

実効再生産数の推定

- ・分析対象地域 => HERSYSデータによる分析
(一部自治体が完全移行下で突然にプレスリリース情報の中止がある、あるいは、近日の報告の遅れを避けるため)
- ・赤色バーはHERSYSデータに基づく推定感染時刻。推定日データの最新観察日から起算して、報告の遅れがほぼ影響しない14日前までの推定を実施。

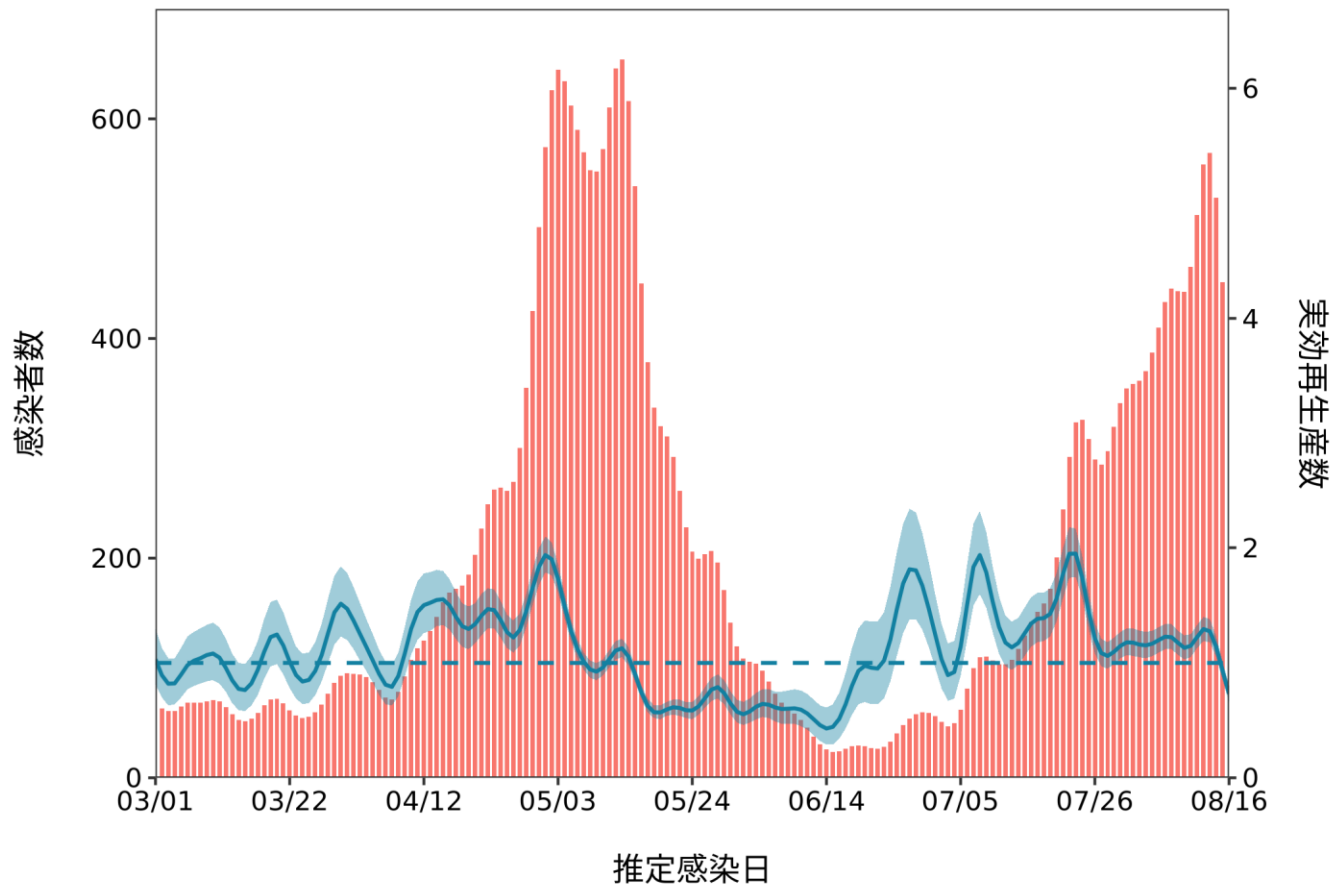
リアルタイム予測

- ・約2週間を要する感染から報告までの遅れを実効再生産数の時系列データで補間してナウキャストイングを試みたもの
- ・ R_t の時系列データは時系列情報に依存。極端な行動の変化などに対応していない。 R_t の時系列パターンに依存しており、変異株による置き換え・急増などを加味したリアルタイム予測ではない。
- ・変異株流行下での、まん延防止等重点措置や緊急事態宣言に係る措置の効果は不確実性が高く予測困難のため、加味していない

推定日 8月31日

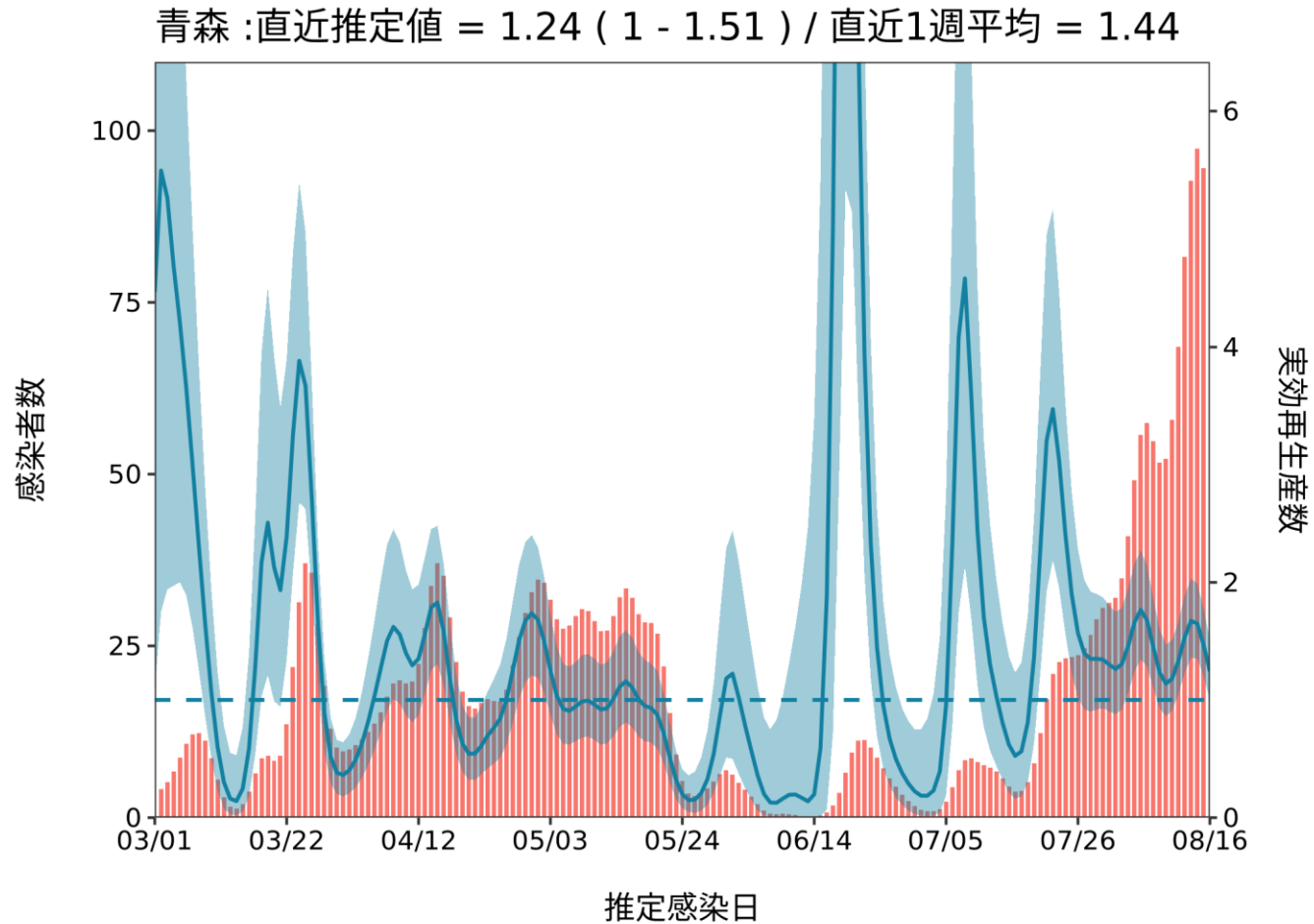
最新推定感染日付 8月16日

北海道 : 直近推定値 = 0.73 (0.66 - 0.8) / 直近1週平均 = 1.11



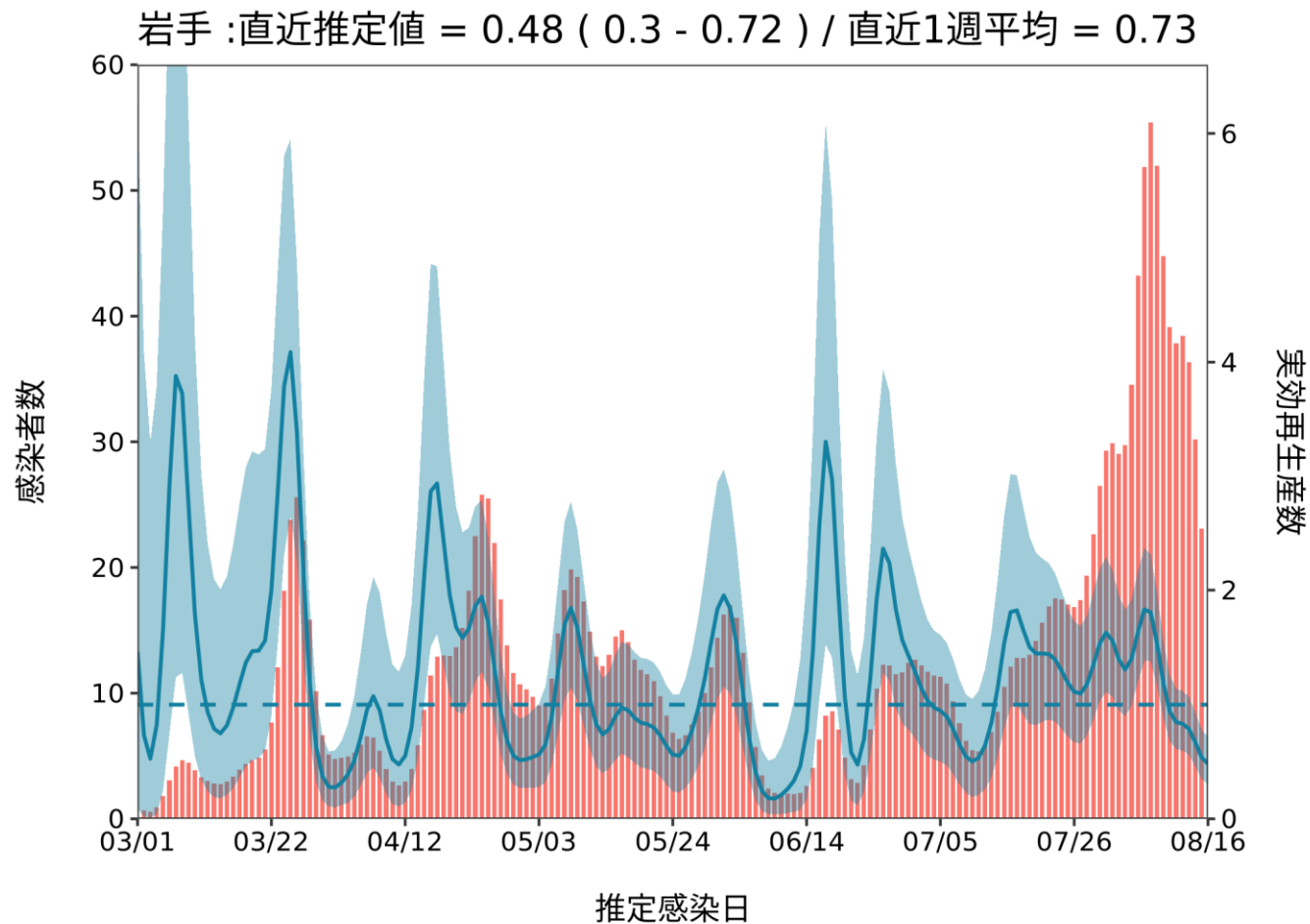
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

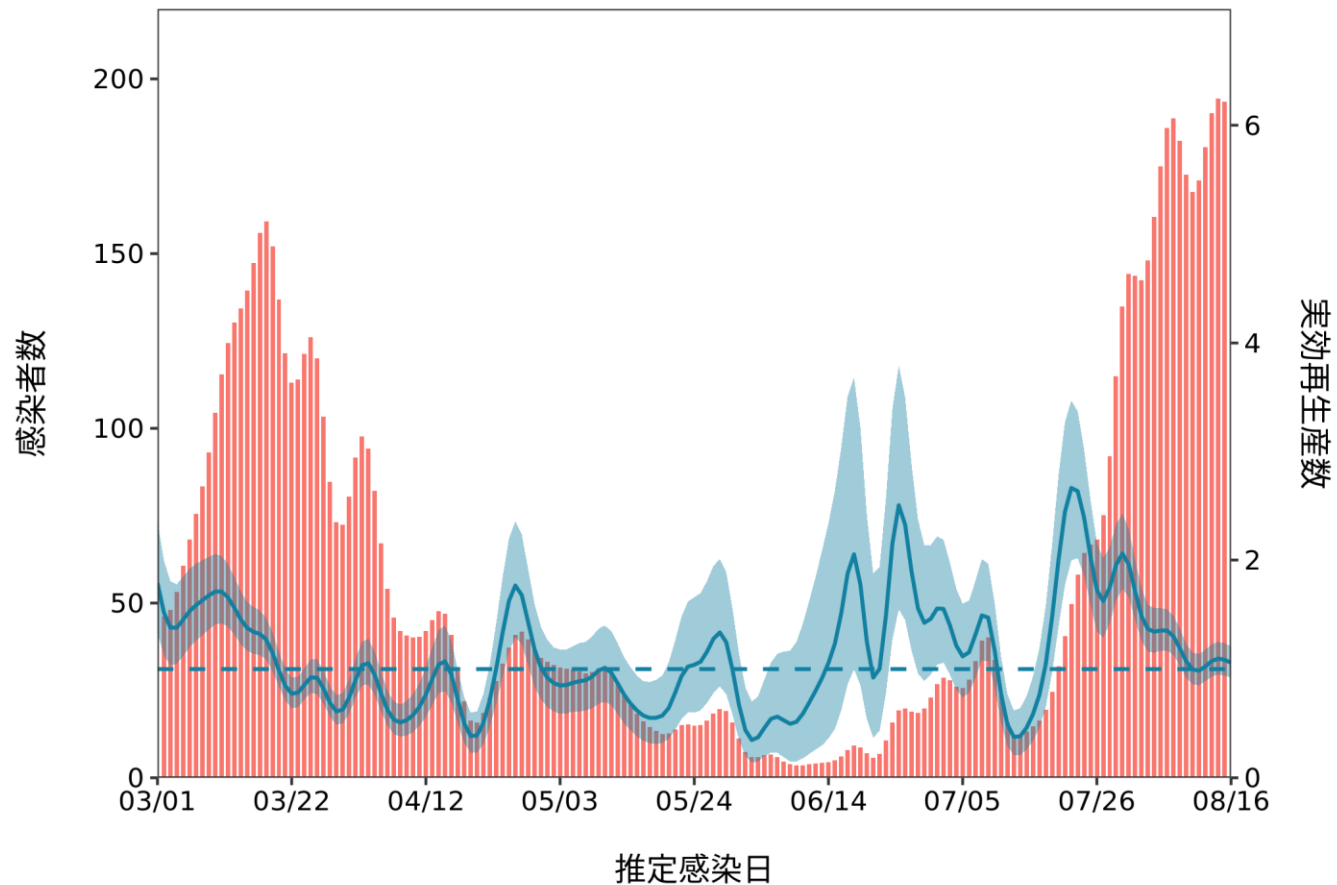
最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

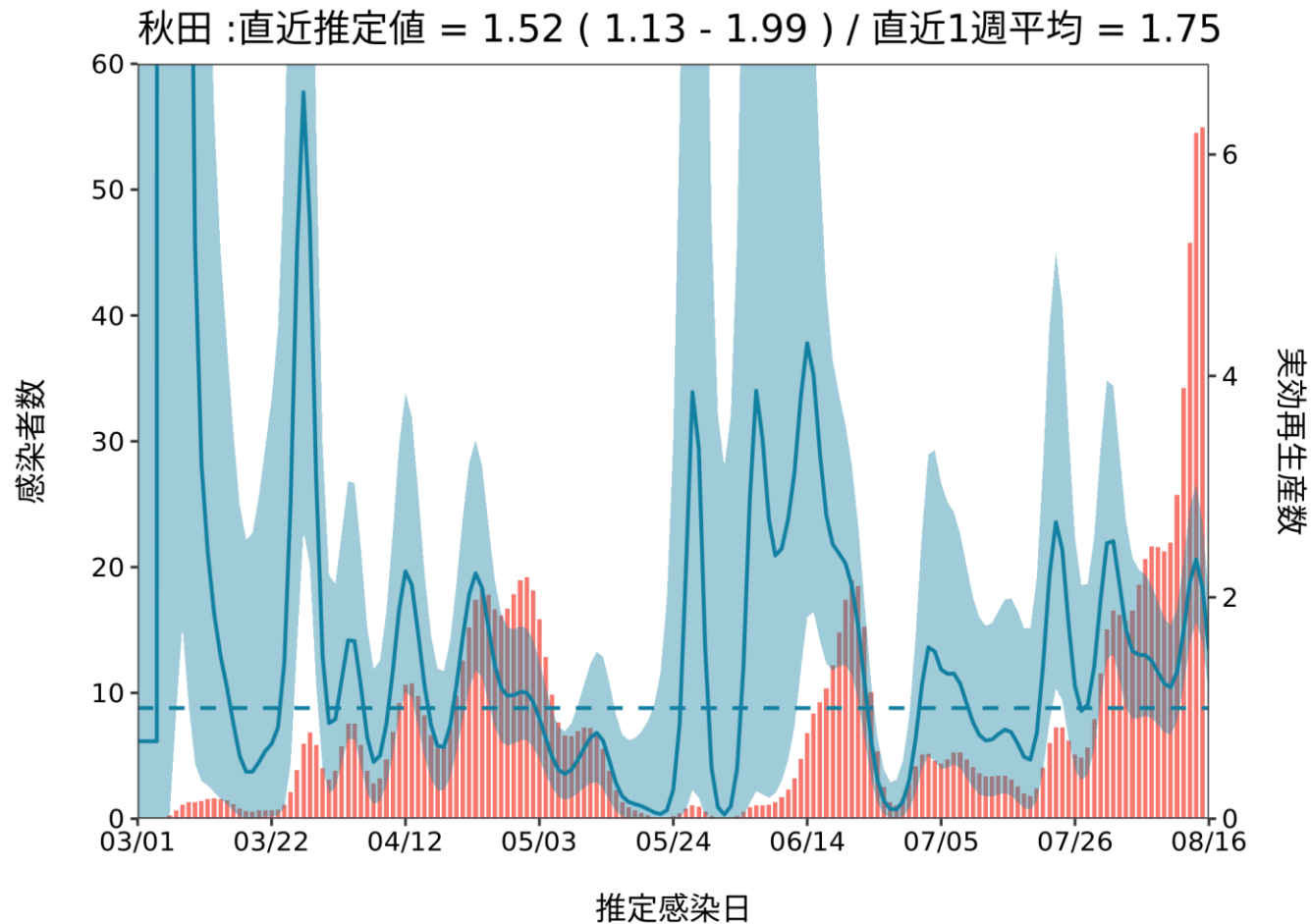
最新推定感染日付 8月16日

宮城 :直近推定値 = 1.06 (0.92 - 1.21) / 直近1週平均 = 1.05



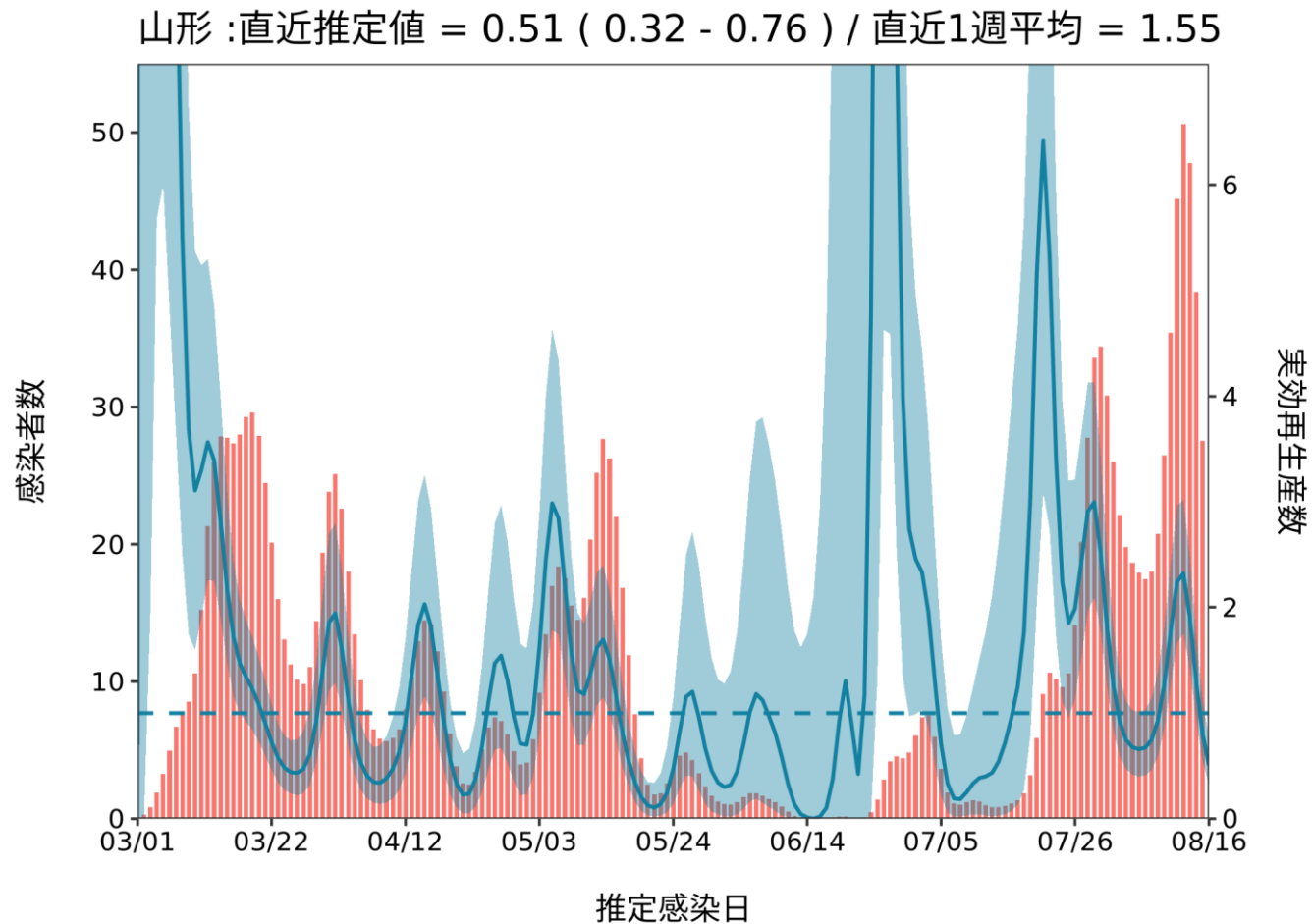
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



