

企業単位のエージェントシミュレーションモデルによる水害が サプライチェーンに及ぼす影響の推計 - 平成 30 年 7 月豪雨を事例として -

楊少鋒*, 小川芳樹**, 池内幸司***, 柴崎亮介**

A firm-level agent simulation model to evaluate the impact of floods on supply chains - a case study of the 2018 Japan Floods -

Shaofeng Yang*, Yoshiki Ogawa**, Koji Ikeuchi***, Ryosuke Shibasaki**

Abstract: This study proposed a model for firm-level agent simulation that allows for the estimation of time-series changes in the impact of supply chain (SC) disruptions caused by floods. The proposed model considers (1) post-disaster firm recovery, (2) changes in business relationships between firms, (3) substitutability of firms' suppliers, and (4) post-disaster changes in demand. Taking the heavy rainfall in July 2018 as a case study, the model is applied to the SCs of approximately 1.4 million firms to simulate SC disruptions. Furthermore, the simulation results were compared with actual economic indicators (industrial index and final demand price index) to verify the simulation results.

Keywords: マルチエージェントシミュレーション (multi-agent simulation), サプライチェーンリスクマネジメント (Supply chain risk management), 災害被害 (Disaster impact), 災害復興 (Disaster recovery), 企業間取引データ (Inter-firm transaction data)

1. はじめに

近年、水害に起因するサプライチェーン (SC) 寸断の発生頻度は増加傾向にある (AON, 2021). 特に東南アジアでは、他の地域と比較して水害の頻度が著しく高い (Winsemius et al., 2015). 例えば日本では、平成 30 年 7 月豪雨、令和元年台風、令和 2 年 7 月豪雨など甚大な経済損失をもたらす水害が相次いで発生している. 水害によって被災企業の生産活動は停止または停滞することがある. SC を通じて全国や世界中の企業にその影響が波及し、地域間の経済活動に影響を及ぼす (Manuj et al., 2008). そのため、SC 寸断の被害は、被災企業が被る直接的被害よりも SC を通じて間接的に波及する被害が大きくなる傾向がある (Koks and Thissen, 2016). 水害による SC への被害を明らかにするために、SC に対する直接被害及び間接被害の両方を考慮した経済被害の推計する手法が必要である.

既往研究ではいくつかのアプローチが提案されており、主に産業連関 (IO) モデル、計算可能一般

均衡 (CGE) モデルなどの経済モデルを用いて、被災地が受ける直接被害が SC を通じて間接的にマクロ経済に対してどれだけ影響を与えるかを推定するものである (Botzen et al., 2019). これらの手法は災害被害分析においてよく用いられており、十分に立証されたアプローチである. IO モデルは、異なるセクターの中間投入と生産の取引の流れを捉えた産業連関表を用いて、自然災害によるあるセクターの損失が他のすべてのセクターの生産にどのように影響するかを推定するものである (Koks and Thissen, 2016). 一方、CGE モデルに関しては、経済の主体が安定した行動を取ることを前提に、需要と供給関数の均衡状態を仮定し、自然災害によって様々な市場の需要、供給、価格がどのように変化するかを予測するものである (Rose et al., 2016). また、近年では地域間の経済の流動に関連するデータ (例: 地域間産業連関表) の普及により、経済被害を地理的側面から分析することも可能になった (Capello, 2015). また、民間企業では、企業レベルのデータ整備が進

* 学生会員 東京大学大学院 新領域創成科学研究科 (The University of Tokyo)
〒227-8563 千葉県柏市柏の葉 5-1-5 Tel : 04-7136-4003 または E-mail : sfyang@ccsis.u-tokyo.ac.jp
** 正会員 東京大学 空間情報科学研究センター (The University of Tokyo)
*** 非会員 東京大学大学院 工学系研究科 (The University of Tokyo)

んでおり、企業単位のデータを用いた経済被害分析も可能になりつつある。これにより、従来の集約された統計データよりもミクロな視点からマクロ経済に対する間接的な影響を推計することができる (Carvalho et al., 2021; Inoue and Toda, 2019)。

しかし、既往研究には3つの課題がある。1つ目に、地震を対象とする研究が大半であり、水害を対象とする研究は少数である。2つ目に、企業の復旧について、ライフラインと資本の両方の復旧状況を時系列で考慮していない点が挙げられる。3つ目に、災害後の取引先の変更など企業間の取引関係の変化が考慮できていない。そこで、本研究では水害によってSCの寸断が発生した際に、SCに及ぼす影響の時系列変化を推計可能な企業単位のエージェントシミュレーションのモデルを提案する。本研究のモデルでは、(1) 災害後企業の復旧、(2) 企業間の取引関係の変化、(3) 企業の取引先の代替性、(4) 災害後の需要の変化を考慮する。平成30年7月豪雨を事例として、約140万社の企業データから被災企業のSCを抽出し、SC寸断による経済被害をシミュレートする。また、鉱工業指数などの実際の経済指標を用いて、モデルの有用性を検証する。

