

火災事故が被災企業に及ぼす経済的影響の把握に向けた統計的分析 Statistical analysis aimed at assessing the economic impact of fire accidents on damaged companies

佐藤 遼次^{*1} 佐藤 一郎^{*1} 水野 貴之^{*2}
Ryoji Sato Ichiro Sato Takayuki Mizuno

^{*1} 東京海上日動リスクコンサルティング株式会社 企業財産本部
Property Risk Engineering Department, Tokio Marine & Nichido Risk Consulting Co., Ltd.

^{*2} 国立情報学研究所
National Institute of Informatics

We aim to clarify the trends of fire impacts on corporate finance and stock markets through statistical and machine learning analysis on data sets of companies suffered from fire accident. In this paper, we confirmed that the effect on corporate finance become larger on the fire accidents having certain characteristics in the newspaper articles. We also confirmed that the trend of the impact on corporate finance can be predicted by considering the type of industries and certain characteristics in newspaper articles in a complex manner. We will also report the result of the analysis about trend of impact on stock market in this conference.

1. はじめに

企業が火災事故により被災した場合、生産設備等の資産の損失、事業継続性の損失などの直接的な影響に始まり、株価の下落という形で株式市場へも影響を及ぼし得る。実際の個々の火災事故に対する直接的な影響は、上場企業であれば、公開されている財務指標から確認することが(例えば[鈴木 2012]のように)可能である。また株価への影響についても、過去の株価データにアクセスすることで、個々の被災企業における影響を確認することは容易である。

しかしながら、企業における火災事故全体を考えた場合、企業財務や株式市場に有意に影響を及ぼしているのか、またそれはどういった特徴を持つ火災事故の場合なのか、といった疑問について明らかにしようとした研究は、著者らの知る限り存在しない。こうした疑問について明らかにすることは、防火・防災活動に取り組む当事者企業や、そうした活動を支援する様々な機関・企業にとって有益と考えられる。

そこで本研究では、過去の火災事故事例から構築したデータセットに対する統計的および機械学習を用いた分析を通じて、火災事故が企業財務や株式市場へ及ぼす経済的影響の傾向を明らかにすることを目的とする。本稿ではまず、新聞データベース及び企業情報のデータベースから、多数の火災事故事例を整理したデータセットを作成する。次に、それらの情報を企業の財務指標データベースと照合・分析することで、火災事故による直接的な被害の傾向について明らかにする。更に、その結果を株価のデータベースとも照合することで、直接的被害の傾向との対比から、株式市場への影響の傾向についても明らかにすることを目指す。

2. 手法

2.1 火災事故データセットの作成

まず、新聞データベース及び企業情報のデータベースから、企業の火災事故に関するデータセットを作成した。新聞データ

ベースとしては、(株)日本経済新聞社の記事データベースから、火災事故に関係する記事データを抽出したものを使用した。抽出したデータの諸元を表 1 に示す。

次に、各記事に付与されている株式コードを検索キーとして、火災に関する記事を企業単位で抽出した。抽出対象とした企業は、表 2 に示す 7 業種、計 657 の上場企業である。なお、企業の業種分類は、日本経済新聞の日経業種分類([日本経済新聞社])に基づいている。また、持株会社設立等により過去に株式コードが変更されている企業については、変更前の株式コードも極力検索キーに含めるよう補完して抽出を行った。結果として、計 71 の企業に対して、火災事故の発生を報じる記事を抽出した。

また、一つの企業において複数件の火災事故が報じられている場合には、それらを区別して整理することで、計 156 件の火災事故を特定した(表 2)。以上を通じて、各火災事故に関する新聞記事の情報を整理することで、火災事故及び被災企業の情報をまとめたデータセットを作成した。

2.2 財務指標データセットの準備

財務指標に関するデータベースには、トムソン・ロイターの QA Direct(1980~2016 年)を使用した。このデータベースには、企業が有価証券報告書や四半期報告書において公開している財務指標の値が纏められている。本研究ではこのデータベースから、以下に記す 2 つの財務指標を利用した。

