

東京大学大学院新領域創成科学研究科  
社会文化環境学専攻

2019 年度  
修 士 論 文

水害を対象とした強化学習を用いたサプライチェーン最適  
復興過程に関する研究

Study on optimal supply chain recovery process using  
reinforcement learning for flood damage

2020 年 1 月 20 日提出  
指導教員 柴崎 亮介 教授

楊 少鋒  
Yang, Shaofeng

# 目次

第1章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	既往研究	4
1.3	本研究の意義・新規性	6
第2章	使用データの説明	7
2.1	大規模企業間取引データ	7
2.1.1	企業概要情報データ	7
2.1.2	企業本社及び事業所間取引データ	7
2.2	荒川氾濫シミュレーションデータ	9
第3章	水害による経済的被害の波及効果	12
3.1	提案手法	12
3.1.1	波及効果	12
3.1.2	影響取引額の分析手法	14
3.2	分析結果	18
3.2.1	シナリオ間の比較	18
3.2.2	シナリオ東京の結果	21
3.3	比較・検証	27
第4章	強化学習を用いたサプライチェーン復興過程の最適化	28
4.1	提案手法	28
4.1.1	深層強化学習	28
4.1.2	シミュレーション環境の設計	31
4.1.3	エージェント行動の設計	32
4.1.4	報酬の設計	33
4.1.5	学習手順	35
4.2	分析結果	37

4. 2. 1	学習結果.....	37
4. 2. 2	学習によるサプライチェーンの変化.....	37
第5章	結論 .....	42
5. 1	まとめ .....	42
5. 2	今後の課題及び展望.....	43
謝辞		44
参考文献		46

# 目次

図 1 : 全国の 1 時間降水量 50mm 以上の年間発生回数の経年変化 (1976~2019 年)	1
図 2 : 企業間取引データの中身	8
図 3 : 東京都の企業の取引状況の可視化	8
図 4 : シナリオ東京の最大浸水深	9
図 5 : シナリオ東京の時系列浸水深の可視化	10
図 6 : シナリオ埼玉の最大浸水深	11
図 7 : シナリオ江東デルタの最大浸水深	11
図 8 : 被災企業の取引ネットワーク	13
図 9 : 復興期間における企業の生産力	15
図 10 : 被害波及係数Kの計算	16
図 11 : 各シナリオの企業の被害状況	19
図 12 : 各シナリオの取引方向別の被害企業の割合	20
図 13 : 各シナリオの影響取引金額	21
図 14 : 地域別の影響企業の割合の地理的分布	22
図 15 : 地域別の影響企業の割合	23
図 16 : 業種別の影響企業の割合	24
図 17 : 地域別影響取引金額	25
図 18 : 被災企業の取引関係の地理的分布	26
図 19 : 機械学習の分類	28
図 20 : RIAL のアルゴリズム	30
図 21 : シミュレーション環境の設計	31
図 22 : 学習フレームワーク	36
図 23 : 学習における報酬の推移	37
図 24 : 学習前後のエージェントの行動の推移	38
図 25 : 学習前後の業種別の回復率の推移	39
図 26 : 学習前後のシミュレーションの可視化	40
図 27 : 学習済みモデルを用いてシミュレートした結果のヒストグラム (n=200)	41

# 表目次

表 1：浸水深別の生産活動への影響 .....	15
表 2：パラメータ設定 .....	34

# 第1章 序論

## 1. 1 研究背景

近年、日本における自然災害は大規模化、多様化し、頻発するようになってきている。日本国内では、甚大な被害をもたらした洪水や地震による自然災害だけを取り上げても、西日本豪雨（2018）、台風 jebi(2018)、熊本地震（2016）、東日本大震災（2011）などがある。特に降雨量は年々増加傾向にあり（図 1）、2018 年 7 月の西日本豪雨は、広範囲にわたって河川が氾濫し、死者 237 人などの犠牲者が発生する記録的な大規模災害となった（内閣府 2019）[2]。世界ではハリケーン・カトリーナ（2005）、タイ王国チャオプラヤ川洪水（2011）、スマトラ沖地震（2004）などが例に挙げられる。これらの自然災害によって大きな人的、物的被害が発生した。また、経済面では、企業が被災することによって被災地以外の企業において、企業間の取引ネットワークを通じて間接的に多くの企業が生産停止するなどの被害を受けた。このように世界中で多様な自然災害発生し、今後も増加する傾向にあるといわれている（Dercon,2005; Fachamps, 2003）([3], [4])。

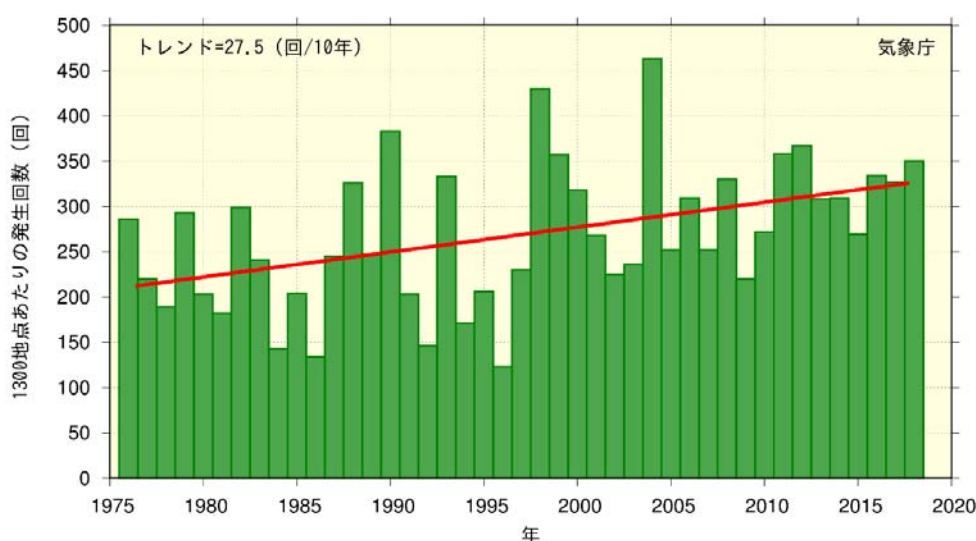


図 1：全国の 1 時間降水量 50mm 以上の年間発生回数の経年変化（1976～2019 年）

出典：国土交通省、全国（アメダス）の 1 時間降水量 50mm 以上の年間発生回数[1]

大規模災害の経済被害の軽減に向けて、企業の事業活動が継続できる安定的な取引ネットワークの構築が極めて重要である。日本企業において、自然災害を想定した事業継続計画（BCP）について、東京商工会議所のアンケート（2018）によると、水害を想定した BCP を策定している企業は全体のわずか 2.3%であり、非常に低水準である[5]。これは、BCP を策定するのに必要な河川氾濫時の被害や経済的影響の把握が十分に行われておらず、その

被害の甚大さが認識されていないためだと考えられる。そのため、水害が経済に対してどのような影響を与えるかを推定することが極めて重要である。

また、災害が発生したときにその企業の重要業務が中断しないような、あるいは万一中断しても目標復旧時間内に再開させる **business continuity plan(BCP)**を備えるべきである。多くのサプライチェーンで用いられる日本発祥の生産システムである **just-in-time,(JIT)**生産システム（トヨタ自動車などで用いられる生産システム）は、在庫を最低限のストックに保ち、下流工程の在庫量の状態変化に同期して、上流工程に発注生産が行われる。しかしこのシステムによって東日本大震災などの自然災害においてサプライチェーン寸断現象を引き起こしたとしばしば指摘されている。大規模な災害後のサプライチェーンにおける企業の意思決定の最適化は、経済における災害支援と管理において重要な役割を果たすであろう。例えば、各企業がサプライチェーン上で被災した企業の状況をシミュレーションすることができたならば、正確な **BCP** 計画が可能であったかもしれない。日本企業において、水害 **BCP** の策定率が低いのは **BCP** を策定するのに必要な河川氾濫時の被害や経済的影響の把握が十分に行われておらず、その被害の甚大さや **BCP** による被害軽減効果が十分に認識されていないためだと考えられている。そのため、災害を想定した **BCP** がサプライチェーンの最適運用に対してどのような影響を与えるかを推定することが極めて重要である。一方で、経済的被害を長期化させないためには、災害後のサプライチェーン最適運用もある。しかし、サプライチェーンには様々な不確実な事象が生起する。特に、企業が被災することにより、需要と生産工程の不確実性は本質であり、このような不確実性の基では災害後時点における生産量を平時の時点における情報だけに基づいてあらかじめ決定することは、合理的ではない。むしろ、災害後のその時点のサプライチェーンの状態を予測して、それに応じた意思決定をすべきである。この不確実性を考慮するためには精緻な災害事象のシミュレーション結果をインプットし、個々の企業がどのように被害を受けて、どのように復旧していくかを推定する必要がある。すなわち、サプライチェーンへの波及と復旧の予測の精度は、インプットするデータの種類や空間精度で制限される。

多くの既往研究では、洪水による企業の被害推定から復旧過程までを企業レベルで広域に分析する試みはこれまでほとんど見られない。これを実現するためには、企業単位といったミクロデータが不可欠であるがそうした詳細かつ広域をカバーしているデータがほとんどなかったのが要因である。従来、広域を対象とした経済分析では統計データを用いるのが主流であるが、統計データでは、市区町村単位や地域単位といった集計値に依存してしまい空間的な偏りを考慮できず、洪水の詳細なハザードに対する各事業所の立地や建物分布が考慮されない。しかしながら、近年は日本の各企業における取引情報や企業属性が詳細に記載されたサプライチェーンデータが蓄積されつつあり、**Geographic Information System (GIS)** で扱えるようにデータ整備が株式会社帝国データバンクによって進められている。

最近の研究（[6],[7]）では、災害前後の企業間取引を分析することによって大規模災害後のサプライチェーン寸断の影響を企業単位での被害傾向を明らかにされているが、大規模災

害が同じ場所で発生することは少ないため、将来予測される大規模災害後のサプライチェーンへの影響を明らかにする必要がある。サプライチェーンデータは、企業の平時の活動を把握し予測するためのモデルを構築するのに有用であることが示されている。したがって、本研究では企業間取引データを使用して、このようなまれに発生する災害における個々の企業の最適化戦略を推定するためのフレームワークを構築することを目指す。洪水シミュレーションに基づいて、災害後の各期の被災企業の行動戦略の最適化が可能になると、企業設備の復旧の迅速化、企業のサプライチェーン途絶の影響の被害の最小化、そして企業の災害対策効果などの企業に関する行動戦略を含むさまざまな状態の推定が時系列で得られる。我々は、そのような企業の意思決定を最適化するために深層強化学習を採用する。提案されるアプローチでは、マルチエージェントによるシミュレーションを可能にし、企業の被害推定から復旧シミュレーションまでを対象とする。

サプライチェーン最適運用問題は部品生産から製品製造、販売までに至る多くの拠点に対する多様な最適運用問題を含んでいる。このサプライチェーン最適運用問題は、R. Bellman[8]によって提案された動的計画法(dynamic programming(DP))の問題である。DP刻々と変化するサプライチェーンの不確実環境でのサプライチェーン最適化問題を定式化することが出来る。DPは以下の技術的特徴を有する状態空間モデルとして形式化することができる。状態ベクトルは高次元である。状態ベクトルには、すべての企業情報やサプライチェーン情報が含まれる。すなわちDPの弱点でもある高い自由度も持つ計算をしなければならず「次元の呪い (curse of dimensionality)」の問題になる。例えば、以下に述べる我々の研究では、100万以上の企業の500万以上のリンクを持つネットワークである。これらの特徴的な問題があるために、DPでは正確な最適化を実行することができない。基本的なDPは、小さい次元の問題に対してのみ効率的である[9]。本研究では、多くの企業情報とそれらのサプライチェーンを取り扱い、サプライチェーン最適化に向けた企業行動を求める必要がある。高次元問題に対しては、DPを拡張した手法としてニューロDP(Neuro-Dynamic Programming)がある。これの代表的なのがニューラルネットワークを組み合わせることで高次元空間を取り扱えることになったDQN(深層強化学習, Deep Reinforcement Learning)である。DQNはサプライチェーン最適化問題に適用した事例はみられないが、これらの障害を克服するために、我々は災害後のサプライチェーン復旧の最適化のために、DQNを用いてマルチエージェントシミュレーションの拡張を提案する。我々の拡張の主な部分は、企業の状態変数に関して詳細な洪水シミュレーションを反映し、個々の企業への影響をGISにより空間分布を考慮して行うことである。そして、企業の復旧の最適化においても個々の企業の設備復旧モデルを組み合わせることを考案することである。近年のニューラルネットワーク技術の発展により多くの状態変数を保持しつつこの最適化問題を解決することを示す。



## 1. 2 既往研究

企業間の取引ネットワークデータや統計データを利用して過去の大規模自然災害による経済的影響に関する研究は多く行われている (Noy, 2009; Raddatz, 2009; Strobl, 2011) ([10], [11], [12]). 例えば齋藤 (2012) は, 大規模な企業間の取引データを用いて 2011 年に起きた東日本大震災において被災企業が, 企業間の取引関係を通じた被害の波及効果についてネットワーク分析を行っている. 取引ネットワークを通じて, 被災地の企業と取引関係を持つ企業は全体の 90%以上であることを示している[7]. また, Carvalho (2016) は被害の波及効果に対して, 産業連関の役割を基に定量化のモデルを作成し, 被災企業の直接及び間接的取引を通して被害は波及することを考慮に入れて推計を行った結果, 翌年の日本の総生産の 1.2%の減少となった[13].

また, Ogawa et al.(2017) は, 企業間取引ネットワークと GIS のマイクロデータを組み合わせて, スペースモデリングを適用し, 東日本大震災前後の津波被災地域外の企業の売上成長と取引関係を調べることで, 直接的に関連する企業だけでなく, 間接的に関連した企業に大きな悪影響を及ぼしていることを明らかにした[6]. さらに企業は被災地に取引先がある場合に新しい取引を行う傾向があると示している. しかし, これらの課題として使用された企業間取引データは企業の本社データであり, 実際には, 全国各地に数多くの事業所が存在するため, 事業所レベルでの分析を行うことでより正確な被害状況を把握できると考えられる.

また, 将来的に予測されている大規模自然災害による経済的影響に関する研究の例として, Ogawa et al.(2019)は企業間取引データや津波データなど多様なデータを組み合わせて日本における南海トラフ地震後における企業の復興過程を推定した. Webdawatta ほか (2012) はオーストリアにおいて特定の生産地の起業家的及び地域経済的な影響を LIARD(Light Detection and Ranging)データを用いて, 洪水モデル化と専門家の判断に基づいて推定した [14] .

また, 産業連関表など広域統計データを用いた災害の被害総額を推定する例として, 徳井他 (2012) は東日本大震災による被害総額について, 各産業部門の純資本ストック, 産出額の統計データを用いて, 被災地の被害率を推定し, 掛け合わせることで被害総額が GDP の 1.35%を上回ることを示している[15]. さらに, ハリケーンなどによる水害を対象とした経済被害の推計に関する研究は多く行われている. (RMS, 2005; CBO, 2005; BEA, 2005)([16], [17], [18]). 例えば, Bureau of Labor Statistics (2006)ではハリケーン・カトリーナによる被害額を雇用統計に注目して生産の落ち込み度合いについて分析を行っている[19].

