水害による事業継続リスクの要因分析

齊藤　龍[1]・松島　格也[2]・多々納　裕一[3]・廣野　洋太[4]・関井　勝善[5]・山田　進二[6]

[1]非会員　京都大学特定准教授　防災研究所　社会防災研究部門（〒601-0011 宇治市五ヶ庄）
E-mail: saito.ryu.4k@kyoto-u.ac.jp

[2]正会員　京都大学特定教授　防災研究所　社会防災研究部門（〒601-0011 宇治市五ヶ庄）
E-mail: matsushima.kakuya.7u@kyoto-u.ac.jp

[3]正会員　京都大学教授　防災研究所　社会防災研究部門（〒601-0011 宇治市五ヶ庄）
E-mail: tatano.hirokazu.7s@kyoto-u.ac.jp

[1・4・5・6]非会員　SOMPO リスクマネジメント株式会社（〒160-8338 新宿区西新宿）
E-mail: ksekii@sompo-japan.co.jp

気候変動により激甚化する自然災害のなかで、企業の持続可能な事業継続体制を構築することは喫緊の課題である。本稿では、水害による事業継続リスクの要因を、災害復旧に必要な臨時費用（営業継続費用）に着目し、業種だけでなく、売上などの財務情報や従業員数や工場数などの企業規模などを説明変数にして水害による事業継続リスクの要因やその影響度を分析した。使用したデータは、2018 年の西日本豪雨災害の企業調査データ（アンケート）と東京商工リサーチデータ（TSR データ）である。要因分析の結果、説明変数はアンケートのデータに加え TSR データの企業情報を用いることで、営業継続費用をよりよく説明できた。適切な補償額の規模がわかるような事業継続リスクアセスメントにより、特に財務困難性を抱える企業支援の迅速化や補償ギャップの解消につなげる。

Key Words: *times, italic, 10pt, one blank line below abstract, indent if key words exceed one line*

1. はじめに

気候変動の影響により激甚化する自然災害のなかで、企業の持続可能な事業継続体制を構築することはレジリエンス社会の実現に向けた喫緊の課題である。

これまで、企業の罹災後の資金調達手段と事業復旧に要する期間との相関を明らかにしてきた。特に中小企業において、罹災後の事業継続に必要な資金確保等の財務困難性は、事業復旧を遅らせる要因となっている。事業継続リスクは企業存続に関わる問題である。そのため事業中断が長引くほど膨らむ利益・費用損害に備え、休業・復旧期間にかかる損失をより小さくすることが早期事業再開にとって重要である。また、復旧の遅れがサプライチェーンに波及しやすいグローバル社会では、サプライヤー・バイヤーがサプライチェーンの寸断で生じる構外利益損失（CBI）を最小限に抑えるため、事業継続にかかわる潜在的リスクを早期に検知し、そうした波及損害やそれによって引き起こされる事業中断リスクを、サプライヤー・バイヤーもより定量的に点検できる技術や仕組み作りも求められている。

しかし、サプライチェーンの全体像を把握することが困難であることに加え、政学リスクやパンデミックなど、サプライチェーン周りのリスクが多様で複雑化しているため、企業がさまざまな潜在リスクを的確に把握し、想定外の自然災害がどうサプライチェーンに影響を波及させ企業に間接損害を及ぼすかを精緻に推計することが困難である。特に財務困難企業は間接損害に備えるための資金確保が十分でなく、事業継続リスクが高くなりやすい。適切な補償額の規模がわかるような事

業継続リスクアセスメントができれば、支援を迅速に届ける仕組みやファイナンス支援制度の改善にもつなげられるであろう。事業継続支援・早期復旧に資するフィナンス支援は財務困難格差の解消や事業継続力強化だけでなく災害後のサプライチェーン全体の健全性と持続可能性の確保につながるであろう。事前予防の段階でより細かな支援施策を講じることは、地域社会全体の災害リスク低減につながる。

そこで、財務困難性を抱えた企業支援に資する最適で有効な手段を検討するために、まず企業の事業継続リスクの要因を特定し可視化する必要がある。

一般的に事業の継続性に悪影響を与える可能性がある事業継続リスクの要因としては、①自然災害による施設・設備の破損、インフラのダウン、通信障害など災害要因、②供給不足、生産停止、物流停止 [6]など企業の生産能力や製品提供に影響を及ぼすサプライチェーン要因、③事業運営に支障をきたす人事問題、人為的ミス、人手不足などの人的要因、④企業の収益やキャッシュフローに影響を及ぼす金融市場変動、為替変動、金利変化、市場の不安定性などの金融要因、⑤収益や業績に悪影響を与える取引不履行、信用リスクなど供給者や顧客の信頼性の要因が挙げられる。

本研究では、水害によるサプライチェーン中断で受ける直接・間接被害を対象にし、事業継続リスクの要因を分析する。要因分析においては、業種という属性だけでなく、企業の売上高、利益、資産といった財務情報、従業員数、工場数、事業所数といった企業規模で細分化した属性でも考慮し、要因分析を実施する。使用するデータは、2018 年の西日本豪雨災害を対象に行った企業調査データと、東京商工リサーチ（TSR）データとし、特に災害復旧にかかる臨時費用（追加人件費・仮店舗代・臨時輸送費・緊急避難費など）に着目し、要因分析によって企業属性が早期復旧にどう効果があるのか特徴を調べ、これら臨時費用を推定する線形モデルを構築する。

2. 本研究の基本的な考え方

(1) 事業継続リスク評価の意義

組織が予期せぬ出来事や災害、緊急事態などのショックに直面した際に、事業を安定して運営し続けるために必要な費用を、一般的に事業継続費用（BCE：Business Continuity Expense）と呼ぶ。BCE の具体的な内容は、災害による損失を回復するために必要な費用、すなわち売上げの減少や収益の損失を回復し、事業を元の状態に戻し、事業の継続性を確保するための支出であり主に以下の費目が挙げられる。

＜BCE を構成する費目＞

- 人的リソース費：従業員の超過勤務にかかる超過勤務手当、労働者の臨時雇用にかかる追加人件費、従業員の訓練にかかる費用
- 代替費：損傷した設備、施設や機械等の代替あるいは賃借にかかる費用
- 臨時輸送費・代替商品購入費：営業を継続するために原材料、商品等を緊急で仕入れた場合における緊急輸送費と普通輸送費の差額や割高費用
- 修理費用のうち突貫工事加算料金：復旧工事を早めるための突貫工事と普通工事費の差額
- 一時使用のために購入した什器代：営業継続に必要な什器購入にかかる費用
- 外注加工費：営業継続するために臨時で製造の一部を委託する際に生じる費用

企業は災害により事業が中断した場合でも重要な機能を早期に復旧させるために、事業継続リスクを適切に評価し、事業継続計画（BCP）を策定するいわゆる事業継続マネジメント（BCM）が求められるが、この取り組みを通じて BCE を最適に予算化し、そのリスクをコントロールし最小限に抑えるための対策を講じることが重要である。企業は BCE のリスクにも対処し、保険を含む適切なファイナンスを検討する必要があるが、BCE そのものの評価や要因（説明変数）についてまだ十分に調査されていない。BCE を評価することは、企業が事業継続リスクに対処する手助けをするだけでなく、ファイナンスの組成においても重要である。事業継続リスクの評価によって、企業は潜在的なリスクを特定し、それに対処する計画を策定できる一方、リスクの正確な評価に基づいたファイナンス商品を提供できるようになる点で損害保険会社や金融機関にとっても有益であり意義がある。結果として、企業は適切なファイナンス手段を選択し、事業継続リスクから保護されるだけでなく、コストを最適化し、事業の継続性を強化できるであろう。

(2) 復旧過程に対するファイナンシングの役割

復旧過程における適切なファイナンシングには、財務困難性を抱える企業を支援し、地域社会全体の災害リスクを低減する役割がある。例えば、①財務困難に直面する企業に対して、ビジネスの継続のための資金調達や財務支援の提供することや、②防災設備の整備、コミュニティの教育と意識向上、リスク評価の実施などを通して、地域社会全体でリスク軽減策を実施し、災害の発生確率を低減することなどが挙げられる。これら財務支援とリスク低減策を組み合わせ、持続可能な復旧を実

現することが重要である。企業と地域社会が災害から回復し、将来のリスクに備えるための基盤を築く際に、要因分析を通じて、これらの方向性を進め、企業と地域社会の強化とリスク低減に貢献することが不可欠である。

