

水災害発生後の被害推定と、企業活動誘導；マルチエージェント深層強化学習を用いた企業モデリング

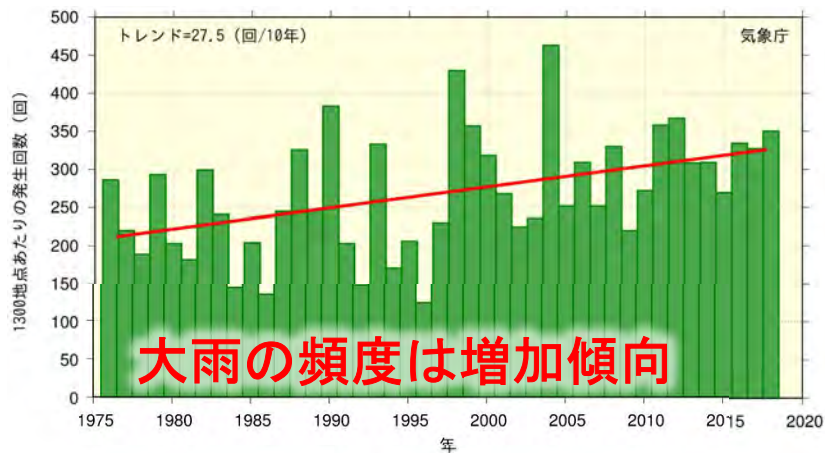
柴崎亮介

(東京大学・空間情報科学研究センター)

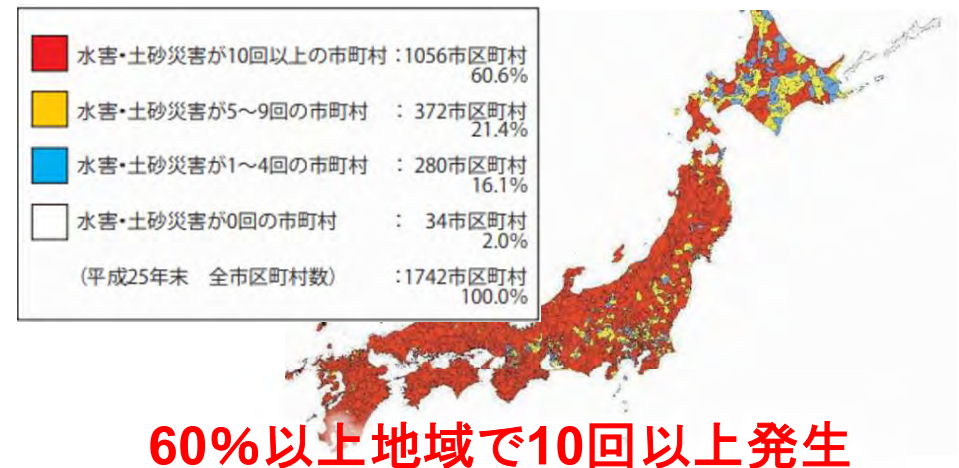
研究背景

- 近年、水害によるサプライチェーン(SC)被害が激甚化
- 企業の事業継続計画(BCP)策定率が低い(水害BCP=2.2%)
- SCデータの整備や災害後の評価手法が重要である

1時間降水量50mm以上の年間発生回数



過去10年間の水害の発生回数



交通網の途絶、SCの寸断

企業生産力低下、被災地域外への被害波及

既往研究

<SCシミュレーションの既往研究>

➤ Goto et al. (2017)

企業間取引データを用いて、モンテカルロ・シミュレーションの手法を用いて企業の倒産連鎖のメカニズムを解明した

➤ Ogawa et al. (2019)

大規模企業間取引データやGPSデータなど複数のビッグデータを用いて、地震後サプライチェーンの被害について分析を行っている



<課題>

- **水害**を対象とした**マイクロデータ**を用いた研究が少ない。
- **個別企業単位**での災害後の**復興過程のメカニズム**まで踏み込んだ**定量的**な評価手法については、明確な解答がない

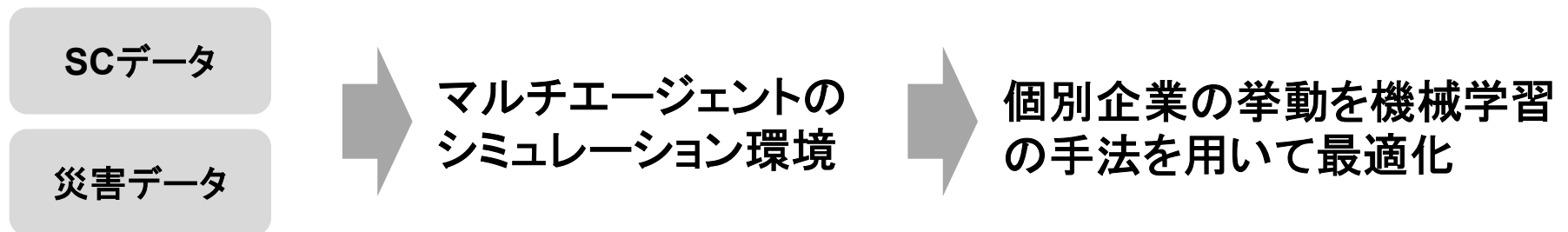
本研究の目的

<本研究の目的>

- 災害後の個別企業を考慮したサプライチェーンの評価手法と、効率的な復興ができるように最適化手法を提案する



<提案手法>



<特徴>

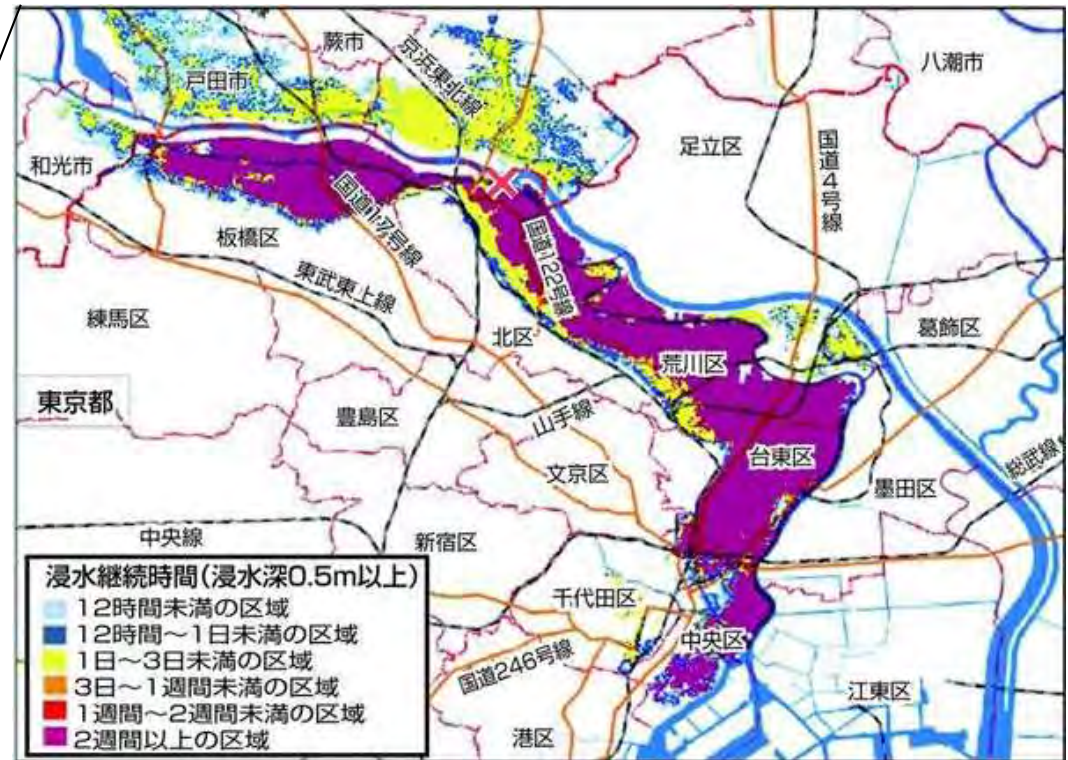
- ✓ マイクロデータを用いたSCの**個別企業の復興過程**
- ✓ **機械学習**の手法を用いたサプライチェーン最適化

研究対象地域

荒川

- ✓ 東京都を流れる一級河川
- ✓ 流域面積2,940km²
- ✓ 川幅2,537m(日本最大)
- ✓ 流域に多くの企業が立地
- ✓ 下流は低地のため、
浸水期間が長い

＜荒川洪水の想定浸水状況＞



使用データ①：荒川洪水シミュレーション解析データ

- 荒川が氾濫した場合に想定される浸水状況のデータである
- 想定堤防決壊場所の異なる335のシナリオ
- 年超過率1/1000(一年間でこの確率で起きる)
- 100mメッシュの発災後1ヶ月の浸水深、流速などの時系列データ