また, 水害に関する被害推定をミクロ的に分析している事例として, 池内ほか (2011) は荒川などの首都圏内の河川の氾濫シミュレーション解析データを使用し, 死者数推定モデルによって人的被害を建物レベルで推定を行っている[20]. このデータセットは 100m メッシュ単位でシミュレーションが行われており, 災害の状況についてより狭い範囲で被災企業

の状況を特定でき、ミクロ的に分析を行うことが可能という利点がある。

Webdawatta ほか (2012)はオーストリアにおいて特定の生産地の起業家的及び地域経済的な影響を LIARD(Light Detection and Ranging)データを用いて、洪水モデル化と専門家の判断に基づいて推定した[21]。Schmitt (2011)は、サプライチェーンの確率モデルに基づいて、代替取引先の在庫保有とバックアップを分析している[22]。

しかし、河川氾濫がもたらす広域の経済的影響の分析に関する研究は、産業連関表などの統計データを使用しているものしかなく事例も少ない。また、産業連関表は日本全国で利用可能な産業連関表都道府県単位であり、水害による浸水被害のような河川の氾濫域の狭いエリアの影響を分析するには適していない。個人レベルおよび地域規模で、洪水による被害から企業が回復するプロセスを分析しようとする研究はほとんどない。

### 1. 3 本研究の意義・新規性

以上を踏まえて、本稿では、首都圏の詳細な河川氾濫解析データ及び、本社と事業所データを含む大規模企業間取引ネットワークデータを用いて、首都圏河川が氾濫した場合に被害の影響を受ける企業の産業構造について事業所単位での分析を行う。本稿の特徴として以下の4点が挙げられる。

一点目は、河川氾濫解析データ及び事業所間取引データを用いることによって、事業所レベルでの分析が可能となり、各地域や産業の受ける経済的影響をよりミクロ的に解析することが可能となる。

二点目に、浸水の排水状況を時系列に捉え、浸水期間及び復興期間を考慮してより正確な被災推定を行っている。

三点目は、河川の氾濫シミュレーション解析データと全国の企業の取引データを組み合わせることで、水害によって影響を受ける企業や、企業間取引ネットワークを通じて影響を受ける企業とその影響度合を定量的に把握する手法の提示である。

四点目は、既往研究では用いられていないサプライチェーンシミュレーションに対して機械学習の手法を用いている点である。

本稿の目的としては、また、様々なBCP関連の施策の評価手法やモデリング手法を開発することで、河川が氾濫した場合に各地域や各産業に与える影響を明らかにすることで、水害を想定したBCPの策定を考える際の示唆を得ることである。

本稿の貢献は以下のように要約される：

- ・地震災害時の企業活動への被害とサプライチェーンを通じた間接的被害からの復興過程を、企業や人々に関する観測ビッグデータを用いてデジタルツインを構築してそれぞれの企業の状況と行動を記述するエージェントモデルを開発する。企業活動をモデリングすることで、統計データによる概算的な経験則的モデルによる推定精度低下を克服する。

- ・刻々と変化する環境における意思決定の最適化問題に有効な深層強化学習を用いて、発災後の企業の復旧過程での意思決定の在り方をマルチエージェント深層強化学習とゲーム理論を用いてシミュレーションし、各災害対策の有効性を評価する基盤技術を開発する。

第二章では本研究において用いるデータの説明を行い、第三章及び第四章では分析手法について紹介し、第五章ではまとめを記述する。

## 第2章 使用データの説明

### 2. 1 大規模企業間取引データ

#### 2. 1. 1 企業概要情報データ

民間信用調査企業である帝国データバンクが保有する 2015 年時点の日本全国企業の本社及び事業所データ約 223 万件（本社情報データ約 165 万件，事業所データ約 58 万件の事業所情報データ）を使用する．このデータセットは日本の法人企業 187 万社（会社法人は 162 万社，会社法人以外は 24 万社（経済センサス(2016)）[23]）の約 9 割をカバーし，全ての都道府県及び全ての産業に渡って網羅しており，網羅性の高いデータである．データには企業コード，住所，業種，売上高などの情報が格納されている．

#### 2. 1. 2 企業本社及び事業所間取引データ

株式会社帝国データバンクが保有する 2016 年の約 500 万件の企業の本社間の取引データを使用した．それぞれの取引は，一年間で一回分のデータである．図 2 のように，企業 ID によって，企業及び事業所データと関連づけるとここでネットワーク分析を行うことが可能になる．データには取引の受注社と発注社の企業コード，取引品目，推定取引金額などの情報が格納されている．

東京都にある企業の取引関係を可視化すると図 3 のように，東京都から全国各地の企業と取引関係を持つことが把握できる．このように，企業間の取引を業種別，金額別に地理的に把握することが可能である．

ただし，このデータは本社間に集計された取引データであるため事業所間取引を把握することはできない．そこで，小川ほか（2018）が本社間取引データを事業所の距離や従業員数などを用いて重力モデルを作成し，取引金額を各事業所に配分することで開発した事業所間取引データを用いて事業所を含む分析を行う[24]．このデータセットの取引額を地域間産業連関表との地域間取引において比較すると取引金額シェアで  $R=0.9$  の高い相関を示しているため生産活動を把握するには十分といえる．

また，企業間の取引データには，モノとお金の流れがあり，取引ネットワークは有向グラフとして評価する．

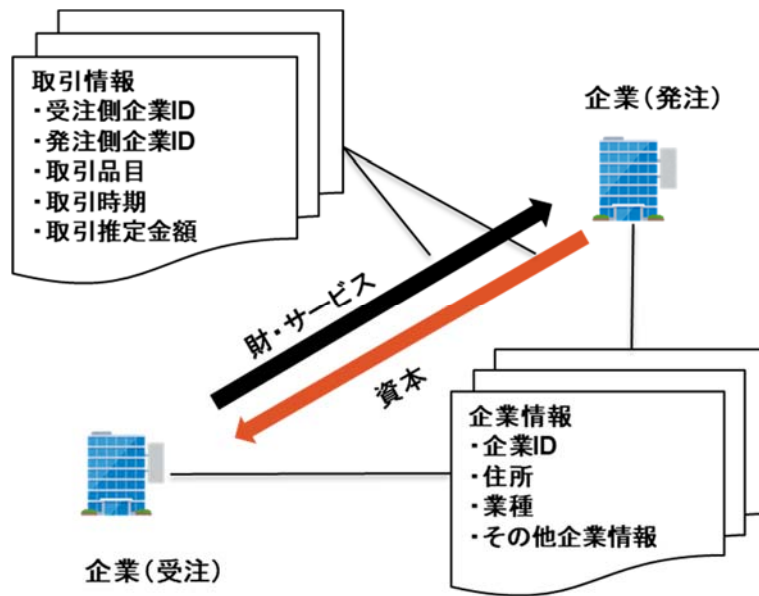


図 2：企業間取引データの中身

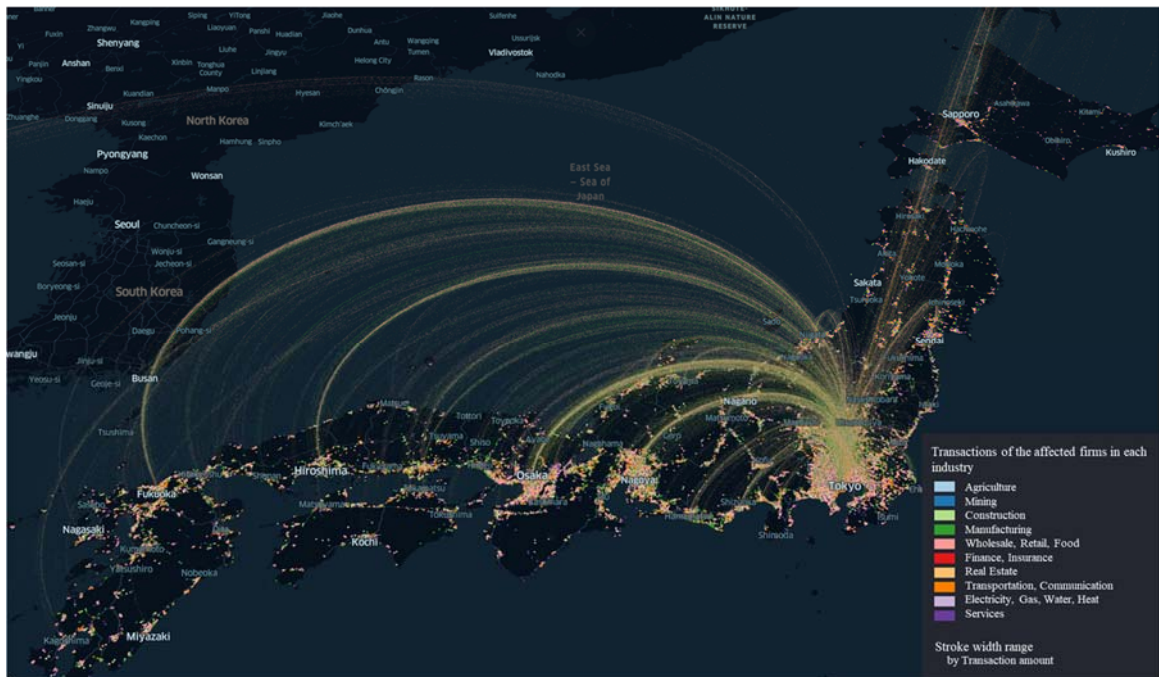


図 3：東京都の企業の取引状況の可視化

## 2. 2 荒川氾濫シミュレーションデータ

本研究では、水害が発生するエリアを首都圏に位置する荒川流域を対象とする。荒川は、経済の中核都市である東京都を流れる河川であり、日本において最大川幅 2,537m を持つ一級河川である。特徴としては、都心部に近いため、その流域には多くの企業が立地している。さらに、荒川下流では低地が広く分布するため、排水に時間がかかり、多くの企業は長期間に渡って営業停止になることが考えられ、被害が拡大することが想定される。

本研究で使用するデータは、国土交通省荒川河川事務所が保有する、荒川流域の浸水想定区域図作成の際に行われた国土交通省荒川河川事務所の氾濫シミュレーション結果を用いた。対象洪水は年超過確率 1/1000 の規模の洪水である。このデータの氾濫シミュレーションについては国土交通省水管理・国土保全局が作成した洪水浸水想定区域図作成マニュアル(第 4 版)平成 27 年 7 月に沿って行われている。データセットには堤防の決壊所が異なる 335 のシナリオのデータが格納されており、各シナリオの決壊場所、100m メッシュごとの浸水深の時系列データ(決壊してから 1 か月間の 10 分単位のデータ)などの情報が格納されている。

本稿では池内ほか(2011)が推定した被害が大きい 3 つのシナリオを使用する。それぞれの特徴として、まずシナリオ東京(図 4)は、入間川合流点から江東デルタまでの区間の右岸側の堤防が決壊するケースである。決壊箇所付近の一部の地域で浸水深が 5m 以上に達し、氾濫流は板橋区、荒川区や大手町、丸の内、銀座等都心部まで浸水する可能性がある。

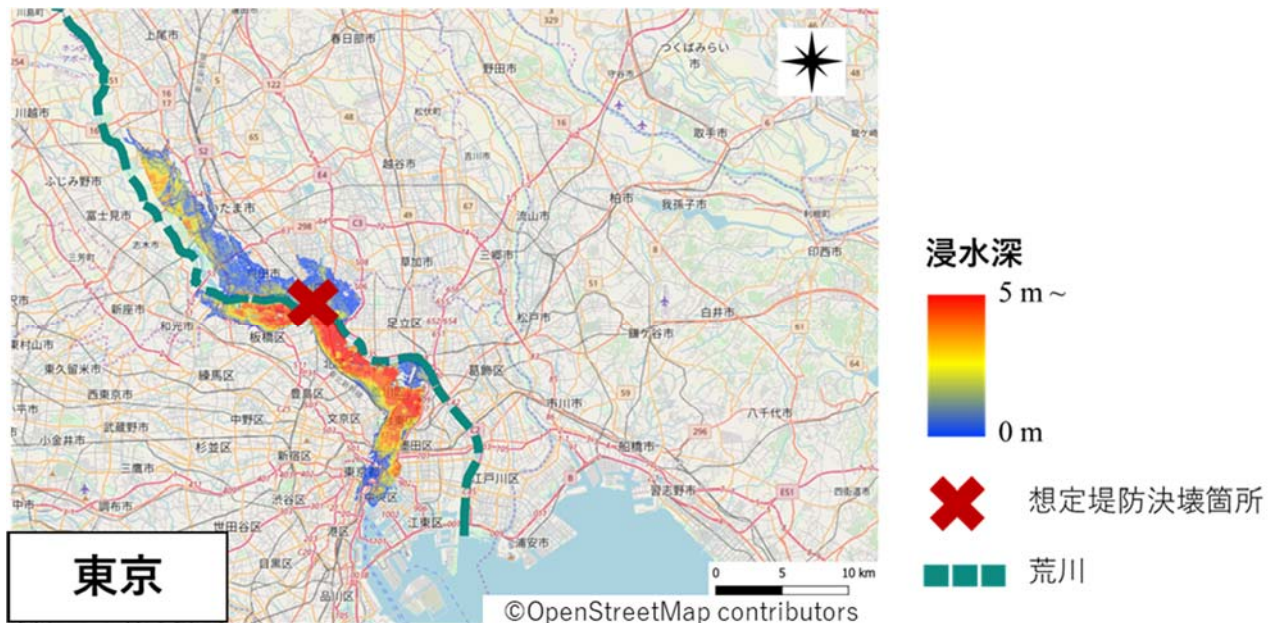


図 4：シナリオ東京の最大浸水深

図 5 はシナリオ東京の時系列浸水深を示している。浸水開始 1 時間では小さい範囲で水が浸かり、その後短時間で徐々に荒川の流域に浸水が広がっていく。一日もしないうちに非常に広い範囲で浸水被害を受けることになる。また、3 日以降に関しては、低地部では自然排水が難しい、長期間に渡って浸水状態が続くことになる。28 日目以降に関しては浸水深 3m 以上の場所が多いので、企業の被害も長引くことが予想される。

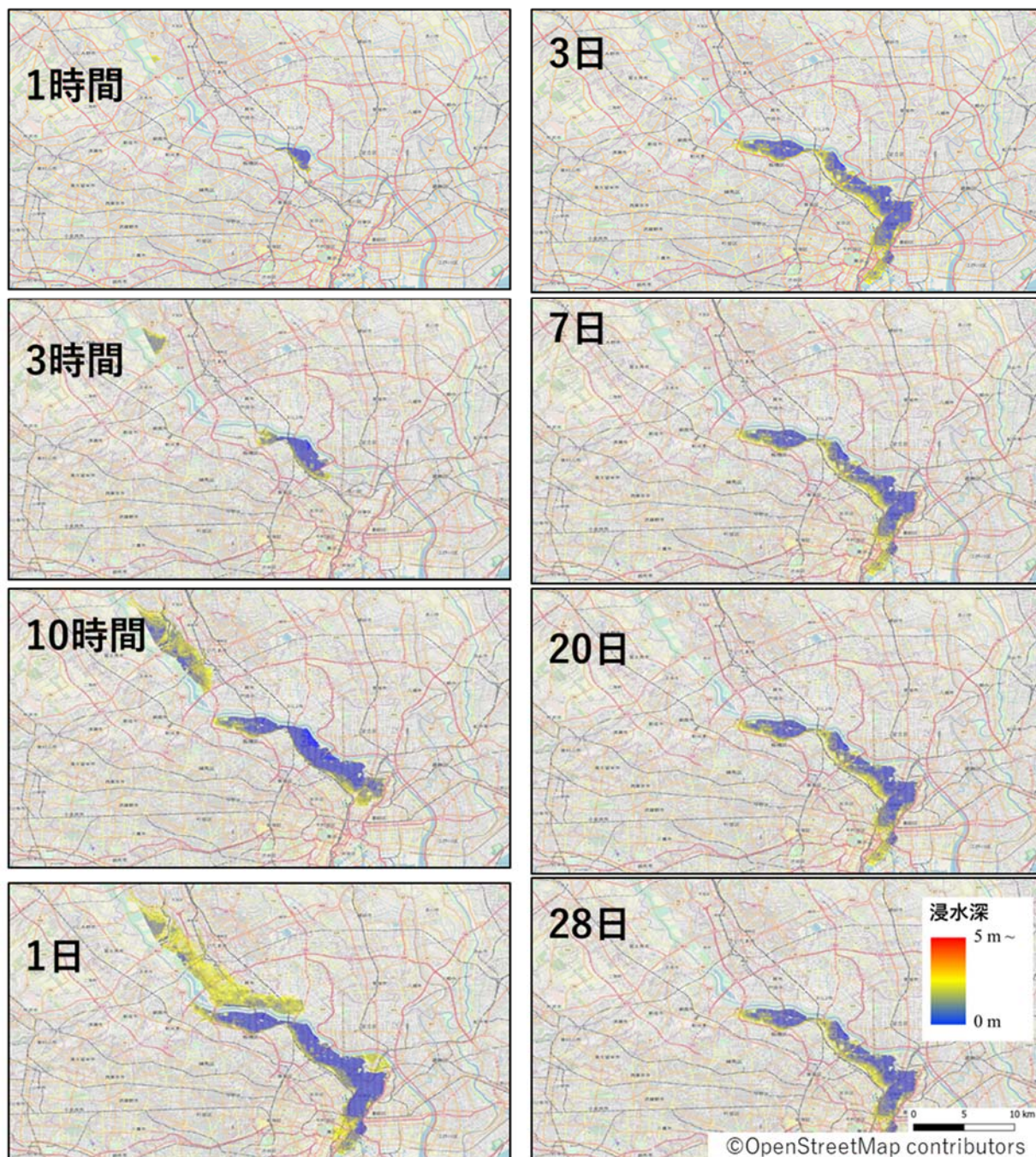


図 5：シナリオ東京の時系列浸水深の可視化

シナリオ埼玉は（図 6）、大宮台地より下流の区間の左岸側の堤防が決壊するケースであり、荒川左岸の低地部に沿って氾濫する。荒川の浸水想定の中では浸水区域内人口最大となる。シナリオ江東デルタ(図 7)は、江東デルタの区間の右岸側の堤防が決壊するケースである。浸水域が荒川と隅田川に囲まれたデルタ地帯で、ゼロメートル地帯が広範囲に分布していることから浸水深が 5m 以上の地域があり、特に江東デルタの東部で浸水が大きくなる。