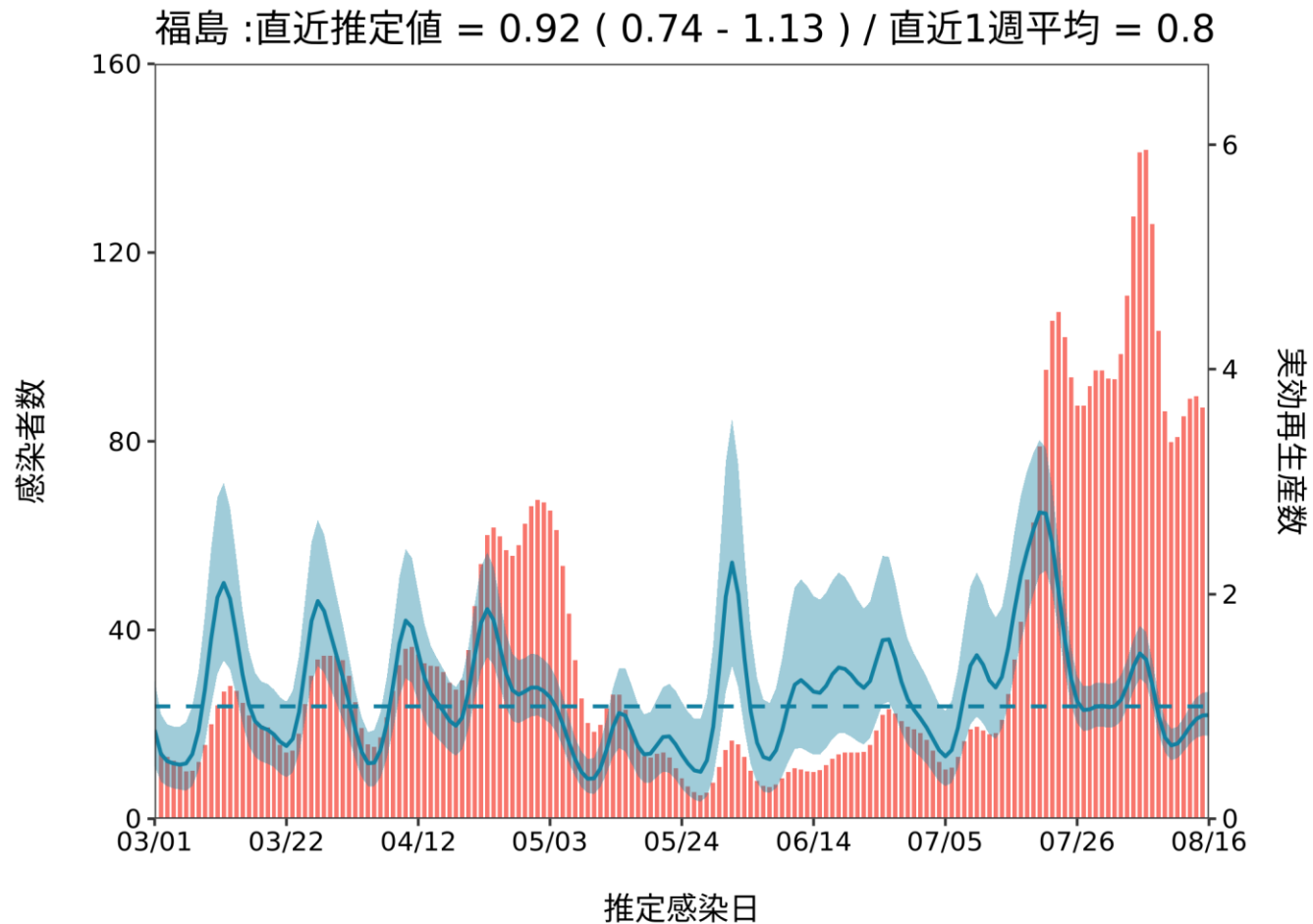
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

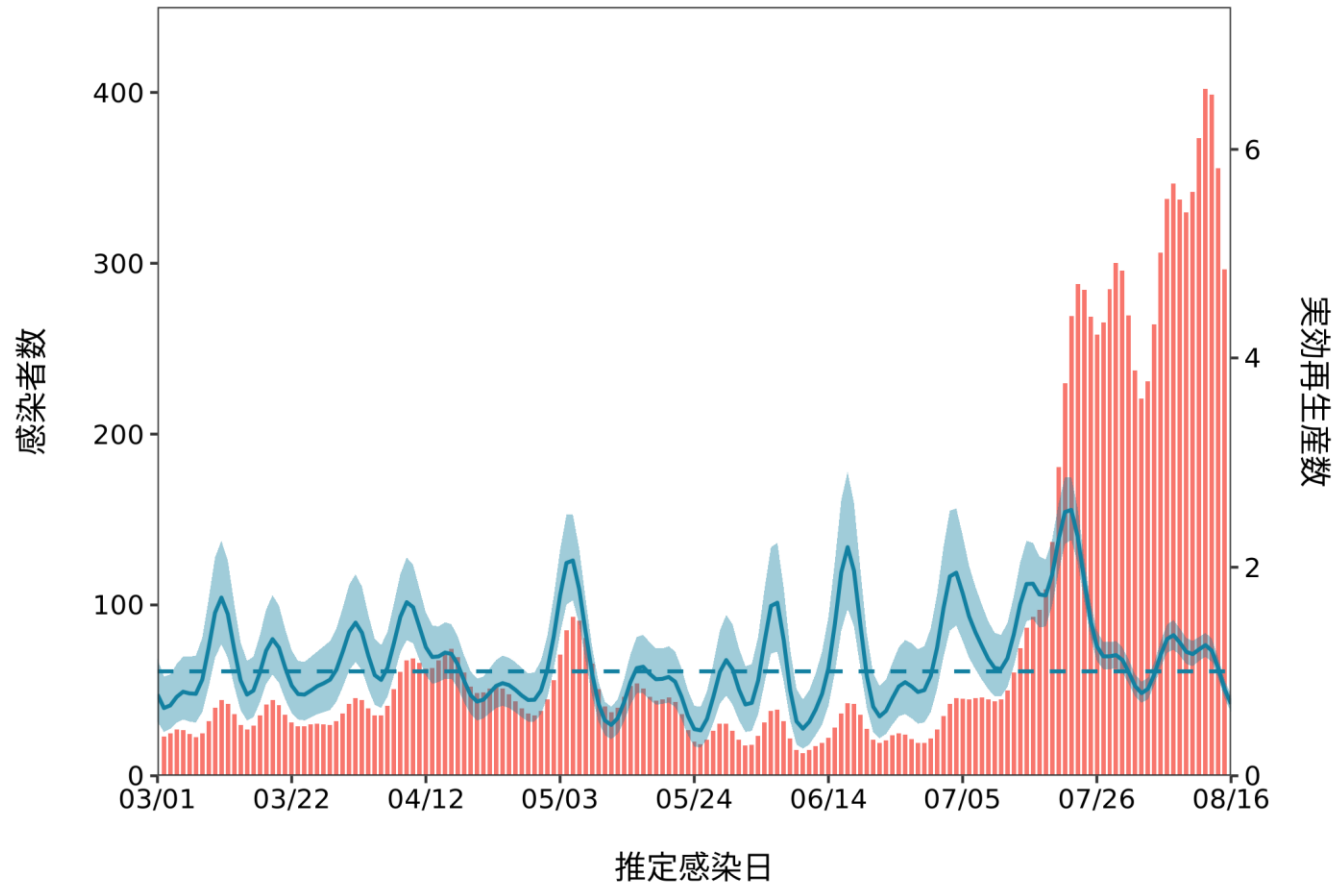
最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日

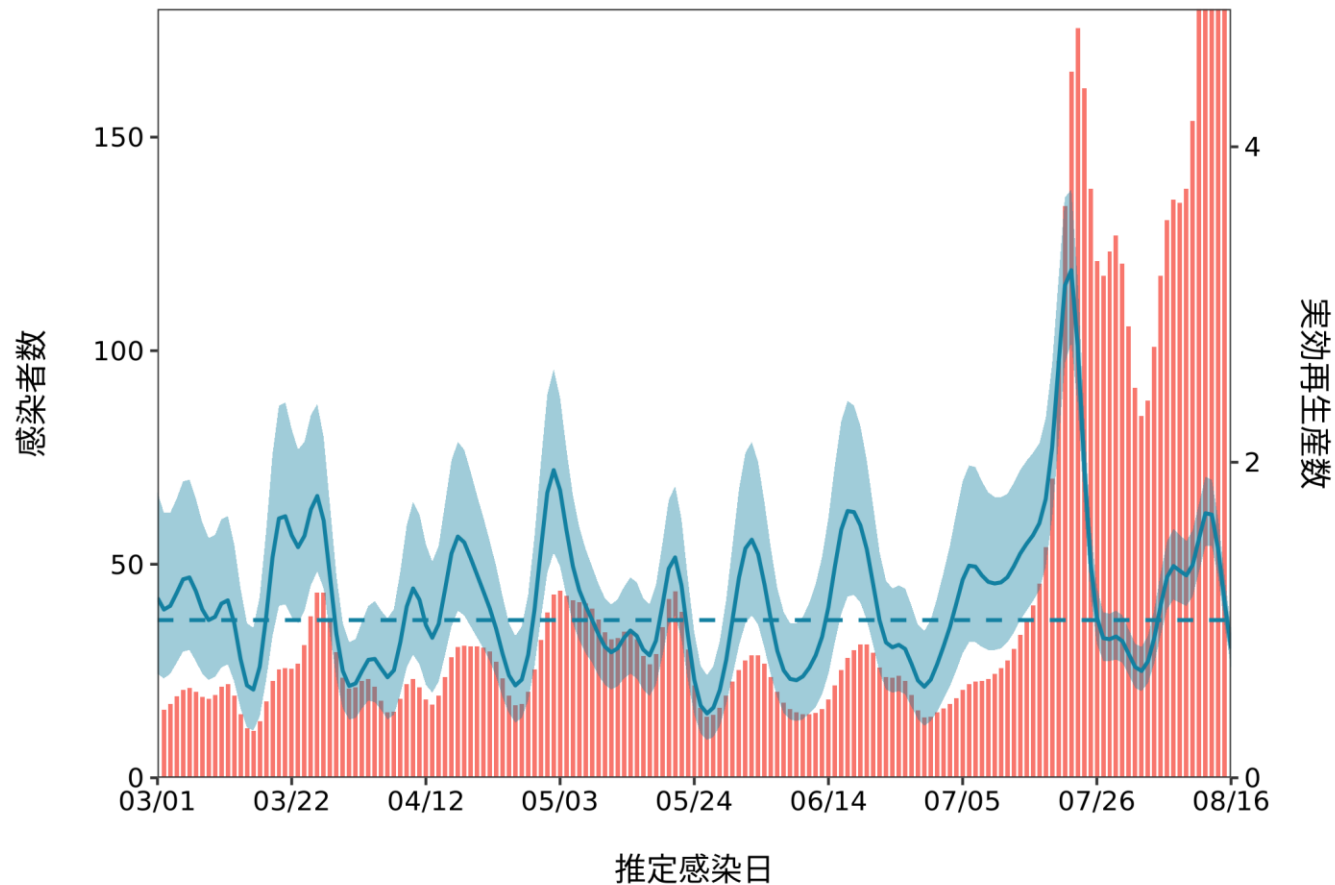
茨城 : 直近推定値 = 0.69 (0.61 - 0.77) / 直近1週平均 = 1.05



推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日

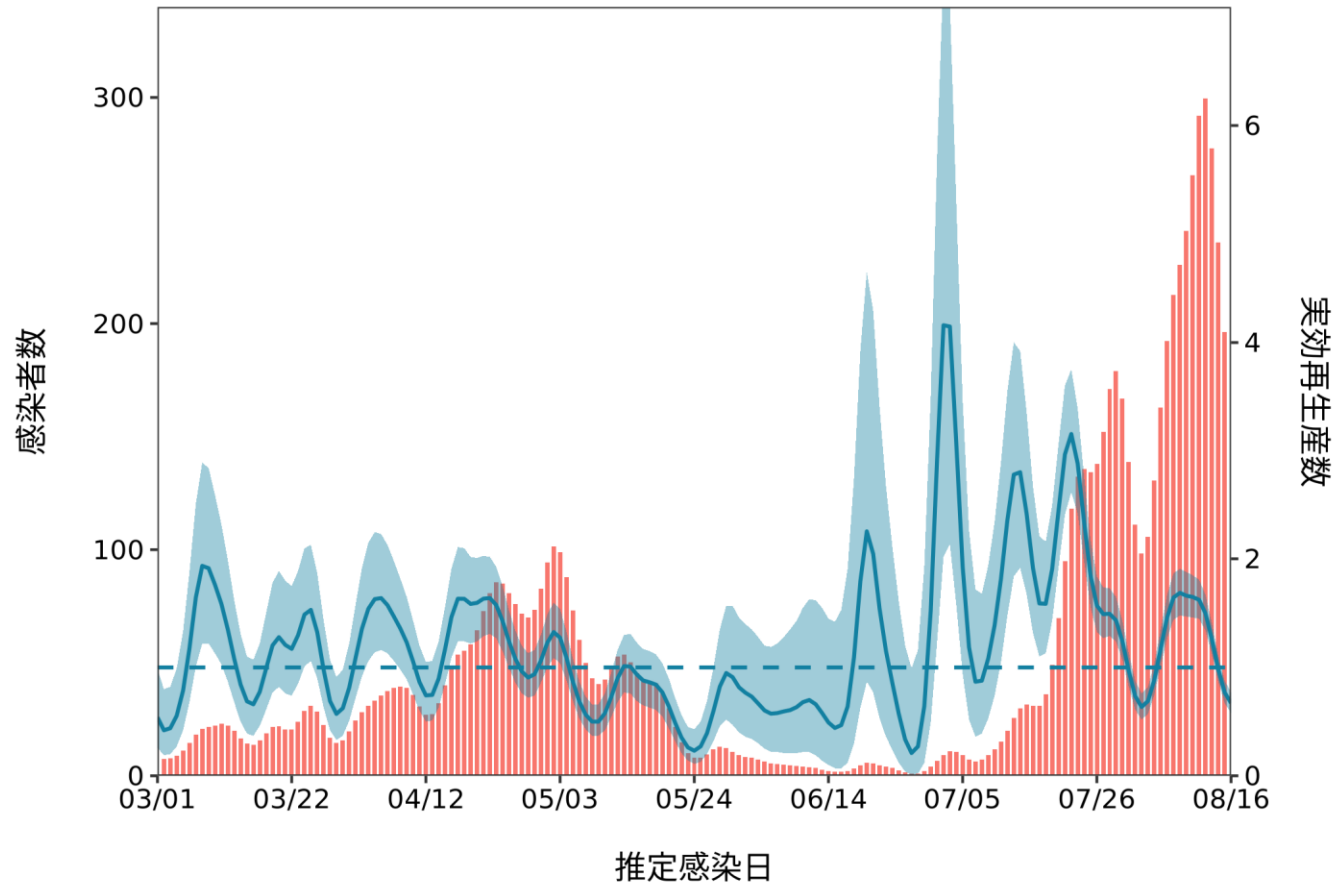
栃木 :直近推定値 = 0.82 (0.7 - 0.95) / 直近1週平均 = 1.37



推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日

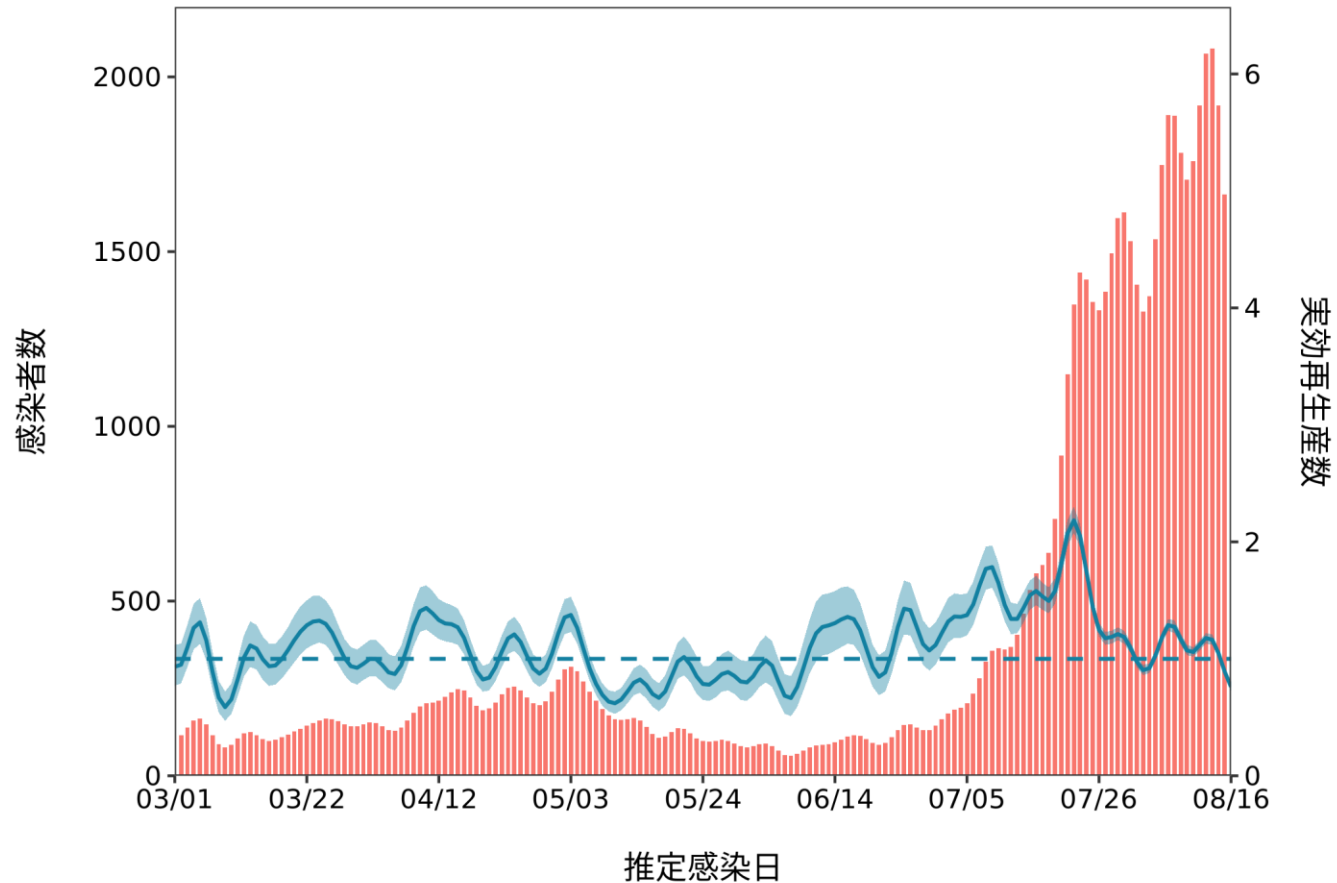
群馬 :直近推定値 = 0.67 (0.58 - 0.77) / 直近1週平均 = 1.21



推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日

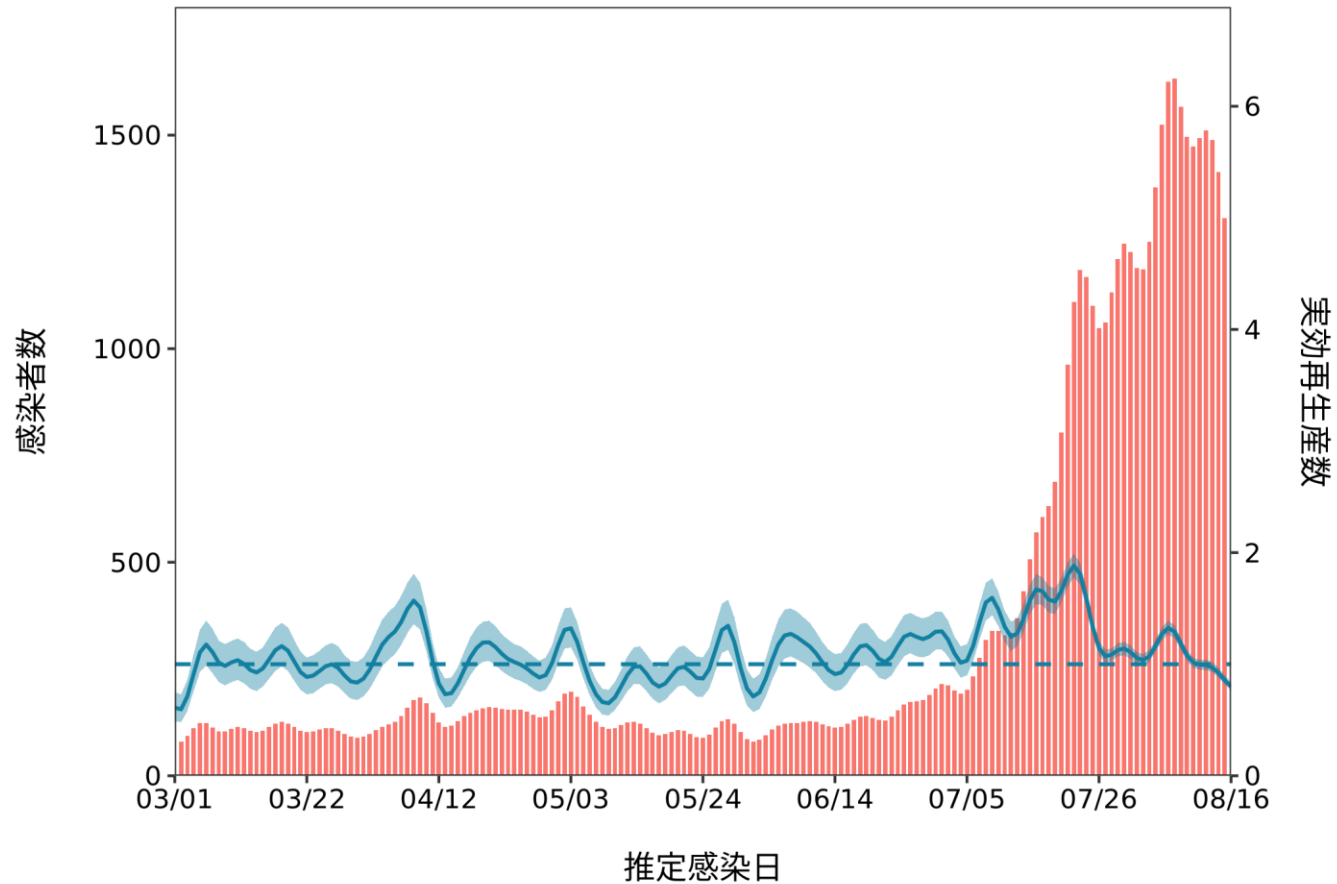
埼玉 :直近推定値 = 0.76 (0.73 - 0.8) / 直近1週平均 = 1.03



推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日

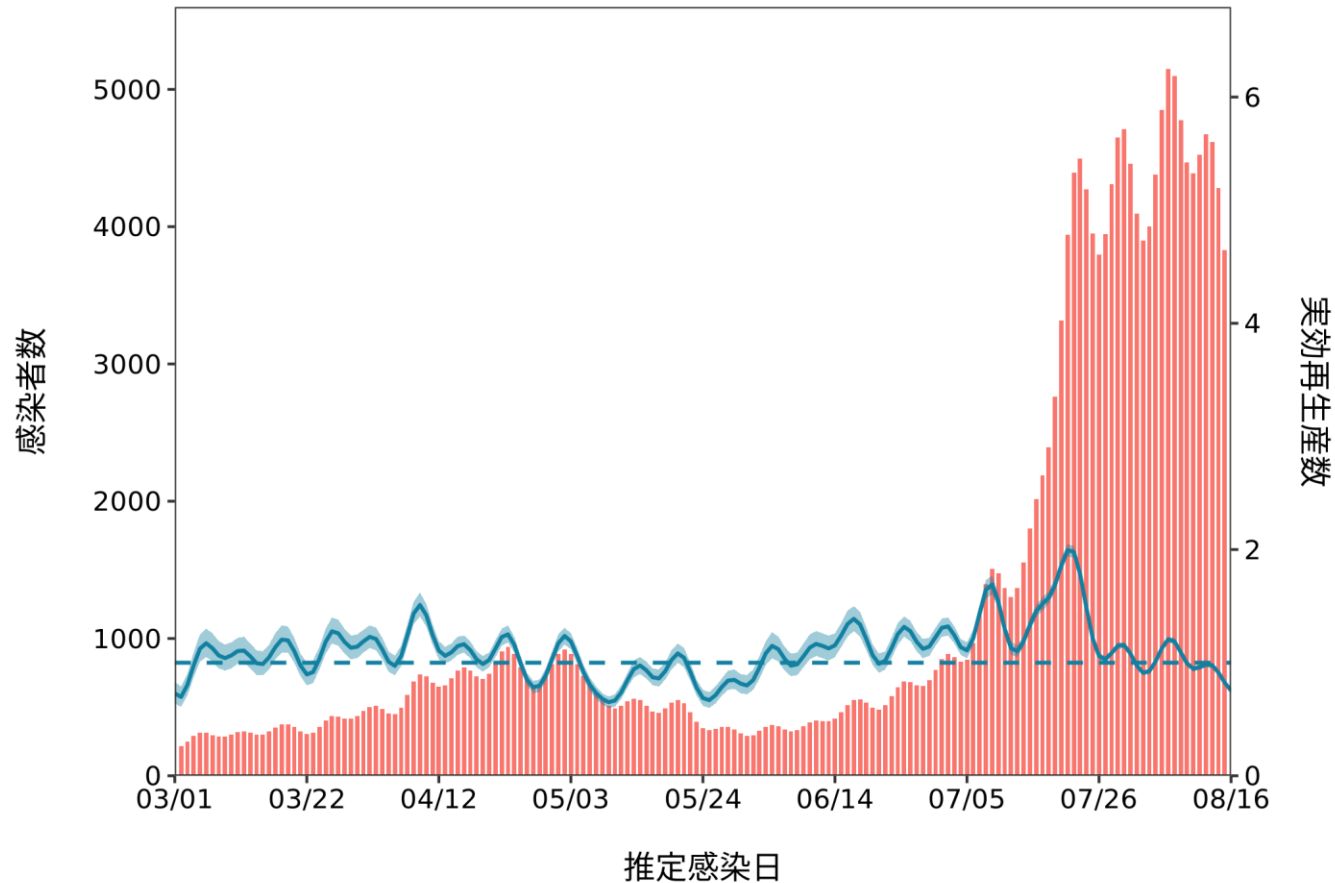
千葉 :直近推定値 = 0.8 (0.76 - 0.84) / 直近1週平均 = 0.94



