

社会における人の接触ネットワークの構造が 実効再生産数の妥当性に与える影響の分析

—新型コロナウイルス感染症を題材とした社会シミュレーション—

早稲田大学 創造理工学研究科
経営システム工学専攻 高橋研究室

三須由希

目次

1. 研究背景
2. 先行研究
3. 研究目的
4. モデル
5. 実験計画
6. 結果と考察
7. 結論

実効再生産数 R_t

2/31

国内の新型コロナウイルス感染症は未だに流行終息には至らない

感染状況の指標 ⇒ **実効再生産数 R_t**

「(ある時刻 t における, 一定の対策下での) 1人の感染者が生産する2次感染者数」 [1]

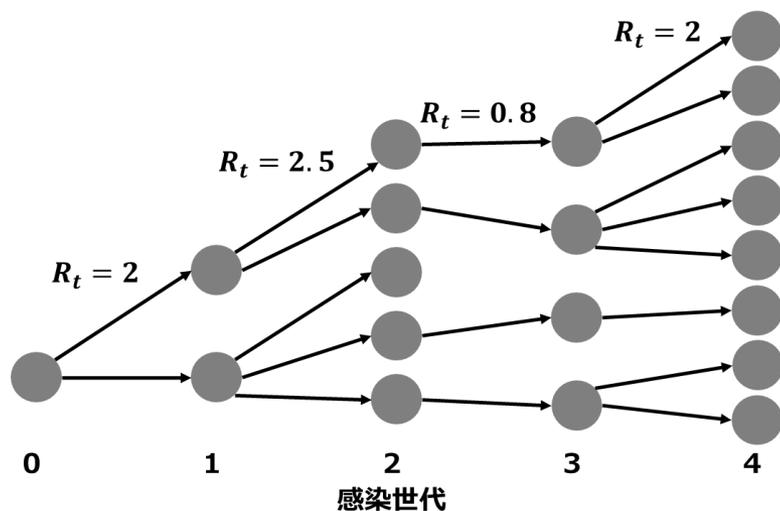


図1. 実効再生産数の模式図

定義

$$R_t = \int_0^{\infty} A(t, \tau) d\tau$$

[2]

$A(t, \tau)$: 時刻 t , 感染源の感染齢 τ
における1人当たりの2次感染率

$R_t > 1$: 感染が**拡大**傾向

$R_t < 1$: 感染が**収束**傾向

[1] 西浦博, 稲葉寿: 感染症流行の予測: 感染症数理モデルにおける定量的課題, 統計数理, 第54巻(2号), 461-480(2006)

[2] 西浦博: 実効再生産数とその周辺, 日本科学技術ジャーナリスト会議, <https://live2.nicovideo.jp/watch/lv325833316>, 2020.05.12(2020), 最終閲覧日2021/1/27

$$R_t = \int_0^{\infty} A(t, \tau) d\tau \text{ の計算}$$

3/31

計算にはすべての感染者の感染時刻・感染経路が必要 ⇒ 観測不可能



2020年 夏頃まではEMアルゴリズムの計算による推定

問題点：リアルタイム性の乏しさ・データの不完全性



簡易的な推定方法の必要性

現在の推定式

$$R_t = \left(\frac{J_{k+1}}{J_k} \right)^{\frac{\mu}{\Delta t}} \quad [2][3]$$

J_{k+1} : 直近7日間の新規陽性者数 μ : 平均世代時間(=5日)

J_k : その前7日間の新規陽性者数 Δt : 報告間隔(=7日)

推定式の中の不確実性

4/31

現在の推定式

$$R_t = \left(\frac{J_{k+1}}{J_k} \right)^{\frac{\mu}{\Delta t}}$$

J_{k+1} : 直近7日間の新規陽性者数 μ : 平均世代時間(=5日)

J_k : その前7日間の新規陽性者数 Δt : 報告間隔(=7日)

新規陽性者数の不確実性

感染後に受診して陽性と診断された
人数を示す

⇒ 感染者数とは一致しない

実効再生産数 R_t が1より大きいかどうか
を左右する

⇒ 拡大/収束傾向の判断に関わる

世代時間の不確実性

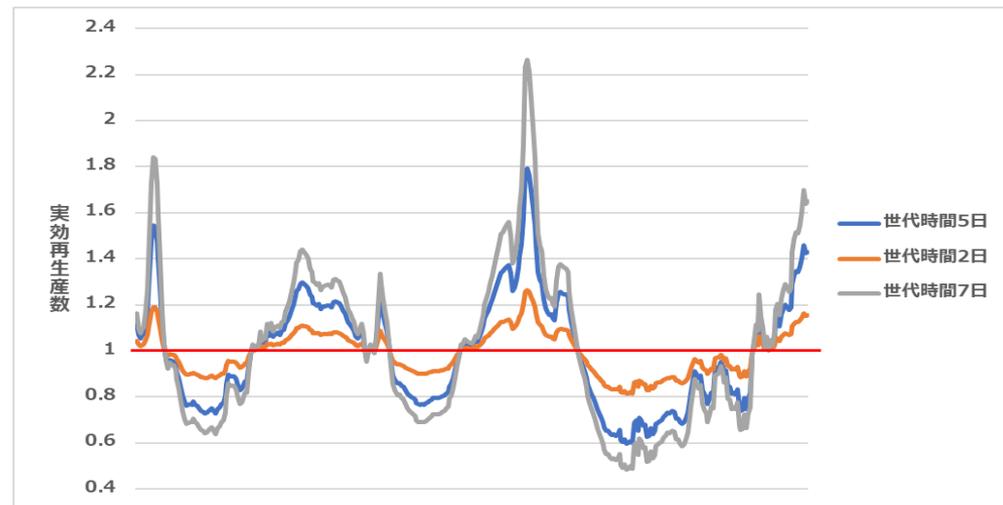


図2. 世代時間の不確実性

課題

5/31

実社会ではいつ誰が誰に感染させたかは分からない

⇒ 定義式による**真の値が不明**（推定の善し悪しが分からない）

また、感染者数が急激に増えるケースが見られる

⇒ 背景には社会での人の繋がり = **ネットワークの影響** [4]

課題

政策などの目安となる実効再生産数 R_t は

新規陽性者数の不確実性や**ネットワーク構造との関連**によって

その妥当性が保証されない状況があると考えられる



この**妥当性について検討するための方法**が必要

仮想人工社会を用いた感染症指標の評価

6/31

鴻池 [5]