そこで早期復旧と支援において、要因分析が重要となる。要因分析が早期復旧と支援にとって重要である理由は、次のとおりである。①財務困難に直面する企業や地域社会に対する支援を行う前に、問題の根本原因を明らかにする必要がある。要因分析を通じて、財務困難の原因や災害リスクの根本的な要因を特定し、それに対処できる施策を立案することができる。②要因分析は、将来のリスクを予測し、そのリスクを軽減するための戦略を立てるのに役立つ。これにより、災害や財務危機が発生した際に、迅速かつ効果的な対応が可能になる。③要因分析は、有限な資源を最適に配分するのに役立つ。どの業種や企業規模の組織が最も支援が必要であるかを理解し、リソースを効果的に配置するための指針を提供できる。

適切な補償額の規模がわかるようなリスクアセスメント及び保険金を迅速に支払う仕組みが重要である。

＜提供価値＞

- 事業中断リスクや財務影響を評価できる。
- 補償の効果、企業への寄与度（レジリエンスの向上度）を定量的に評価できる。
- 財務困難性を抱える企業への効果を定量化できる。
- インシデント発生後、迅速に事業継続支援できる。
- リスクを分類し、わかりにくい不透明なリスクを可視化は、民間セクタやパブリックセクタがどういう役割分担で支援できるのか議論・検討できる。
- 重大事故の発生から緊急時の融資制度などを受けることができるまでの空白期間を明らかにし、どういうソリューションが必要かを議論できる。

(3) 事業継続リスクにおける保険商品の現状と課題

損害保険会社は、自然災害による被災財物の査定に時間がかかる場合がある。その理由は、いくつかの要因に起因している。風災、洪水、地震、火災などさまざまな自然災害による建物損害は多様で複雑である。それぞれの災害に対応した専門知識が必要であり、査定担当者は被害の種類に応じて対応する。また、災害による被害範囲の評価に時間がかかる。査定担当者は建物の全体的な被害を詳細に調査し、その範囲を正確にする必要がある。これには建物の構造、基礎、屋根、壁、設備などの要素を調査するため時間を要する。また、被災地域へのアクセスが制限されたり、危険が伴ったりすることがあるため、査定担当者は安全な条件下で調査を行う必要があり、アクセス確保や安全性確認に時間がかかる。そして、査定の正確性と透明性を確保するために、証拠の収集と文書化、被害の写真や報告書などを収集し、保険会社および被災者に共有するために時間がかかる。さらに大規模な自然災害の場合、多くの被害が同時に発生するため、保険会社の査定リソースに負担がかかり査定プロセスが遅延する。

これらの要因が組み合わさり、自然災害による建物被害の査定には時間がかかる。保険会社は被害者のニーズを理解し、査定プロセスをできるだけ迅速に進めるよう努力する反面、正確性と公正性を確保するために時間をかける必要もあるという現実がある。

そこで、従来の保険商品とは異なるアプローチを取る形態として、パラメトリック保険（Parametric Insurance）やインデックス保険（Index Insurance）が提供されている。

パラメトリック保険とは、特定の保険事故において事前に定義されたパラメータ（指標）に基づいて補償する保険である。通常、気象データ、浸水深、降水量、地震の震度などの数値的なパラメータが使用される。査定プロセスにおいては、保険契約では、特定のパラメータが事前に設定され、そのパラメータが特定の閾値を超える場合、補償が支払われる。補償は、パラメータが超過した場合に事前に定めた定額の保険金が支払われる場合やパラメータの超過量に基づいて事前に定めた算出式に基づき計算される金額を保険金として支払う場合等がある。この保険金（以下、「指定損害金」といいます。）は、パラメータの確認さえできれば支払うことが可能であり、事実関係の確認や建物被害の査定を待つ必要がない。指定損害金は、事実関係の確認や建物被害の査定を待つ必要がないため、迅速な保険金支払いが可能である。

インデックス保険とは、特定の地域または市場の統計的な指標（インデックス）に基づいて補償する保険である。これには気象指標、農産物の収穫量、株価指数などが含まれる。査定プロセスにおいては、保険契約では、指標が事前に定義され、指標が特定の条件を満たす場合、補償が支払われる。指標に関連するデータは公開され、独立した第三者によって確認されることが一般的である。特定の指標に基づいて保険金を支払うため、保険会社がリスクを査定する必要が少なく、指定損害金が迅速で透明性が高いと言える。

このように、パラメトリック保険とインデックス保険は、特に気象関連のリスクや農業保険などの特定の分野で使用されている。これらの保険は、従来の損害保険とは異なるアプローチを取り、リスクの評価と保険金支払いのプロセスを簡素化し、迅速な対応が可能となるため、特定の状況で有用

である。しかし、保険契約や指標の設定に関する詳細な検討と理解が必要である。

BCE を評価するためのモデルやツールは、以下の要素を組み合わせて、BCE をより正確に評価し、適切な保険カバレッジを確保する際の基礎情報、手助けになり得る。まず、データ収集については、アンケートやプラットフォームを通じて、BCE に関連する情報、例えば、企業の人件費、売上、資産などの財務情報や、事業所数やロケーション、従業員数、建物の規模などの企業情報を集める。次に、事業継続リスクの評価プロセスにおいて、リスク要因を特定し定量化する。これには、自然災害、サプライチェーンの問題、流通、地域性、サイバーセキュリティの脆弱性などが含まれる。そして、料率の設定に関しては、収集データと BCE のリスク評価に基づいて計算する。例えば、地域が災害多発地域である場合、災害による事業継続リスクが高いと考え、それに応じた料率を設定する。当然、ビジネス環境やリスク状況は時事変化するため、モデルを定期的に監視し、必要に応じて更新と調整を行う。新たなデータやリスク要因が発生した場合、モデルを更新して最新の情報に基づいて保険の設計を行う。指定損害金の設定においては、ベーシスリスク（実際の損害額と保険による補償額との乖離）の低減が求められており、BCE の適切な評価が重要である。

(4) 本研究の位置付け

事業継続に関するリスクは、現状の一般的な保険では完全にカバーされない様々な要素で構成されている。事業復興のために必要な支援は、画一的なアプローチで提供されてきたが、その提供先の範囲や支援の中身には課題があり、限界があると考える。リスクの属性によって異なる特性や影響があり、より細分化されたアプローチが必要であるとともに、これまで見過ごされていたリスクの補償にも焦点を当てた付加価値を提供することが求められている。物的損害に焦点を当てた保険だけでなく、事業継続にも焦点をあてたリスク分析が重要である。つまり、保険業界は従来のリスク評価とカバレッジのアプローチを見直し、より詳細でカスタマイズされたリスク分析と保険商品の開発に向けて取り組む必要があると考える。復興支援を向上させるための新しいアプローチと付加価値が求められている。

本研究では、新しいアプローチや付加価値として、既存保険モデルではまだ適切に考慮されていない BCE の定量評価手法の開発を目指す。今回は、業種の細分化や収集データの高品質化といった従来の精緻化・高性能化より、どのような属性や要因が BCE に影響するのかを調査することに重きをおく。事業継続リスクに影響を与える要因を探し、BCE の評価モデルに組み込むことでより正確な BCE を指定する上でのパラメータを求めることが期待できる。本研究では、要因（説明変数）と BCE はパラメトリックであると仮定し、線形モデルの構築を検討する。この線形モデルは、BCE の保険組成においては、ベーシスリスクの定量化に貢献する。要因を探求することで災害に対する迅速な対応が可能となり、被保険者にとって迅速な支援が得られると期待する。

3. 方法論

回帰分析を使用して因果関係を示すことは、外部への説明において説得力を増す一つの方法である。因果関係を示すことは、リスク評価や保険料の設定などの重要な決定において信頼性を高める要素となる。BCE を評価する線形モデルの構築する上で回帰分析を通じて、特定の要因が結果に与える影響を統計的に示すことができ、これによりリスクの理解と評価が向上する。また、因果関係を示すことで、リスク管理や保険商品の透明性を高め、適切な政策決定をサポートする役割を果たす。説得力のあるデータと統計的な分析は、外部の利害関係者に向けた提案や説明を行う際に重要である。本研究では、まずは要因分析として説明変数の特定と影響度の定量化を行うことを。それらの説明変数の因果推論や因果探索までは行わない。

BCE の線形モデルは、2(1)節で述べたとおり、事業が災害や危機的な状況に直面した場合に業務を続けるために必要な費用であり、BCE を構成する主な費目の和で表せる。

- BCE = 人的リソース費 + 代替設備費 + 賃貸料 + インフラ復旧費用 + その他の経費

本研究では、上式のうち人的リソース費を対象に要因分析を行う。その理由は、後述の検証データとして使用する企業調査データ（アンケート）では、臨時人件費以外の費目についての調査項目がなく、検証データがないためである。そのため、今回は、まずは人的リソース費についての要因分析を次の①～⑤ステップで実施する。