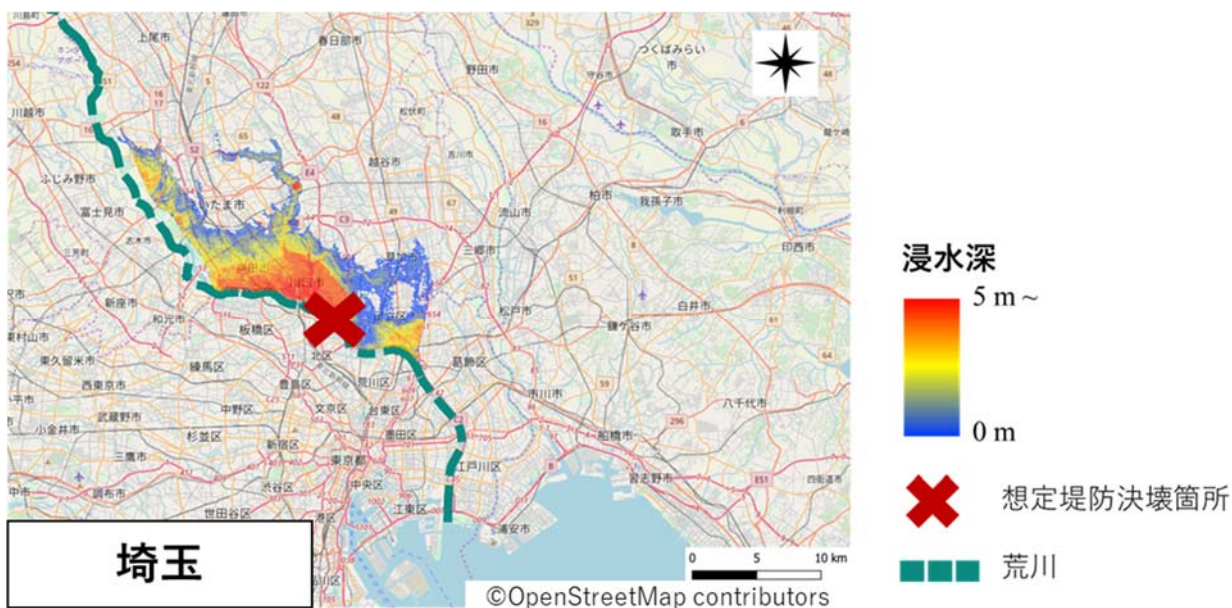


図 6：シナリオ埼玉の最大浸水深

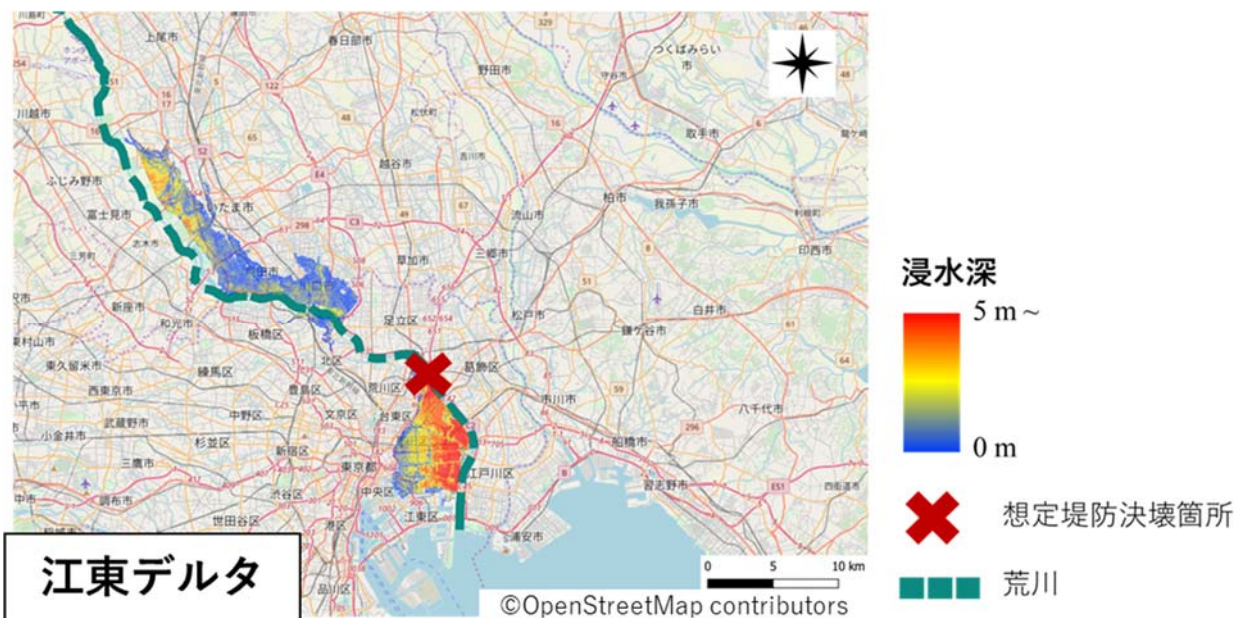


図 7：シナリオ江東デルタの最大浸水深



# 第3章 水害による経済的被害の波及効果

## 3. 1 提案手法

### 3. 1. 1 波及効果

ネットワーク分析の分野において、社会科学で観測される多くのネットワークは、スケールフリー性とスモールワールド性を合わせ持っていることが示されている (albert and Barabasi, 2002) [26] . 「世界中の誰もが6次のリンクで繋がっている」と言われるように、社会学でよく知られているスモールワールドネットワークの構造が、企業間の取引ネットワークに確認されるとすれば、被災地以外の地域においても、取引関係を通じ、多くの企業は影響を受けることを示唆している. Ohnishi ほか (2010) は全ての企業の組み合わせの関係において、最短パスでいくつのリンクで繋がっているのかを検証し、その最短パス長の平均値が非常に短いことを確認された. また、企業間取引ネットワークが「スモールワールドネットワーク」の構造をもつことを示している[27]. つまり、被災地以外の多くの企業が被災地の企業と取引関係によってつながっているため、企業間の取引ネットワークを通じて被害は間接的に全国に波及することを示唆している. 前述の取引データを用いて、被災地の企業の取引先、さらにそれらの取引先を特定していき、被災地以外の企業が被災地の企業とどのようにつながっているかを分析する. スモールワールドネットワークの構造を持つため、本研究では企業の取引先0次から5次までと考える.

まず、浸水データ及び企業の所在地を空間結合より被災企業を特定する. 国土交通省の水害の被害指標分析の手引き(2013)によると、車両通行不可能レベルである浸水深0.3m以上であるため、本研究では、企業の所在地の浸水深が0.3m以上の企業を被災企業とする [28]. 次に被災企業の取引ネットワークを分析することで被害の波及先を特定する. 被災企業を0次の企業 (Tier0) とし、次に0次の企業の取引先を1次の企業 (Tier1) とする. n次の企業の取引先をn+1次の企業 (Tier n+1) とする (図8) .

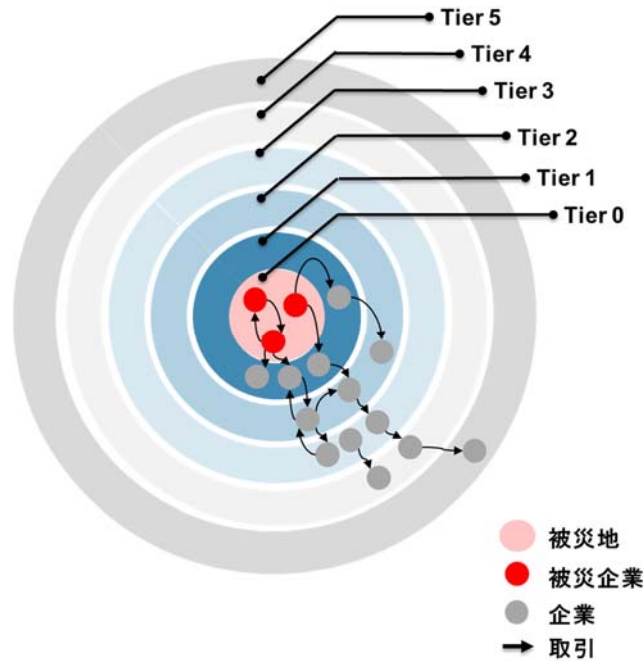


図 8：被災企業の取引ネットワーク

すなわち0次の企業の本数は被災地の企業の本数となり，1次の企業の本数は被災地の企業の取引先企業の本数となる．同様に2次から5次まで逐次計算により求める．企業の特定において，複数の次の企業として重複することはなく， $n$ 次の企業は $n+1$ 次以降の企業にならないとする．次に，Tier0の本数，Tier1の本数， $\dots$ ，Tier5の企業の本数を求め，都道府県ごと及び産業ごとに全ての企業に占める割合を求める．県 $i$ ，産業 $j$ におけるTier $n$ の企業数は  $F_{ij}(\text{Tier}_n)$  とし，Tier $n$ の企業の割合は  $R_{ij}(\text{Tier}_n)$  は式 (1) で表すことができる．

$$R_{ij}(\text{Tier}_n) = \frac{F_{ij}(\text{Tier}_n)}{F_{ij}}. \quad (1)$$

また，取引にはものの流れがあり，各企業はノードとして，取引をリンクとすると，取引ネットワークは有向グラフとして考えることができる．本稿では商品やサービスが流れていく方向を川下，その逆方向を川上とする．

### 3. 1. 2 影響取引額の分析手法

災害からの復興予算策定や損害保険の支払いの迅速化のため、災害の被害額の推計が極めて重要である。一般的に、災害の被害額の推計は、直接被害（ストック）と間接被害（フロー被害）の二種類で評価される。本研究では、間接被害に着目して、事業所間取引データを用いて、災害によって影響を受ける企業の取引金額を推定する。なお、影響を受ける取引額は、被災企業が経済活動を停止した期間にどれだけの取引額が失われるかとする、

Yang ほか(2018)では、企業の年間取引のうち一回分の取引データ（売上高）を使用して、被災企業の取引額の算出を試みた[29]。しかし、災害による影響取引額を分析するためには、災害による事業停止期間に行われる取引回数を考慮する必要がある。そのため、一年間の売上総額 $S_i$ をその企業がそれぞれの取引先と取引した一回分の取引の金額の総和で割ることで、企業 $i$ の平均の年間取引頻度を求めることとする。次に、企業 $i$ とその川下企業との取引は $L_i^{i\text{down},x}$ とし、一年は365日とすると、企業 $i$ の一日の取引金額 $y_i^j$ は式(2)で表すことができる。

$$y_i^j = \sum_{x=1}^n L_i^{i\text{down},x} * \frac{S_i}{\sum_{x=1}^n L_i^{i\text{down},x}} * \frac{1}{365}. \quad (2)$$

また、浸水深は時系列で変化し、さらに浸水の度合いによって企業に与える被害の影響度も異なってくるため、図9のように、浸水している期間（日単位とし、「浸水日数」という）及び浸水が解消されてから企業が事業再開可能な状態までの期間（「営業停止期間」とする。さらに、企業が完全に復興するまでの期間（「営業停滞日数」という）を考慮して計算する必要がある。

浸水日数については、国土交通省荒川河川事務所の氾濫シミュレーション結果に基づき設定した。浸水日数は場所ごとに異なるが、最大日数についてはシナリオ東京で28日、シナリオ江東デルタで28日、シナリオ埼玉で3日である。ただし、氾濫解析データは1ヶ月間のデータである。シナリオ東京、江東デルタに関しては1ヶ月以降も排水されず浸水がさらに続く地域もある。それらの企業の浸水期間は28日とする。本稿では、治水経済調査マニュアル(2005)による浸水深別に事業所に対する営業停止日数・営業停滞日数(表1)を基に、生産停止日数を計算する[30]。なお、営業停止日数は、その期の取引金額を全て失う期間とし、営業停滞日数に関しては、その期間の取引額の半額を失うとする。

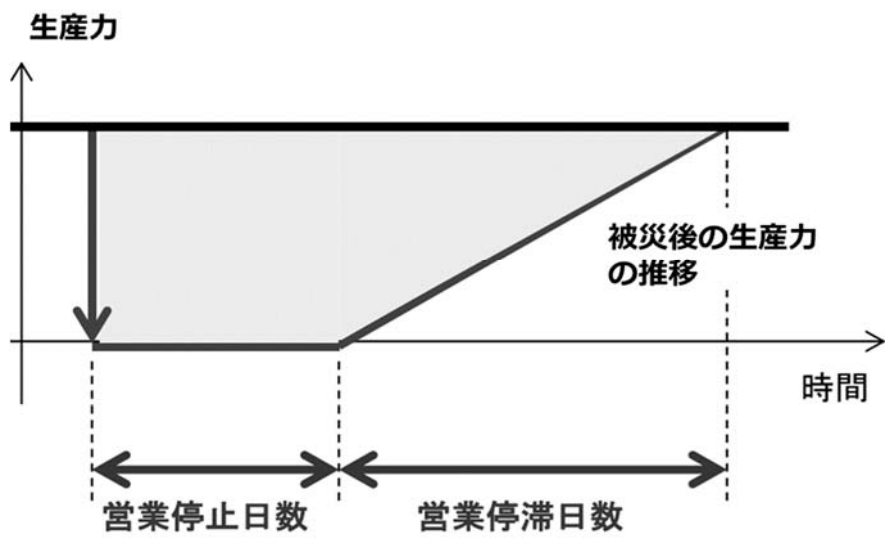


図 9：復興期間における企業の生産力

表 1：浸水深別の生産活動への影響

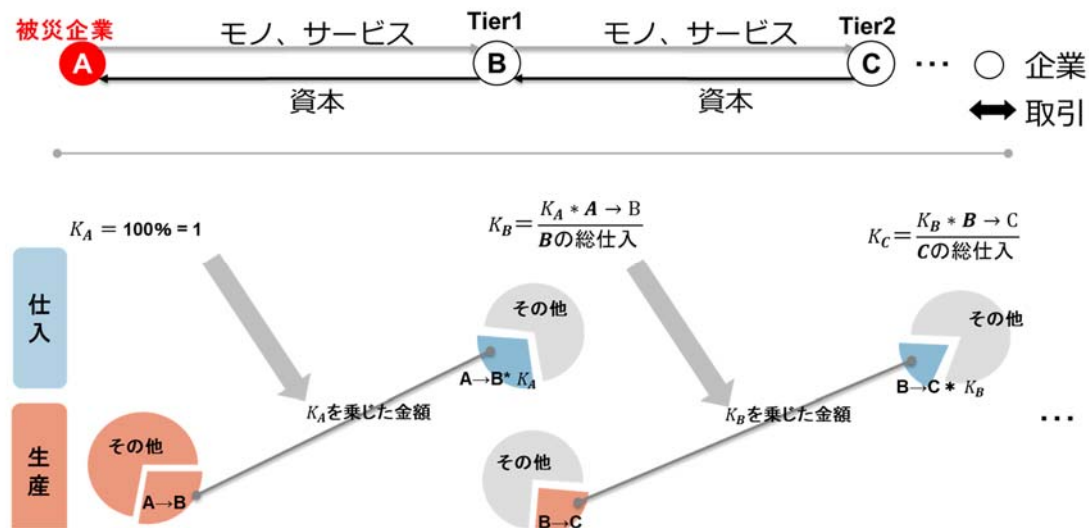
浸水深 (m)	営業停止期間(日数)	営業停滞期間 (日数)
0 - 0.5	4.4	8.8
1.5 - 0.99	6.3	12.6
1 - 1.99	10.3	20.6
2 - 2.99	16.8	33.6
3-	22.6	45.2

次に生産停止日数は、浸水が 0.3m を超える期間（浸水日数）、営業停止日数及び営業停滞日数の半数の和とする。被災企業  $i$  の浸水日数を  $T_i^{(inundation)}$  とし、営業停止日数を  $T_i^{(interruption)}$  とし、営業停滞日数を  $T_i^{(stagnation)}$  とする。そして、生産停止日数  $T_i$  は式 ( ) で表すことができる。

$$T_i^{(affected)} = T_i^{(inundation)} + T_i^{(interruption)} + \frac{T_i^{(stagnation)}}{2}. \quad (3)$$

また、間接被害に関しては、取引ネットワークを通じて波及していくが、取引の回数が多くなるに連れ影響は小さくなると考えられる。

本研究では、取引額の損失は、Tier0 については、100% 一日の取引金額を被災日数で乗じた値とする。但し、Tier1 以降に関しては、影響が小さくなるため、被災企業に対してどれくらい生産を依存しているかを表す係数として、本稿では被害波及係数  $K$  とし、これをその企業の取引額に乗じて得られる値を、影響を受ける取引額と考える。（図 10）



例えば、被災企業は 100% 生産が停止するため、影響は 100% とする。被災企業  $i$  に対する被害波及係数  $K_i$  は式 (4) で表すことができる。

$$K_{i, Tier_0} = T_i^{(affected)}. \quad (4)$$

Tier1 企業（被災企業の取引先）は、全ての取引金額の中で、被災企業との取引金額の割合を求め、その割合を被害波及係数とする。Tier1 企業  $i$  の川上企業である Tier0 企業を  $i''$  ( $\{1, 2, 3, \dots, I''\}$ ) とする、その取引を  $y_{i''}$  とすると、被害波及係数  $K_i$  は、式 (5) で表すことができる。

$$K_{i, Tier_1} = \frac{\sum_{i''=1}^{I''} y_{ii''} \cdot T_{i''}^{(affected)}}{\sum_{i''=1}^{I''} y_{ii''}}. \quad (5)$$

Tier2 については, Tier1 との取引金額の割合にそれぞれの Tier1 の企業の被害波及係数を乗じた値が Tier2 の取引総額に占める割合を被害波及係数とする. Tier3 以降も同様に考える. Tier2 以降の被害波及係数 $K_i$ は式 (6) で表すことができる.

$$K_{i, Tier_n} = \frac{\sum_{i''=1}^{I''} y_{ii''} \cdot K_{i'', Tier_{n-1}}}{\sum_{i''=1}^{I''} y_{ii''}}. \quad (6)$$

以上を踏まえて, 企業 $i$ の影響を受ける取引額 $\Delta y_i$ は, 式 (7) で表すことができます.