推定日 8月31日

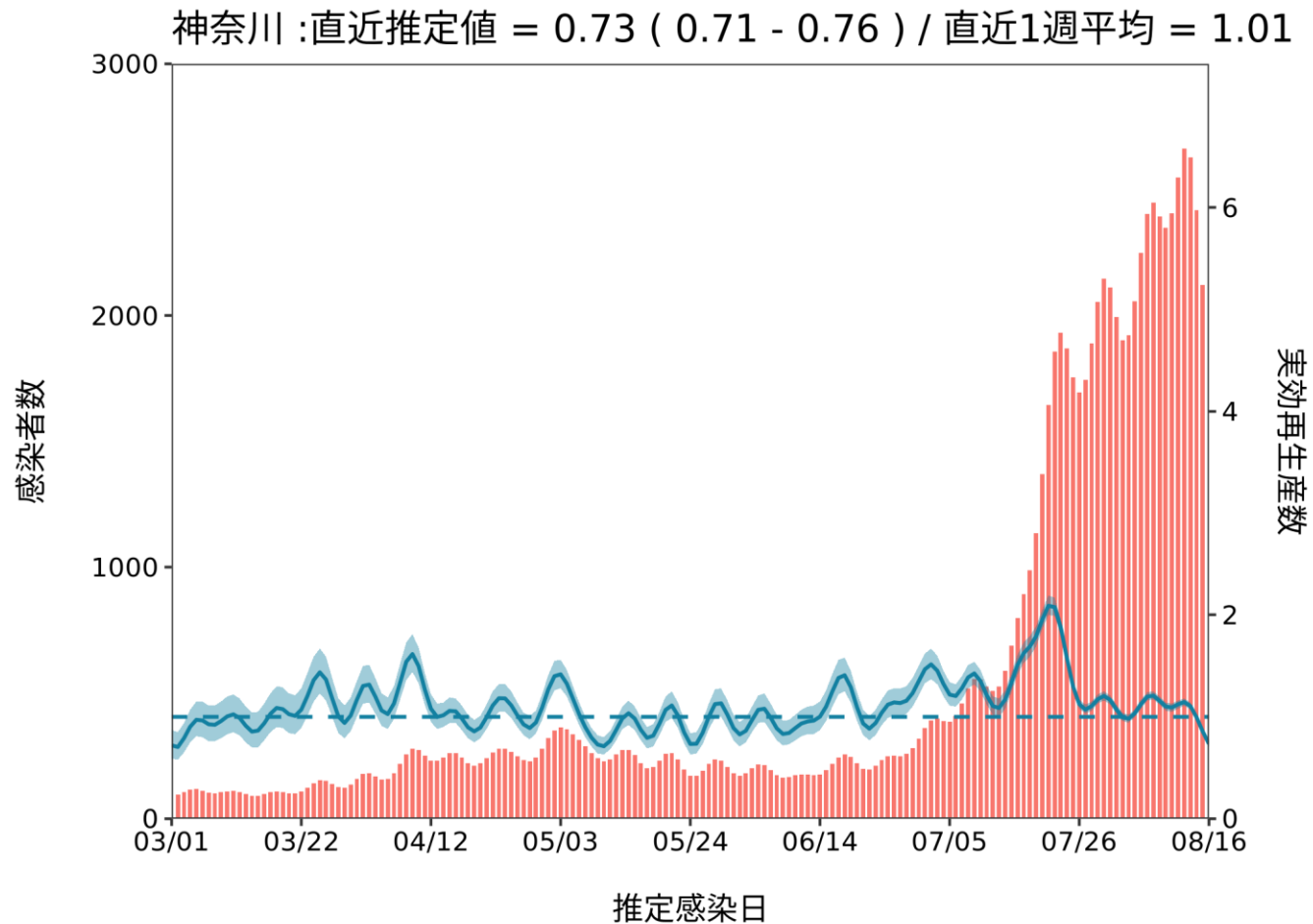
最新推定感染日付 8月16日

東京 :直近推定値 = 0.75 (0.73 - 0.77) / 直近1週平均 = 0.91



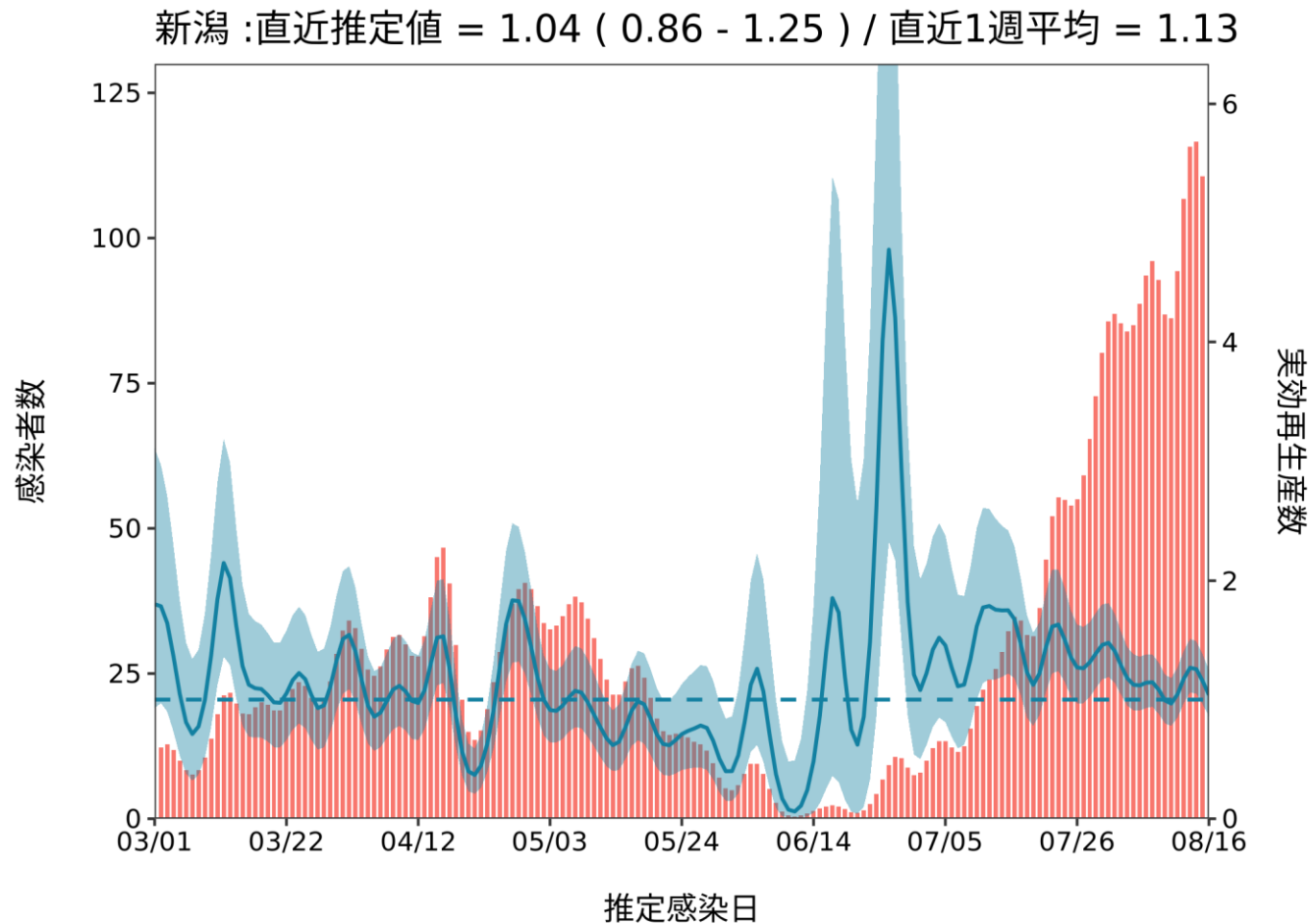
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

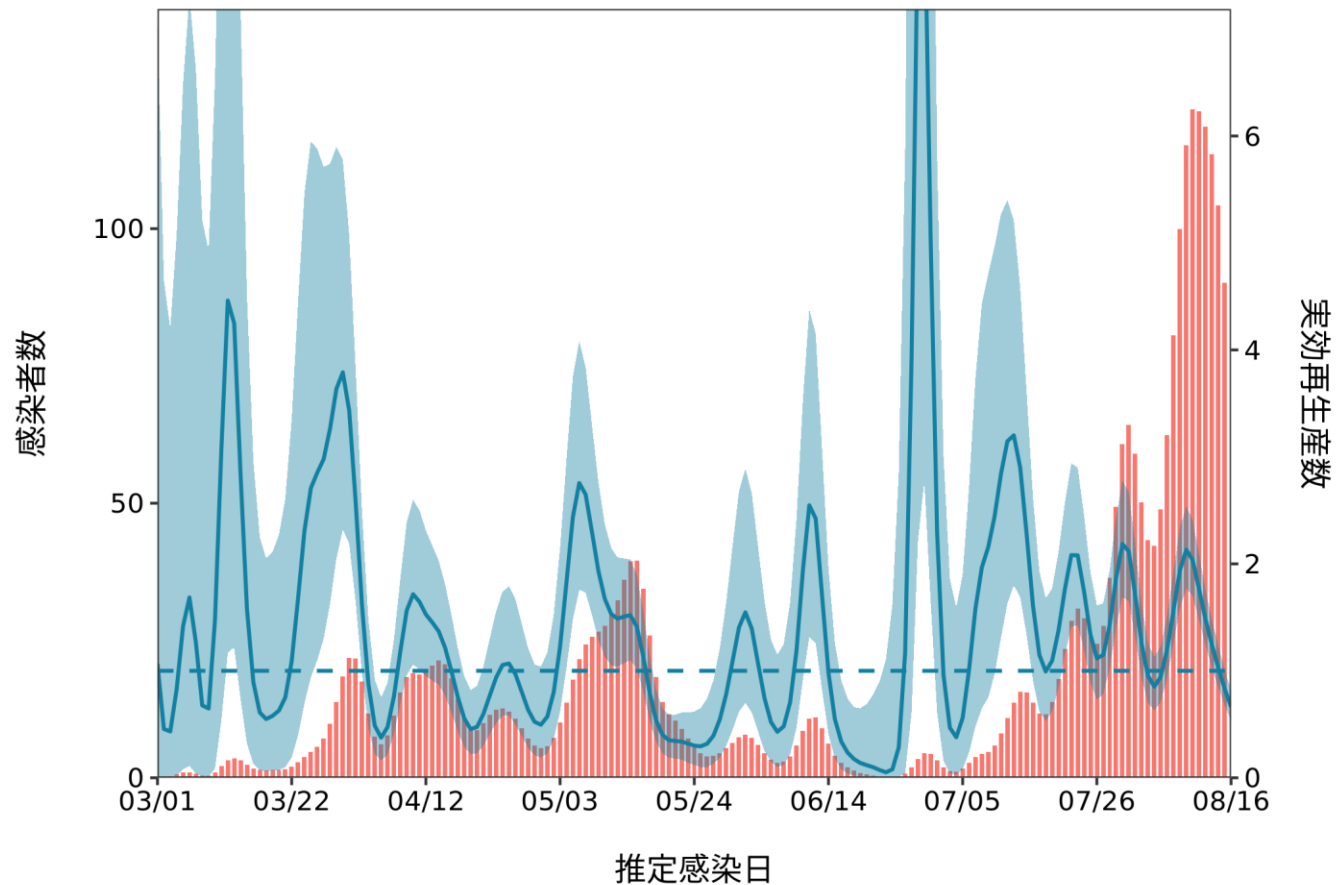
最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

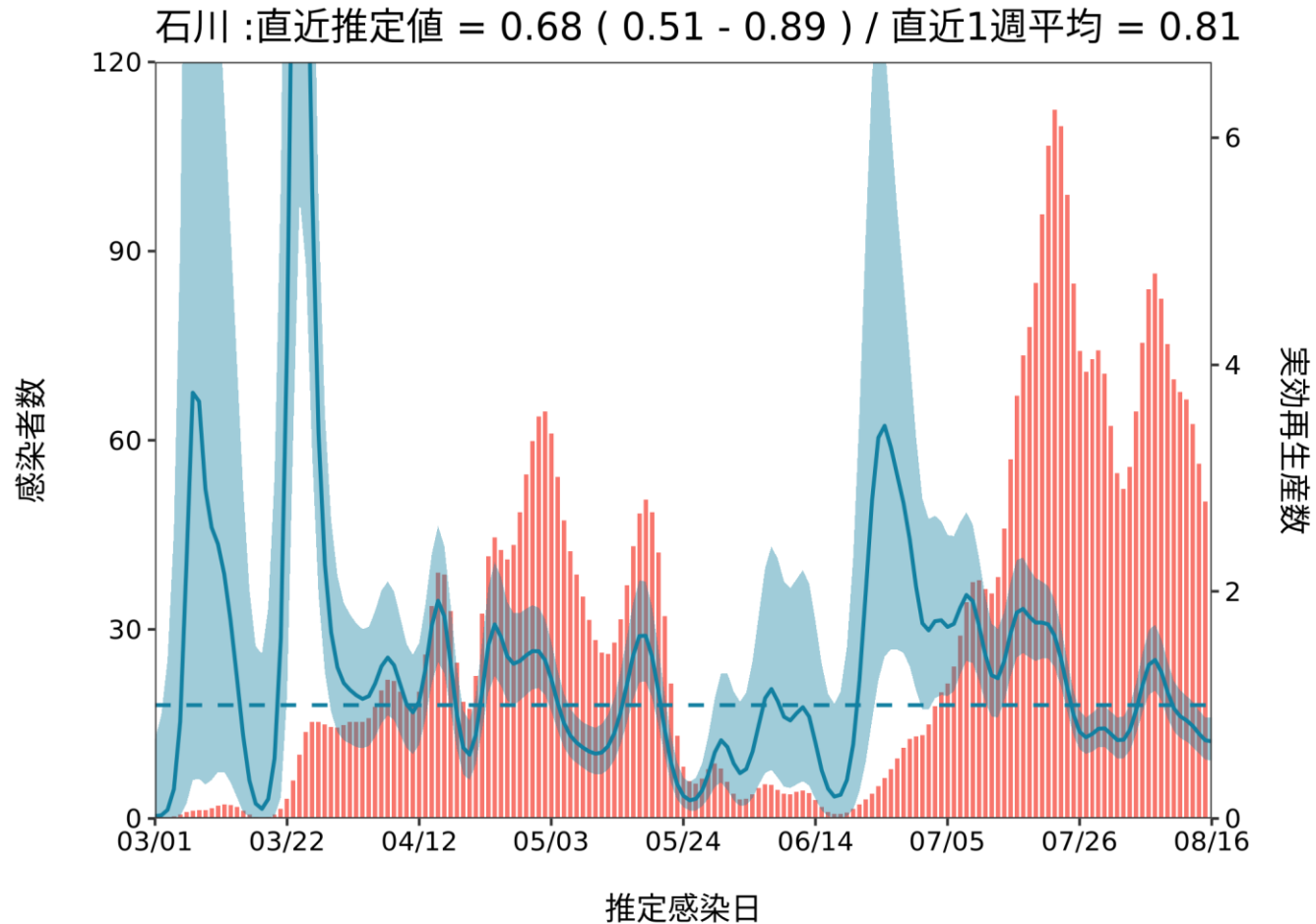
最新推定感染日付 8月16日

富山 : 直近推定値 = 0.66 (0.53 - 0.82) / 直近1週平均 = 1.29



推定日 8月31日

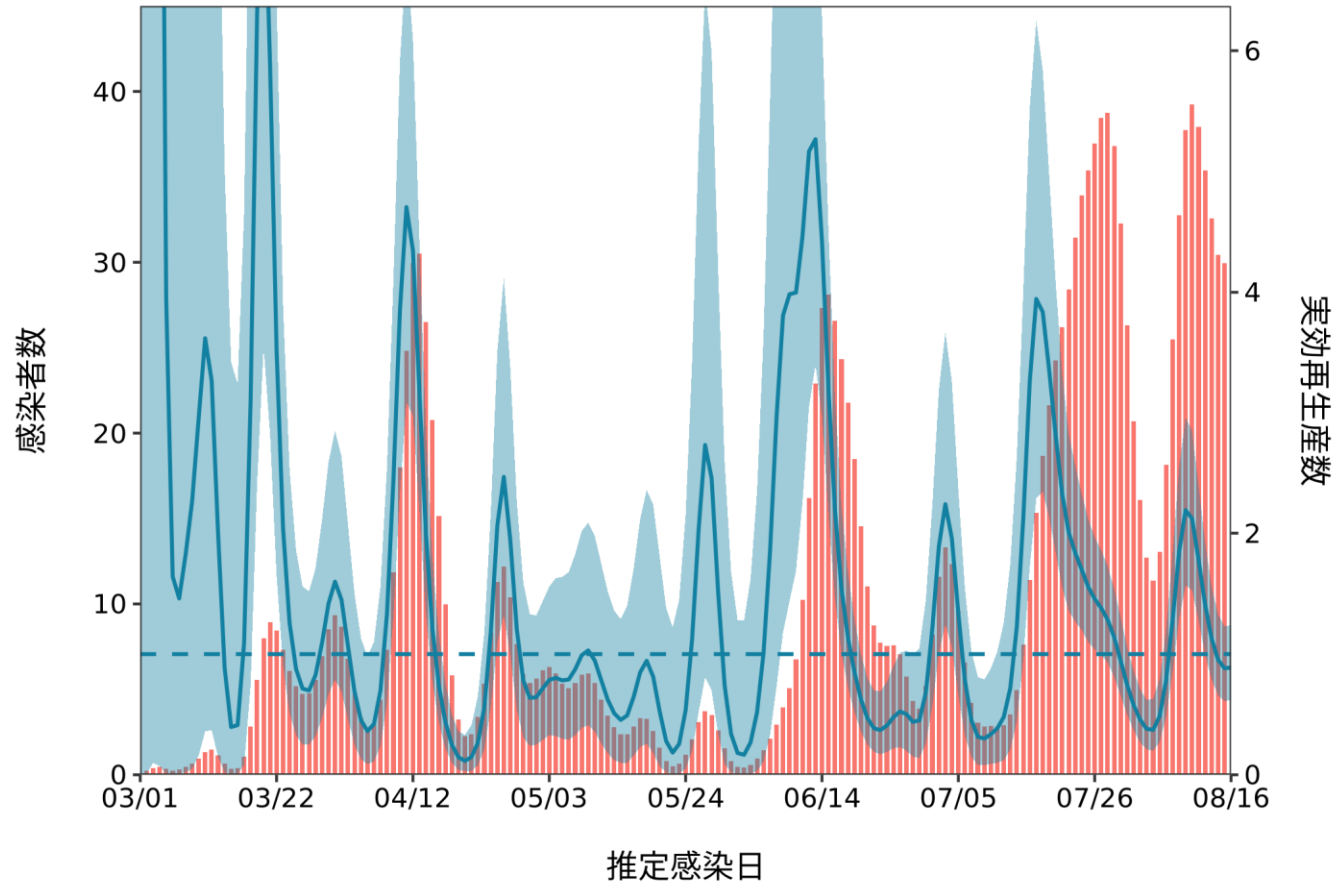
最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

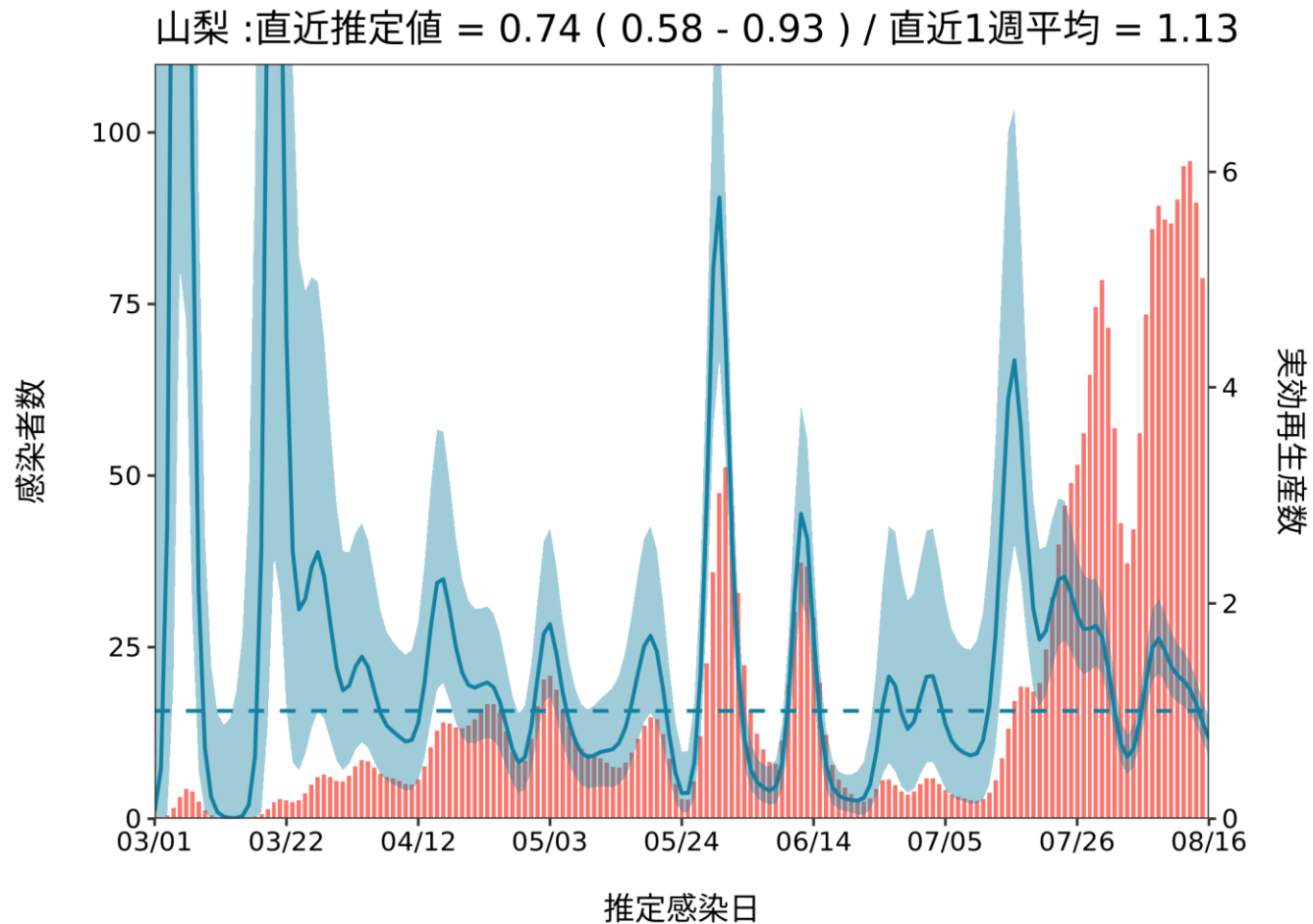
最新推定感染日付 8月16日

福井 : 直近推定値 = 0.89 (0.62 - 1.24) / 直近1週平均 = 1.31



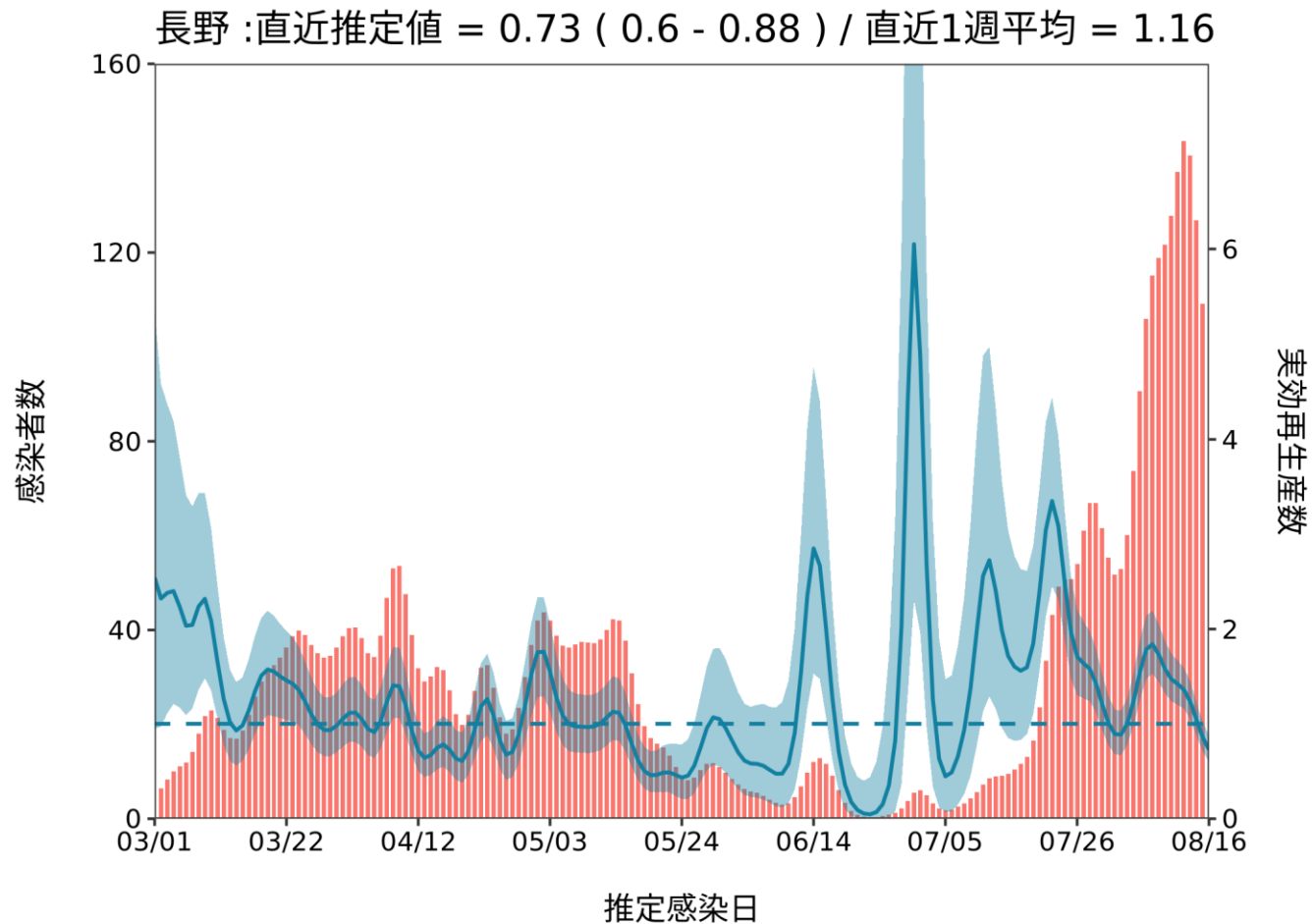
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



