

〈学部学生部門 (Undergraduate student category)〉

【数理・統計計量部門 (Category of Theoretical Analysis and Statistical/Quantitative Analysis)】

優秀賞 (Outstanding essay award)

日本の自動車関連企業における リコールの株価下落効果

早稲田大学政治経済学部経済学科

3年 石野有真

3年 國政啓太

3年 菅原舞里奈

3年 那須清崇

要旨

本研究の目的は、日本の自動車関連会社において発生したリコールと株価の関係を題材に、企業の不祥事が株価に与える影響を明らかにすることにある。近年企業の不祥事が頻発し、企業には一層の不祥事対策が求められる。そのためには、まず不祥事がどのような結果を引き起こすのかというリスクを正しく認識する必要がある。そこで本稿では、リスクを定量的に把握する指標として株価（終値の収益率）を使用し、不祥事から受ける影響を推定した。また、不祥事の種類や産業によって不祥事と株価の関係性が異なる可能性が存在することから、今回は分析対象とする不祥事を自動車関連会社のリコールに限定した。本稿では、日本経済新聞社から提供された新聞記事データを利用することで、決定木の一種であるLightGBMを用いた教師あり学習と人力を組み合わせ、対象期間内のリコールを客観的な指標の下で十分な数を抽出することができた。また、リコールの中でも特に人々に周知され、株価に影響を与えた可能性が高いものに注目することもできた。上述の手法によって抽出されたリコールに関する報道を処置として、本稿ではGeneralized Synthetic Control Method (GSC) の手法を用いてリコールが株価収益率に与える影響について分析を行った。この手法は、対照群と処置がなかった場合の処置群が並行に推移するという状況を仮定したうえで対照群を比較するDifference in Differences (DID) の考え方に基づいた推定手法であるが、GSCは複数の対照群から未知のトレンドの存在を仮定して、それらのトレンドに対して各処置群がどの程度反応するのかを推定し、仮想的な処置群を構築するという点でDIDとは異なる。このようなアプローチによって作成された仮想的な処置群と実際の処置群の比較に

よって処置効果を推定することによって、対照群と処置群が並行トレンドの仮定を満たさない可能性を考慮することができるのが、GSCの利点である。結果として、対象となった全事例を平均すると、リコール報道は株価を10日間で1.8%ポイント減少させると推定された。これは本稿で使用した株価の分布を考慮すると、無視できない大きさの減少があったといえる。企業がリコールのリスクを定量的に把握し、その対策にどの程度のコストをかけるかの意思決定の一助となることが期待される。しかし各企業ごとに推定結果を見た場合、リコール報道とは異なる要因によって過大に処置効果が推定された事例が存在し、平均の処置効果が過大に推定されている可能性が懸念された。以上の懸念を踏まえると、今後はリコール報道前後における各企業に関する報道を調べることで、リコール報道以外の要因や企業の対応、姿勢を確認していく必要があるだろう。

1. イントロダクション

近年、企業の不祥事が頻発している。不祥事への社会的な関心は高まる一方で、新たな不祥事の発生は後を絶たない。このような状況下においては、各企業には一層の不祥事対策が求められる。つまり、どれほどのコストを不祥事への対策に割くのかという意思決定を迫られていることになる。そのためにはまず、不祥事によりどの程度の損失がもたらされるかというリスクを正しく把握することが必要となる。単に不祥事を漠然と避けるべきものだと思うにとどまらず、それが引き起こす結果を定量的に把握することが望ましい。

そこで本稿では、日本の自動車関連会社において発生したリコールが株価を下げるかを検証する。日本経済新聞のデータを使用してリコール情報を収集し、Generalized Synthetic Control Method (GSC) という手法を使用してその株価への影響を推定した。その結果、平均としてはリコールは株価をわずかに下げるという結果が得られた。

不祥事と株価の関係を検証した先行研究としてはKarpoff and Lott (1993) などが挙げられる。Karpoff and Lott (1993) では、法的な処罰よりも株価の下落による市場からの罰則の方が効果が大きいことを論じ、株価の下落の要因の大部分を信用の毀損が占めることを示した。株価の下落は不祥事の結果企業が被る損害のすべてではないが、その指標としては適切であるといえる。

Prince and Rubin (2002) のように、産業種別により不祥事に対する株価の反応が異なることを示唆する先行研究も多数存在する。そこで本稿ではPrince and Rubin (2002) と同様に、データが豊富に存在し、かつ日本経済への影響が大きい自動車関連産業を対象とした。さらに抽出の正確性を高めるため、不祥事の内容をリコールに限定した。