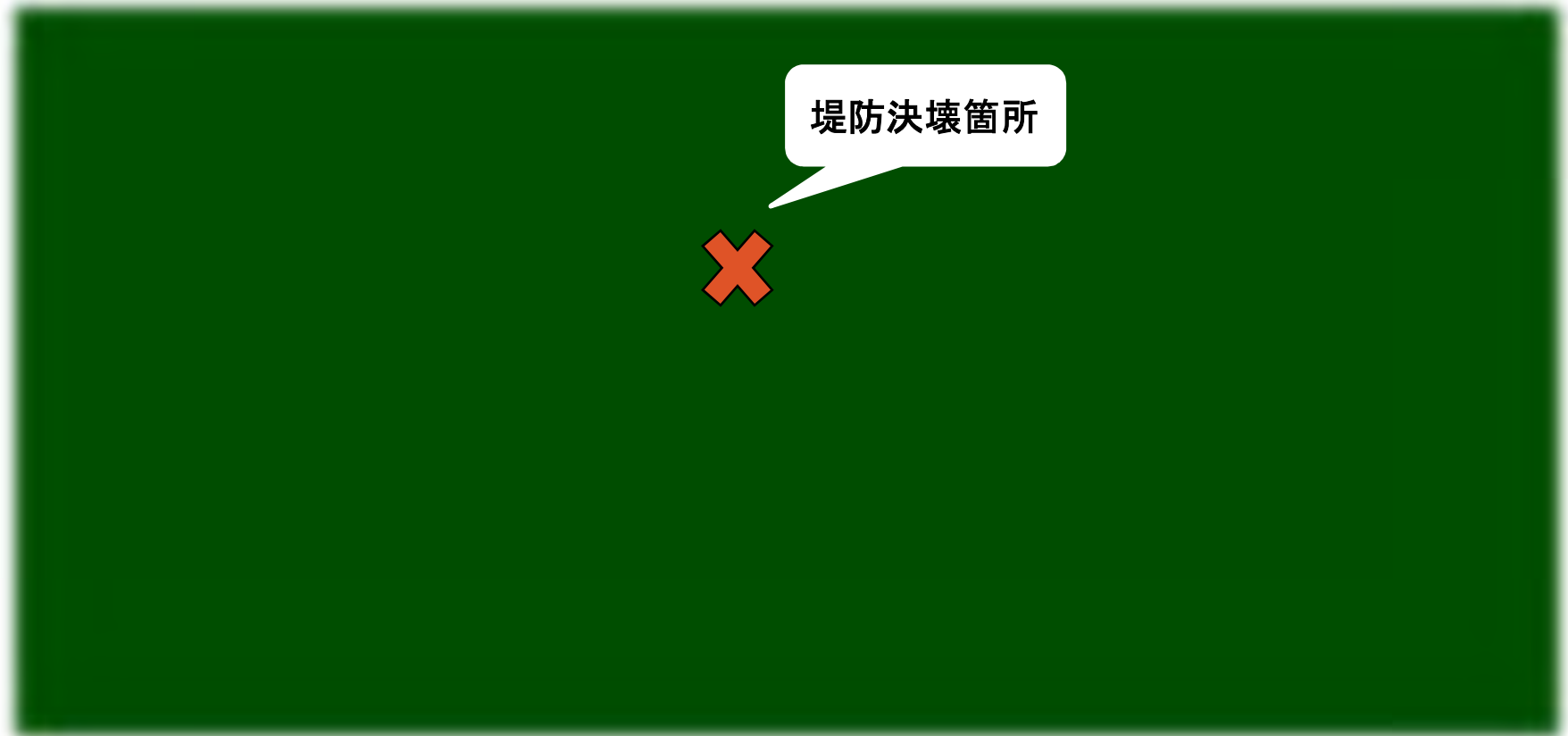


＜被害が最も大きいシナリオ＞(池内 ほか, 2011)



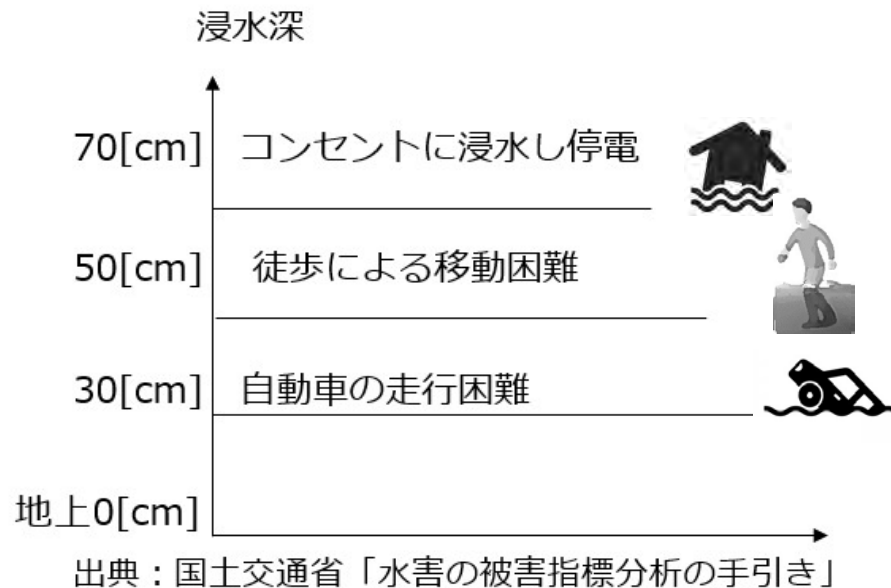
荒川浸水の時系列変化

シナリオ「東京」



被災企業の推定

■ 浸水深が与える影響



< 浸水による企業活動低下の考え方 >

企業活動においては、自動車の走行の可否が与える影響が大きいことが、事業者等へのヒアリングにより確認が取れている。このことから、水深 30cm を閾値として設定することを原則とする。

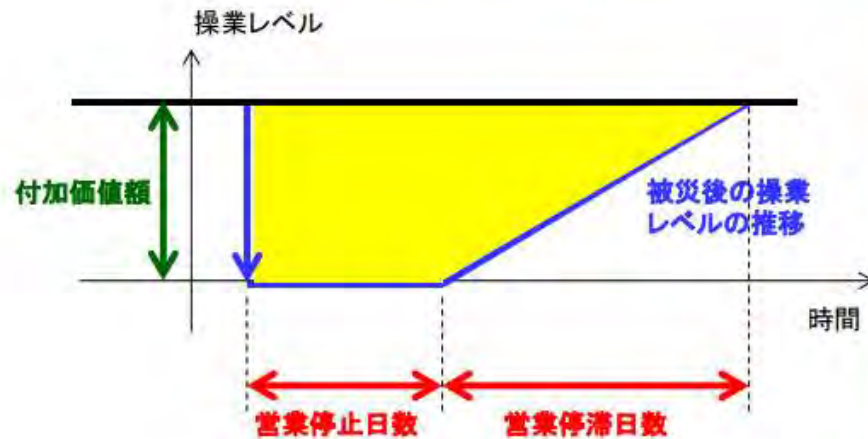
営業停止・停滞損失の考え方

現行マニュアルにおける考え方

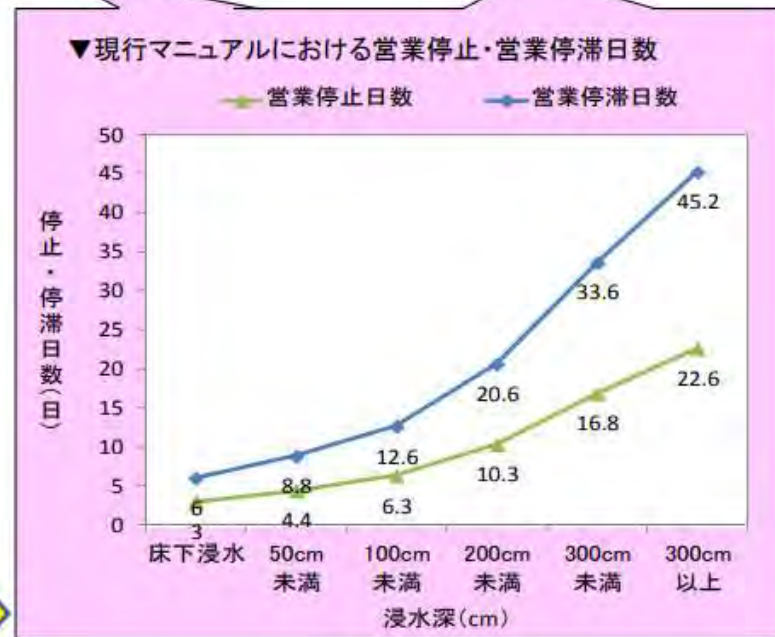
- 浸水深別に営業停止日数を設定し、その期間の従業員1人あたり付加価値額を乗じることで、営業停止損失額を計上している。
- 営業停滞期間(営業再開から被災前の営業度に回復する期間)も浸水深別に設定し、その期間は付加価値額の半額を、営業停滞損失額として計上している。

付加価値額に減価償却費が含まれていない状況を踏まえ、統計値を見直し

$$\text{事業所営業停止・停滞損失額} = \text{被災事業所従業員数} \times \text{従業員1人あたり付加価値額} \times \left(\text{浸水深別営業停止日数} + 0.5 \times \text{浸水深別営業停滞日数} \right)$$



ヒアリング調査により津波被害率を設定



災事業所へのアンケート調査によると、**平均営業停止日数は15.7日**、**営業を再開し平時の売上げに戻るまでに要した日数（営業停滞日数）**は平均**33.3日**であった。これを考慮すれば、**間接被害（売上げ減少）**を図-8のように模式化して捉えることができ、**営業停止期間の日当たり売上げ減少額は約0.5億円**となる。

