数 R^2 は1に近いほどそのモデルの説明力が高い。
（重決定係数を使用）

分析結果

- ・ 回帰分析の結果、帰無仮説 ($\beta=0$) は棄却できなかった。
 - ・ グラフから、テールリスクと翌月のリターンは連動していない。
 - ・ 米国株式市場における代替予測変数の市場リターン予測力と比較しても、予測力はほぼなかった。
 - ・ テールイベントによってテールリスクの変動の様子は異なる。
- 分析期間の日本株式市場では、テールリスクの市場リターンの予測力は見られない。
- 投資家が大きく下落した銘柄から市場全体の変動を捉えることは難しい。

考察

本研究の分析結果を踏まえ、日本株式市場におけるテールリスクが市場リターン予測に影響を与えない要因を考察する。

- **投資家要因**

日本市場では、年金基金や日本銀行、その他金融機関などの機関投資家の存在が大きい。この機関投資家が長期的な市場リターン獲得を目指し、短期的なテールリスクに反応しないことが考えられる。これにより、テールリスクが市場価格に反映されていないと推測。

- **金融政策要因**

日本銀行のETF買い入れや低金利政策が市場のボラティリティ（価格変動）を抑制しているため、テールリスクとなるイベントが発生しても、市場に影響を与えにくいと推測。

考察

- **企業経営要因**

日本企業は米国企業と比較して、リスク回避的な経営を行う傾向があるとされており、過剰なリスクを取った事業投資などを行わないと考えられる。これが本研究での統計的に定めたテールリスクと日本での実際のテールリスクとなるイベントの発生頻度や規模が大きく異なることが要因と推測。

- **分析対象要因**

本研究では先行研究と異なりテールリスク推定に市場全体（TOPIX）ではなく一部の銘柄（日経平均）を採用した。

また分析期間が短く、現在の日経平均採用銘柄を採用したため、テールリスク推定期間（2004年11月～2014年10月）ではまだ上場していない企業も多かったことで実際の市場リターン予測力が測れなかったことが大きな要因であると推測。

おわりに

本研究では、分析対象、期間が限定的であったため、結果の有意性、信憑性が低いものとなってしまった。先行研究同様、テールリスクの推定により多くの銘柄とより長い期間のデータを用いれば結果も変化する可能性もある。また、市場予測力の比較対象となる、日本市場における代替予測変数を調査することができれば、テールリスクの予測力をより相対的に評価できると考えられる。

そして、テールリスクはその推定や市場予測力の分析方法が未だ確立されておらず、アプローチや分析手法により捉え方が大きく異なるため、他の研究者の論文にも注目したい。

先行研究・参考文献・引用データ

【先行研究】

- ・「Tail Risk and Asset Prices」 — Bryan Kelly／Hao Jiang

<https://academic.oup.com/rfs/article/27/10/2841/1607080>

【参考文献】

- ・「新・証券投資論Ⅱ 実務編」 — 伊藤敬介／荻島誠治／諏訪部貴嗣
- ・「証券アナリスト（CMA）講座テキスト 第1次レベル（証券分析とポートフォリオ・マネジメント，数量分析と確率・統計）」 — 日本証券アナリスト協会
- ・「改訂版 統計学基礎」 — 日本統計学会
- ・「Measuring tail risk」 — Maik Dierkes／Fabian Hollstein／Marcel Prokopczuk／Christoph Matthias Würsig

【引用データ】

- ・日経NEEDS Financial QUEST 2.0 日経平均採用銘柄 日次終値（調整済・配当落含む）
- ・財務省 国債金利情報