Karpoff and Lott (1993) や Prince and Rubin (2002) では企業の不祥事が株価を下げることが示されている一方で、Garber and Adams (1998) のように企業の不祥事が株価に影響を与えないことを示した先行研究も存在する。Prince and Rubin (2002) では企業の不祥事が報じられた時点をショックとしているのに対して、Garber and Adams (1998) では裁判の評決をショックとしているという

違いがある。本稿では、日経新聞で報じられたリコールをショックとして利用する。

日本における事例を検証した先行研究としては、小佐野・堀（2006）などが挙げられる。小佐野・堀（2006）では、企業不祥事は株価に有意な影響を与えず長期保有する株主に損害を与える可能性は低いことと、法令順守に違反する不祥事や環境汚染に関する不祥事のような、特定の種類の不祥事に限っては株価が影響を受ける可能性があることが示された。

これらの先行研究を踏まえたうえでの本稿の新規性は二点ある。第一に、日本経済新聞社から提供された新聞記事データを利用したことがある。これにより、十分な標本数を確保しつつ、期間内のリコールを客観的な指標の下で抽出することが可能となった。また、新聞で報道されるほど社会的に影響が大きく、企業イメージに影響があった可能性のある不祥事に着目してデータを集めることができた。

第二に、日本の自動車産業を対象として統計的分析を行った点がある。自動車産業は日本を代表する産業の一つであり、国内外への影響力が大きい産業であるため、その性質を検証する意義は大きい。この自動車産業を対象とした先行研究には、井村（2013）のように個別の不祥事事例に対してケーススタディを行ったものと、不祥事をカテゴリ分けして統計的な効果検証を行ったものがある。ケーススタディを行った先行研究に比して、リコールなどの特定のカテゴリの不祥事に対して統計的な検証を行った先行研究は非常に少ない。本稿では、後述する Generalized Synthetic Control Method (GSC) という手法を用いて、統計的因果推論を行った。

本論文は以下のような構成になっている。まず、使用したデータの取得ならびに抽出の方法を説明し、記述統計を示す。次に、本稿で採用した手法である GSC の推定方法などの理論的枠組みについて説明する。最後に、分析結果とその解釈を提示し、頑健性の確認をして、結論を述べる。

2. データ

2.1 データの出典

日本の自動車関連会社のリコール事例を数え上げるにあたり、本学の理工学術院とデータ科学センターが共同で今年に開催した「第5回早稲田大学データサイエンスコンペティション」にて、日本経済新聞社から提供された新聞記事データの全てを使用した。データの期間は2010年4月～2011年3月、2016年4月～2017年3月、2022年4月～2023年3月の計3年度分である。

また、株価データは、本学が契約しているデータベースである「日経 NEEDS Financial QUEST」から取得した。アクセス時点で東京証券取引所に上場している全ての企業のデータが利用可能であった。データのダウンロードは2023年10月25日に行った。

2.2 リコール記事の抽出

さて、リコール事例は前述の新聞記事データに基づいて抽出した。その方法として、まずは記事本

文に「リコール」という単語を含む記事の抽出を行った。この段階では、例えば「企業 A は先月大規模なリコールがあったが売り上げを徐々に回復している」などの、「リコール発表」とは異なる記事も残っている。そこで次に、「リコール発表」に関する記事を、予測モデルを使用して抽出した。予測は、決定木の一種である LightGBM を用いた教師あり学習によって行い、「リコール発表」記事か否かについての正解ラベルは、無作為抽出された一部のデータに対して人手で付与することによって作成した。そして最後に、「リコール発表」だと分類された記事全てを実際読み、予測が間違っていた記事 4 件を削除した。以上の方法により、11 社の 54 件のリコール発表事例を抽出した。

2.3 リコール記事を元にした処置変数の作成

こうして抽出されたリコール記事について、記事の掲載日、あるいはその日からもっとも近い掲載日後はじめての、東京証券取引所の営業日を「処置」の開始日と定義した。

ここで、「リコール発生日と処置開始日には幾許かのずれがある」ことに注意する。これは主に以下の二点による。一つ目に、新聞は企業のリコール発表を、その翌日の朝刊などで報じることがある。二つ目には、リコール発表が土日祝日に行われた場合、東京証券取引所は取引をしていないため、その後初めての営業日を処置開始日としている。