1 つ目は、特別損失(EXTRAORDINARY_CHARGE-PRETAX)である。有価証券報告書等における決算報告とは、企業会計原則などの各種基準に基づき作成されており、その中で、災害による損失は特別損失として計上することが定められている。そのため、火災事故により発生する固定資産の減失・損失、損壊した資産の点検費、撤去費用などを、「火災による損失」等の勘定科目で特別損失に計上することが一般的となっている。従って、特別損失の値を利用することで、火災事故による被害を定量的に捉えることができると考えた。

連絡先: 佐藤遼次, 東京海上日動リスクコンサルティング(株)
企業財産本部, 東京都千代田区大手町 1-5-1, 03-5288-6234, ryoji.sato@tokiorisk.co.jp

表 1 : 抽出した新聞記事データの諸元

対象媒体	日本経済新聞, 日経産業新聞, 日経MJ, 日経地方経済面
抽出条件	テーマ分類: 火災 (# W50202) コード付与※ ¹ , 且つ, 企業が主題の記事※ ²
対象期間	1975 年 1 月 1 日 ~ 2018 年 6 月 10 日
抽出件数	4,865 件

※1 データベース側で自動付与されるコード. 火災に関連する単語の知識辞書, 及び前後の単語との共起などから判定される.

※2 データベース側で自動付与される属性. 企業名の登場回数や登場位置などの条件を考慮して判定される.

表 2 : 抽出した火災事故の内訳

業種番号	業種名	企業数	火災が報じられている企業数	火災事故件数
1	自動車	76	12	27
2	ゴム	20	1	4
3	鉄鋼	47	12	49
4	化学	207	30	51
5	機械	234	4	8
6	繊維	49	6	10
7	パルプ・紙	24	6	7
-	合計	657	71	156

但し, ここで取り扱う特別損失の値には, 火災事故以外の災害損失, 或いは固定資産売却損, 有価証券の売却損など, 火災事故とは無関係な損失が一定程度含まれる可能性がある点に留意が必要である. また, 滅失した固定資産に火災保険が掛けられている場合には, 保険金の確定を待った上で, 保険金で賄われない分の損失だけが特別損失として計上される場合がある. 従って, 「火災による損失」等として計上されている金額は, 火災事故による損失の全てを含んでいない可能性がある点に留意が必要である.

2 つ目の財務指標は, 売上高 (NET_SALES_OR_REVENUES) である. これは, 特別損失の値を絶対値として扱うのではなく, 企業の規模の違いを考慮に入れて分析を行うために利用する.

以上 2 つの財務指標に関する決算期ごとの時系列データを, 先に抽出した火災事故の発生年月日と照合することで, 火災事故の発生前後における財務指標のデータセットを作成した.

2.3 企業財務への影響を測る指標の設定

火災事故が及ぼす企業財務への影響を評価するための指標として, 2.2 までで抽出した財務指標データより, 以下の指標を設定した.

$$\log_{10} \left(\frac{\text{loss}}{\text{sales}} \right) \quad (1)$$

ここで, *loss* は火災事故により被災した日を含む通期の特別損失 (円) を, *sales* は火災事故により被災した期の 1 つ前の期における通期の売上高を表している. そして, 特別損失を売上高で割り, 対数スケールに変換することで, 式(1)の通り指標を構築した. また, 元々の財務指標データベース側で特別損失または売上高の値が欠損しており, 指標が計算できない火災事故 35 件を除外し, 計 121 件の火災事故に対して式(1)の値を求め

た (特別損失が 0 円の場合は, 1,000,000 円に置き換えて計算した).

