

ネット炎上が株式市場に与える影響についての研究

武 田 史 子¹⁾森 継 哉²⁾

要 旨

本研究は、2009年から2018年までの日本の上場企業を対象に、154件のネット炎上事例について、対象企業の株価反応を分析した。分析の結果、ネット炎上によって株価が大きく下落し、短期的にその効果が消滅するかどうかは、ネット炎上を起こした企業の対応によって異なることがわかった。154件の炎上のうち、80件は企業が対応をしなかった。残りは、謝罪をする、コメントを削除する、反論する、などの対応を行った。対象企業の株価は、対応をした方がしない場合に比べて、大きく下落した。対応の中では、企業が反論をしたケースが、その後株価がより長く低迷することが示された。また、対応する企業としなかった企業を比較したところ、炎上と同じ内容が新聞で報道された場合や、個人株主比率が高い等の傾向があることが示唆された。

1) 東京大学大学院工学系研究科技術経営戦略学専攻准教授

2) 東京大学大学院工学系研究科技術経営戦略学専攻修士課程

1. はじめに

インターネットの普及により、企業は Social Networking Services (SNS) を活用して自社製品やサービスに対して、消費者の注意を喚起し、関心を得ることができるようになった。

SNS を利用する消費者は、企業の情報を他の消費者にも、瞬時に広く拡散させることができる。しかし、そのような情報の拡散は、企業にとってプラスの情報だけでなく、マイナスの情報に対しても行われる可能性があるため、メリットだけでなく、リスクも増大させる可能性がある。中でも、インターネット上での不適切な発言や対応は、企業に対する批判を高めてネット炎上につながることもあるため、オフラインでの事業に悪影響を及ぼす危険性がある。このようにインターネット経由のトラブルの増加に伴い、企業経営者はネット炎上に対して、いかに適切に対応していくかを学ぶことが重要になってきている。本稿では、ネット炎上に対する対象企業の株価反応を推定し、株価反応と企業の対応がどのような関係にあるのかを分析する。

日本のデータを用いた先行研究によれば、ネット炎上は、対象企業の株価にマイナスの影響を与える傾向がある(Adachi and Takeda 2016; Tanaka 2017)。一方, Mori and Takeda (2019a, 2019b) は、ネット炎上と企業の対応に焦点をあて、対応の要因分析や、対応と株価反応との関係について、分析を行った。本研究は、主に Mori and Takeda (2019a) のモデルに修正を加えた上で、同じ 2009 年から 2018 年までの日本の上場企業を対象に、154 件のネット炎上イベントを用いて、炎上に対する株価反応と企業の対応との関係について、分析の改善を試みた。

分析の結果、ネット炎上によって株価が大きく下落し、短期的にその効果が消滅するかどうかは、ネット炎上を起こした企業の対応によって異なることがわかった。154 件の炎上のうち、80 件は企業が対応をしなかった。残りは、謝罪をする、コメントを削除する、反論する、などの対応を行った。対象企業の株価は、対応をした方がしない場合に比べて、大きく下落した。対応の中では、企業が反論をしたケースが、その後株価がより長く低迷することが示された。また、対応する企業としなかった企業を比較したところ、炎上と同じ内容が新聞で報道された場合や、個人株主比率が高い等の傾向があることが示唆された。

2. 先行研究

米国では、1980 年代から「flaming」という言葉が用いられ始め、Siegel et al. (1986) は「“flaming” refers to the expression of strong and inflammatory opinions」として定義している。日本でもネット炎上は 2000 年代前半から認知され始め、伊地知 (2009)、田代 (2008) では「サイト管理者の想定を大幅に超え、非難・批判・誹謗・中傷などのコメントやトラックバックが殺到すること」と定義されている。平井 (2012) によると、ネット炎上が一般に認知され始めた 2000 年代半ばは、mixi や 2 ちゃんねるで発生したものが中心となっていたが、スマートフォンの普及に伴い、SNS

の利用者が増加した 2011 年ごろから主に Twitter で発生するようになった。

ネット炎上についての研究は、心理学や社会学等の分野を中心に、ネット炎上を起こす側の分析は多く存在するが、炎上の対象となった側の研究は未だ数が少ない。その中でも特に、ネット炎上の経済的な影響について、日本のデータを用いて分析した、Adachi and Takeda (2016) と Tanaka (2017) について説明する。