2.4 記述統計

次に、処置群と対照群を含む、分析に用いた全企業/期間のデータの記述統計を示す。処置群は、計 54 件のリコールが生じた 11 社の自動車関連会社の該当期間のデータで構成されている。一方、対照群には、景気や為替レートなどの外部条件に自動車関連会社と近い影響を受けるであろうと考えられる「東証 33 業種の区分において“機械産業”に属する企業」41 社を利用した。また、結果変数には以下の式の最右辺で表される「終値の収益率」を使用した。

$$\text{収益率}_t = \frac{\text{終値}_t - \text{終値}_{t-1}}{\text{終値}_{t-1}} \doteq (\log \text{終値}_t) - (\log \text{終値}_{t-1})$$

なお、企業特有のショックによって収益率が外れ値を取った場合、それらは処置群の反実仮想を構築する際にノイズとなり得るため、対照群データのうち、収益率の絶対値が 0.2 を超えた日についてはそれをデータから除外した。

さて、全ての企業/期間についての終値の収益率の要約統計量は以下の表 1 のようであった。表 1 からは、-0.0114~0.0122 という狭い範囲に半分のデータが存在するなど変動が小さい一方で、最小値は -0.25、最大値は 0.28 と突出した値を持つデータが含まれていることも分かる。

表 1 株価収益率の要約統計量

標本数	平均値	標準偏差	最小値	第一四分位数	第三四分位数	最大値
47580	0.0002730	0.02307	-0.253	-0.01139	0.01222	0.2806

また、全ての企業/期間の終値の収益率の分布は以下の図1のようになっていた。

図1 株価収益率のヒストグラム

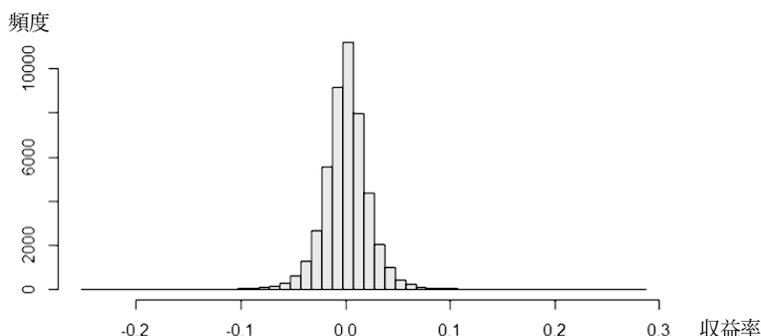


図1からは、対象データはばらつきが小さく、左右対称に近い分布をしていること、言い換えれば、0を中心とした裾の広い分布に従っていることが読み取れる。なお、歪度は-0.395であったため峰は若干右方に寄っている。また尖度は11.488と大きいことから、終値の収益率のばらつきの小ささは強調される。

3. 理論的枠組み

ある企業の株価にリコール報道が与える影響を推定するにあたって、観測不可能な要因を考慮することは重要である。例えば国際情勢の状況に対して各企業の株価はそれぞれ異なる反応を見せる可能性が考えられる。その他にも株価の変動要因は多岐にわたって考えられることから、単なるDifference in Differencesによる分析を適用する場合、対照群の株価収益率が処置群の株価収益率と並行に推移するという仮定を満たさない可能性が懸念される。本稿で採用した手法である、Xu (2017)により開発されたGeneralized Synthetic Control Method (GSC)では、株価変動の要因となるトレンドの存在を一つ、あるいは複数仮定して、そのトレンドに対して各企業がどの程度反応するのかを推定し、仮想的な処置群を構築することでこの可能性を考慮することができる。また、GSCの他の利点としては、処置群に処置がなかった場合の潜在的な結果変数を推定する際に用いられるデータは、処置が一度も行われぬ対照群のデータと、ある処置群の処置前のデータのみであるため、Goodman-Bacon (2021)によって提唱されているような、すでに処置があったグループと新たな処置群との比較が行われてしまうという従来のTwo-way Fixed Difference in Differencesを処置のタイミングが異なる場合へ適用する際に生じる問題点を解消していることも挙げられる。本稿におけるGSCのモデルは以下で表される。

$$Y_{it} = \delta_{it}D_{it} + \lambda_i' f_t + \alpha_i + \xi_t + \varepsilon_{it} \quad \dots \textcircled{1}$$

