



Simulating the Impacts of Interregional Mobility Restriction on the Spatial Spread of COVID-19 in Japan (都道府県間の移動制限が新型コロナウイルスの 感染拡大に与える影響のシミュレーション分析)

近藤恵介

(独立行政法人経済産業研究所)

Version. 2021-01-08

<https://www.rieti.go.jp/jp/publications/nts/20e089.html>

本研究のワンポイント解説

- **背景**

感染拡大防止には公衆衛生対策（Non-Pharmaceutical Interventions）が有効であり、政府から移動自粛要請が出されている。GoToトラベル事業の一時停止も決定された。

- **目的**

SEIRモデルに地域間移動を導入することで、都道府県間の移動制限の効果をシミュレーション分析によって明らかにする。

- **結果**

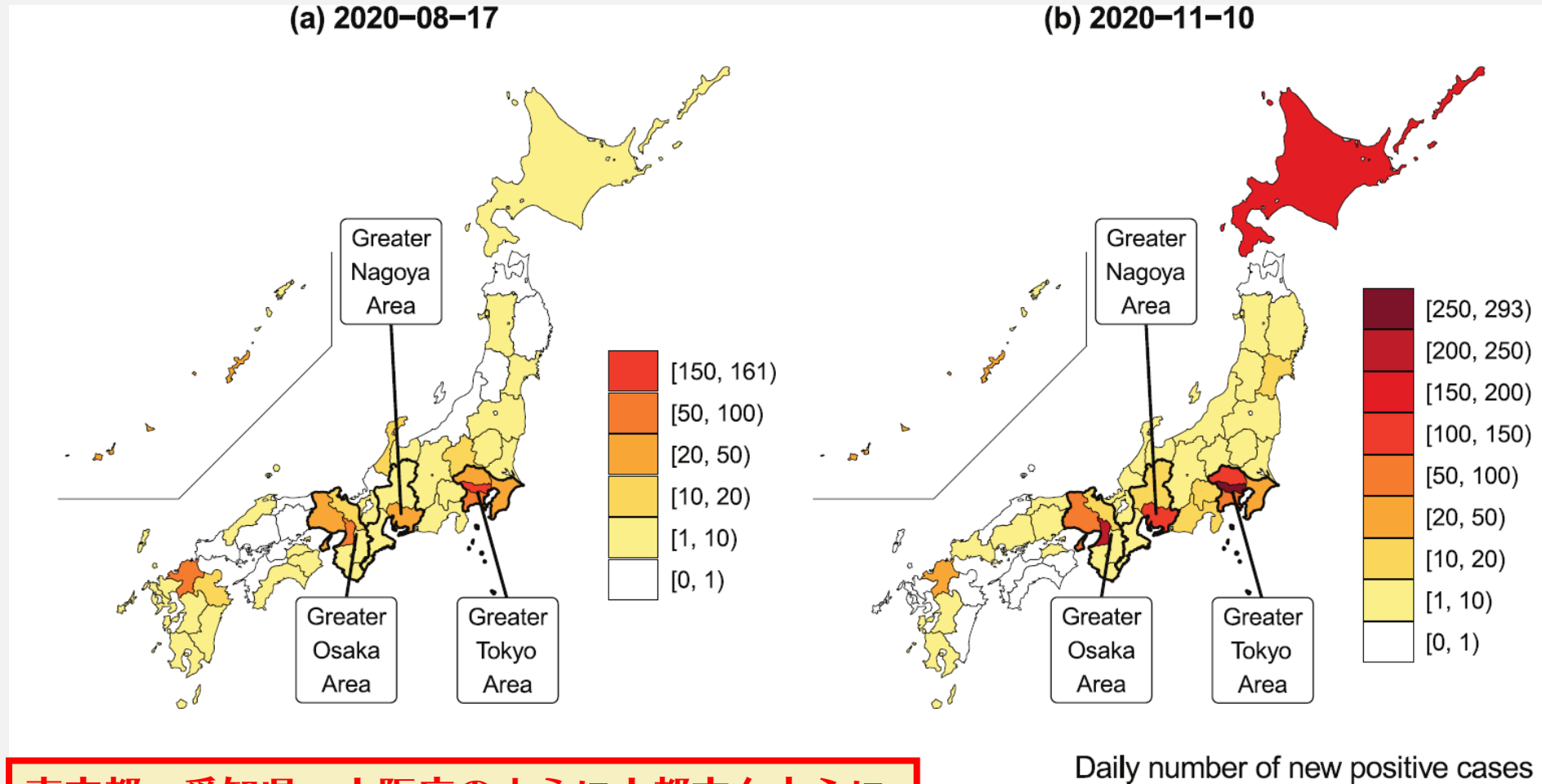
移動制限は都市部から地方への感染拡大を防ぐ効果を持つ一方で、封鎖された都市部内での感染拡大を促進する。また国全体の感染者数を減らす効果までではない。

- **議論**

移動制限は地理的な感染拡大を防ぐ時間稼ぎでしかなく、感染収束に向けて、ワクチン開発、医療提供体制の整備等の医療的な政策を進める必要がある。

新型コロナウイルス感染の地理的分布

出所) 各都道府県の報告数より著者集計。詳細は論文参照のこと。



東京都、愛知県、大阪府のように大都市を中心に陽性患者数は多い。

Figure 2. COVID-19 infections across prefectures. This map was constructed from data of the daily number of positive tests reported by each prefectural government.

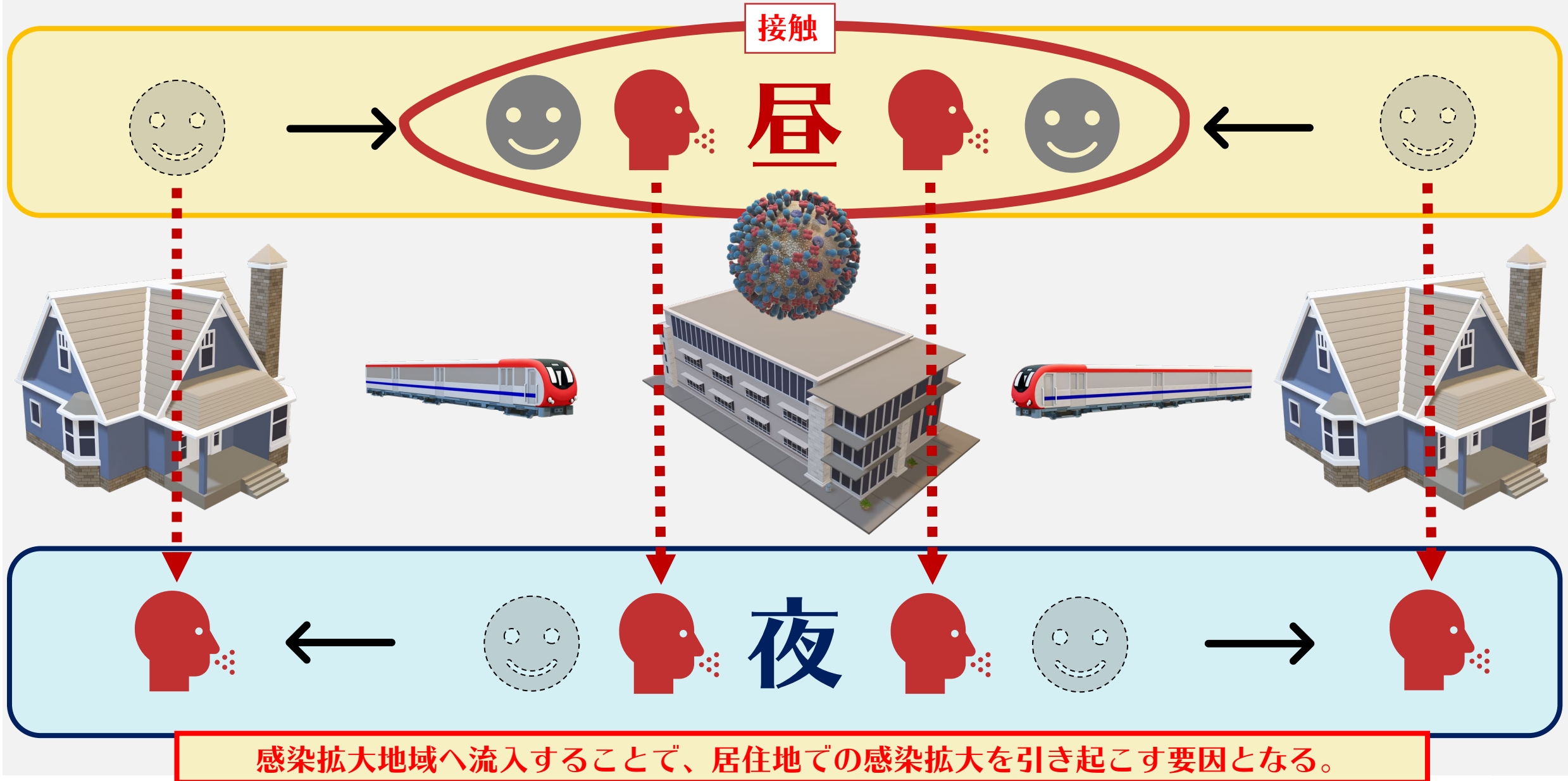
背景と目的

- 都市部において、特に新型コロナウイルスの感染拡大が進んでいる。
- 緊急事態宣言時には、感染拡大地域への移動、感染拡大地域からの移動を自粛するように政府から要請が出された（指示ではない）。
- ただし、移動自粛をした場合としなかった場合で、感染拡大防止においてどのような効果が得られるのかについて事前に十分把握できていない側面もある。
- また喫緊の課題であることから、十分データが集まってから検証をするのでは感染症対策が手遅れになってしまう。
- 分科会からも大都市から周辺への感染の「染み出し」が指摘されている。
- 本研究では、疫学で用いられるSusceptible-Exposed-Infectious-Recovered (SEIR)モデルに都道府県間の移動を取り込んだモデルを構築し、そこからシミュレーション分析によって移動自粛にどのような効果があるのか評価する。

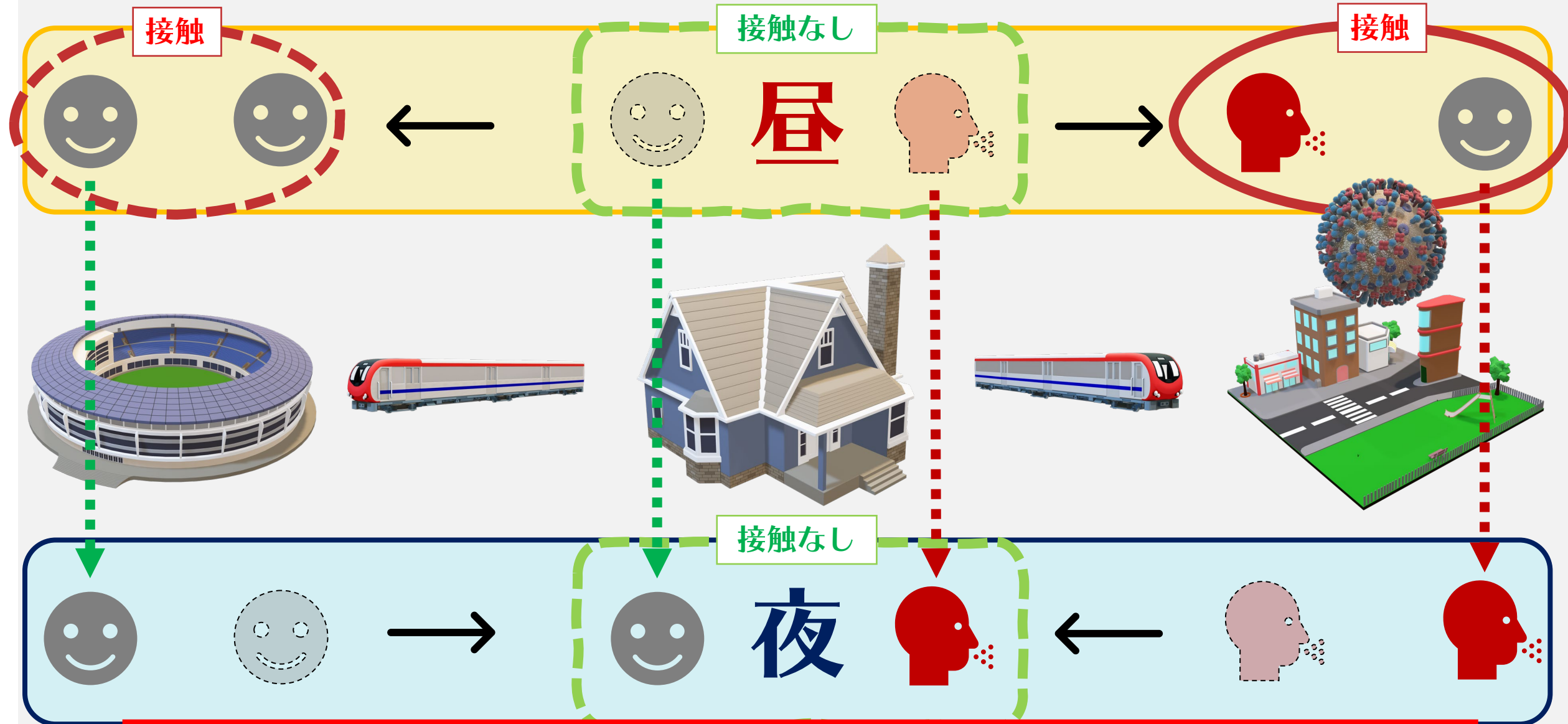
本研究の空間SEIRモデルにおける感染拡大の仕組み

- 普段の生活のように、日中は通勤・通学・旅行で移動し、夜に自宅に戻るという行動を考慮している。
- 人々は日中の滞在先で感染することを仮定し、移動を通じて地域内外に感染が拡大する側面を表現している。夜の時間帯は自宅で接触なしとする。
- 人々は昼夜で異なった地域に滞在しているため、居住地が同じであっても日中にどこに滞在しているのかによって個人毎の感染確率が異なってくることにある。
- なおモデル上は居住地変更（引っ越し）は認めていない。
- シミュレーションはこのようなモデルの仮定のもとで実施されていることに注意。

本研究の空間SEIRモデルにおける感染拡大の仕組み

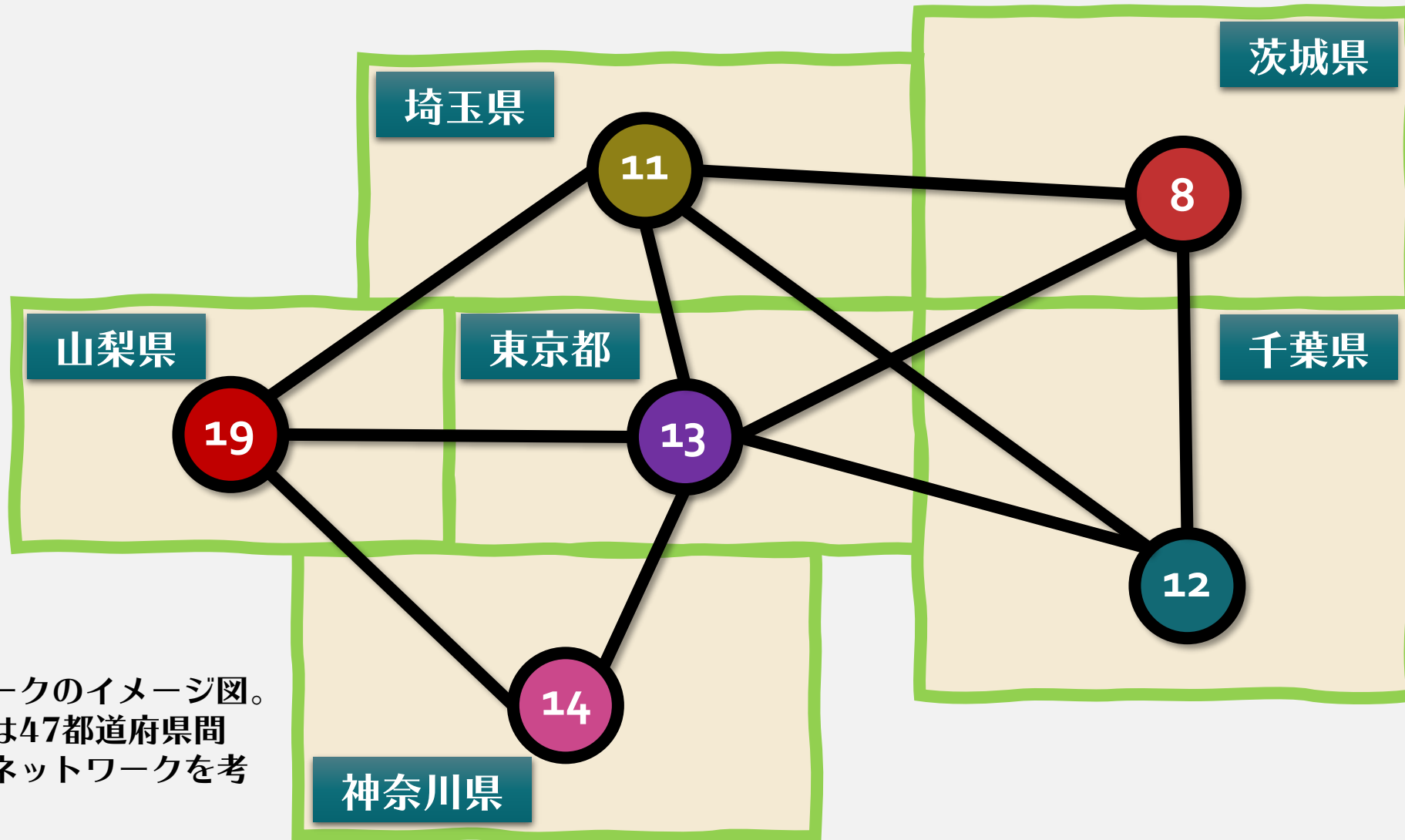


本研究の空間SEIRモデルにおける感染拡大の仕組み



移動先における感染拡大を引き起こす要因となる一方で、居住地では接触が避けられている。

地理空間ネットワーク分析を応用する



※ネットワークのイメージ図。
この研究では47都道府県間
の地理空間ネットワークを考
える。

このような人の移動を通じた感染拡大は、地理空間ネットワーク分析の応用として分析できる。

OD行列によって昼夜間の移動パターンを表現する

- 都道府県*i*から都道府県*j*への移動を行列として表現する。

$$\mathbf{C}(t) = \begin{pmatrix} c_{1,1}(t) & c_{1,2}(t) & \cdots & c_{1,47}(t) \\ c_{2,1}(t) & c_{2,2}(t) & \cdots & c_{2,47}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{47,1}(t) & c_{47,2}(t) & \cdots & c_{47,47}(t) \end{pmatrix}$$

- 要素 $c_{ij}(t)$ は、都道府県*i*から都道府県*j*へ移動した人数が入力される。これを割合に変換することで重み行列 $\mathbf{W}(t)$ を作成する。