$$\Delta y_i = \sum_{i'=1}^{I'} y_{ii'} \cdot K_i. \quad (7)$$

## 3. 2 分析結果

### 3. 2. 1 シナリオ間の比較

図 11 は各シナリオにおける被災企業の産業や数、各産業における浸水日数、営業停滞日数、営業停止日数を表している。シナリオで東京は 44,210 の企業が被災し、被災から事業再開の期間は平均 57 日間である。特徴としては他のシナリオと比較してサービス業が大きな割合を占めている。シナリオ江東デルタは 20,218 の被災企業、事業再開期間平均 50 日間である。シナリオ埼玉は 16,001 の被災企業、事業再開期間は平均 41 日間である。

3シナリオ全体的には、傾向は似ていることが読み取れる。図12は3シナリオの取引方向別に見た影響を受ける企業の割合の比較を示している。Tier1までの企業の割合は全体の20～30%強であり、被災地から距離の近い地域では高い割合になっている。シナリオ埼玉が20%で最も低く、シナリオ東京が32%で最も高い割合であった、これは東京都に立地している企業が最も多いためだと考えられる。また、Tier1までは3シナリオ間で大きく差があるが、Tier3以降を含めると、全てのシナリオが51%程度になった。地域別、産業別の分布に関してもほぼ同様な結果が得られた。したがって、荒川の氾濫がもたらす影響について、被災企業と直接取引のある企業に関してはシナリオによって大きく差がある、間接的に関係を持つ企業の構造に関しては、シナリオ間の差は大きくないと考えられる。

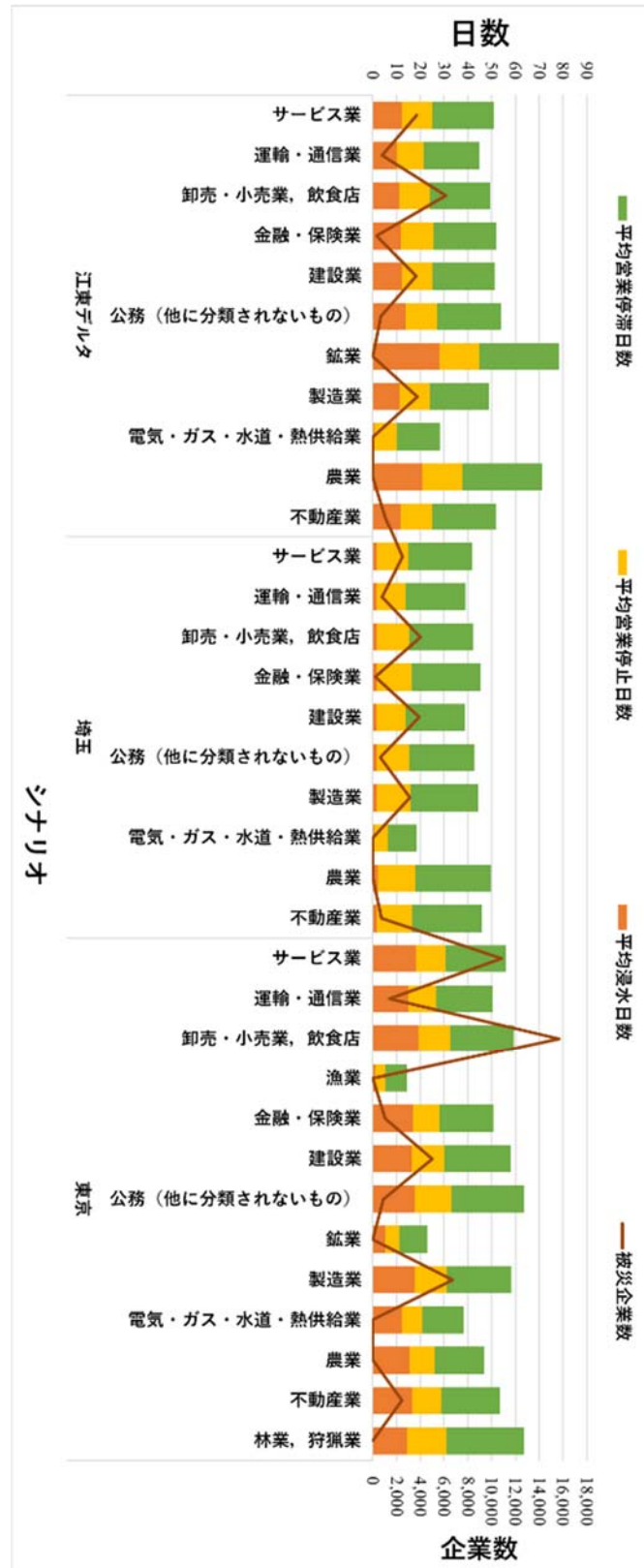


図 11：各シナリオの企業の被害状況



また、取引の方向別波及状況を見ると、被災企業の下流に関しては、Tier5までの企業数は全体の約46-47%となった。Tier1までの割合は約14-26%と、シナリオTokyoが最も大きい26%である。Tier2までは39~44%であった。被災企業の上流については、Tier5までの企業数は全体の約40-41%であった。仕入れTier1までの割合は約11から20%までと、シナリオTokyoが最も大きい20%である。Tier2までは31~36%であり、取引の次数が少ない

(Tier1,Tier2) まででは、シナリオ間の差は大きい。地域別で影響が大きいのは被災地の周辺の地域や、離れた場所にある大都市であることがわかる。また、川上より川下への影響が大きい傾向がみられる。これは、企業数の販売先が仕入先より多いことが原因だと考えられる。

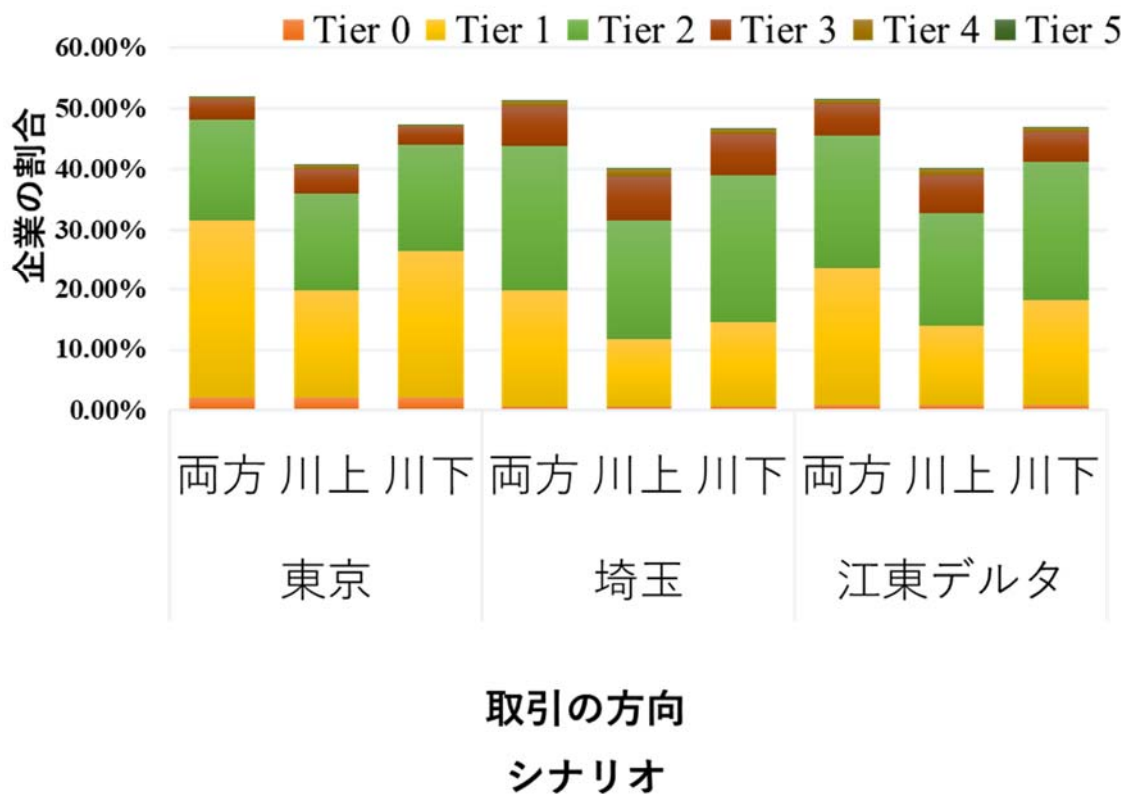


図 12 : 各シナリオの取引方向別の被害企業の割合

図13は各シナリオの影響取引金額の比較である。影響取引金額に関してシナリオTokyoが他のシナリオに大きく差をつけてTier4まで含めると最大の7.4兆円である。シナリオ最為とシナリオ江東デルタに関しては約4兆円となり、この2つの間の差は僅少である。

Tier別に見ると、シナリオ東京は他のシナリオと比較して、Tier0～1の額の比重が大きい。他の2つのシナリオに関してはTier0～1の比重は小さく、Tier2が最も大きいことがわかった。これは、シナリオ東京の被災企業は大企業が多く、取引数が多く取引金額も非常に大きいと考えられる。他の2つのシナリオに関しては、被災企業は中小企業が多く、取引先は多くないため、取引の字数が増えるに連れ企業が増え額も増えると考えられる。

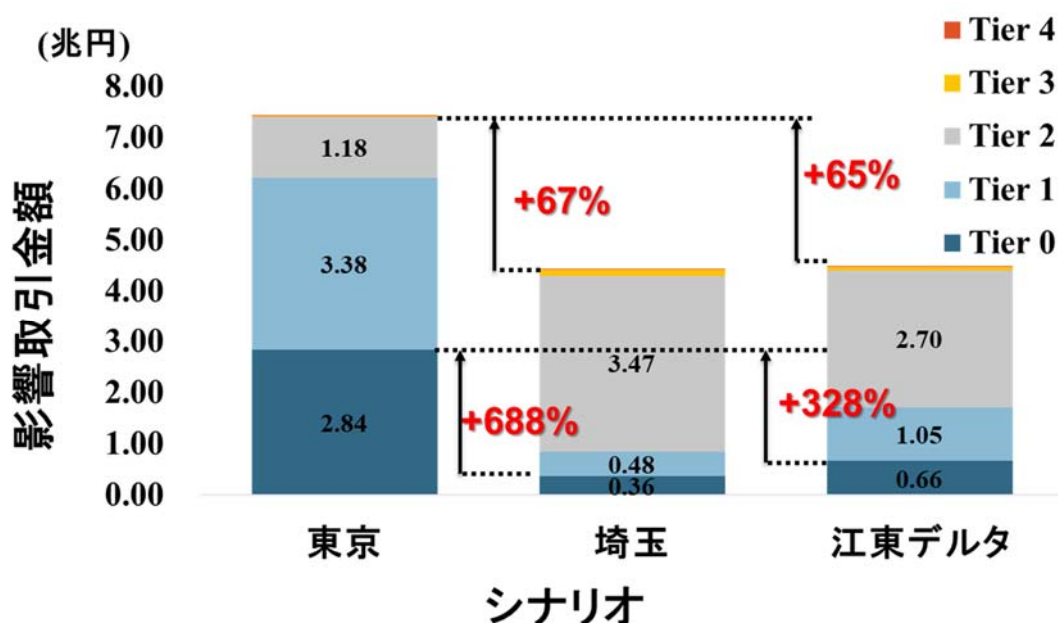


図 13 : 各シナリオの影響取引金額

### 3. 2. 2 シナリオ東京の結果

3つのシナリオの中で、シナリオ東京が最も影響が大きいことが読み取れる。シナリオ東京について詳しい分析を紹介する。まず、都道府県別（図14）に見ると、被災企業（Tier0）は全体の約2%であるが、被災企業の取引先（Tier1）を含めると約30%になる。Tier1までの企業数の割合は千葉、埼玉、群馬など被災地から近い地域が高くなっていることがわかる。また、（図15）大阪、愛知、宮城など各地域の中心都市の割合が高く、その多くの企業と取引していることが読み取れる。Tier3までを含めると全体の約51%に増加するが、それ以降はほとんど変化せず、Tier5まで含めると全体の約51%の企業・事業所が影響を受けることがわかる。残りの約49%の企業はこの取引ネットワークの外部で大きなネットワークを形成していると考えられる。

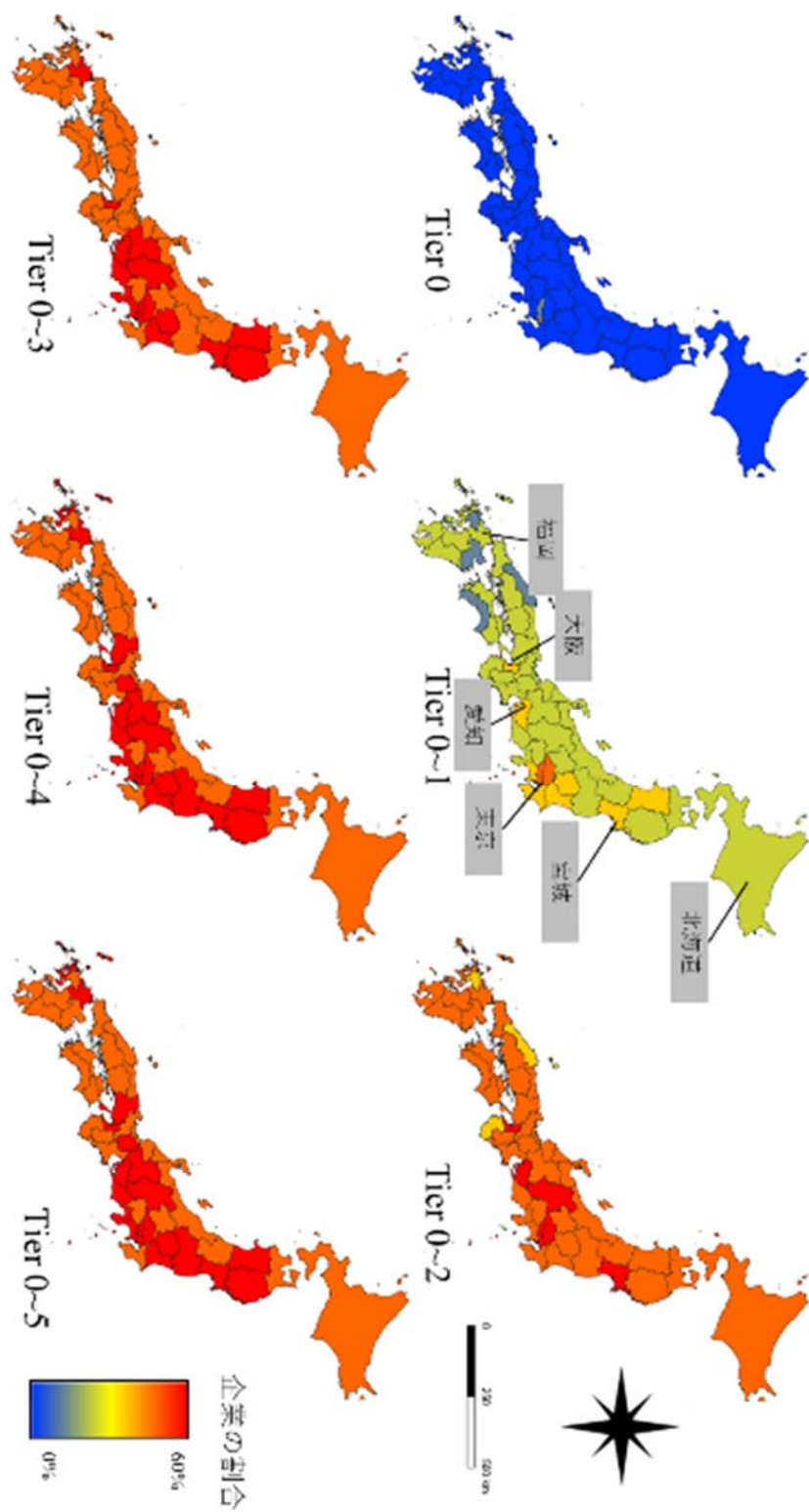


図 14：地域別の影響企業の割合の地理的分布

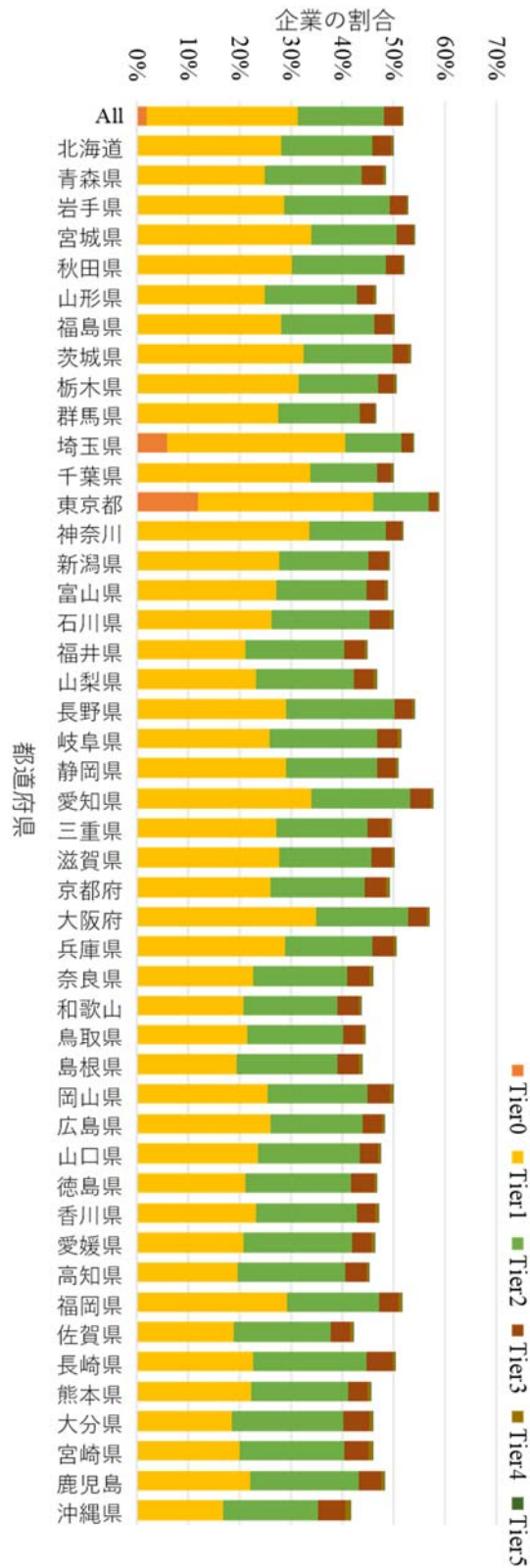


図 15：地域別の影響企業の割合

次に、産業別（図 16）に見ると、Tier 2 までを含めると金融・保険業や運輸・通信業は約 65%に達しており、この 2つの業種は地域を超えた取引がよく行われているためだと考えられる。工業や製造業が次に高く Tier5 までの企業数は全体の約 65%になった。一方、不動産業が最も低く、Tier5 までの企業数は全体の 30%以下である。これは、不動産業は地域内の企業と取引するケースが多いと考えられる。また、農業や漁業などの農林水産業は Tier5 までを含めても全体の 40%を下回っており、これらの業界への影響は比較的小さいことがわかる。