Adachi and Takeda (2016) は、株式会社エルテスから提供された 2002 年から 2013 年における 1,401 件の炎上データを用いて、炎上企業に共通する特徴、ネット炎上が株価に与える影響、及び株価変動に影響を与える要因を分析した。分析の結果、炎上対象になりやすい企業の特徴は、当期利益がマイナス、売上高伸び率が低い、企業規模が大きい、情報通信産業である、等であることを示した。次に、ネット炎上と株価との相関関係についてみると、炎上した内容と同じニュースが新聞で報道された企業は、株価にマイナスの影響が見られたが、新聞掲載がなかったグループでは有意な結果が得られなかった。また、炎上が大きなスキャンダルである場合や、炎上企業の経営効率が低く、成長性が高く、存続年数が長く、企業規模が大きいほど、炎上による株価下落効果が大きいことが示された。

Tanaka (2017) では、2012 年から 2015 年において「NAVER まとめ」に掲載された閲覧数 10,000 以上の記事から抽出した 2,778 件の炎上データを用いて、ネット炎上が株価に与える影響を検証した。その結果、新聞報道の有無にかかわらず、ネット炎上によって株価が下落することを示した。この結果は、Adachi and Takeda (2016) と整合的ではないが、その理由はサンプルの違いにあるのではないかと考察されている。即ち、Tanaka (2017) では、閲覧数の多い炎上のみを対象としているので、より影響の大きいイベントに焦点を当てていることが結果の相違につながった可能性がある。さらに、記事の閲覧数と株価には非線形な関係があり、閲覧数が 2 万回以下のケースについては株価にはほとんど影響がないが、8 万回ほどで最大の 4~5% 減に達することを示した。

本研究では、Tanaka (2017) 同様、NAVER まとめにおいて 1 万回以上の閲覧回数を持つ炎上を分析対象とし、Adachi and Takeda (2016) および Tanaka (2017) では分析されていなかった、炎上企業の対応に焦点を当てる。具体的には、2009 年から 2018 年までの日本の上場企業を対象とした 154 件のネット炎上を分析に用いる。本研究と同じサンプルを用いて行った同様の研究として、Mori and Takeda (2019a, 2019b) がある。本研究は、Mori and Takeda (2019a, 2019b) のモデルに追加および修正を加え、より精緻な分析を提示することを試みた。

3. サンプル選択

炎上データを取得するにあたり、本研究では、先行研究のうち Tanaka (2017) 同様、「NAVER まとめ」というキュレーションサイトにおいて、「炎上」というタグが付いている記事を元に抽出を行なった。この方法を選択した理由としては、最新のデータを含めることができる点と、閲覧数によってネット炎上の規模を推測することができる点が挙げられる。なお、本研究で取得したデー

タは、Mori and Takeda (2019a, b) で使用したデータと同じである。

2009 年から 2018 年 9 月までの期間で、NAVER まとめで「炎上」タグが付いている記事は、5,890 件であった（表 1）。次に、Tanaka (2017) に従い、閲覧数が 10,000 以上のケースに絞り、で絞り込み、ネット炎上の規模が非常に小さい 2,503 件の炎上事件を除いた。また、本研究では上場企業を分析対象とするため、企業以外が炎上対象となっている 2,944 件を除き、さらに、炎上発生時点で対象企業が非上場や上場廃止されていた 145 件を除いた。さらに、重複している 112 件、炎上発生日が明確でない 27 件、次節で説明するマーケット・モデルにおいて自由度修正済み決定係数がマイナスになった 5 件を除いた。以上の基準により、最終的に 154 件の分析対象サンプルを得た。

表 2 は、分析対象サンプルの閲覧数による分布である。閲覧数が 40,000 回以下の比較的規模の小さなサンプルが 50% 近くを占めるものの、閲覧数が 100,000 回を超える規模のサンプルも 20%

表 1 サンプル選択

全炎上件数	5,890
（－）閲覧数10,000未満の炎上件数	2,503
閲覧数10,000以上の炎上件数	3,387
（－）企業以外の炎上件数	2,944
（－）東証一部・二部上場企業以外の炎上件数	145
東証一部・二部上場企業	298
（－）重複している炎上件数	112
（－）分析が可能でない炎上件数	27
（－）マーケットモデルの決定係数が負の値になった件数	5
分析対象サンプル	154