①まずデータの収集を行い、BCE に影響を与えると考えられる属性や変数に関する要因（説明変数）を検討する。BCE を説明する要因の候補として、まずは BCE と親和性が高い復旧期間のみで試み、次に企業調査データのさまざまな費目を、そして企業調査データの費目に加え TSR データの費目が BCE に介入する効果を評価する。

②線形モデルの設計については、以下の重回帰モ

デルで検討する。

- BCE（人的リソース費） = β_0 + β_1×説明変数$_1$ + β_2×説明変数$_2$ + ... + β_k×説明変数$_k$

ここで、β_0、β_1、β_2、...、β_kはモデルの回帰係数である。

③重回帰分析により各説明変数の回帰係数、決定係数、T 値などの統計量を推定する。このような統計的アプローチを使用することで、BCE を推定し、要因がその評価に有意な影響を与えるかどうかを確認する。適切なモデル設計とデータ品質の確保が重要である。

④結果の解釈を行う。BCE と各要因の繋がりや影響度を解釈し、BCE に影響を与えていると考えられる有意な説明変数を識別する。

⑤線形モデルの評価は、重回帰分析モデルの決定係数や各係数の正負の意味と整合性で評価し、モデルが実際のデータに適しているかどうかを確認する。要因別で定量評価し、ベーシスリスクの最小化に向けてどのような要因が重要かを議論する。

4. 使用するデータ

(1) 企業調査データ

平成 30 年 7 月の西日本豪雨災害の後、京都大学防災研究所は、豪雨災害による被害の実態及び復興状況とその規定要因を把握することを目的に、広島県、岡山県、愛媛県のおよそ 9000 件の企業を対象に、アンケート調査を実施した。回収数は 1228 件（回収率は 13.7%）で、製造業では 434 件、非製造業では 794 件を回収した。回答が得られた企業の従業員規模構成について、製造業、非製造業ともに、従業員規模が 4 人以下の小規模企業からの回答率が高く 3 割を占め、従業員規模が 300 人以下の中小企業が 9 割以上を占めた [2)]。実勢値との比較から、水害被害を受けた事業所のうち、約 1 割程度から回答が得られたと推定される [2)]。その他、調査の詳細については文献 [2)] に譲る。

表-1 本研究で使用したアンケート情報 [2)] を示す。

アンケート配布先	広島県、岡山県、愛媛県
配布数	8,994
回収数	434（製造業） 794（非製造業） 1,228（合計）
使用した設問	• 企業情報（製造業・非製造業、事業内容、従業員数、売上高） • 浸水深 • 操業能力の復旧までの経過日数 • 所有資産に占める被害の割合 • その他の臨時費用額（応援人件費、超過勤務手当、お見舞金など）

本研究では、BCE を企業調査アンケートや TSR などから得られたさまざまな費目で説明することを目指している。BCE はアンケート費目のその他の臨時費用額（応援人件費、超過勤務手当、お見舞金など）に相当する。これらは人件費に関する内容となっている。一方、BCE に定義される仮店舗代や代替輸送費などについては、アンケートの費目で表現はできない。そこで本研究では、まずは人件費に関する BCE を説明することを目指し、アンケート費目の臨時費用額を被説明変数として設定する。

企業情報の業種に関しては、製造業が 19、非製造業が 13 の事業内容で分類されている。本研究では従業員数や売上高は 10 の整数べき倍（10^n 倍）の階級にクラス化した。これは要因分析でダミー変数として使用するためである。また、企業規模の情報については、一桁オーダの精緻な情報によって分析結果が変わることは期待していない。あくまで補助的な情報にすぎない。事前に得られる情報の精度としても、階級精度で十分分析できる方法論を目指している。

浸水深は主に 0-5m のレンジで分布している [2)]。本分析では、浸水深が 0m のデータも利用する。浸水深の有無情報、要因分析のダミー変数として扱う。土砂災害の有無については、識別せずにすべて利用する。浸水深と被害率の関係は、浸水深が大きくなるほど被害率が大きくなる傾向で、被害率のばらつきは大きい [2)]。

操業能力の復旧までの経過日数に関しては、BI 分析で利用する。有効営業停止日数（EDT）は、営業停止日数の積分値であり（図-1）、この EDT を 365 日で割った値に年間利益額を掛けた値を、本研究では BI による年間利益損失と定義する。

復旧費用額や所有資産に占める被害の割合に関しては、財物の被害を表す費目であり、これらの情報を要因分析に利用する。

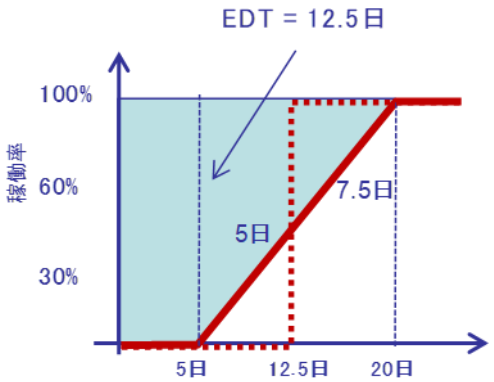


図-1　EDT の算出例（復旧カーブが直線的な場合）

(2) TSR データ

東京商工リサーチ（TSR）の企業情報データ[1)]を、アンケート費目では足りない情報を補うために使用した。TSR データの企業情報や財務情報には、企業コード、商号、所在地（住所番地レベル）、従業員数、工場数、事業所数、業種、売上高、資産額などが格納されている。

＜企業情報＞

- 企業コード、商号、所在地（住所番地レベル）、従業員数、工場数、事業所数、銀行コード、業種など

＜財務情報＞

- 企業コード、決算期、損益計算書（売上、利益、特別損失計、固定資産売却損など）、一般管理費（給与手当、減価償却費、保管料など）など

TSR データからどの費目を分析に使用するのかについては、選択条件の前提として、災害後に迅速に対応できるファイナンシャル手法が求められていることから、災害前に得られる情報を基に分析できること、あるいは災害直後に観測が可能な情報であることが必要である。そこで、本研究では、工場数、事業所数、資産、利益データを要因分析として使用するために選択した。従業員数、売上高は、TSR データのものを使用せず、前出のアンケートデータの階級化されたものを使用する。

TSR データを 2018 年の 3 県（岡山県、広島県、愛媛県）を対象に抽出した結果、データ数は約 4.5 万件となった。その内訳を図 2～4 に示す。業種は主に、建設業や卸売業・小売業が占めている。従業員数は主に 100 人以下の企業規模で占められており、小企業が多い傾向はアンケートの企業規模の分布と同様である。

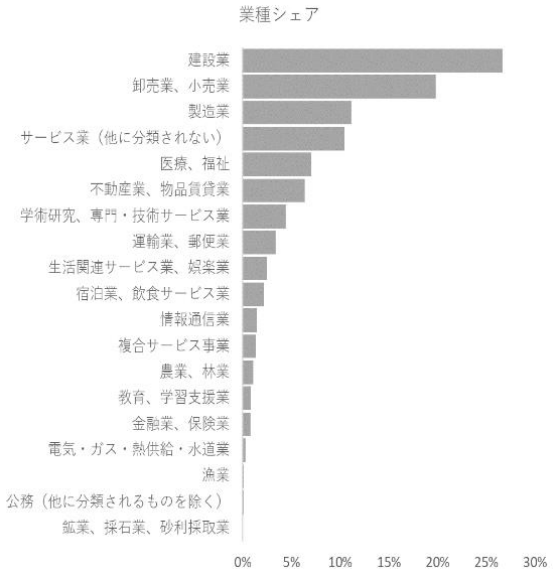


図-2　TSR データの業種別シェア分布

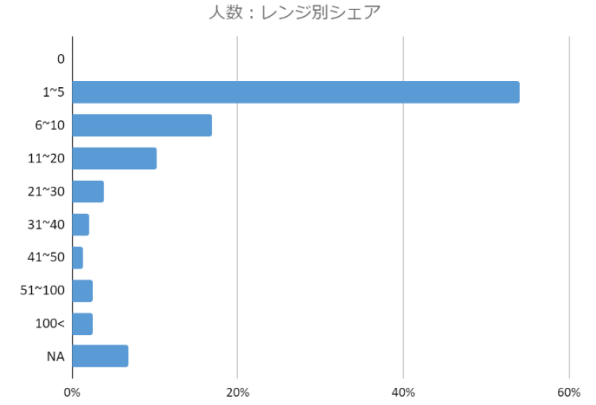


図-3　TSR データの従業員数のレンジ別シェア分布

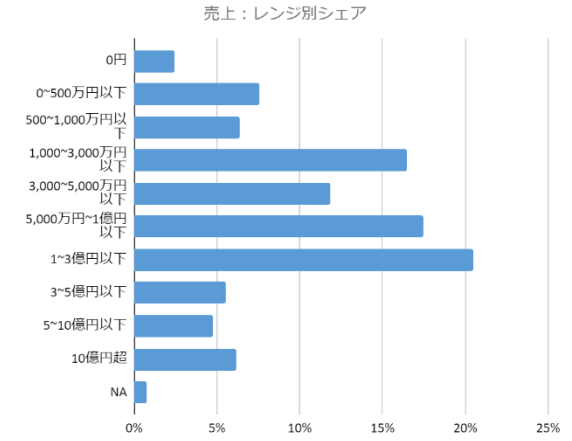


図-4　TSR データの売上高のレンジ別シェア分布

(3) データ結合

アンケートデータと TSR データを、業種、従業員数、売上高、地域名の 4 キーで結合する。前処理として、業種については TSR 業種コード「中分類（100 種）」をアンケートの非製造業（13 種）