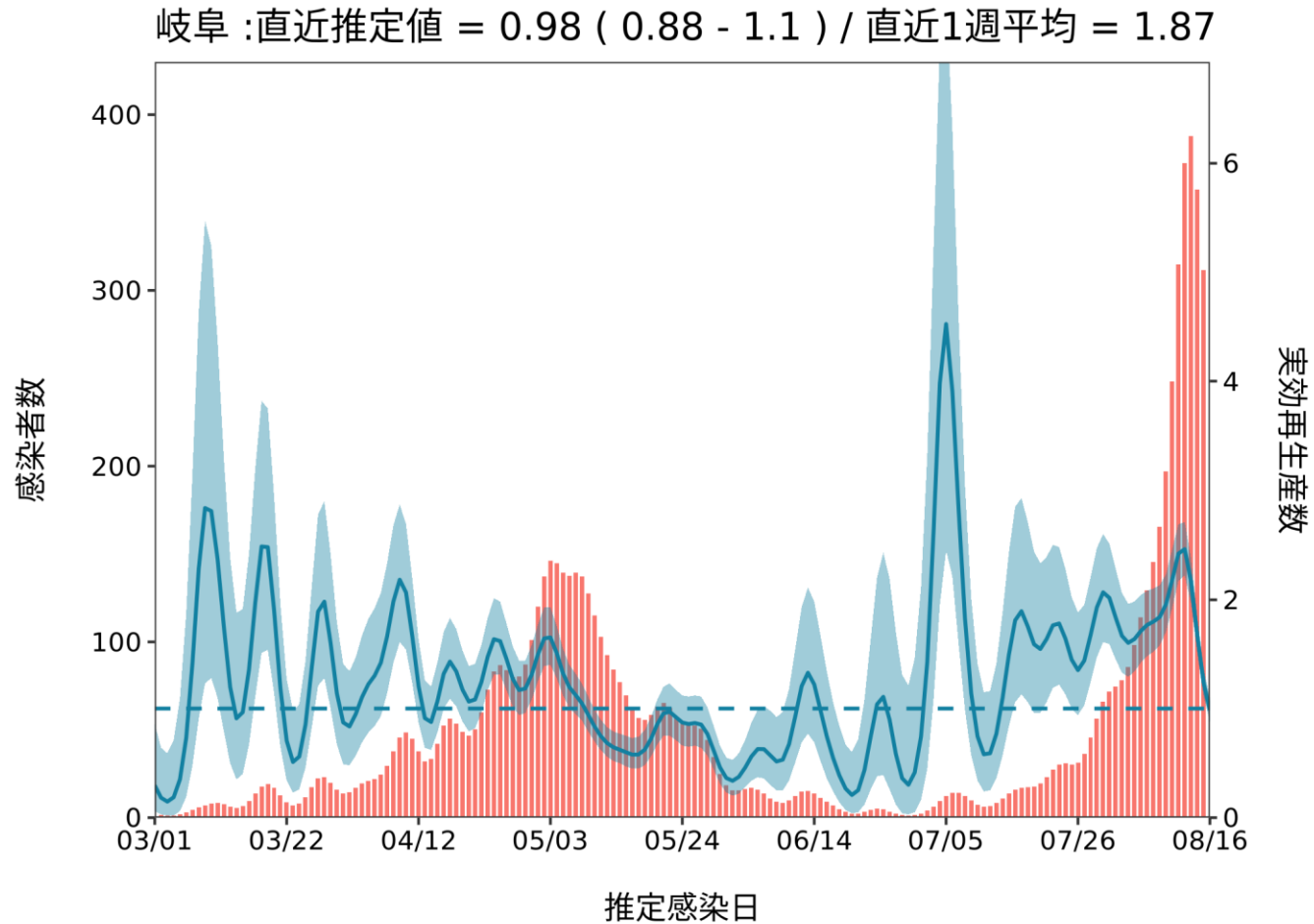
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



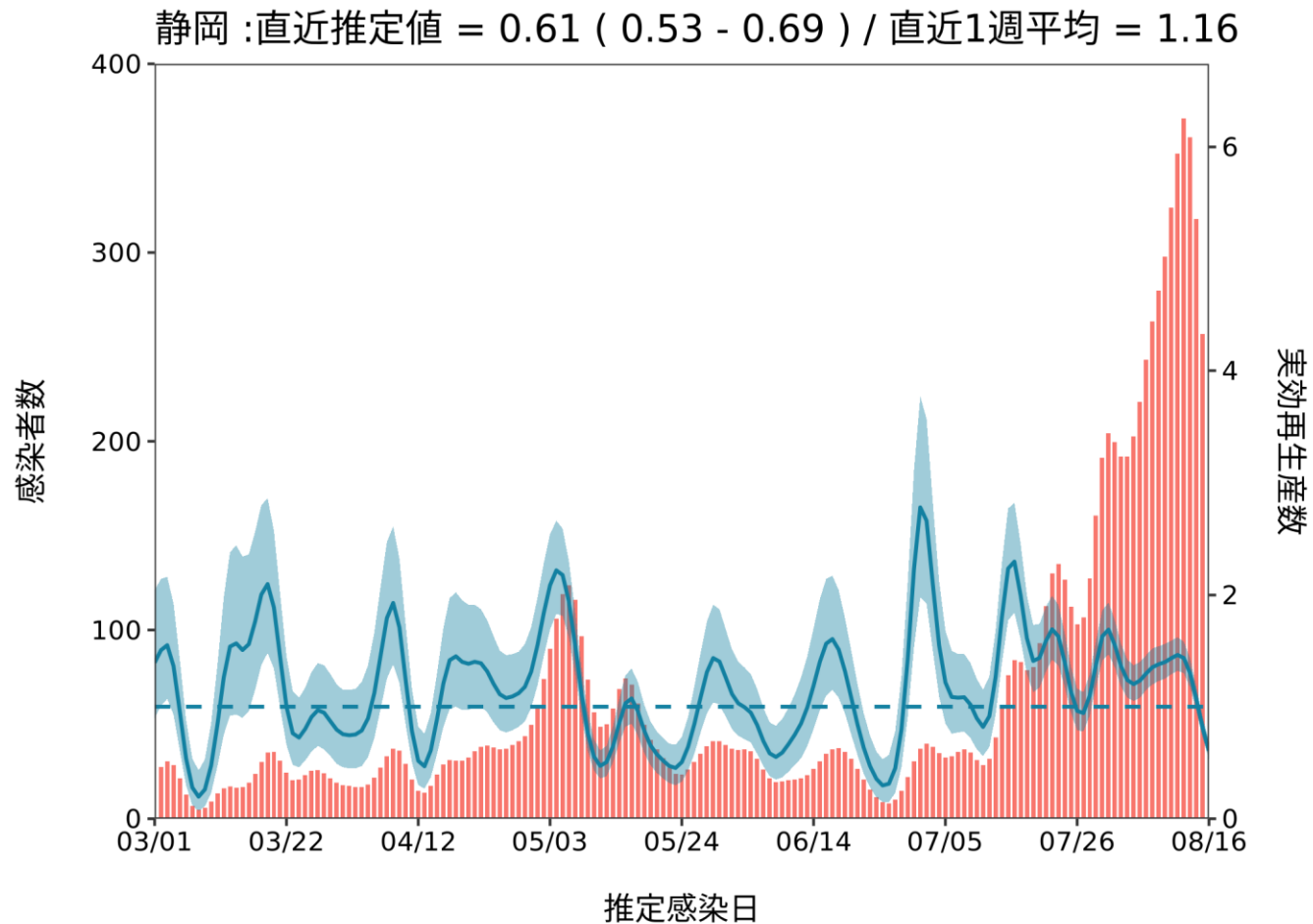
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

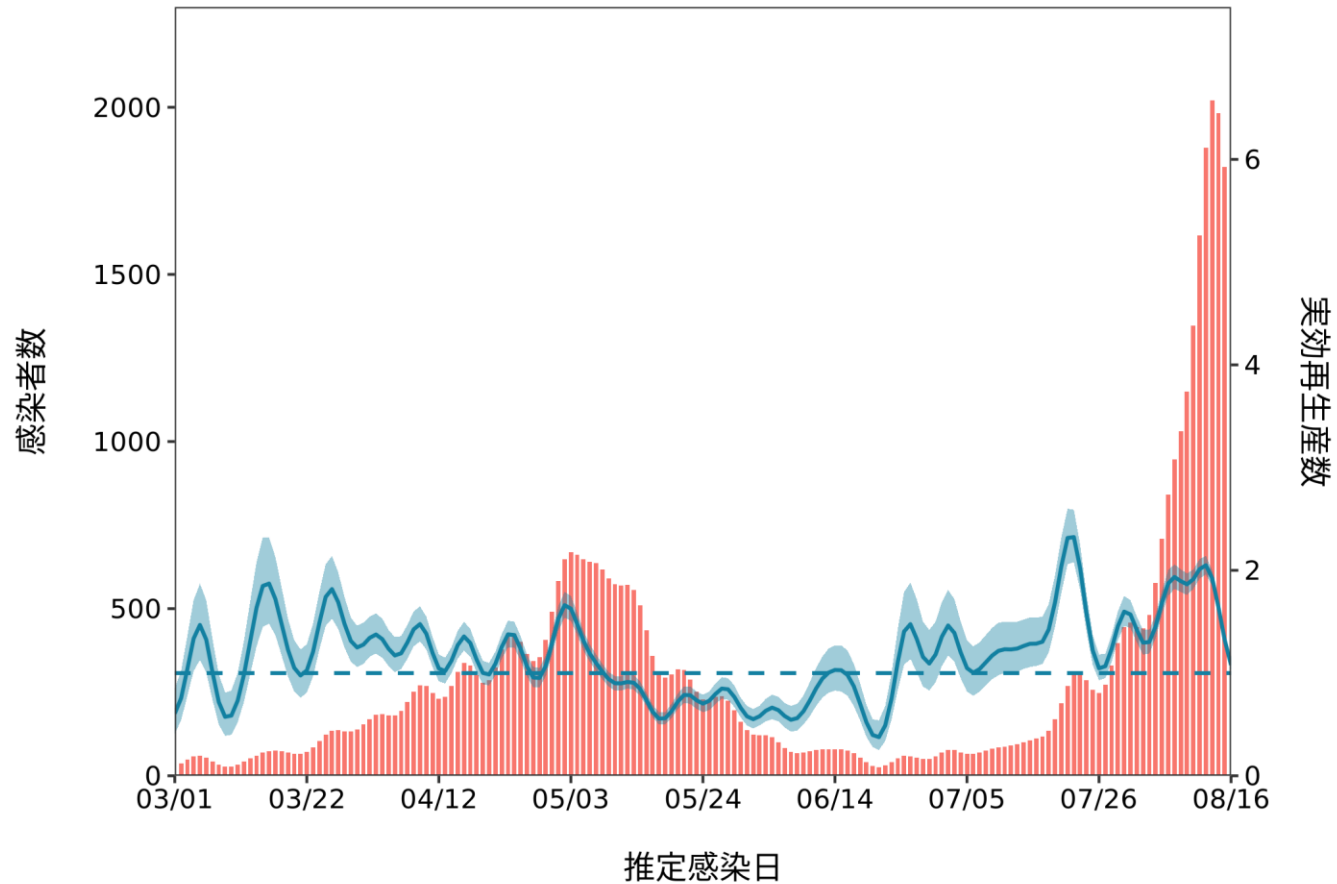
最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

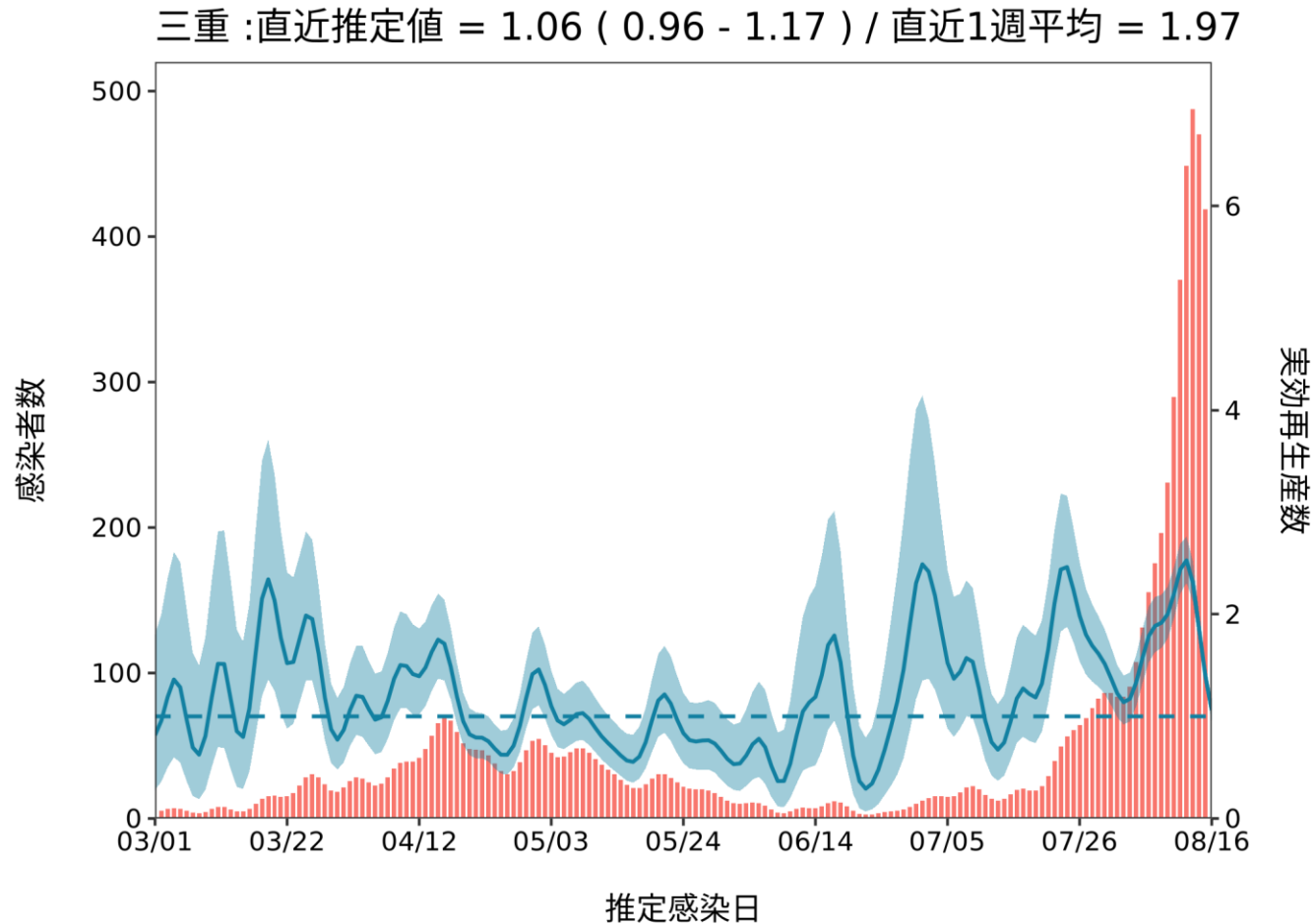
最新推定感染日付 8月16日

愛知 :直近推定値 = 1.08 (1.03 - 1.13) / 直近1週平均 = 1.71



推定日 8月31日

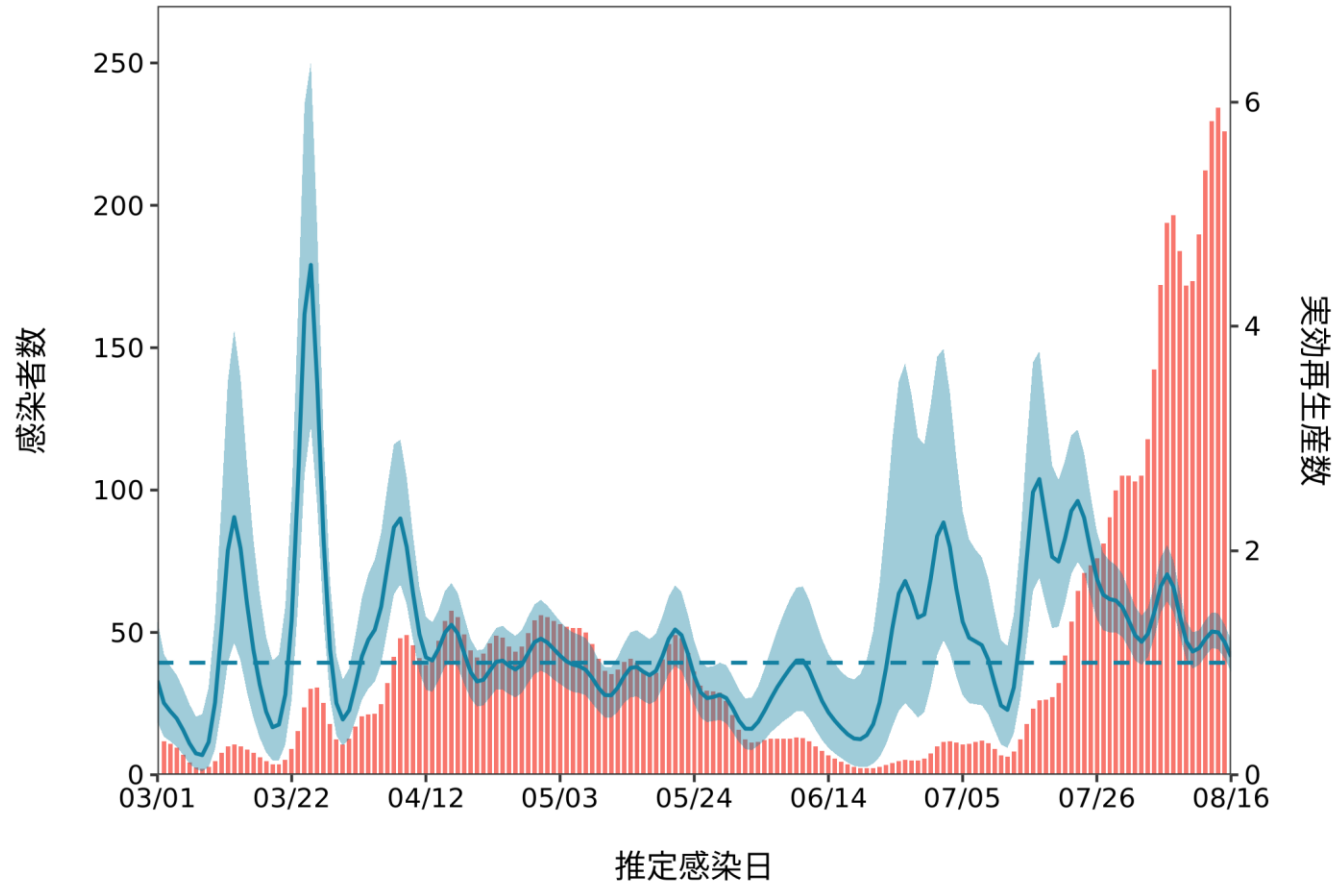
最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日

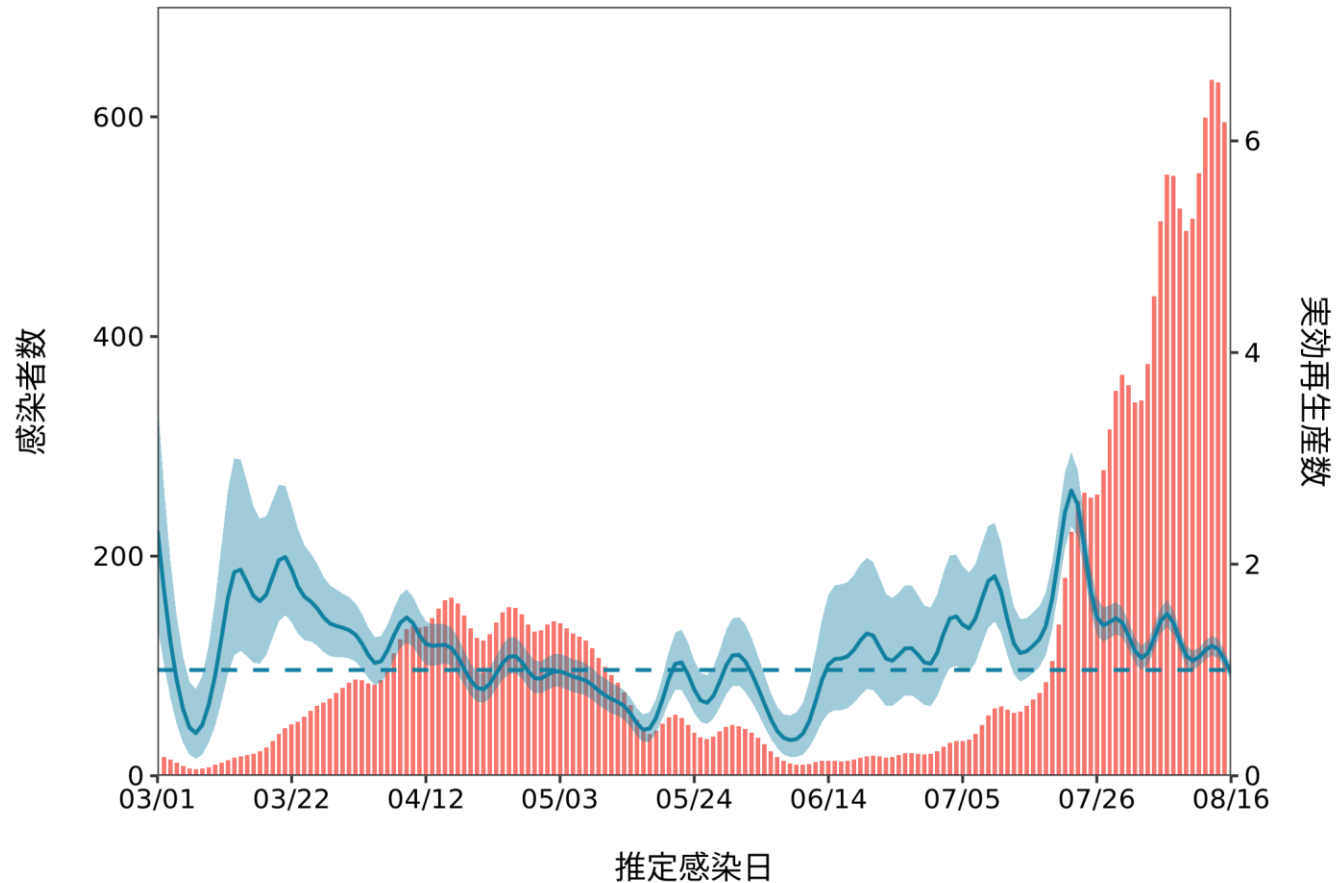
滋賀 : 直近推定値 = 1.05 (0.92 - 1.2) / 直近1週平均 = 1.18