表 2 閲覧数分布

閲覧数		件数	構成比
10,000	～ 20,000	36	23.4%
20,000	～ 30,000	29	18.8%
30,000	～ 40,000	18	11.7%
40,000	～ 50,000	12	7.8%
50,000	～ 60,000	6	3.9%
60,000	～ 70,000	8	5.2%
70,000	～ 80,000	4	2.6%
80,000	～ 90,000	2	1.3%
90,000	～ 100,000	3	1.9%
100,000	～ 200,000	19	12.3%
200,000	～ 1,000,000	14	9.1%
1,000,000	～	3	1.9%
合計		154	100.0%

を占めている。表3は、炎上企業の業種別分布を示している。情報・通信業、小売業、サービス業の3つの産業で、全体の7割以上を占めている。いずれも、消費者を対象とする産業である。表4は、サンプルの年ごとの分布を示している。2013年以降、年を経るごとに、上場企業を対象としたネット炎上が増加傾向にあることが分かる。表5は、炎上につながった事件が、日本経済新聞で報道された件数を示している。全体で22件しかなく、うち6割以上は、炎上後に報道されている。企業の炎上への対応については、80件は反応し、74件は反応した。後者のうち、49件は公式に謝罪し、18件は反論、7件はコメントを削除するという対応を行った。

表3 産業分布

産業分類	件数	構成比
情報・通信業	67	43.5%
小売業	35	22.7%
サービス業	19	12.3%
その他製造	7	4.5%
食料品	7	4.5%
陸運業	4	2.6%
建設業	3	1.9%
化学	2	1.3%
銀行業	2	1.3%
その他	8	5.2%
合計	154	100.0%

表4 年別分布

年	件数	割合[%]
2012年	5	3.2%
2013年	22	14.3%
2014年	22	14.3%
2015年	24	15.6%
2016年	32	20.8%
2017年	31	20.1%
2018年(1-9月)	18	11.7%
合計	154	100.0%

表5 新聞記事が出たタイミング

掲載タイミング	記事数	構成比
炎上日より前	4	18.2%
炎上日と同時	4	18.2%
炎上日より後	14	63.6%
合計	22	100.0%

4. 分析手法

4. 1. 株価反応の測定

本研究では、ネット炎上が対象企業の株価に与えた影響を推定するために、マーケット・モデルに基づくイベント・スタディ手法を用いる (MacKinlay 1997)。イベント・スタディ手法では、イベントの影響を推定するために、イベントの影響があると考えられる期間 (イベント・ウィンドウ) において、実際の株価リターンと、そのイベントがない場合に期待される株価リターンの差として定義される異常株価収益率 (Abnormal Return = AR)、及びイベント・ウィンドウ内で AR を合計した累積異常株価収益率 (Cumulative Abnormal Return = CAR) を推定する。そして、AR あるいは CAR = 0 という帰無仮説を統計的に棄却できるかどうかを検定し、イベントが株価に影響を与えていたかどうかを判定する。本研究では、イベント日を炎上発生日とした。イベント・ウィンドウは、イベント日から 20 日間までとした。推定ウィンドウは、イベント日より前 250 営業日までの期間とした。

推定ウィンドウ内で、以下のマーケット・モデルを推定した。

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_m R_{mt} + \sum_{j=1}^N \beta_j D_j + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

R_{it} は銘柄 i の株価の日次リターン、 R_{mt} はマーケット・インデックス (本研究では TOPIX) の日次リターン、 D_j はイベント・ウィンドウでは 1、その他の期間では 0 とするダミー変数、 ε_{it} は誤差項である。最小二乗法によって推計される $\hat{\alpha}_i$ 、 $\hat{\beta}_m$ 、 $\hat{\beta}_j$ を用いて、AR および CAR を計算する。ただし、 t_1 、 t_2 は、イベント・ウィンドウの開始日と終りの日を意味する。

$$AR_{it} = R_{it} - (\hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_m R_{mt} + \hat{\beta}_j D_j) \quad (2)$$

$$CAR_i = \sum_{t=t_1}^{t_2} AR_{it} \quad (3)$$

次に、各標本の CAR の平均 (Average Cumulative Abnormal Return = ACAR) とその分散を用いて、検定統計量 J 値を計算する。