本稿の続きは以下の内容で構成される。2章ではSCのデータ及び対象災害のデータについて述べる。3章ではエージェントモデル設計及び拡張項目について紹介する。4章ではシミュレーション結果及び実際の経済指標を用いた検証結果及び複数のパラメータの感度分析結果を示す。5章ではまとめと今後の課題について述べる。

2. データ

2.1. 企業概要情報データ

民間信用調査会社である株式会社帝国データバンクが保有する企業の信用調査報告データ(2017年～2018年)を用いる。このデータセットは日本全国の約140万件の企業(約140万件の本社情報、約50万の事業所情報)の企業概要情報データが格納されている。データの中身は、企業ごとにユニークな企業コードをはじめ、本社所在地、業種、年間売上高、従業員数などの各企業の概要情報である。このデー

タに格納されている全ての企業の売上高合計値は、経済センサスと比較して約9割程度であり、網羅性の高いデータである。

また、通常は企業の概要情報を取得しづらい中小企業に関しても網羅性が高い点が特徴である一方、信用取引すなわち企業間取引(B2B)を主体とする企業が中心である。また、このデータセットは企業間の取引関係が格納されており、企業間の繋がりをネットワークとして捉えることができる(図1)。なお、企業間取引の取引高推定値に関しては、株式会社帝国データバンクと東京工業大学高安研究室の共同研究により開発されたものである(Tamura et al., 2018)。

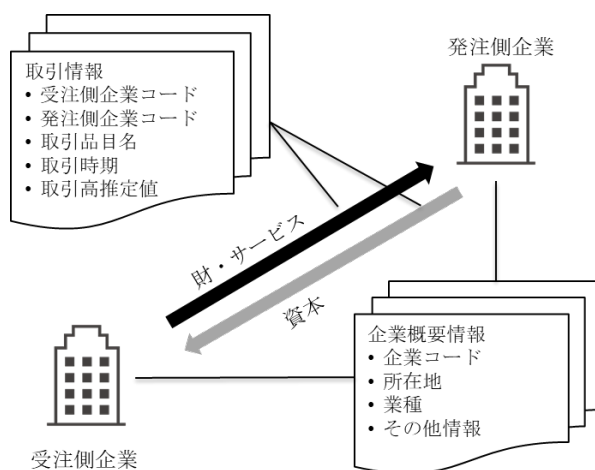


図1: 企業間取引データの概要図

2.2. 対象災害データ:平成30年7月豪雨

本研究では、2018年7月に日本で発生した平成30年7月豪雨によるSC寸断を対象災害とする。この災害では、西日本を中心として全国的に広い範囲で記録的な大雨が発生した。6月28日～7月8日までの総水量が、四国地方で1,800mm、中国地方で500mmを超えるなど、例年の降水量の平均値の2～4倍となる大雨になった地域もあった(国土交通省2022)。その結果、西日本を中心に、広域かつ同時多発的に、河川の氾濫、がけ崩れなどが発生し、人的被害のみならず、多数の企業が浸水被害を受けた。ライフラインや直接被害を受けた企業のほか、工場の操業停止や主要道路の通行止めによってSC寸断

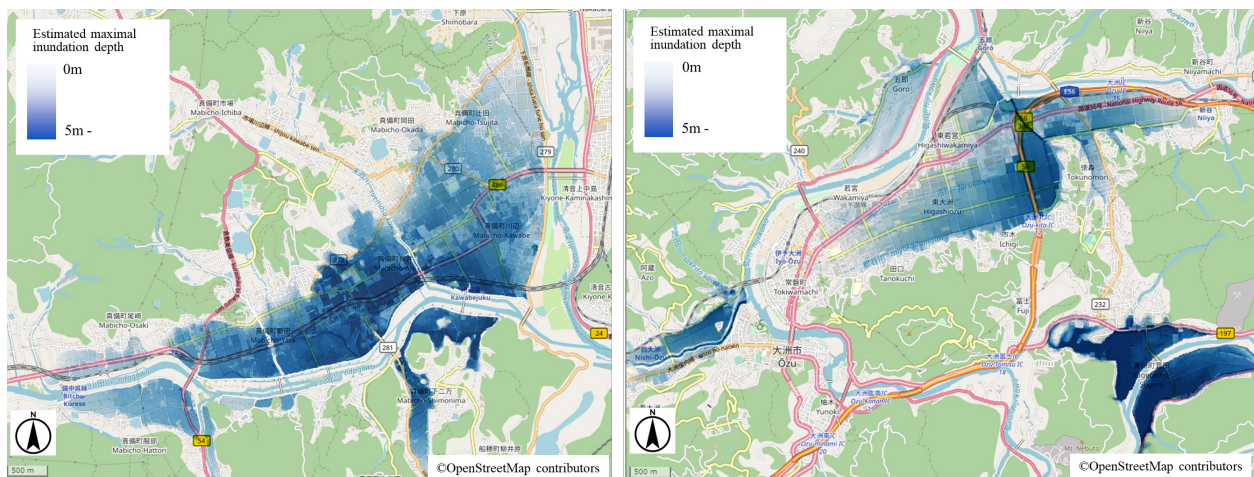


図2：平成30年7月豪雨における推定浸水深（左：岡山県倉敷市，右：愛媛県大洲市）

が発生し、広島県を拠点とする自動車メーカーをはじめ、多くの工場で操業停止が発生したことが報告されている。その中で特に被害が大きい場所は、愛媛県大洲市、岡山県倉敷市の二箇所であった。図2は国土地理院が推定した2つの地域の浸水被害の状況である。岡山県倉敷市では浸水深が広域に渡って5mを超え、最大5.4mに達した。愛媛県大洲市においても広域にわたり浸水被害が発生し、最大浸水深が5mを超え、約4,600の家屋が浸水被害を受けた。