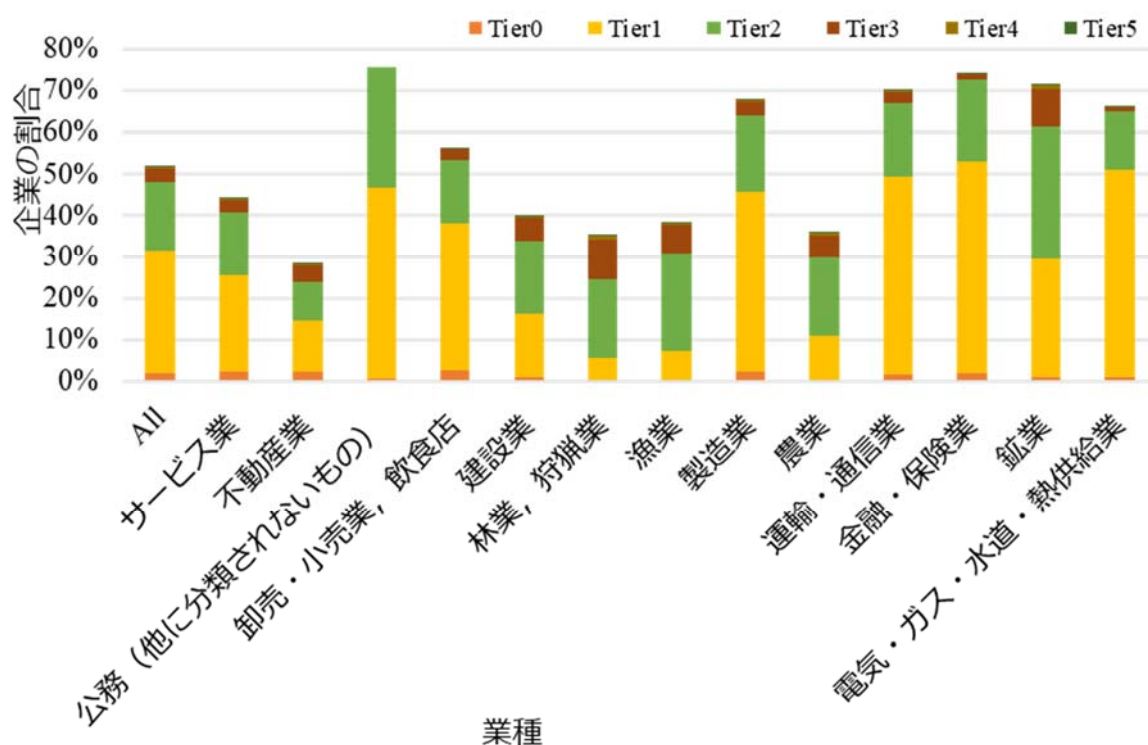


図 16：業種別の影響企業の割合

影響取引金額に関しては東京都でTier5まで含めると4.3兆円であり(図17)、圧倒的に他の県より高い金額が影響を受けることがわかった。全国的には千葉、埼玉など被災地の周辺地域及び大阪、愛知、宮城など各地方において中心の都道府県が比較的に高いことがわかる。

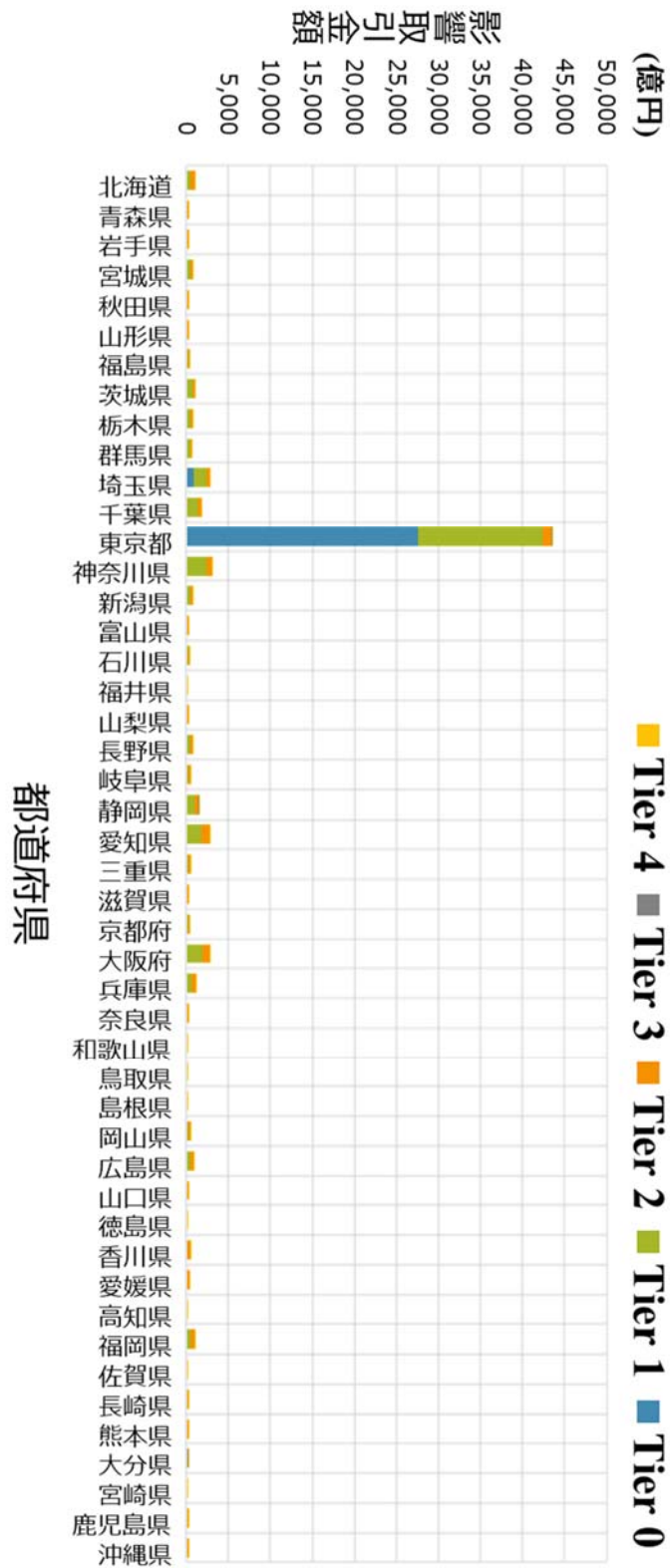


図 17：地域別影響取引金額

図18は、被災企業とその取引先との間の取引関係を地理的可視化したものを示している。各地域の中心都市にある企業及び事業所との取引金額が多いことが読み取れる。例えば、北海道の札幌市，東日本地域は仙台市に集中し，西日本地域では特に愛知県と大阪に集中している。業種別には，卸売業，小売業，食品業，製造業が大部分を占めている。Tier0-1では各地域の中心都市と多く取引しているが，Tier1-2では中心都市以外とも多く取引を行っており，全国に影響が及ぶことが読み取れる。また，首都圏を拡大してみると，卸売や小売業の取引数他業種と比較して非常に多いことが読み取れる。

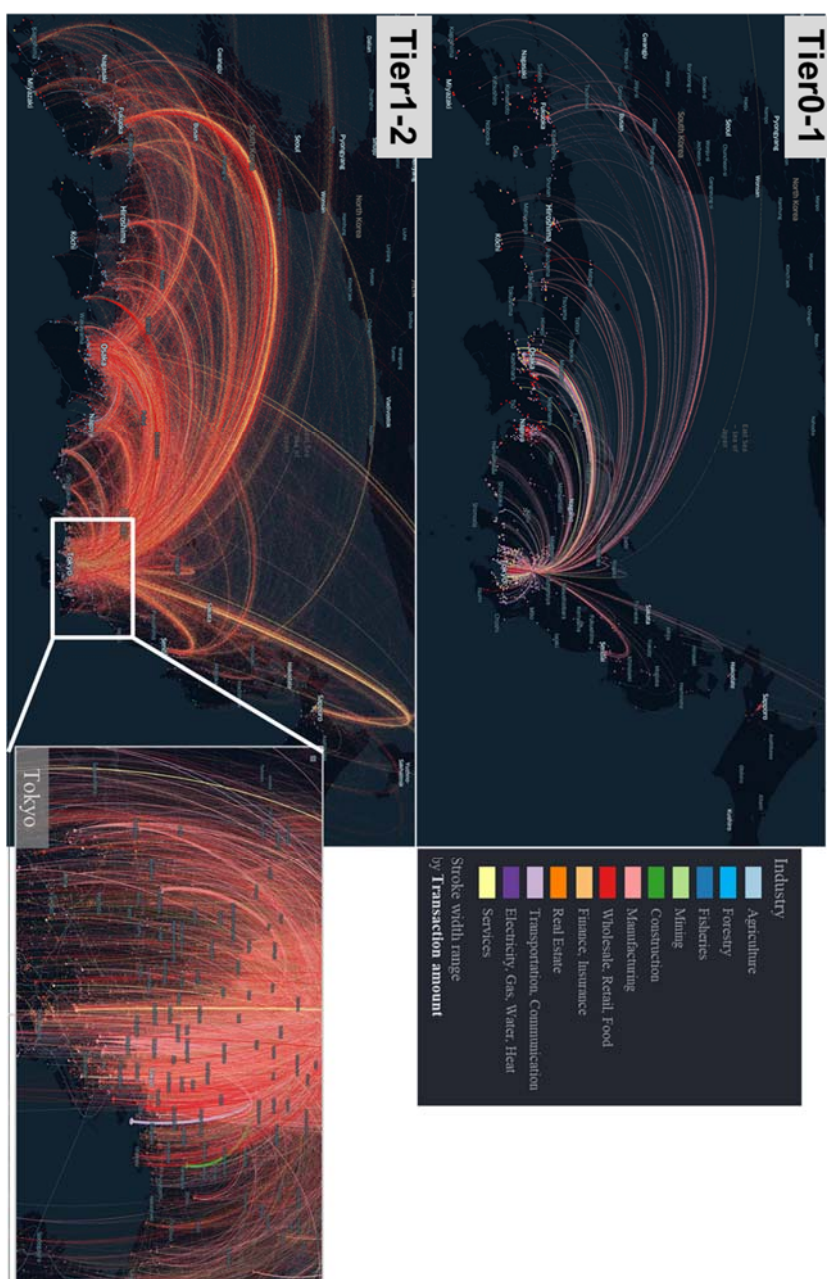


図 18：被災企業の取引関係の地理的分布

### 3. 3 比較・検証

土木学会(2018)は、荒川における巨大洪水の経済被害を推計している。氾濫シミュレーションデータは洪水浸水想定区域図(2015)に基づいて、荒川右岸低地氾濫（決壊箇所が東京都北区）のデータを使用している[31]。想定される水害の決壊場所は本研究のシナリオと同様荒川右岸 21KM 地点であり、年超過確率 1/1000 の降雨を対象とする。

既往研究では、過去の大災害の被害状況を実証的に踏まえ、氾濫によって生産施設等が破壊され、交通インフラが破壊されることを通して、経済活動が低迷することによって生じる経済被害を推計している。具体的には、SCGE (Spatial Computable General Equilibrium)モデルを用いて、災害によって被災エリア内における国民総所得 GDP の減少額を推計している。

本稿における研究手法の違いに関しては以下の 2 点である。一点目は企業の生産額に着目して、事業所取引データを使用しており、経済被害の推定を行っている。2 点目は経済被害の発生する期間を被災企業が復興作業を完了するまでの期間としているため、浸水期間と被災企業の復興期間を合わせた期間として計算を行っている。本稿での 3 シナリオの事業停止期間は平均で約 2 ヶ月、最大で約 3 ヶ月である。また、影響範囲は被災エリアのみならず、日本全国としており、間接的に影響を受ける日本全国の事業所を被災企業の 5 次取引先まで考慮しているため、間接被害をより正確に把握することがとできる。本研究のシナリオで最大 7.4 兆円と比較してかなり大きい金額になっている。

本研究の手法と大きく 2 点異なる。

一点目は、使用したデータセットが異なる。上記の研究では、SCGE モデルを用いており、使用しているデータは広域の地域間の統計データである。本研究では事業所間の取引データを用いており、企業単位での分析を可能にしている。水害は、場所によって被害の深刻度が異なっているため、企業ごとに被害額を把握することで、よりミクロ的な視点で被害額を正確に推定することができる。

二点目は、推定地域については既往研究では直接被災地域を想定している。本研究では直接被害だけでなく、間接的に取引関係を持つ 5 次取引先までの日本中の企業まで考慮しているため、より正確に把握することができると考えられる。

また、被害が継続する期間について過去の災害を参考に 14 ヶ月と設定している。ただし、14 ヶ月の根拠となるものについて明示されておらず、これ以上の参考文献などは記載なし。本稿では、治水マニュアルに従って被災期間を決定している。各企業の被害の深刻度によって被災期間が異なっており、被災企業の中で、翌日に復旧する企業から最大で 3 ヶ月間被災する企業まで様々である。



# 第4章 強化学習を用いたサプライチェーン復興過程の最適化

## 4. 1 提案手法

### 4. 1. 1 深層強化学習

図 19 のように、機械学習は教師あり学習，教師なし学習，強化学習などに分類される。本研究では、本研究では、予め教師信号を設定せず、シミュレーションの中で試行錯誤を通して最適な解を見つける強化学習が適していると考えられる。また、強化学習の中で、シングルエージェントとマルチエージェントでのシミュレーションに分類することができる。本研究では企業間の相互作用を扱うため、マルチエージェントが適していると考えられる。マルチエージェント強化学習は、以下の2つの特徴がある。一点目はエージェント同士の相互作用を再現することができる。例えばエージェント同士が協力して一つの目標を達成する協力型学習やそれぞれが首位を目指す競争型学習がある。また、学習方法に関しては、全てのエージェントが同じアルゴリズムで行動する集中型と各々で知能を持って行動する分散型がある。

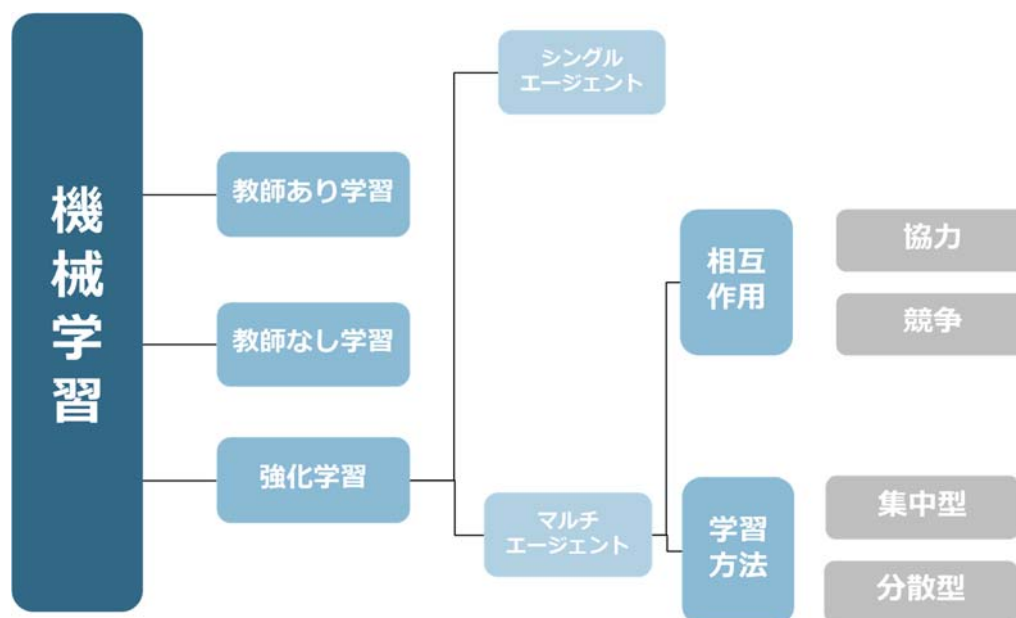


図 19 : 機械学習の分類

本研究では深層強化学習を用いる。深層強化学習は強化学習と深層学習と組み合わせた手法である。強化学習では、環境との相互作用を通して、自身の行動ポリシーの最適化を自ら行っていく。時間 $t$ において、エージェントは状態 $S_t$ を観測する。次に制御指針の集合 $A$ か