$$J = \frac{ACAR}{\sqrt{(t_2 - t_1 + 1)VAR(ACAR)}} \sim N(0,1) \quad (4)$$

J 値が大標本において標準正規分布に従うことを利用し、「CAR=0」、すなわちネット炎上が対象企業の株価に影響しないという帰無仮説を検定する。

4. 2. 株価反応との相関関係

次に、株価反応と相関する変数を特定するため、炎上企業の CAR を被説明変数とする重回帰分析を行う。

$$\text{CAR} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Response} + \alpha_2 \text{News} + \alpha_3 \text{View}_{\text{Count}} + \alpha_4 \text{Individual} + \alpha_5 \text{Size} + \alpha_6 \text{ROA} + \alpha_7 \text{PBR} + \sum_i \alpha_i \text{YearDummies} + \sum_j \alpha_j \text{IndustryDummies} + \varepsilon \quad (5)$$

Response は、ネット炎上に対して謝罪 (*Apology*)、反論 (*Objection*)、コメント削除 (*Comment Delete*) といった対応をした企業に 1、対応しなかった企業に 0 とするダミー変数である。本研究の焦点となる変数である。*News* は、炎上の内容が日本経済新聞で報道された場合に 1、されなかった場合に 0 とするダミー変数である。係数の符号は、先行研究では一致をしていない。Adachi and Takeda (2016) では、新聞報道を伴うネット炎上は、より大きな株価下落を引き起こしたとされたが、Tanaka (2017) では、新聞報道に影響はないとされた。

View_Count は閲覧数の自然対数値である。Tanaka (2017) では、閲覧数が 2 万回以下の場合、株価への影響はほとんどないが、閲覧数が 8 万件を超えると、最大で 4% から 5% までの低下が見られるとされた。このため、閲覧数が多いほど株価下落は大きいと考え、マイナスの係数を予想する。*Individual* は炎上企業の個人株主比率である。機関投資家と比較し、個人投資家は、誰にでもアクセスできるインターネット情報を投資の際に参考にし、ネット炎上時にも大きく反応すると考えられる。このため、マイナスの係数を予想する。*Size* は時価総額の自然対数値である。規模の大きい企業の方が、炎上の対象となりやすい可能性があるため、マイナスの係数を予想する。そのほかのコントロール変数は以下の通りである。*ROA* は総資産利益率、*Loss* は当期純利益が負であれば 1 とするダミー変数、*PBR* は株価純資産倍率、*YearDummies* は年ダミー、*IndustryDummies* は産業ダミーである。*News* は日経テレコン 21 を用いて記事検索を行った。*Size*、*ROA*、*Loss*、*PBR* は東洋経済新報社の「会社四季報 CD-ROM」から取得した。

5. 結果と考察

表 6 の 1 段目は、全サンプルでの ACAR の推移を表す。全てのイベント・ウィンドウで ACAR はマイナスの値となり、特に (0,0) と (0,20) のイベント・ウィンドウでは、統計的に有意であった。ネット炎上を受け、対象企業の株価が下落したことが示された。ただし、(0,20) のウィンドウで有意な結果を得たのは、Adachi and Takeda (2016) と異なる。このため、炎上発生から 15 日～20 日の間に新たなニュースが発生した可能性を確認するため、日経テレコン 21 を用いて、同期間において企業名で検索した。その結果、50 件で、①新商品・サービスの発表、②決済短信、売上など、企業業績に関わる公表、があった。このため、これらをネット炎上以外に、株価に影響を及ぼしう

表6 ネット炎上に対する株価反応の推移

		(0,0)	(0,1)	(0,2)	(0,3)	(0,5)	(0,10)	(0,15)	(0,20)
全体	ACAR	-0.3429	-0.3829	-0.322	-0.040	-0.432	-0.368	-0.810	-1.420
No 154	J値	-2.032 **	-1.6046	-1.101	-0.119	-1.046	-0.658	-1.200	-1.836 *
CEなし	ACAR(a)	-0.388	-0.298	-0.298	-0.033	-0.335	-0.131	-0.013	-0.735
No 104	J値	-1.786 *	-0.971	-0.793	-0.076	-0.630	-0.182	-0.015	-0.738
CEあり	ACAR(b)	-0.249	-0.558	-0.370	-0.055	-0.634	-0.861	-2.468	-2.844
No 50	J値	-0.970	-1.541	-0.834	-0.108	-1.010	-1.013	-2.408 **	-2.421 **
平均の差の検定	(a)-(b)	-0.140	0.260	0.072	0.022	0.299	0.731	2.456	2.109
	t-statistic	-0.517	0.663	0.158	0.037	0.407	0.677	1.582	1.207