2.3. 被災企業

被災企業（Tier0）の推定は、企業データの緯度経度情報と推定浸水深データを空間結合することで、浸水区域内の企業を抽出した。企業間取引データを用いて、被災企業の取引先（Tier1）及びその取引先（Tier2）を抽出した。それぞれの企業数はTier0=154、Tier1=1,310、Tier2=110,567である。図3はTier0の業種別企業数を示しており、数が多い順に建設業、卸・小売、飲食店、製造業、サービス業、運輸・通信業、不動産業、鉱業である。

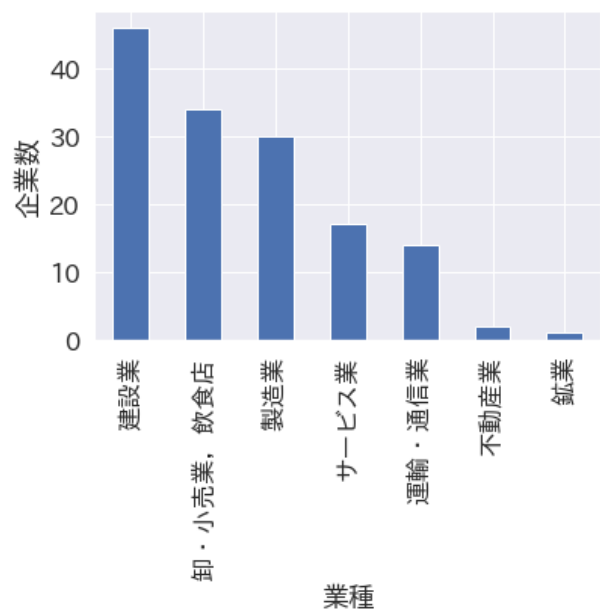


図3：被災企業（Tier0）の業種別企業数

2.4. 検証データ

シミュレーション結果を検証するため、二種類のデータを用いる。第一に、被災地である中国地方における月次の時系列鉱工業指数（生産、在庫、出荷）を用いる。鉱工業指数は鉱業または製造工業に属する事業所の生産活動、産出された製品の需給動向、原材料の動向、それに要する設備とその稼動状況を表す指標である。データには月次、四半期、年間の鉱工業の生産、在庫、出荷指数が格納されており、経済指標の検証データとしてよく用いられる。第二

に、全国の最終需要の物価指数データを用いる。最終需要の物価指数は国全体の財・サービスの需給動向を適切に表す集計指数であり、全体の需要から中間需要を除いた最終需要を対象とする指数である。データの対象期間は、災害が発生した時間から一年間（2018年7月-2019年6月）とし、月次のものを用いる。

3. エージェントモデルモデルの設計

本モデルでは、ARIO-network (Hellegatte et al. 2008) をベースとして、個別企業を主体とするエージェントシミュレーションモデルを構築する。ARIO-network は、各企業が他の企業から仕入れた部品を使って生産活動を行う一連の SC の経済システムを再現するシミュレーションモデルである。シミュレーションモデルの概要図は、図4に示す。企業は仕入先と販売先の間で財と資本のやりとりが発生する。企業は次節以降に説明する需要、仕入、在庫、生産、販売、行動（仕入先の変更）関数に従って活動を行うとする。被災企業に関しては自社の被害状況（被害、復旧関数）から算出される操業率は生産額に影響する。また、企業は販売先企業以外に最終需要に対し販売を行うとする。なお、最終需要に対する販売額は企業間の取引高推定値及び産業連関表から

算出される。各企業の最終需要は産業連関表における各業種における最終需要が占める比率に各企業の販売額を乗じた値とする。

また、以下の前提条件を設ける：まず、シミュレーション環境は閉鎖経済システムを想定し、輸入及び輸出は考慮しないものとする。次に、最終需要は災害前後で変化せず一定とする。また、被災企業の被害は時間経過に伴って回復するものとし、企業は倒産しないとする。

3.1. 需要、仕入、販売、在庫

まず、時間 t において企業 i に対する需要を $D_i(t)$ とする。この需要は販売先企業からの需要と最終需要 C_i から構成される。次に、企業 i は企業 j から仕入れる商品の在庫 $S(i, j)$ を持つとする。また、企業 i は緊急事態に備えて n 日間生産活動ができる予備の在庫を持つことができるとする。なお、予備在庫量は、自社の需要の変化に従って変動する。