i は企業、 t は日次での時間を表す。 Y_{it} は各企業の各日次における株価の終値を対数差分して求め

られる収益率（以下、単に株価収益率と呼ぶ）、 D_{it} はリコール報道後に常に 1 を取り続けるダミー変数、 δ_{it} はリコール報道後の各期の各企業における処置効果、 α_i は企業固定効果、 ξ_t は時間固定効果、 ε_{it} は誤差項である。またここで、 $f_t = [f_{1t}, f_{2t}, \dots, f_{rt}]'$ は $r \times 1$ ベクトルの、ある時点における個体共通の時間変動する潜在因子を表し、 $\lambda_i = [\lambda_{i1}, \lambda_{i2}, \dots, \lambda_{ir}]'$ は $r \times 1$ ベクトルの、個体特有の時間不変の因子負荷を表しており、その交差項がモデルに含まれている。なお、ここで r は因子の数を表す。この二つの変数は、前者は株価変動の要因となるトレンドを表し、後者はそのトレンドに対する各個体の反応の度合いを示していると解釈することができる。この GSC による処置効果の推定は、処置がなかった場合の処置群の潜在的な結果変数を上記のモデルを基にして予測し、実際の処置群の結果変数と比較することで実行される。これを数式にすると以下の通りである。

$$\hat{Y}_{it}(0) = \hat{\lambda}_i' \hat{f}_t + \hat{\alpha}_i + \hat{\xi}_t, i \in \Omega^{treatment}, t > T_0 \quad \dots \textcircled{2}$$

$$\hat{\delta}_{it} = Y_{it}(1) - \hat{Y}_{it}(0), i \in \Omega^{treatment}, t > T_0 \quad \dots \textcircled{3}$$

ここでハットがついている変数は、推定値であることを示している。また、 $\Omega^{treatment}$ は処置群を、 T_0 は処置が起きる直前の日を表す。 $\hat{Y}_{it}(0)$ は、実際にはリコール報道があった企業にリコール報道がなかった場合の潜在的な株価収益率を各企業について予測したものであり、 $Y_{it}(1)$ はリコール報道があった企業の株価収益率の実測値である。この実測値と予測値の差分が $\hat{\delta}_{it}$ であり、これは各企業の処置後の各期の処置効果を推定した値となっている。これを全ての処置後期間、全ての処置群について平均したものが平均処置効果となる。同様に、各期における平均処置効果は、各期において全処置群の処置効果を平均することで求められる。

ここで、 $\hat{\delta}_{it}$ を求めるためには $\hat{Y}_{it}(0)$ を推定する必要があるが、その推定のためには先に②式の右辺に用いられている変数を求める必要があるが、これらの変数は、第一に全期間における対照群の株価収益率のみを用いて f_t, ξ_t を推定し、次に処置群に含まれる各企業の処置前の期間の株価収益率と上で推定した f_t, ξ_t を用いて、処置群の処置前の各企業における λ_i', α_i を推定することで求まる。

平均処置効果の具体的な推定手順を Xu (2017) に沿って以下に述べる。

まず、データ生成過程は

$$Y_{it} = \delta_{it} D_{it} + \lambda_i' f_t + \alpha_i + \xi_t + \varepsilon_{it}.$$

で表されるが、この式を以下のように変形する。

$$Y_{it} = \delta_{it} D_{it} + \lambda_i' f_t + \alpha_i + \xi_t + \mu + \varepsilon_{it}.$$

ここで、 μ は対照群における結果変数の平均である。

第一工程では、対照群のデータのみを用いて

$$(\hat{\lambda}_i, \hat{f}_t, \hat{\alpha}_i, \hat{\xi}_t, \hat{\mu}) = \underset{\lambda_i, f_t, \alpha_i, \xi_t, \mu}{\operatorname{argmin}} \sum_{t=1}^T \sum_{i \in \Omega^{control}} \tilde{\varepsilon}_{it}' \tilde{\varepsilon}_{it}.$$

を求める。ここで、 $t = 1, 2, \dots, T$ であり、 $\Omega^{control}$ は対照群を表す。また、

$$\tilde{e}_{it} = Y_{it} - \hat{f}_t \hat{\lambda}_i - \hat{\alpha}_i - \hat{\xi}_t - \hat{\mu}$$

であり、これは対照群の実際に観察された結果変数と予測される結果変数との誤差を表している。

第二工程では、各処置群のデータを用いて

$$(\hat{\lambda}_i, \hat{\alpha}_i)' = \underset{(\hat{\lambda}_i, \hat{\alpha}_i)'}{\operatorname{argmin}} \sum_{t=1}^{T_0} \mathbf{e}_{it}' \mathbf{e}_{it}, i \in \Omega^{treatment}.$$

を求める。また、

$$\underline{e}_{it} = Y_{it}^0 - \hat{f}_t \hat{\lambda}_i^0 - \hat{\alpha}_i - \hat{\xi}_t^0 - \hat{\mu}.$$

であり、これは処置前の期間における実際に観察された処置群の結果変数と予測される仮想的な処置群における結果変数の誤差を表している。ここで、上付きの 0 は処置前期間を表す。