仮想人工社会モデルを用いて、**実効再生産数 R_t の妥当性を評価**

行動モデルや感染モデルはEpstein[6], 倉橋[7]などのモデルを参考にする

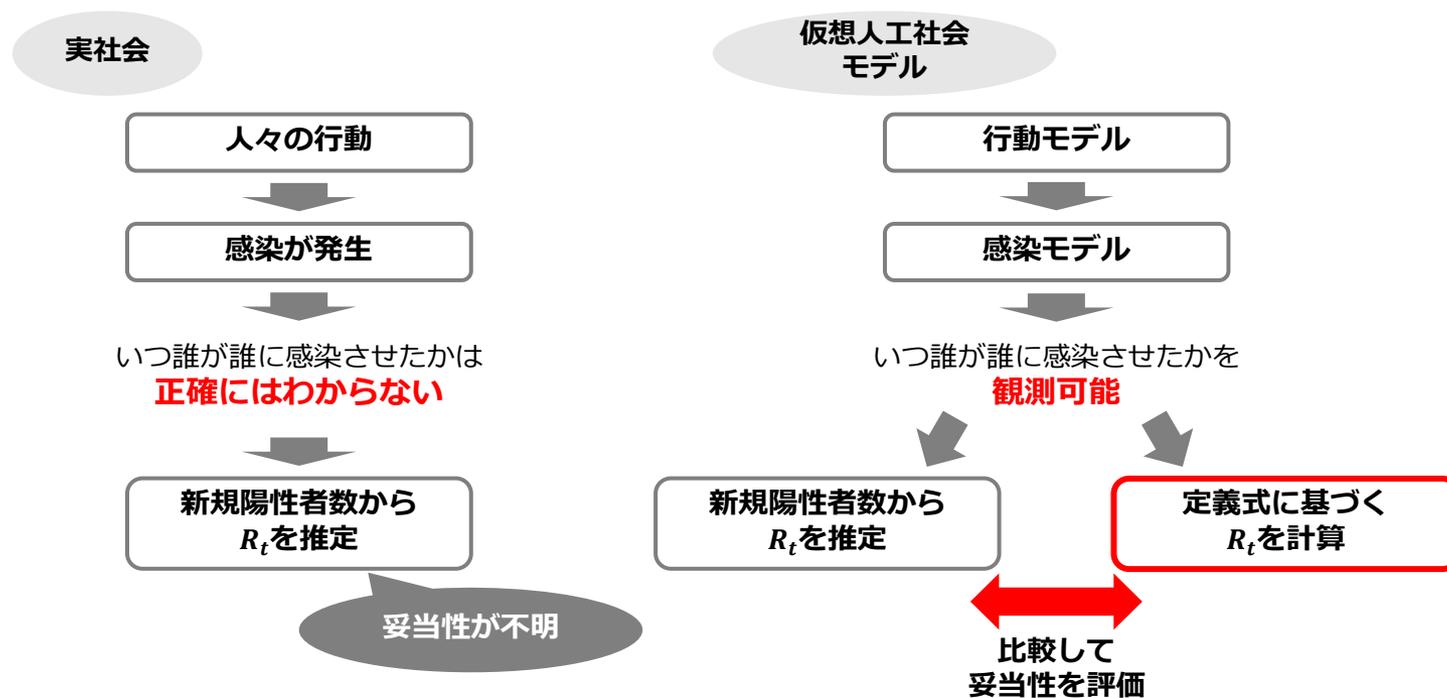


図3. 実効再生産数 R_t の妥当性評価の概要

[5] 鴻池陸：仮想人工社会を用いた感染症指標の評価，早稲田大学経営システム工学科卒業論文(2021)

[6] Epstein. J. M. : Studies in Agent-Based Computational Modeling, Generative Social Science, Princeton University Press(2007)

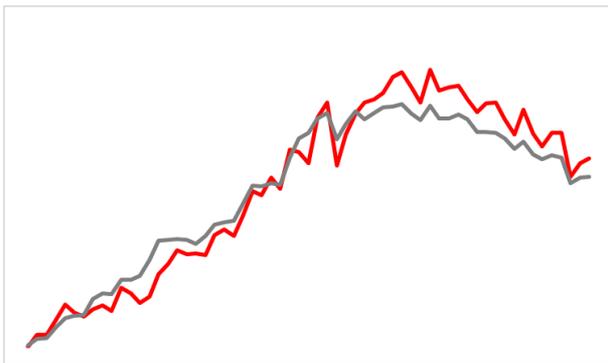
[7] 倉橋節也：新型コロナウイルス(COVID-19)における感染予防策およびイベント開催による影響の推定，社会システム部会(2020)

仮想人工社会を用いた感染症指標の評価

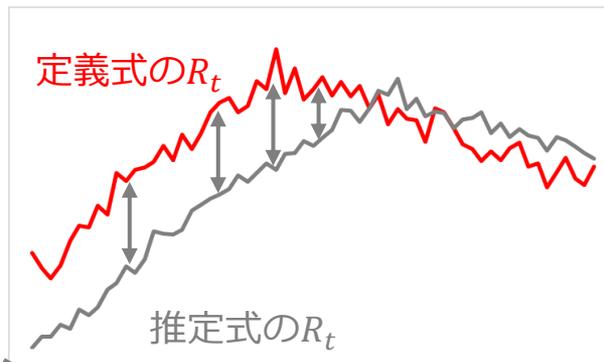
7/31

妥当性評価の詳細：状況の不確実性について検討

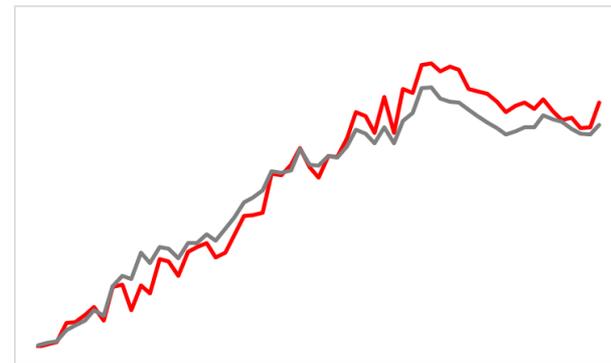
状況A



状況B



状況C



ユークリッド距離

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=0}^n (x_i - y_i)^2}$$

妥当性の指標として用いる
(小さいほど妥当性が高い)状況Bは他の場合に比べて
実効再生産数 R_t の妥当性が低いという
知見が得られる

感染症流行予測におけるネットワーク構造の影響分析 8/31

湯浅・白山 [8]

ネットワーク上でのSIRモデルによって、ネットワーク構造と感染症の伝播ダイナミクスの関連性を分析

ネットワークモデル

ノード数10000, 平均次数8, 重みなしの無向グラフ
12種類のネットワークを比較

(簡単な解釈)

自分の友人同士が友人である割合

結果のネットワーク指標

平均頂点間距離 L , クラスター係数 C , 次数相関 r

主な結果

L も C も小さいほど感染が拡大しやすい

スケールフリーの場合は正の次数相関が感染拡大を抑制

研究目的

9/31

先行研究	知見	課題
仮想人工社会モデル	実社会における不確実性が 実効再生産数 R_t の妥当性に与える影響	ネットワーク構造の考慮
ネットワーク上の SIRモデルによる実験	ネットワーク構造と感染症流行の 動態の関係性	流行の状況を把握する指標 との関連