注：**, * は、5%, 10%有意水準を示す。

表7 閲覧数で分類した株価反応の推移

		(0,0)	(0,1)	(0,2)	(0,3)	(0,5)	(0,10)
閲覧数2万回未満	ACAR(a)	-0.191	-0.550	-0.209	-0.212	-0.780	-0.787
No 36	J-statistics	-0.542	-1.101	-0.342	-0.301	-0.902	-0.673
閲覧数8万回以上	ACAR	-0.210	-0.010	-0.019	0.333	-0.185	-0.216
No 41	J-statistics	-0.593	-0.020	-0.031	0.470	-0.212	-0.184
閲覧数10万回以上	ACAR(b)	-0.237	-0.113	-0.186	0.240	-0.283	-0.309
No 36	J-statistics	-0.600	-0.202	-0.273	0.304	-0.293	-0.236
平均の差の検定	(a)-(b)	0.045	-0.437	-0.022	-0.452	-0.497	-0.479
	t-statistics	0.117	-0.736	-0.029	-0.523	-0.467	-0.361

るニュースがあったと見られる Confounding Events (CE) とし、CE があるケースと、ないケースに分けた、ACAR の推移を、2 段目と 3 段目に示した。すると、CE があったグループでは (0,15) と (0,20) で、ACAR が有意にマイナスであったことから、この後の分析では、イベント・ウィンドウを、炎上発生から 10 日までに限定することとする。一方、CE のあるケースとないケースとで、ウェルチの平均の差の検定を行ったところ、有意な差はなかったため、これ以降の分析では、サンプル・サイズの確保を目的に、CE を含めたケースを提示する。

表7は、閲覧数で ACAR を分類した結果である。Tanaka (2017) では、閲覧数が 2 万回以下の場合、株価への影響はほとんどないが、閲覧数が 8 万件を超えると、最大で 4% から 5% までの低下が見られるとされた。このため、炎上イベントを、閲覧回数 2 万回未満、8 万回以上、さらに 10 万回以上に分類して、ACAR の推移を表した。その結果、3 つのグループでは、ACAR は統計的に有意ではなく、また 2 万件未満と 10 万件以上のグループを比較した平均の差の検定でも、有意な差はなかった。

次に、Adachi and Takeda (2016) と Tanaka (2017) で結果が異なっていた、新聞報道の影響について、新聞報道があったグループとなかったグループの ACAR の推移を表したのが、図1である。炎上発生日以降、一貫して、新聞報道を伴ったグループの ACAR が、なかったグループの ACAR を下回って推移していることが確認できる。ただし、2 つのグループの平均の差の検定を行ったところ、統計的に有意な差は見られなかった。