最後に、以上で推定された変数を用いて、処置後期間における処置群が処置を受けなかった場合の結果変数の推定値を表すと

$$\hat{Y}_{it}(0) = \hat{\lambda}_i' \hat{f}_t + \hat{\alpha}_i + \hat{\xi}_t + \hat{\mu}, \forall i \in \Omega^{treatment}.$$

となる。このときの処置後の各期間における平均処置効果は

$$\widehat{ATT}_t = \frac{1}{N_{tr}} \sum_{i \in \Omega} [Y_{it}(1) - \hat{Y}_{it}(0)], i \in \Omega^{treatment}, t > T_0.$$

と表すことができる。 N_{tr} は処置群の個体数の合計であり、 T_0 は処置される直前の日にちである。以上が推定の流れである。

また、因子数についても適切に定める必要があるが、その数の決定においては交差検証が用いられしており、過学習の可能性を抑制している。

なお本稿の分析では、同一企業に違う日次で複数回リコール報道があることを考慮するために、処置効果が長くとも 10 日間しか続かず、かつリコール報道が複数回起きることによる処置効果の増幅、あるいは減衰が生じないという仮定を置いたうえで、その処置が起きた企業の処置から 11 日後以降のデータを切り落とし、その切り落としたデータを新しい個体 ID としてデータセットに含めるという工程を踏んでいる。この方法は一般的ではないと考えられるが、同様の問題を本稿と同じ方法を用いて対応している文献としては Mader and Rüttenauer (2022) が挙げられる。

また、Xu (2017) では推論のためには処置前期間が 10 期間以上あることを推奨されているため、ある個体 ID において処置前期間が 10 期間以上存在しない場合はその個体 ID は除外されている。

処置効果の推定値の 95% 信頼区間の作成は、1000 回のパラメトリックブートストラップにより行われた。

今回の GSC による分析では、R のパッケージである *gsynth* v.1.2.1 を用いた。

4. 結果

図2は合算したリコール発表企業の収益率の推移を表しており、実線は実測値、破線はGSCにより推定したリコールがなかった場合の推定値、垂線はリコール発表記事が掲載された時点を表している。図2は、リコール発表記事の掲載後、リコール発表企業の株価がリコールのなかった場合の推定の株価よりも減少する傾向があることを示唆している。また、処置前における実測値と推定値は近しく同じトレンドを辿っていることは、並行トレンドの仮定の成立を支持していると言える。

図2 リコール発表企業の合算した株価収益率の実測値と処置がなかった場合の推定値

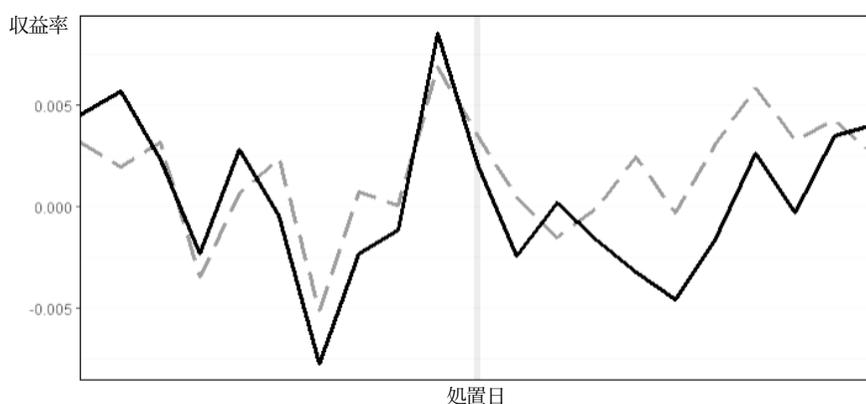


図2. 縦軸は、リコール報道が株価収益率をどの程度減らしたのかを表す。横軸は処置後経過日数である。

次に、表2および図3はリコール発表記事掲載による平均処置効果を示している。表2によれば、平均処置効果は負であり、リコール発表記事によって株価が下がることが示唆されている。表2の(A)に注目すると、記事掲載後の全期間の平均処置効果は0.18%ポイントの減少であった。p値も約0.040であり、5%水準で有意であった。表2の(B)に注目すると、記事掲載直後の平均処置効果は0.29%ポイントとより大きな減少が見られたが、p値は約0.25であり、有意ではなかった。

最後に、図4はリコール発表記事の平均処置効果の点推定値と95%信頼区間をリコール事例ごとに個別に示したものである。図4は、個別の事例に注目するとリコール発表記事が株価を下げるとは言いがたないが、負の効果をもたらす場合が多いということを示唆している。