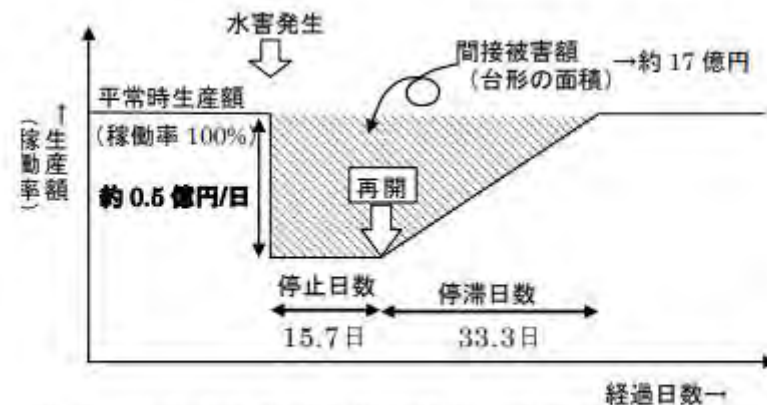


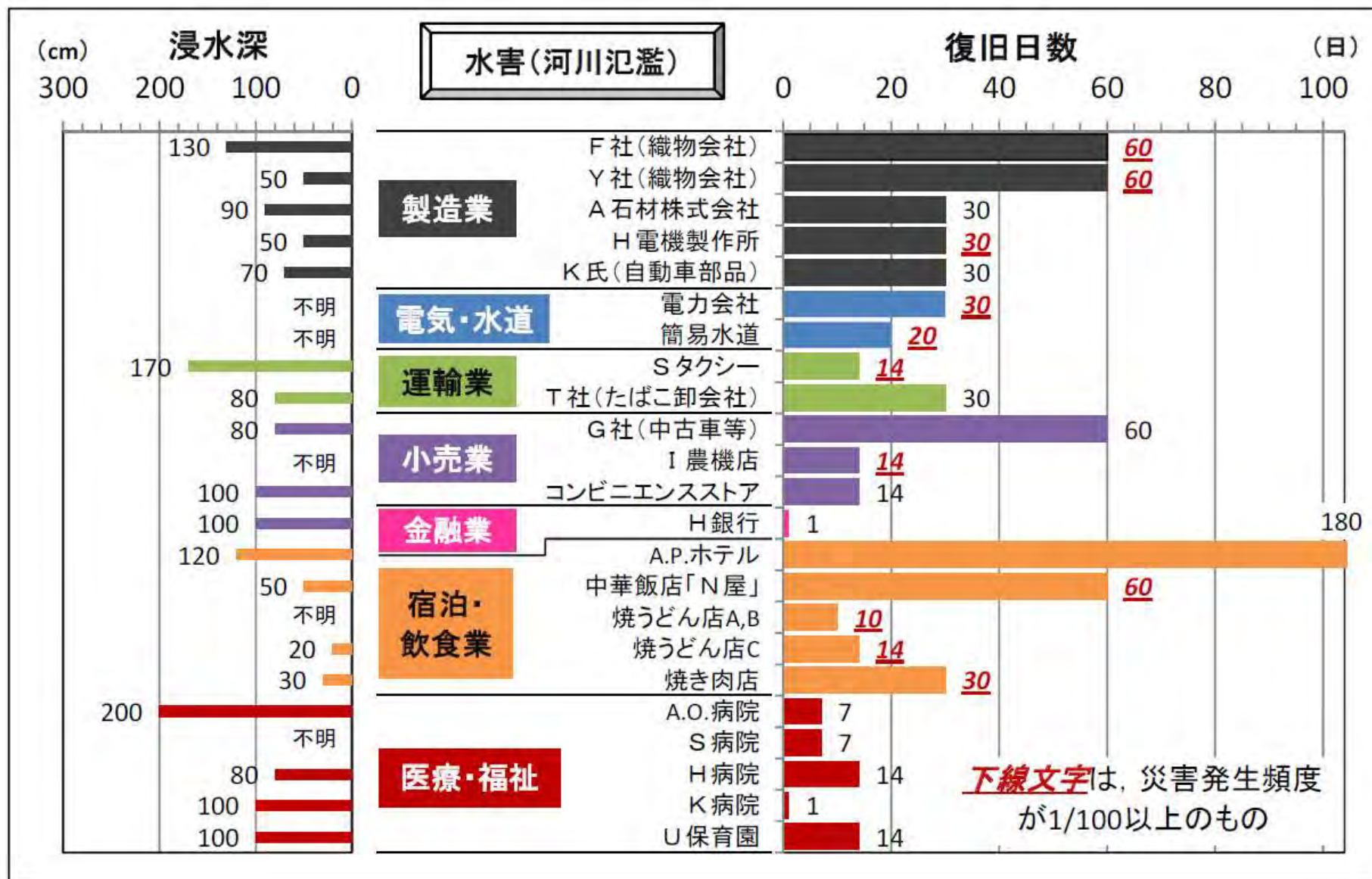
図-8 三条市における営業停止・停滞期間の模式図

表-4.8 営業停止・停滞日数（日）

浸水深	床下	床上				
		50cm 未満	50～ 99	100～ 199	200～ 299	300cm 以上
停止日数	3.0	4.4	6.3	10.3	16.8	22.6
停滞日数	6.0	8.8	12.6	20.6	33.6	45.2

注：平成7、8年災を対象に実施した「水害に関するアンケート調査」より

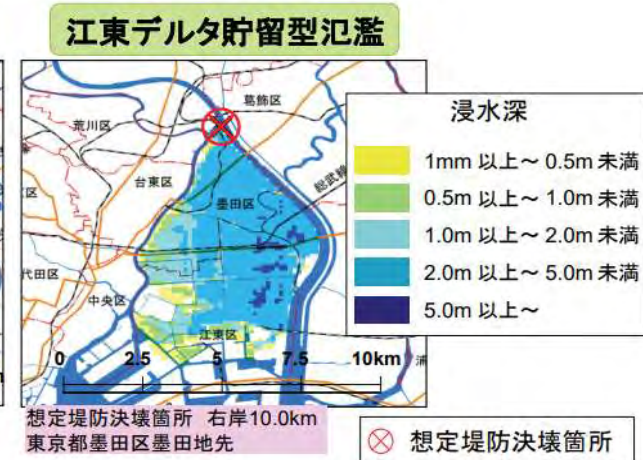
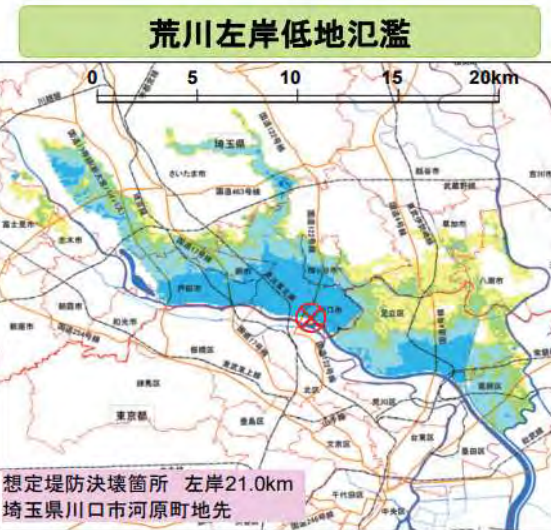
各産業