実効再生産数 R_t の妥当性 と

社会の接触ネットワークの構造 の関係性を評価したい



分析・結果のイメージ

10/31

仮想人工社会モデルにおいて、実効再生産数 R_t の妥当性の評価に加えて人の**接触履歴**をネットワークとしてアウトプットする

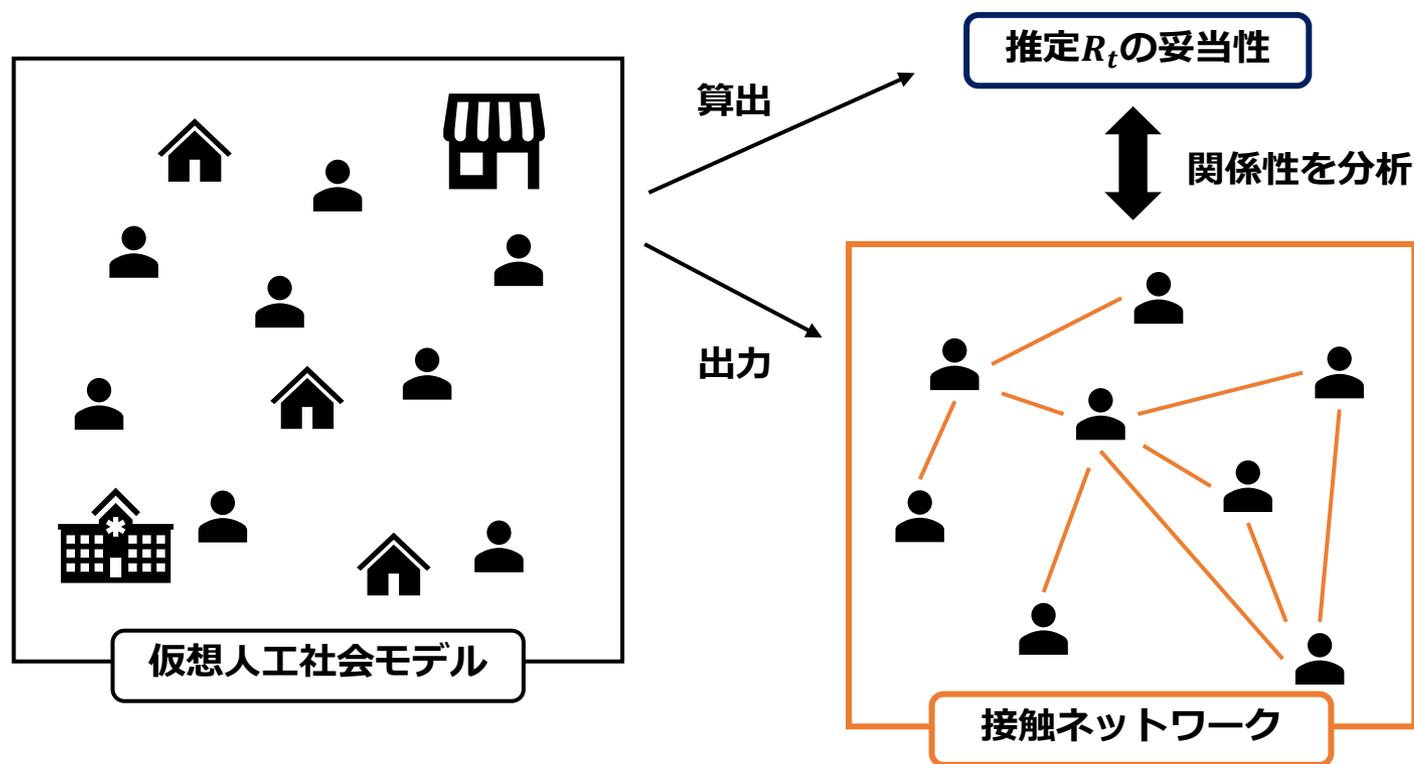


図4. 分析のイメージ

社会シミュレーションを用いる意義

11/31

SIRモデル, ネットワークモデル (数理モデル)

- マクロな動きが把握できる (SIR)
- 構造や繋がりにフォーカスしやすい (ネットワーク)

仮想人工社会モデル (ABS)

- 人の行動や社会の状況からシナリオ化できる
(結果の解釈が現実と結びつきやすい)
- ミクロな分析も可能になる

⇒ 単純な数理モデルでは分析できないことにも対応可能

モデルの概要

12/31

鴻池の仮想人工社会モデルをベースとし、**診断モデル**を定義して洗練

エージェント

学生, サラリーマン, 主婦
医療従事者, 老人

スポット

家, 学校, 職場
病院, 商業施設

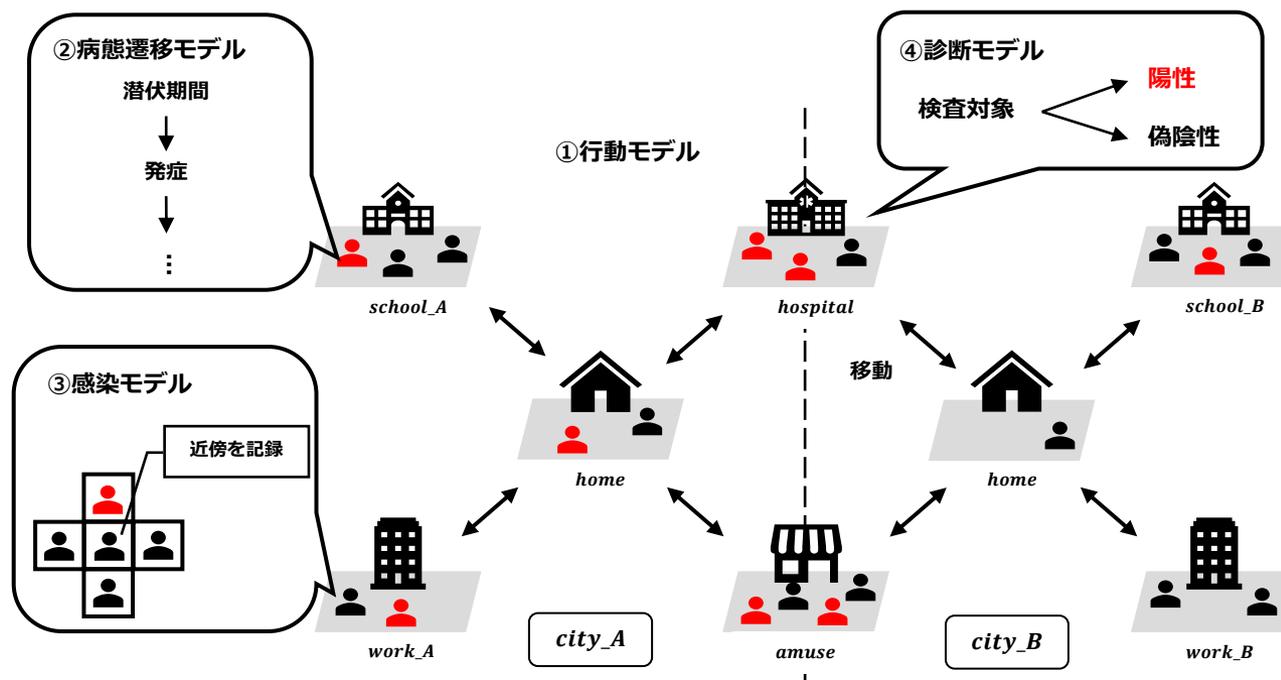


図5. 提案モデルの概要

環境モデル

13/31

格子グラフを用いて2つの隣接する町を表現

各エージェントが居住する *home*

各町の固有施設である *school(A/B)*, *work(A/B)*

2つの町の共同施設である *hospital*, *amuse* が存在

スポットはそれぞれ固有の広さ(表1)を持ち,

エージェントが訪問・滞在し, 感染が発生する場となる

表1. 各スポットの広さと個数

スポット		広さ	個数
<i>home</i>	<i>home_typeA</i>	2×2	200
	<i>home_typeB</i>	1×2	160
<i>school</i>		21×11	2
<i>work</i>		10×10	2
<i>hospital</i>		30×30	1
<i>amuse</i>		14×14	1

エージェントタイプ

14/31

エージェントは属性(*group*)と所属する町(*city*)の種類を持つ

$$group = \{st, sl, hw, hc, ag\}, \quad city = \{A, B\}$$

この属性と町の種類によって訪問・滞在するスポットが異なる

町の各エージェントタイプの人数を表2に示す(各町で各属性の人数は同じ)

表2. 各エージェントタイプの人数

属性	人数
学生 <i>st</i>	200
サラリーマン <i>sl</i>	100
主婦 <i>hw</i>	95
医療従事者 <i>hc</i>	5
老人 <i>ag</i>	160

行動モデル

15/31

1日を2ステップに分ける

1ステップ目(昼) : 各自の行動ルールに従って行動

学生	⇒	$school$ に通う
サラリーマン	⇒	P_{other} の割合が別の町の $work$ に通勤 残りは自分の町の $work$ に通勤
医療従事者	⇒	$hospital$ に通勤
主婦・老人	⇒	P_{amuse_visit} で $amuse$ を訪問