推定日 8月31日

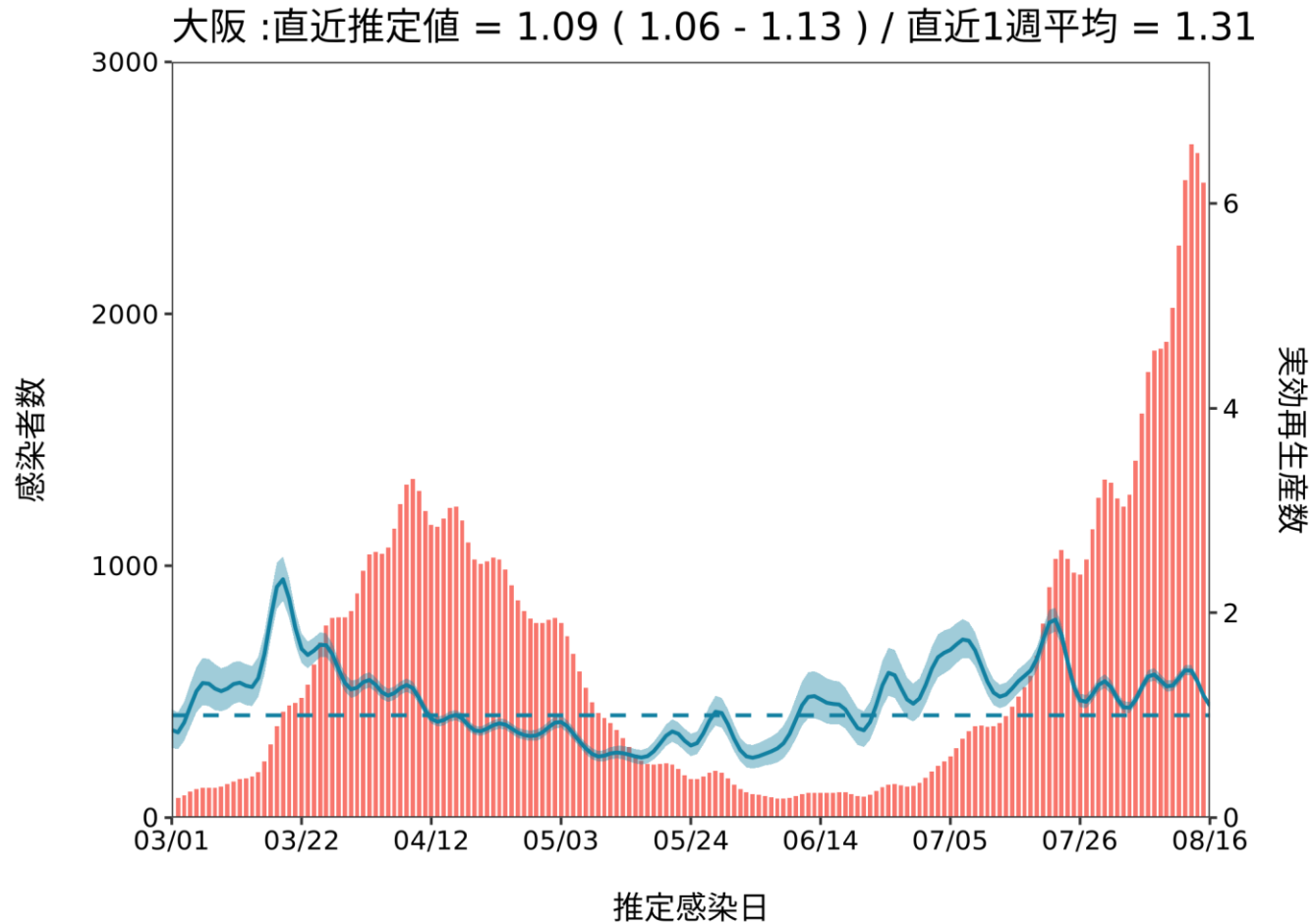
最新推定感染日付 8月16日

京都 :直近推定値 = 0.97 (0.9 - 1.05) / 直近1週平均 = 1.13



推定日 8月31日

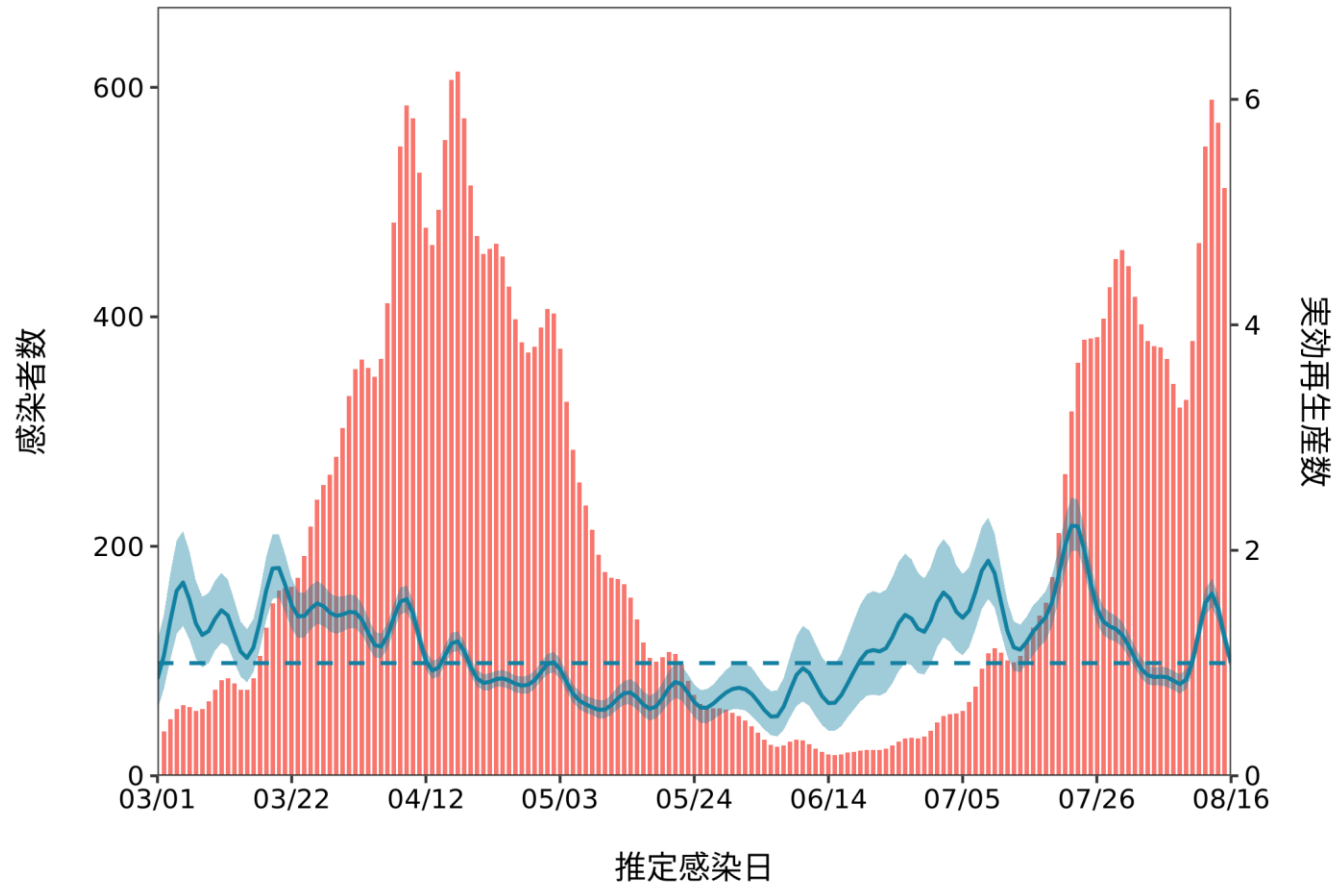
最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日

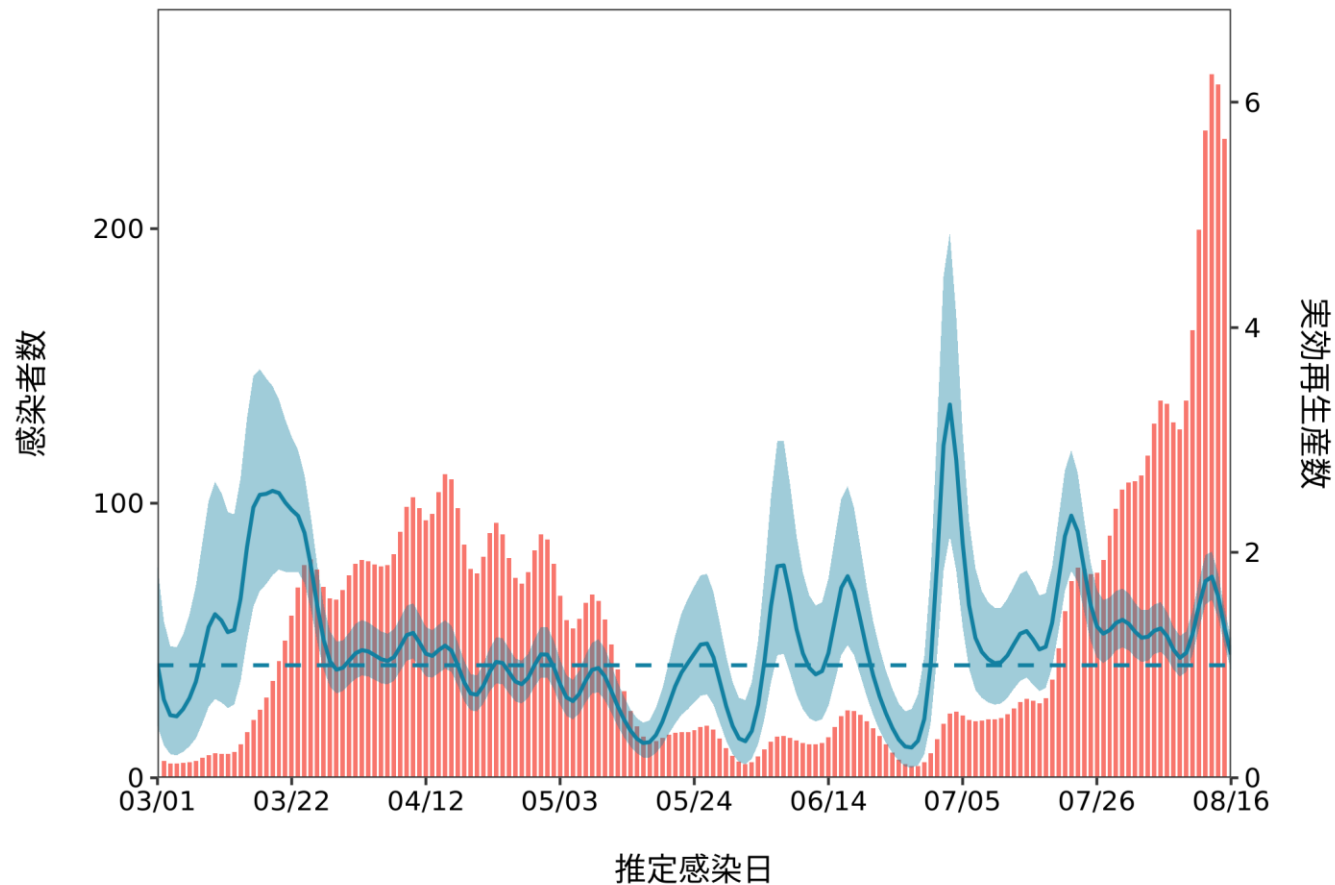
兵庫 :直近推定値 = 1 (0.92 - 1.09) / 直近1週平均 = 1.31



推定日 8月31日

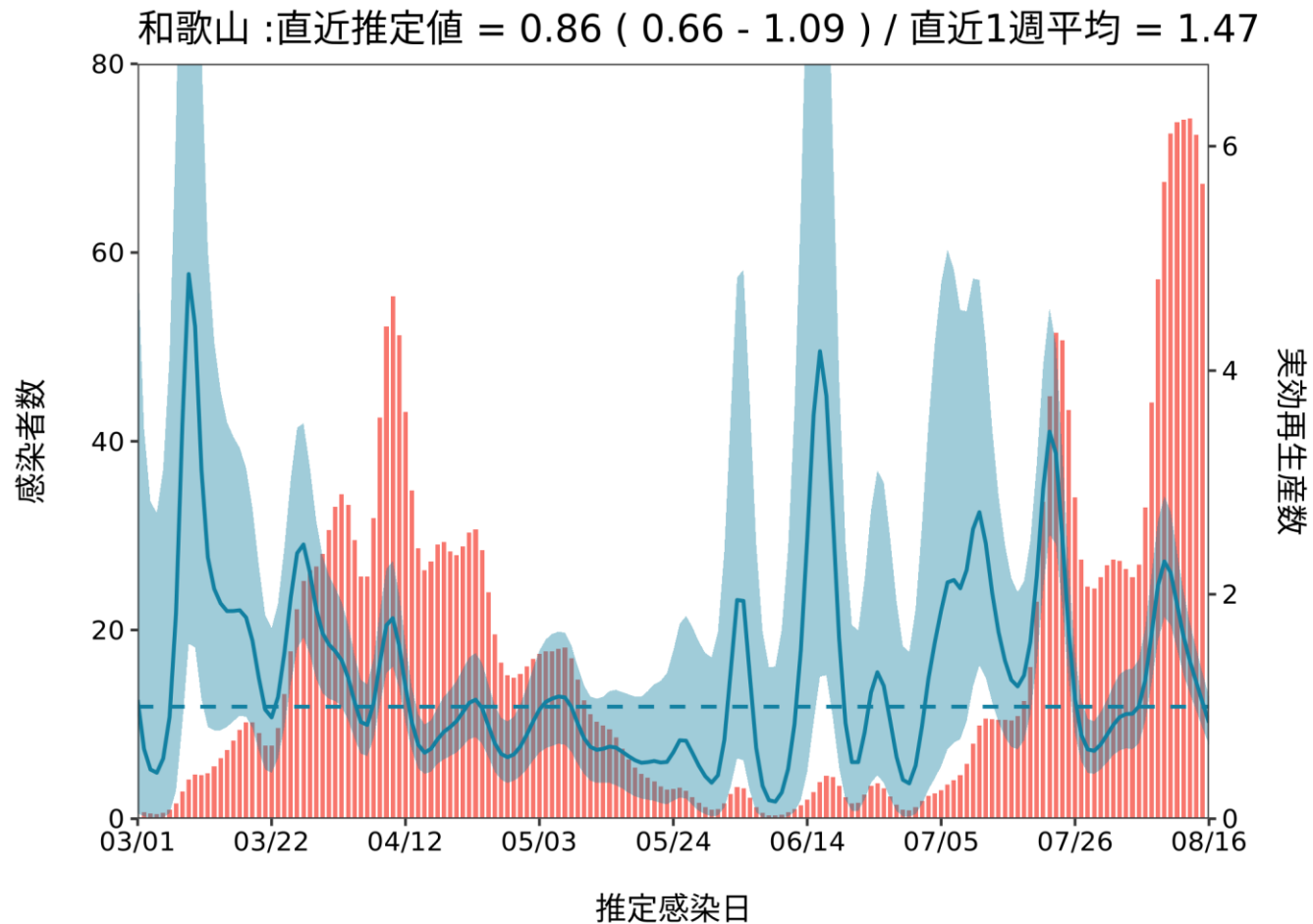
最新推定感染日付 8月16日

奈良 : 直近推定値 = 1.1 (0.96 - 1.24) / 直近1週平均 = 1.48



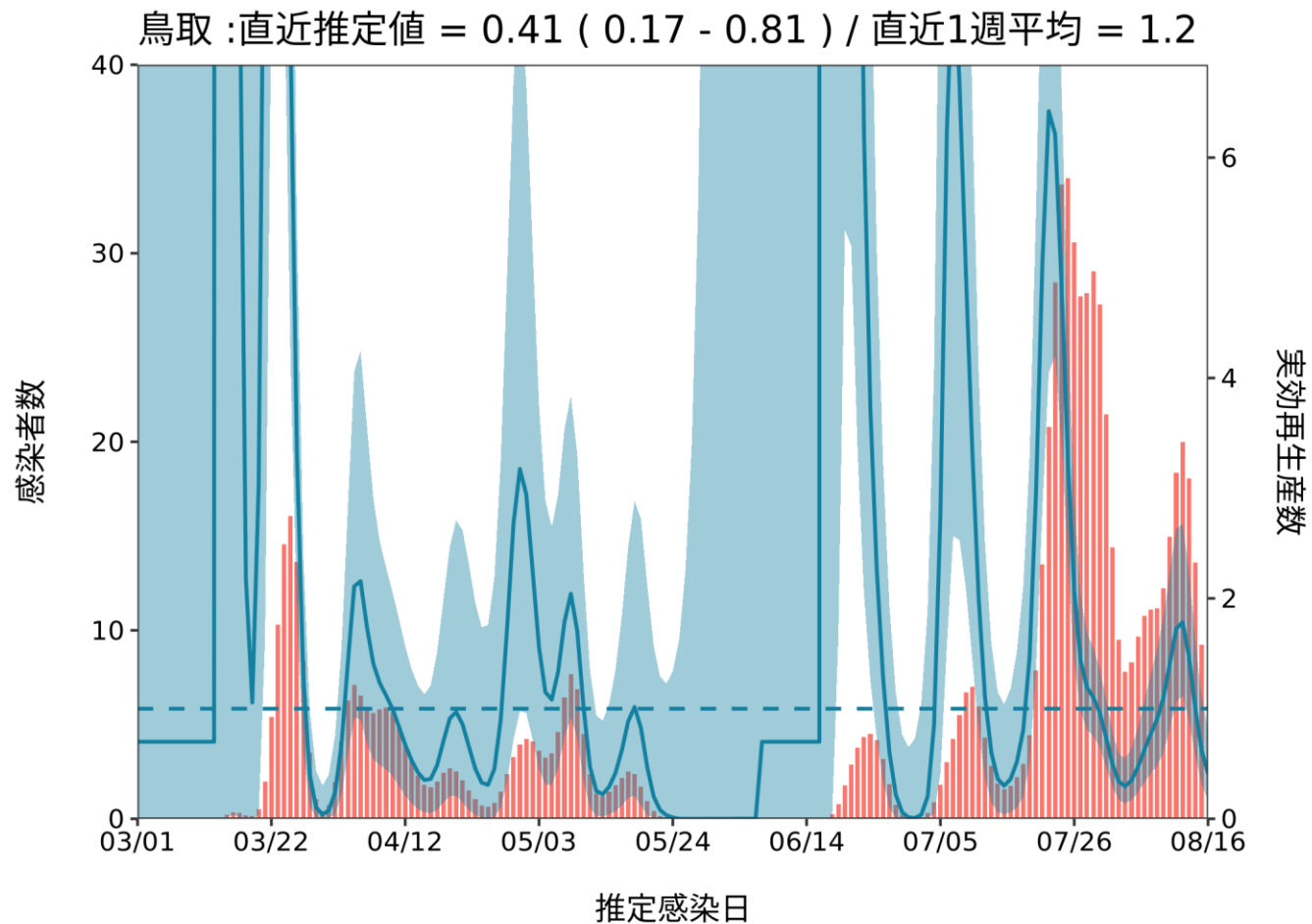
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



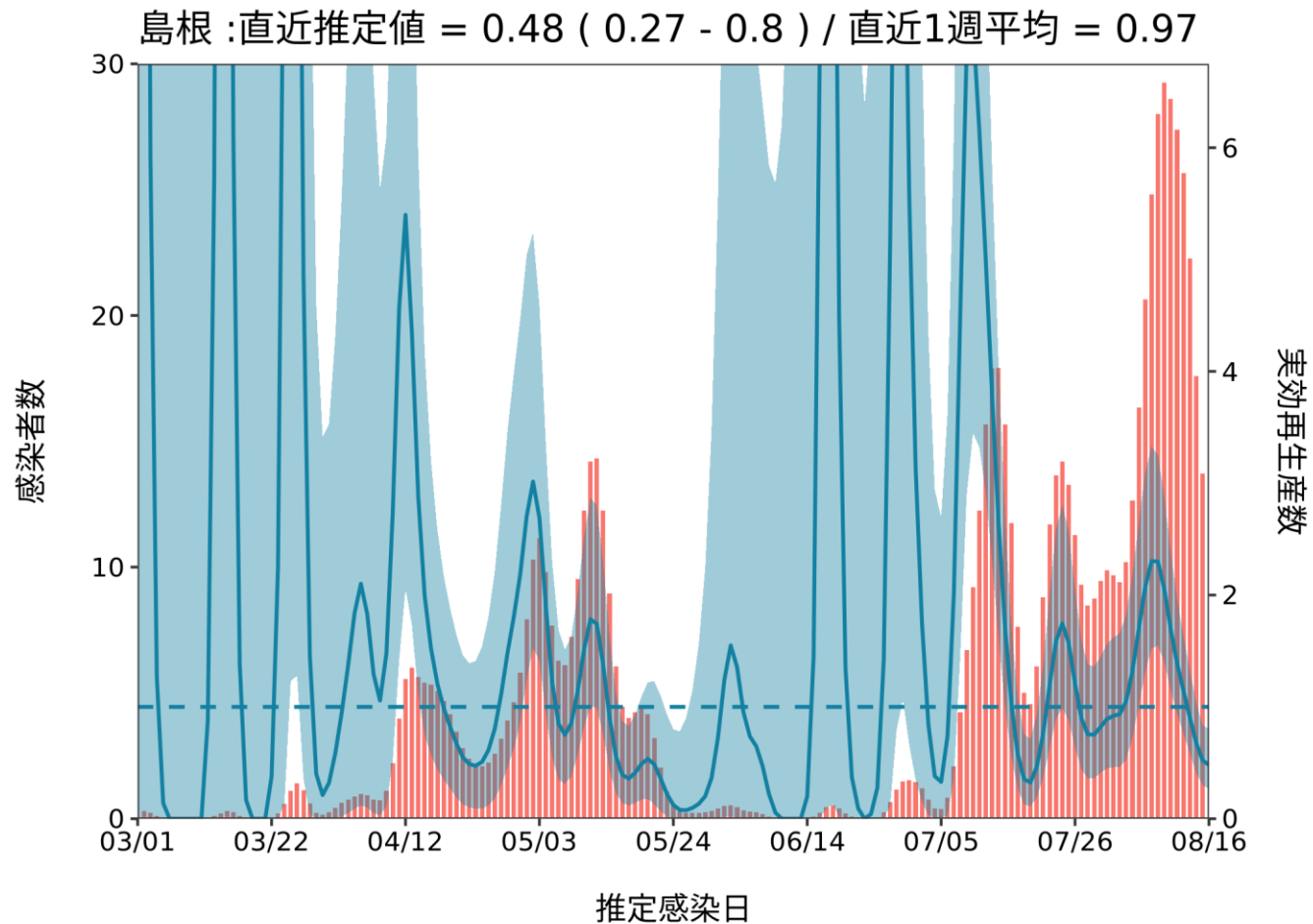
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