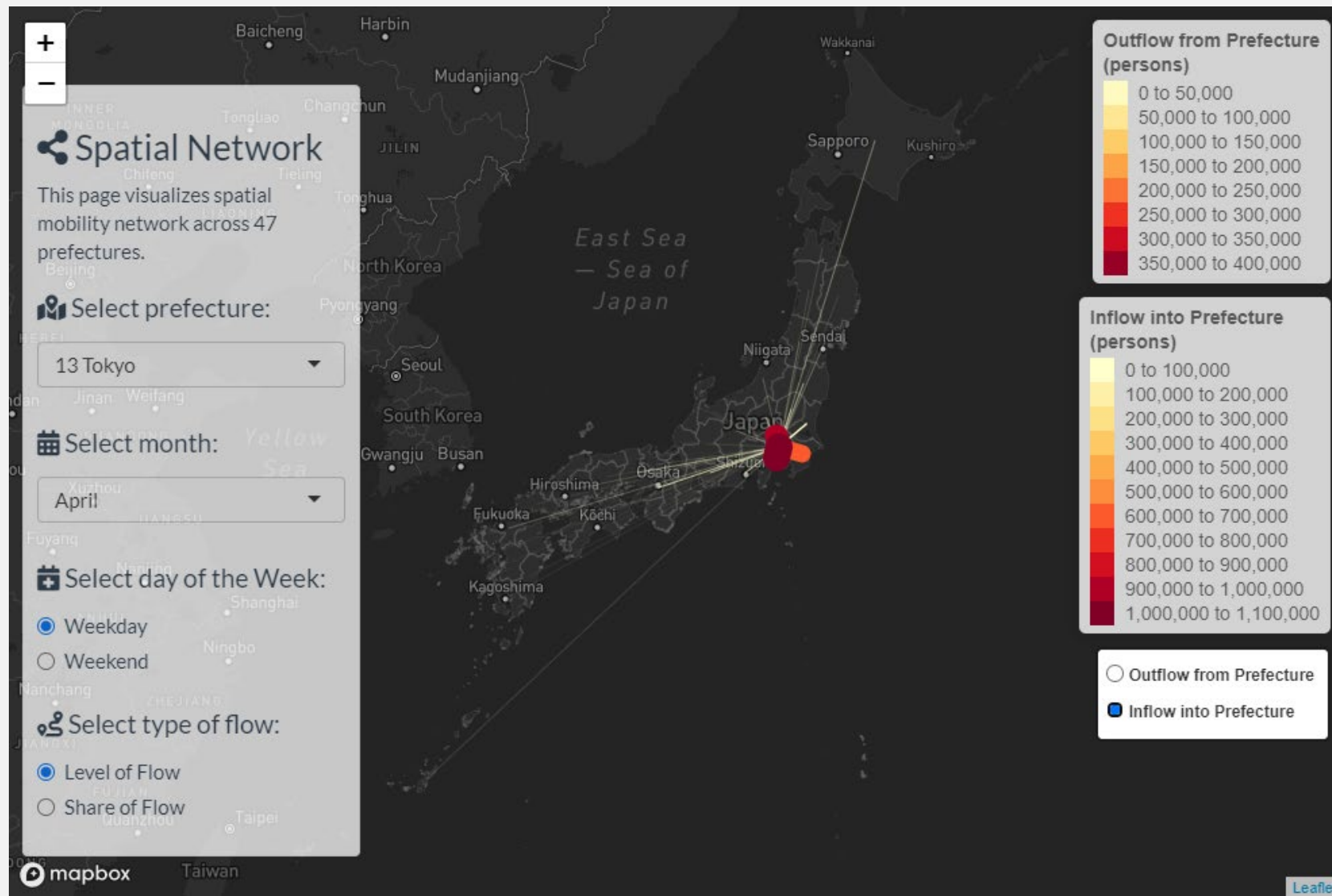
年齢間の接触率を分析するcontact matrixの地域間への応用という見方ができる。

NTTドコモ「モバイル空間統計」の人流データ

RESASからダウンロードできる2015年9月から2016年8月までの平日・休日の違いを考慮した居住地と14時台の滞在地から、365日の日別のOD行列を作成。

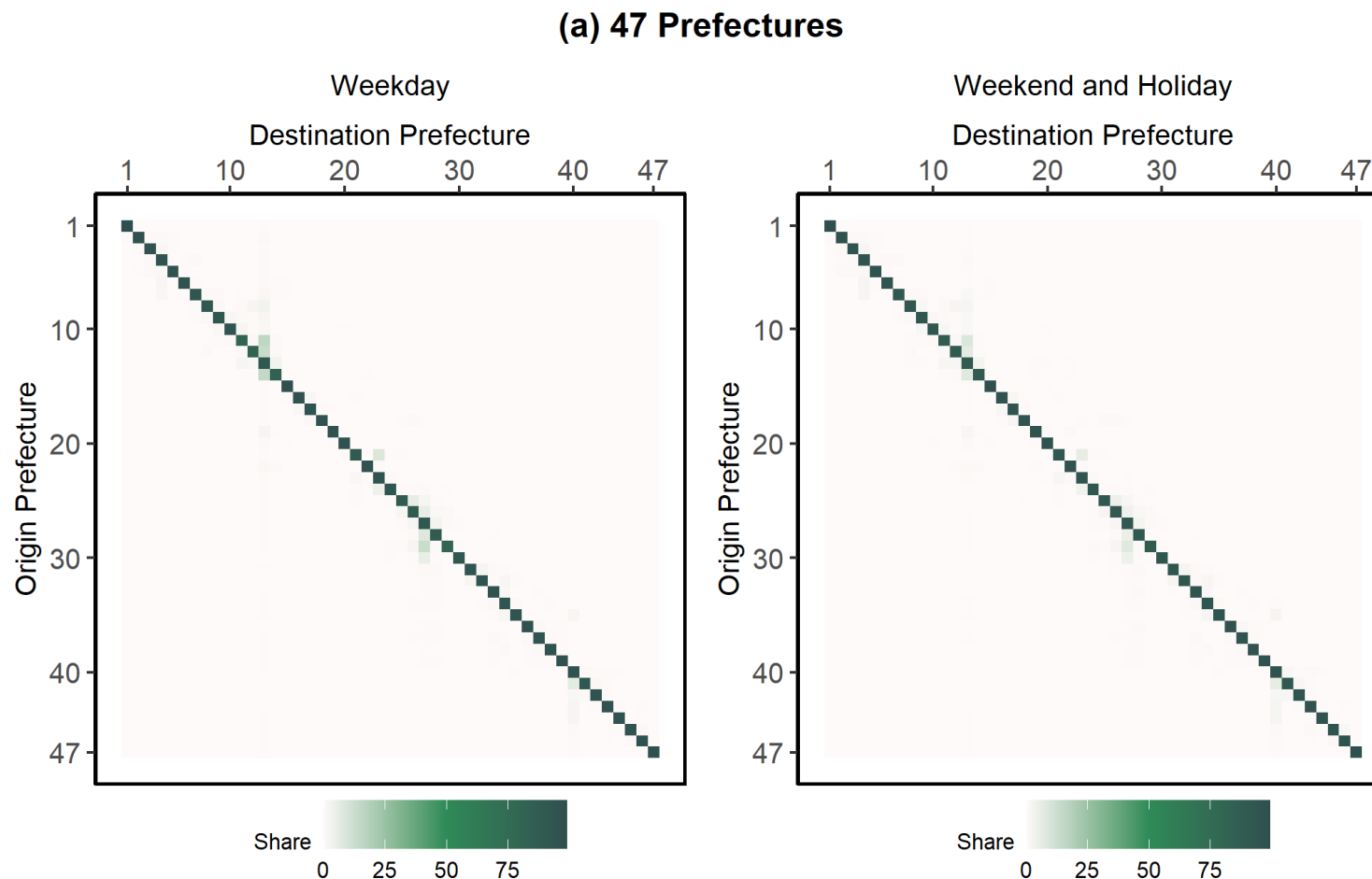
※直近のデータの方が望ましいが、データがないのでオープンデータを使用している。

出所) RESAS APIから取得した「From-to分析」より、2016年4月平日のデータを著者可視化。



人流データからOD行列を可視化

- 居住先の都道府県内に留まっている人が大多数であるが、首都圏、関西圏、東海圏では人の移動が活発。なお移動が数%でもあれば感染は地理的に拡大する。

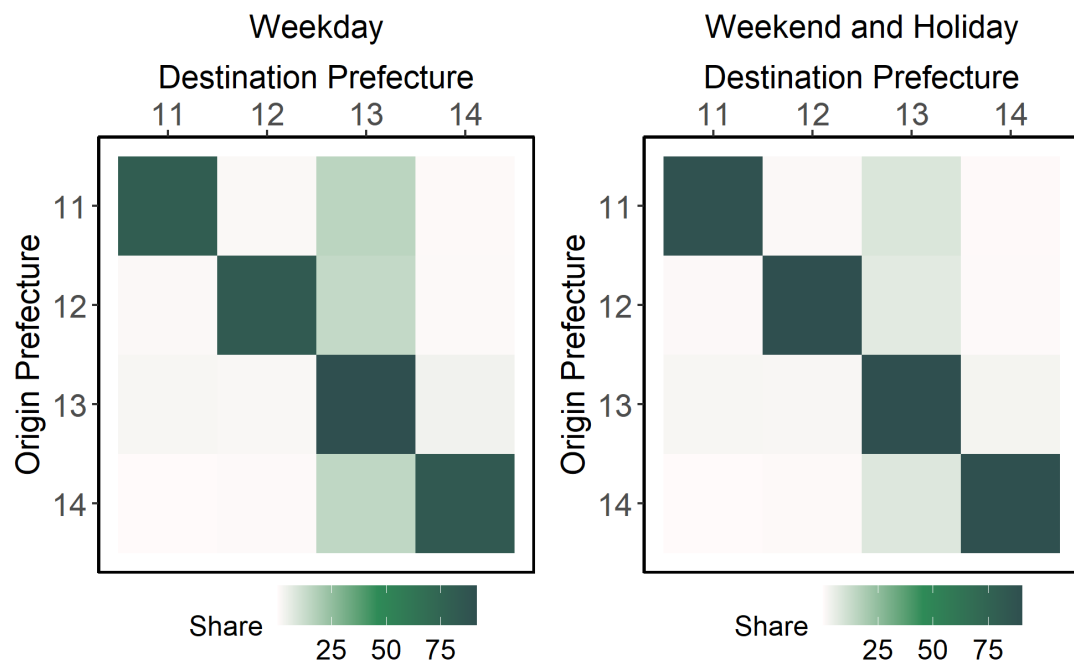


365日分の日次
のOD行列を作成
している

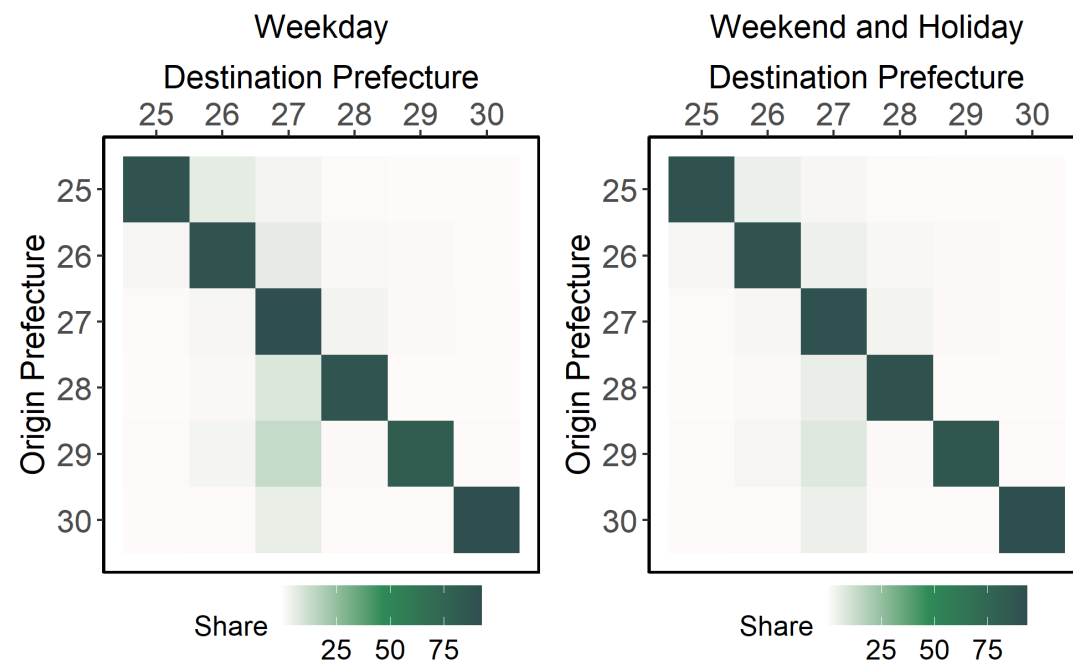
人流データからOD行列を可視化

- 首都圏や関西圏ではより人の移動が活発。特に平日は近隣から多くの人々が流入している。

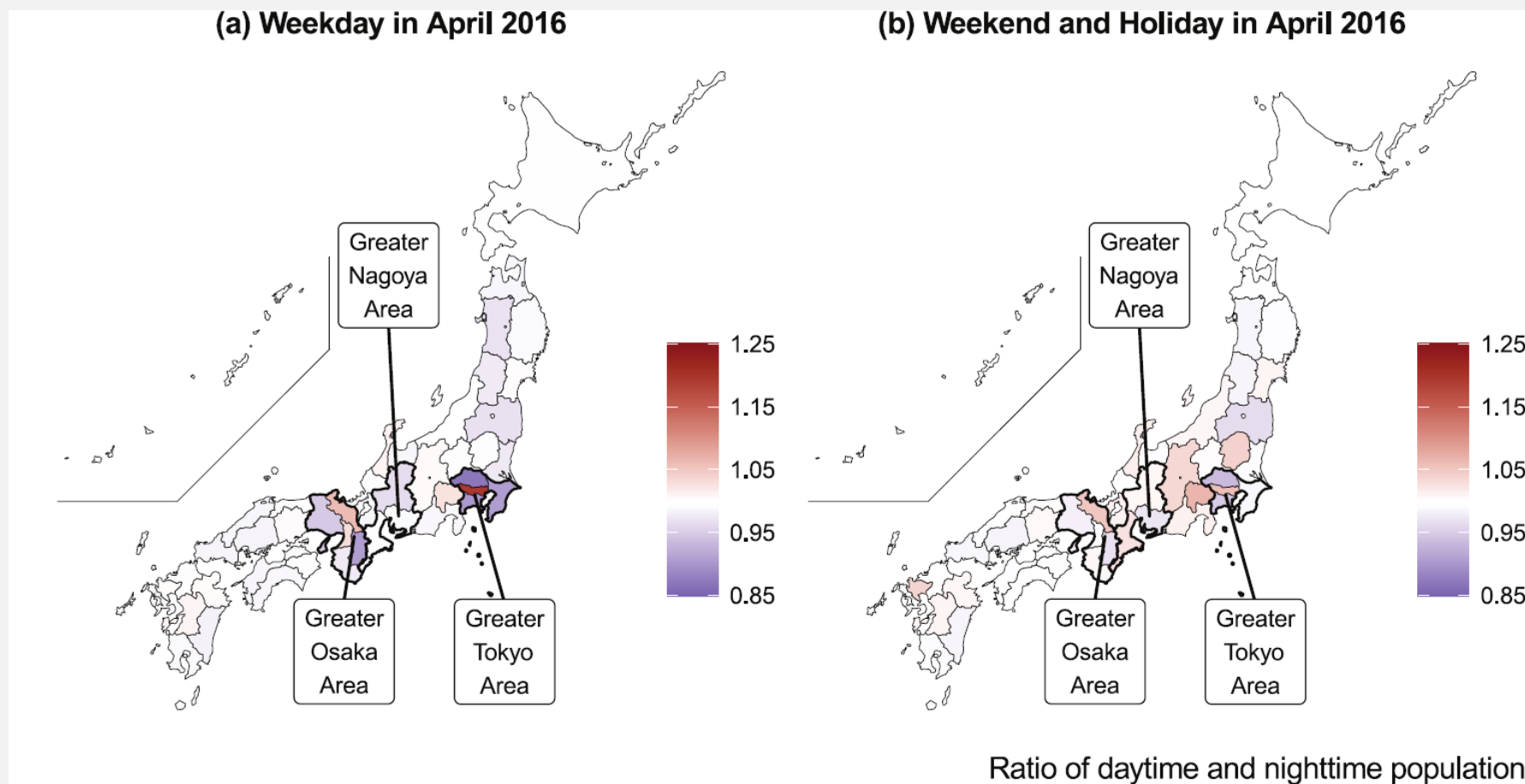
(b) Greater Tokyo Area



(c) Greater Osaka Area



月・曜日・時間帯の人流データから昼間人口を計算



平日は周辺地域から東京や大阪へ流入

休日は都市圏の郊外地域へ人口が流入

Figure 4. Ratio of daytime and nighttime population on weekday and weekend in April 2016, created from the interregional mobility data obtained by the “FromTo Analysis” function of the RESAS app (supported by Mobile Spatial Statistics of NTT DOCOMO)

移動フローおよび昼間人口を計算する

- 都道府県*i*から都道府県*j*への移動人数

$$N_{ij}(t) = w_{ij}(t)N_i$$

- 都道府県*i*における昼間人口

$$\tilde{N}_i(t) = \sum_{k=1}^{47} N_{ki}(t)$$

- これをすべての状態(S, E, I, R)について計算可能。ただし、同じ移動パターンを仮定している（発症者や濃厚接触者も通常通り活動している状況）。

モデルの違い

移動を制限したモデル

- 居住地が同じならば、全ての人が同じ感染リスクに直面する。
- 人々が移動しないため、ある地域の感染拡大は別地域の感染に影響しない。

地域*i*から地域*i*に 移動した場合の感染力

$$\beta \frac{I_i(t)}{N_i(t)}$$

感染率

×

接触率

移動が自由に行われるモデル

- 居住地が同じでも、昼にどの地域に滞在するので感染リスクが異なる。
- 人々の移動を通じて、ある地域の感染拡大が別地域の感染に影響する。

地域*i*から地域*i*に 移動した場合の感染力

$$\beta \frac{\tilde{I}_i(t)}{\tilde{N}_i(t)}$$

感染率

×

接触率

※この場合、居住地に滞在し続けるということ。しかし、この場合でも感染力が異なっている！

空間SEIRモデルの比較

移動を制限したSEIRモデル

$$\frac{dS_i(t)}{dt} = -\beta \frac{S_i(t)I_i(t)}{N_i(t)},$$

$$\frac{dE_i(t)}{dt} = \beta \frac{S_i(t)I_i(t)}{N_i(t)} - \varepsilon E_i(t),$$

$$\frac{dI_i(t)}{dt} = \varepsilon E_i(t) - \gamma I_i(t),$$

$$\frac{dR_i(t)}{dt} = \gamma I_i(t),$$

$$S_i(t) + E_i(t) + I_i(t) + R_i(t) = N_i,$$

$$\sum_{k=1}^{47} N_k = N.$$

移動が自由なSEIRモデル

$$\frac{dS_i(t)}{dt} = -\beta \sum_{k=1}^{47} \frac{\tilde{I}_k(t)}{\tilde{N}_k(t)} S_{ik}(t),$$

$$\frac{dE_i(t)}{dt} = \beta \sum_{k=1}^{47} \frac{\tilde{I}_k(t)}{\tilde{N}_k(t)} S_{ik}(t) - \varepsilon E_i(t),$$

$$\frac{dI_i(t)}{dt} = \varepsilon E_i(t) - \gamma I_i(t),$$

$$\frac{dR_i(t)}{dt} = \gamma I_i(t),$$

$$S_i(t) + E_i(t) + I_i(t) + R_i(t) = N_i,$$

$$\sum_{k=1}^{47} N_k = N.$$

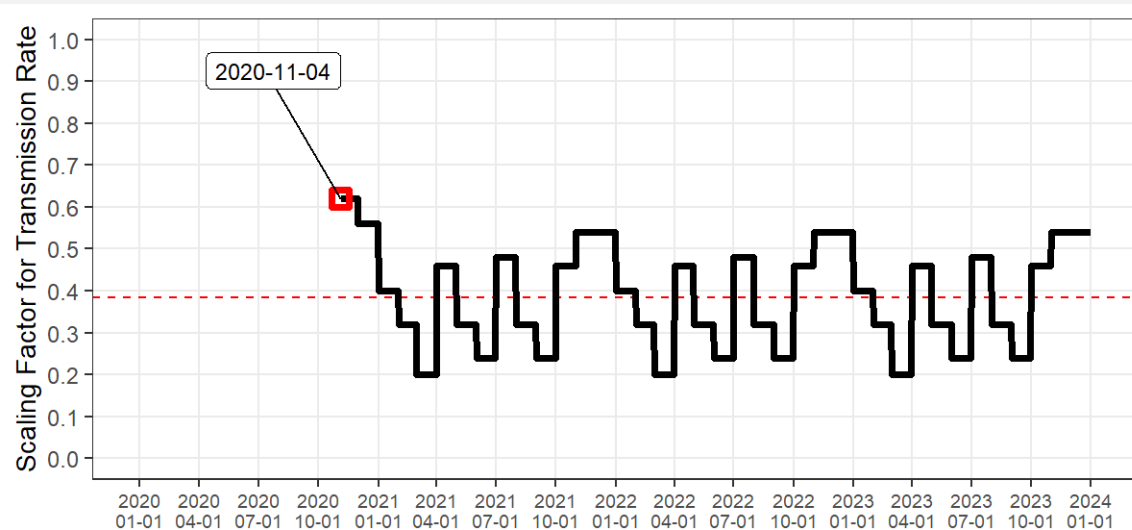
シミュレーション設定

- 人口移動を考慮した空間SEIRモデルのシミュレーション分析により、完全に移動が自由な場合と移動制限がある場合を比較する。
- この両者の差が、移動制限の有無の効果として解釈ができる。
- ※データをモデルにフィットさせてパラメータ推定を行っているわけではなく、今後の政策介入度合いの様々なシナリオのもとで感染状況がどのように推移するのかをシミュレートすることが目的。