95%信頼区間に注目すると、統計的に有意な事例は3件のみである。また、統計的に有意な事例でもリコール発表記事以外のショックを拾っている可能性がある。例えば、左から20番目の2016年4月14日の三菱自動車のケースは、2016年4月20日の三菱自動車の燃費不正報告のショックを拾っている可能性が大きい。ただし個別の効果の推定では統計的精緻さが下がり、標準誤差が大きくなることには留意されたい。点推定値に注目すると、値が正のものがいくつもあり、リコール発表記事により株価が減少しない傾向にある事例が存在することがわかる。しかし点推定値が負である事例の方

表2 リコール発表記事による平均処置効果

(A) 平均処置効果

推定値	標準誤差	95%信頼区間 (下限)	95%信頼区間 (上限)	p 値
-0.001828	0.0008886	-0.00357	-0.00008685	0.03962

(B) 時点別の平均処置効果

処置後何日目か	推定値	標準誤差	95%信頼区間 (下限)	95%信頼区間 (上限)	p 値
1	-0.002887	0.002513	-0.0078114	0.0020379	0.250592
2	0.001745	0.002582	-0.0033152	0.0068044	0.499183
3	-0.001614	0.002546	-0.0066035	0.0033765	0.526241
4	-0.005648	0.002529	-0.0106044	-0.0006921	0.025504
5	-0.004285	0.002535	-0.0092533	0.0006836	0.090974
6	-0.004676	0.002520	-0.0096163	0.0002638	0.063555
7	-0.003221	0.002927	-0.0089574	0.0025164	0.271217
8	-0.003586	0.002530	-0.0085439	0.0013719	0.156304
9	-0.0008109	0.002820	-0.0063379	0.0047161	0.773686
10	0.001498	0.002779	-0.0039484	0.0069450	0.589784

図3 リコール発表記事による平均処置効果の図示

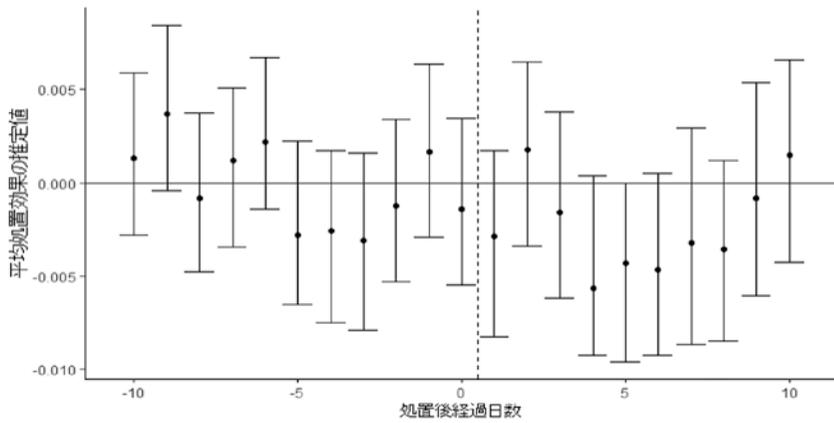


図3. 縦軸は、リコール報道が株価収益率(1=100%)をどの程度減らしたのかを表す。横軸は処置後経過日数であり、1日目からが処置期間である。点線より右側がリコール報道後を表す