次に、企業 i が仕入先 j に対する発注量 $O(i, j)$ は式1で表す：

$$O(i, j) = A(i, j) \cdot \frac{D_i(t-1)}{P_i^{ini}} + \frac{1}{\tau} (n_j^i \cdot \frac{D_i(t-1)}{P_i^{ini}} \cdot A(i, j) - S(i, j))$$

式 (1)

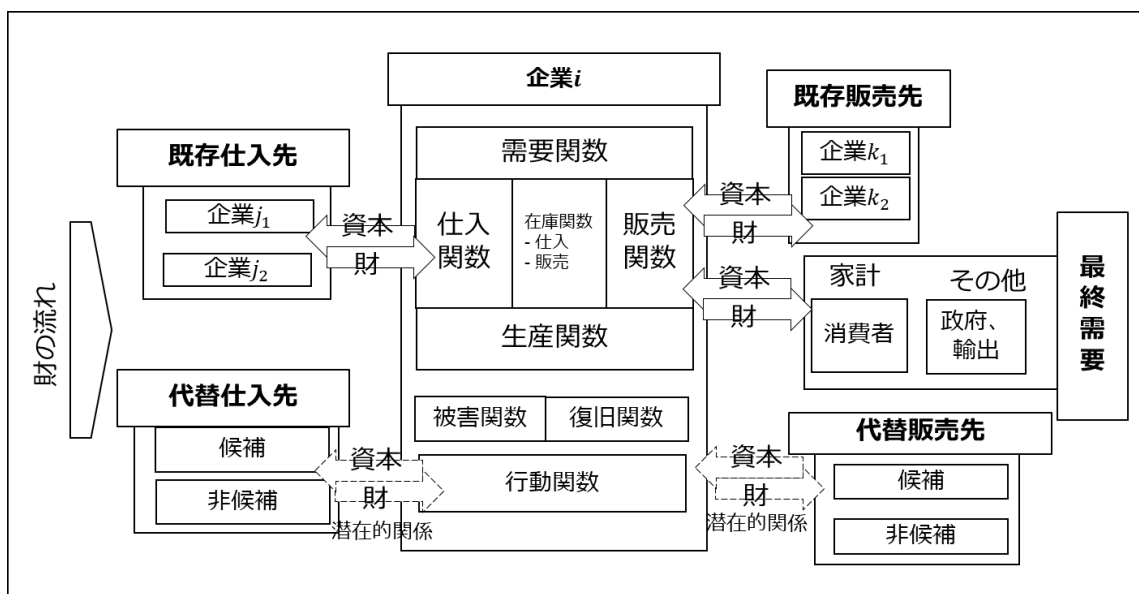


図4：シミュレーションモデルの概要図

なお、 $D_i(t-1)$ は時間 $t-1$ における企業 i に対する需要である。 P_i^{ini} は災害前の企業 i の一日の生産量であり、災害前の企業 i に対する需要に等しいとする。 P_i^{ini} を生産するためには、企業 j からの仕入れ仕入れ $A(i,j)$ を必要とする。式1の右辺の第一項 $A(i,j) \cdot D_i(t-1)/P_i^{ini}$ は企業 i が時間 $t-1$ の需要を満たすために必要な仕入れ量である。式1の右辺の第二項は予備在庫を均衡な量 (n_j^i 日間生産ができる量)に保つために追加の発注量である。 τ は均衡な量に達するまでにかかる日数を表す。ここでは既往研究と同様 $\tau=6$ 日間とする。以上を踏まえて、企業 i の需要 $D_i(t)$ は式2で表す：

$$D_i(t) = C_i + \sum_k O(k,i) \quad \text{式 (2)}$$

3.2. 生産

企業 i は時間 t の需要 $D_i(t)$ を目標として生産を行う。企業の生産力はその企業の仕入れ在庫及び操業率に影響される。以下の場合において生産量が需要を下回ることがあるとする：(1) 生産力が不足している、(2) 生産に必要な在庫が不足している。生産力に関する制約条件は以下の通りである：企業 i の生産力 $P_i^{cap} = P_i^{ini} Y_i$ とする。なお Y_i は企業 i の操業率である。

3.3. モデルの拡張

本研究のモデルは、水害の被害特性を反映させるために既往研究のモデルに対して、災害後企業の復旧、企業間の取引関係の変化、企業の取引先の代替性、災害後の需要の変化の4点の拡張を行った。

3.3.1. 災害後企業の復旧

企業の生産力は中間投入（労働力、資本）及びライフラインに大きく依存している（Liu et al., 2020）ため、企業の操業率 Y は中間投入とライフライン両方を考慮して式3のように定義する：

$$Y = g(U) \cdot l(L, K) \quad \text{式 (3)}$$

なお、 $g(U)$ はライフライン（電気 U_e 、ガス U_g 、水

道 $U_w \in \Omega$ ）の使用可否、中間投入 $l(L, K)$ は労働力 L と資本 K の稼働率である。本研究では労働力を固定とし、中間投入は資本のみを考慮する。水害による資本の被害率及び資本の復旧については黒田ほか（2020）及びYang et al.（2016）が開発した手法を用いる。図5は浸水深別資本の被害率の期待値の結果を示しており、被災企業の浸水深に基づいて資本の被害率及び復旧日数を各企業に対して付与する。なお、資本は線形的に復旧するとし、復旧率は被害率を復旧日数で割った値とする。