2ステップ目(夜) : 各エージェントの $home$ に滞在

入院状態, 自宅待機状態のエージェントは
それぞれ $hospital$, $home$ に回復状態/死亡状態になるまで滞在

行動モデル

16/31

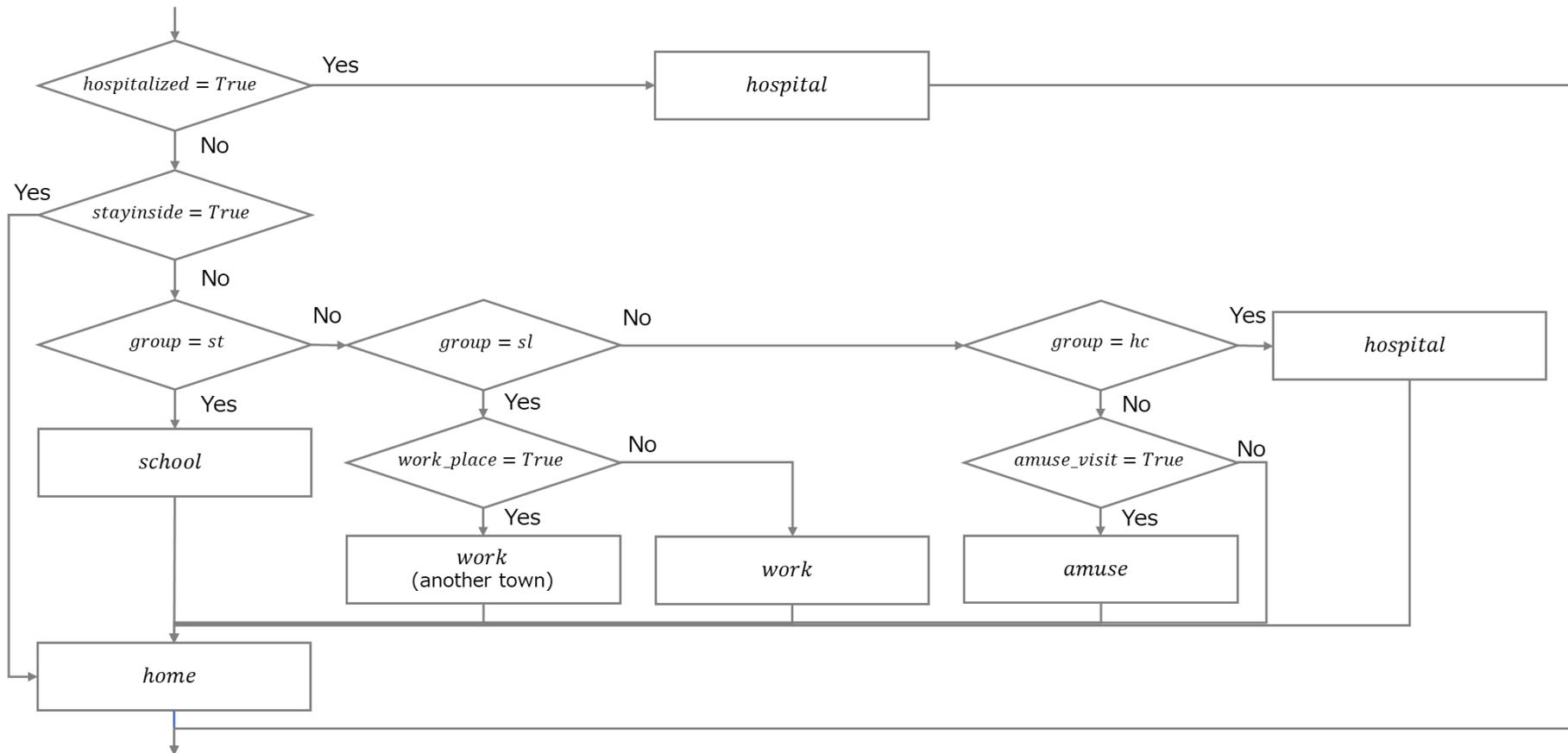


図6. 行動モデルのフロー

病態遷移モデル

17/31

潜伏期間から回復状態, または死亡状態までの
7個の病態 $pathology_i$ と, 病態の日数と病態の変化確率の
3つを用いてコロナウイルス患者の病態を表現

エージェントの属性によって
重症化確率・死亡確率は異なる(表3)

表3. 各属性の重症化確率, 死亡確率

属性	重症化確率 HP	死亡確率 DP
学生 st	0.003	0.0006
サラリーマン sl		
主婦 hw		
医療従事者 hc		
老人 ag	0.085	0.057

病態遷移モデル

18/31

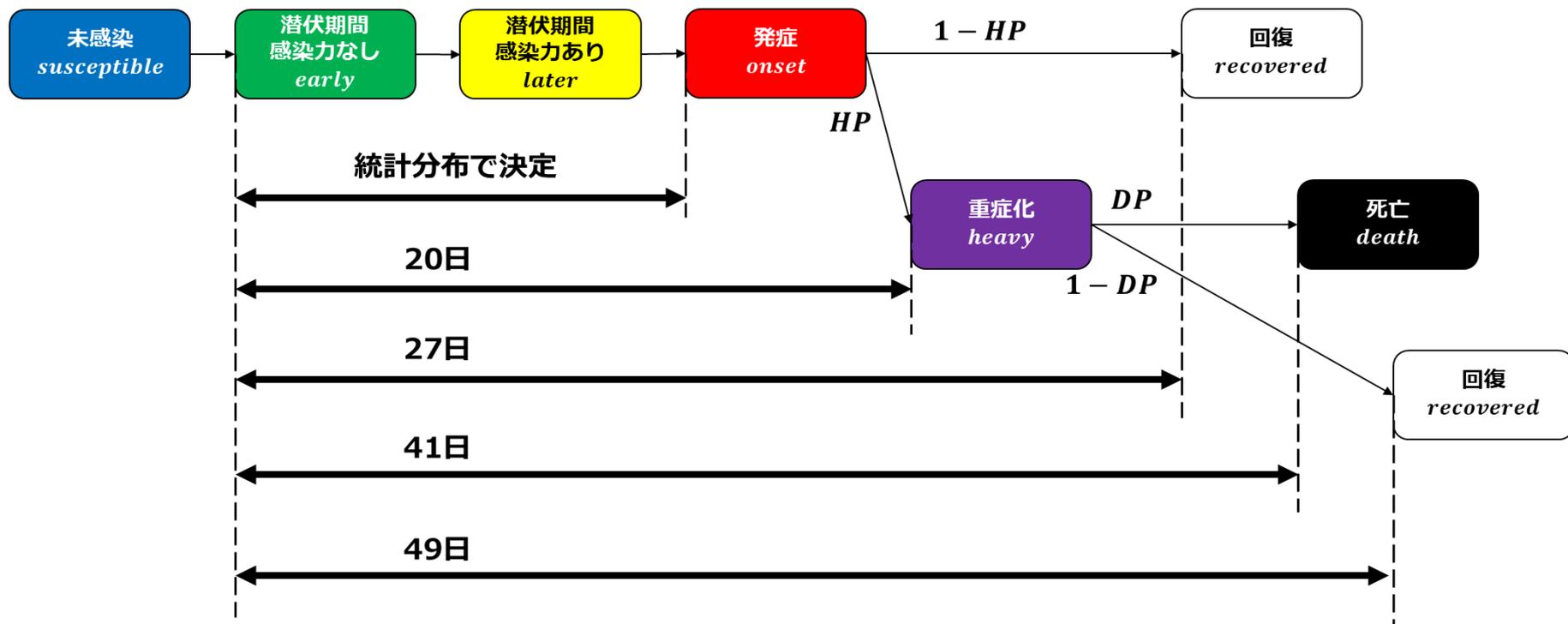


図7. 病態遷移モデルの概要図

感染モデル

19/31

未感染者エージェントは、ノイマン近傍内に感染力を持つエージェントがいる場合に感染確率に応じて感染する

スポットによって感染確率は異なる(表4)

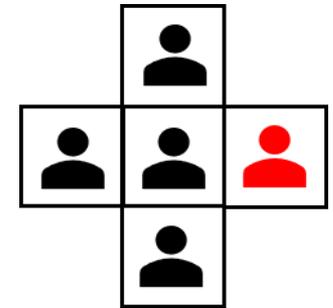


表4. 各スポットの感染確率

スポット	感染確率
<i>home</i>	[0.1, 0.4]
<i>school</i>	0.05
<i>work</i>	
<i>hospital</i>	
<i>amuse</i>	