図1 新聞報道の有無で分類した株価反応の推移

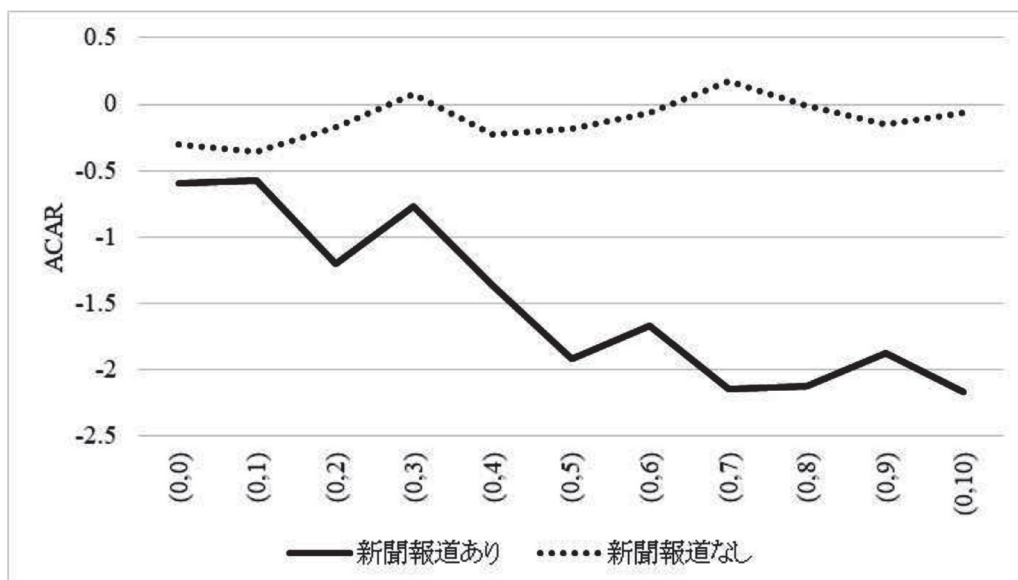


表8 産業別に分類した株価反応の推移

		(0,0)	(0,1)	(0,2)	(0,3)	(0,5)	(0,10)
情報通信産業	ACAR	-0.401	-0.051	-0.060	-0.020	-0.141	-0.330
No 67	J-statistics	-1.770 *	-0.158	-0.153	-0.044	-0.254	-0.439
小売業	ACAR	-0.496	-0.735	-1.135	-0.649	-1.052	-1.202
No 35	J-statistics	-1.547	-1.621	-2.044 **	-1.012	-1.340	-1.131
サービス業	ACAR	0.256	0.001	0.519	1.437	0.786	0.431
No 19	J-statistics	0.295	0.001	0.346	0.829	0.370	0.150
製造業	ACAR	-0.715	-1.857	-0.982	-1.419	-3.044	-2.277
No 10	J-statistics	-0.887	-1.628	-0.703	-0.880	-1.540	-0.851
食品産業	ACAR	-0.681	-1.273	-1.687	-0.737	-1.577	-1.765
No 7	J-statistics	-1.802 *	-2.382 **	-2.578 **	-0.976	-1.703 *	-1.408
その他産業	ACAR	-0.296	-0.294	0.163	0.325	-0.234	-0.175
No 16	J-statistics	-0.941	-0.662	0.298	0.517	-0.304	-0.167

注：**, * は, 5%, 10% 有意水準を示す。

表8は、産業別に分類した ACAR の推移である。有意にマイナスの ACAR があるのは、情報通信産業、小売業、食品産業である。特に、件数は少ないものの、食品産業は、消費者の健康問題に関わるため、マイナスの影響が大きいことが示唆される。

表9は、ネット炎上に対し、謝罪、コメント削除、反論のいずれかの対応をした企業 (*Response*=1) と、しなかった企業 (*Response*=0) について、ACAR に差があるかどうかをウェルチの t 検定で検証している。その結果、対応をした企業の方が、しなかった企業に比較して、全てのウィンドウ

表9 ネット炎上に対応をした企業としなかった企業の比較

	<i>Response</i> =1		<i>Response</i> =0		Difference	
	No	Mean (A)	No	Mean (B)	(A)-(B)	t-stat
<i>CAR</i> (0,0)	74	-0.62	80	-0.12	-0.50	-1.96 *
<i>CAR</i> (0,1)	74	-0.82	80	-0.01	-0.81	-2.14 **
<i>CAR</i> (0,2)	74	-0.85	80	0.12	-0.97	-2.10 **
<i>CAR</i> (0,5)	74	-1.14	80	0.10	-1.25	-1.84 *
<i>CAR</i> (0,10)	74	-1.43	80	-0.53	-0.90	-0.72
<i>News</i>	74	0.26	80	0.04	0.22	3.96 ***
<i>View_Count</i>	74	10.86	80	10.64	0.22	1.24
<i>Individual</i>	74	35.08	80	26.23	8.85	2.84 ***
<i>Size</i>	74	26.25	80	26.59	-0.34	-1.38
<i>ROA</i>	67	7.23	79	4.29	2.94	1.85 *
<i>Loss</i>	74	0.04	80	0.01	0.03	1.07
<i>PBR</i>	74	2.88	80	1.80	1.09	1.92 *

注：***, **, * は 1%, 5%, 10% 有意水準を表す。

で株価の下落幅が大きく、4つのウィンドウ（0,0）、（0,1）、（0,2）、（0,5）—でその差は統計的に有意であった。元々企業に対応をすることを選択した理由の違いはここでは考慮されてはいないものの、この結果からは、炎上に対しては、何も対応しないとき、株価へのマイナスの影響も小さい可能性が示唆される。