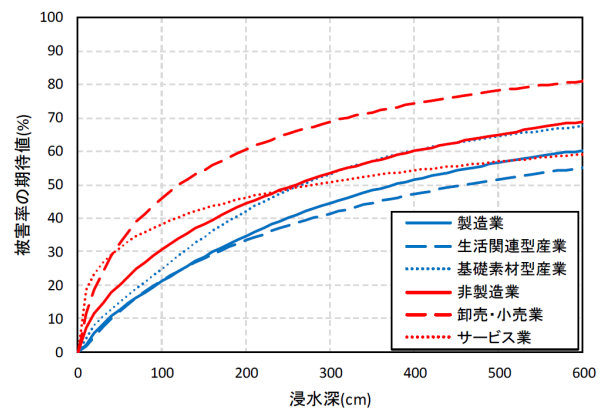


図5：浸水深別企業の資本被害率の推定結果（業種別）

また、ライフラインの使用可否に関しては、式4のように定義する。利用できる状態であれば1、利用不可であれば0とする。3種類が全て利用できる状態であれば、生産活動を行うことができるとする。 $g(U)$ は式4で表す：

$$g(U) = \prod_{i \in \Omega} U_i \quad \text{式 (4)}$$

なお、ライフラインの復旧率については、図6に示す平成30年7月豪雨において実際の各種ライフラインの復旧率データを収集した結果（能島，2018）を用いて、被災企業に対して確率的に付与する。

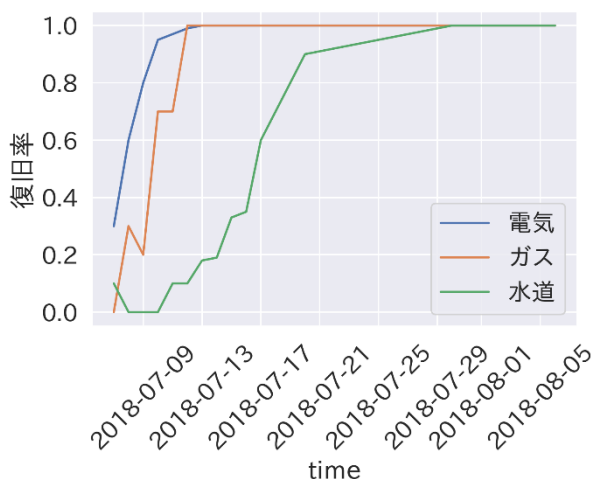


図6：ライフラインの復旧率の推移

3.3.2. 企業間の取引関係の変化

Inoue et al. (2020) のモデルでは、企業間の取引関係を固定とし、変更できないものとしている。しかし、実際の災害では、仕入先の供給力不足が発生した場合に仕入先を変更することがよくある (Supply-lead)。この考え方に基づいて、仕入れ先の変更を可能にした。なお、販売先は自ら変更できないとする。Hellegatte et al. (2008) のモデルでは、仕入先を変更するための仕入先の供給不足の期間の閾値を、1日としている。しかし、現実では1日より長い期間を設けている場合が多い。中小企業庁(2019)が行った企業に対するアンケート調査結果に基づいて、以下の閾値によって確率的に変更するかを決定する：1週間=18.1%、1ヶ月=31.1%、3ヶ月=31.9%、6ヶ月=53.7%、6ヶ月以上=64.8%。また、仕入先を変更する際は、同じ部品を製造している業種の企業のみを選ぶことができるとする。さらに、仕入先の選び方は、既往研究のモデルで提案している「ランダム選択」、「生産最大化を優先した選択」に加えて、企業の取引距離を考慮して、「近距離を優先した選択」をモデルに導入し、計3種類からランダムに選択できるとする。

3.3.3. 企業の取引先の代替性

SCでは、仕入先が供給するシェア率の高い部品は、他社商品によって代替できない場合がある。そのような部品を持つ仕入先はオンリーワン企業とされる。オンリーワン企業を仕入先に持つ場合、供給不足が

発生しても代替先を見つけることができない。そのような仕入先の代替性を考慮して、小川ほか(2022)が開発したオンリーワン企業抽出手法を用いて、SC上のオンリーワン企業を抽出した。これらの企業を仕入先に持つ企業は、これらの企業との取引関係を変更できないとする。

3.3.4. 災害後の需要の変化

既往研究のモデルでは、企業の時間 t における発注量は時間 $t-1$ における自社に対する需要と在庫目標値を考慮して算出される。しかし、実際の企業活動では、一定の期間の自社に対する需要や市場の状況を考慮して発注量を決定することが多い。そのため、企業の各時間における発注量は、過去の7日間の自社の需要の平均値を考慮して算出する。つまり式1における $D_i(t-1)$ は、 $D_i(t-7)$ となる。