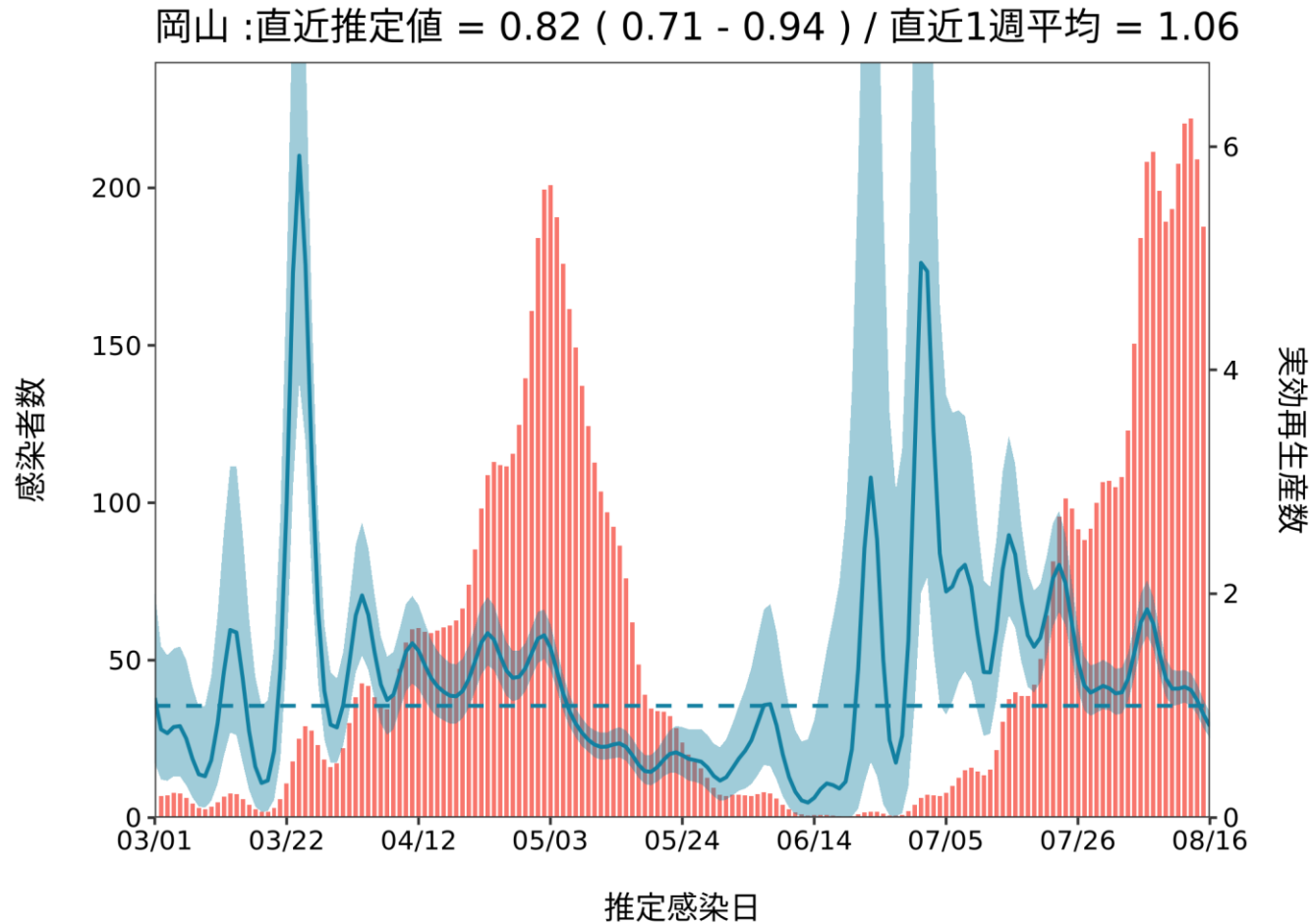
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



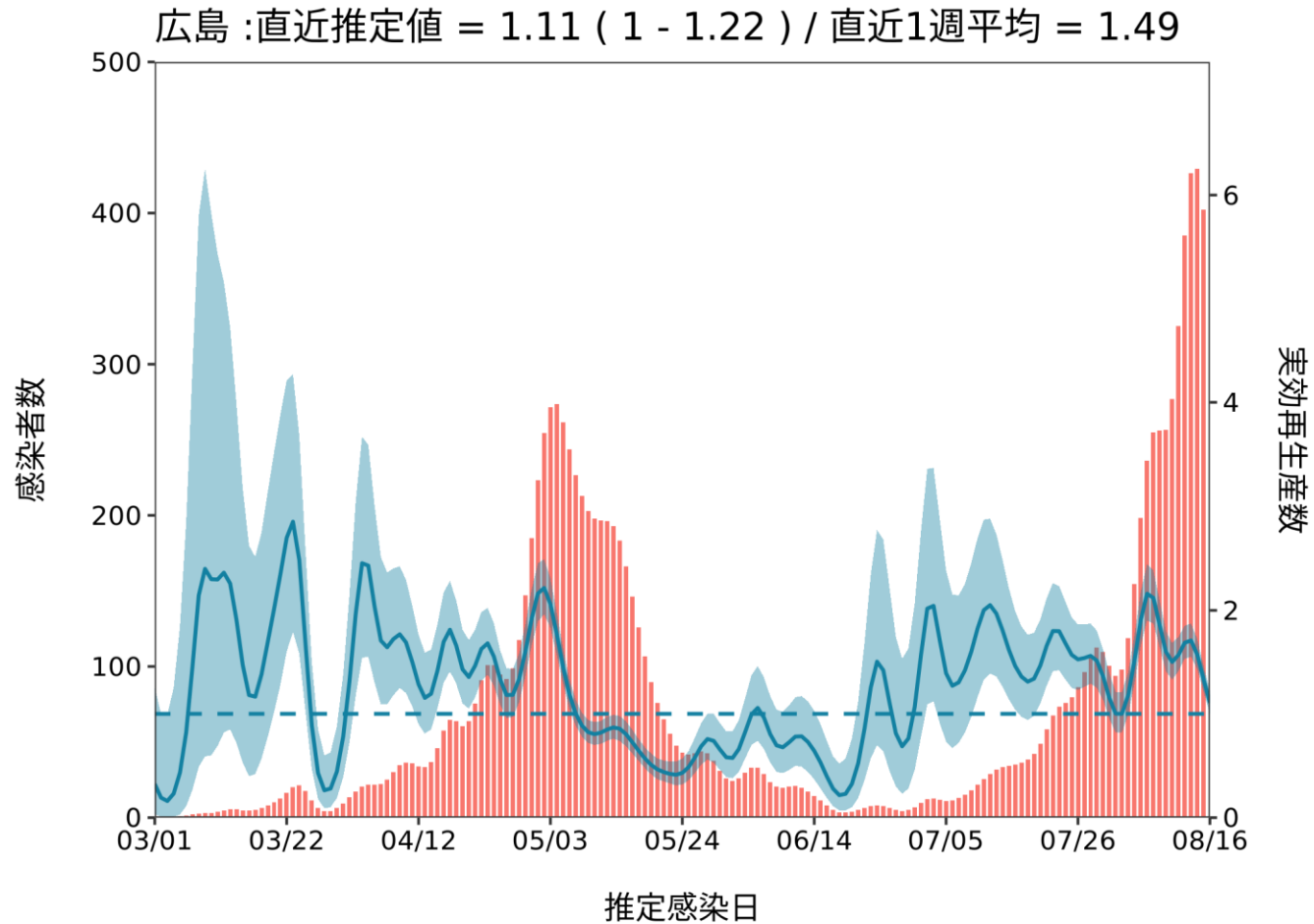
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



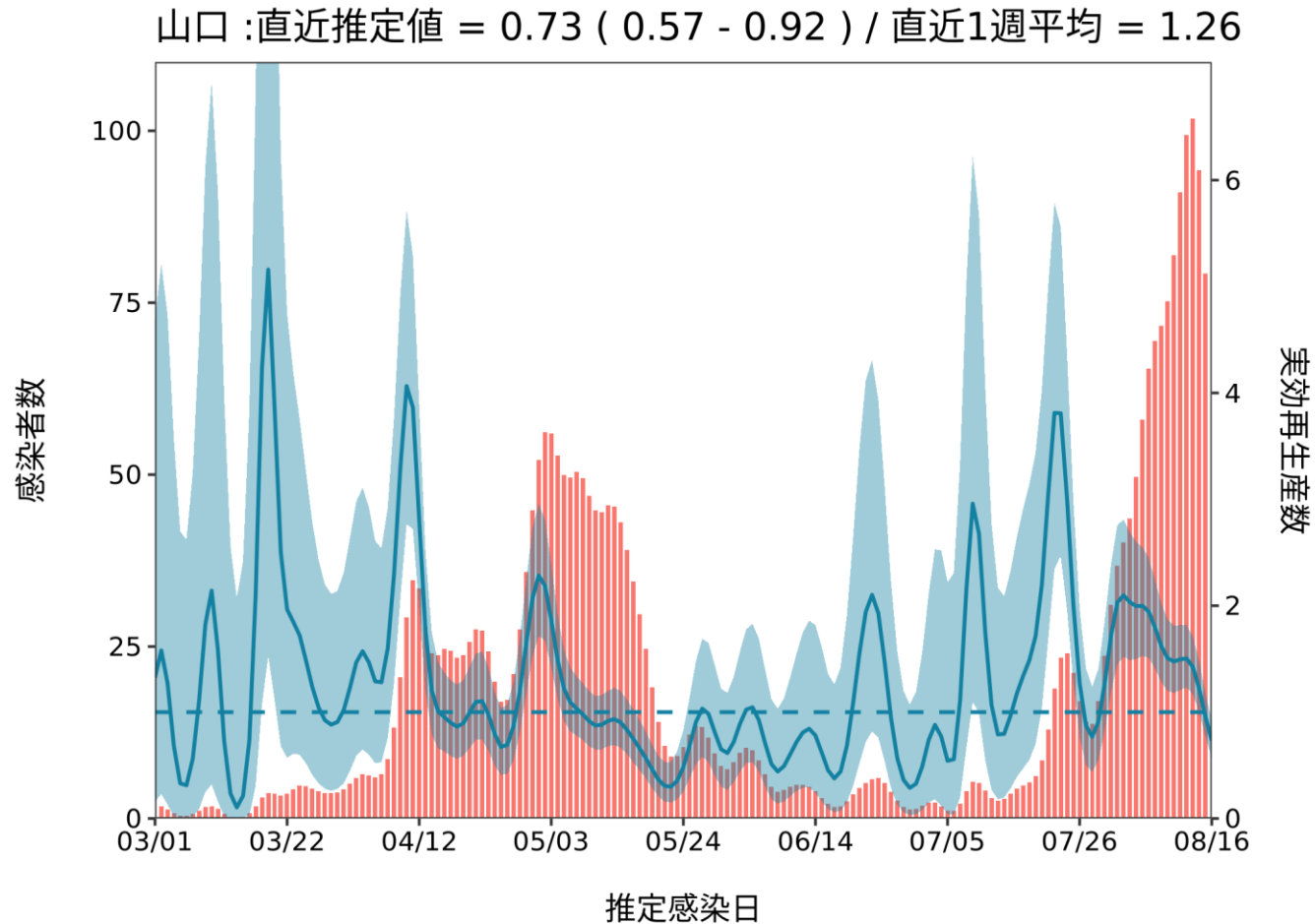
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



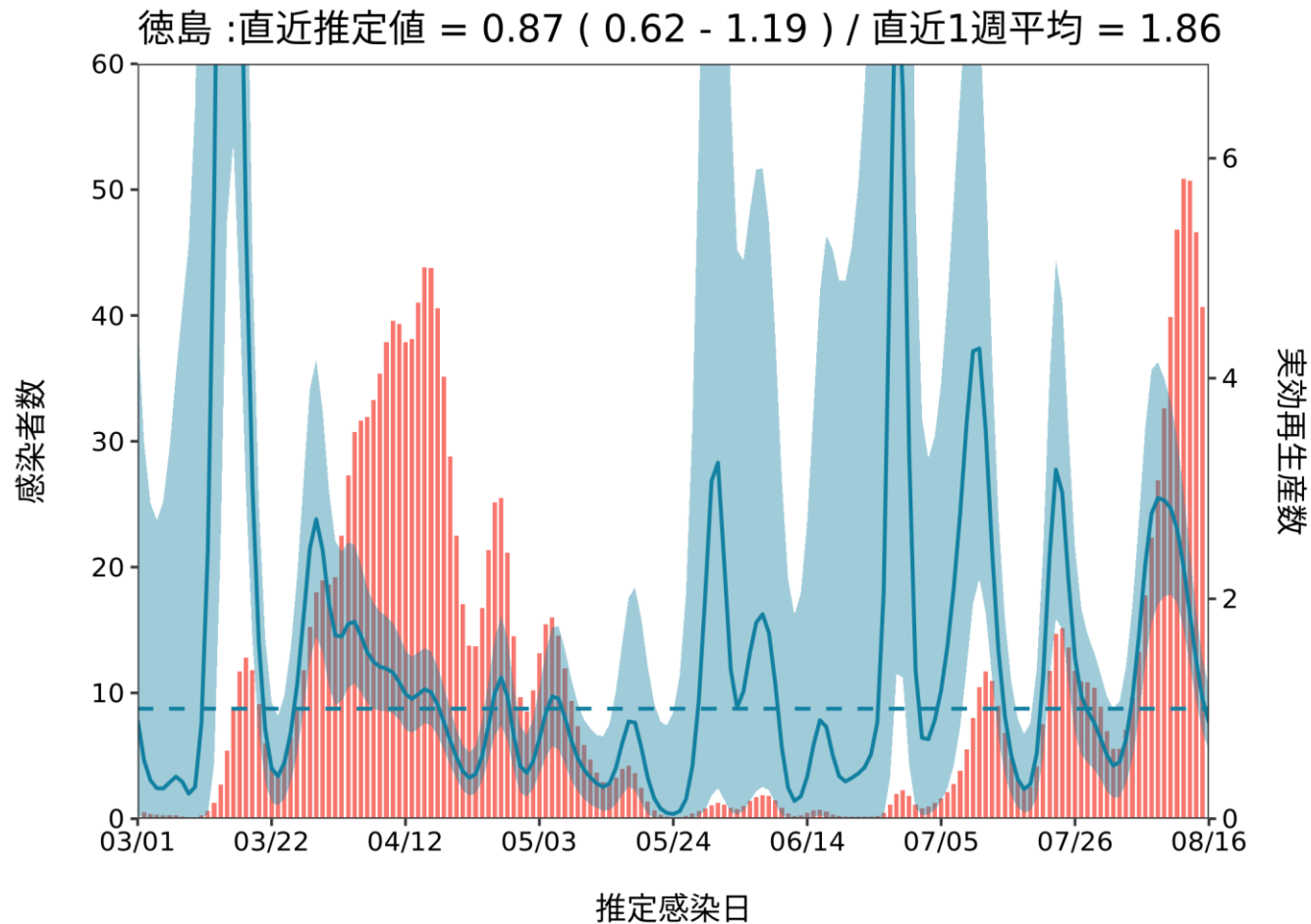
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



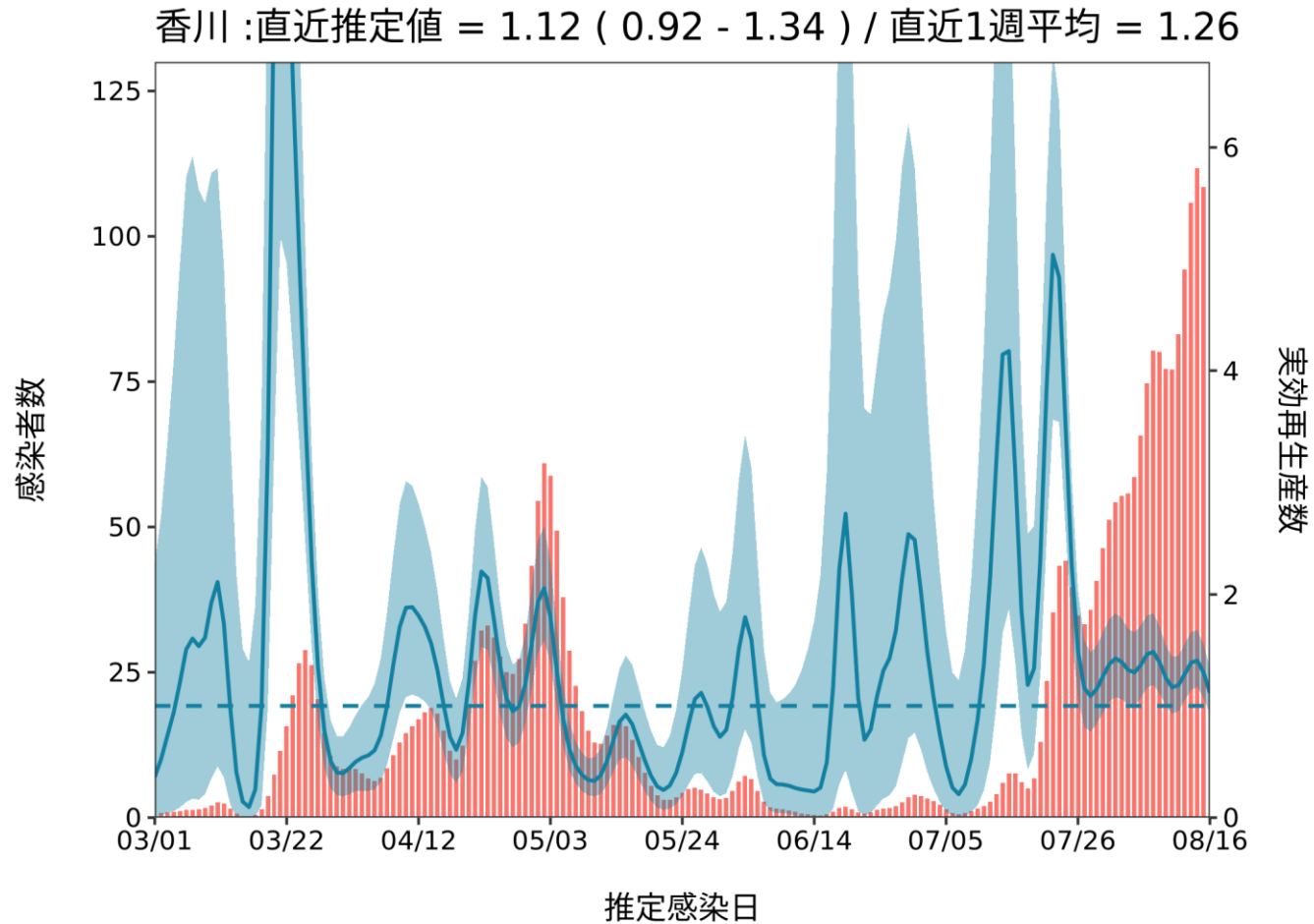
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



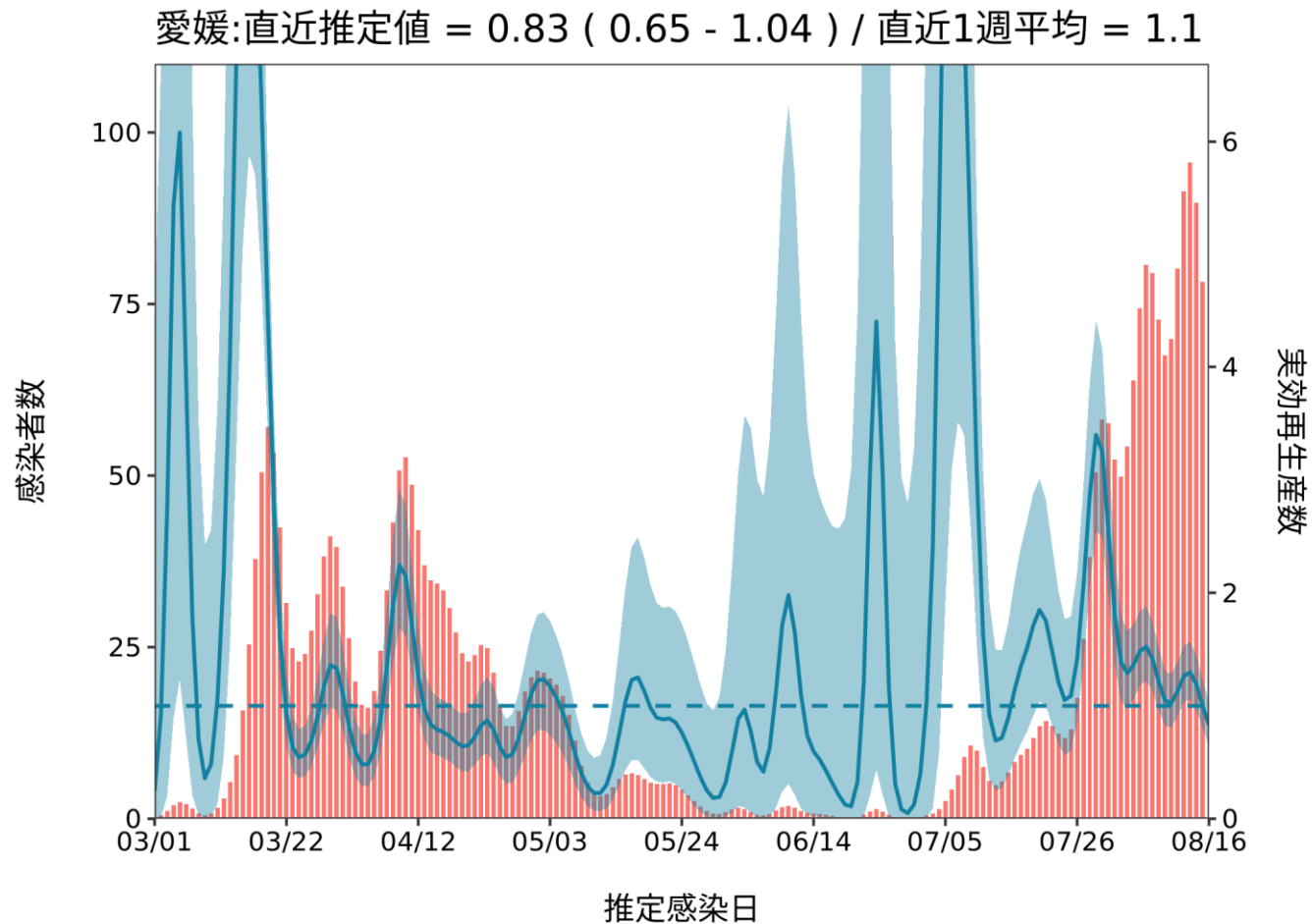
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



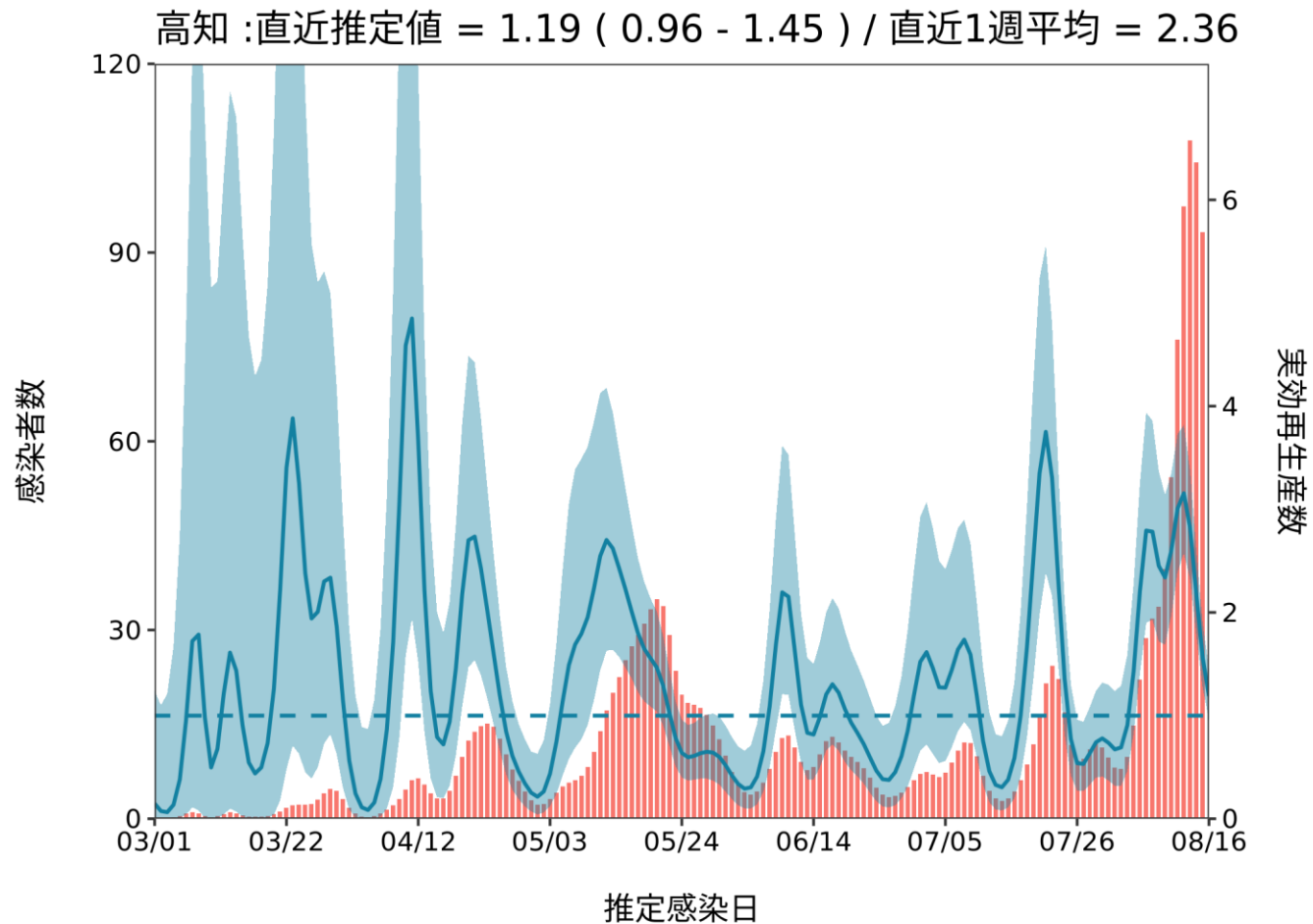
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