ら行動 $a_t (a_t \in A)$ を実行して得られる報酬 $R_{S_t, S_{t+1}}^{a_t}$ を用いて状態 $S_t$ における行動 $a_t$ の行動価値関数 $Q(S_t, a_t)$ を式1の通り更新を行う[32].

$$Q(S_t, a_t) \leftarrow Q(S_t, a_t) + \alpha \left[ R_{S_t, S_{t+1}}^{a_t} + \gamma \max_a Q(S_{t+1}, a) - Q(S_t, a_t) \right]. \quad (8)$$

$\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$ は学習率を示し、 $\gamma (0 \leq \gamma \leq 1)$ は報酬の割引率である。深層強化学習は、 $Q(S_t, a_t)$ が膨大になる場合、多層ニューラルネットワークを用いて $Q(S_t, a_t)$ を近似する方法である。

上記の更新を再帰的に行うことで、最も大きい報酬値を得られることができる。深層強化学習は、上記の強化学習において $Q(S_t, a_t)$ が膨大になる場合を想定し、多層ニューラルネットワークを用いて $Q(S_t, a_t)$ を近似する方法である。具体的には、 $S_t$ を入力、 $Q(S_t, a_t)$ を出力するニューラルネットワークを構築し、上記の $R_{S_t, S_{t+1}}^{a_t} + \gamma \max_a Q(S_{t+1}, a)$ と、出力 (TD 誤差) が0になるように学習させる。学習が進むにつれ、ニューラルネットワークの出力は先述の強化学習におけるアルファ節を0に限りなく近づくように学習するQ学習と同様の学習を実現することが可能となる。我々は、企業の行動制御に影響を与える要因として、被災状況及び取引状況、サプライチェーン全体の取引状況など多数の状態変数を考慮するために、多層ニューラルネットワークを用いた深層強化学習を採用した。

また、企業エージェントの行動は他エージェントへ影響を与えることができるとする。取引先になると互いに受注と発注の関係を持ち、生産活動に影響を与える。また、エージェント間での利害関係を考慮した行動を学習できるようにするため、Foerster et al. (2016)が考案したエージェント間の相互作用を考慮したマルチエージェント強化学習である Reinforcement inter-agent learning (RIAL)を使用する[33]。具体的には、図 20 の通り、エージェント 1 は、時間 $t$ において、環境の観測値 $o_t$ とエージェント 2 との相互作用 $m_{t-1}^2$ の両方を学習データとして学習関数である Q-Net に取り込み計算を行う。その後、エージェント 2 も同様に学習する。これによりエージェント間の相互作用を考慮した行動を学習することができ、自社の利益最大化だけでなく、エージェント同士の利益を考慮した行動を取ることができるようになる。

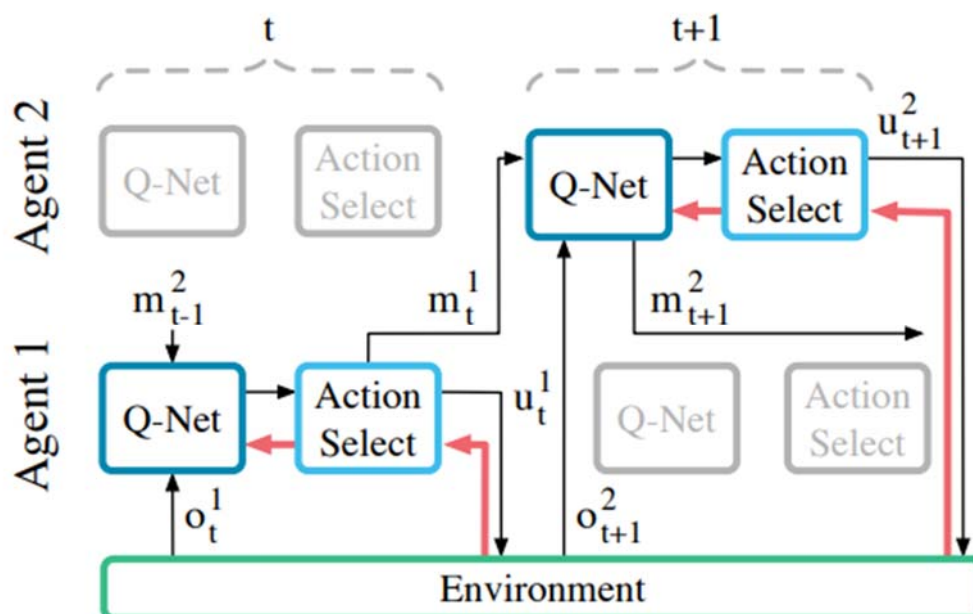
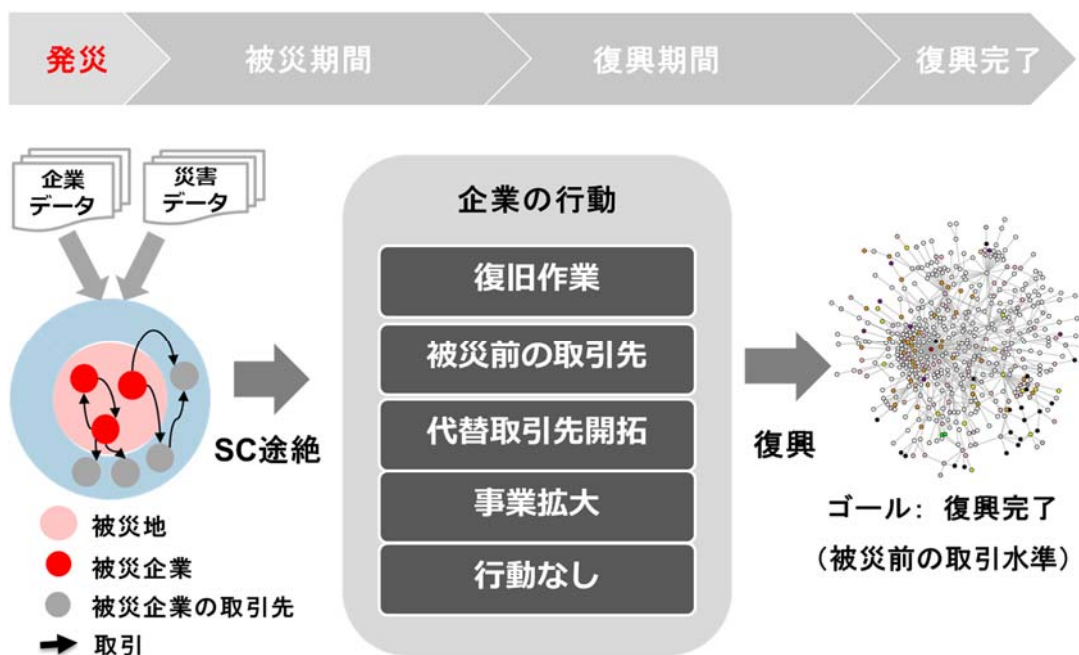


図 20 : RIAL のアルゴリズム

## 4. 1. 2 シミュレーション環境の設計

被災地である荒川流域に立地する約3万の企業とその取引先約17万の企業エージェントとする。エージェント同士は互いに取引先としてネットワークで繋がることできる。被災時より1stepを一日とし、2ヶ月かけて復興するとして、60stepシミュレーションを行う。

本稿でのシミュレーションの全体設計を図21のように、まず、企業データ及び災害データを用いて、被災企業と間接的に影響を受ける企業を特定する。次に、浸水区域内の各企業は、水害が発生して深水することで浸水深に応じた被害を受け、取引先及び生産能力を失うとする。浸水が続く期間は、企業の生産活動ができない状態とする。各企業は浸水が引いたあとは設備の故障や人員不足によって事業を行えないと想定し、この期間は営業停止期間とする。その後、各企業は、一部の設備や人員を確保し、ある程度の生産活動が行える状態になると想定し、この期間を停滞期間とする。災害が発生したあとに、復興期間において、企業の行動制御を深層強化学習を用いて試行錯誤しながら最適な制御を自律的に決定するモデルを構築した。最終的に被災前のサプライチェーンの取引水準に戻るとシミュレーションを終了する。



### 4. 1. 3 エージェント行動の設計

企業エージェントは、被災企業及び被災企業の取引先とする。各エージェントは、業種、企業の規模などの企業情報と、取引先及びその取引金額などの取引状況の情報を保有する。被災企業エージェントはそれに加えて被災状況も保有する。

被災エージェントは取引先を失うとし、復興するために以下の行動を取ることができるとする。「復興作業」、「過去の取引先と契約する」、「新取引先を開拓する」、「事業拡大」、「行動せず」の5種類とする。なお、取引先の選定方法に取引の向きや距離を分け、合計9パターンの行動を取ることができるとする。

状態 $S_t$ における企業の制御指針 $a_t(a_t \in A)$ としては、①自社の復旧行動、②被災前の顧客と再度契約する、新しい顧客を開拓する(③近距離受注、④近距離発注、⑤遠距離受注、⑥遠距離発注)、⑦既存顧客先との取引を増やす、⑧行動なしとする。具体的には、自社の復旧行動は、復旧の日数を1日減少させることができ、復旧を加速させることが可能である。新しい顧客を開拓する行動に関しては、自社からの距離が近いか遠いか、顧客企業の規模が大、中、小を選択することができるとする。ただし、顧客と契約できるのは、ある程度安定した生産能力が見込まれる企業と考えられるため、自社の生産能力が50%以上のときのみできるとする。被災前の顧客を選択する行動は自社の生産能力に関係なく選択できるとする。既存の顧客先との取引額を増やすに関しては、契約中の顧客が存在する場合、その中でランダムに増加させることができる。ただし増やせる金額はその時点での自社の平均取引金額とする。

シミュレーションのゴールをサプライチェーン全体の取引金額が被災前の8割の水準に戻るまでとする。なお、復興期間中の企業の生産力はコブ・ダグラス型生産関数(式9)に従うとする。本研究では、スケール係数 $A$ を固定とし、生産額 $Y$ は生産要素である労働力 $L$ の労働分配率 $\alpha$ に資本 $K$ の資本分配率 $\beta$ 乗を乗じて求めるとする。

$$Y = AL^\alpha K^\beta$$

$$s.t. \alpha = 1 - \beta, 1 > \alpha > 0, 1 > \beta > 0.$$
(9)

本研究では、企業の生産額の計算条件を以下のように設定する。労働力 $l$ を従業員とし、資本 $k$ をライフラインと建物の被害で評価する。ライフラインは道路の浸水状況 $r$ と電気設備の被害状況 $e$ とする。通常時の生産額を $y$ とした時、水害による被災企業の生産減少額 $\Delta y$ は労働減少率 $\Delta l$ (=従業員の死亡率)と資本減少率 $\Delta e \cdot \Delta r$ (=電気設備被害・道路の浸水状況)から式10のように求めるとする

$$\Delta y = \left\{ \alpha \cdot \frac{\Delta l}{l} + (1 - \alpha) \left( \frac{\Delta e}{e} \cdot \frac{\Delta r}{r} \right) \right\} * y.$$
(10)

なお、従業員の死亡率 $\Delta l$ は Life-Sim モデル[34]に従うとする。電気設備被害 $\Delta e$ は企業所在地の浸水状況より判断し、浸水が 0m 以上であれば 1, 0m 以下であれば 0 とする。また、道路の被害率 $\Delta r$ は被災地から被災地外までの道路において、浸水深 0m の道路があれば 0 とし、なければ 1 とする。

また、強化学習における状態 $S_t$ については、時刻  $t$  における企業の被災状況、取引状況、企業の取引数上限などを用いることにする。エージェントが行動を取る際に判断材料（入力データ）は自社の企業情報、被災状況、復興状況、他社の情報を得ることができるとする。他社の情報に関しては候補先の企業情報や被災情報、自社に対しての相互作用の影響などとする。入力データ $S_t$ は式 11 とする。

$$S_t = (\Delta l, \Delta r, \Delta e, \frac{\Delta y}{y}, \text{自社の制約条件, 他社情報}) \quad (11)$$

#### 4. 1. 4 報酬の設計

制御目的である早急な復旧できるような行動を学習させるために、制御結果を評価する観点を①自社の回復率、②サプライチェーン全体の回復率とする。①については、自社の復興が完了した時点で（8割に回復）報酬を 10 とする。次に②に関してはサプライチェーン全体の復興が完了するとその時点で復興できた企業エージェントに対して 100 の報酬を与える。それ以外は行動をするたびに-1を与える。本報酬関数を利用することで、エージェントは被災後、早急に復興作業に取り組み、事業再開後の企業は被災前の水準に早急に復旧できるような行動戦略を達成できる。また、取引先を選定する際に、相手との距離によって企業にとってのコストが異なると考えられるため、相手との距離によって与えるかかるコスト分。同じ都道府県にある企業を選んだ場合は 0, 異なる都道府県の企業を選んだ場合-1 を報酬に加算する。報酬関数は式 12 のように示す。

$$R_{S_t, S_{t+1}}^{a_t} = \begin{cases} 100, & \Sigma \frac{\Delta y_t}{y_t} < 0.3 \\ 10, & \frac{\Delta y_t}{y_t} < 0.3 \\ -1, & \text{その他} \\ -1, & A = \text{行動⑤, ⑥} \end{cases} \quad (12)$$

#### 4. 1. 6 パラメータの設定

本稿では、学習させる環境として、表2のように、ニューラルネットワークの隠れ層は2層とし、ニューロンの数は100。また、過学習を防ぐため、ドロップアウトを0.1に設定した。学習パラメータの $\gamma$ は0.95とし、学習効率を高めるため、過去の状態遷移における $Q(S_t, a_t)$ を全て記録し、記録された $Q(S_t, a_t)$ からデータをランダムサンプリングし、反復的に再学習する Experience Replay 法を利用した[35]。50 エポック学習を繰り返した。報酬の最も高いエージェントの学習モデルを採用する。

表 2 : パラメータ設定

パラメータ	値
Episodes	50
Steps	60
Exploration $\epsilon$	1.0 $\rightarrow$ 0.1
Discount factor $\gamma$	0.95
Frequency of Training	10
Frequency of updating learning function	20
Memory size	200
Minibatch size	20
Hidden layer	2
number of neurons	100

#### 4. 1. 5 学習手順

学習のフローチャートは図 22 に示す。まず全エージェントに対して学習環境を初期化する。次に企業データ及び取引データ、災害データより各エージェントに対して初期値を設定する。次に、ランダムで行動をさせ、行動の結果よりそれぞれの報酬を計算し、これらの結果を経験として貯蓄する。そして、行動アルゴリズムである行動価値関数の更新する必要がある際にこれらの経験を用いて行動価値関数を更新する。これを予め決めた学習回数分だけ繰り返す。

状態 $S_t$ にて制御指針 $A_t$ を実行した場合における制御評価値 $Q(S_t, a_t)$ の更新手順に関しては、まず制御対象となる企業の入力データ $S_t$ を取得する。次に、現在の状態が、目標の生産水準に到達したかどうかを判定する関数を用いて行動を終了するか否かの判定を行う。終了しない場合、状態 $S_t$ を入力し、 $S_t$ における各制御指針の制御評価値 $Q(S_t, a_t)$ を取得する。取得した制御評価値から、 $\epsilon$ -greedy 法を用いて、任意の $A_t$ を選択する関数より制御指針 $A_t$ を取得し、企業エージェントに行動させる。行動したあと、当行動による報酬値 $R$ と新たな状態 $S_{t+1}$ を観測し、これまで取得した $S_t, S_{t+1}$ の値を入力として用いて、深層強化学習の学習器を洗練する。