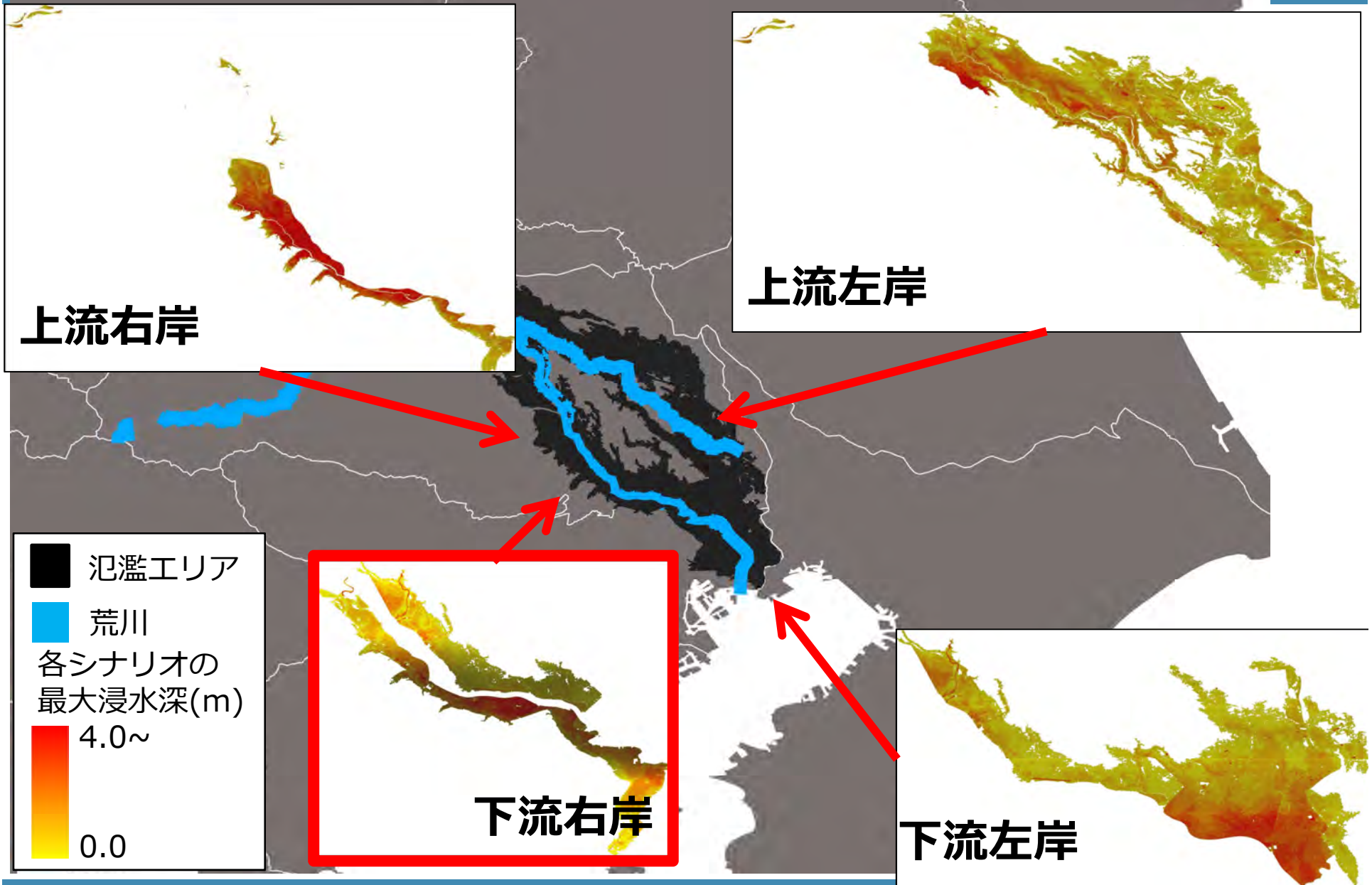
シナリオ

被害の大きい代表シナリオ

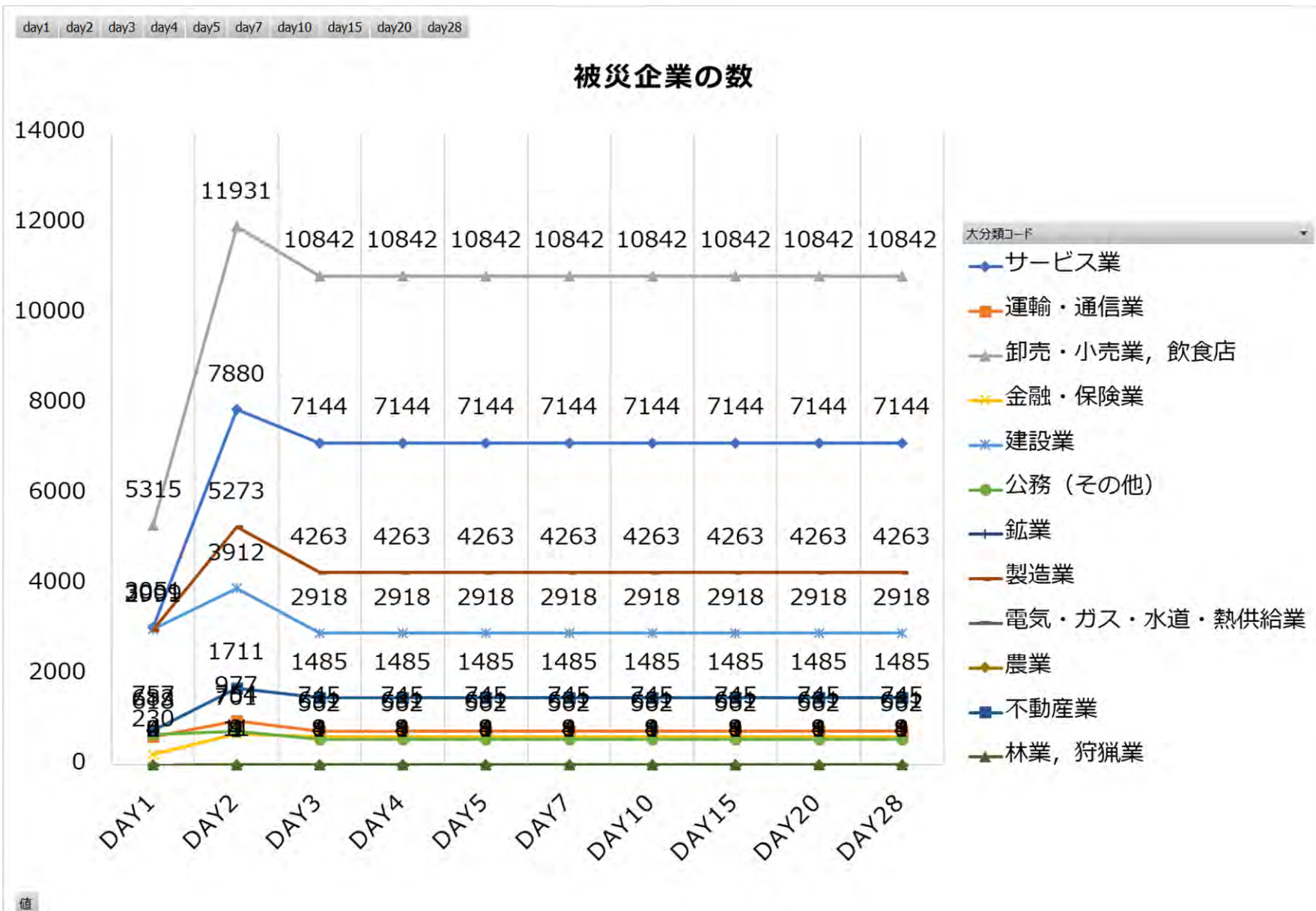
- ・ 浸水区域内人口最大
- ・ 都心部まで浸水
- ・ 江東デルタの東部、5m以上も



シナリオ



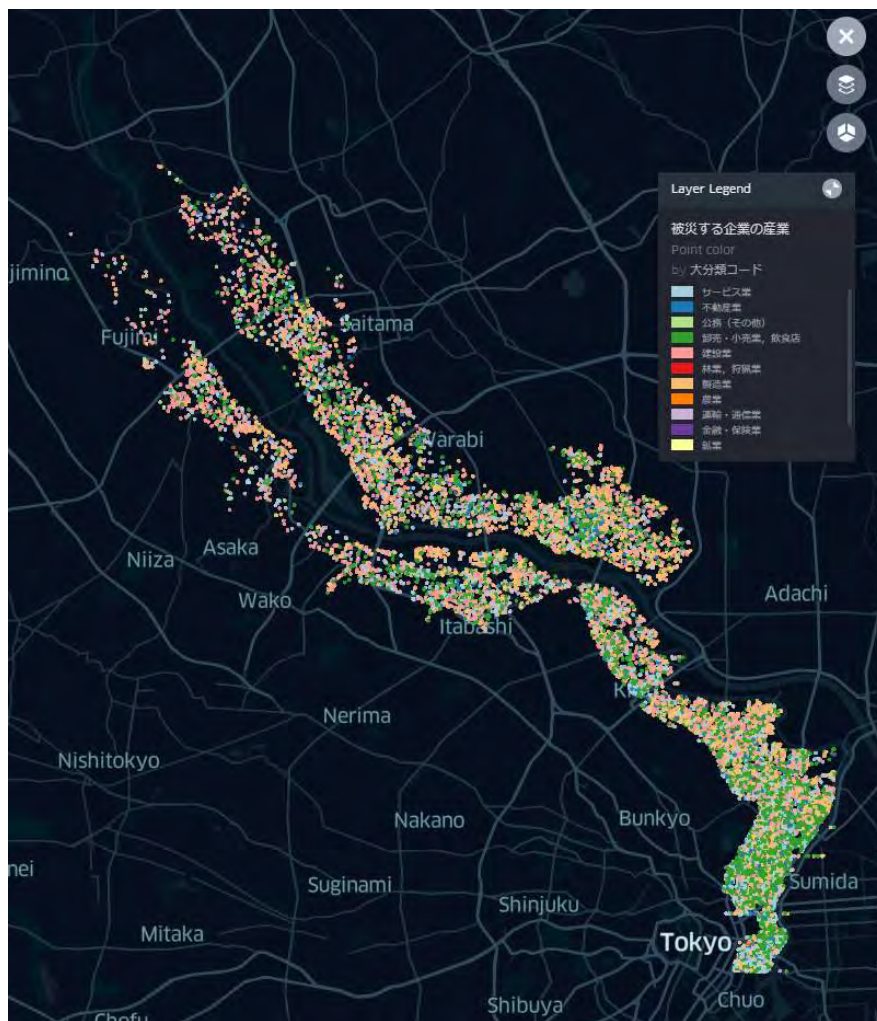
被災企業の数 = 約36,000社 浸水期間



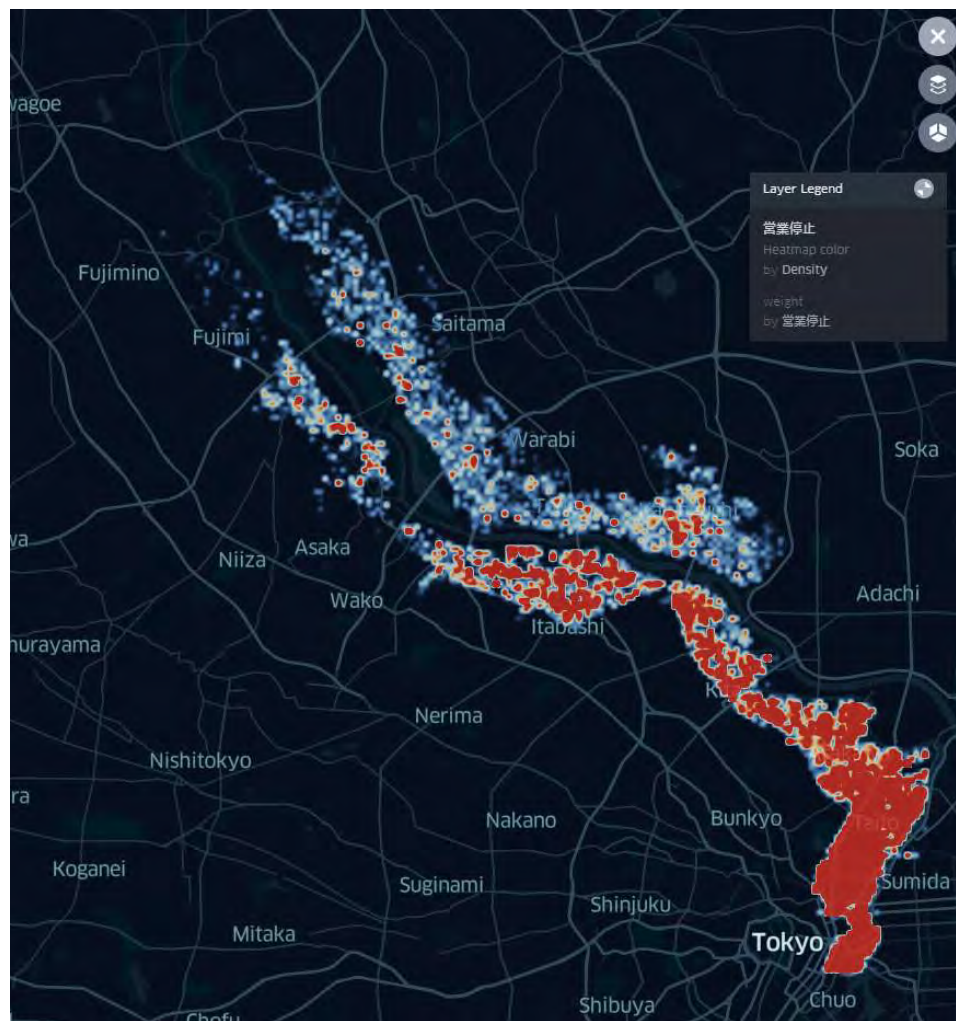
排水後の 各産業の営業停止、停滞日数

	最大 / 営業停止	平均 / 営業停止	最大 / 停滞日数	平均 / 停滞日数
サービス業	22.6	10.6	45.2	21.2
運輸・通信業	22.6	11.3	45.2	22.7
卸売・小売業，飲食店	22.6	11.1	45.2	22.3
金融・保険業	22.6	9.7	45.2	19.3
建設業	22.6	12.2	45.2	24.5
公務（その他）	22.6	13.7	45.2	27.4
鉱業	10.3	6.4	20.6	12.7
製造業	22.6	11.6	45.2	23.1
電気・ガス・水道・熱供給業	10.3	7.7	20.6	15.4
農業	22.6	10.2	45.2	20.5
不動産業	22.6	10.4	45.2	20.8
林業，狩猟業	16.8	16.8	33.6	33.6