が比較的多い。また統計的に有意ではないが平均処置効果が-1%前後とやや負に大きいものもいくつか存在する。

図4 リコール事例ごとの平均処置効果と95%信頼区間

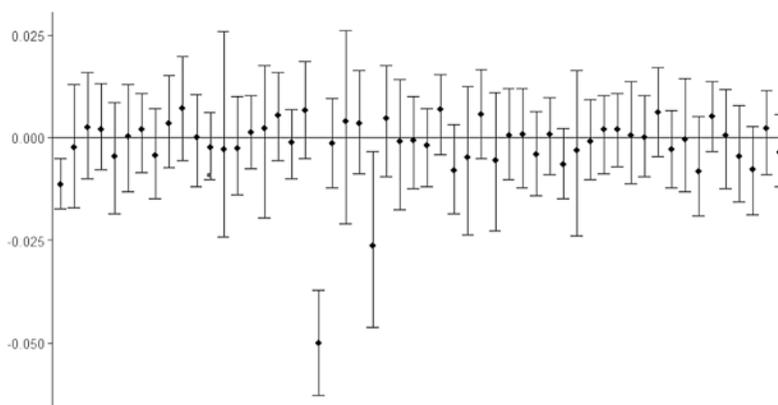


図4. 縦軸は、リコール報道が株価収益率（1=100%）をどの程度減らしたのかを表す。

5. 頑健性の確認

上述のような三菱自動車の燃費不正報告のショックを拾ってしまっているという懸念を確認するために、不正があった三菱自動車のリコール（2016/4/14）を除外したサブグループでの各期の平均処置効果のプロットを図5に示す。点線より右側が処置後を表す。処置後全期間の平均処置効果は-0.13%ポイントとやや小さく、標準誤差は0.0936とやや大きくなっており、各期ごとの平均処置効果が統計的に有意となった期は存在せず、三菱自動車のリコール（2016/4/14）によって処置効果が過大に推定されていた可能性が示唆される。

図5 三菱自動車のリコール（2016/4/14）を除外した場合

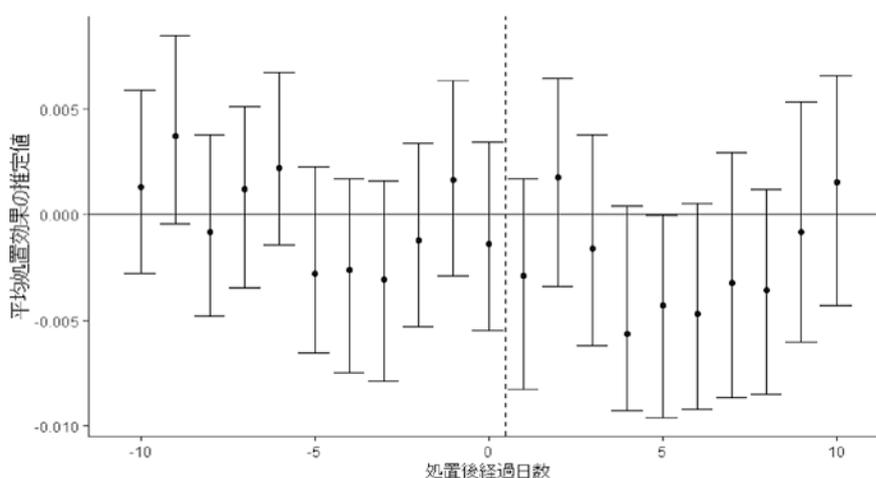


図5. 縦軸は、リコール報道が株価収益率（1=100%）をどの程度減らしたのかを表す。横軸は処置後経過日数であり、1日目からが処置期間である。

次に、結果の頑健性の確認のために Two-ways Fixed Effects Event Study を実施した。モデルは以下の通りである。

$$Y_{it} = \alpha_i + \xi_t + \sum_{l \neq -1, l \in L} \delta_l \mathbb{1}[t - k_i = l] + \varepsilon_{it}$$

ここで、 l は処置後の経過日数、 k_i は処置が起きた日にちである。 $\mathbb{1}[t - k_i = l]$ は t と k_i の差が l のときにのみ 1 を取る変数、 δ_l は l 期における処置効果であり L は分析の対象となる処置からの相対的な期間を表す。

上記の分析を実行した結果が以下の図 6 であり、点線より右側が処置後を表す。5%水準で有意な処置効果は見られなかったほか、処置前期間における変動が有意になっており、並行トレンドの仮定を満たしていない可能性が懸念される。また処置後 10 期間における平均処置効果は約 -0.14%ポイントと推定されたが、標準誤差は 0.0793 とやや大きく、有意ではなかった。