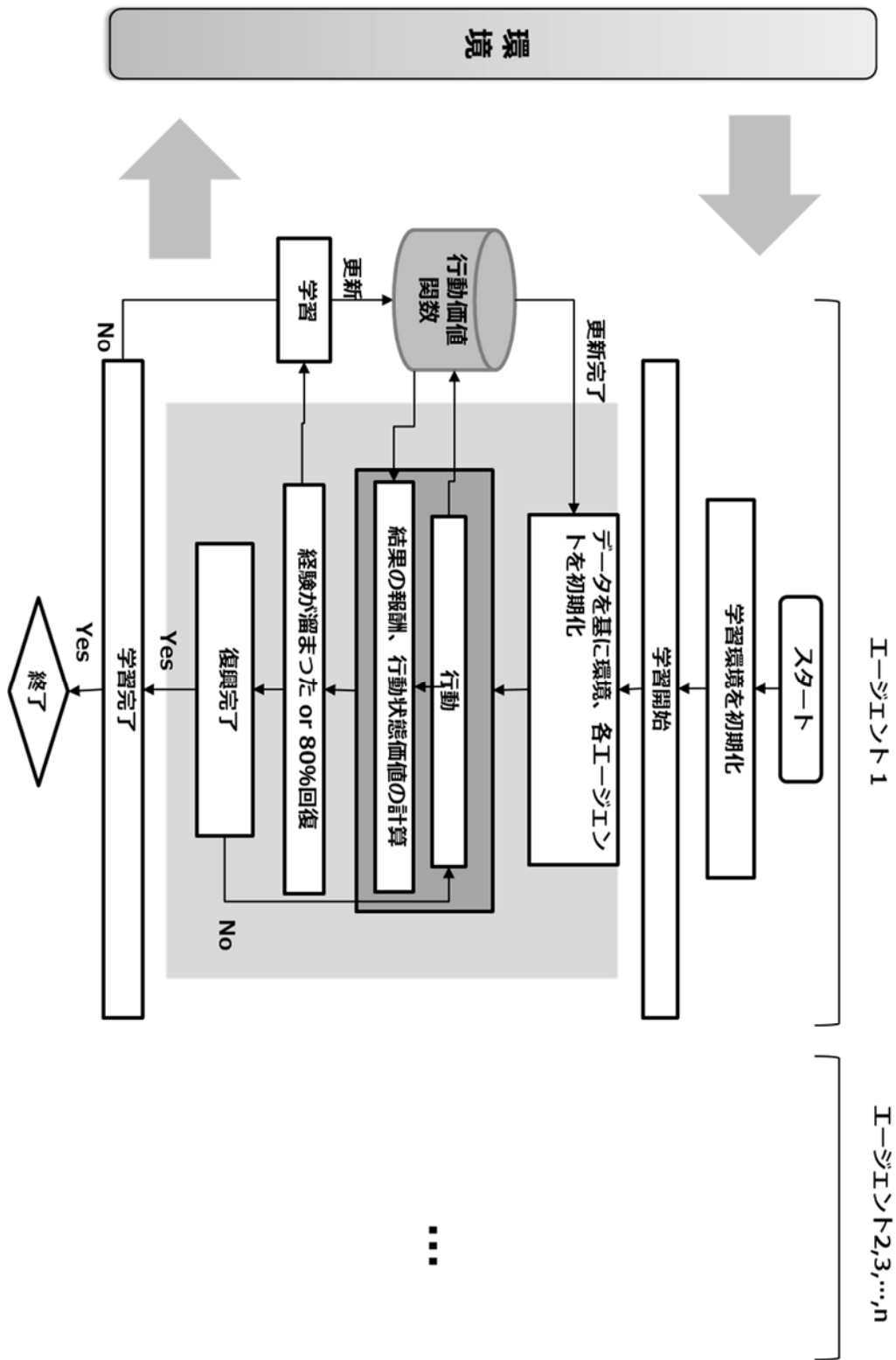


図 22 : 学習フレームワーク

## 4. 2 分析結果

### 4. 2. 1 学習結果

図 23 は、学習中における報酬の平均の推移を示している。学習回数が進むにつれ、全体の報酬は高くなっていることが読み取れる。各企業エージェントが、学習を通して、高い報酬が得られるよう行動パターンが変化していることを示している。学習回数が 45 回までは最大値と最小値のばらつきが見られるが、それ以降に関して収束していることが読み取れる。初期値の違いによって学習が進まないエージェントと学習が進むエージェントが存在すると考えられる。

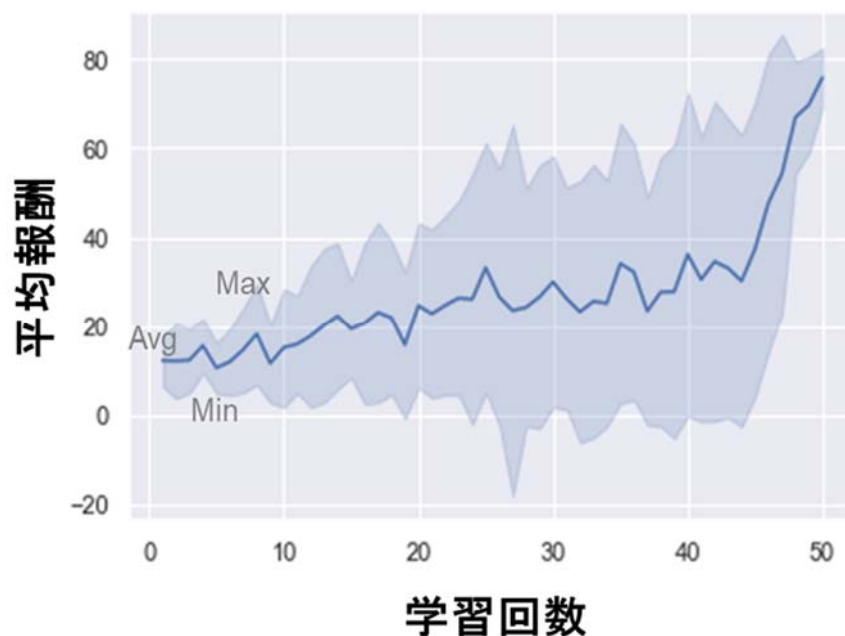


図 23 : 学習における報酬の推移

### 4. 2. 2 学習によるサプライチェーンの変化

図 24 が学習前後のエージェントの行動の変化を示している。学習前は、ランダムで行動を取る。学習が進むと、エージェントの行動パターンはこのように変化する。まず、被災直後はほとんどの企業は新しい仕入先を近い距離にある企業から確保する。その次に、徐々に近くの新しい販売先を確保するように傾向が変化する。また、一部の企業は復興作業、または過去の取引先を選ぶ。エージェントの行動はパターン化されたことがわかる。できる限りコストのかからない行動を選ぶよう行動アルゴリズムを更新するが、コストがかかっても復興効率が高くなるような行動を取る企業は遠い場所の取引先を選んでい

る。例えば特定の業種の仕入先や販売先が被災地域に少ないと、コストがかかっても早急に確保できる被災地外の企業を探そうとされる。

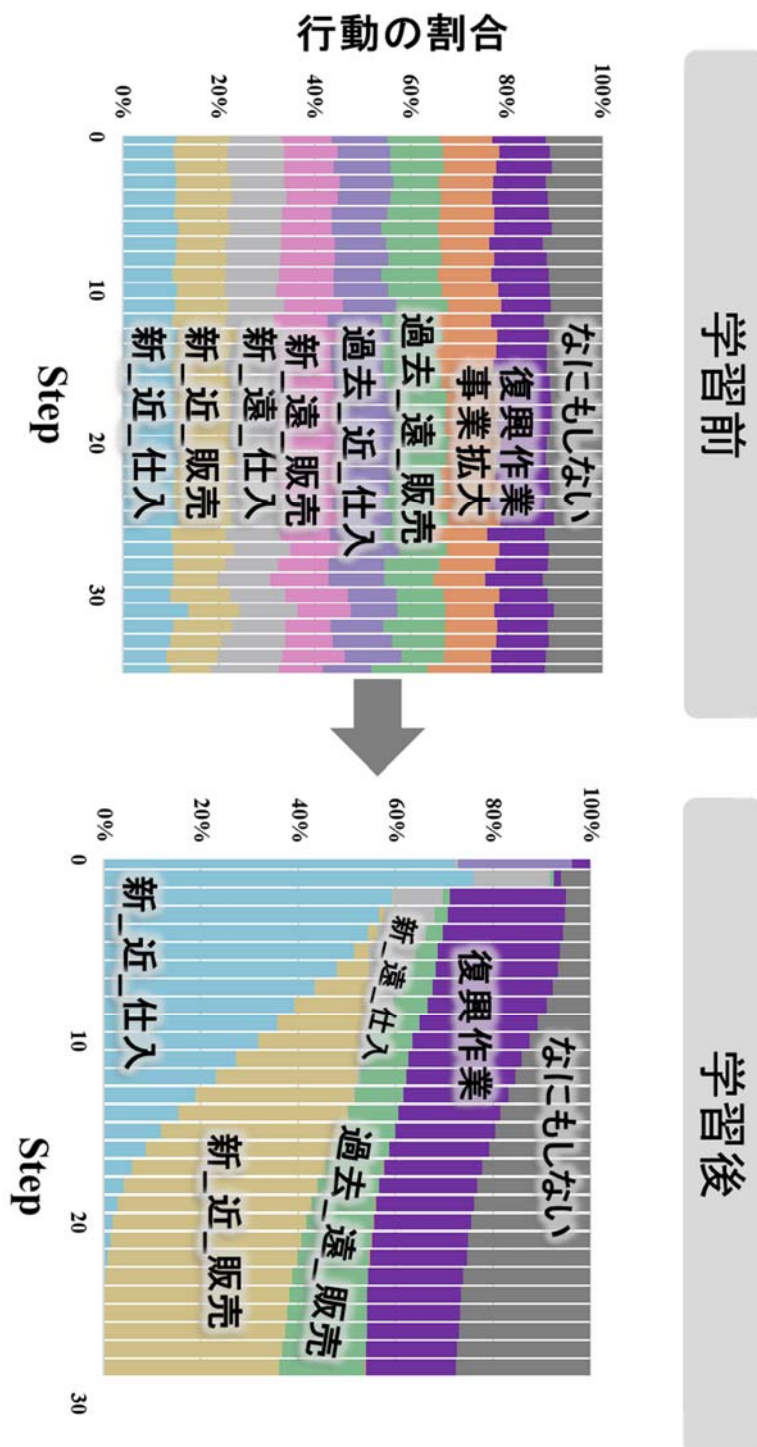


図 24：学習前後のエージェントの行動の推移

これらの変化が復興効率に対して与える影響は図 25 に示す。図 25 は学習前後のサプライチェーンの復興状況の産業別での比較である。学習前（ランダム行動）の場合、被災直後は効率的に復興できず、一定期間は無駄な行動をとるエージェントが多く存在する。10 Step 目になると徐々に復興し始める。一方、学習済では被災直後から多くの企業が有意義な行動を取っており、未学習モデルと比較して早い段階で回復していることが確認できる。

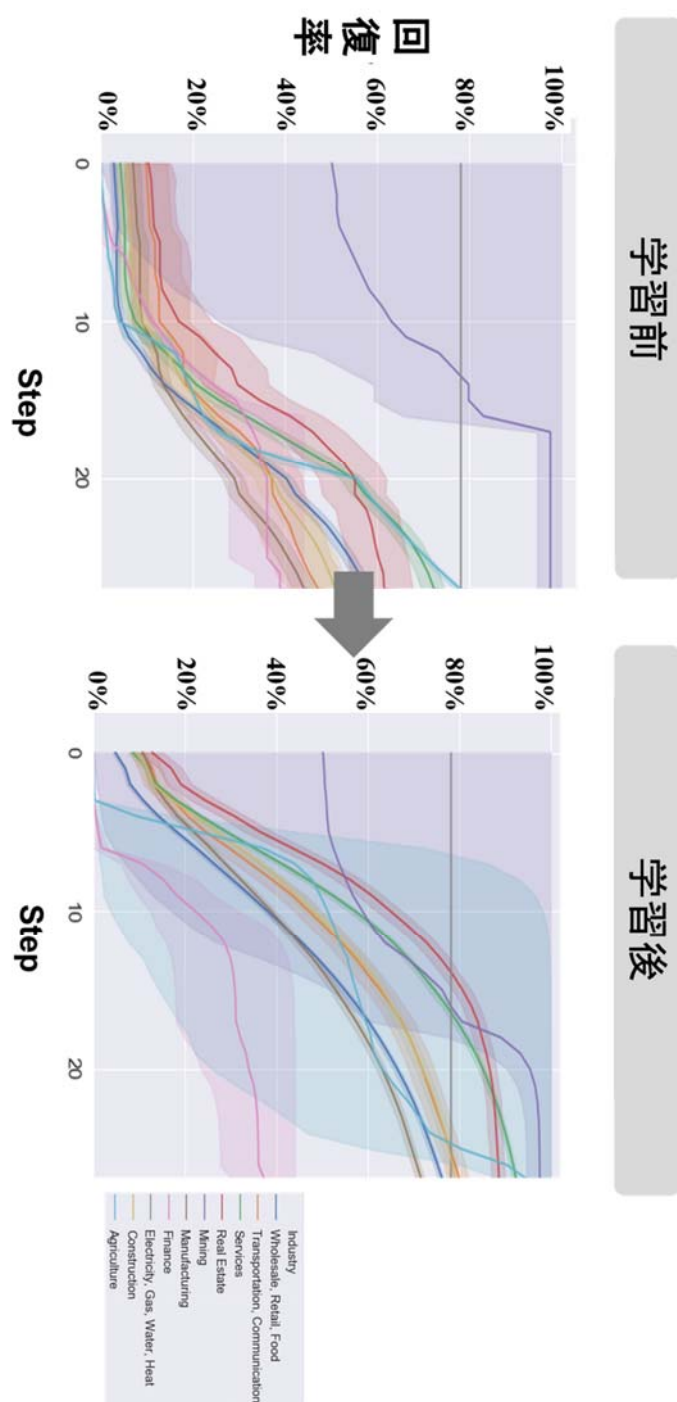


図 25 : 学習前後の業種別の回復率の推移

図 26 は学習前後での取引関係を断片的に可視化した図である。学習前ではランダム行動であるため、Step5 においては、学習後は近くの企業と多くの取引を行っているのに対して、学習前では取引関係が少ないことが読み取れる。これは、学習前は販売先を探しても仕入先を確保できていないと生産できないことが原因だと考えられる。また、Step15 に関しても、学習後は学習前と比較して多くの取引ネットワークを築いており、復興速度が早いことが読み取れる。

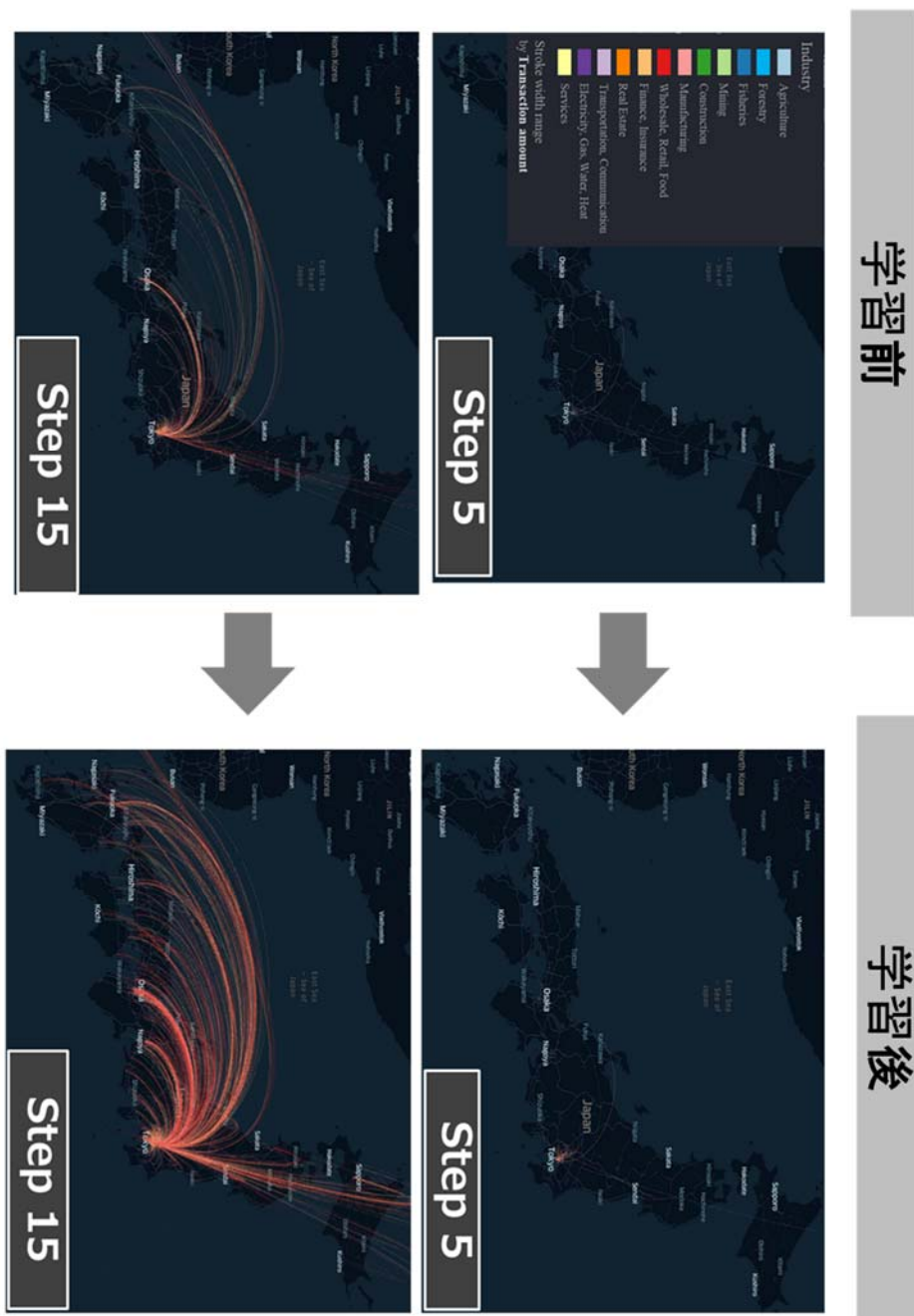


図 26 : 学習前後のシミュレーションの可視化

### 4. 2. 3 評価

図 27 は学習済みモデル（行動価値関数）を予め企業エージェントに与えて、200 回シミュレーションした結果の平均回復率のヒストグラムである。全体においてほとんどは最終的に平均で 75%-80%回復することができるとわかった。学習済みのモデルは安定して最適な行動を選択できているといえる。また、結果の分布は正規分布に従うと考えられる