及び製造業（19 種）に集約した。また、TSR の従業員数と売上高は、アンケート同様の階級で置きかえた。そして、アンケート 1 件ごとに、その 1 件に結合した多数の TSR データの平均値を紐付ける。これにより、アンケートデータに TSR データに基づく工場数、事業所数、資産、利益の費目が新たに追加されることとなる。

結合処理においては、アンケートデータ全 1228 件の 4 キーが必ずしも TSR データの 4 キーと一致するわけではない。4 キーで結合できたアンケートデータは 179 件であった。サンプル数をなるべく減らさないためにも、本研究では、業種、従業員数、地域名の 3 キーと、業種、地域名の 2 キーを使い、4 キーで結合しなかった残りのアンケートデータを 3 キーで、さらに結合しなかった残りを 2 キーで結合させた。これにより全 1228 件に TSR データを結合した。結合後、アンケートデータ各件にグルーピングされた多数の TSR データをその平均値で置きかえた。

5. 事業停止期間によるインパクト評価

(1) 手法

本章では、BCE 額が BI と線形関係にあるという仮定のもと、BCE 額を BI のみを用いて説明できるかどうかを検討する。その際に使用する BI の評価モデルとして、BI と浸水深の関係に基づいて導出された簡便な BI モデルを使用する。より精緻に検証された BI モデルの評価は先行研究を参照されたい [2)3)]。本研究では、BCE 額が BI で説明できるかという仮説に対して、まずは BCE 額と BI の関係を探求したく簡便な BI モデルを使ったシンプルな実験で仮説検証を行うこととした。

BCE は BI と線形の関係にあると仮定する。つまり、事業停止期間が長ければ BCE 額も増えると仮定し、BI で BCE 額を説明できるモデルを考える。アンケートにも BI に関連する情報はあるが、これは BCE の影響を受けた BI、つまり BCE で復旧期間が短くなったなど、影響を受けた後の BI であるため、相互作用のない独立して求めた BI を使用する必要がある。そこで、営業停止日数と浸水深の関係を調べた既往研究 [4)] を参考にし、本研究のアンケートの浸水深から求めた BI を BCE 額の推定に使用した。また同様に、表-1 で示したアンケート調査の「操業能力の復旧までの経過日数」から導出した営業停止日数で求めた BI も BCE 額推定に利用した。

既往研究の業種ごとの営業停止日数と浸水深の関係 [4)] から、カーブを作成したものが図-5 である。床下浸水と床上 1m 未満までの休業日数は一定とし、それ以上は浸水深に応じて休業日数が長くなるように設計した。また床下浸水は営業停止に影響しないものとし 0 日にした。このようなカーブを業種ごとに作成した。

営業停止日数を 365 日で割ることで求まる事業中断損害率（BI）と従業員 1 人当たりの BCE の関係を線形モデルでフィットさせる。業員数はアンケートの階級化された値をそのまま使用した。

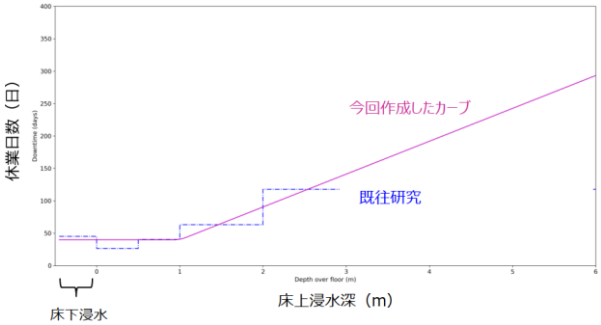


図-5 既往研究 [4)] を参考に作成した浸水深と休業日数（事業停止期間）の関係

(2) 結果

全業種を対象に、アンケートデータの BCE と既往研究の BI の関係（図-6(a)）と、その関係について、アンケートの BCE の上限値で BCE を正規化した関係（図-6(c)）をプロットした。それぞれのプロットについて直線の線形モデルでフィットさせたモデルを図中に破線で示した。このフィットモデルとアンケートの BCE の関係が、それぞれ図-6(b)(d)である。実際の損失とモデルで求めた損失の乖離を評価するもので、ベーシスリスクの評価の参考にもなる。全 BCE 額はばらつきが大きい。

そのばらつきを考慮するため、図-6(e)では線形モデルを直線ではなく、BCE のばらつきをベータ分布で表現し、その期待値をプロットしたモデルでフィットさせ、従業員数で割った一人当たりの BCE 額を示した。さらに図-6(f)では、前節の BI と浸水深の関係を使い、浸水深と BCE の関係を示した結果である。浸水深から一人当たりの BCE 額を推定することができる。

全業種（図-6）と同様の方法で、製造業（図-7）、非製造業（図-8）について分析した。その結果、製造業は BCE 額が非製造業よりも小さい傾向となった。

一方、表-1 で示したアンケート調査の「操業能力の復旧までの経過日数」から導出した営業停止日数で求めた BI を使った BCE 額（図-9）は、既往研究に基づく BI を使った BCE 額（図-6(e)）より、BCE 額の大きさがやや大きい。

次に、表-5 に示す業種グループごとの浸水深と BCE の関係を図-6(f)と同様の方法で求めた。その結果、非製造業においては、小売りなど（N4～6, N11）の BCE が大きい。一方、製造業においては化学や石油産業（M7～11）以外は、データ数が少なく分析できなかったため分析できなかった。

表-2　全業種で使用したデータ数の推移。分析では 77 サンプルを使用した。

データ数= 1228 全業種
データ数= 291 浸水あり
データ数= 77 被害ゼロ除外

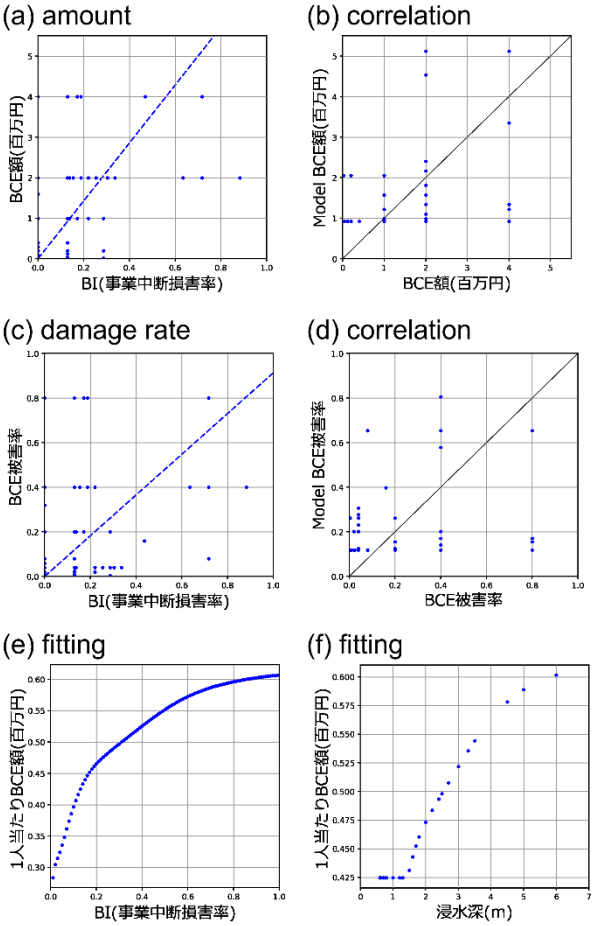


図-6　全業種を対象に、(a)BI と BCE 額の関係、(b)BCE 額と線形モデルでフィットした BCE 額、(c)(d)はそれぞれ(a)(b)と同様だが、BCE 額を BCE の上限値で正規化したもの、(e)BI と一人当たりの BCE 額の関係、(f)浸水深と一人当たりの BCE 額の関係。