定義する診断モデル

20/31

検査率，検査の感度によって**新規陽性者数の不確実性を表現**

本モデルにおいては感染者のみが診断を受けるとしているため、
診断結果は陽性もしくは偽陰性となる

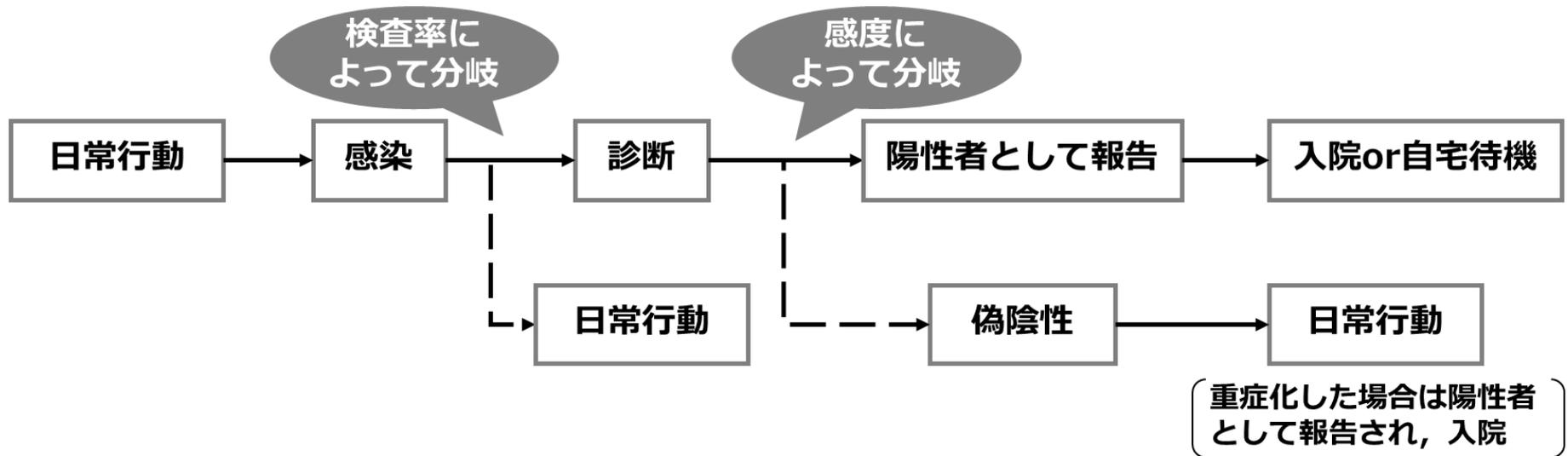


図8. 診断モデルのフロー

シミュレーションフロー

21/31

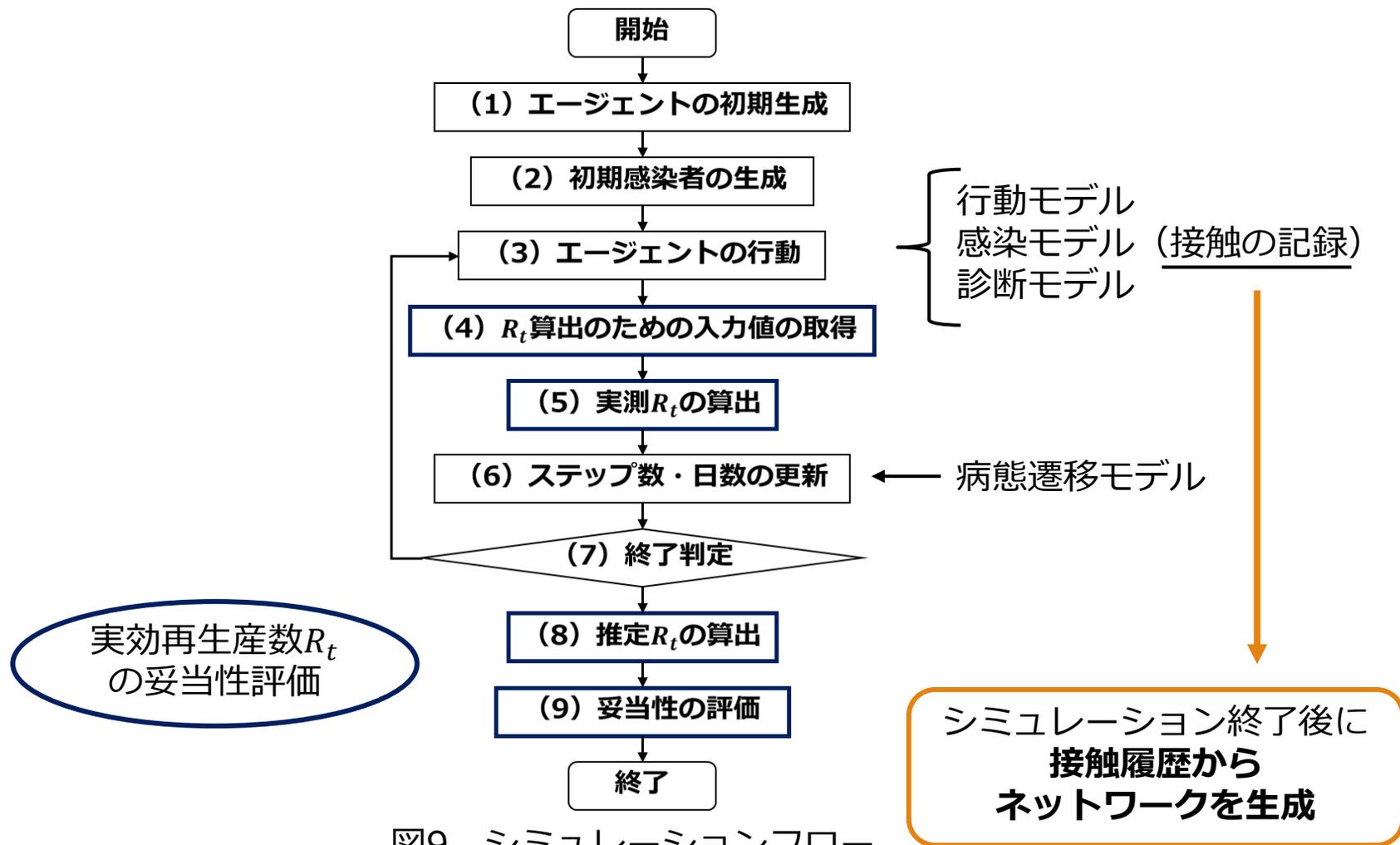


図9. シミュレーションフロー

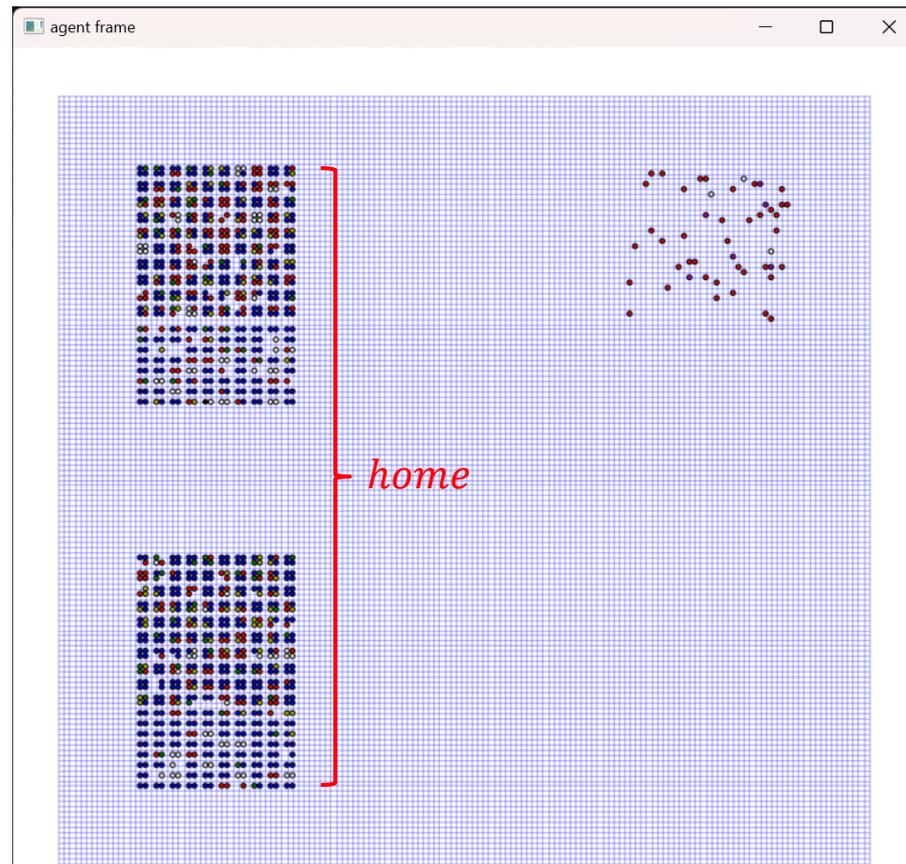
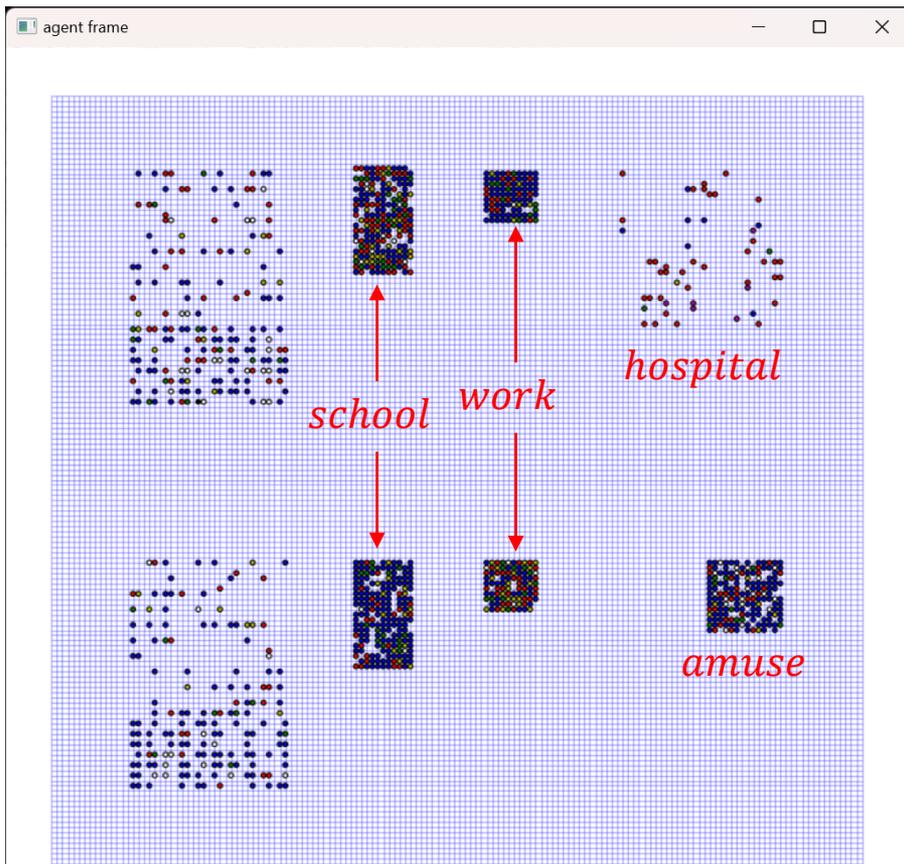
実行画面