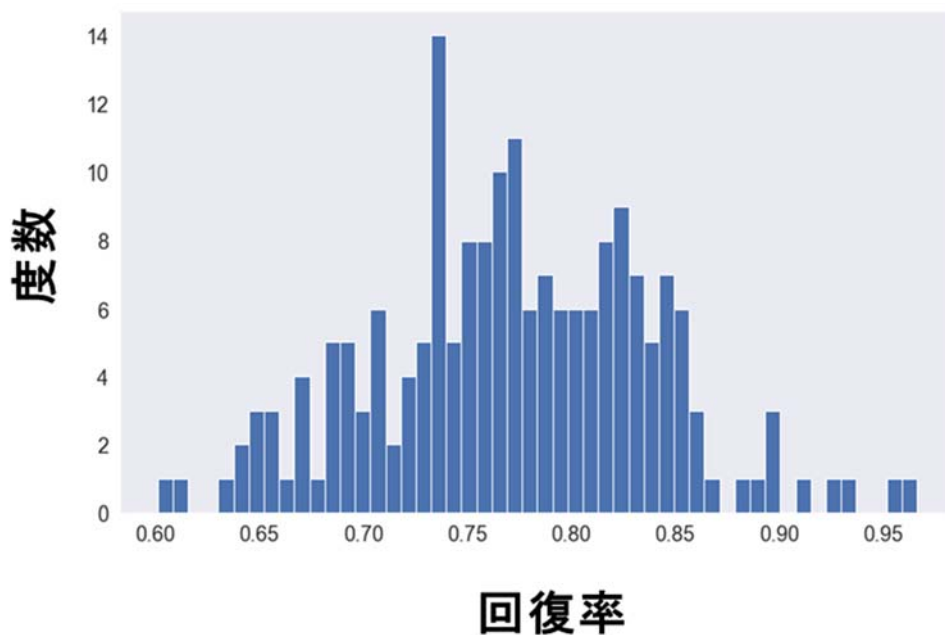


図 27：学習済みモデルを用いてシミュレートした結果のヒストグラム (n=200)

# 第5章 結論

## 5.1 まとめ

本研究では被災後のサプライチェーンに対してまず、荒川氾濫解析データ及び大規模企業間取引ネットワークデータを用いることで、荒川の氾濫によって経済被害を受ける企業の産業構造について分析した。分析結果から、被災地から距離の近い地域では、被災企業と直接取引関係を持つ企業が多く存在しているため、当該地域への影響は大きいことがわかった。被災企業と関係を持つ企業は Tier5 までを含めると全体の 51% であり、多くの企業は被災企業と直接取引関係がなくても、間接的に影響を受ける可能性があることがわかった。また、金融・保険業や運輸などの産業では、約 70% の企業が被災企業と関係を持つため、産業全体への影響が大きいことを示唆しており、農林水産業や不動産業については、地域を超えた取引は少ないと考えられるため、影響は比較的小さいことがわかった。取引の方向別に見ると、川上より川下への影響が大きいことがわかった。また、被害の影響を受ける取引金額は 3 シナリオ中、シナリオ Tokyo が最大である 7.4 兆円という結果になり、これは日本の GDP の約 1.3% に相当する。被災地だけでなくそれ以外の地域の企業も甚大な被害を受けることを可能性があるとわかった。

次に、マルチエージェント深層強化学習の手法を用いて、災害後サプライチェーンの企業間取引の復興過程において、企業の行動戦略の最適化を行う手法を提案した。災害の被害推定結果及び大規模事業所間ネットワークデータを組み合わせることで、災害の被害波及から復旧過程のシミュレーション環境を構築した。また個々の企業をエージェントとした発災から復興までの行動戦略を得るための強化学習フレームワークを設計し、東京都が大規模洪水によって被災した場合をケーススタディとして、実証実験を行った。発災段階から復興に至るまでの各々の復興段階に応じた適切な企業行動も確認することができた。

## 5. 2 今後の課題及び展望

今後の課題として、以下5点にまとめられる。一点目は、本稿では浸水深別に企業の被災期間を設定したが、実際には様々な要素に左右される。例えば道路やライフラインの停止などによって物流の停滞が発生することが考えられる。これらの要素を考慮して、道路ネットワーク、電気設備、労働力以外の要素を考慮したより正確な経済被災期間を推定することが必要だと考えられる。

二点目は、今回は水害によって従業員への影響は考慮していない。実際には、従業員と生産額は大きく関係しているため、人口の分布と従業員の復帰率が生産額に与える影響も考慮して分析を行いたい。

三点目は、最適化における学習フレームワークの強化である。より正確な経済的影響の推定をするために、シミュレーションの各パラメータ設定、企業間の相互作用、強化学習手法など十分に考慮できていない部分に関しては今後改良していく必要がある。

四点目は、過去の災害において、実際の企業行動と学習を通して得られた最適な行動の比較検証を行いたいと考えている。

五点目は学習した最適な行動パターンが本来の企業の行動と仮定して、災害対策や災害時の様々なシステムなどの現状評価に用いることを計画している。例えばBCP対策や災害時における情報交換システムについて、複数のシナリオを用意し、それらの評価実験を行う。

また、本研究は、事業所間の個別取引データを用いて水害による経済被害の波及影響を分析する手法を確立することにより、地域特性を考慮した詳細な分析が可能となり、企業が水害を対象としてBCP策定を考える際の、基礎データとして活用できると考えられる。企業間取引データ及び河川の氾濫シミュレーションデータを組み合わせて、経済被害をミクロの視点から推計する方法を提示する手法は、本稿で分析した荒川以外の事例でも応用できると考えられる。また、さらに、発災後の企業の復旧過程での意思決定の在り方を機械学習の手法を用いてシミュレーションし、各災害対策の有効性を評価する基盤技術として活用できると考えられる。



## 謝辞

本修士論文を仕上げるにあたり、多くの方々より多大なご指導ご協力を賜りました。暑く感謝を申し上げます。

まず、指導教員である柴崎亮介教授には、研究のこののみならず、進路の相談などでも大変貴重なアドバイスを頂きました。自身の研究内容に対しては、常に先の先まで考えており、**out-of-the-box thinking** なご意見が印象的でした。また、研究内容に対するアドバイスだけでなく、実世界で活用できるためにはほかになにが必要か、学生としてだけでなく、研究者の一人としてどう研究活動を通して社会に貢献できるかなど色々考えさせられるようなご指摘を数多く頂きました。先生のもとで勉強した2年間は、人生の中で最も大きな財産の一つです。また、学会以外にも様々な場で自身の研究を発表する機会を頂き、大変貴重な経験をたくさん経験することができました。この2年間で私は成長できたと胸を張って言うことができました。心より感謝いたします。

次に副指導教員としてご指導頂きました高橋孝明教授には、研究手法に関して多くの有意義なアドバイスを頂きました。都市経済学の知見のみならず、研究の基本的な部分に関しても辛抱強くご指導頂きました。心より感謝いたします。

池内幸司教授には、入学当初より定期的に勉強会で自身の研究に対してご指導頂きました。研究の方向性から手法、結果、論文校正、発表資料など細部に至るまで辛抱強くご指導を頂きました。また、治水に関する深い知見を持ち、過去の実体験より自身の研究に対して多くの助言を頂きました。時には厳しいご指摘もありましたが、先生の勉強会を通して、論文執筆や発表の経験を積むことができ、自身の成長につながる大変貴重な経験をすることができました。深く感謝いたします。

次に、秋山祐樹助教授には、研究テーマから論文執筆まで、研究活動全般について多くのご指導を頂きました。ご多忙なスケジュールの中から私たちのためにミーティングをして頂いたり、論文の校正や発表資料の修正を熱心にご指導頂きました。また、学会発表、学会誌へ論文投稿に関して多くの経験談やアドバイスを頂き、研究活動で初めてのことばかりだった私の不安を取り除いて頂きました。また、マイクロジオデータ研究会の懇親会などでも、先生の貴重な経験談などを聞くこともでき、自身の今後の研究活動に大変役立つ情報ばかりでした。大変感謝しております。

そして、小川芳樹助教授には、入学当初より研究活動、学校生活全般に関する様々なご指導、アドバイスをして頂きました。研究テーマの決め方、研究のやり方がさっぱりわからない私に辛抱強く、丁寧にご指導頂きました。先生のご多忙のスケジュールの中から、私のために時間を割いて研究の方向性、手法、データの加工、論文執筆など数え切れないほどのご指導を頂きました。論文投稿の締め切り直前に、休日や夜遅い時間などでもご丁寧に論文の校正や発表資料、発表のご指導を頂きました。小川先生のおかげで研究成果を挙げる事ができ、研究活動に自信を持って取り組むことができました。

また、常に友人のように接して頂き、研究室のことだけでなくプライベートのお話もたくさんして頂いて、食事をごちそうして頂く機会も多く、非常に楽しい研究生活を過ごすことができました。心より感謝いたします。

日野智至先生には、プログラミングスキルについてご指導頂きました。Python やデータベース、Linux などの講義は大変わかりやすく、研究活動に取り組むにあたり十分なプログラミングスキルを身につけることができました。心より感謝いたします。

また、三菱総合研究所の大熊裕輝様、堤一憲様、辻禎之様には、勉強会において、民間企業の観点より数多くの貴重なアドバイスを頂きました。また、ご多忙なスケジュールの中から時間を割いて論文の校正もして頂きました。厚く御礼申し上げます。

秘書である秋枝久美子様、張暁芳様、齋藤美紀様、宮田ゆう子様には、出張の際やその他の事務手続きにおいて大変お世話になりました。心より感謝いたします。

最後に、育ててくれた両親やいつも支えてくれた兄に感謝いたします。

また、ここにお名前を挙げさせて頂いた方々以外にも、研究に関するアドバイスをくださった様々な方々にお礼を申し上げます。

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。また荒川下流河川事務所よりデータの提供を得ている。ここに記して謝意を表したい。

## 参考文献

- [1] 国土交通省, 2019, 全国 (アメダス) の 1 時間降水量 50mm 以上の年間発生回数, 最終アクセス日 2020/1/18. <[https://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/extreme/extreme\\_p.html](https://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/extreme/extreme_p.html)>
- [2] 内閣府, 2019. 平成 30 年 7 月豪雨による被害状況等について, 最終アクセス日 2020/1/18. <<http://www.bousai.go.jp/updates/h30typhoon7/index.html>>
- [3] Dercon, Stefan, ed., 2005. Insurance against Poverty, Oxford: Oxford University Press.
- [4] Fafchamps, M., Rural, P., 2003. Risk and Development, Cheltenham: Edward Elgar.
- [5] 東京商工会議所, 2018, 会員企業の防災対策に関するアンケート. 最終アクセス日 2019/8/31 ス. <<http://www.tokyo-cci.or.jp/page.jsp?id=1000399>>
- [6] Ogawa, Y., Akiyama, Y. and Shibasaki, R., 2017. Development of Loss and Recovery Model of Corporate Transactions for Earthquake Disaster Based on the Great East Japan Earthquake and Tsunami, CUPUM2017 Conference Proceedings, CD-ROM.
- [7] 齋藤有希子, 2012, 被災地以外の企業における東日本大震災の影響, RIETI Discussion Paper , 12-J-020
- [8] R. Bellman , 1957. Dynamic Programming, Princeton Univ. Press.
- [9] Rust, J. 1997. Using randomization to break the curse of dimensionality. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 487-516.
- [10] Noy, I., 2009. The macroeconomic consequences of disasters, *Journal of Development Economics*, Vol. 88(2), pp. 221-231.
- [11] Raddatz, C., 2009. The wrath of God: Macroeconomic costs of natural disasters, World Bank Policy Research Working Paper Series 503.
- [12] Strobl, E., 2011. The economic growth impact of Hurricanes: Evidence from U.S. coastal counties, *Review of Economics and Statistics*, Vol. 93(2), 575-558.
- [13] Carvalho, V. M., Nirei, M., Saito, Y.U., Tahbaz-salehi, A., 2016. Supply chain disruptions: Evidence from the Great East Japan Earthquake, PRI Discussion Paper Series, No. 16A-15.
- [14] Webdawatta, G., Ingirige, B., Proverbs, D., 2012, Small businesses and flood impacts: The case of the 2009 flood event in Cockermonth, *Journal of Flood Risk Management* Vol. 7, Issue 1.
- [15] 徳井丞次他 (2012), 「東日本大震災の経済的影響—過去の災害との比較, サプライチェーンの寸断効果, 電力供給制約の影響—」, RIETI Policy Discussion Paper Series 12-P-004, 経済産業研究所.
- [16] Risk Management Solutions, 2005. Combines Real-time Reconnaissance with Risk Models to Estimate Katrina Losses.
- [17] Congressional Budget Office, 2005. TESTIMONY: Macroeconomic and Budgetary Effects of Hurricanes Katrina and Rita.
- [18] Bureau of Economic Analysis, 2005. Damages and Insurance Settlement from the Third-quarter

Hurricanes.

- [19] Bureau of Labor Statistics, 2006. Hurricane Katrina's effects on industry employment and wages, *Monthly Labor Review*.
- [20] 池内幸司, 越智繁雄, 安田吾郎, 岡村次郎, 青野正志, 2011, 大規模水害時の氾濫形態の分析と死者数の想定, *土木学会論文集 B1 (水工学)* Vol. 67, No3, 133-144.
- [21] Webdawatta, G., Ingirige, B., Proverbs, D., 2012, Small businesses and flood impacts: The case of the 2009 flood event in Cockermouth, *Journal of Flood Risk Management* Vol. 7, Issue 1.
- [22] Schmitt, A. 2011. Strategies for Customer Service Level Protection under Multi-echelon Supply Chain Disruption Risk, *Transportation Research Part B: Methodological*, 45(8), 1266-1283.
- [23] 総務省統計局, 2016, 平成 28 年経済センサス, 最終アクセス日 2020/1/18. <<https://www.stat.go.jp/data/e-census/2016/index.html>>
- [24] 小川芳樹, 秋山祐樹, 篠原豪太, 柴崎亮介, 関本義秀, 2018, 「本社工間取引データを用いた事業所間取引データの推定」, 第 27 回地理情報システム学会研究発表大会地理情報システム学会論文集, CD-ROM
- [25] 国土交通省水管理・国土保全局, 2015. 洪水浸水想定図作成マニュアル(第 4 版), 最終アクセス日 2020/1/18. <<http://www.mlit.go.jp/river/bousai/main/saigai/tisiki/syozaiti/>>
- [26] Albert, R., A.-L. Barabási, 2002. Statistical mechanics of complex networks, *Reviews of Modern Physics*, Vol.74, 47-97.
- [27] Ohnishi, T., H. Takayasu, M. Takayasu, 2010. Network motifs in inter-firm network, *Journal of Economic Interaction and Coordination*, Vol. 5, No. 2, 171-180.
- [28] 国土交通省 水管理・国土保全局, 2013, 「水害の被害指標分析の手引き」
- [29] Yang, S., Ogawa, Y., Akiyama, Y., Shibasaki, R. Ikeuchi, K., 2018. Estimation of the economic impact of large-scale flooding in the Tokyo metropolitan area, 2018. *IEEE International Conference on Big Data (Big Data) Proc.*, 3190-3199.
- [30] 国土交通省 河川局, 2005, 治水経済調査マニュアル (案), 最終アクセス日 2020/1/18. <[https://www.mlit.go.jp/river/basic\\_info/seisaku\\_hyouka/gaiyou/hyouka/h1704/chisui.pdf](https://www.mlit.go.jp/river/basic_info/seisaku_hyouka/gaiyou/hyouka/h1704/chisui.pdf)>
- [31] 土木学会, 『国難』をもたらす巨大災害対策についての技術検討報告書. 最終アクセス日 2020/1/18. <<http://committees.jsce.or.jp/chair/node/21>>
- [32] V. Mnih, K. Kavukcuoglu, D. Silver, A. A. Rusu, J. Veness, M. G. Bellemare, A. Graves, M. Riedmiller, A. K. Fidjeland, G. Ostrovski, S. Petersen, C. Beattie, A. Sadik, I. Antonoglou, H. King, D. Kumaran, D. Wierstra, S. Legg, and D. Hassabis. Human-level control through deep reinforcement learning. *Nature*, 518(7540):529–533, 2015.
- [33] Foerster, J. N. Assael, Y. M. de Freitas, N. and Whiteson, S. 2016. Learning to communicate with deep multi-agent reinforcement learning. *CoRR*, abs/1605.06676.
- [34] M. Aboelata, D. S. Bowles, D. M. McClelland, 2003. A Model for Estimating Dam Failure Life Loss, *Proceedings of the Australian Committee on Large Dams Risk Workshop*, pp. 1-13.

- [35] T. Schaul, J. Quan, I. Antonoglou, and D. Silver. 2015. Prioritized experience replay. arXiv preprint arXiv:1511.05952.