最後に, 式(1)に対して以下の通り規格化処理を行った. まず, 2.1 にて抽出した 71 の企業を対象に, 式(1)を財務データの全期間に適用して, 決算期別の平均値を求め, 時系列で描画したグラフを図 1 に示す. この図より, 式(1)の値は, 業種によらず, 時系列上で概ね共通した傾向を示すことが確認できる. これは即ち, 式(1)に含まれる火災事故以外の要素 (火災事故以外の特別損失) は, 個別企業ごとの経営状況などの内部環境よりも, 景気等の外部環境によって一律に受ける影響が強く作用していることを示している. そこで, 異なる時期の火災事故を適切に比較するため, 各火災事故に対する式(1)の値から, 該当の決算期における, 式(1)の値の全企業平均値 (μ) を差し引くことで, 新たに指標 式(1')を以下の通り定義した.

$$\log_{10} \left(\frac{\text{loss}}{\text{sales}} \right) - \mu \quad (1')$$

指標 式(1')は, 正または負の値をとり, 値が大きいくほど, 火災事故による企業財務への影響が大きいくことを示している. この指標を用いて, 火災事故による企業財務への影響を分析することとした (以下, 「指標」とは式(1')を指すこととする).

3. 分析と考察

3.1 火災事故の有無による企業財務への影響の評価

まずは, 単純に火災事故の有無によって, 指標の値の傾向に有意な違いが現れるのかについて検討した. 即ち, “火災事故で被災した決算期の特別損失”を用いて計算した指標の値 (「火災有り指標」と呼ぶ) と, “火災事故で被災していない直近の決算期の特別損失”を用いて計算した指標の値 (「火災無し指標」と呼ぶ) を比較して, 統計的に有意な違いが見られるのかについて確認した.

火災有り指標, 火災無し指標それぞれの値を, 火災事故ごとにプロットした散布図を図 2 に示す. これらの 2 標本に対して, 対応のある/対応の無い両側 t 検定による平均値の検定, Kolmogorov-Smirnov 検定による分布の検定を実施したところ, いずれも有意な差は認められなかった (表 3).

ここで, 火災有り指標が扱っている火災事故の中には, 大小様々な規模の火災が含まれている. 従って, これらの火災事故を一律に抽出しただけでは, 火災事故が無い決算期と比べて, 企業財務への影響が有意に確認できるわけではないことが示された.

3.2 企業財務に影響を及ぼす火災事故が持つ特徴の分析

3.1 の結果を踏まえ, どのような特徴を持つ火災事故であれば, 企業財務への影響が有意に大きくなるのかについて検討した. ここで, 2.1 で整理した各火災事故に関する新聞記事から得られる情報を用いて, 以下のような特徴を設定した.

- 特徴 1: 決算への影響に関する単語の有無
…決算や株価に関する単語が新聞記事中に登場すること
- 特徴 2: 操業への影響に関する単語の有無
…操業や生産に関する単語が新聞記事中に登場すること
- 特徴 3: 記事本文の総文字数
…ある火災事故に関する一連の新聞記事における, 記事本文の総文字数が一定以上であること