表9では、下段で、対応とした企業と、しなかった企業について、新聞報道の有無、閲覧数、個人投資家比率、財務状況等の平均値が、統計的に差があるかどうかを検定している。その結果、対応をした企業は、新聞報道があったケースが1%水準で統計的に有意に多いことや、個人投資家比率がやはり1%水準で高いことが示された。これは、より炎上の原因となった事件が、より社会的に問題視される内容であったり、対象企業の株主構成が、インターネット情報に敏感な個人投資家比率が高いとき、企業が何らかの対応策をとる可能性が高まることを示唆している。

次に、ネット炎上の対象となった企業の株価反応と相関関係のある要因を分析するため、式（5）に基づく重回帰分析を行った。説明変数の記述統計量は表10、ピアソンの相関係数表は表11の通りである。

表12は、式（5）に基づく重回帰分析の結果である。Model 1とModel 2では、企業の対応を表す説明変数として、*Response* を使用している。Model 3とModel 4では、*Apology*、*Objection*、*Comment_Delete*の3つ対応を表す変数を用いている。また、被説明変数は、Model 1とModel 3では、イベント当日の*CAR* (0,0)、Model 2とModel 4では、2日ウィンドウの*CAR* (0,1) を使用している。すべてのモデルで、Variance Inflation Factors (VIF) は10未満であり、多重共線性の可能性は低いと考えられる。

表 10 記述統計量

	<i>Response</i>	<i>Apology</i>	<i>Objection</i>	<i>Comment Delete</i>	<i>News</i>	<i>View_Count</i>	<i>Individual</i>	<i>Size</i>	<i>ROA</i>	<i>Loss</i>	<i>PBR</i>
Mean	0.481	0.318	0.117	0.045	0.143	10.747	30.480	26.429	5.639	0.026	2.317
Median	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	10.497	25.300	26.648	3.050	0.000	1.380
Maximum	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	14.202	89.990	30.986	50.700	1.000	34.570
Minimum	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	9.240	4.380	20.090	-11.600	0.000	0.450
Std. Dev.	0.501	0.467	0.322	0.209	0.351	1.104	19.611	1.554	9.419	0.160	3.571
Skewness	0.078	0.781	2.385	4.364	2.041	0.952	1.163	-0.956	3.339	5.960	5.752
Kurtosis	1.006	1.610	6.688	20.048	5.167	3.497	3.738	5.869	15.040	36.527	46.679
Observations	154	154	154	154	154	154	154	154	146	154	154

表 11 相関係数表

	<i>Response</i>	<i>Apology</i>	<i>Objection</i>	<i>Comment Delete</i>	<i>News</i>	<i>View_Count</i>	<i>Individual</i>	<i>Size</i>	<i>ROA</i>	<i>Loss</i>
<i>Apology</i>	0.713									
<i>Objection</i>	0.394	-0.238								
<i>Comment_Delete</i>	0.225	-0.136	-0.075							
<i>News</i>	0.297	0.278	-0.013	0.125						
<i>View_Count</i>	0.083	0.065	0.092	-0.090	0.135					
<i>Individual</i>	0.177	0.159	0.021	0.045	0.026	-0.038				
<i>Size</i>	-0.019	-0.039	-0.009	0.057	-0.025	-0.012	-0.419			
<i>ROA</i>	0.156	0.116	0.097	-0.033	-0.058	0.165	0.306	0.035		
<i>Loss</i>	0.098	0.073	0.070	-0.035	0.060	0.011	0.225	-0.244	-0.227	
<i>PBR</i>	0.310	0.254	0.130	-0.017	-0.073	0.105	0.328	0.033	0.637	-0.025