被災企業



各エリアの営業停止日数



使用データ② : 大規模企業間取引データセット

企業の本社、事業所データ

日本の企業データ約223万件(約**165万件**の本社、**58万件**の事業所データ)

日本の企業の約**9割**をカバーしており、網羅性の高いデータである

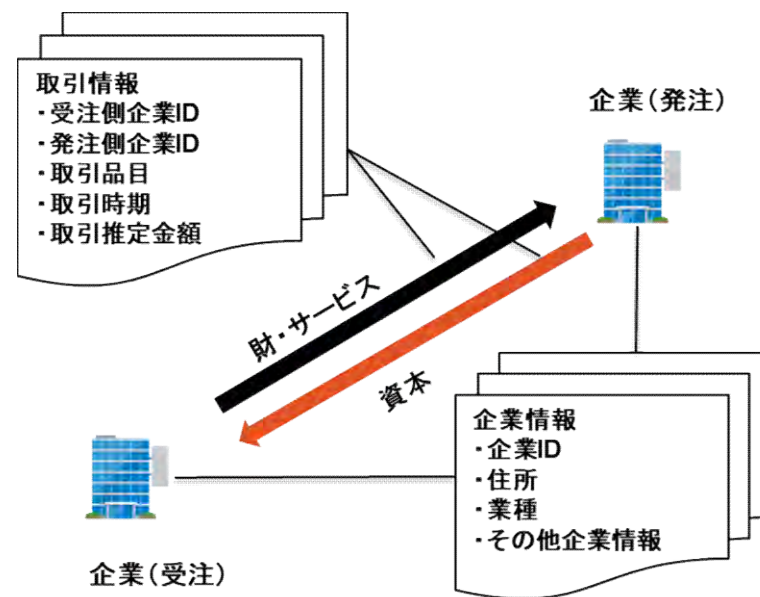
事業所間取引データ

小川ほか(2018)が約500万件の本社間取引データを用いて、取引額を事業所レベルに配分した**約3.3億件**の取引データ。

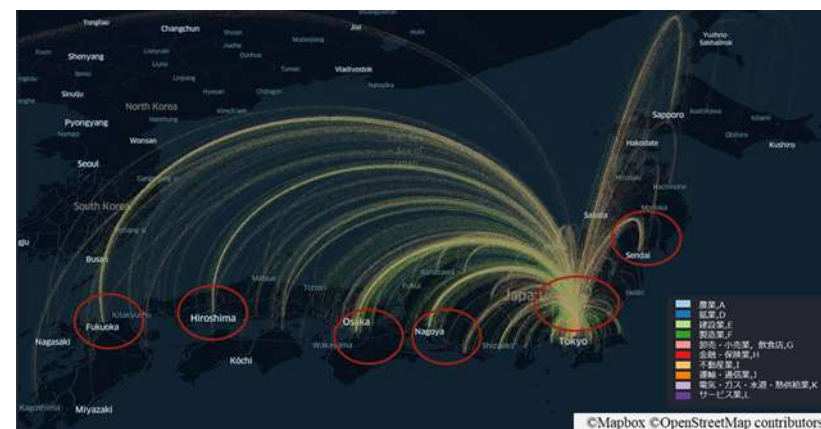
提供:  帝国データバンク

March 26, 2020

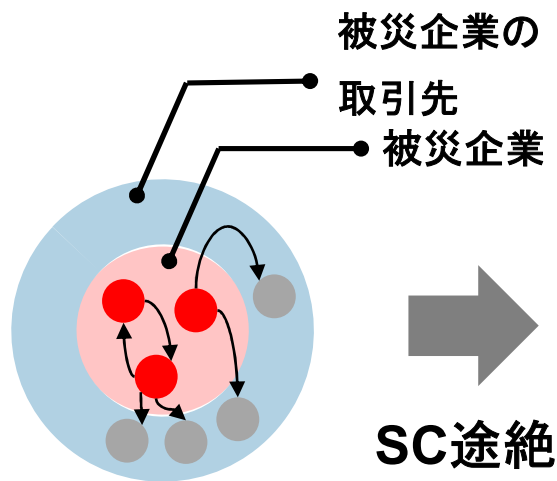
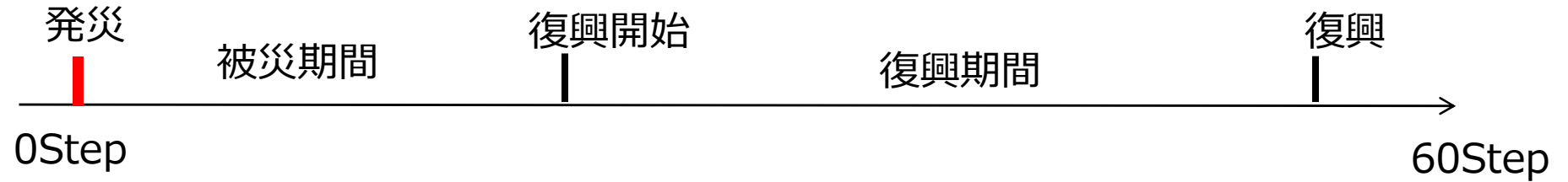
<取引データの内容>



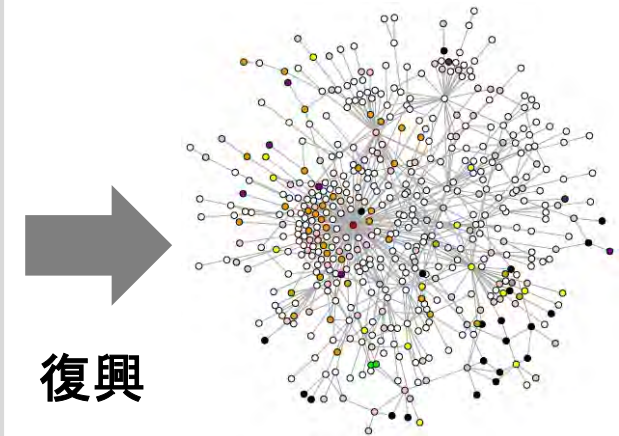
<荒川企業の取引の可視化>



シミュレーション環境の全体設計



- 被災地 (Disaster Area)
- 被災企業3万 (30,000 Disaster-affected Companies)
- 被災企業の取引先17万社 (170,000 Suppliers of Disaster-affected Companies)
- 取引 (Transactions)



復興期間中の生産活動

生産関数:

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

= 労働力 $^\alpha$ ・資本(設備、ライフライン) $^\beta$

Y: 技術進歩などで変化する生産量

A: スケール係数

L: 労働力

K: 資本

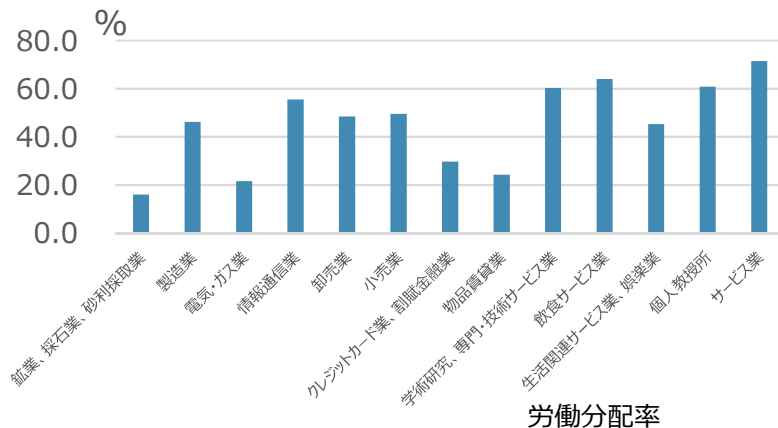
α : 労働分配率

β : 資本分配率

* Aは固定と仮定する

** $\beta = 1 - \alpha$

*** $k + r = K,$



復興期間中の生産力の減少率:

$$\frac{\Delta y}{y} = \alpha \cdot \frac{\Delta l}{l} + (1 - \alpha) \left(\frac{\Delta k}{k} \cdot \frac{\Delta r}{r} \right)$$

y: 生産力

l: 従業員数

k: 建物

r: 道路

Δ : 減少

復興期間中の生産額S':