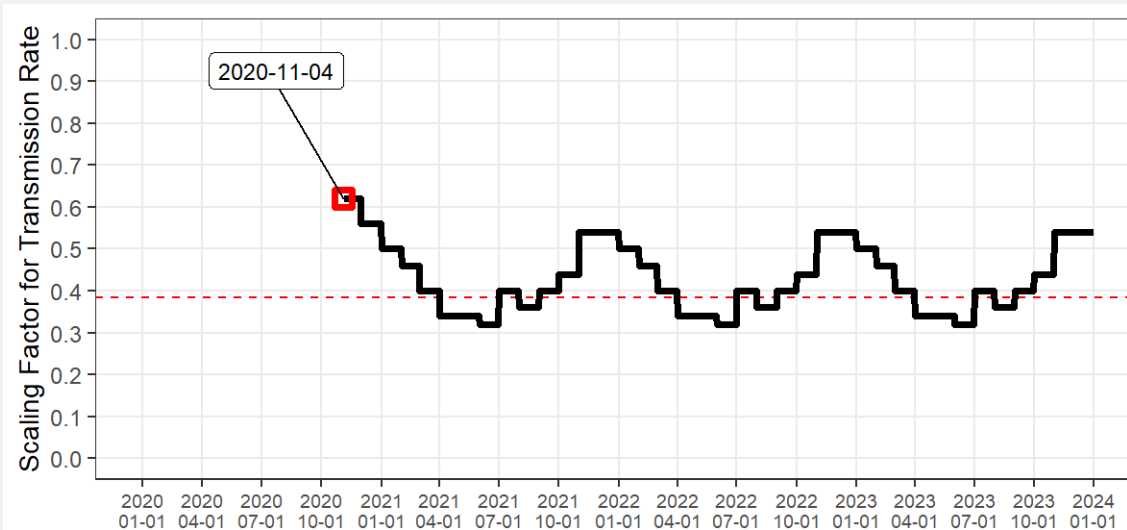
パラメータ	説明	値
R_0	基本再生産数 ($R_0 = \beta/\gamma$) ※1人の感染者が何人に感染させるか	2.6
ℓ_ε	平均潜伏期間 (日数)	5日
ℓ_γ	平均感染期間 (日数)	10日
ε	1日当たりの発症率	$1/\ell_\varepsilon$
γ	1日当たりの回復率	$1/\ell_\gamma$
β	1日当たりの感染率	γR_0
$\beta(t)$	時間依存の感染率	$\alpha(t)\beta$
$\alpha(t)$	その他NPIsの介入の強度 (政府介入で制御できるとするパラメータ)	(0, 1)

NPIsの介入度を変更することで様々なシナリオを検証

感染が徐々に収束に向かうシナリオ



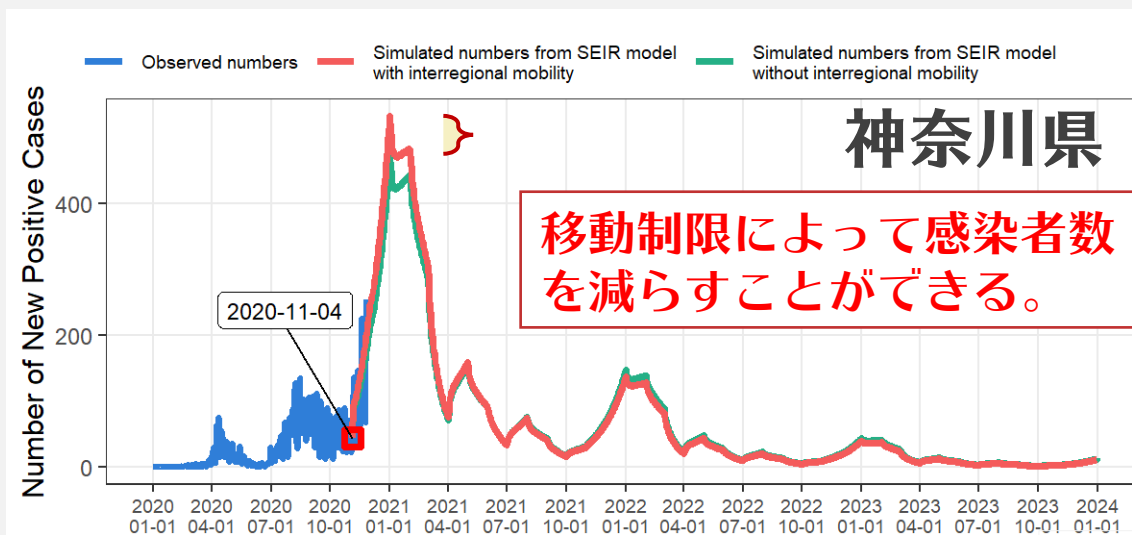
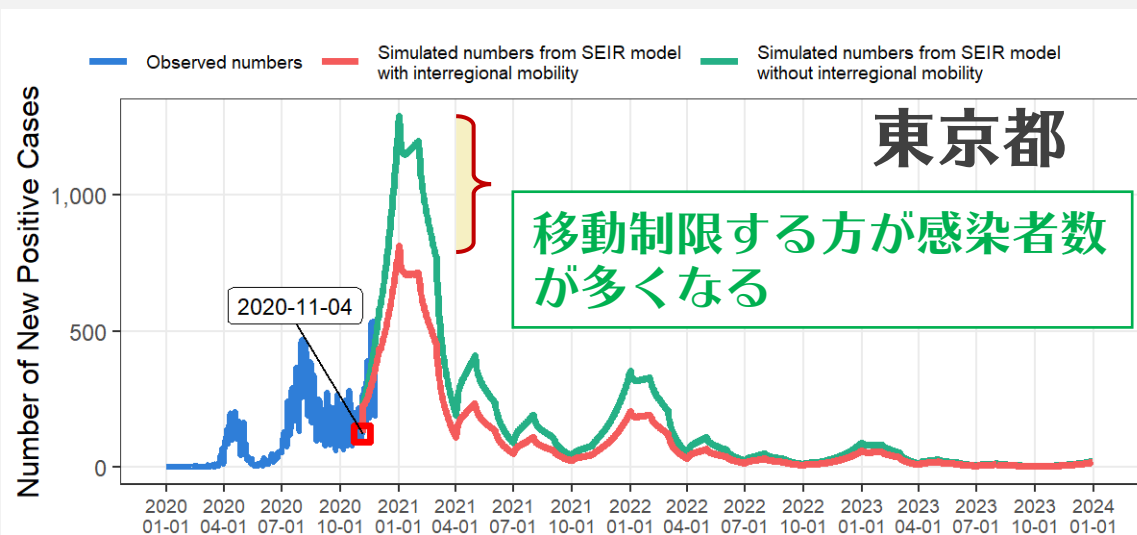
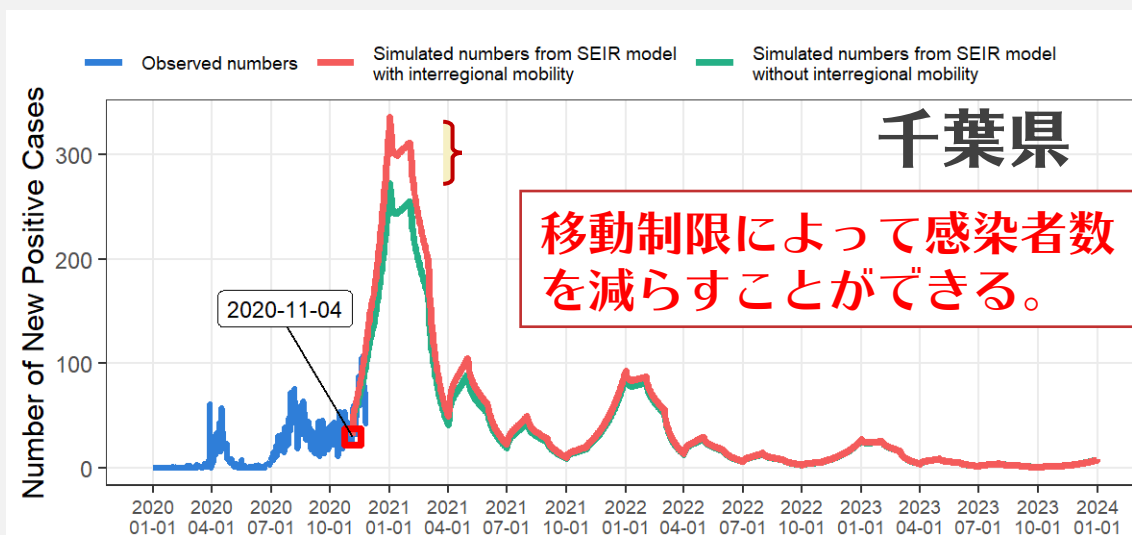
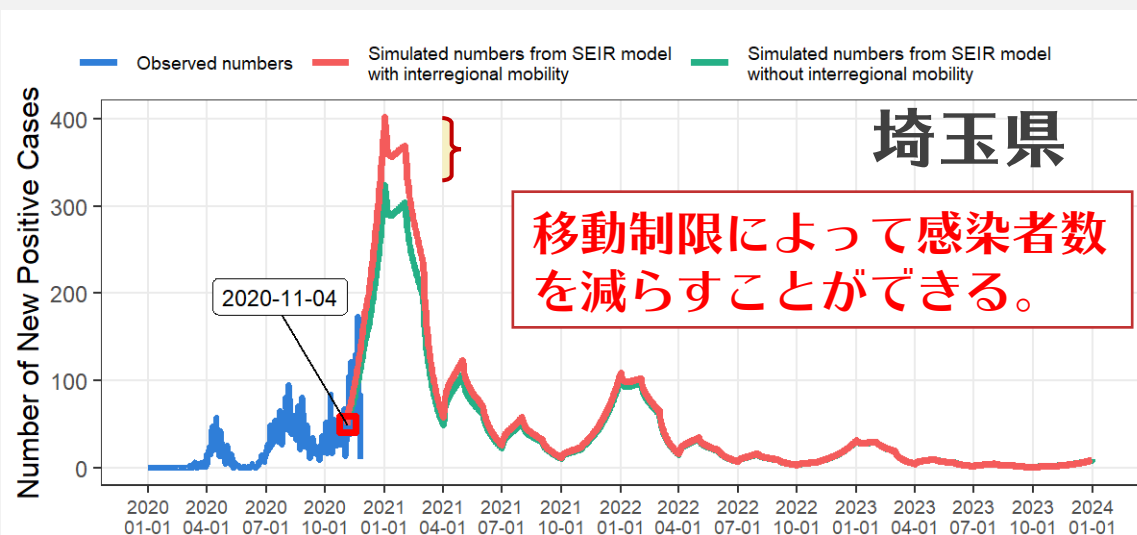
感染拡大が悪化するシナリオ



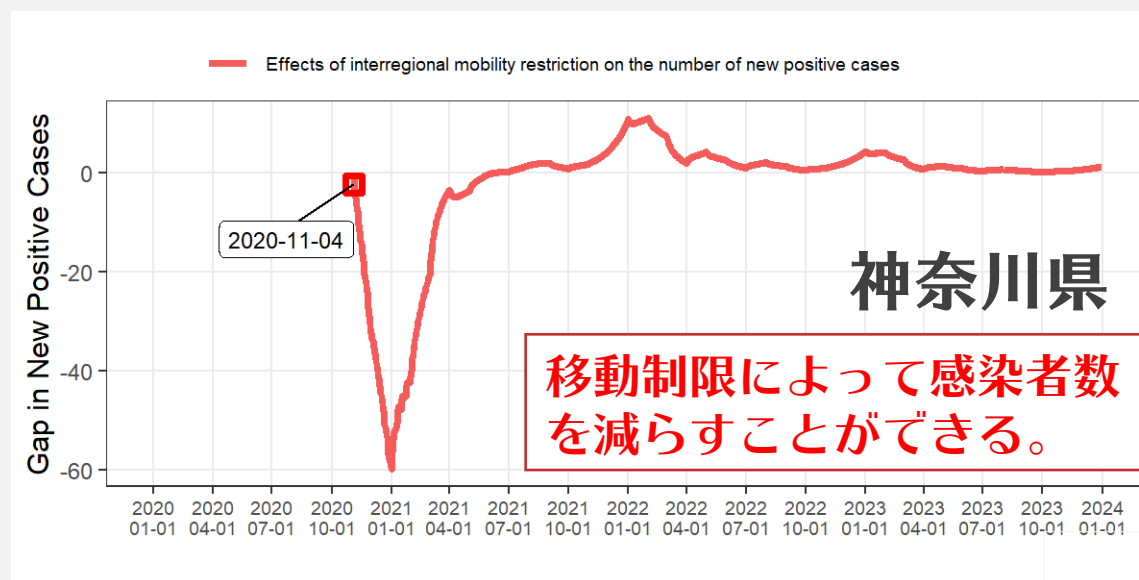
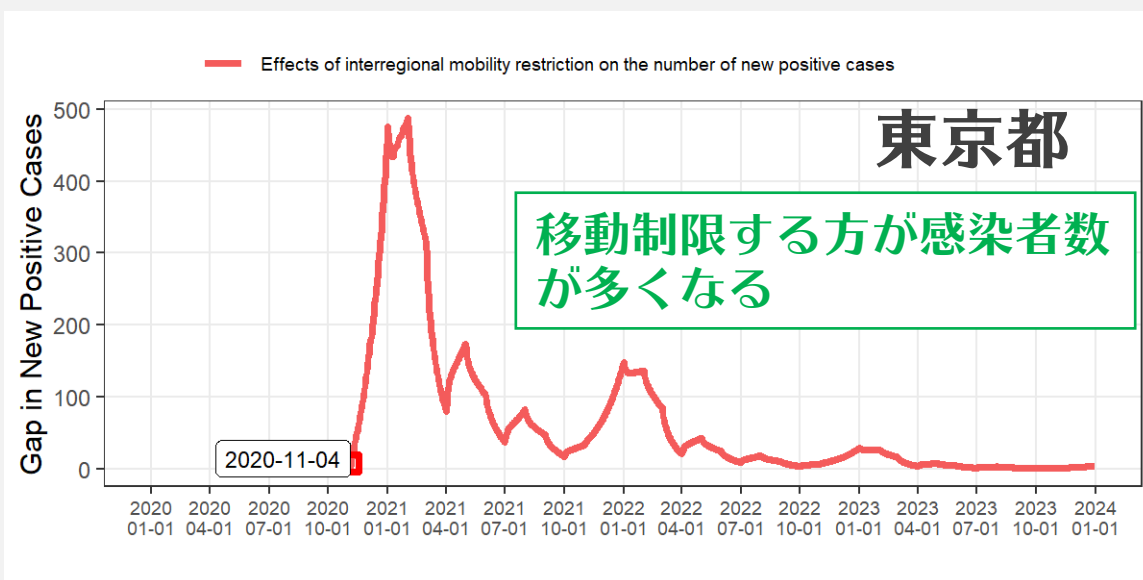
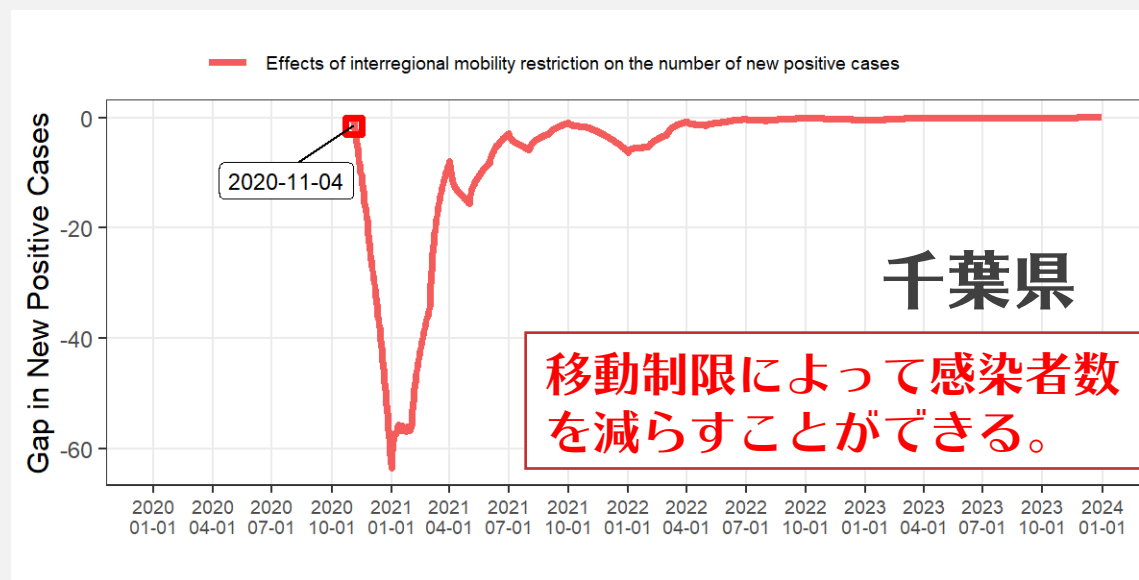
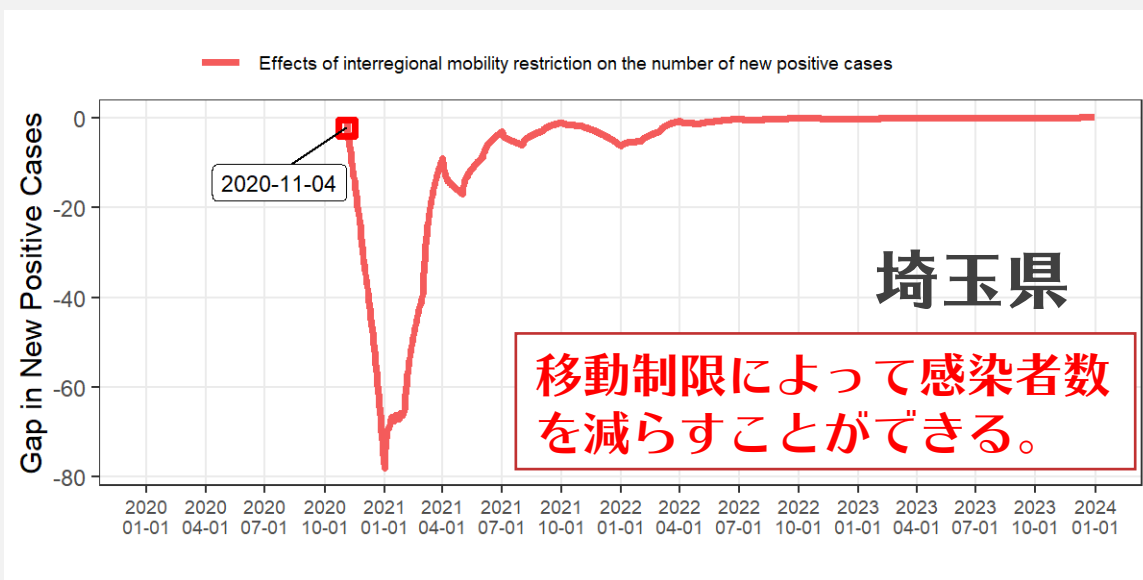
実効再生産数が1より大きいかどうか（赤色点線より上か下か）によって、感染が収束するか拡大するかが決まる（実効再生産数は免疫獲得者の増加で減少すると考えられるので、この点線は上限となる）。

※このシナリオ自体は今後のNPIsの介入度を保証するものでなく、著者が恣意的に与えた設定。今回のシミュレーション分析のポイントは、このパラメータ設定を自由に変えることで様々なシナリオの下での将来予測が行え、その見通しを踏まえながら具体的な対策を考えることができるようになるところ。