22/31

シミュレーションにはS⁴ Simulation Systemを用いる

昼ステップ

夜ステップ



実験計画

23/31

目的

実効再生産数 R_t
の妥当性

関係性の評価

接触ネットワークの
構造双方向からの分析実効再生産数 R_t
の妥当性

実験1

接触ネットワークの
構造

実験2

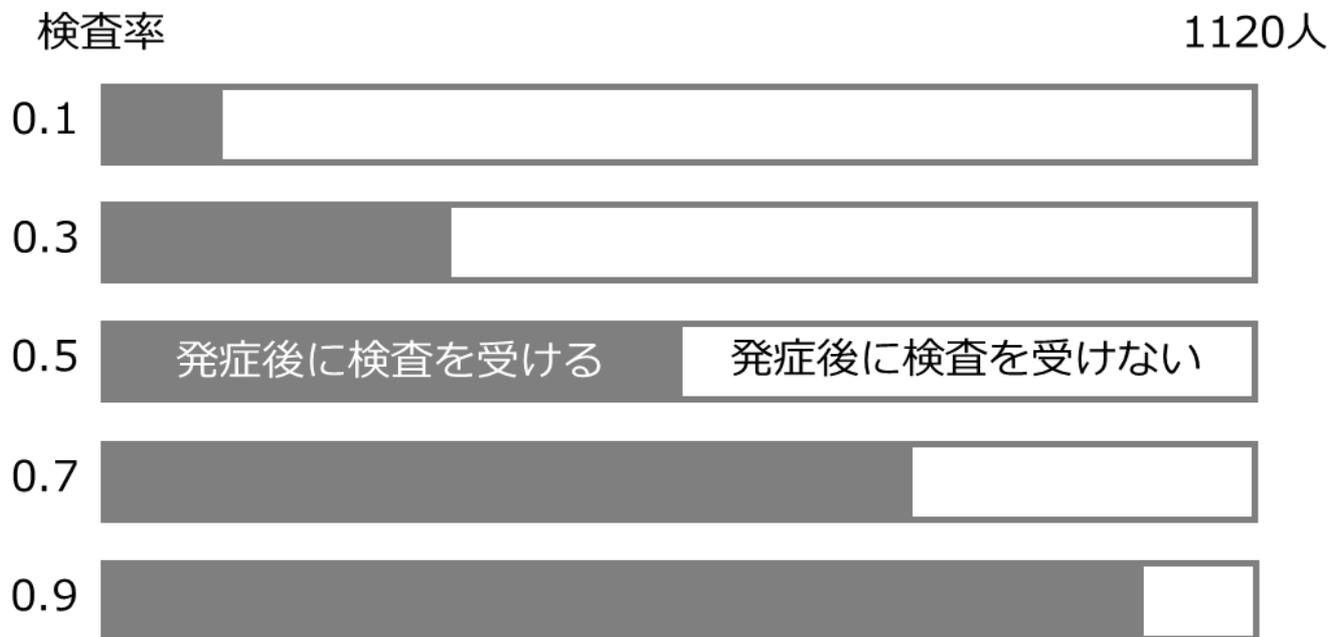
実験1：無症状感染者の割合の影響

24/31

検査率でシナリオ化（検査の感度は0.7）

0.1 / 0.3 / 0.5 / 0.7 / 0.9

妥当性の違い

ネットワーク構造の
違い

※各シナリオ100試行

実験2：人流の影響

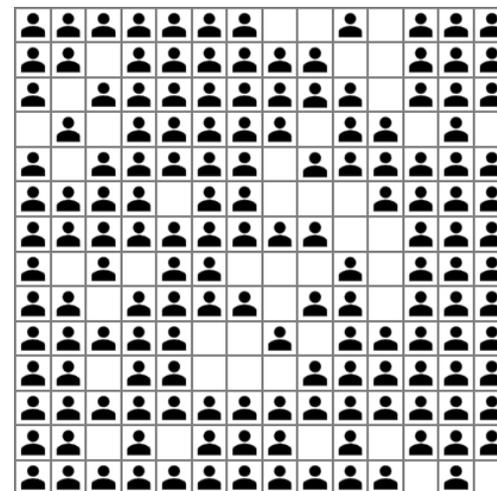
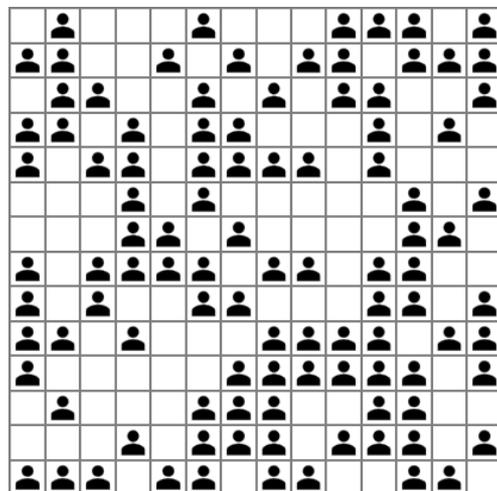
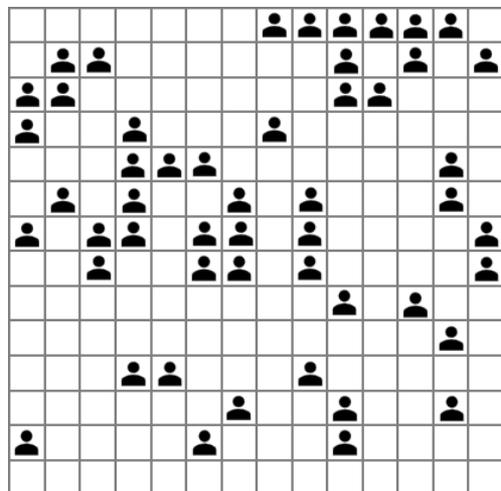
25/31

商業施設を訪れる人数でシナリオ化

訪問可能性があるエージェント：510人

51人(1割) / 102人(2割) / 153人(3割)