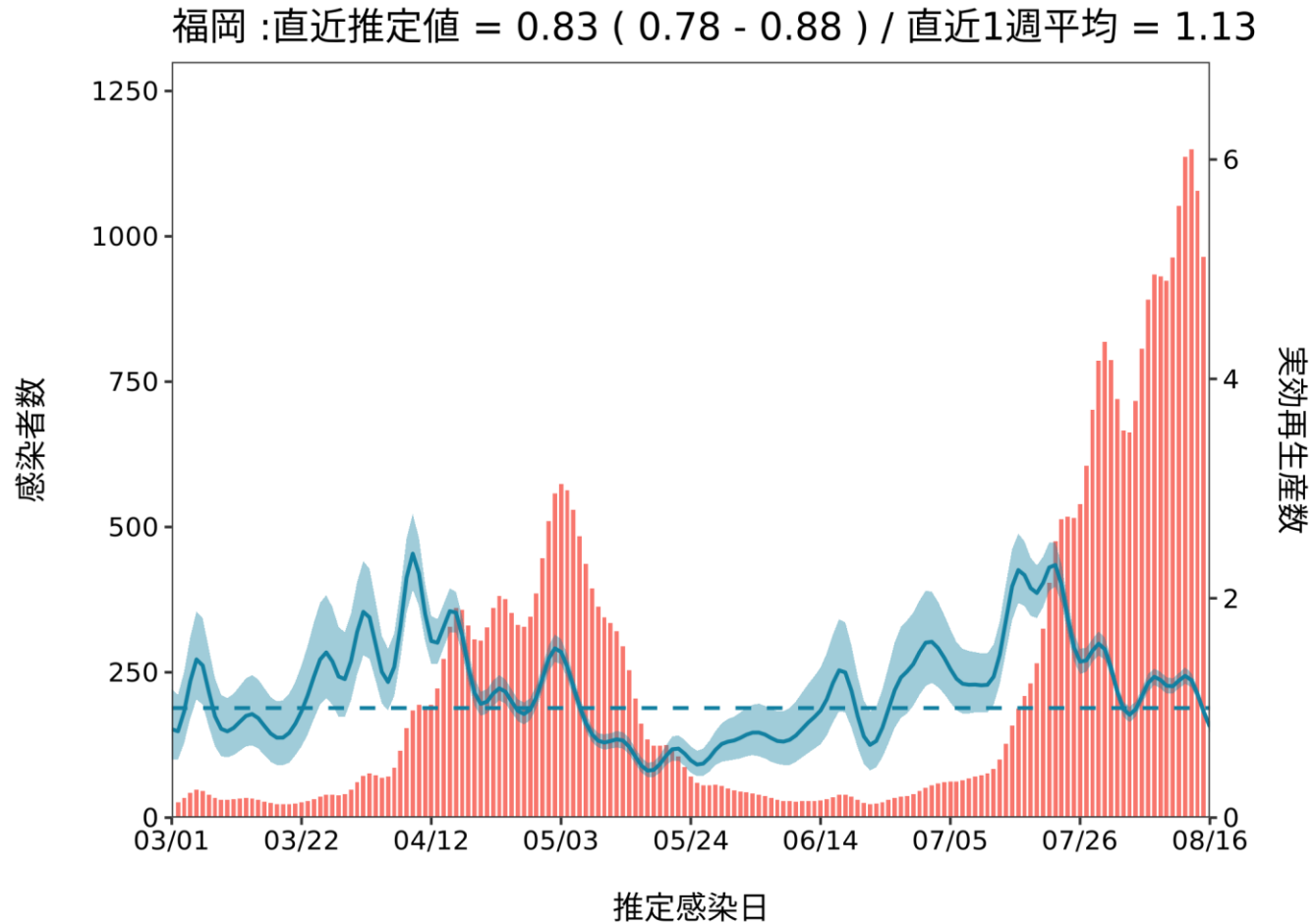
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

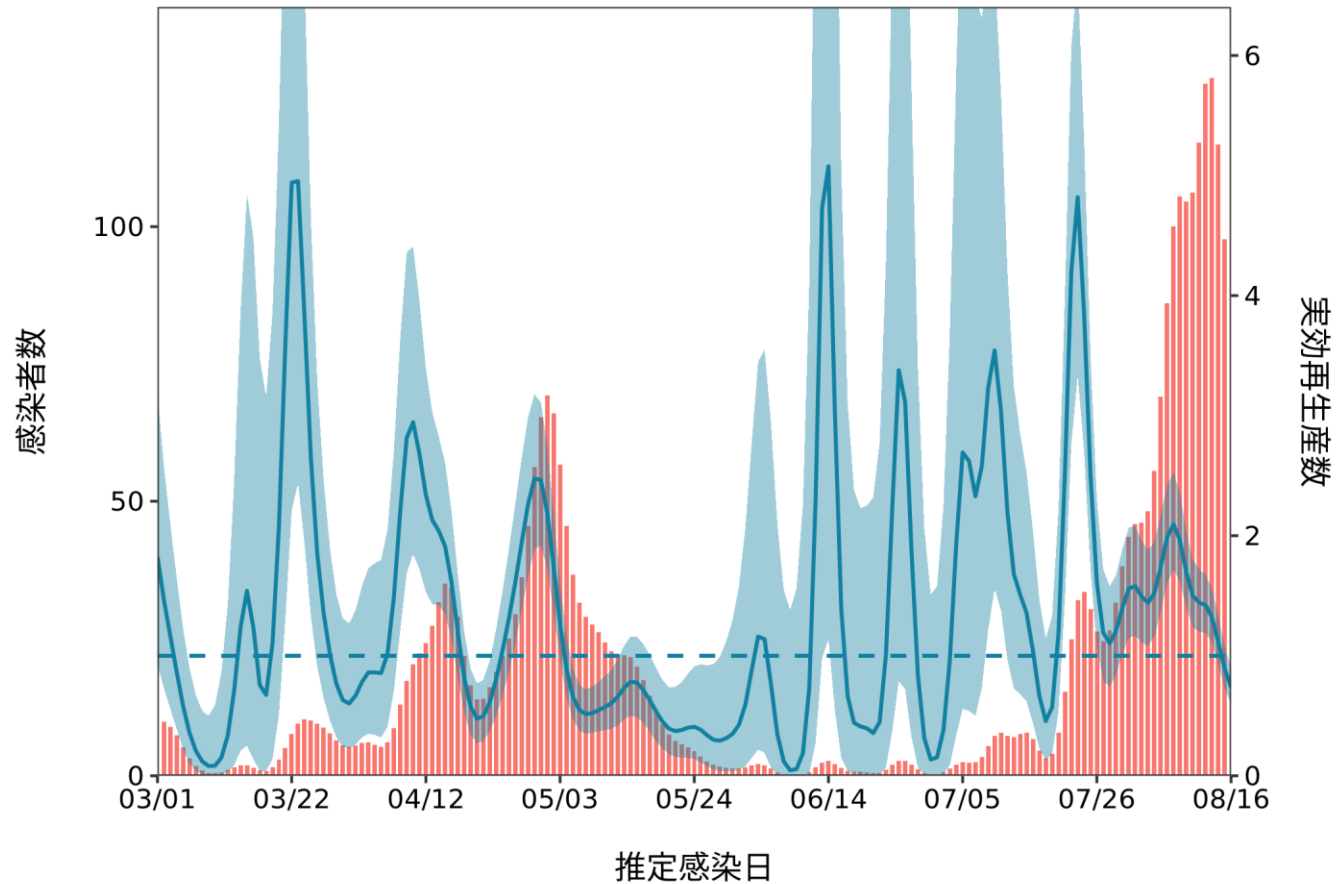
最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

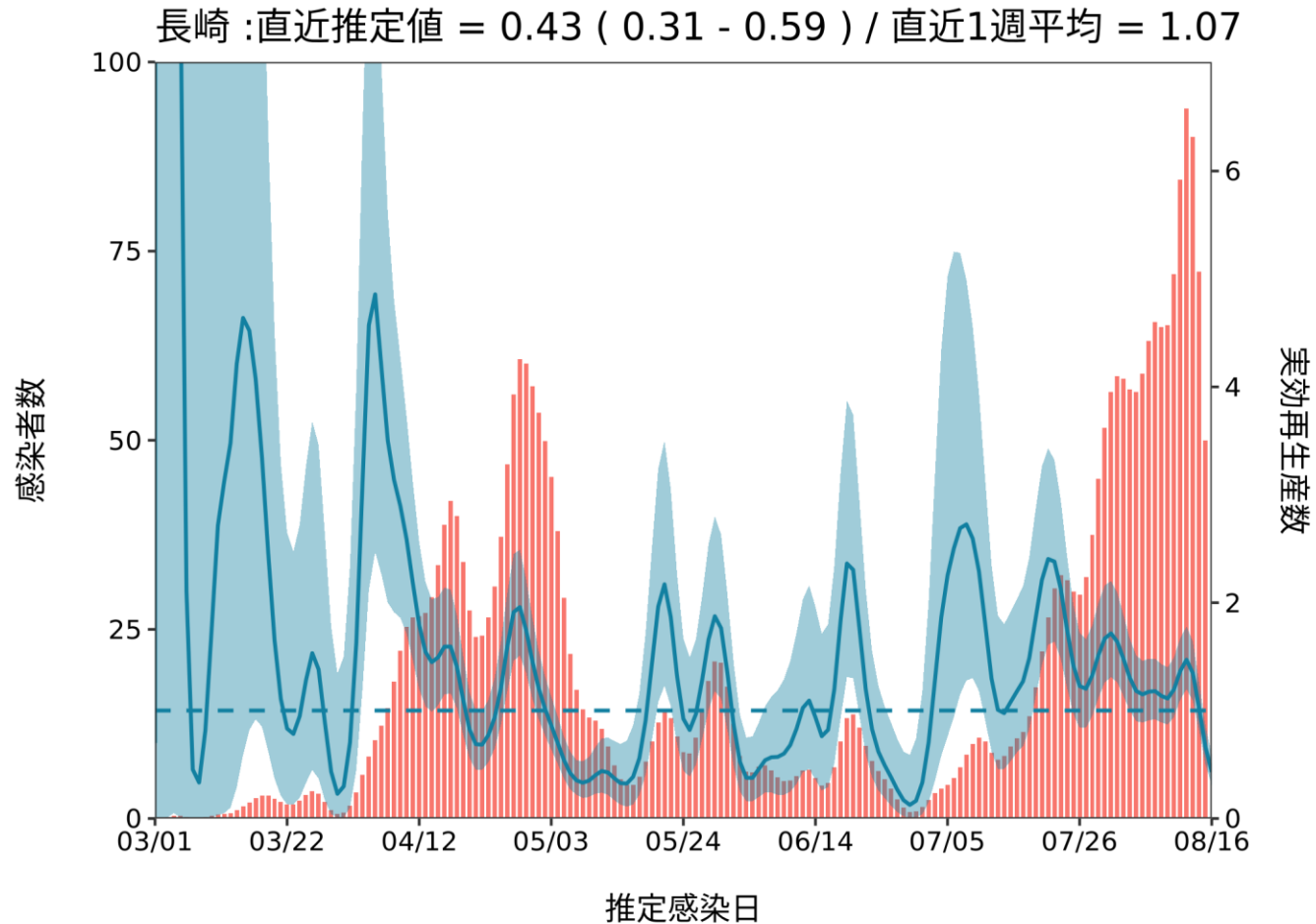
最新推定感染日付 8月16日

佐賀 : 直近推定値 = 0.74 (0.6 - 0.9) / 直近1週平均 = 1.21



推定日 8月31日

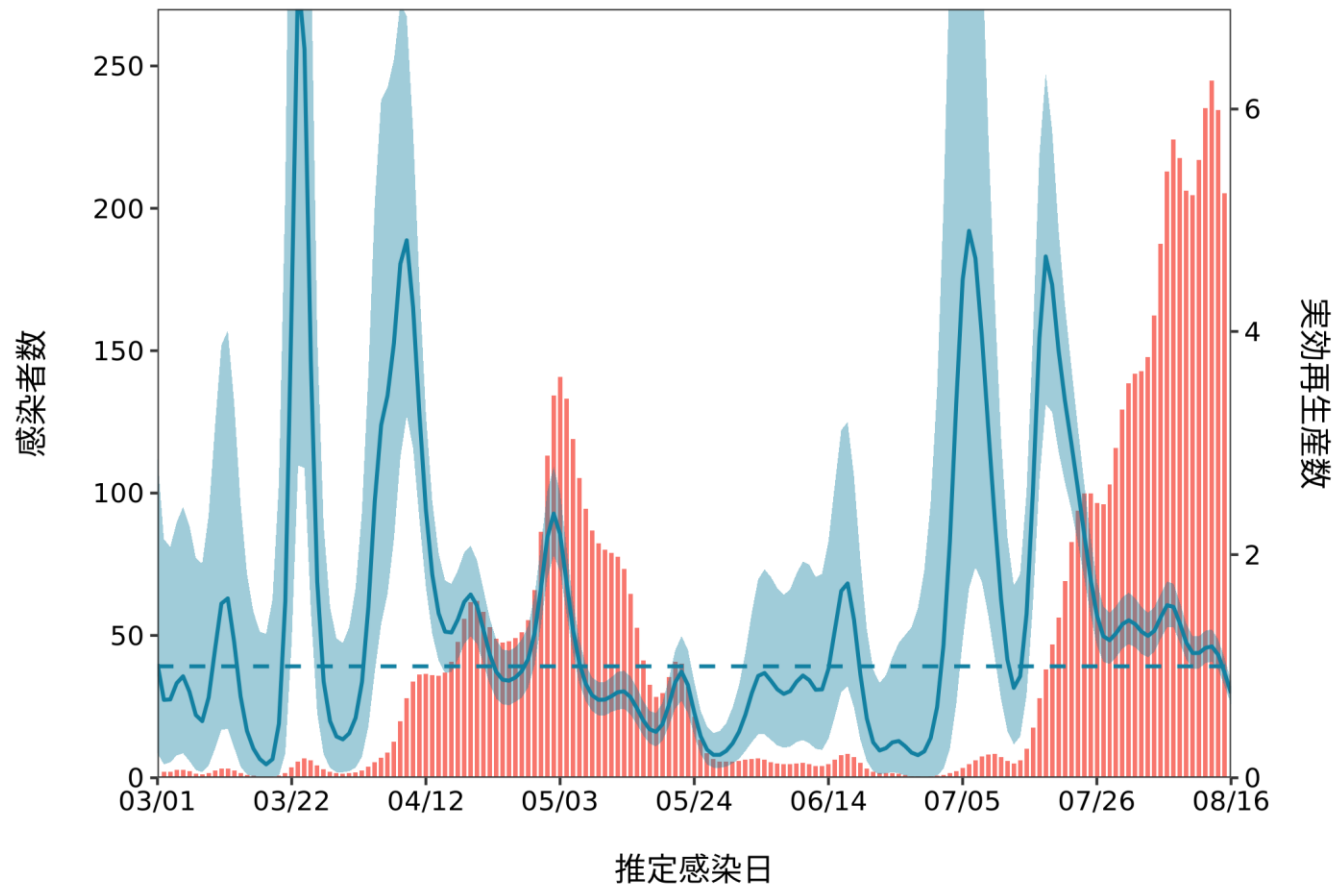
最新推定感染日付 8月16日



推定日 8月31日

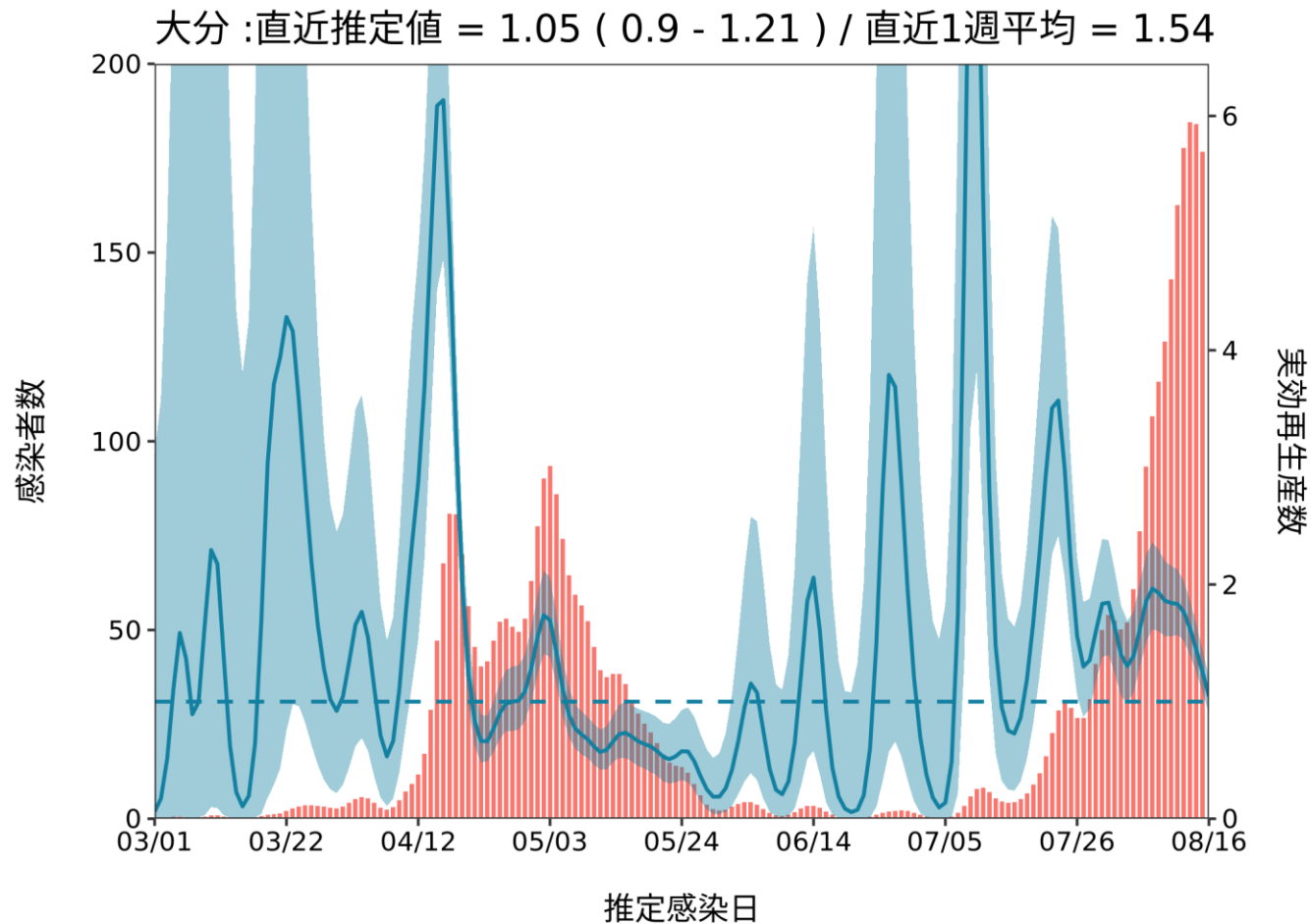
最新推定感染日付 8月16日

熊本 : 直近推定値 = 0.76 (0.66 - 0.87) / 直近1週平均 = 1.05



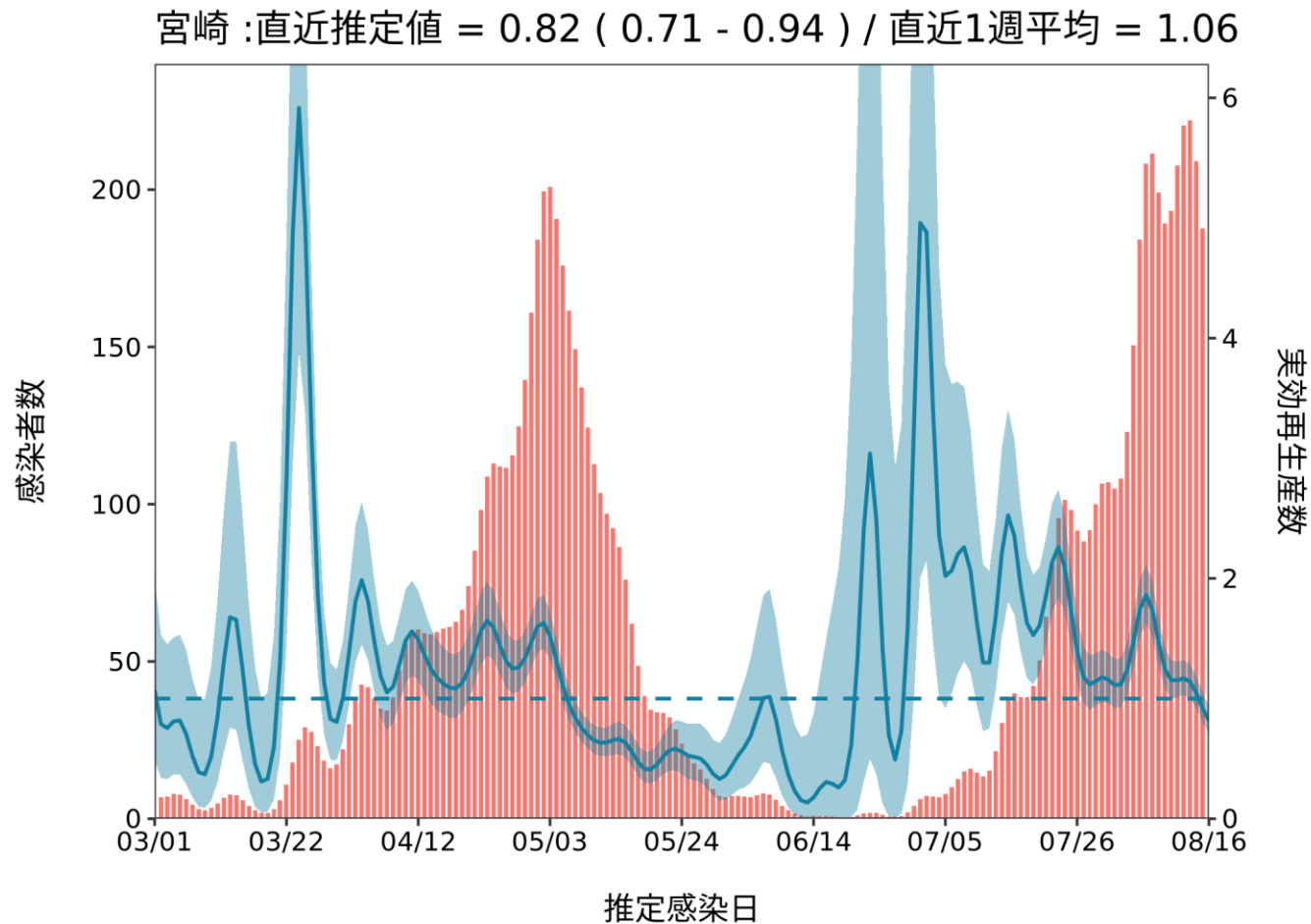
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