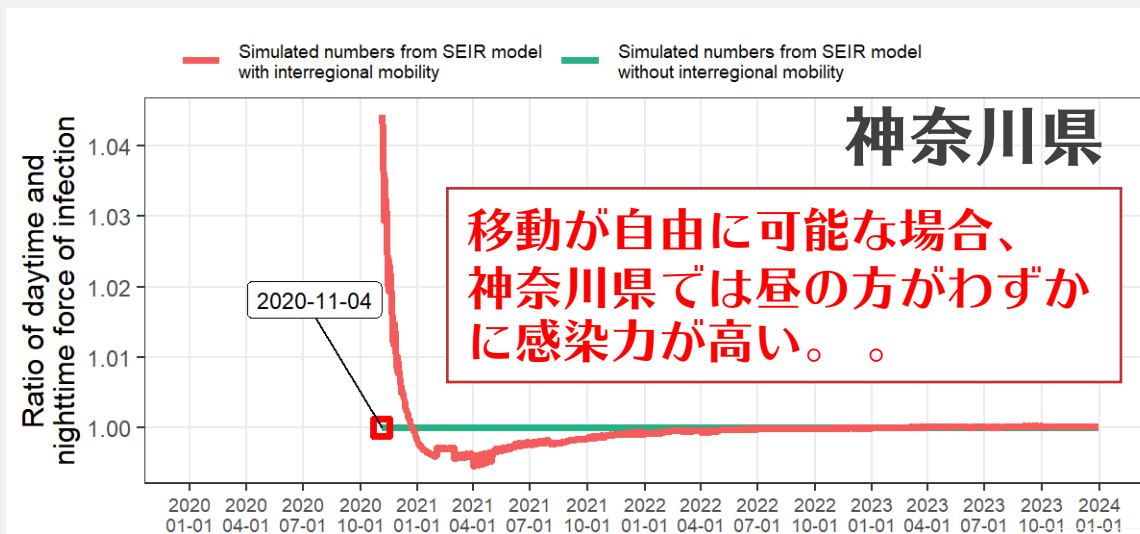
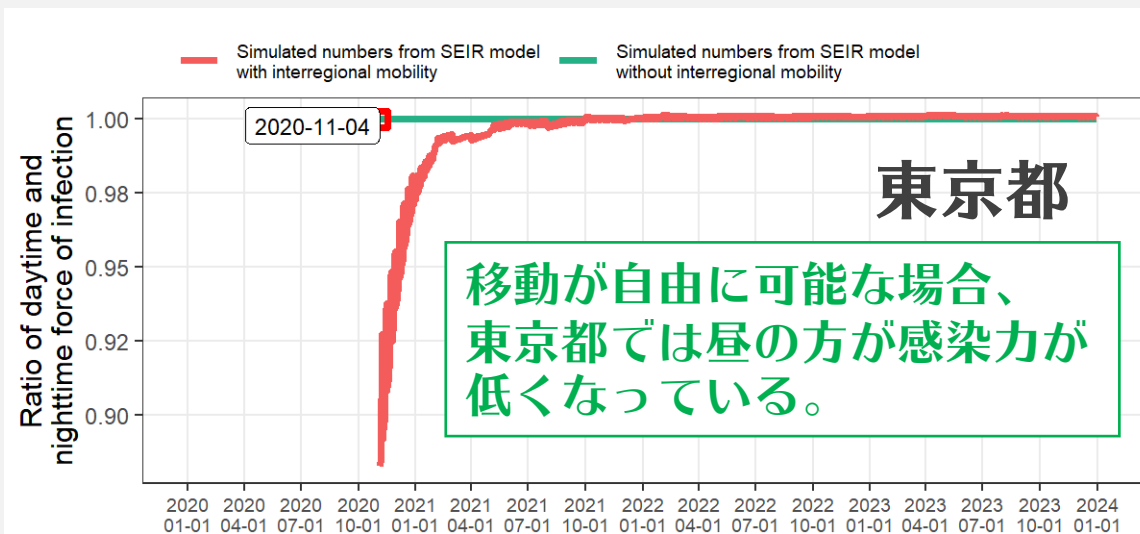
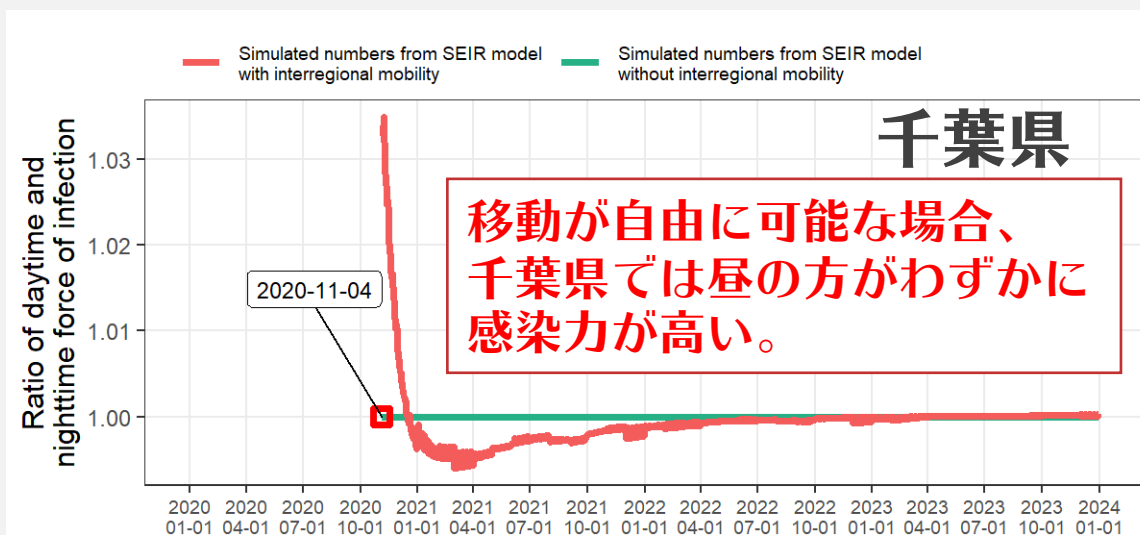
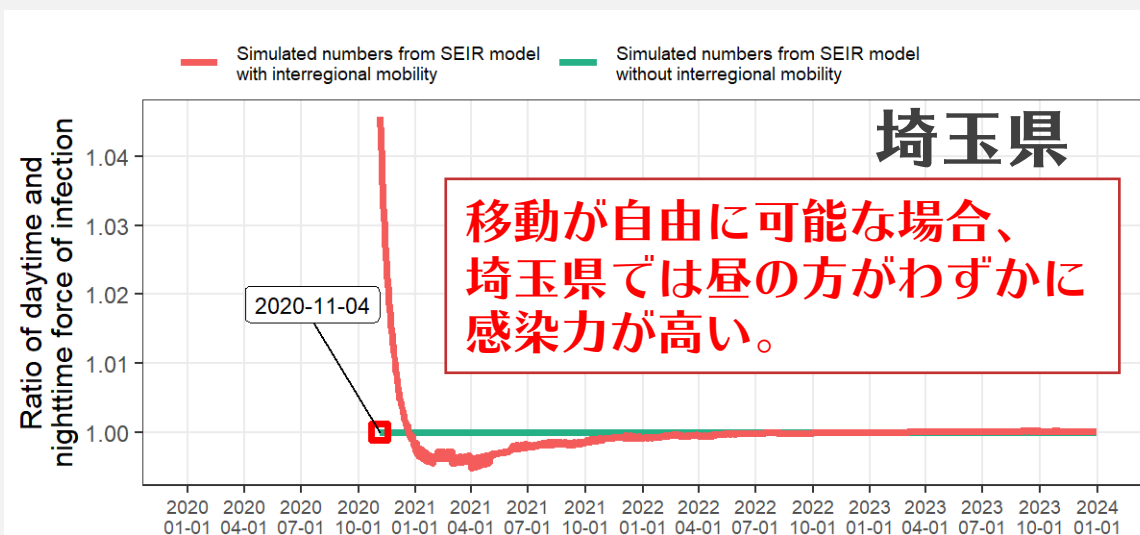
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



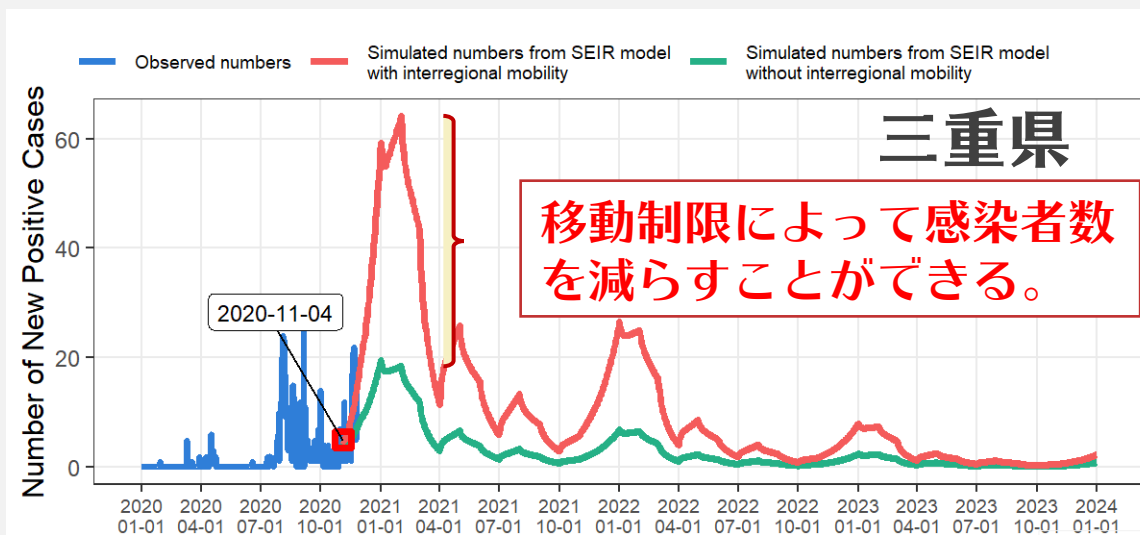
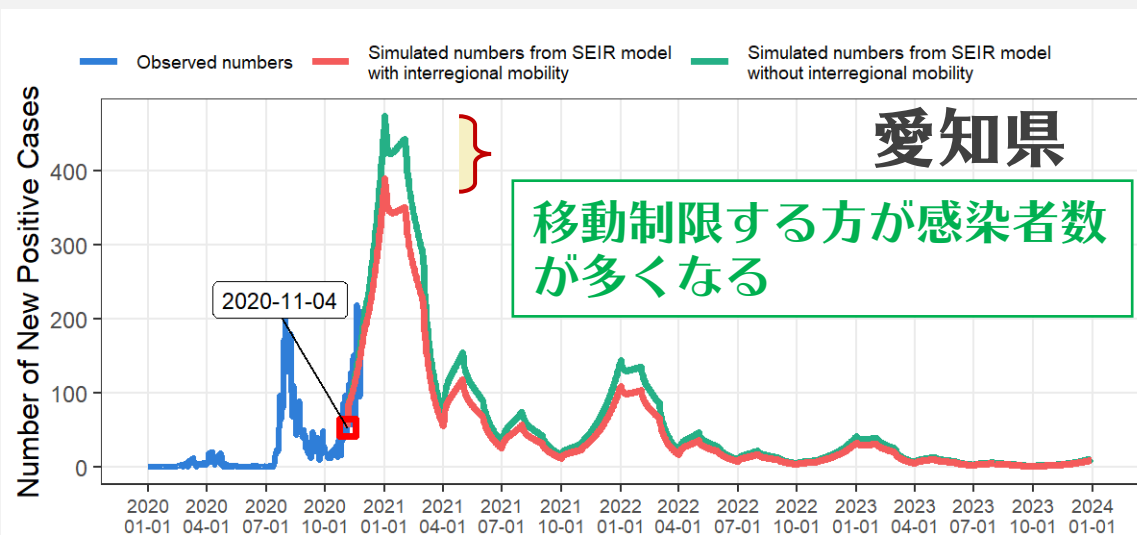
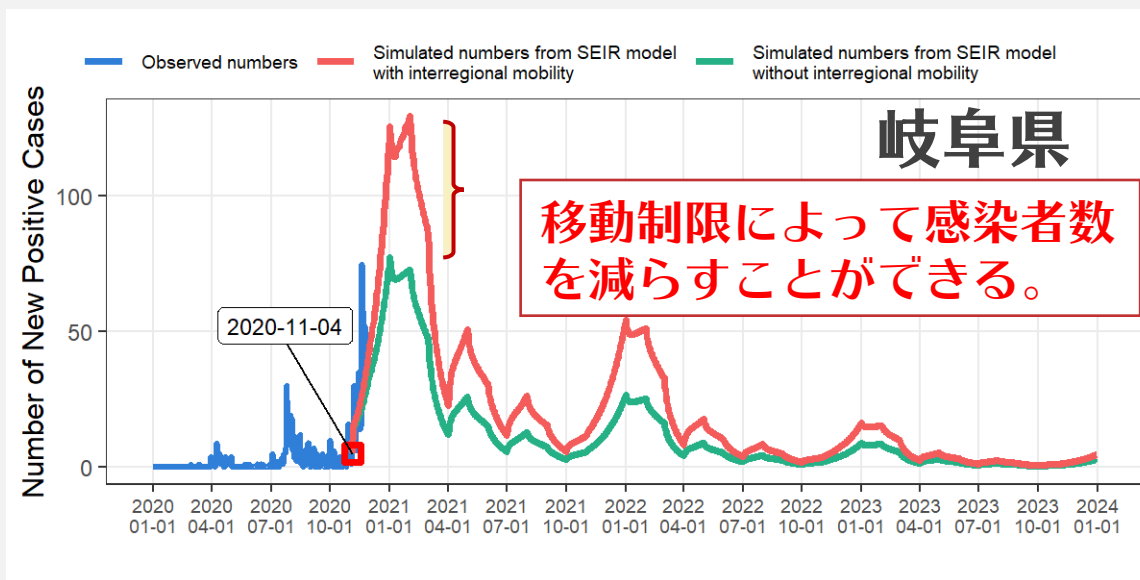
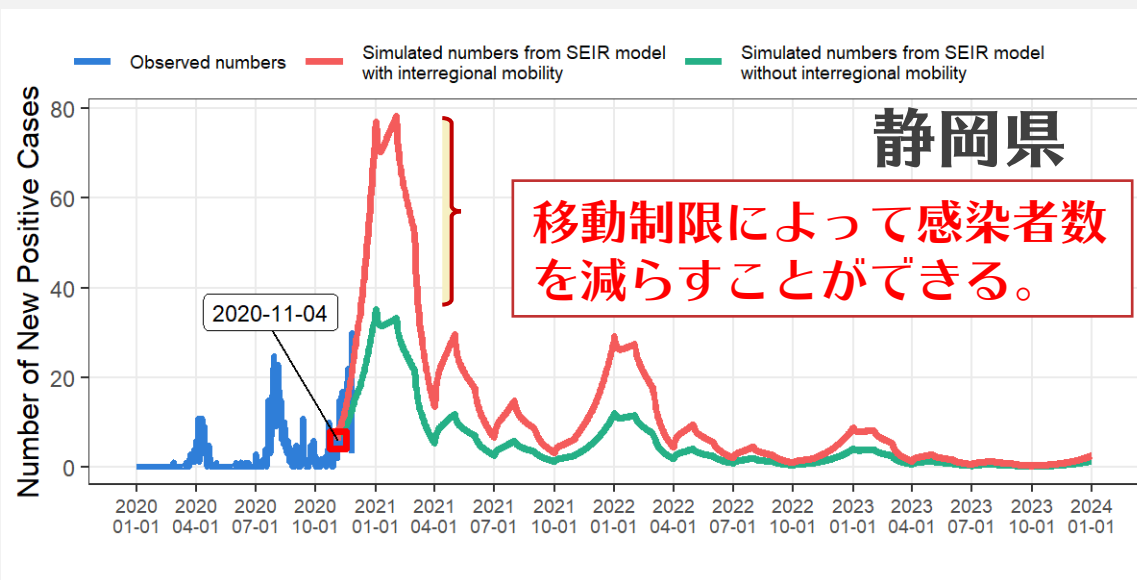
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



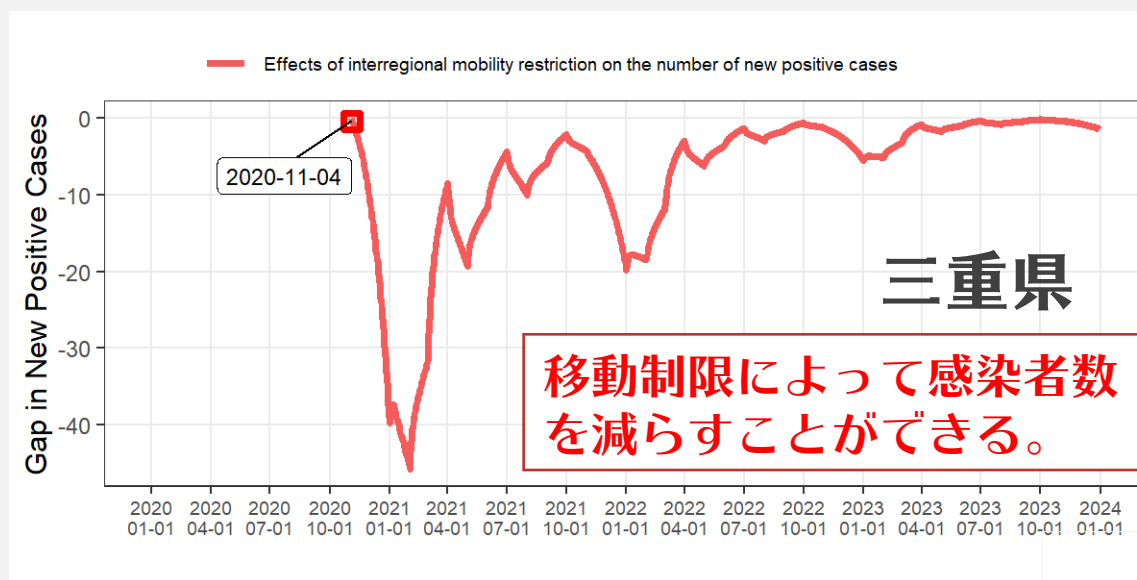
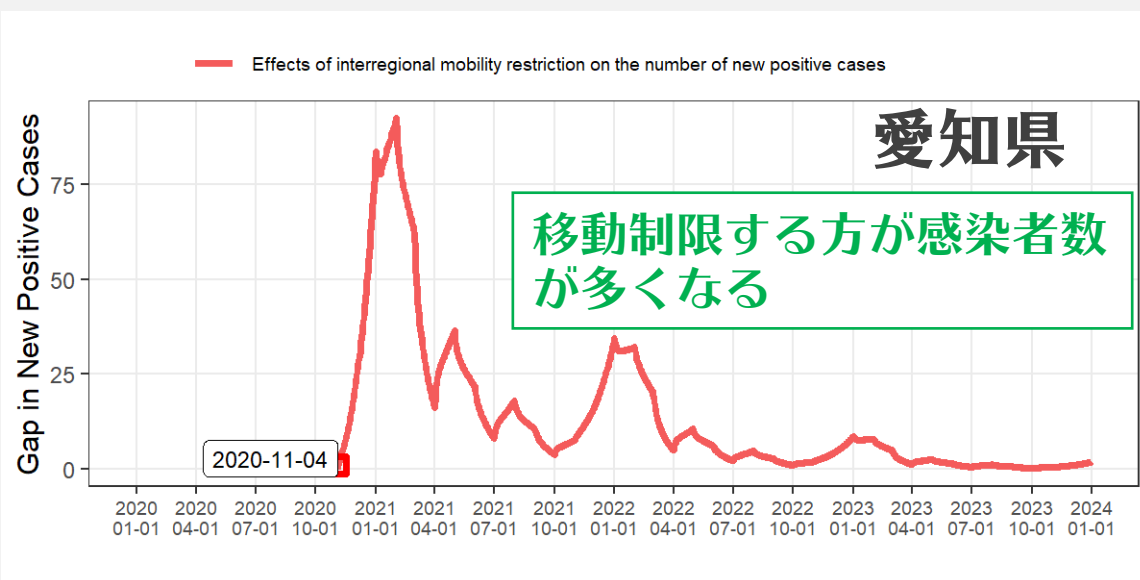
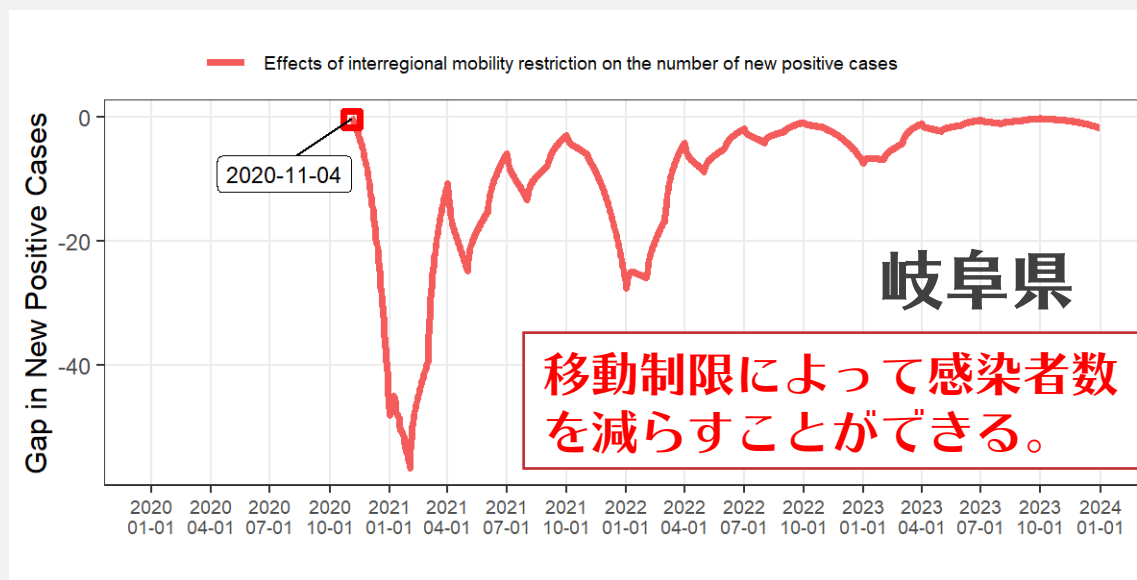
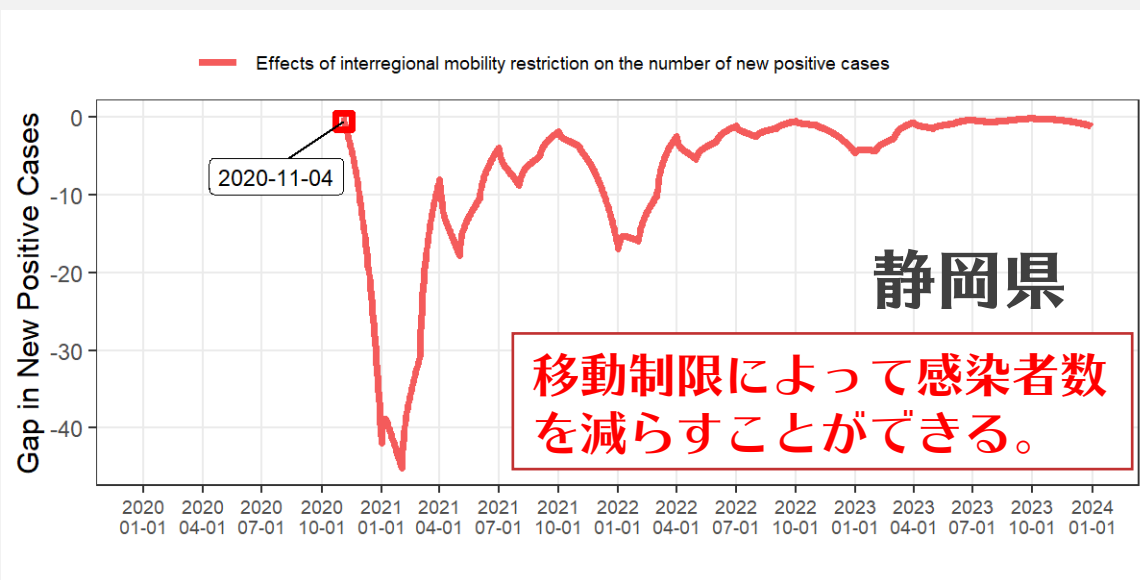
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