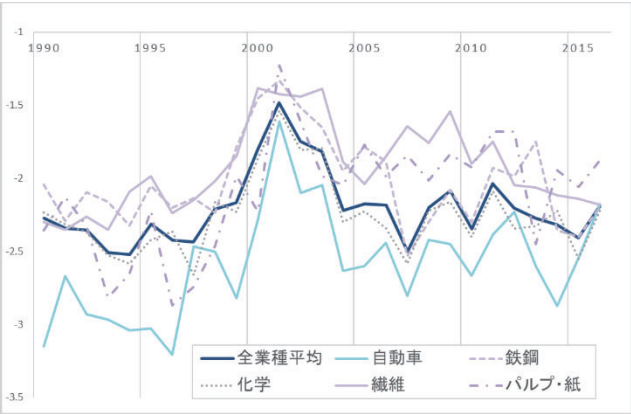


図 1：指標式(1)の年別平均値
※ 1990 年以前は値の欠損が多いため、また、業種「ゴム」「機械」は企業数自体が少ないため、図から省略。

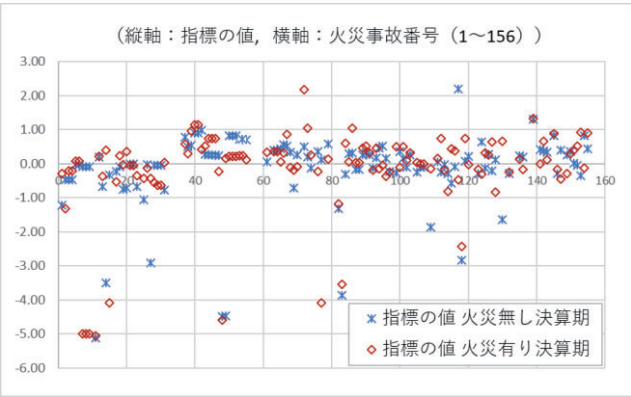


図 2：火災事故の有無に応じた指標式(1)の値の分布

表 3：火災事故の有・無における指標式(1)の平均と分布の検定

	N	平均	SD	t 値*	D
火災無し_全件	121	-0.14	1.09	0.26	0.058
火災有り_全件	121	-0.17	1.30	(n.s.)	(n.s)

n.s. 有意差なし, *p < .05, **p < .01
(※ t 値は対応のある t 検定における値)

以上の 1~3 の特徴に該当する火災事故を判定するため、以下の要領で具体的な基準を設定した。

まず、特徴 1・特徴 2 に関する判定を行うために、日経新聞社によって各記事に自動付与されている「keyword」という情報を利用することとした。この keyword には、記事の文中から切り出した単語、またはその単語を正式名称に変換したものが格納されている。次に、企業財務への影響が大きい火災事故にはどのような keyword が格納されているのかを把握するため、Web 上で閲覧できる範囲の有価証券報告書から、“実際に火災による損失が特別損失に計上されている火災事故”を 25 件まで特定した上で、それらの火災に関する新聞記事に含まれている keyword を抽出・整理することで、特徴 1・特徴 2 を定義付ける単語リストを作成した(表 3)。また、特徴 3 については、1 つ 1 つの新聞記事の本文に書かれている文章の文字数を、火災事故ごとに合算することで、総文字数を求めた。その上で、“総文字数 1,500 文字以上”を閾値として設定した。

表 3：特徴 1・特徴 2 を定義する単語リスト

単語リスト_特徴 1 (決算への影響に関するもの)	連結決算 / 収益見通し / 純利益 / 決算 / 売上高 / 営業利益 / 減益 / 損失 / 連結 / 特別損失 / 経常利益 / 経常益 / 企業業績 / 株主総会 / 経常増益 / 配当 / 収益 / 利益 / 業績 / 株価 / 連結営業利益 / 連結売上高 / 経常減益 / 予想 / 営業減益
単語リスト_特徴 2 (操業への影響に関するもの)	再開 / 操業再開 / 復旧 / 操業停止 / 減産 / 稼働 / 生産 / 停止 / 操業 / 生産計画 / 生産ライン / 生産動向 / 生産調整 / 生産量 / 生産中止 / 見通し / 回復 / 生産見通し / 生産拠点 / 生産能力 / 委託生産 / 再稼働 / 要請 / 委託 / 生産委託 / 供給停止 / 生産体制 / 工場再開 / 生産開始 / 操業開始 / 設備復旧 / 代替生産 / 長期化 / 生産再開 / 資材調達

以上の通り定義した特徴 1~3 に該当する/該当しない火災事故ごとに指標式(1)の値を分け、対応の無い片側 t 検定、Kolmogorov-Smirnov 検定をそれぞれ実施した。結果、有意水準 5%とした場合、いずれの特徴についても、平均値が有意に大きくなること、分布についても有意に異なることが確認された(表 4)。

以上より、企業財務に影響を及ぼす火災事故であるかどうかを判定するためには、記事中に決算や操業に影響することを表す単語が登場しているか、長い文章の記事で繰り返し報道されているか、といった特徴が有効であることが確認された。

3.3 機械学習を用いた企業財務への影響の傾向分析

3.2 より、新聞記事から得られる特定の特徴に着目することで、企業財務に影響を及ぼす火災事故を一定程度予測できる可能性が示唆された。そこで、こうした特徴を説明変数に、2.3 で設定した指標の値を被説明変数として回帰分析を行うことで、企業財務への影響を定量的に予測することを試みた。