表-3 製造業で使用したデータ数の推移。分析では 20 サンプルを使用した。

データ数= 389 製造業
データ数= 81 浸水あり
データ数= 20 被害ゼロ除外

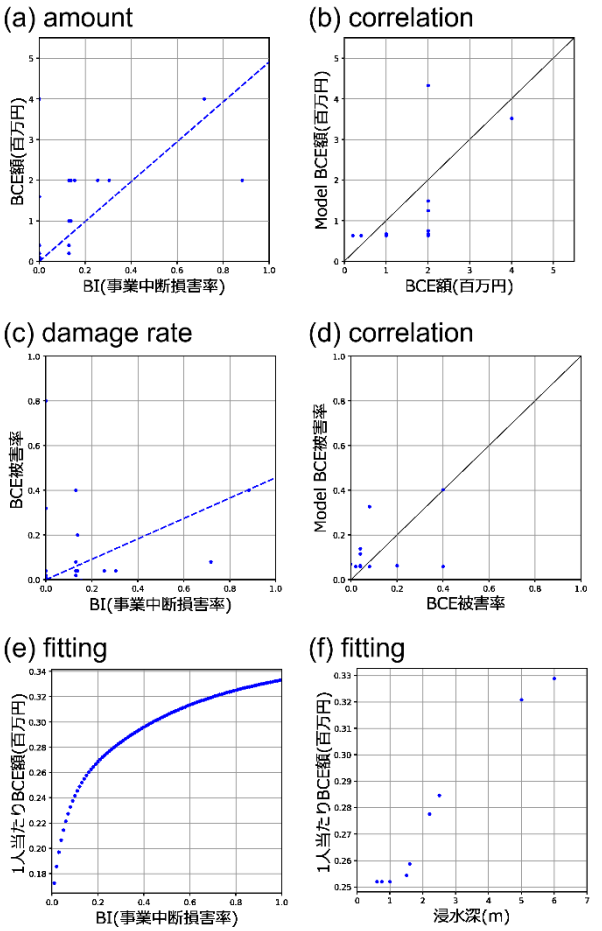


図-7　図-6 と同様、ただし製造業が対象。

表-4　非製造業で使用したデータ数の推移。分析では 53 サンプルを使用した。

データ数= 582 非製造業
データ数= 188 浸水あり
データ数= 53 被害ゼロ除外

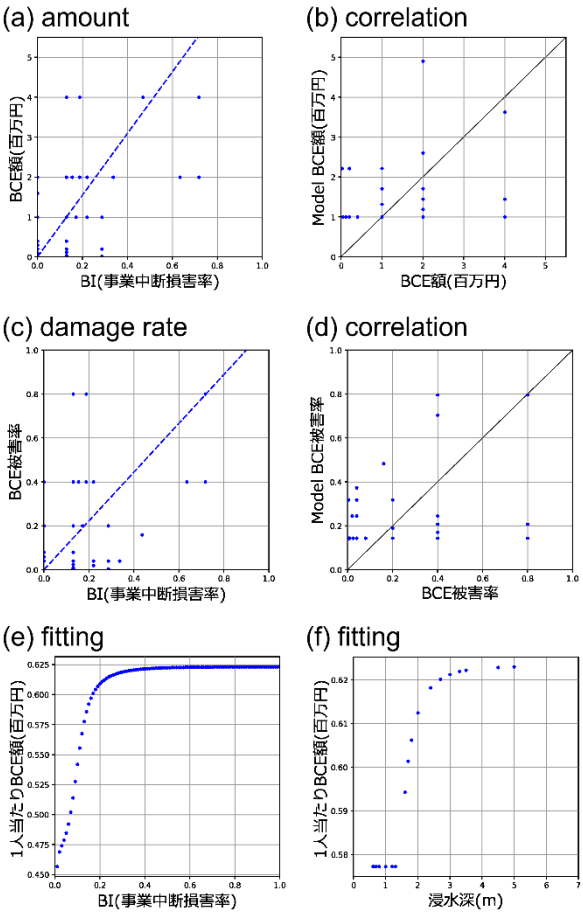


図-8　図-6 と同様、ただし非製造業が対象。

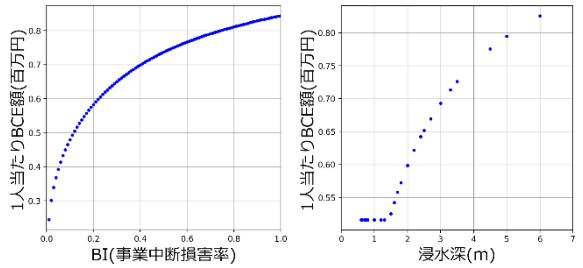


図-9 パネル(左)(右)はそれぞれ図 6(e)(f)と同様、ただし(左)の BI はアンケートデータを使って求め、それに基づき浸水深との関係(右)を求めた。

表-5　業種の記号（非製造業 N1～13、製造業 M1～19）と業種名のリスト。図-10 や表 8～11 で使用する。

記号	業種名
N1	建設業
N2	情報通信業
N3	運輸業・郵便業
N4	卸売業・小売業
N5	金融業・保険業
N6	不動産業・物品賃貸業
N7	宿泊業・飲食サービス業
N8	医療・福祉
N9	教育・学習支援業
N10	その他の対個人サービス業
N11	その他の対事業所サービス業
N12	その他の公共サービス業
N13	その他

M1	食品加工業
M2	繊維工業
M3	木材・木製品製造業
M4	家具・装備品製造業
M5	パルプ・紙・紙加工品製造業
M6	印刷・同関連業
M7	化学工業
M8	石油・石炭製品製造業
M9	プラスチック製品製造業
M10	ゴム製品製造業
M11	窯業・土石製品製造業
M12	鉄鋼業
M13	非鉄金属製造業
M14	金属製品製造業
M15	一般機械器具製造業
M16	電気機械器具製造業
M17	輸送用機械器具製造業
M18	その他の製造業
M19	その他

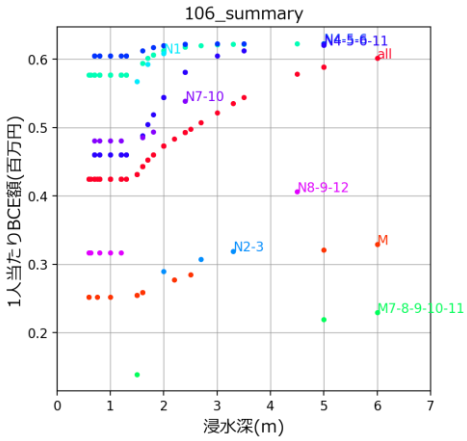


図-10　図-6(f)と同様、ただし業種分類別

(3) 考察

線形モデルの妥当性については、前節で示したとおり、BCE の線形モデルは実測値からの乖離やばらつきが大きく、まだ説明できているとは言えない。使用したアンケートデータそのものにばらつきが含まれているため、線形モデルのばらつきをより小さくすることに限界がある。理想としては、ばらつきがある中でも、図-6～8(b)で示した実測とモデルの関係において、モデル結果が 1:1 の直線周りになるべく分布する傾向になることが望ましい。しかし、そうした傾向が今回の結果からは見られなかった。その理由として、説明変数として BI では説明が難しく、BCE を説明するための適切な要因が他にも存在する可能性が考えられる。そこで、次章では、他の説明変数を考慮した要因分析を重回帰分析で行う。

6.　重回帰分析による要因分析

(1) 手法

前章では、BCE 額を予測する線形モデルを検討したが、本章では複数の説明変数を使った重回帰分析で線形モデルを説明する。重回帰分析はモデ

ルで予測を当てるだけではなく、BCE に影響を及ぼす要因を抽出し、それぞれの要因が BCE にどの程度影響を及ぼしているかを分析することで、線形モデルに適切な説明変数を評価することができる意味でも重要である。要因分析を実施することで、BCE を理解し、それぞれの要因が BCE に及ぼす影響度を把握し、BCE 額の予測のための具体的な手法を策定する上で、何に焦点を当て、何を優先すべきかを判断することが可能となる。