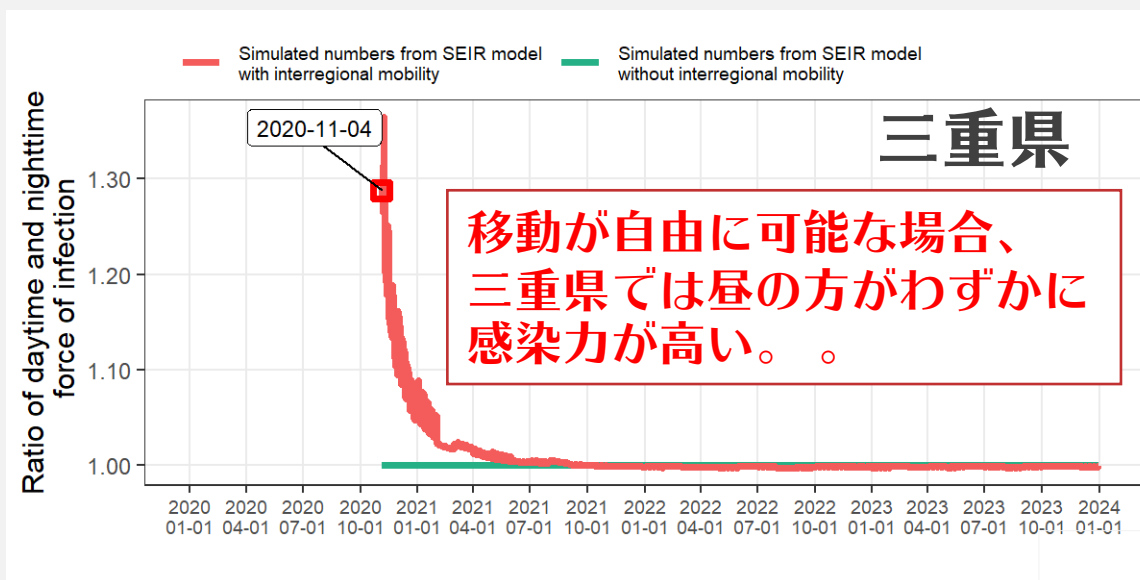
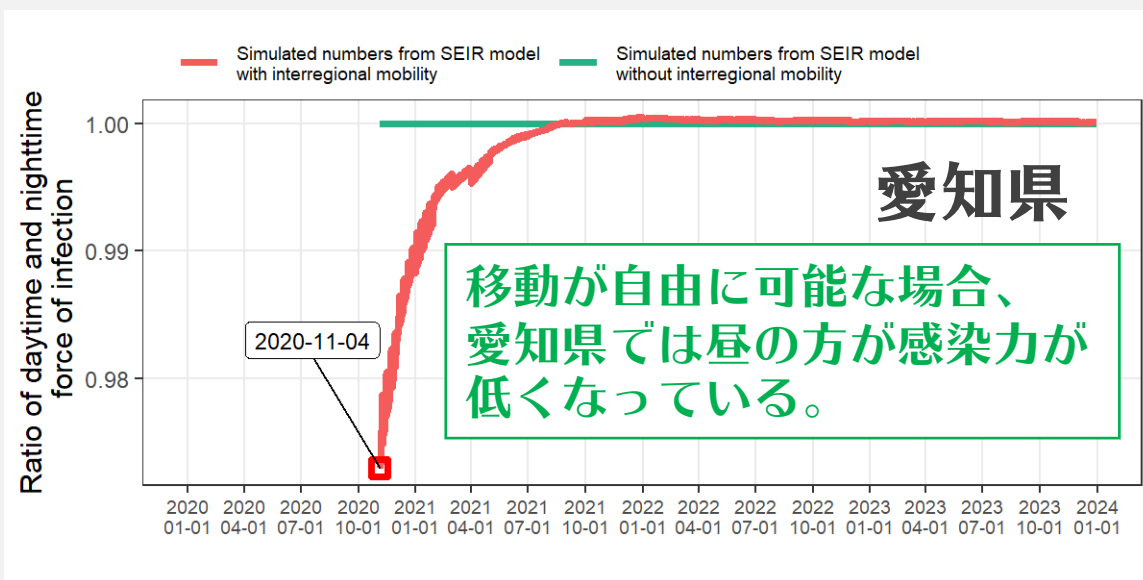
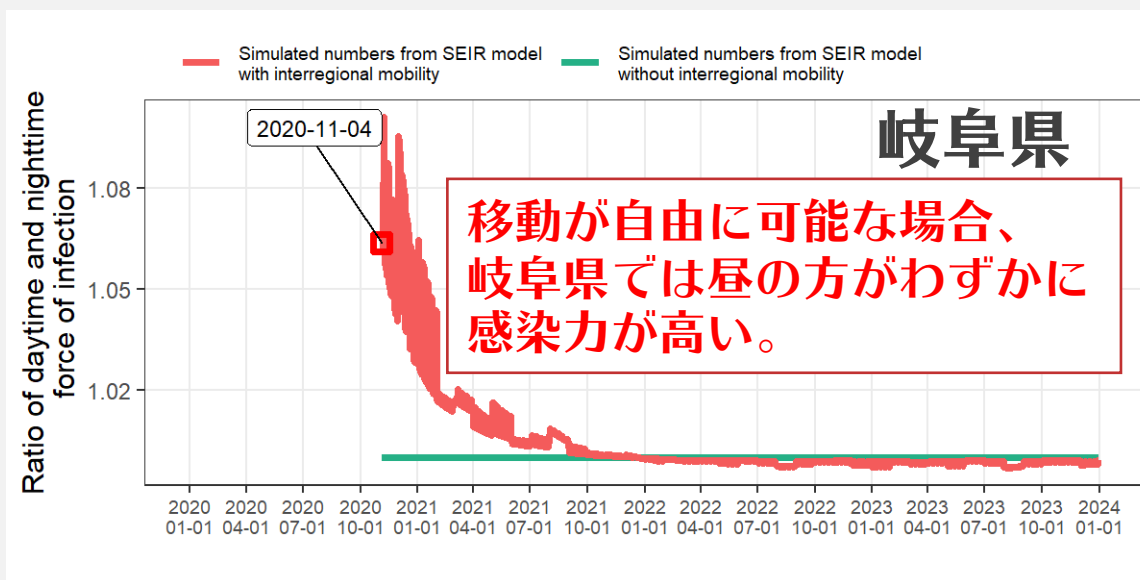
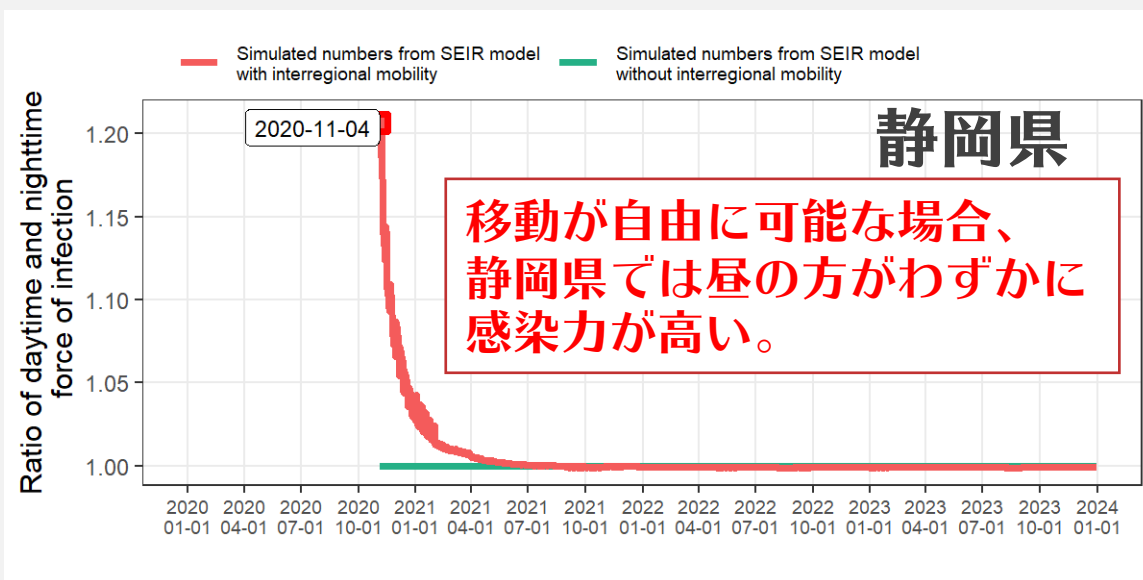
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



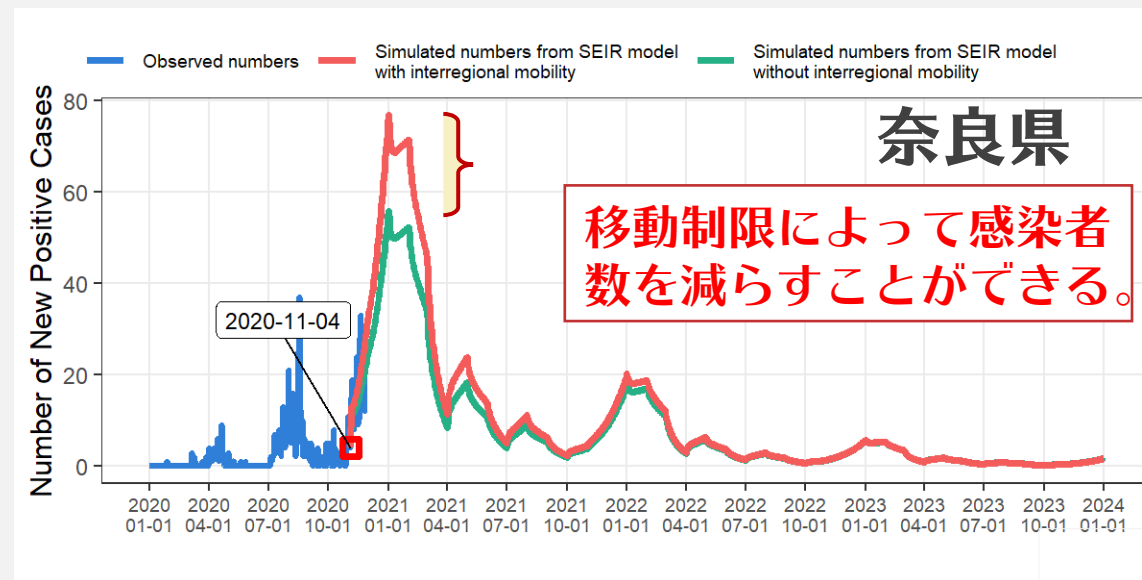
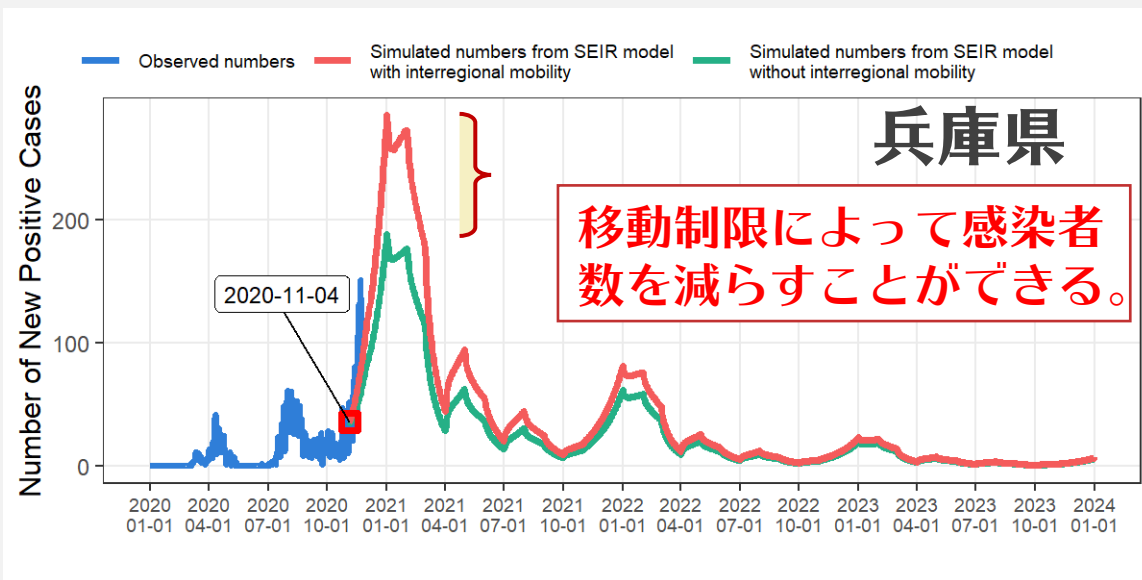
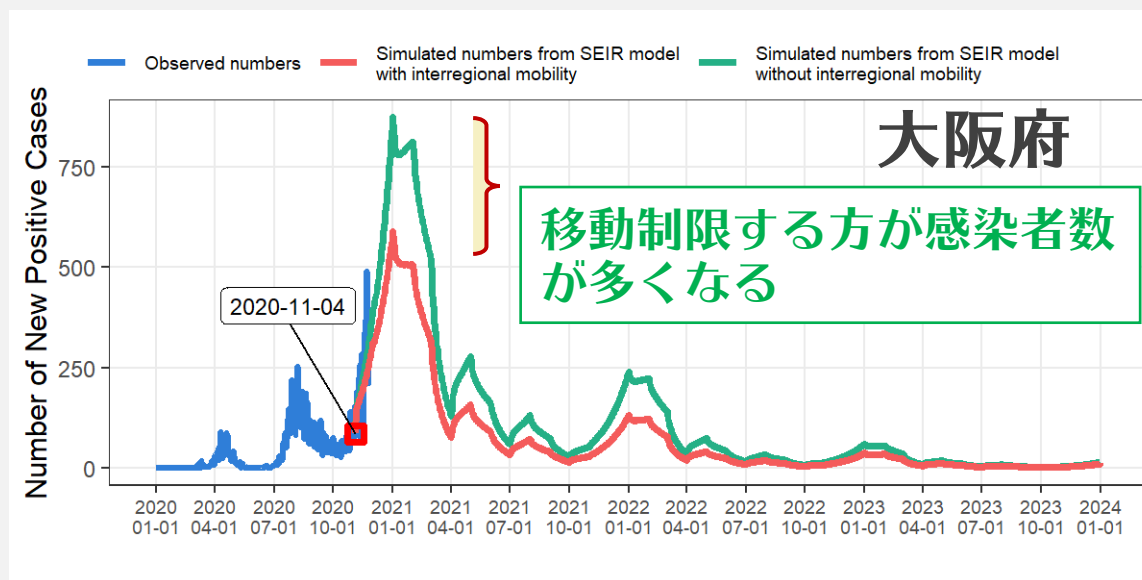
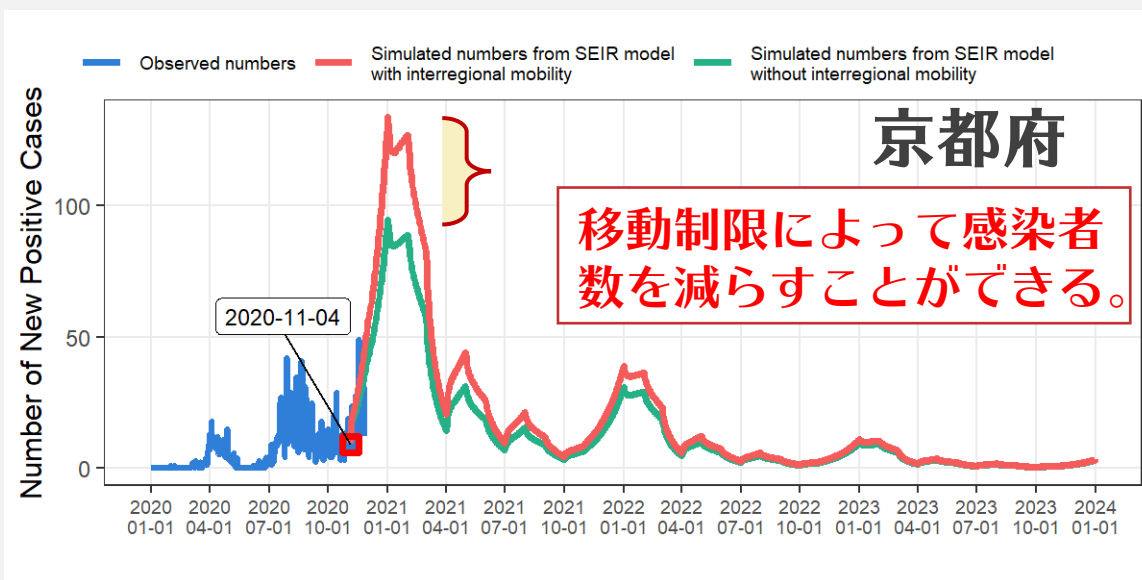
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