$$S' = S \cdot \left(1 - \frac{\Delta y}{y} \right) \cdot \frac{S}{C}$$

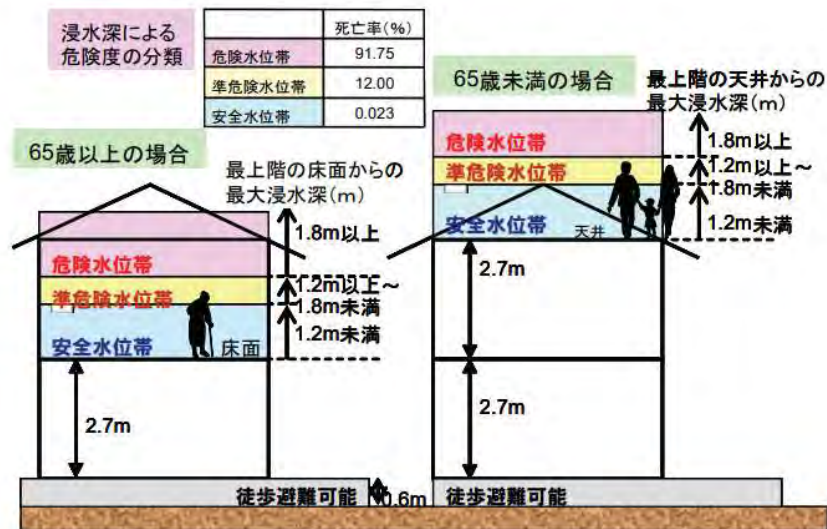
S: 受注額

C: 発注額

労働力、資本の被害率

<労働力>

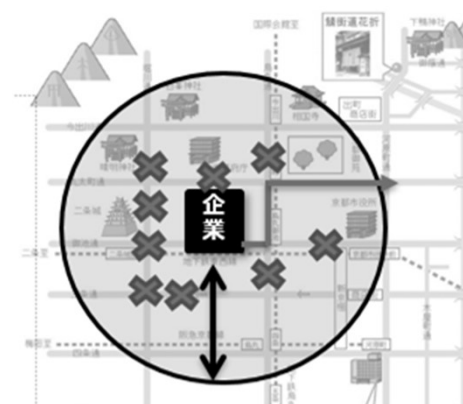
Lifesimモデル(死者数推計モデル)を基に各企業の労働減少率を計算



<資本>

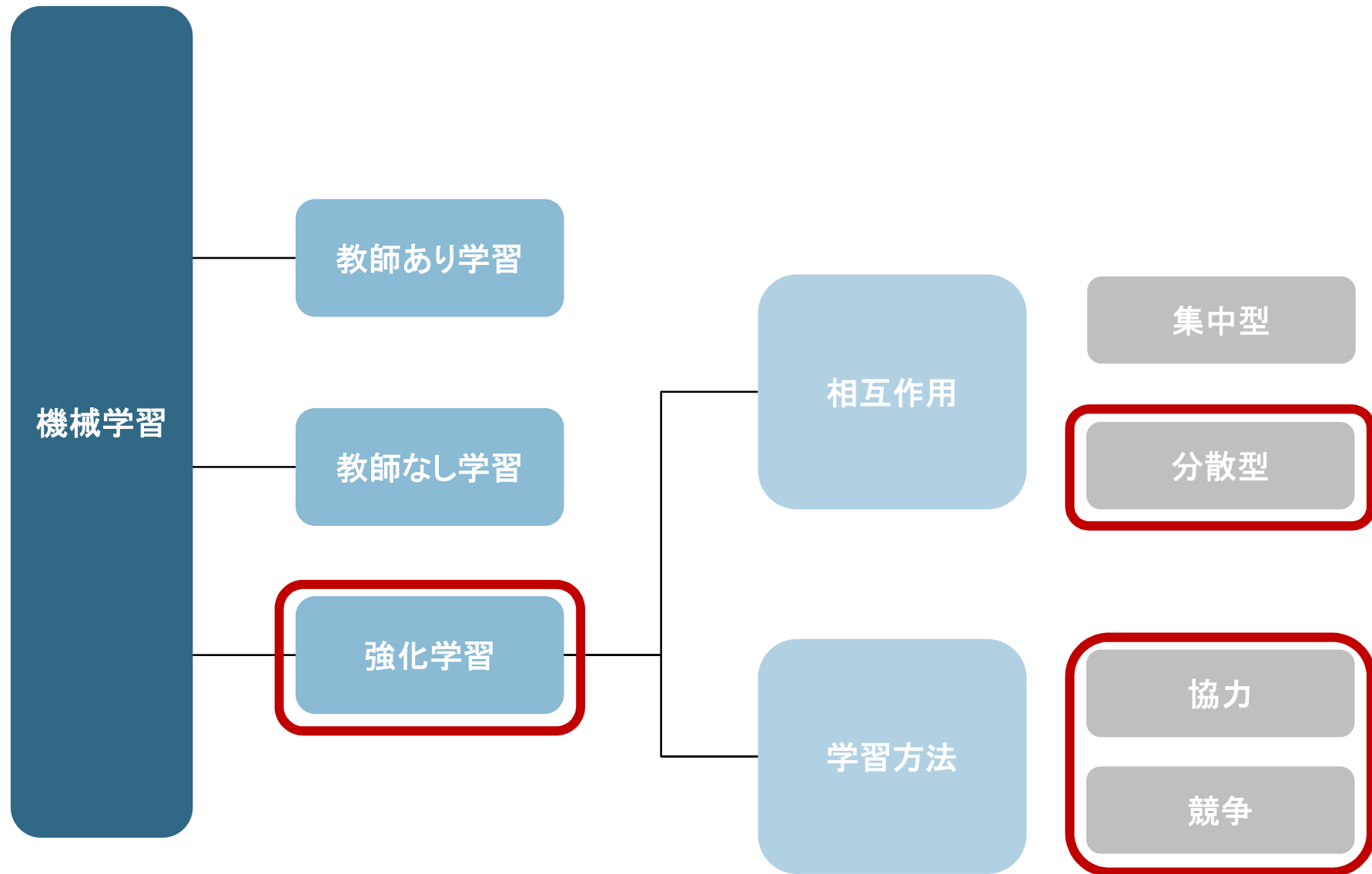
- 設備、建物
 企業が浸水した場合停電と仮定する

- ライフライン(道路)
 被災企業から浸水区域外まで使用可能な道路が存在するか