表 12 重回帰分析結果

Dependent variable	Model 1		Model 2		Model 3		Model 4	
	<i>CAR</i> (0,0)		<i>CAR</i> (0,1)		<i>CAR</i> (0,0)		<i>CAR</i> (0,1)	
Independent variable	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.	Coefficient	Prob.
<i>C</i>	-2.728	0.413	-6.418	0.185	-2.962	0.367	-6.674	0.169
<i>Response</i>	-0.719	0.018 **	-1.011	0.021 **				
<i>Apology</i>					-1.005	0.003 ***	-0.910	0.063 *
<i>Objection</i>					0.050	0.906	-0.945	0.134
<i>Comment_Delete</i>					-1.337	0.050 *	-2.082	0.039 **
<i>News</i>	0.030	0.945	0.483	0.451	0.206	0.640	0.501	0.441
<i>View_Count</i>	0.147	0.247	0.312	0.091 *	0.121	0.335	0.297	0.109
<i>Individual</i>	0.001	0.938	0.011	0.412	0.004	0.640	0.012	0.387
<i>Size</i>	0.091	0.403	0.142	0.364	0.109	0.309	0.159	0.313
<i>ROA</i>	0.047	0.028 **	0.039	0.200	0.042	0.045 **	0.039	0.209
<i>Loss</i>	-0.220	0.796	2.990	0.017 **	-0.425	0.614	2.892	0.022 **
<i>PBR</i>	-0.240	0.008 ***	-0.488	0.000 ***	-0.227	0.011 **	-0.497	0.000 ***
<i>YearDummies</i>	YES		YES		YES		YES	
<i>IndustryDummies</i>	YES		YES		YES		YES	
Obs.	146		146		146		146	
Adjusted R ²	0.135		0.215		0.165		0.211	
Akaike info criterion	3.733		4.473		3.708		4.488	
F-statistic	2.077 ***		2.891 ***		2.248 ***		2.691 ***	

注：***, **, * は 1%, 5%, 10% 有意水準を表す。

企業の対応が株価に与える影響についてみると、Model 1 と Model 2 では、5% 有意水準で、*Response* はマイナスであった。Model 3 と Model 4 では、*Apology* と *Comment_Delete* で、マイナ

スに有意の係数を得た。これらより、ネット炎上に対して、謝罪やコメント削除などを即座に行うケースでは、株価下落の程度が大きい傾向があることが示唆される。一方、*View_Count*の係数は全てのモデルでプラスであり、Model 2では、10%水準で有意であった。この結果は、Tanaka (2017)と整合的ではない。

6. 結語

本研究は、2009年から2018年までの日本の上場企業を対象に、154件のネット炎上事例について、対象企業の株価反応を分析した。分析の結果、ネット炎上によって株価が大きく下落し、短期的にその効果が消滅するかどうかは、ネット炎上を起こした企業の対応によって異なることがわかった。154件の炎上のうち、80件は企業が対応をしなかった。残りは、謝罪をする、コメントを削除する、反論する、などの対応を行った。対象企業の株価は、対応をした方がしない場合に比べて、大きく下落した。対応の中では、企業が反論をしたケースが、その後株価がより長く低迷することが示された。また、対応する企業としなかった企業を比較したところ、炎上と同じ内容が新聞で報道された場合や、個人株主比率が高い等の傾向があることが示唆された。

参考文献

- [1] 伊地知晋一 (2009)『ネット炎上であなたの会社が潰れる！—ウェブ上の攻撃から身を守る危機管理バイブル』WAVE出版.
- [2] 田代光輝 (2008)「ブログ炎上」『学びとコンピュータハンドブック』東京電機大学出版局.
- [3] 平井智尚 (2012)「なぜウェブで炎上が発生するのか—日本のウェブ文化を手がかりとして」情報通信学会誌, 29 (4), 61-71.
- [4] Adachi, Y., and F. Takeda. (2016) . “Characteristics and Stock Prices of Firms Flamed on the Internet: Evidence from Japan.” *Electronic Commerce Research and Applications* 17: 49-61.
- [5] MacKinlay, A. C. (1997) . Event studies in economics and finance. *Journal of Economic Literature*, 35, 13-39.
- [6] Mori, K., and F. Takeda. (2019a) . “Internet Flaming: Stock Price Reactions and Corporate Response.” *International Journal of Innovation in Management* 7 (2) : 73-80.
- [7] Mori, K., and F. Takeda. (2019b) “Corporate responses to Internet flaming: Evidence from Japan.” *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM 2019)* : 359-363.
- [8] Siegel, J., V. Dubrovsky, S. Kiesler, and T. W. McGuire. (1986) “Group Process in Computer-Meditated Communication.” *Organizational behavior and human decision process*, 37, 157-187.
- [9] Tanaka, T. (2017) . “Effect of Flaming on Stock Price: Case of Japan.” Keio-IES Discussion Paper Series.

謝辞

本稿の執筆に際し、日本証券業協会 JSDA キャピタルマーケットフォーラムの委員の方々および鳥海不二夫教授（東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻）から有益なコメントを頂いた。

また、本稿は、武田が同フォーラムからの研究助成を受けて行った研究成果である。ここに記して感謝の意を表したい。