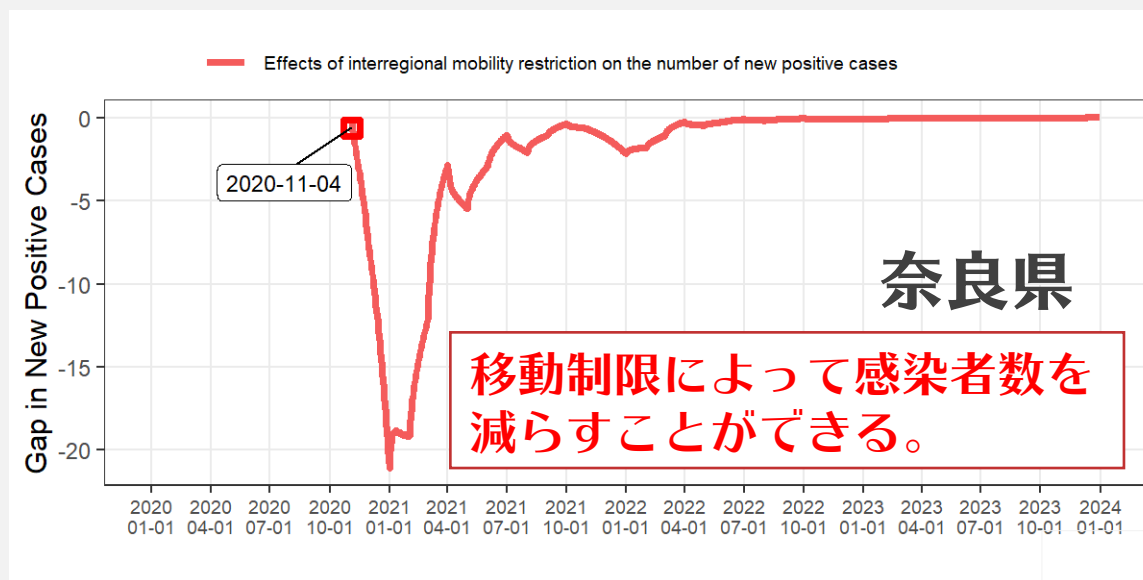
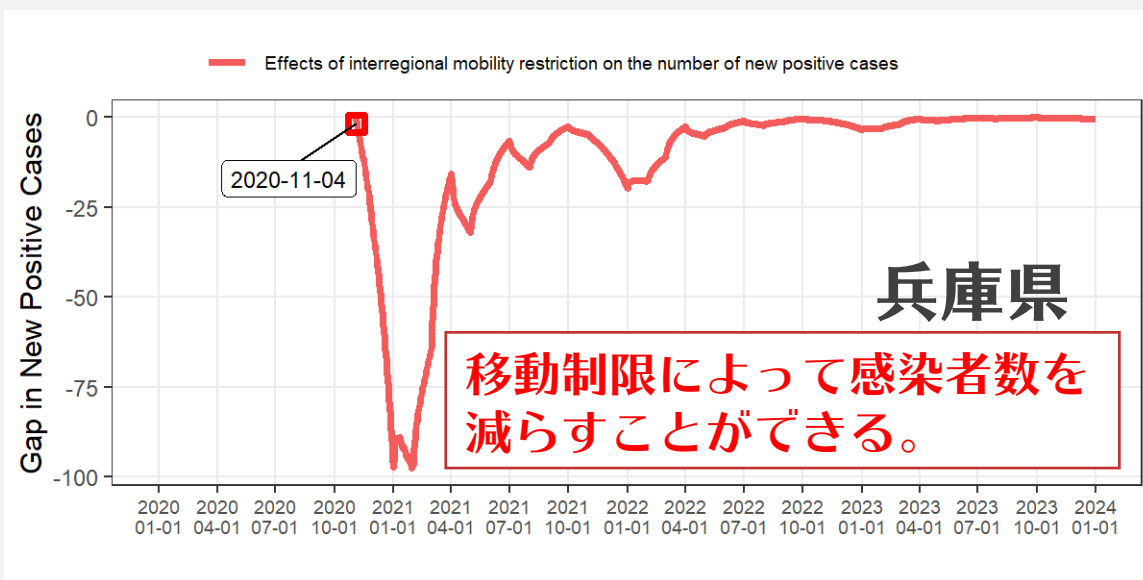
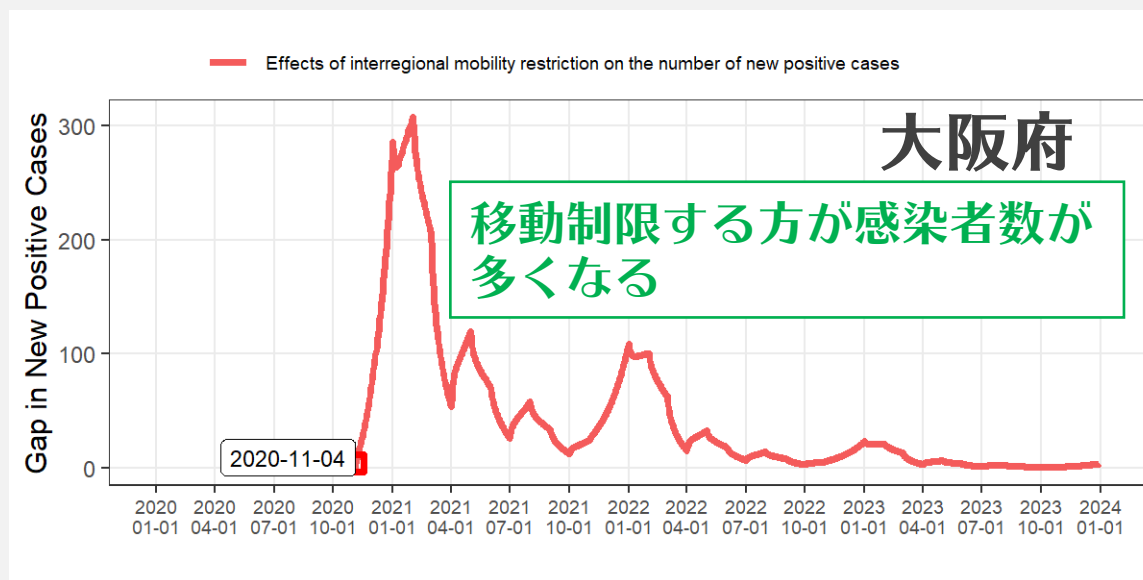
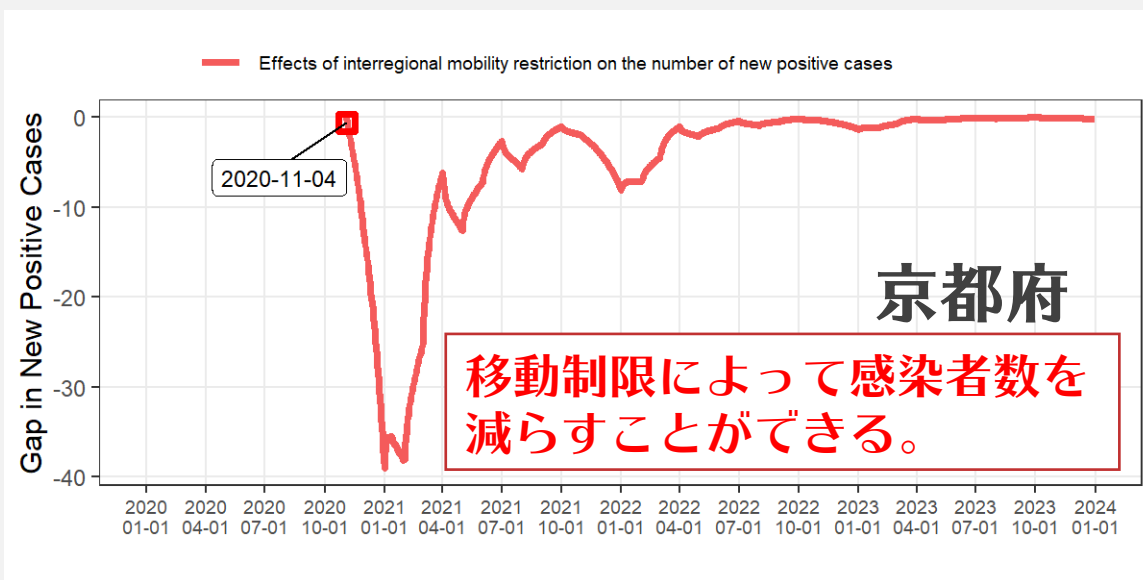
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



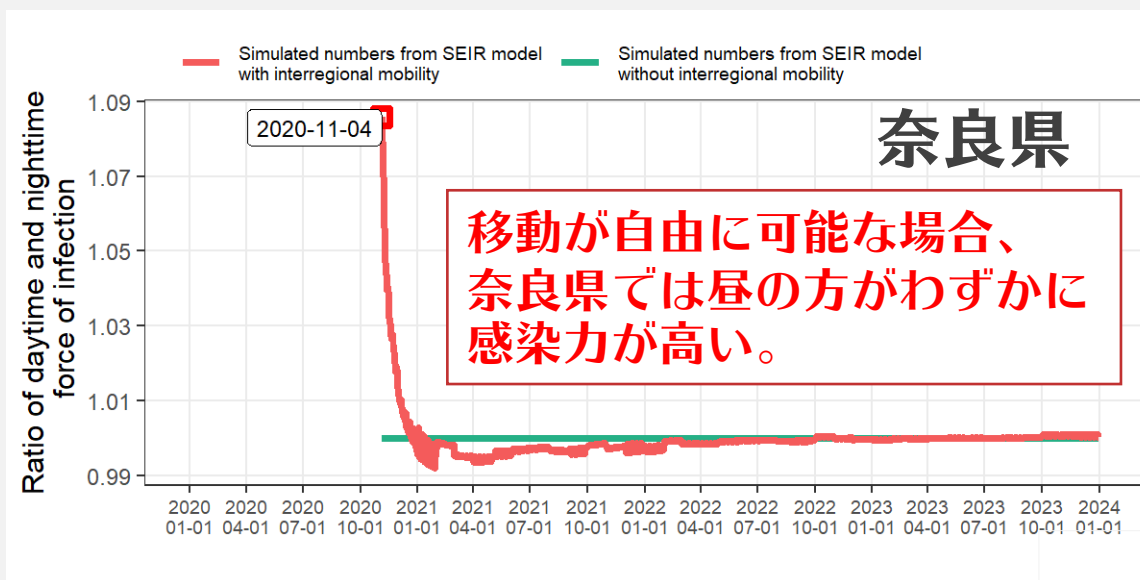
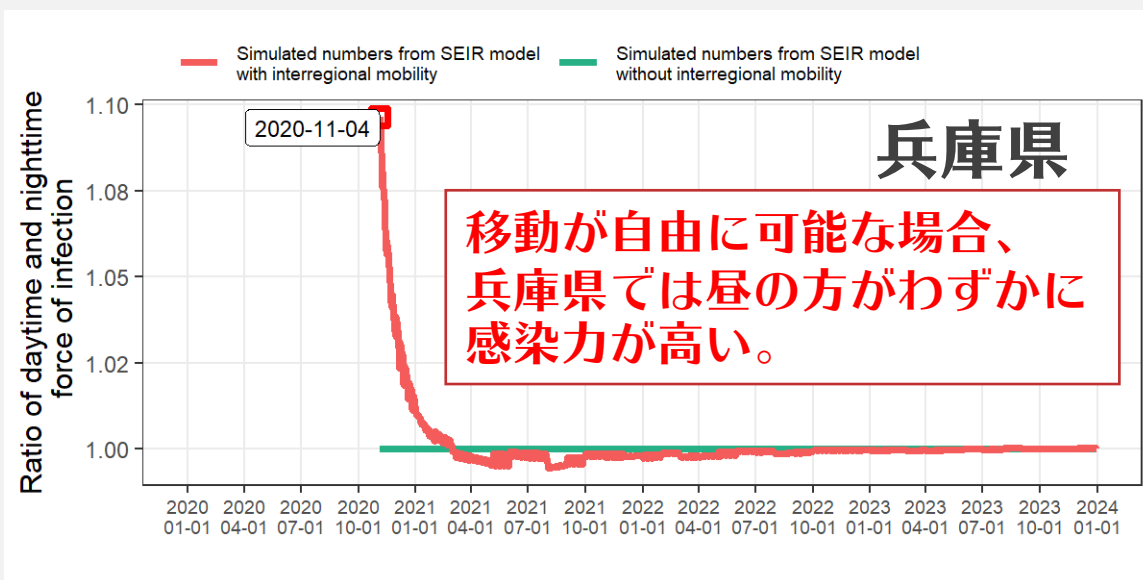
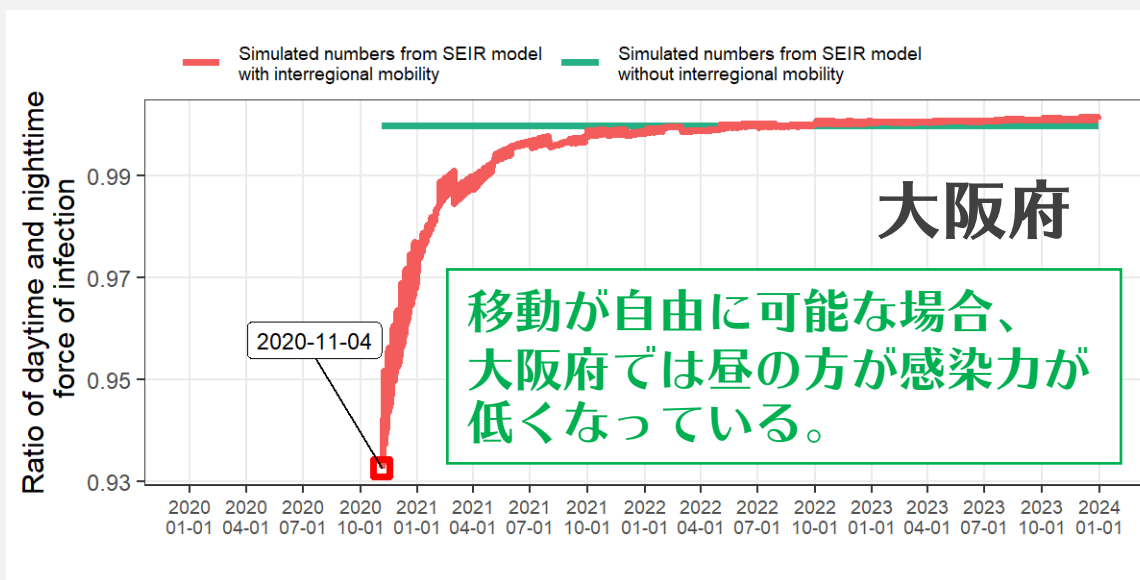
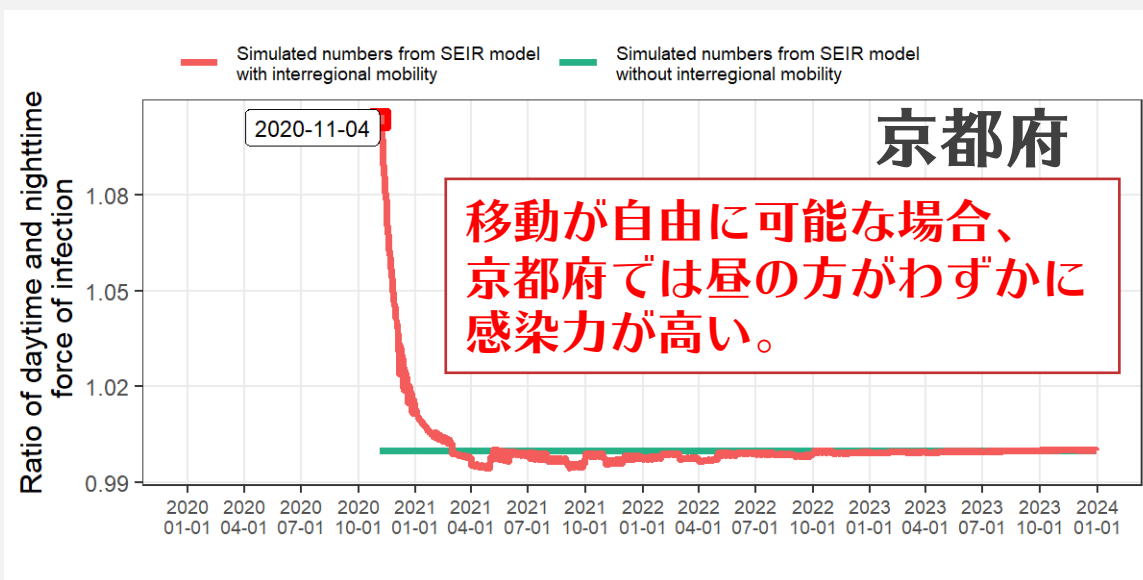
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



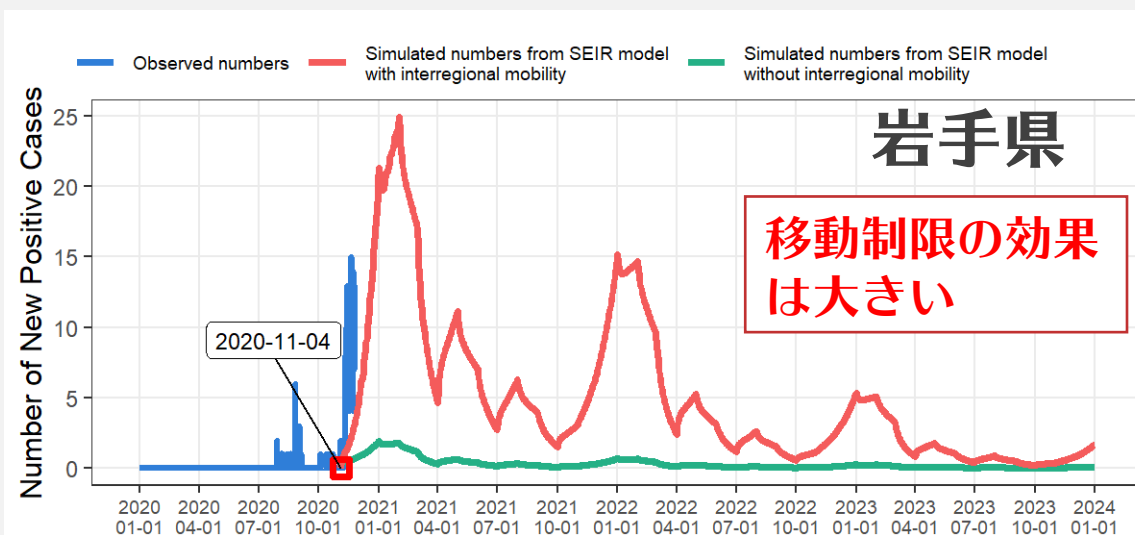
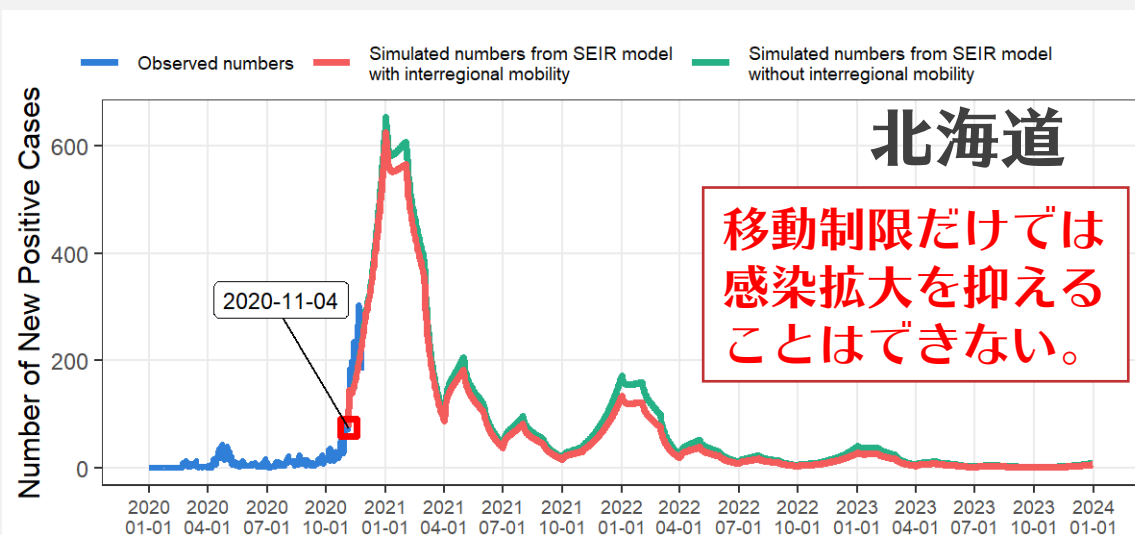
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