回帰分析の手法にはランダムフォレストを用い、実装には Python のモジュールの 1 つである scikit-learn を用いた [Pedregosa 2011]。説明変数には、3.2 で述べた特徴 1~3 に加え、各企業が属する業種(7分類)を設定した。モデルの作成に当たっては、まず訓練データ:テストデータ = 7:3 に分割した上で、訓練データに対して 3 分割交差検証によるグリッドサーチを行い、パラメータ(決定木の深さ、バギングに用いる決定木の個数)を決定した。ここで、精度の評価には本来テストデータのみを用いるべきであるが、本研究ではデータ数が限られることから、訓練データ・テストデータを合わせた全データに対してモデルを適用した結果で精度を評価することとした。

モデルを適用した予測結果を図 3 に示す。実データで外れ値と言える極端に大きな値についてはフィットしないものの、一定程度値の傾向を再現できていることがわかる。この精度を評価するため、実データ及び予測値に対してスピアマンの順位相関係数を求めたところ、相関係数=0.44 となり、有意水準 5%, 1% でそれぞれ有意であることを確認した。即ち、本モデルにより、実データとの順位相関を棄却することなく、指標(1)の値を予測できていることが確認された。

また、この予測モデルにおける特徴量の重要度を可視化した結果を図 4 に示す。この図から言えることとして、まず特徴 1~3 については、特徴 2(操業への影響に関する単語)、特徴 1(決算への影響に関する単語)、といった説明変数が予測に貢献

表 4: 特徴 1~3 における指標 式(1')の値の検定結果

	N	平均	SD	t 値	D
特徴 1	22	0.32	0.43	3.60**	0.78**
特徴 2	50	0.05	0.94	1.72*	0.31**
特徴 3	22	0.16	0.44	2.42**	0.78**

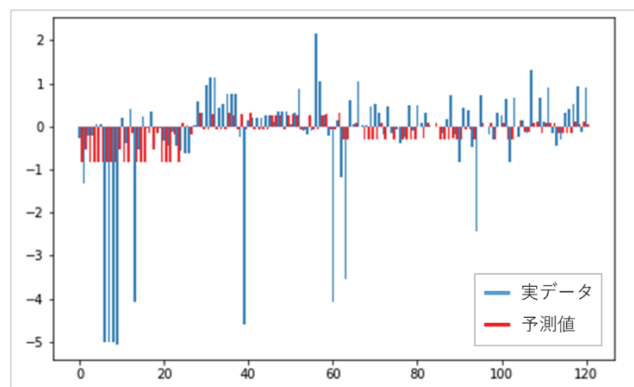
n.s. 有意差なし, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$ 

図 3: 指標 式(1')の実データと予測値の対比

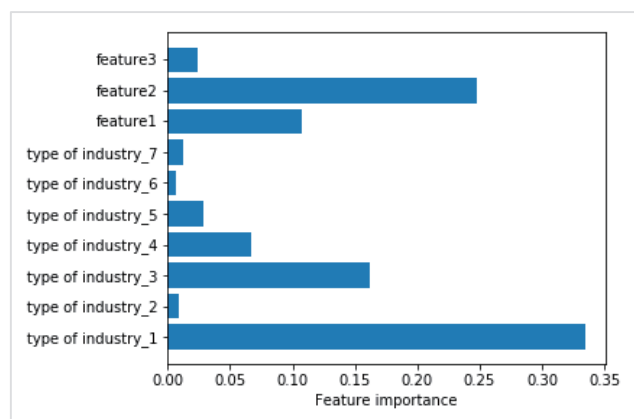


図 4: 予測モデルにおける特徴量の重要度 (type of industry の対応については表 2 を参照)

していることがわかる。3.2 の表 4 では、特徴 2 は最も平均値が低かったものの、該当するデータ数が 50 件と多いことから、他の特徴に比べて、決定木の分離に多く活用されたものと考えられる。また業種について見ると、業種 1 (自動車) の重要度が特に高くなっている。ここで、2.3 の図 1 を改めて見ると、自動車は他の業種に比べて指標の値が全体的に小さくなっており、この特徴によって被説明変数を効果的に分離できたものと考えられる。実際に、業種ごとの売上高としては自動車業が最も大きくなっており、火災で被災したとしても、売上高対比で見た影響は大きくなりにくい、という特徴が予測に貢献していると言える。