図 6 TWFE Event Study による分析結果

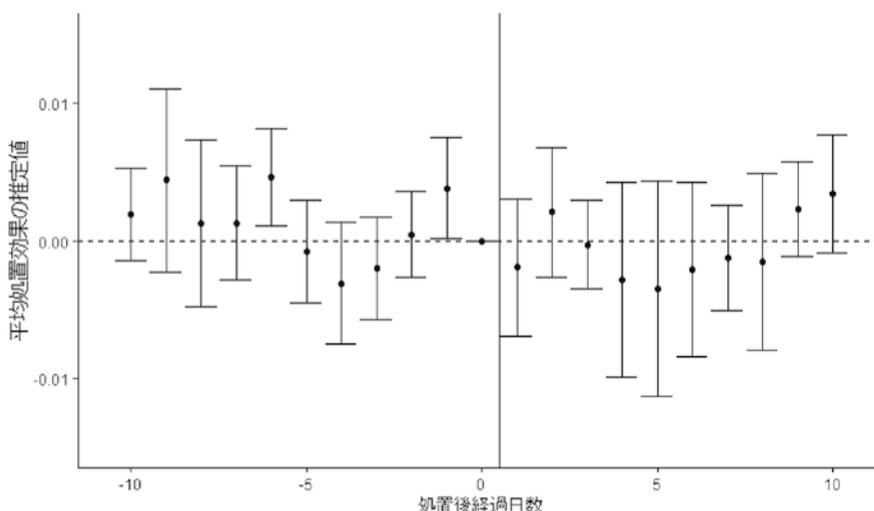


図 6. 縦軸は、リコール報道が株価収益率（1=100%）をどの程度減らしたのかを表す。横軸は処置後経過日数であり、1日目からが処置期間である。

6. 結論

本稿では、リコール報道が企業の株価収益率の推移に与える影響について分析した。結果として、全事例かつ処置後 10 日間の推定結果を平均した場合、リコール報道は企業の株価収益率を 0.18%ポイント、つまり 10 日間の累積では 1.8%ポイント減少させると推定された。この結果は、リコール報道が株価を減少させることを示唆しており、リコールという事象に対して、限られた予算を用いてどの程度事前にリスクを抑制すべきかという、企業の運営判断の材料の一つになることが期待される。

しかし各企業ごとに推定結果を見た場合、一部の企業の処置効果が著しく大きく推定されているこ

とがわかり、その処置前後の報道を調べたところ、燃費不正のようなリコール報道とは異なる要因によって過大に処置効果が推定された事例が存在する可能性が懸念された。実際にこの事例を除外したサブグループの処置後10日間における平均処置効果は-0.13%ポイントとやや小さくなり、標準誤差はやや大きくなるため、元の分析では処置効果が過大に推定されていると考えられる。

一方で、推定値は負の符号で一貫しており、10日間の累積で考えると1.3%ポイントの株価収益率の減少が起きるということを考えると、リコール報道が負の効果を持たないとは言いきれない。また、各事例について10日間の平均処置効果を見た場合にはその値が0近傍の場合や正の場合が少なからず見られるが、-1%ポイント程度と負に大きめに推定されるケースも比較的多く存在することもわかる。このような結果のばらつきの要因としては、そもそもの標準誤差が大きいことも考慮しなければならないが、その他には例えば上述の燃費不正のようにリコール報道以外の要因を拾っている可能性や、それに加えて企業のリコールへの事後対応が関係している可能性も考えられる。

以上の懸念を踏まえると、今後はリコール報道前後における各企業に関する報道を調べることで、リコール報道以外の要因や企業の対応、姿勢を確認していく必要があるだろう。

7. 謝辞

本研究を進めるにあたっては、多くの方々のご指導ご鞭撻を賜りました。指導教官である遠山祐太先生には、研究の全面にわたってご指導とお力添えを頂きました。遠山ゼミ生の皆様には、折に触れて的確なご指摘や助言をいただきました。この場をお借りして、ご協力いただいたすべての方々に深く感謝申し上げます。ならびに、本論文で使用した新聞記事データに関して、本学の第5回データサイエンスコンペティションにおける発表を元にした論文の執筆を目的とした利用を承諾して下さった日本経済新聞社様に、深くお礼申し上げます。

8. 参考文献

- Garber, S. and J. Adams. (1998). Product and Stock Market Responses to Automotive Product Liability Verdicts. *Brookings Papers on Economic Activity: Microeconomics*, 1-44.
- Goodman-Bacon, A. (2021). Difference-in-differences with variation in treatment timing. *Journal of Econometrics*, 225(2), 254-277.
- Karpoff, J.M. and J.R. Lott. (1993). The Reputational Penalty Firms Bear from Committing Criminal Fraud. *Journal of Law & Economics*, vol. 36, 1993, 757-802.
- Mader, S., & Rüttenauer, T. (2022). The Effects of Non-Pharmaceutical Interventions on COVID-19 Mortality: A Generalized Synthetic Control Approach Across 169 Countries. *Front. Public Health*, 10.
- Prince, D.W. and P.H. Rubin. (2002). The Effects of Product Liability Litigation on the Value of Firms. *American Law and Economic Review*, vol. 4, 2002, 44-87.
- Xu, Y. (2017). Generalized synthetic control method: Causal inference with interactive fixed effects models. *Political Analysis*, 25(1), 57-76.
- 井村直恵. (2013). 経営トップのリスクマネジメント行動に関するテキスト分析—トヨタの大規模リコール問題は日米でどう報道されたか. *京都マネジメント・レビュー*, 22, 65-87.
- 小佐野 広 & 堀 敬一. (2006). 企業の不祥事と株価パフォーマンス. 立命館大学ファイナンス研究センター.