要因分析の手順は、まず、BCE の要因となりうる説明変数を挙げる。アンケートデータからは、階級化された従業員数と売上高、業種名、浸水深、被害率などが挙げられる（表-6）。また、TSR データにはあるが、アンケートデータにはない、BCE の説明変数の候補として考えられそうな費目として、本研究では、比較的事前に得られやすい情報である、工場数、事業所数、利益額を挙げた。TSR データには、BCE を構成する成分と考えられる費目、給料手当、水道光熱費、通信費、賃借料、消耗品費、修繕維持費、その他一般管理費、特別損失計があるが、これらの情報は、事前に詳細に企業に財務状況をヒアリングする必要があるため、本研究では説明変数の候補外とした。

要因分析は、次の 2 種類、アンケートデータのみとアンケートデータに TSR データから選んだ費目を加えた要因分析を実施し、違いを比較することで、要因の影響度を考察する。

表-6　被説明変数・説明変数の設定

変数名	アンケート項目名	TSR 費目名
被説明変数	臨時費用（BCE）	－
説明変数１	業種	－
説明変数２	浸水深	－
説明変数３	被害率	－
説明変数４	売上高	－
説明変数５	－	工場・事業所数
説明変数６	従業員数	－
説明変数７	－	利益
説明変数８	－	資産

次に、要因の候補として挙げた説明変数間での関係性を調べる。それぞれの要因がどのように関連し、BCE への影響度を定量的に見るため、説明変数間の相関行列を作成する。説明変数間で相関が強いものは多重共線性の可能性があるため、相関の強い説明変数をどれか一つに絞る。

最後に、挙げた説明変数が本当に BCE の鍵となる要因であるかを確かめる。上で挙げた説明変数を使って、BCE を重回帰分析で評価し、BCE 額の実測値と重回帰モデルで求めたモデル値とを比較し、モデルの性能を検証する。重回帰分析では、従業員数、売上高、業種名、被害の有無をダミー変数とした。

説明変数の組合せを、表-7 のように 4 ケース設定した。

表-7　重回帰分析で使用する説明変数

ケース	使用した説明変数	ダミー変数
1	１～４	業種、売上高、被害有無
2	１～５	業種、売上高、被害有無
3	１～５	業種、売上高、被害有無、浸水深
4	１～６	業種、売上高、被害有無、従業員数

(2) 結果

BCE 額（被説明変数）と要因（説明変数）の結びつきの強さを相関行列で調べる（図-11）。相関係数が 0.6 以上と比較的大きい説明変数の組合せは、次の 4 変数、利益、資産、売上高、従業員数である。多重共線性の観点から、重回帰分析では 4 変数すべてを同時に説明変数に採用しない。従業員数や売上高は企業規模を事前に知れる基礎情報であるが、資産や利益は事前に知ることが難しいため、説明変数から除外した。

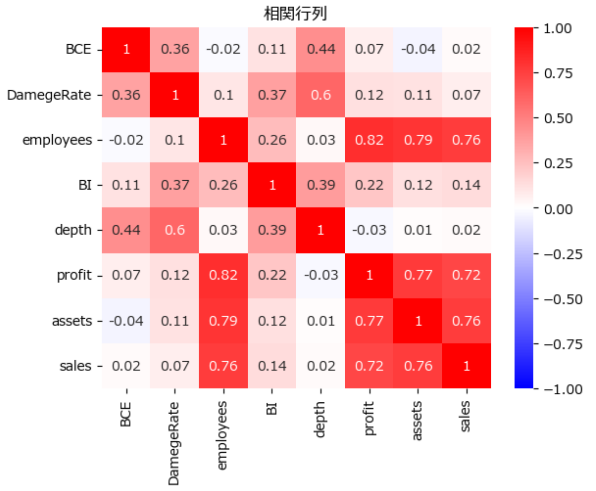


図-11　被説明変数（BCE）と説明変数の相関行列

重回帰分析を 6 つの説明変数（表-6、説明変数１～６）を使い、表-7 に示した 4 ケースの組合せで行った。その分析結果の統計値をそれぞれのケース別に表-8～11 に示す。

表-8　重回帰分析結果ケース１：工場・事業所数なし

R2 = 0.991
AIC = 2

	coef	std err	t
DamegeRate	2.019e+00	4.234e-01	4.770
depth	-3.652e-01	8.907e-02	-4.100
N1	2.895e-01	1.675e-01	1.729
N2-3	6.402e-02	1.158e-02	5.527
N4-5-6-11	9.198e-02	3.690e-02	2.493
N7-10	-2.724e-01	7.587e-02	-3.590
N8-9-12	7.659e-02	1.365e-02	5.612
N13	1.880e-15	3.488e-15	0.539
M7-8-9-10-11	4.528e-01	7.391e-01	0.613
M12-13-14	-2.416e-01	7.744e-02	-3.119
M15-16-17	7.705e-02	1.203e-02	6.406
M18-19	8.312e-02	2.097e-02	3.963
Sales_10	-4.418e-02	1.057e-02	-4.178

表-9 重回帰分析結果ケース２：工場・事業所数あり

R2 = 0.881			
AIC = -38			
	coef	std err	t
DamegeRate	3.451e-02	2.760e-02	1.251
depth	3.397e-02	3.586e-02	0.947
N1	4.165e-01	2.089e-01	1.993
N2-3	3.149e-01	1.907e-01	1.651
N4-5-6-11	5.729e-01	2.071e-01	2.766
N7-10	5.379e-01	2.020e-01	2.663
N8-9-12	3.417e-01	1.909e-01	1.790
N13	9.642e-17	6.019e-17	1.602
M7-8-9-10-11	4.737e-01	2.029e-01	2.334
M12-13-14	3.993e-01	1.918e-01	2.081
M15-16-17	4.108e-01	1.915e-01	2.145
M18-19	4.523e-01	1.935e-01	2.337
Sales_10	-1.582e-01	2.007e-01	-0.788
Factory_N	-4.221e-01	1.451e-01	-2.909

表-10 重回帰分析結果ケース３：浸水深を階級別でダミー変数

R2 = 0.966			
AIC = 2			
	coef	std err	t
DamegeRate	1.906e+00	4.562e-01	4.179
N1	9.737e-01	2.968e-01	3.281
N2-3	9.287e-01	3.020e-01	3.075
N4-5-6-11	8.495e-01	2.816e-01	3.017
N7-10	4.125e-01	1.996e-01	2.066
N8-9-12	9.175e-01	2.940e-01	3.121
N13	1.586e-14	4.239e-15	3.742
M7-8-9-10-11	3.784e-01	3.549e-01	1.066
M12-13-14	3.802e-01	1.925e-01	1.975
M15-16-17	9.955e-01	3.082e-01	3.230
M18-19	1.033e+00	3.171e-01	3.259
d_0.5-1m	-9.800e-03	1.144e-02	-0.857
d_1-3m	2.396e-01	6.157e-02	3.891
d_3-5m	-2.984e-01	2.093e-01	-1.426
d_5-m	-5.980e-01	4.038e-01	-1.481
Sales_10	-8.120e-01	2.773e-01	-2.928
Factory_N	-3.098e-01	7.853e-02	-3.945

表-11 重回帰分析結果ケース４：従業員数をダミー変数

R2 = 0.981			
AIC = 119			
	coef	std err	t
DamegeRate	4.689e+00	7.030e-01	6.670
depth	-8.071e-01	1.452e-01	-5.557
N1	1.706e+00	7.689e-01	2.218
N2-3	-2.752e-02	4.166e-02	-0.661
N4-5-6-11	2.693e-01	2.430e-01	1.108
N7-10	-1.638e+00	3.910e-01	-4.188
N8-9-12	-2.188e-02	2.460e-01	-0.089
N13	1.655e-15	3.410e-16	4.853
M7-8-9-10-11	5.108e-01	5.734e-01	0.891
M12-13-14	-1.950e-01	9.327e-01	-0.209
M15-16-17	-1.513e-01	2.414e-01	-0.627
M18-19	-1.855e-01	3.503e-01	-0.530
Employees_10	2.112e-02	2.368e-01	0.089
Sales_10	-8.583e-01	1.268e-01	-6.768
Factory_N	2.629e+00	4.129e-01	6.366

ケース 1 と 2 の説明変数を使った分析結果の比較、つまり TSR データの工場数を分析に使用するか否かの違いの比較から、AIC はケース 2 の方が小さい。ケース 2 の AIC は 4 ケースの中でも最も小さく、モデルの適合度が高い。また、ケース 1 は、浸水深の回帰係数が負であり、浸水深が大きいほど BCE の減少に寄与することを意味する。一方、ケース 2 は浸水深の回帰係数が正であり、浸水深と BCE が正の相関であることを示す。