4. 実験と結果

4.1. シミュレーション結果

平成30年7月豪雨を対象に水害が発生した日を0日目として、発災後1年間(365日)のシミュレーションを行った。次に、シミュレーション期間内において、企業の生産量、出荷量、在庫量、最終需要に対する供給量を集計した。その結果を検証データである鉱工業指数、及び最終需要物価指数と比較を行う。表1は災害前の1年間を100%とした場合、災害後の1年間の各項目の変化率の比較結果である。図7はシミュレーションと検証データの時系列の比較結果である。

表1：災害後1年間の推定値を集計した場合の変化率の比較 (災害前の1年間を100%とした場合)

比較項目	検証データ	シミュレーション結果 (Tier0-2)
生産	95.09%	87.32%
在庫	96.77%	98.93%
出荷	96.77%	96.77%
最終需要	100.48% (最終需要物価指数)	98.93% (最終需要供給量)

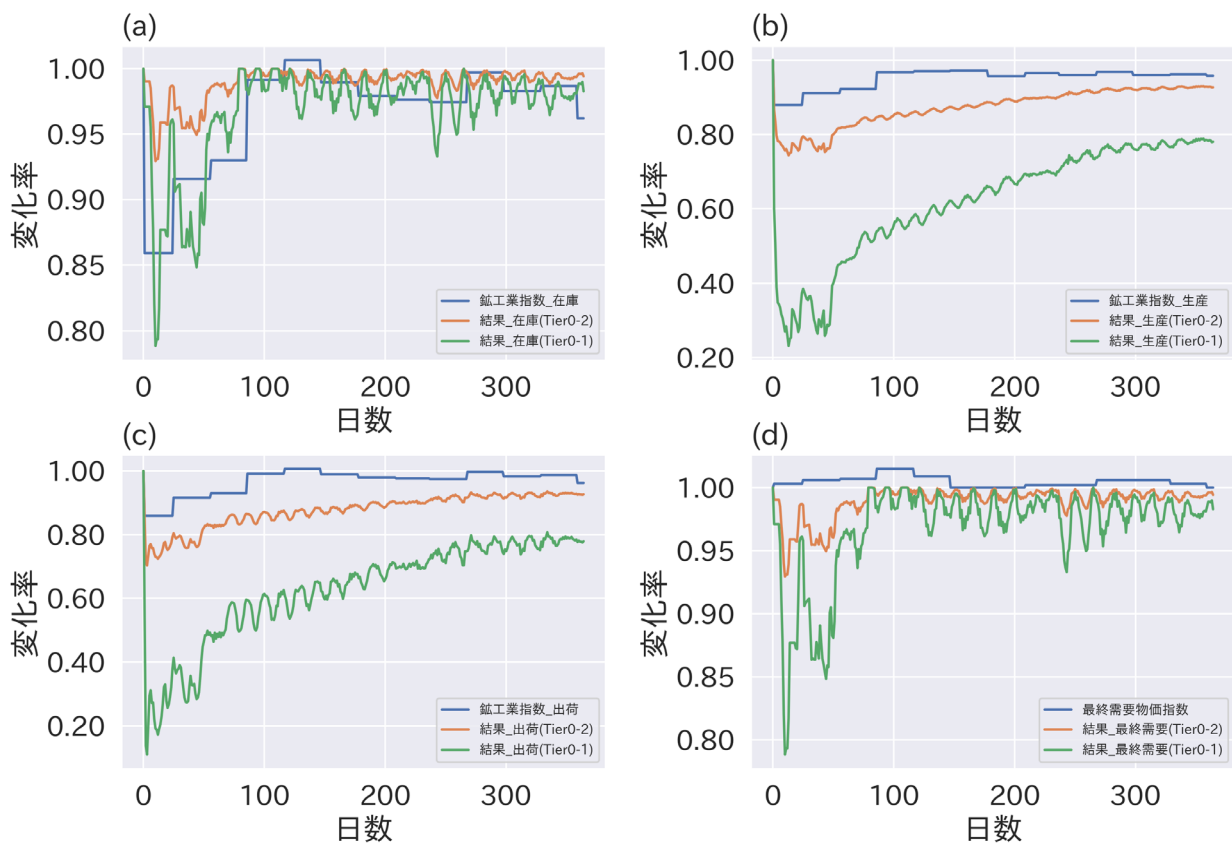


図7：シミュレーション結果と検証データの比較 (a：中国地方鋳工業指数在庫，b：中国地方鋳工業指数生産，c：中国地方鋳工業指数出荷，d：全国最終需要物価指数)

災害後、鋳工業指数は企業の生産、在庫、出荷量が95～97%に減少し、一方で、シミュレーションでは、それぞれ87～99%に減少した。検証の結果、在庫及び出荷量の変化率に関しては概ね合致している。しかし、生産量については、シミュレーション結果が検証データより8%多く減少していた (Tier0-2)。時系列で比較した場合には、Tier0-2では災害直後に検証データより大幅に減少している結果となった。その原因は、Tier2以上の企業が計算に含まれていないためだと考えられる。一方、シミュレーションにおける最終需要への供給量が1%減少し、最終需要物価指数は災害後の1年間で0.5%増加した。これは最終需要への供給が減少し、需要が供給を上回った結果が、物価の上昇に影響したことを示唆している。