 *30cm以上車両通行不可能



○ 浸水区域

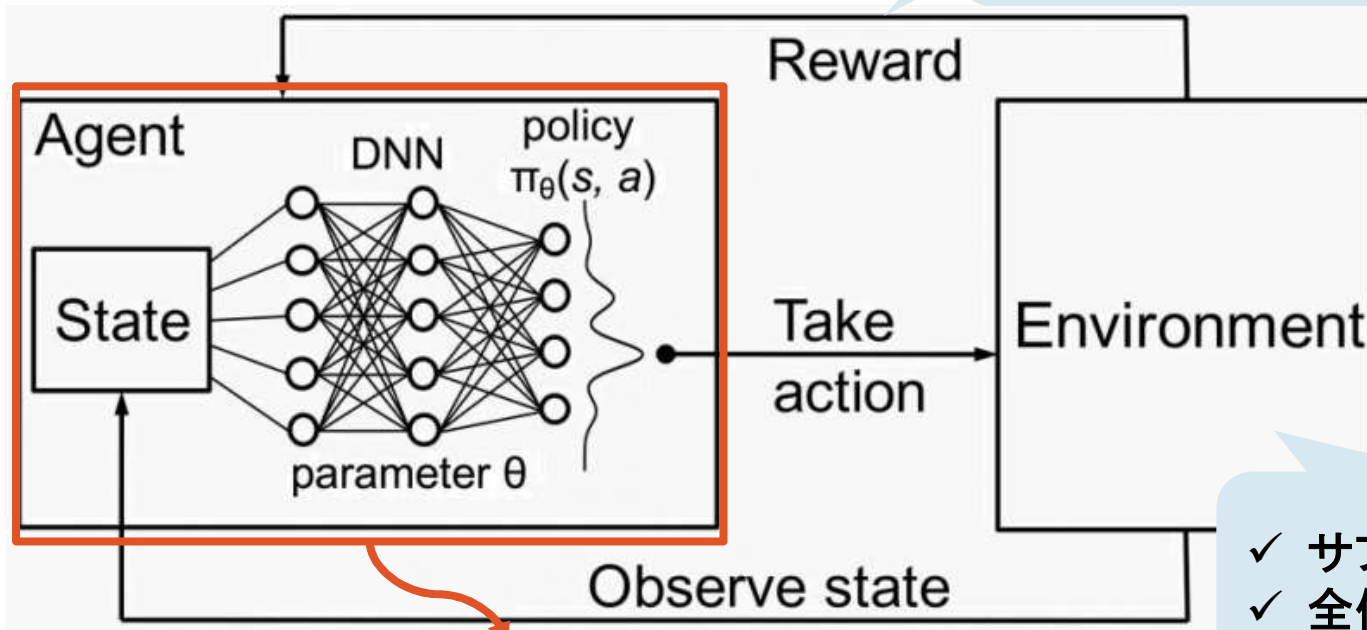
機械学習の学習手法



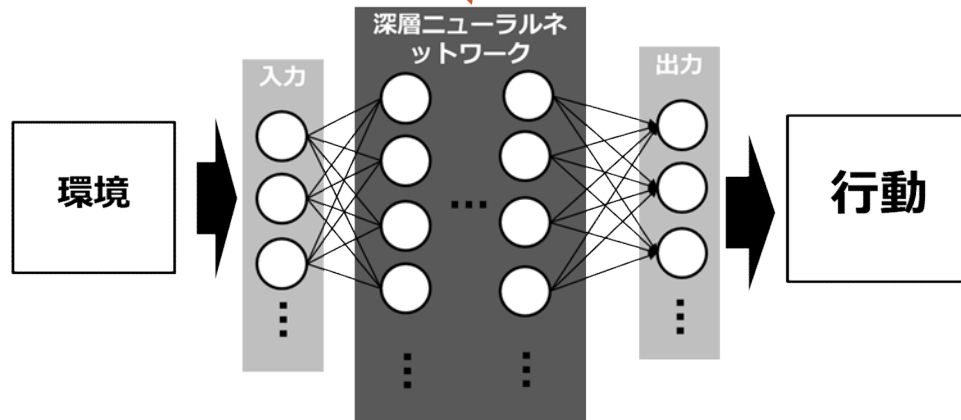
手法③：復興過程の最適化

< 深層強化学習 >

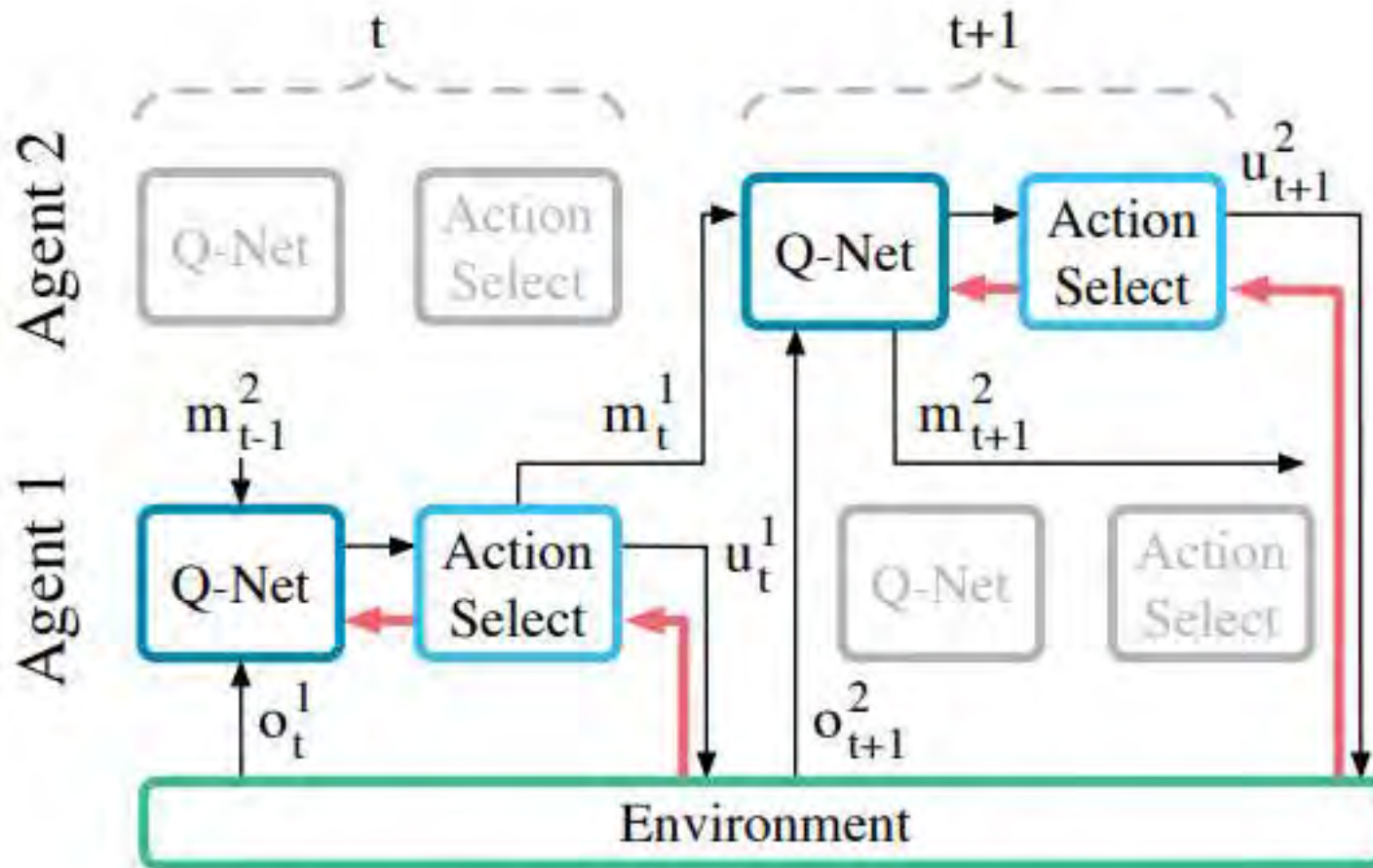
自社または全体の復興に対して貢献できたか



- ✓ サプライチェーン
- ✓ 全体の復興が目標

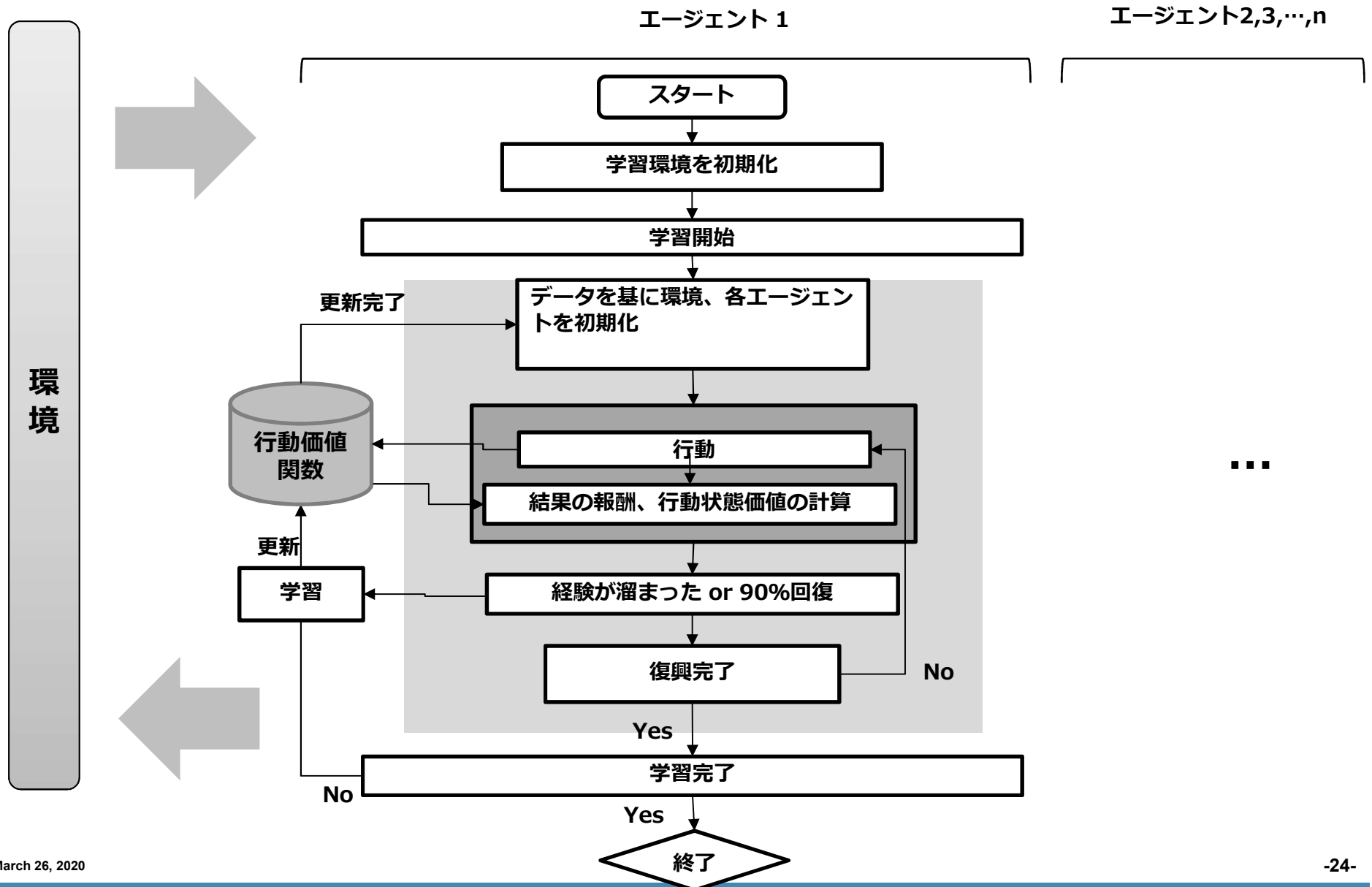


Reinforcement inter-agent learning (RIAL)