ケース 3 の結果は、浸水深をダミー変数にすることで、浸水深の階級別に BCE への寄与率や相関を調べることができる。浸水深の T 値は、1-3m の浸水深が最も大きく、BCE への説明力が他の浸水深より強いことを示唆している。ただし、1-3m 以外の浸水深の回帰係数が負のため、BCE を浸水深別で解釈することは難しい。

ケース 4 は、従業員数をダミー変数にした結果であるが、AIC は他のケースよりも最も大きく、浸水深の回帰係数も負であり、モデルの説明が困難である。また、従業員数の T 値も小さく説明力に乏しいことがわかる。また、相関行列（図-11）からも、従業員数は多重共線性が強い 4 つの説明変数の一つであり、売上高と高い線形関係にあり、結果を歪めている可能性がある。

どのケースも、被害率の回帰係数は正で、売上高の回帰係数は負となった。

決定係数については、本研究では説明変数やダミー変数を多く使用したため、R2 が高い値をとる傾向となった。

図-12～図-16 は、ケース別の分析結果（表-8～11）に対応するアンケートの実測 BCE と重回帰分析の回帰係数で求めたモデル BCE の関係を示す。ケース 2（図-13, 14）の散布図は、比較的 1 対 1 の周辺に分布しているが、1 人当たりの BCE 額が大きいほど、モデル推定値がやや過小評価の傾向となっている。他のケースの分布は、BCE 額が小さいほど、モデル推定値が過大に乖離した。

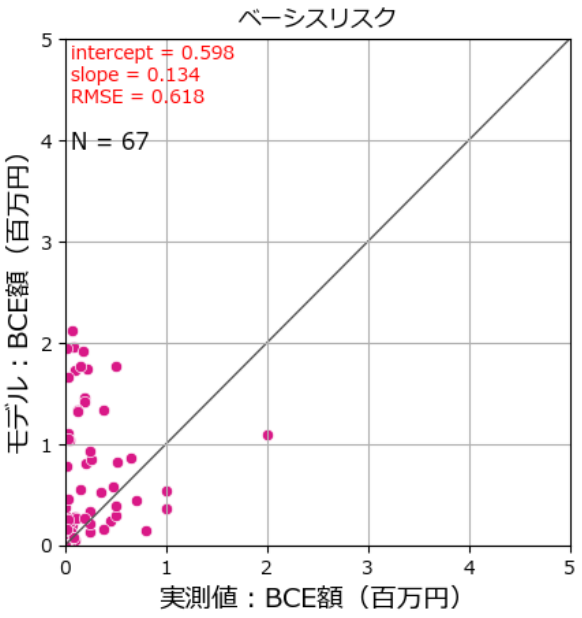


図-12　重回帰分析結果ケース 1 のアンケートの BCE 額（実測値）と重回帰モデルで求めた BCE 額

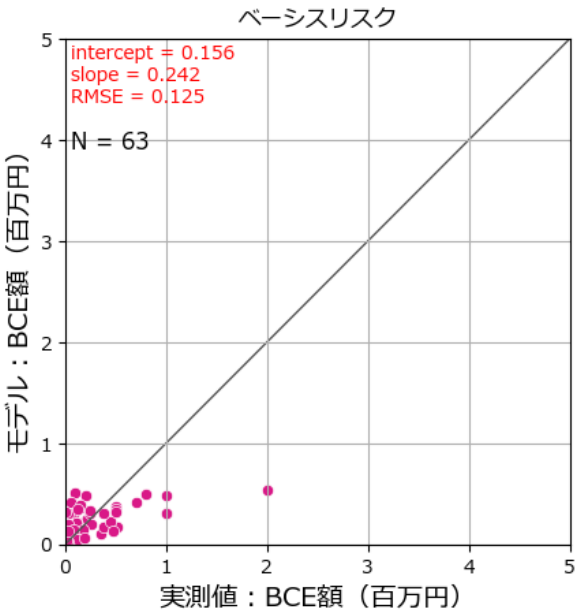


図-13　図-12 と同様、ただしケース 2

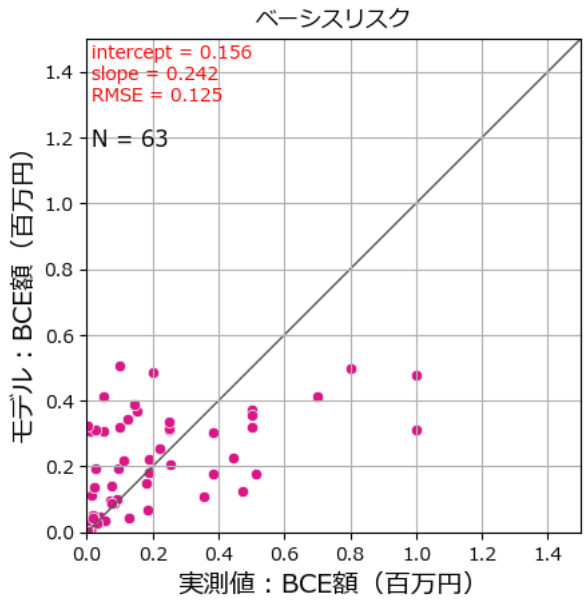


図-14　図-13 と同様、ただし拡大した。

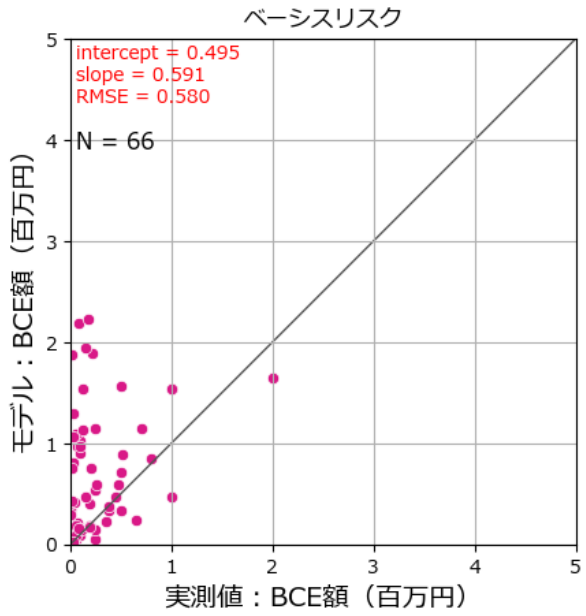


図-15　図-12 と同様、ただしケース 3

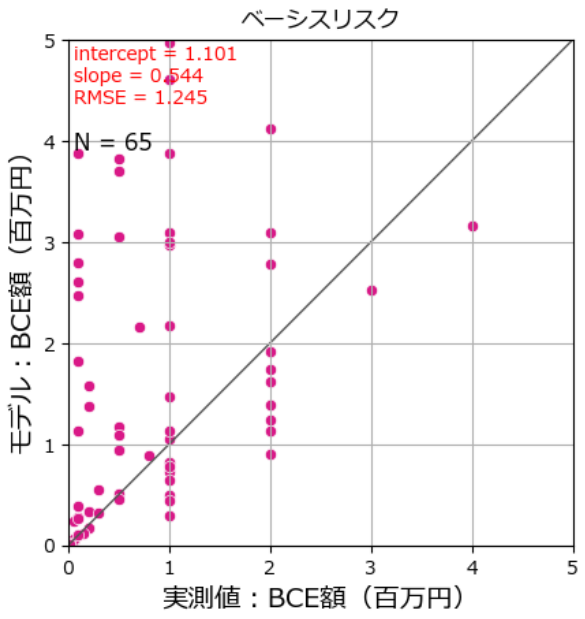


図-16　図-12 と同様、ただしケース 4

(3) 考察

最後に、重回帰分析結果の解読を行う。前章の BI による BCE の影響評価の結果よりも、説明変数に売上高、浸水深、被害率を加えることで、ケース 1 のように BCE のモデル値は実測値の周りに分布するようになった（図 - 12）。さらに、ケース 2 のように、TSR データを使った補足情報である工場数を説明変数にし、重回帰分析を行ったところ、よりよく説明でき精度の向上に寄与した（図-13）。浸水深は 1-3m の階級で最も BCE 学への影響度が大きかった。売上高については、BCE と負の相関であった。売上高が大きい企業は、一般的に規模の比較的大きいと考えられ、中小企業など企業規模で BCE のモデル推定を分離することができる。また、売上高については、BCE など臨時費用が企業の売上高に対する一時的な負担となり、復旧期間の売上を減少させる可能性があり、BCE と売上高が負の相関であると考えられる。工場数についても BCE と負の相関になった。工場数・事業所数が多いほど BCE 額が小さくなるわけであるが
、もし工場・事業所が被災地から遠く離れた場所に位置するのであれば、代替が効くため BCE 額が小さくなったとも考えられる。しかし、TSR データからは工場・事業所の位置情報は載っていないため、推察の域をでない。