妥当性の違い

ネットワーク構造の
違い

(配置や選ばれるエージェントは毎日ランダム)

※各シナリオ100試行
検査率0.5, 感度は0.7

実験1：無症状感染者の割合の影響 - 妥当性 -

26/31

捕捉率 = 陽性者/感染者と定義

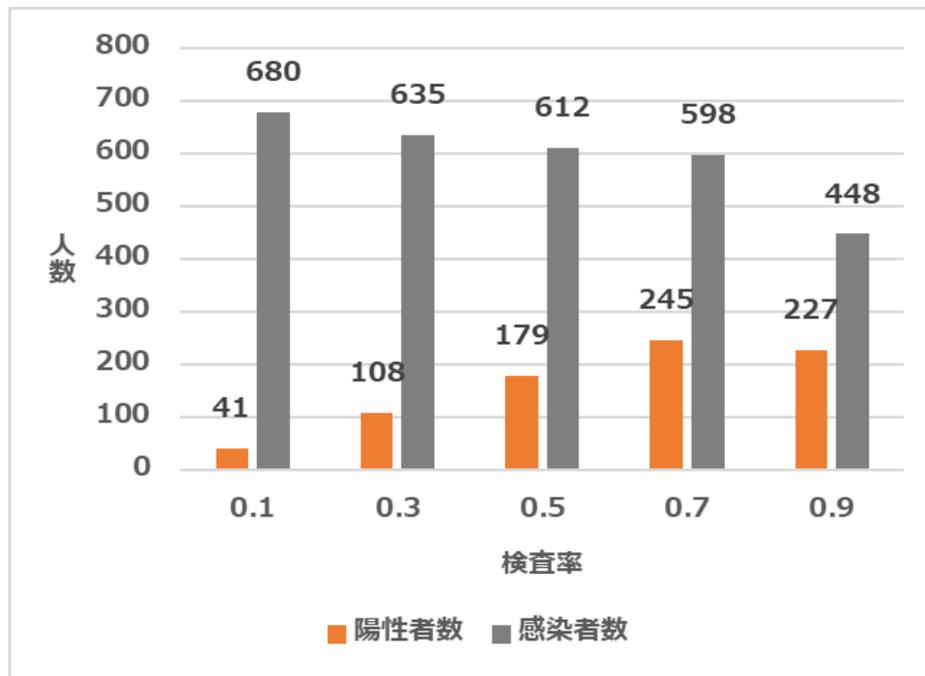


図10. 陽性者数と感染者数の平均(実験1)

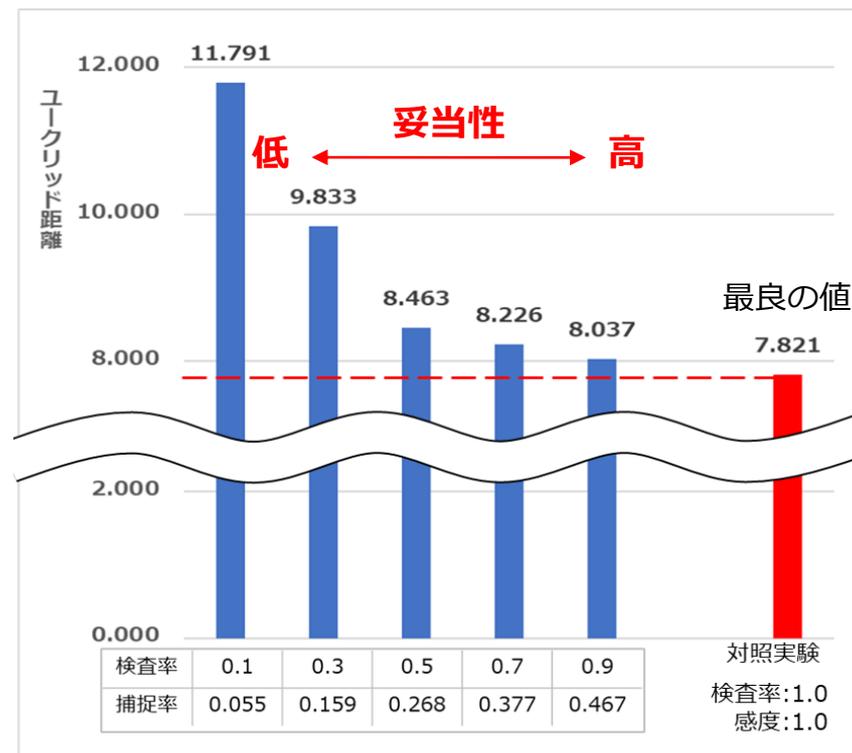


図11. ユークリッド距離の平均(実験1)

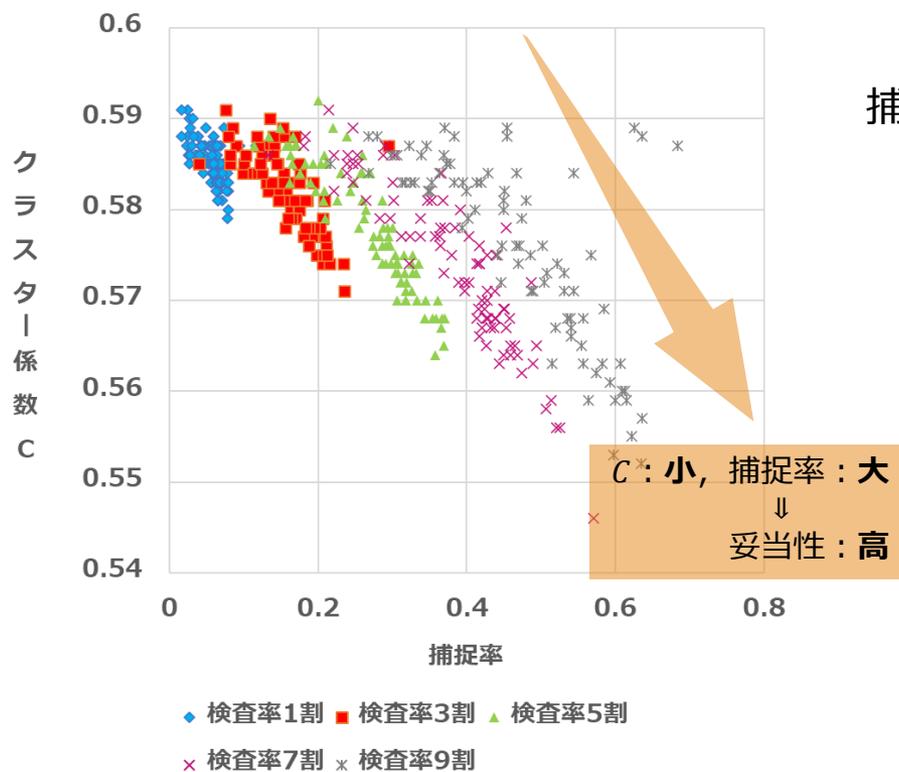
検査率が低い状況 = **無症状感染者が多い**

感染者の**捕捉率が低下**し，実効再生産数 R_t の**妥当性も低くなる**

実験1：無症状感染者の割合の影響 - ネットワーク - 27/31

ネットワークとの関連として

捕捉率とクラスター係数 C の関係に注目



捕捉率が高いときは感染者が多く隔離される
⇒ 人の接触が減ることで C が小さくなる

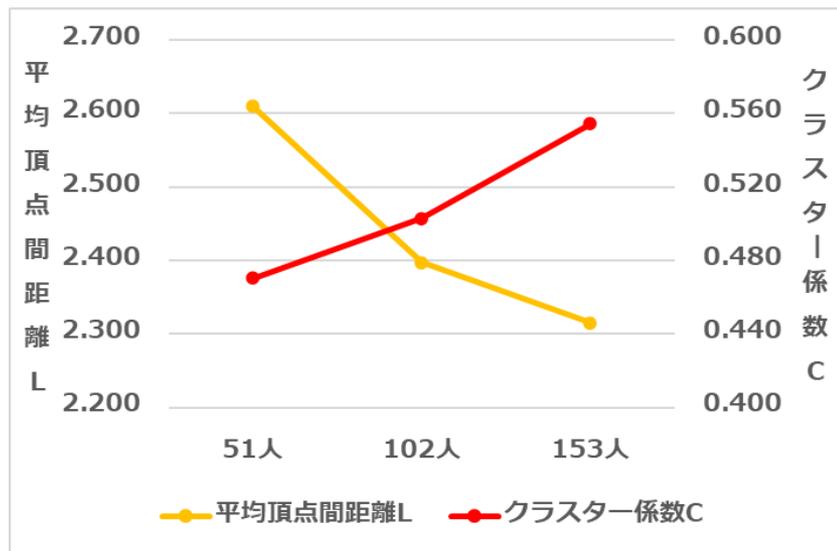
感染者を多く隔離することによって
クラスター係数 C が小さくなっているような
ネットワーク構造下では、
実効再生産数 R_t の妥当性が高い