最後に、以上 3.1~3.3 の結果の総括として、各特徴を用いて火災事故を絞込んだ場合、およびランダムフォレストによる予測結果の上位に絞り込んだ場合における、指標値の分布を図 5 に示す。この図より、各特徴によって企業財務への影響が大きい火災事故を一定程度絞り込めること、また、それらの特徴を業種と併せて機械学習に供することで、影響の大きい火災事故をより精度良く予測できていることがわかる。これは言い換えれば、新聞記事による報道の特徴や、被災企業の業種といった属性を複合的に考慮することが、火災事故による企業財務への影響を予測する上で重要であることを示している。

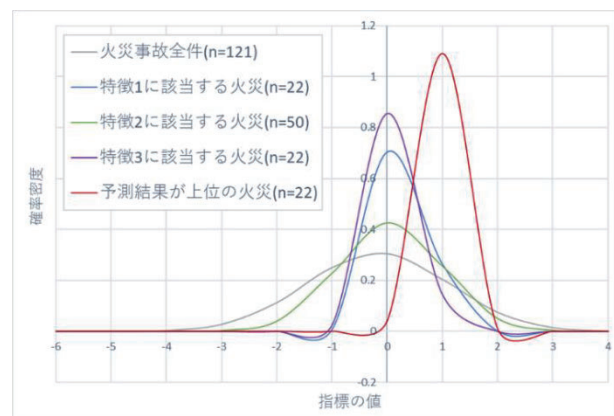


図 5: 特徴 1~3 に該当する火災事故、および、機械学習で予測した指標値の上位 22 件における指標値の分布

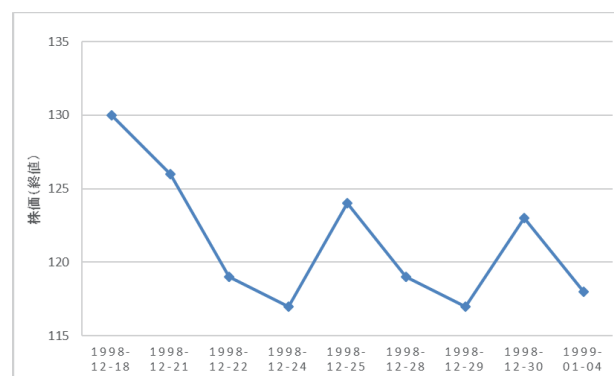


図 6: 某企業の火災事故前後における株価 (終値) の推移 (火災発生日: 1998-12-27)

4. 結論と今後の展望

本研究では、新聞記事データから特定した過去の火災事故事例を用いて、火災による企業財務への影響について分析した。結果として、単純な火災事故の有無だけでは有意な傾向の違いは確認できないものの、新聞記事での報道に一定の特徴を持つ火災に限定した場合、企業財務への影響が有意に大きくなることを確認した。また、業種や新聞記事に関する特徴を複合的に考慮することにより、企業財務への影響の傾向を一定程度予測可能であることを確認した。

今後は、火災事故による株式市場への影響についても分析を行う。今回特定した火災事故事例のうち、財務への影響が大きい火災を 1 つ取り上げ、火災前後における株価 (終値) の推移をプロットしたものを図 6 に示す。実際に、火災発生直後の取引日における株価の下落が確認できる。こうした傾向について、企業財務への影響の大きさととの比較を交えて分析を行い、結果を報告する予定である。

参考文献

- [鈴木 2012] 鈴木 拓人: 化学工場の爆発火災事故の増加とその影響について, NKSJ-RM レポート, 2012.
- [日本経済新聞社] 日経業種分類 (2018-11-30 閲覧)
<https://www.nikkei.com/markets/company/search/gyoshu/>
- [Pedregosa 2011] Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, and E. Duchesnay. Scikit-learn: Machine learning in Python, Journal of Machine Learning Research, 12:2825–2830, 2011.