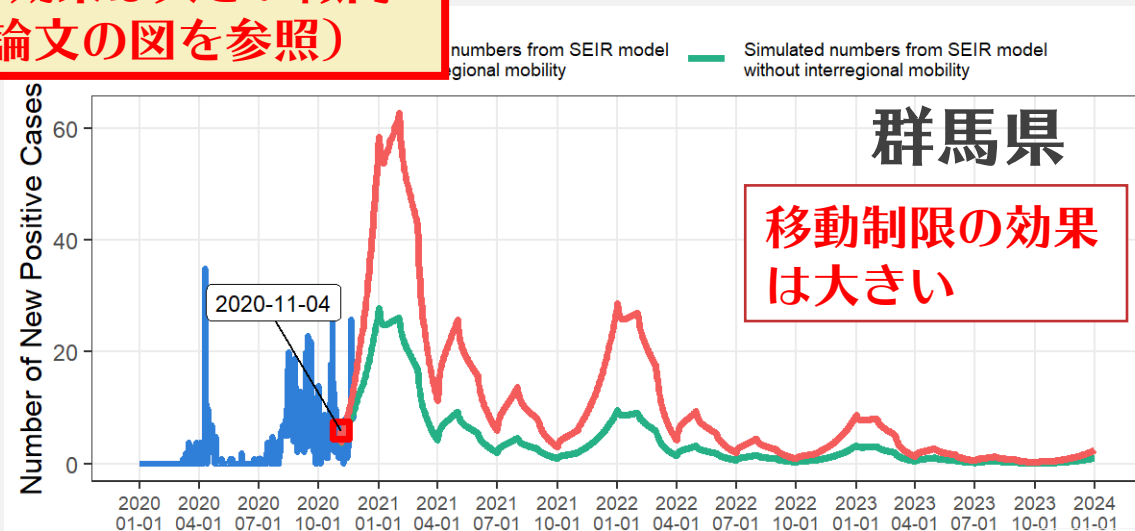
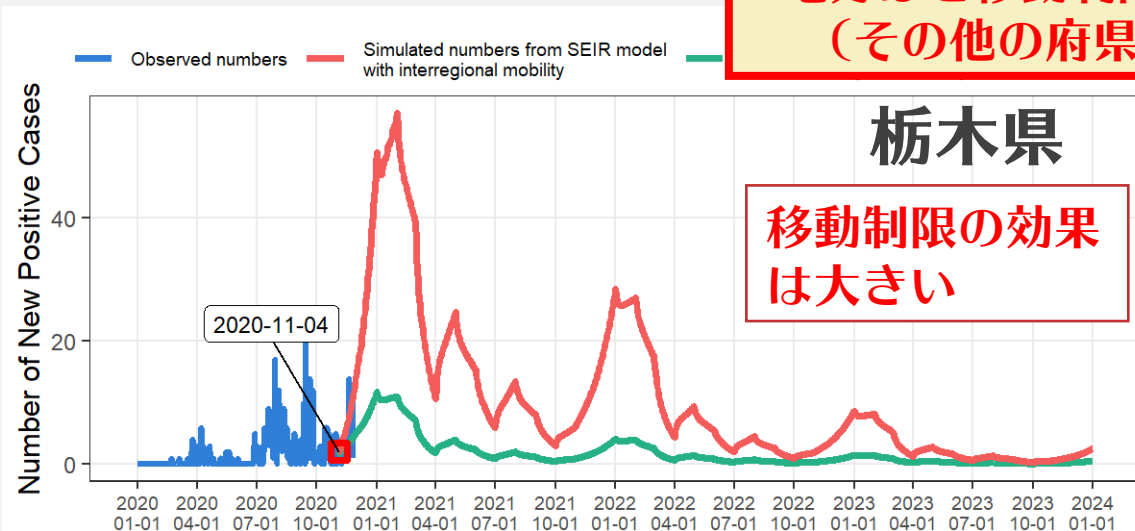
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



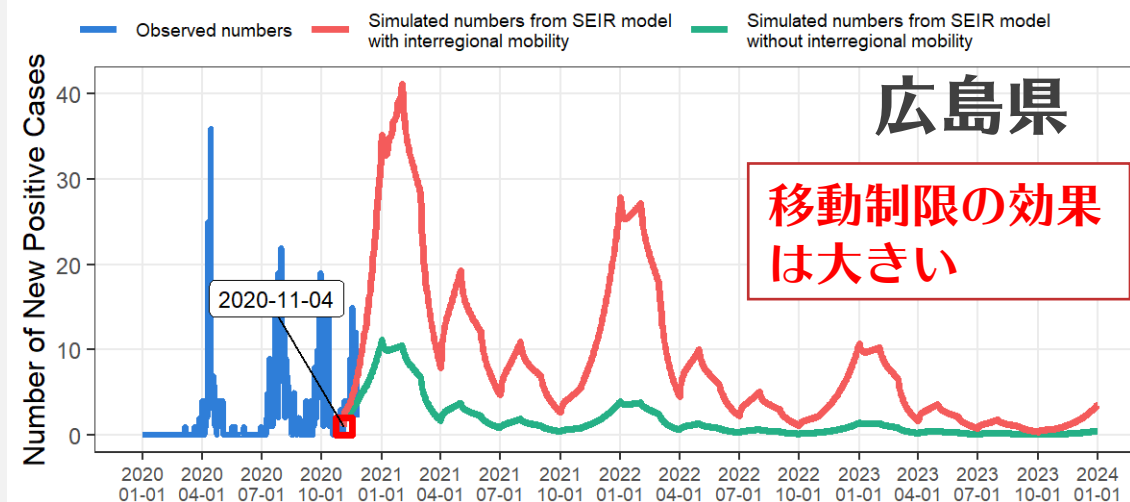
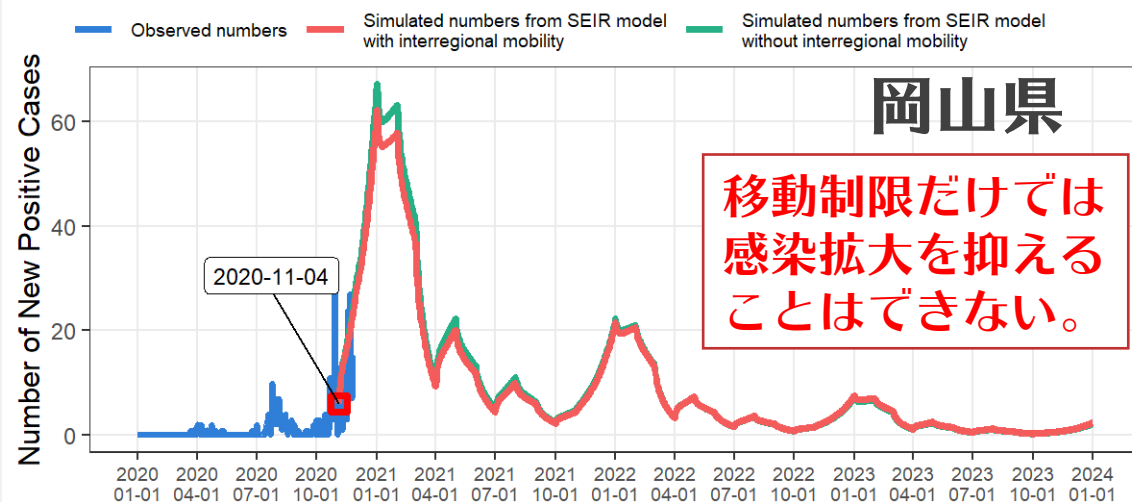
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



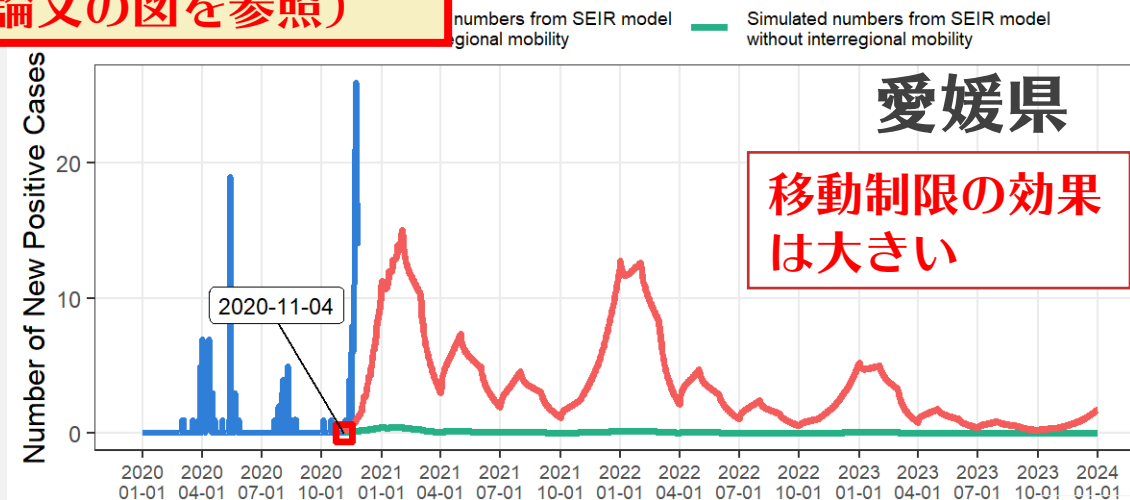
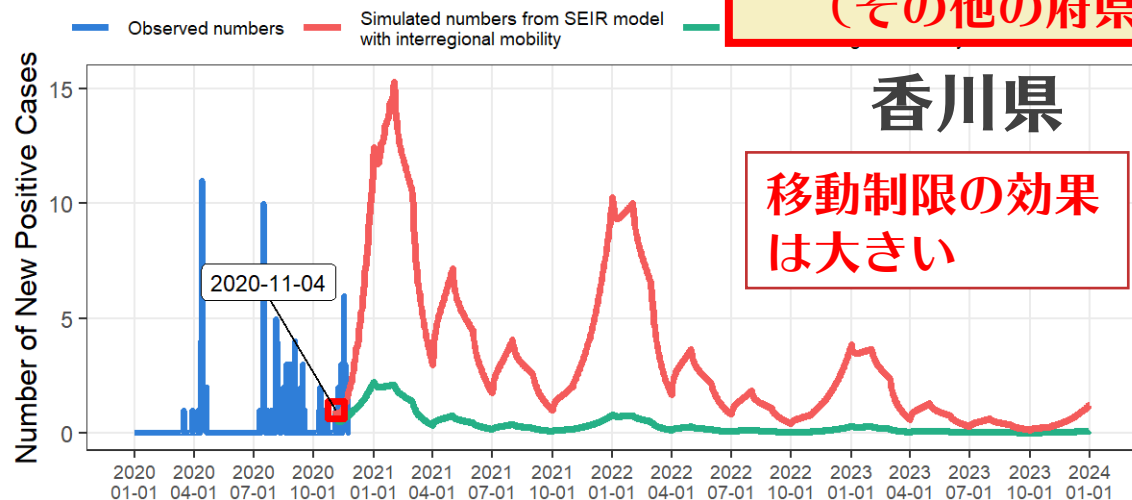
地方ほど移動制限の効果は大きい傾向
(その他の府県は論文の図を参照)



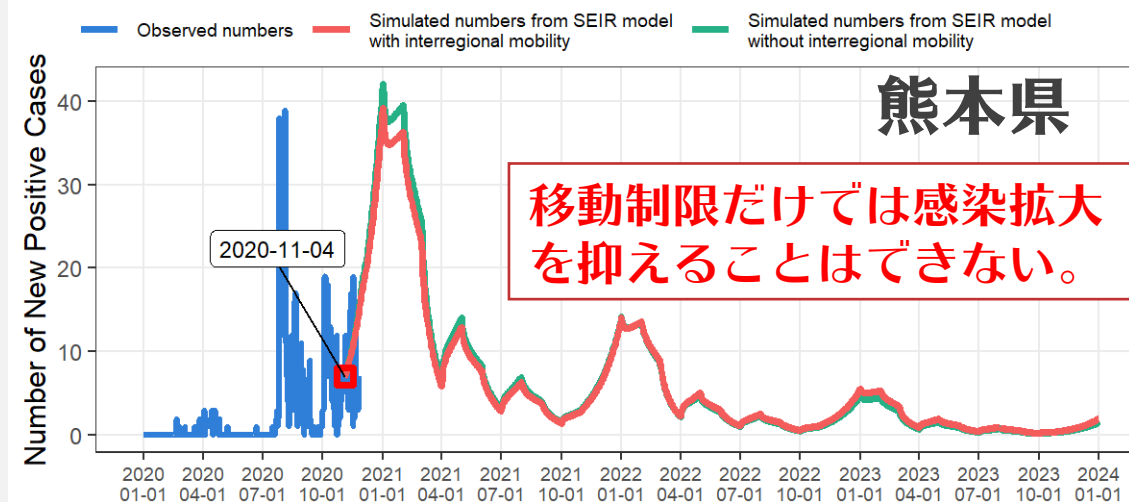
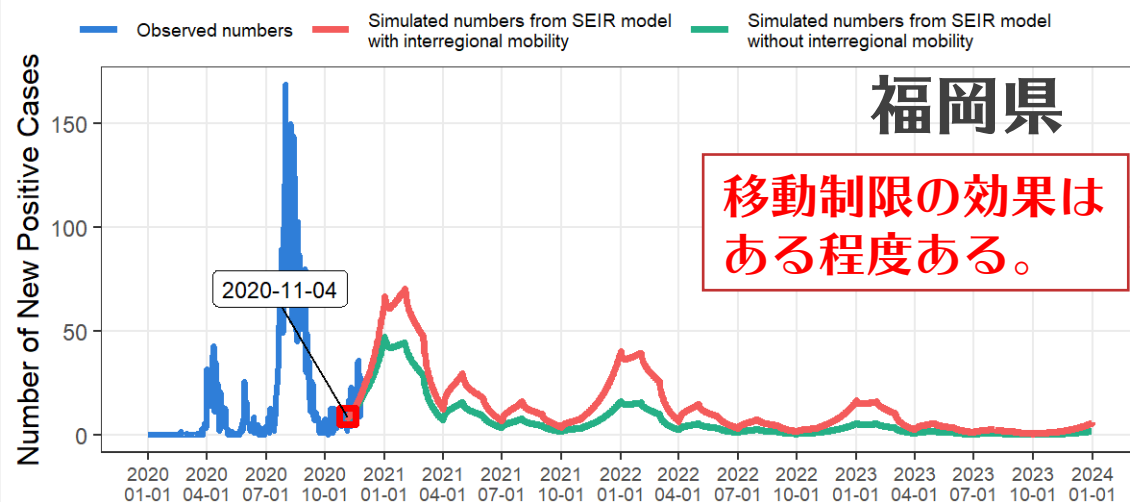
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



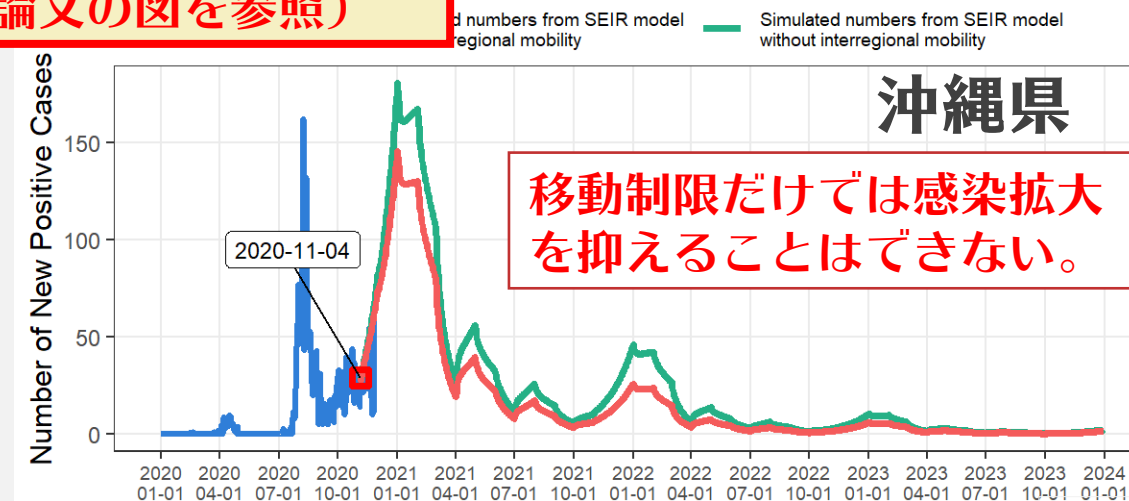
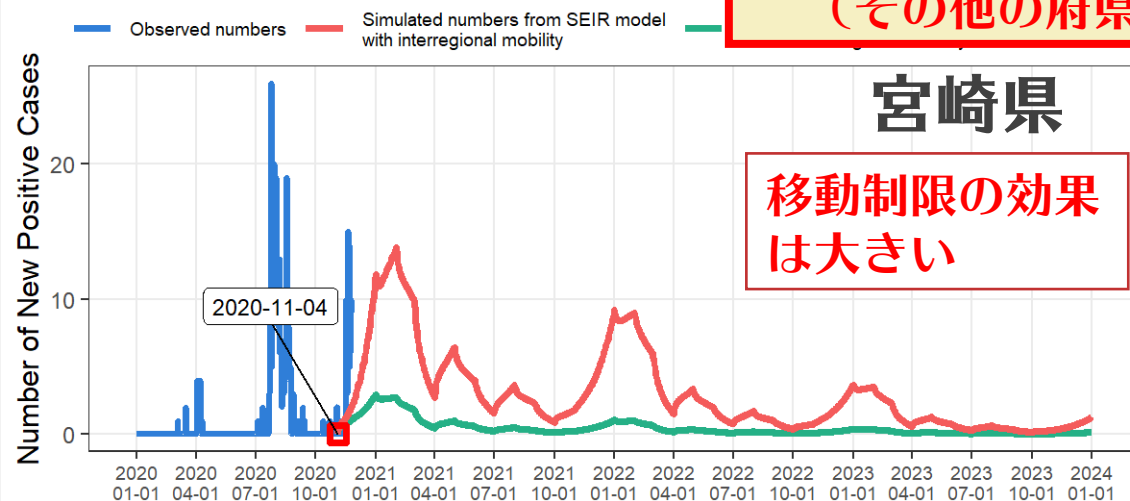
地方ほど移動制限の効果は大きい傾向
(その他の府県は論文の図を参照)