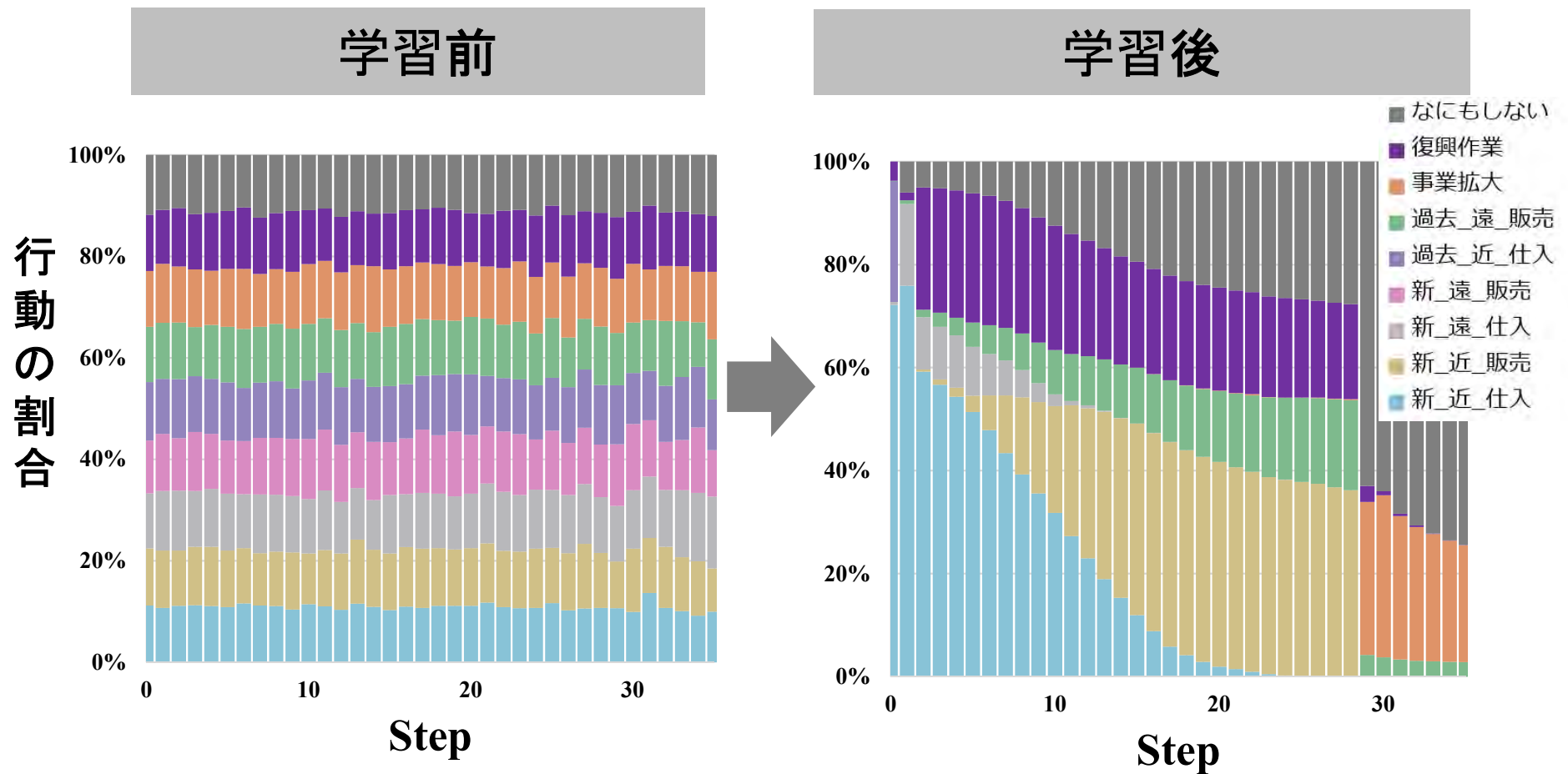
(a) RIAL - RL based communication

学習手順



最適化の結果

▶ 災害後の行動パターンが最適化された

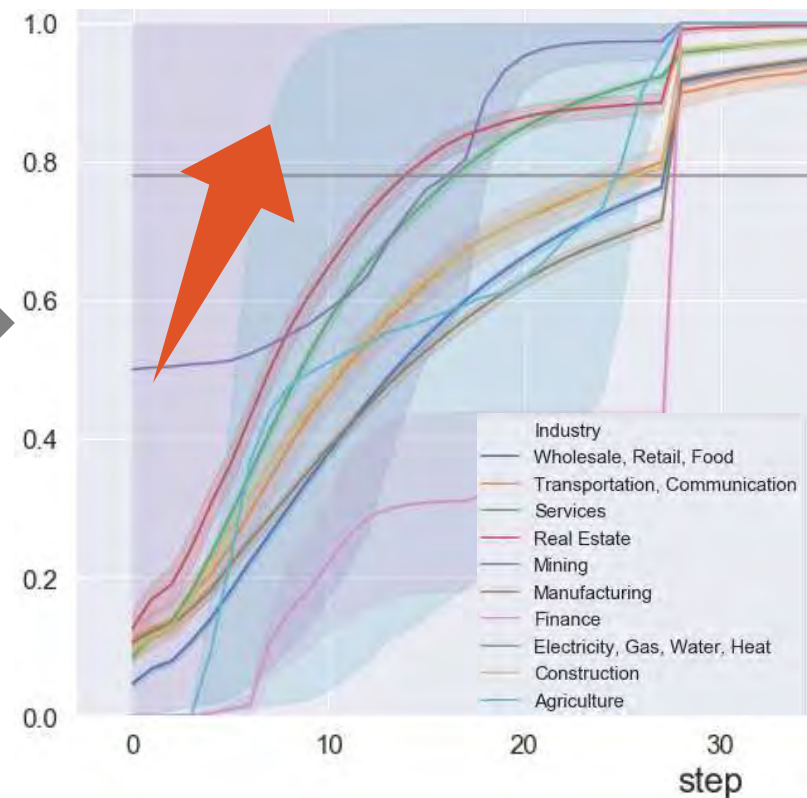
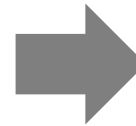
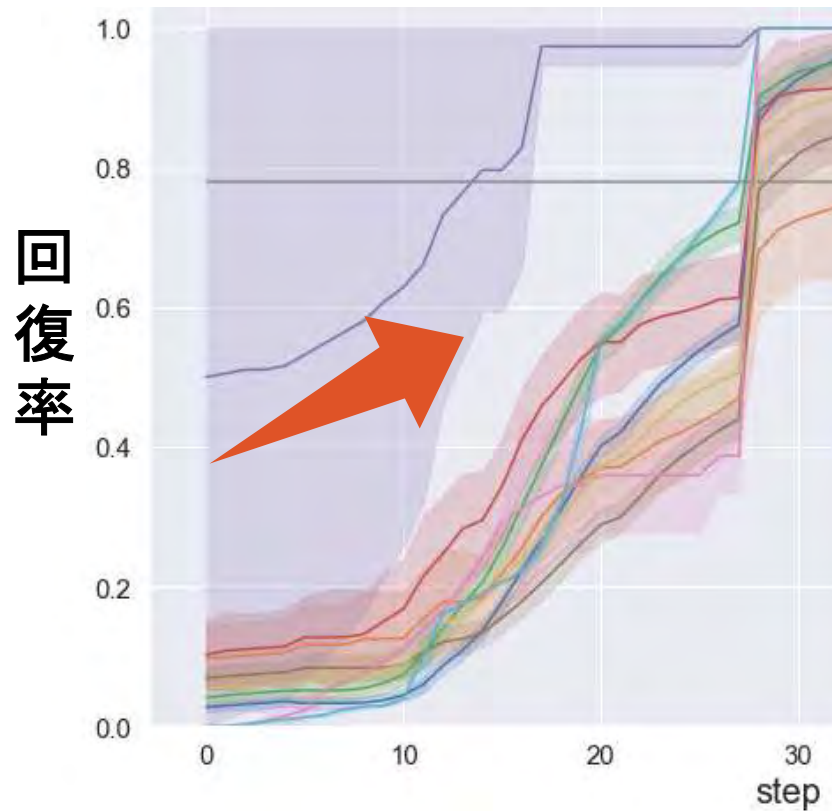


最適化の結果

▶ 災害後の復興期間が短縮された

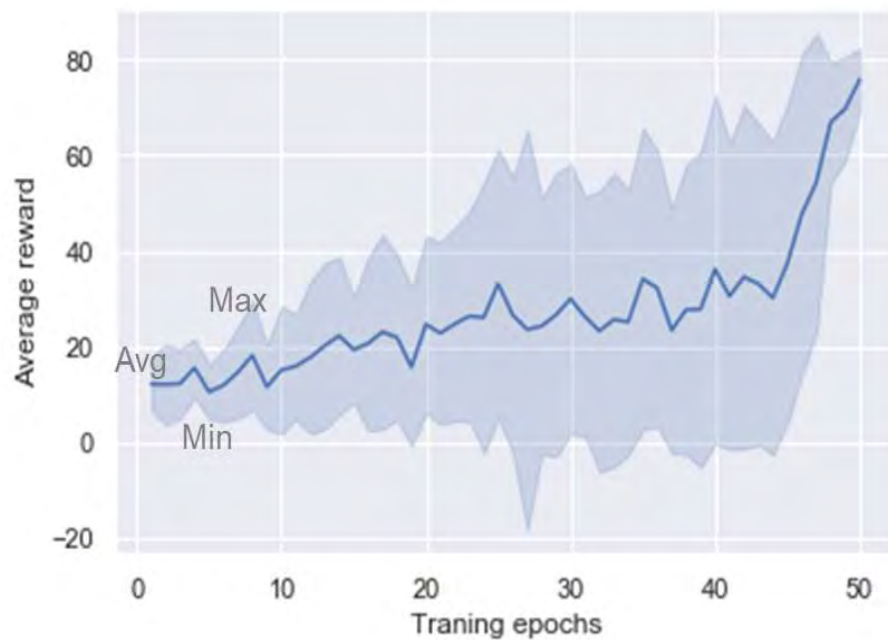
学習前

学習後

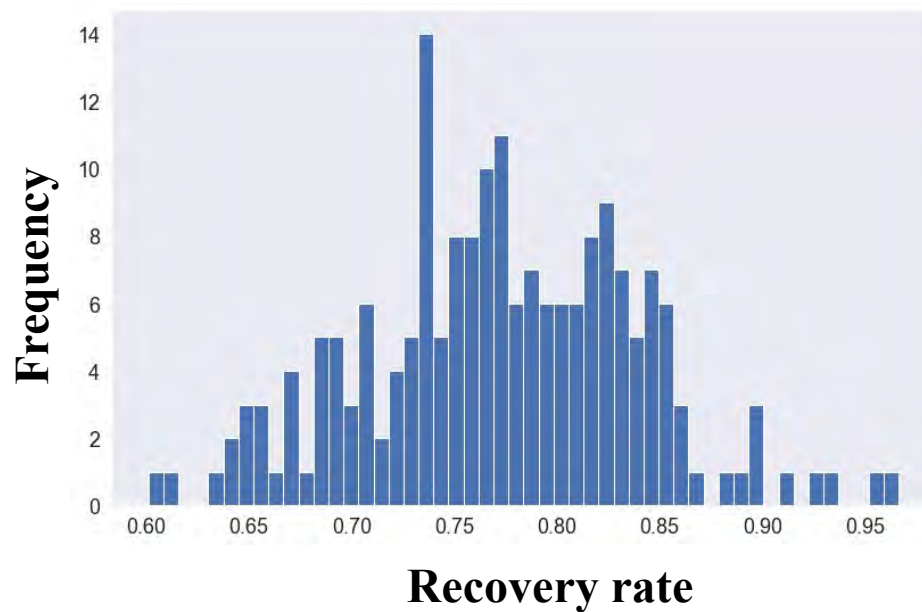


学習結果の信頼性評価

学習過程における報酬の推移



学習済モデルを使用したシミュレーション結果(n=200)



まとめ

- 水害後の復興過程のサプライチェーンの挙動に対し、**機械学習を用いた最適化**手法を提案した
- 分析結果は、**水害BCPの策定時の判断材料**として活用できる可能性を示した
- 本研究の手法は、**荒川以外の災害**にも応用できると考えられる

<今後の課題>

- シミュレーションフレームワークの強化
 - **パラメータ設定、相互作用、企業の挙動設定**など
- 災害時の情報共有プラットフォームやBCP
 - **有効性や現状の評価**