4.2. 感度分析

4.2.1. 仕入先変更における供給不足期間

図8は、仕入先変更に伴う供給不足期間を0～63

日まで7日ずつ増やした時の企業の生産額の変化率の推移である。仕入先供給不足期間の閾値が長いほど全体の生産額は、減少する傾向がある。仕入先から供給できないことが判明した場合には、早めに仕入先を変更することが生産額の回復に寄与することを示唆している。

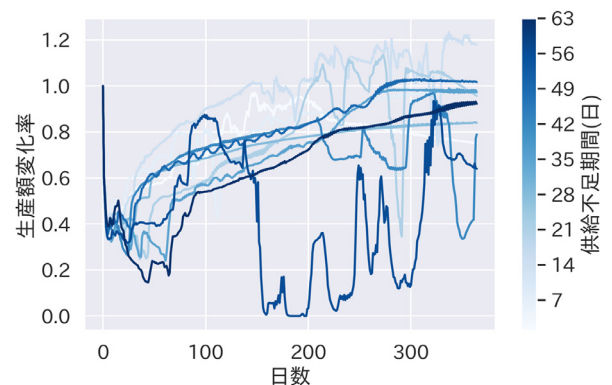


図8：仕入先変更における供給不足期間の感度分析

4.2.2. 在庫保有日数

図9は在庫保有日数を0~21日まで2日ずつ、21~63日まで7日ずつ増やした時の企業の生産額の変化率の推移である。在庫保有日数が7日と14日以外の閾値では、生産額が長期的に渡って災害前の20%を下回っており、全体の生産額が大幅に減少する結果となった。在庫が極端に少ない場合や多い場合は全体の生産額の回復に悪影響を与えることを示唆している。7~14日の在庫を保有する場合、実際の経済指標に近い動きをしており、この範囲がシミュレーションに適していると考えられる。

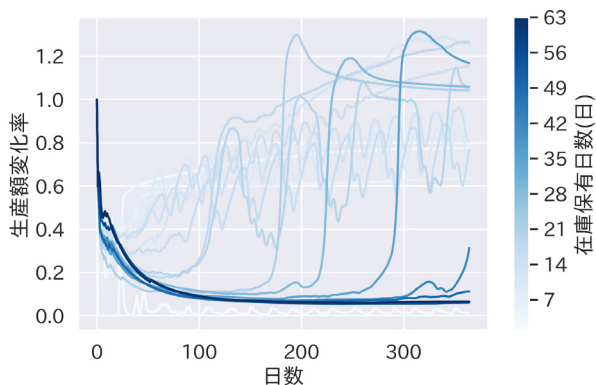


図9：在庫保有日数の感度分析

4.2.3. 過去の需要参照日数

図10は過去の需要参照日数を0~21日まで2日ずつ、21~63日まで7日ずつ増やした時の企業の生産額の変化率の推移である。需要参照日数が1週間から2週間前後の場合、実際の経済指標に近い動きの結果を示している。需要参照日数が極端に小さい時 (<2日)、直近の需要のみを考慮して発注することとなり、生産額は激しく変動している。また、需要参照日数が大きい場合は、需要を考慮する期間が過剰に長くなり、市場の供給が不足している場合でも多くの発注をすることになり、供給が追いつかず生産額の変動が激しくなると考えられる。

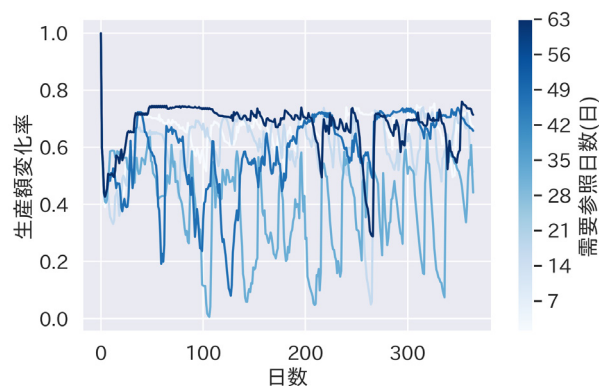


図10：過去の需要参照日数の感度分析

5. まとめ

本研究では、水害によってSCの寸断が発生した際に、SCに及ぼす影響の時系列変化を推計可能な企業単位のマルチエージェントシミュレーションモデルを提案した。また、平成30年7月豪雨を対象として、大規模企業間取引データセット及び推定浸水深データを用いて、SCの寸断後の1年間をシミュレーションした。さらに、鉱工業指数や最終需要物価指数を用いてシミュレーション結果との検証・比較を行った。本モデルを用いた結果は、概ね災害後1年間実際のSCの変化に近い結果を得ることができた。

本研究の展望として、過去や未来の水害におけるシミュレーションを通して、SCの変化の分析や予測を行うことができ、産業界や公的機関の防災施策に向けた意思決定に貢献できると考えられる。