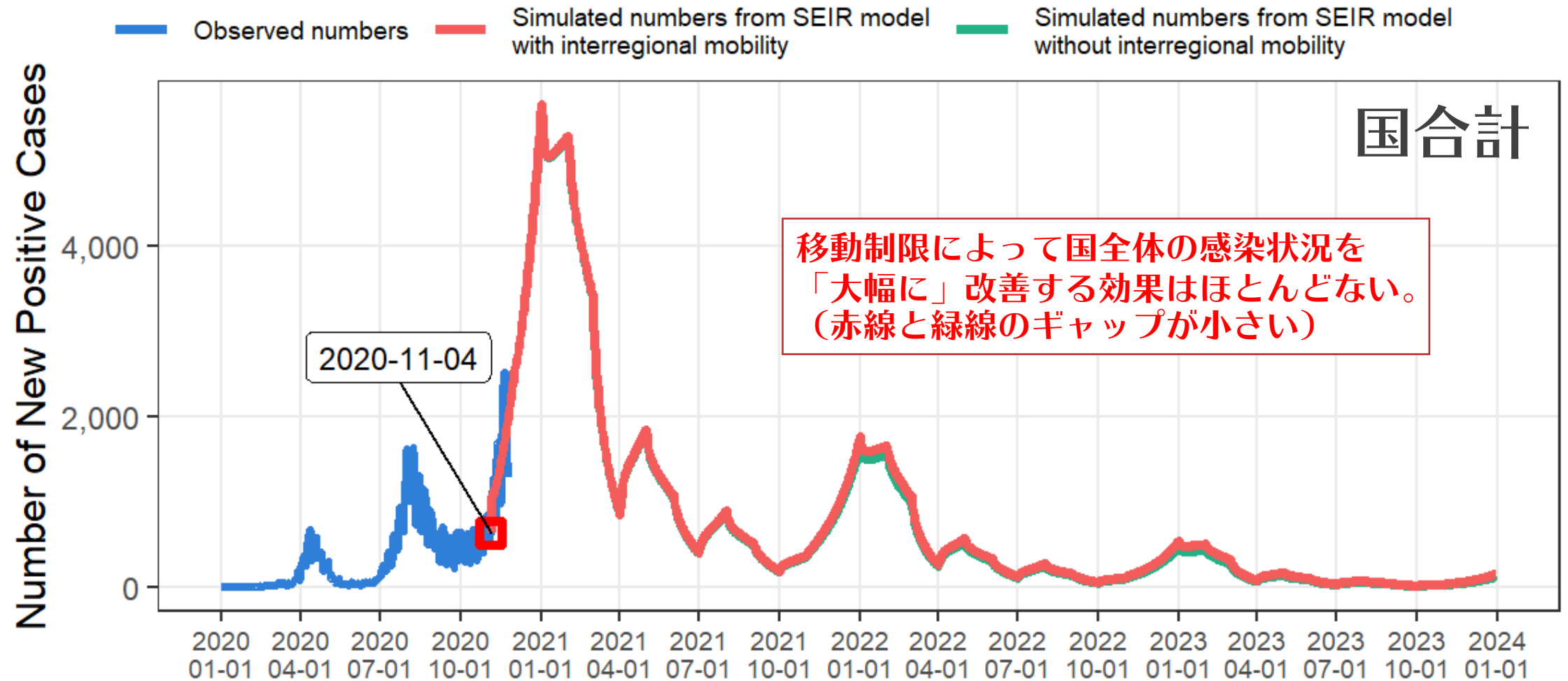
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



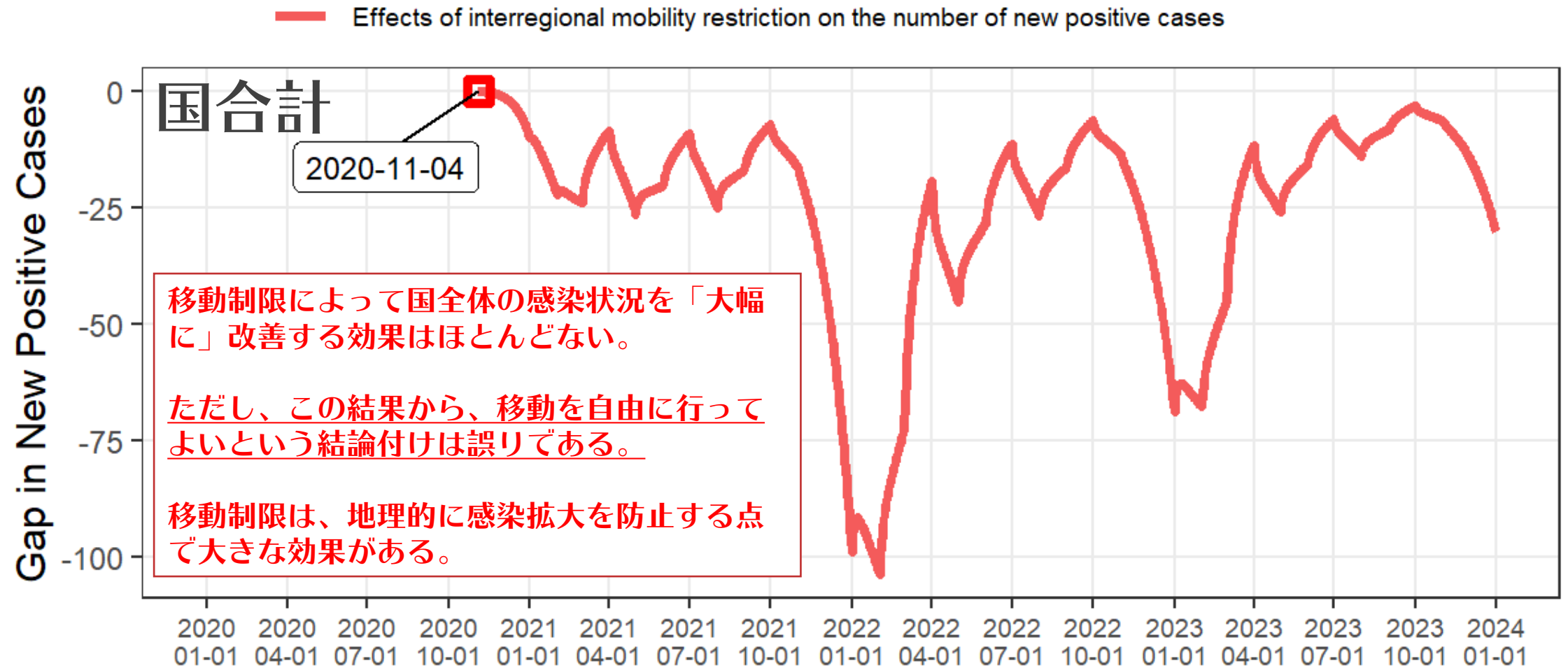
地方ほど移動制限の効果は大きい傾向
(その他の府県は論文の図を参照)



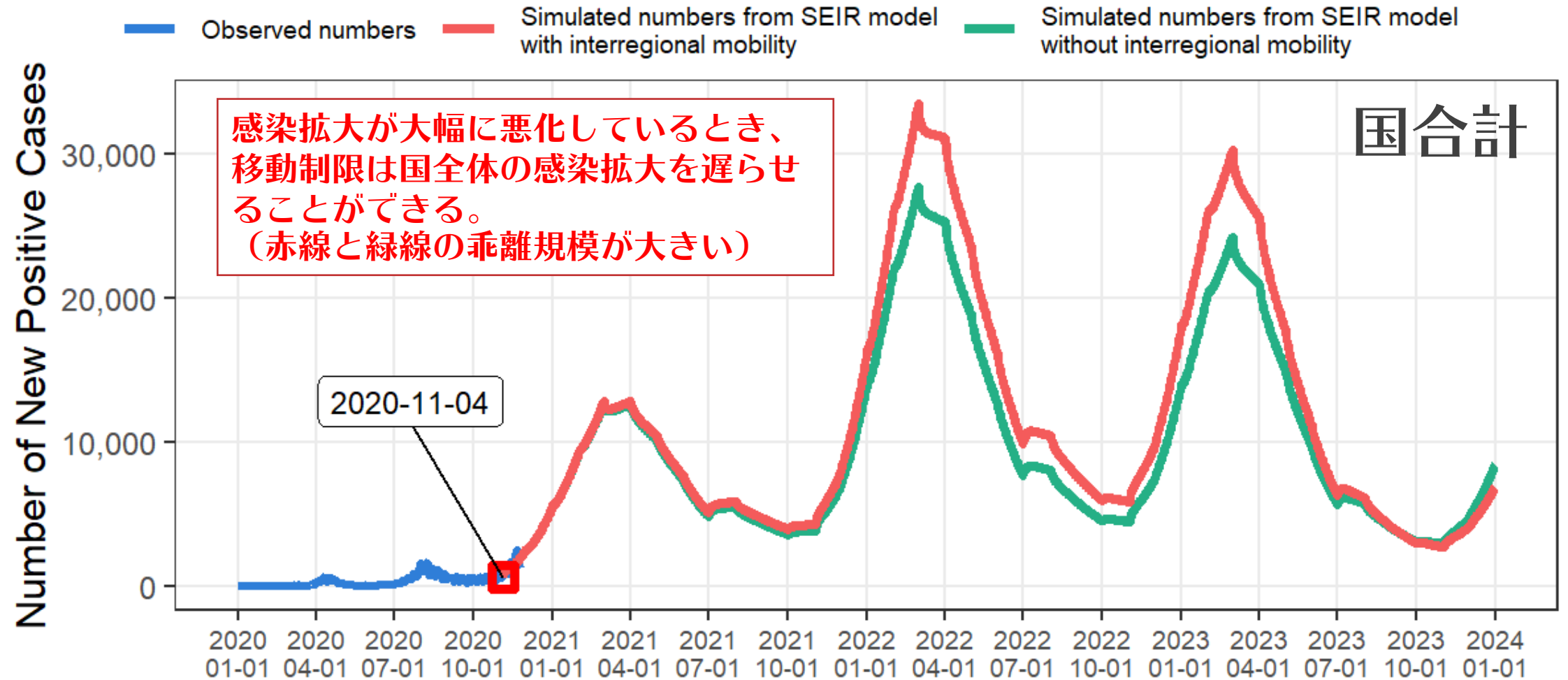
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



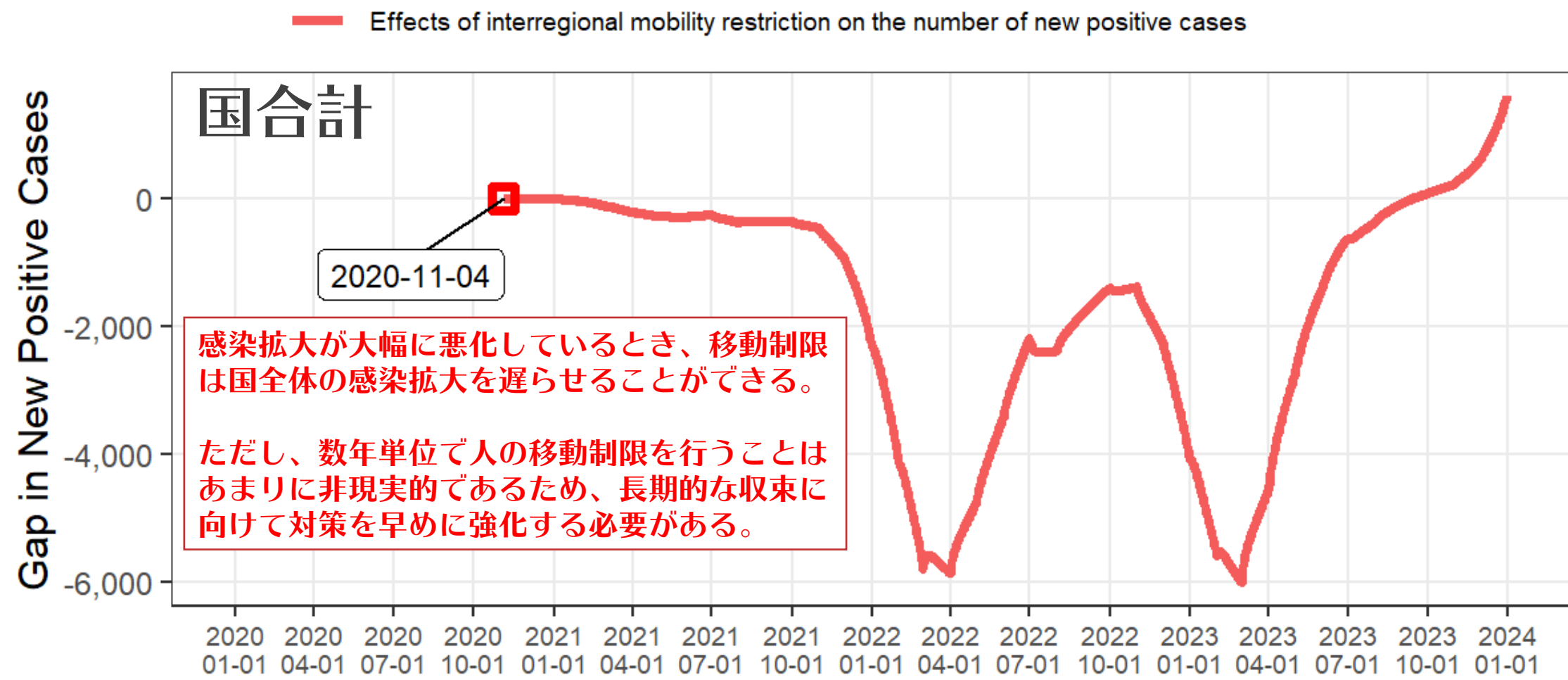
結果：感染拡大が収束に向かうシナリオ



結果：感染拡大がさらに悪化するシナリオ



結果：感染拡大がさらに悪化するシナリオ



今後の政策への含意

- 都市部から地方への感染拡大を防ぐためには、都道府県間の移動制限は有効な手段であることが示された。
 - 公衆衛生対策の根本は、感染流行ピークが医療崩壊を招かないように時間を稼ぐ役割が大きく、その稼いだ時間の中でワクチン開発や必要な医療体制や経済活動が続けられるように環境を整備すること。まだまだ地方では医療体制が不十分なところもあることを考慮すると、移動自粛の果たす役割は大きいと考えられる。
- 一方、移動制限によって、東京都、大阪府、愛知県のような感染拡大地域ではむしろ感染状況が悪化してしまうことも示された。
 - これは地域を封鎖することで、むしろ外出時に封鎖域内で感染者と接触する確率が高くなってしまふことが要因である。したがって、感染拡大防止としては、不要不急の外出を控える、三密を避ける、テレワークを進める等の対策をこれまで以上に強化することが必要である。
- 都道府県間の移動制限のみが国全体の感染拡大防止に寄与できる効果は非常に限定的である。
 - 長期的には感染収束に向けた目標設定が必要で、ワクチン開発、医療提供体制の整備等の医療的な政策を進める必要がある。

分析の補足・限界（パート1）

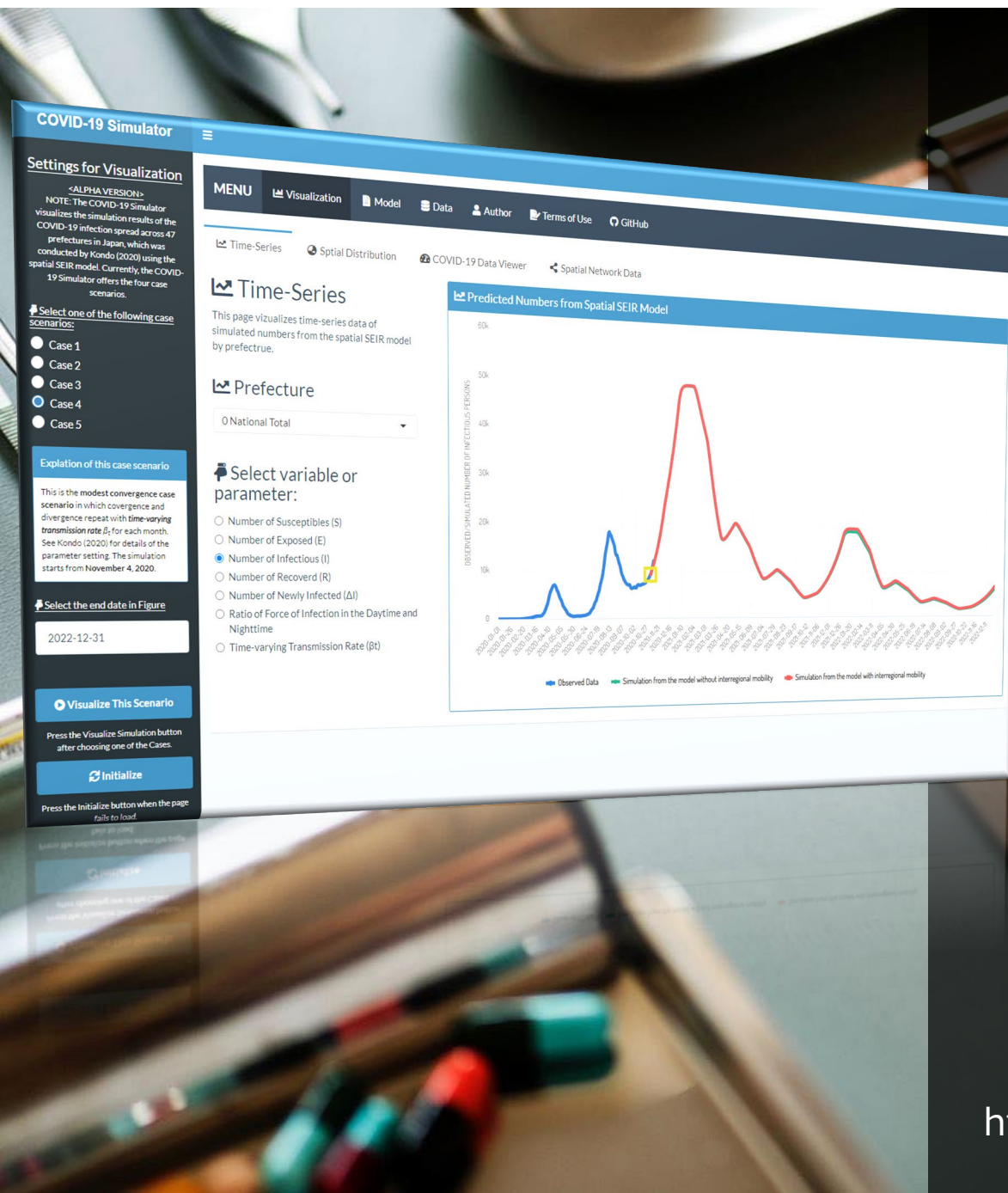
- ここで紹介した図は、2021年1月以降、継続的に介入度合いが強化されたというシナリオ（スライドp.18の左図）のもとでのシミュレーション結果を中心に掲載している。
- 2021年1月から2021年3月までは、実効再生産数が1より大きい近傍値から徐々に1以下になるように政府が介入によりコントロールできるというシナリオになっている。2021年4月以降は、介入を緩めたり強くしたりしながら、長期的に感染を収束させていく状況を仮定している。
- もし2020年12月から人々の行動が変化していないならば、ここでの予測よりもさらに悪化することとなる。
- 都道府県別の介入度の違いは考慮しておらず、ここでは全国一律としている。
- シミュレーション分析は設定するシナリオに依存するので、必ずどのようなシナリオを設定しているのかを確認すること。

分析の補足・限界（パート2）

- 将来期間を長くしたのは、今後の介入度合いとその効果の見通しを政策担当者がイメージしやすくするためであって、将来予測という意味では本来は時期は短くして、最新データを用いて精度を高める方が望ましい。
- シミュレーションの開始日の感染状況（初期値）が将来予測に影響を与えることを見るため、2020年4月7日、2020年8月17日の2つからのシミュレーションを試している。結果としては、感染拡大を起こす予期しないイベントが様々な地域で起こっているので、正確な予測は難しい。将来予測の信頼性を高めるならば、短期間で、常に最新データと最新時点からシミュレーションする必要がある。
- 潜伏期間があるので、実際に陽性が確認されるのは数日先となる。つまり、ビッグデータの利点を生かして、リアルタイムな移動データを利用できるならば、数日先にどの地域で感染拡大が起こりそうか先読みすることはできそう。あとは、構築するモデル次第で、年齢別移動パターンや年齢間の接触率も組み込めればより精度を高められそう。少しでも事前にわかれば、対策を練ることはできる。

分析の補足・限界（パート3）

- OD行列を調整することで、特定の都道府県間の移動制限の効果もシミュレーション分析できる。例えば、東京都や1都3県のみを人流ネットワークから切り離す（流入も流出もできず、自地域のみで滞在し続ける）という状況も検証している。
- 移動中における感染リスク、家庭内感染等、その他の感染経路は考えていないので注意する。
- 感染状況の市区町村データがオープンデータとして整備されていれば、より細かなシミュレーション予測が可能。移動データ自体は市区町村レベルで整備されている。
- 長期滞在中（例えば、帰省中）の者が陽性として確認された場合、実際のデータでは居住地ではなく滞在地で集計されてしまう。この分析では、最終的には居住地でカウントされるように仮定しているので、実際の観測値と比較すると一部ずれが生じてしまうことには注意する。



本研究におけるシミュレーション分析の結果は、ウェブアプリケーションで確認することができます。

<https://keisuke-kondo.shinyapps.io/covid19-simulator-japan/>

Thank you.

Keisuke Kondo 

+81 3 3501 1363 

kondo-keisuke@rieti.go.jp 

<https://sites.google.com/site/keisukekondokk/> 