図12. 捕捉率とクラスター係数 C の散布図 (実験1)

実験2：人流の影響

-ネットワーク指標-

28/31

図13. 平均頂点間距離 L とクラスター係数 C L と C がトレードオフの変化

どちらも小さいほど感染拡大しやすい

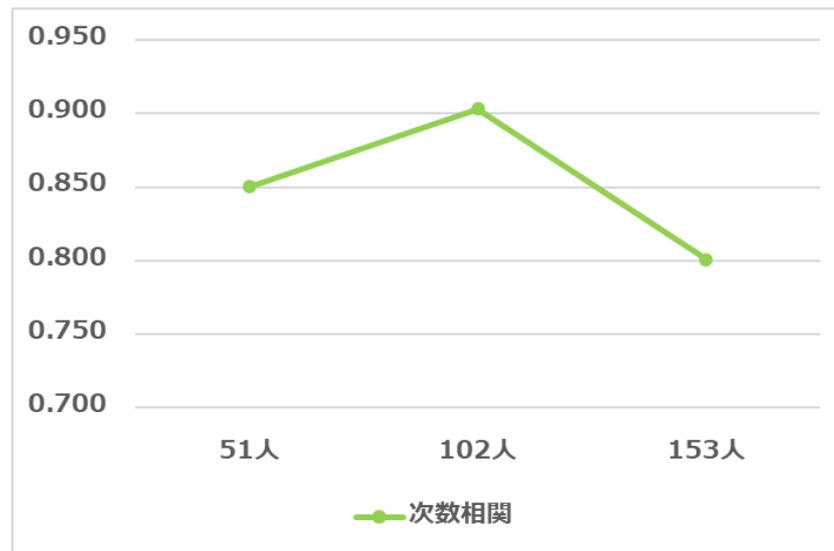


図14. 次数相関

人流に比例した変化ではない

ユークリッド距離との相関はなかった

実験2：人流の影響

29/31

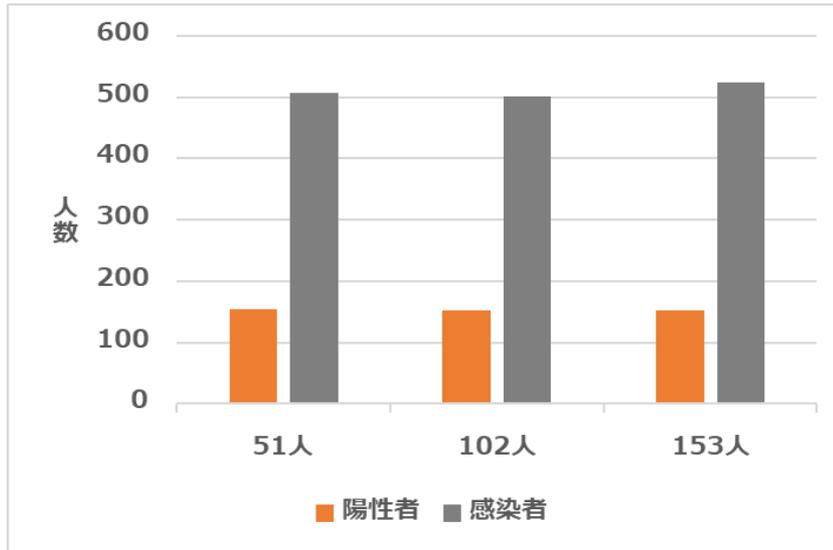


図15. 陽性者数と感染者数の平均(実験2)

シナリオごとの有意な差はない

⇒ **人流が感染拡大に影響していない**

LとCのトレードオフが原因と考えられる

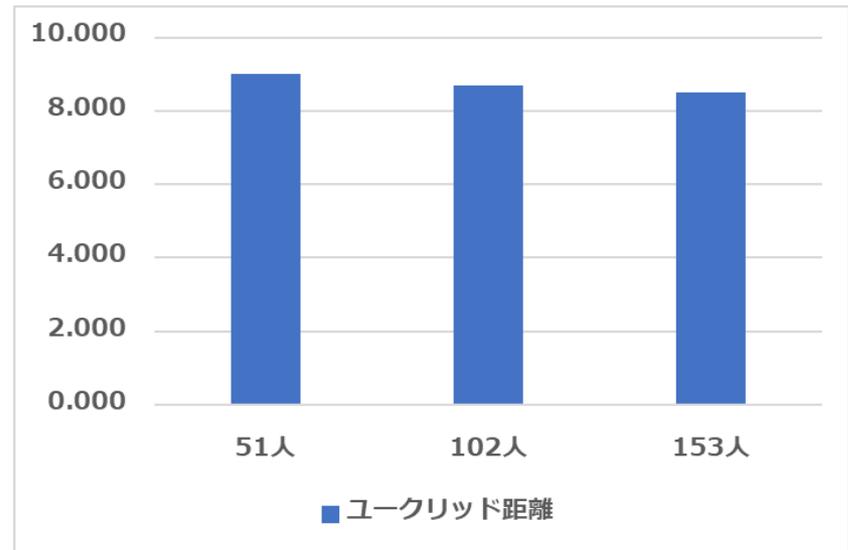


図16. ユークリッド距離の平均(実験2)

実験2では検査率が一定であるため、
流行の様子に有意な差がないことで
妥当性もあまり変化しなかった

結論

30/31

実効再生産数 R_t の妥当性について

感染者の捕捉率が高いほど妥当性が高いことが再確認できた

ネットワーク構造との関連について

感染者の隔離によってクラスター係数 c が小さくなるようなネットワークでは実効再生産数 R_t の妥当性が高い

人流の増減に伴って**トレードオフの関係**で変化する特徴量が存在し、双方の効果によって人流の変化は**流行の様子に影響しなかった**（実社会への知見）

今後の展望

実社会における「**感染者の捕捉率が低い**」状況の解釈と、捕捉率を引き上げる政策の検討

2022年9月 Social Simulation Conference（国際学会）にて発表 [9]

-
- [1] 西浦博, 稲葉寿: 感染症流行の予測: 感染症数理モデルにおける定量的課題, 統計数理, 第54巻(2号), 461-480(2006)
- [2] 西浦博: 実効再生産数とその周辺, 日本科学技術ジャーナリスト会議, <https://live2.nicovideo.jp/watch/lv325833316>, 2020.05.12(2020), 最終閲覧日2021/1/27
- [3] 東洋経済オンライン: 新型コロナウイルス 国内感染の状況, <https://toyokeizai.net/sp/visual/tko/covid19/>, 最終閲覧日2021/1/27
- [4] 大澤幸生, 倉橋節也, マーチン・ブス, 坪倉正治, 前野義晴, 石村源生: 新しい社会ネットワークモデルを用いた感染拡大抑制戦略の創出, 内閣府(2020)
- [5] 鴻池陸: 仮想人工社会を用いた感染症指標の評価, 早稲田大学経営システム工学科卒業論文(2021)
- [6] Epstein. J. M. : Studies in Agent-Based Computational Modeling, Generative Social Science, Princeton University Press(2007)
- [7] 倉橋節也: 新型コロナウイルス(COVID-19)における感染予防策およびイベント開催による影響の推定, 社会システム部会(2020)
- [8] 湯浅友幸, 白山晋: 感染症流行予測におけるネットワーク構造の影響分析, 人工知能学会全国大会論文集24回, 1-4(2010)
- [9] Social Simulation Conference 2022
<https://ssc2022.behavelab.org/programme/>