今後の課題として、以下三点が挙げられる。一点目にパラメータのキャリブレーションを行う予定である。注文の決定の際に考慮する過去の自社の需要の日数など一部のパラメータは仮定の値であるため、より正確にシミュレーションできるようにキャリブレーションを行う必要がある。二点目に、シミュレーション結果に対して、より細分化した検証を行う予定である。例えば、地域別(都道府県、市区町村別)や業種別の鉱工業指数を用いた検証を行う。三点目に、水害以外の災害(地震、新型コロナ)に対してモデル適用し、モデルの汎用性を検証したい。

謝辞

本研究は、科研費（20K15001）の助成を受けたものである。また、本研究は株式会社帝国データバンクとの共同研究の研究成果の一部である。また、三菱総合研究所の大熊裕輝様より本研究の発展に繋がる建設的なアドバイスを頂いた。ここに記して謝意を表したい。

参考文献

- 小川芳樹, 楊少鋒, 池内幸司, 柴崎亮介, 大熊 裕輝 (2022) サプライチェーンにおけるボトルネック企業の抽出モデルー日本全国の企業間取引データへの適用ー, 「理論と応用」 *Theory and Applications of GIS*, 2022, 30 (1), 27-37.
- 黒田 望, 梶谷 義雄, 多々納 裕一 (2020) 浸水時における事業所資産の脆弱性曲線の推計: 平成 30 年 7 月豪雨を対象として, *土木学会論文集 B1 (水工学)*, 76 (1), 70-80.
- 国土交通省. (2022) 平成 30 年 7 月豪雨による被害状況等について . <https://www.mlit.go.jp/saigai/saigai_180703.html>.
- 中小企業庁 (2019) 中小企業強靱化研究会中間取りまとめ . <<https://www.chusho.meti.go.jp/koukai/kenkyukai/kyoujin/2019/190131kyoujin01.pdf>>
- 能島暢呂 (2018) 2018 年台風 21 号におけるライフライン復旧概況 (時系列編) (Ver. 1 : 2018 年 9 月 7 日 まで) . <https://www1.gifu-u.ac.jp/~nojima/take_out_LLEQreport.htm>.
- AON. (2020) *Weather, Climate & Catastrophe Insight: 2019 Annual Report*.
- Botzen, W. J. Wouter, Olivier Deschenes, and Mark Sanders. (2019) The Economic Impacts of Natural Disasters: A Review of Models and Empirical Studies. *Review of Environmental Economics and Policy*, 13 (2):167-88. doi: 10.1093/reep/rez004.
- Capello, Roberta. (2015) *Regional economics: Routledge*.
- Carvalho, Vasco M., Makoto Nirei, Yukiko U. Saito, and Alireza Tahbaz-Salehi. (2021) Supply Chain Disruptions: Evidence from the Great East Japan Earthquake. *The Quarterly Journal of Economics*, 136 (2):1255-321. doi: 10.1093/qje/qjaa044.
- Hallegatte, Stéphane. (2008) An Adaptive Regional Input-Output Model and its Application to the Assessment of the Economic Cost of Katrina. *Risk Analysis*, 28 (3):779-99. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1539-6924.2008.01046.x>.
- Huan Liu, Hirokazu Tatano, Yoshio Kajitani. (2020) Estimating lifeline resilience factors using post-disaster business recovery data, *Earthquake Spectra*, 37 (2), 567-586.
- Inoue, Hiroyasu, and Yasuyuki Todo. (2019) Firm-level propagation of shocks through supply-chain networks. *Nature Sustainability*, 2 (9), 841-847. doi: 10.1038/s41893-019-0351-x.
- Koks, Elco E., and Mark Thissen. (2016) A Multiregional Impact Assessment Model for disaster analysis. *Economic Systems Research*, 28 (4), 429-449. doi: 10.1080/09535314.2016.1232701.
- Manuj, Ila, and John T. Mentzer. (2008) GLOBAL SUPPLY CHAIN RISK MANAGEMENT. *Journal of Business Logistics*, 29 (1), 133-55. doi: <https://doi.org/10.1002/j.2158-1592.2008.tb00072.x>.
- Rose, Adam, Ian Sue Wing, Dan Wei, and Anne Wein. (2016) Economic Impacts of a California Tsunami. *Natural Hazards Review*, 17 (2), 04016002. doi: 10.1061/(ASCE)NH.1527-6996.0000212.
- Tamura, Koutarou, Hideki Takayasu, and Misako Takayasu. (2018) Diffusion-localization transition caused by nonlinear transport on complex networks. *Scientific Reports*, 8 (1), 5517. doi: 10.1038/s41598-018-23675-x.
- Winsemius, Hessel C., Jeroen C J H Aerts, Ludovicus P H van Beek, Marc F P Bierkens, Arno Bouwman, Brenden Jongman, Jaap C J Kwadijk, et al. (2016) Global drivers of future river flood risk, *Nature Climate Change*, 6 (4), 381-5. doi: 10.1038/nclimate2893.
- Yang, Lijiao, Yoshio Kajitani, Hirokazu Tatano, and Xinyu Jiang. (2016) A Methodology for Estimating Business Interruption Loss Caused by Flood Disasters: Insights from Business Surveys after Tokai Heavy Rain in Japan, *Natural Hazards*, 84(1), 411-30. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2534-3>.