また、散布図の右下（下側の右端）の象限は、実際の損害額より低い保険金の支払いを示し、損害が完全に補填されないリスクがある。一方、左上（上側の左端）の象限は、実際の損害額を超える保険金の支払いを示し、被保険者に利益が発生するリスクがある。この評価に基づいて、事業継続リスク管理の戦略や保険政策を適切に調整し、事業の継続性を確保するために必要な手段を検討することが重要である。

7. おわりに

(1) BCE の不確かさ

BCE の実測値の不確かさに関して考慮すべきポイントとして、実際の BCE 額は不明確である点が挙げられる。例えば、もしその組織がより多くの資金を持っていた場合、BCE に対してより多くのリソースを投入できた可能性があるし、その逆も考えられる。企業は、自身の規模や財務状況に応じて、BCE へのアプローチが異なる。大企業は剰余資金が比較的多い傾向があり、BCE に充てられる可能性が高い一方、中小企業は資金が制約されていることがあり、BCE に充てられない場合も考えられる。このような不確かさを解決するために、BCE が不十分なケース、例えば早期復旧できた企業や売上の減少が抑えられた企業など、特定の成功事例と、それ以外の事例で分けて考えることが重要である。これにより、BCE の効果をより正しく評価できると考えられる。一方、災害の性質に起因する BCE の不確実性については、複数の災害シナリオや影響度に基づいて BCE を評価し、不確実性を評価することが重要となる。これらのアプローチを通じて、BCE の評価をより信頼性の高いものにし、適切なリスク対策を展開し、最適なリソース配分戦略を検討することが可能と考える。

(2) 今後の展望

本研究では、事業が災害や他の外部要因によって中断された場合に、事業の連続性を維持するために必要な従業員の人件費に着目した BCE 額を評価した。今後、本手法を冒頭で挙げた他の BCE の構成要素である代替施設の借り入れ、必要な資材の調達、臨時輸送費などの他の臨時費用の評価にも適応できる。また他の災害、地震などの洪水以外のペリルにも実装し、より包括的なリスク管理の枠組みの構築を目指す。

また、BCE 評価は、事業の BI・CBI ロスの評価にも活用できると考える。特に CBI フラジリティは、事業が外部要因によって中断された場合における、事業継続に関するリスクや脆弱性を評価する際に必要である。それに際して、BCE を適切に評価し、事業の継続性や復旧計画に活かすことで、CBI の評価やそれに関する適切な事業停止期間の推定に貢献を果たせるであろう。なおかつ事業が災害などの外部要因に対してどれだけロバストであるかを把握し、事前に対策を講じるための基盤情報として活用できると考える。また、BCE に影響する要因の分析を通じて、回復能力を高め事業を継続するためのプロセスを、各要因に優先順位をつけながら検討できる。ひいては BI や CBI に備えるために必要なリソースの確保と実施プロセス

の確認に役立つであろう。

他方、CBI フラジリティには、BCE だけでなく、災害後の耐久財や必要財への消費パターン、デマンドサージの考慮も必要で、これらの考慮によってより正しい CBI ロスの見積もりが可能になると考える。災害発生後、事業は復旧過程において必要な資材や耐久財の調達を検討する必要があり、これらの供給が途絶えると、事業回復が遅延する可能性があるからだ。したがって、耐久財や必要財の供給パターンを評価し、供給の安定性を確保することが重要となる。また、一部の商品やサービスへの需要が急増するデマンドサージに事業主が対応できるよう、需要の変動を予測し、適切に対処する計画を策定することも重要である。そのため、今後、これら BCE 以外の検討が、CBI を考慮した事業継続性計画の策定やリスク管理の一環として重要となる。

(3) 課題

BCE 評価モデルの高性能化に向けては、アンケート調査（サンプル）を増やし、企業規模や業種におけるさらなる細分化が必要である。業種の種類に起因する災害リスク特性には違いが存在することを考慮し、業種別の災害リスク特性を踏まえた BCE の評価が重要である。業種別のより信頼できる BCE の予測結果の提供によって、各業種に合わせた BCE に関する保険プレミアムやカバレッジの検討が可能になるであろう。一方、アンケート調査の質においては、まず項目を柔軟にカスタマイズし災害イベントに合わせて BCE 評価に必要な情報を収集することが必要である。これにより実際に必要な BCE 額からの乖離リスクを低減できる。またアンケート調査の対象イベントについては、特定の災害イベントに偏ることを防ぐために、他の災害イベントについても企業調査を実施し、本研究と同様の分析を実施することで、BCE の評価がより標準的な結果に収斂し、モデルリスクの低減に繋がると考える。より標準的なモデルへと導いていくことが重要である。

また、検証データについては、アンケート以外のさまざまな情報源の活用も検討する必要がある。アンケート調査の無回答を補完する代替データの活用、本研究では TSR データで検討したが、他にも、さまざまな代替データを収集するための体制を整備していくことも重要である。特に災害後の社会の復旧に関連性の高い社会活動がトレースできる検証データが望ましい。例えば、SNS、取引データ、財務データ、物流データ、工場・事業所数、インフラ施設・電力供給などが挙げられよう。必要なデータをより多く取得するプラットフォームや半自動スクレイピングなどとの連携へと展開することも必要であると考える。そうした代替データの使用は、階層化されたアンケート項目（従業員数、売上高など）に対する補強、インピュテーションあるいはギャップフィルへの適応といったサンプル数を減らさない工夫だけでなく、BCE に介入しそうな情報を精査して、過不足のない有意な説明変数の設定にも役立つであろう。

有益な検証データのひとつとして、財務情報が挙げられる。もし収集が可能であれば、比較的財務的に困難な状況にある企業とそうでない企業について、補償前後のビジネスインパクト（BI 補償の有無による復旧速度の違い）、差の差分析の検討ができ、補償の有無による復旧への影響を定量化・可視化することもできるであろう。ここで、財務情報から BI と CBI の違いを識別することが重要である。　本研究で検討した人件費だけでなく、仮店舗や物流・輸送 [5] など、他の BCE による包括的な BCE の評価ができれば、組織の災害リスク管理策の優先順位を設定するに際し、事業継続リスクの評価や低減策の方針設計に役立つ。

謝辞：本研究は株式会社東京商工リサーチ(TSR)のデータに基づいて分析した。

REFERENCES

1) 株式会社東京商工リサーチ: TSR 業種コードブック, 2015
2) 黒田望,梶谷義雄,多々納裕一: 浸水時における事業所資産のフラジリティ曲線の推計: 平成 30 年 7 月豪雨を対象として, 土木学会論文集, 76 巻,1 号, pp. 70-80, 2020
3) 黒田望, 梶谷義雄, 多々納裕一: 平成 30 年 7 月豪雨後の産業部門における売上回復過程の統計分析, 78 巻, 1 号, pp. 48-62, 2022
4) 木村秀治, 石川良文, 片田敏孝, 浅野和広, 佐藤尚: 都市型水害における事業所被害の構造的特質に関する研究, 土木学会論文集, 62, 2 号, pp. 88-100, 2007
5) コーイストラ・ロビン, 小池和弘, 田中祐史, 三井康行: 交通ネットワークを考慮した SCGE モデルによる地震災害の被害計量化の枠組み, 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2023 巻, 第 37 回, 2023

(Received July 1, 2022)
(Accepted November 1, 2022)

ANALYSIS OF FACTORS CAUSING BUSINESS CONTINUITY RISK DUE TO FLOODING

Ryu SAITO, Kakuya MATSUSHIMA, Hirokazu TATANO, Yota HIRONO

Katsuyoshi SEKII and Shinji YAMADA

It is an immediate challenge to build up a sustainable business continuity governance of corporate organizations against natural disasters, which are becoming more severe due to climate change. In this paper, we identify factors contributing to business continuity risk due to floods using multiple regression analysis with post-disaster business continuity expenses (BCE) as the objective variable. The analysis was conducted using the explanatory variables of corporate attributes such as industry, financial information, and size of the company. By examining factors that are effective in reducing business continuity risk, the relationship between the recovery curve and business continuity expenses is explained. If the appropriate amount of BCE compensation can be estimated, it will contribute to business continuity risk assessment, such as expediting support for companies with financial difficulties and closing the compensation gap.