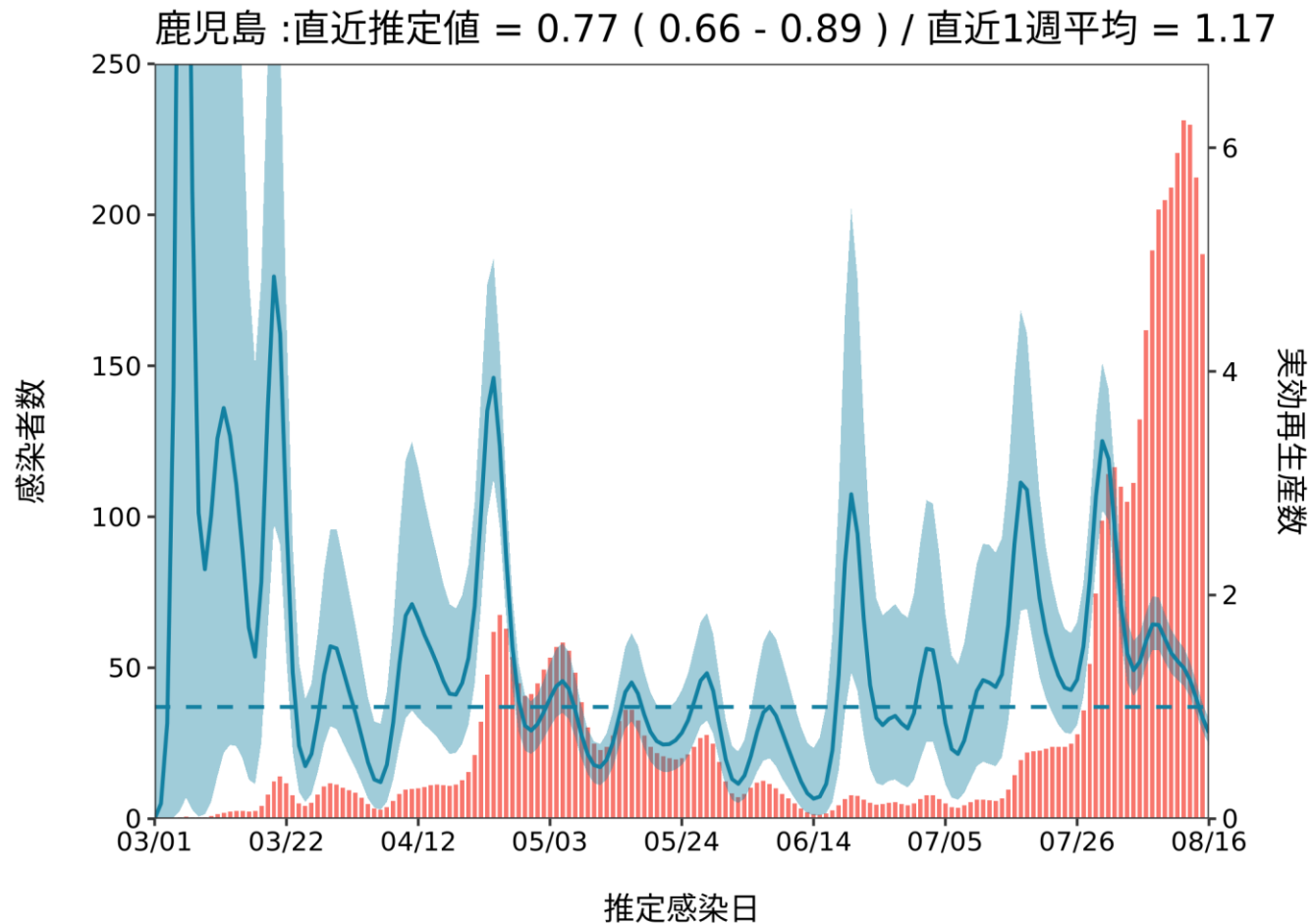
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日



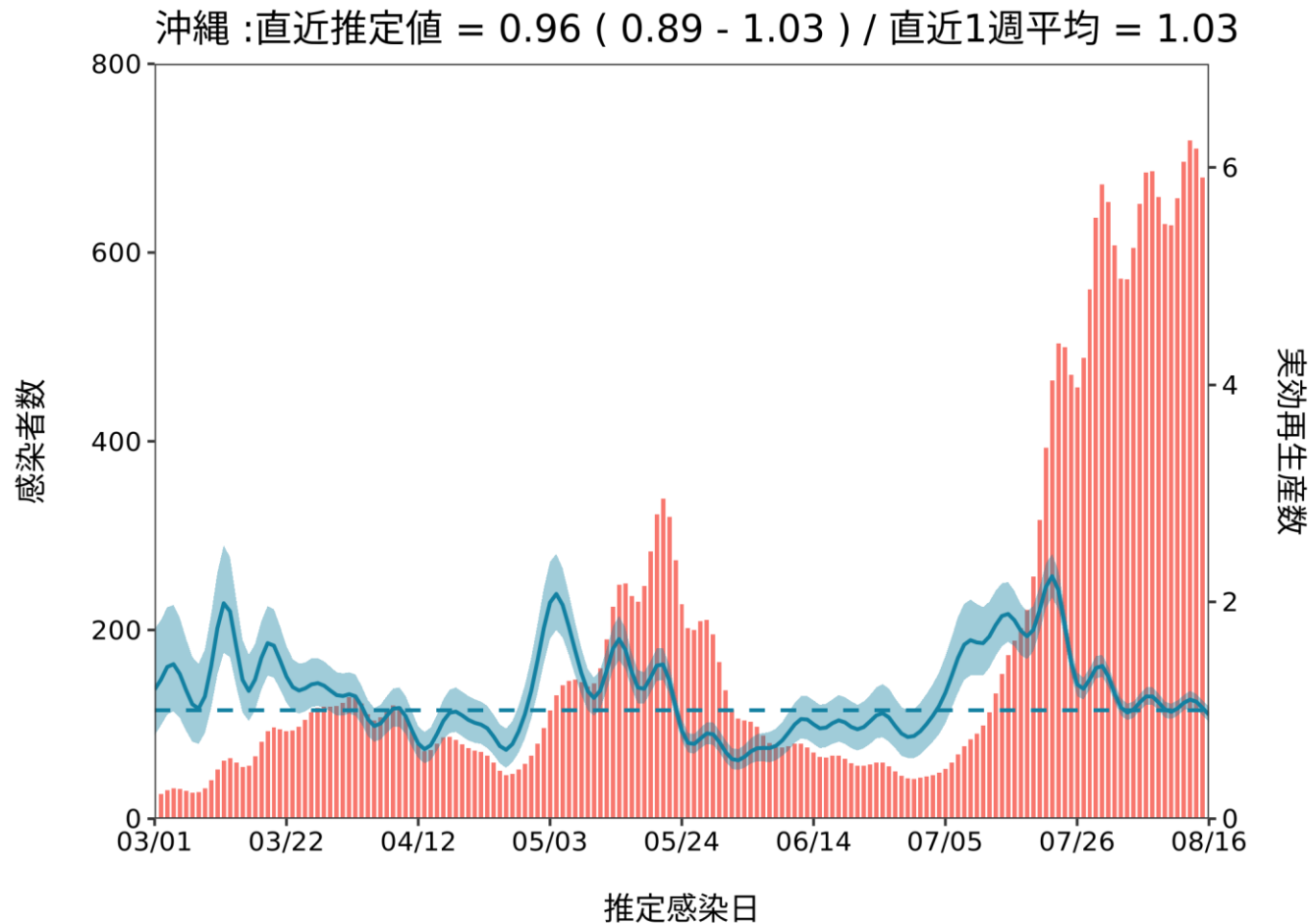
推定日 8月31日

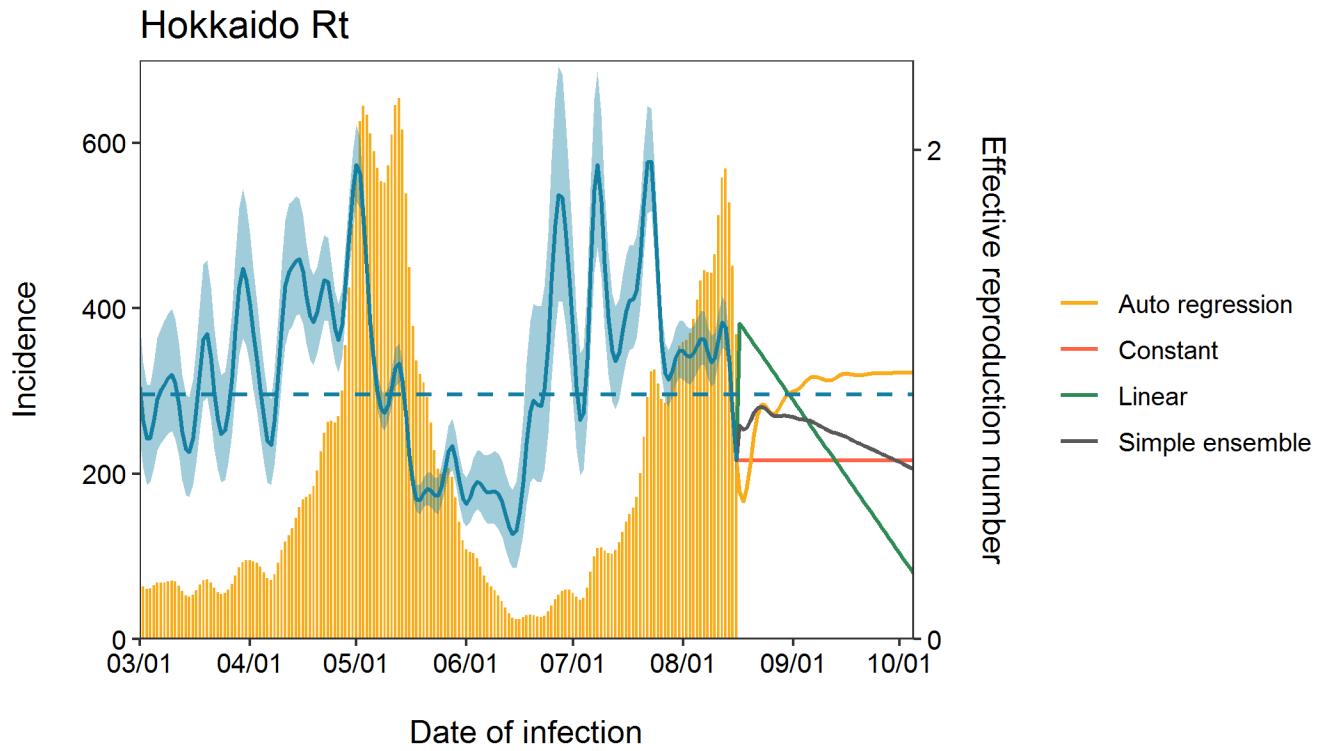
最新推定感染日付 8月16日



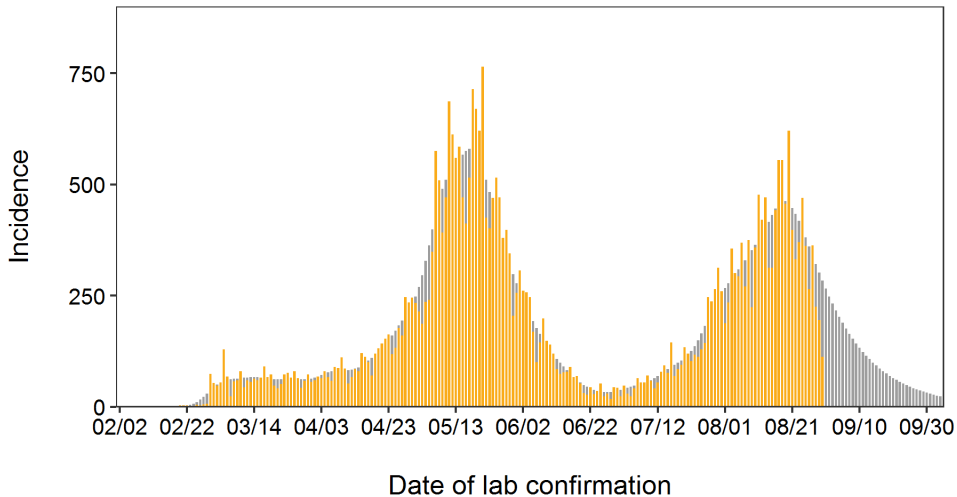
推定日 8月31日

最新推定感染日付 8月16日

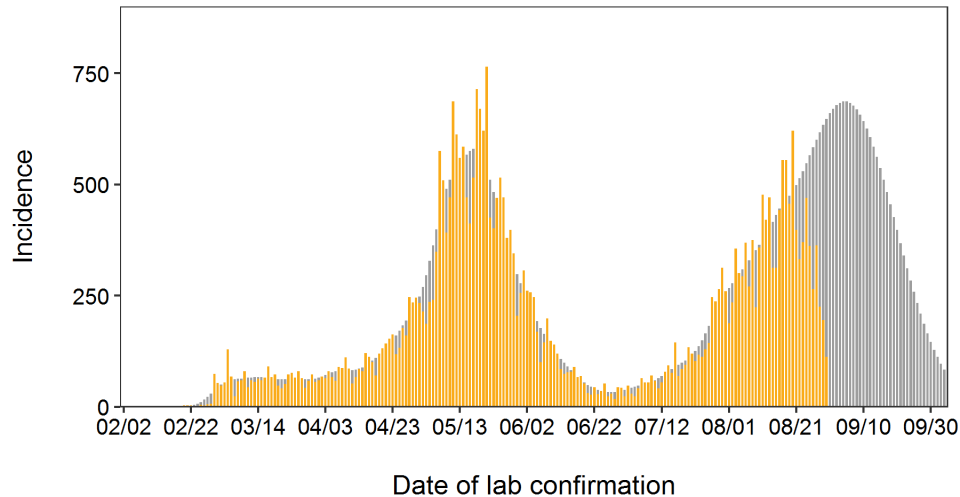




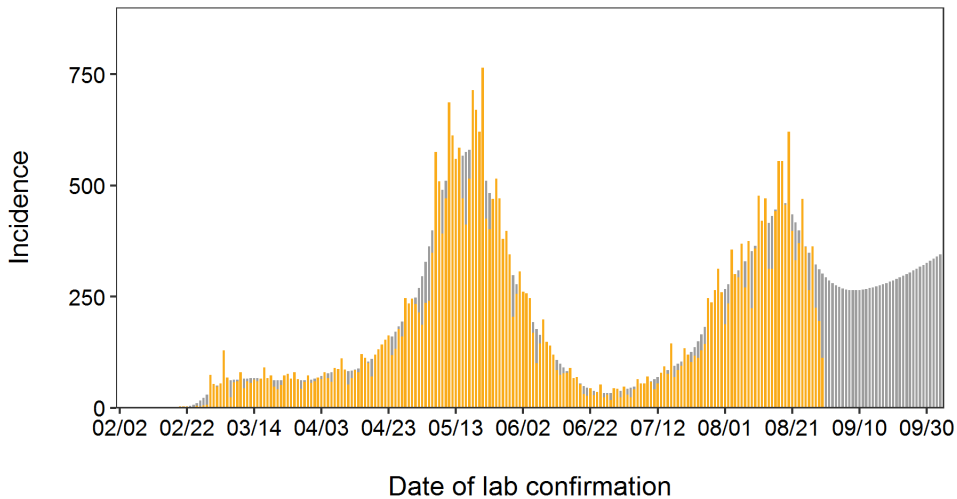
Hokkaido constant



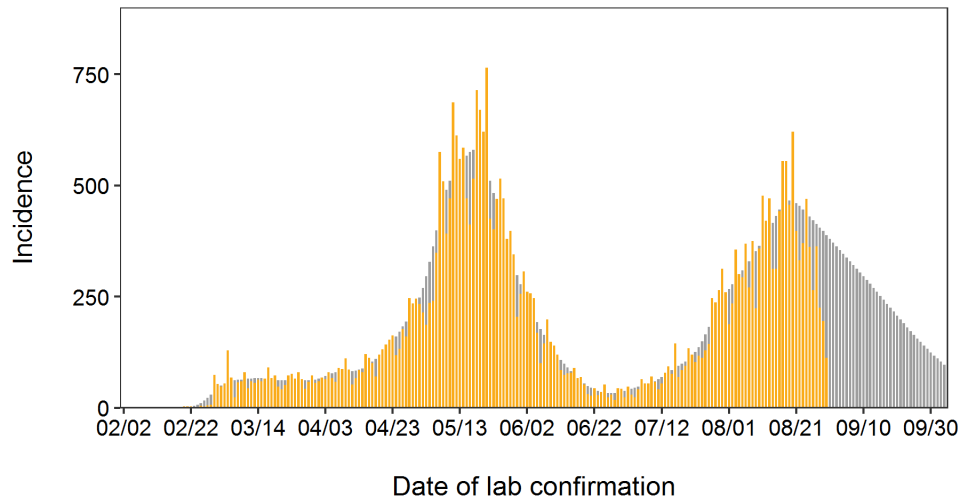
Hokkaido linear

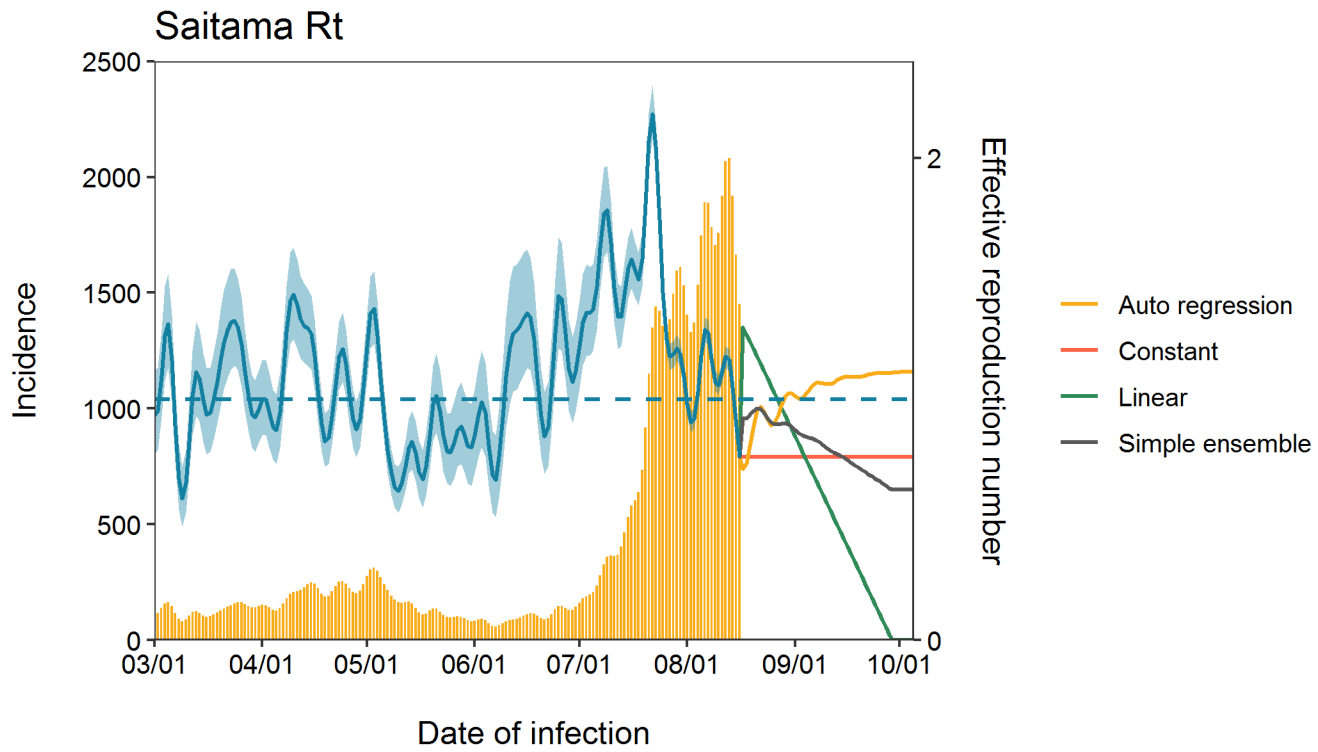


Hokkaido autoregression

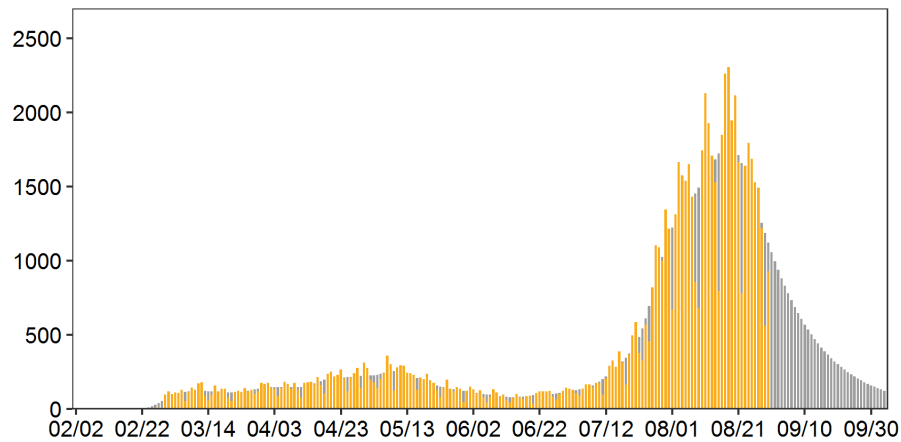


Hokkaido Ensemble



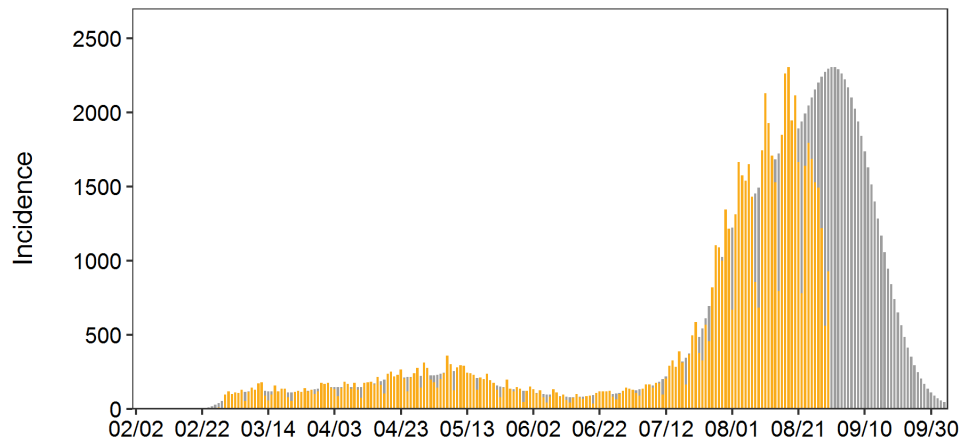


Saitama constant



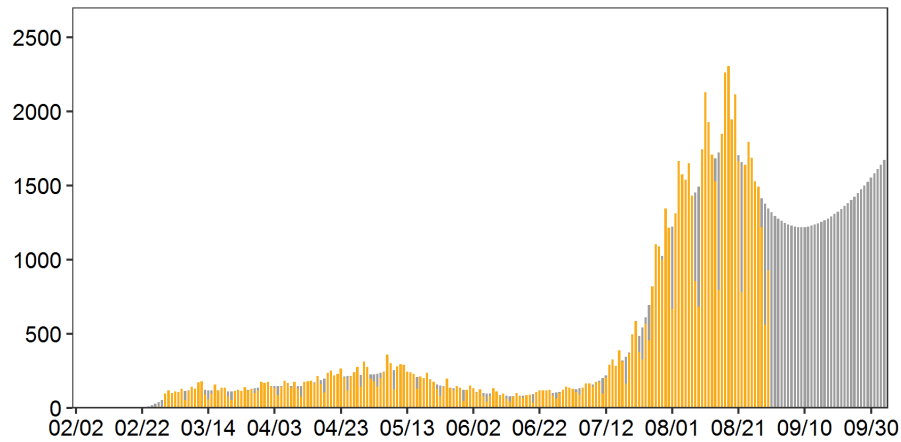
Date of lab confirmation

Saitama linear



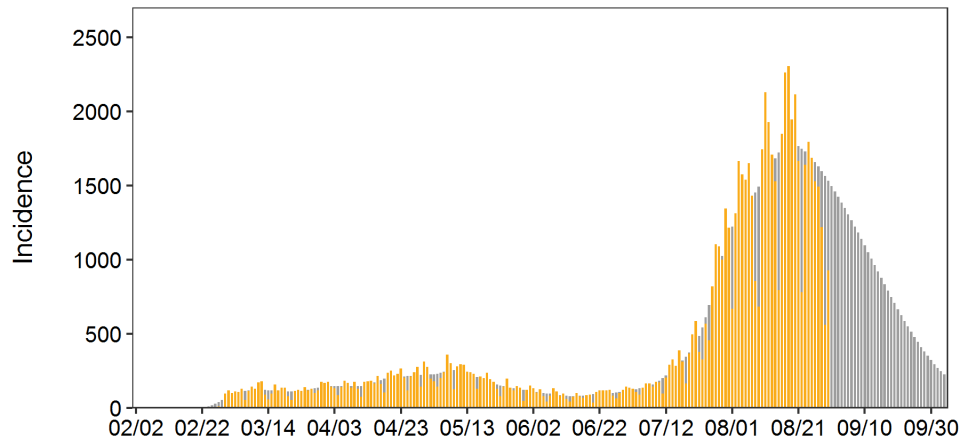
Date of lab confirmation

Saitama autoregression

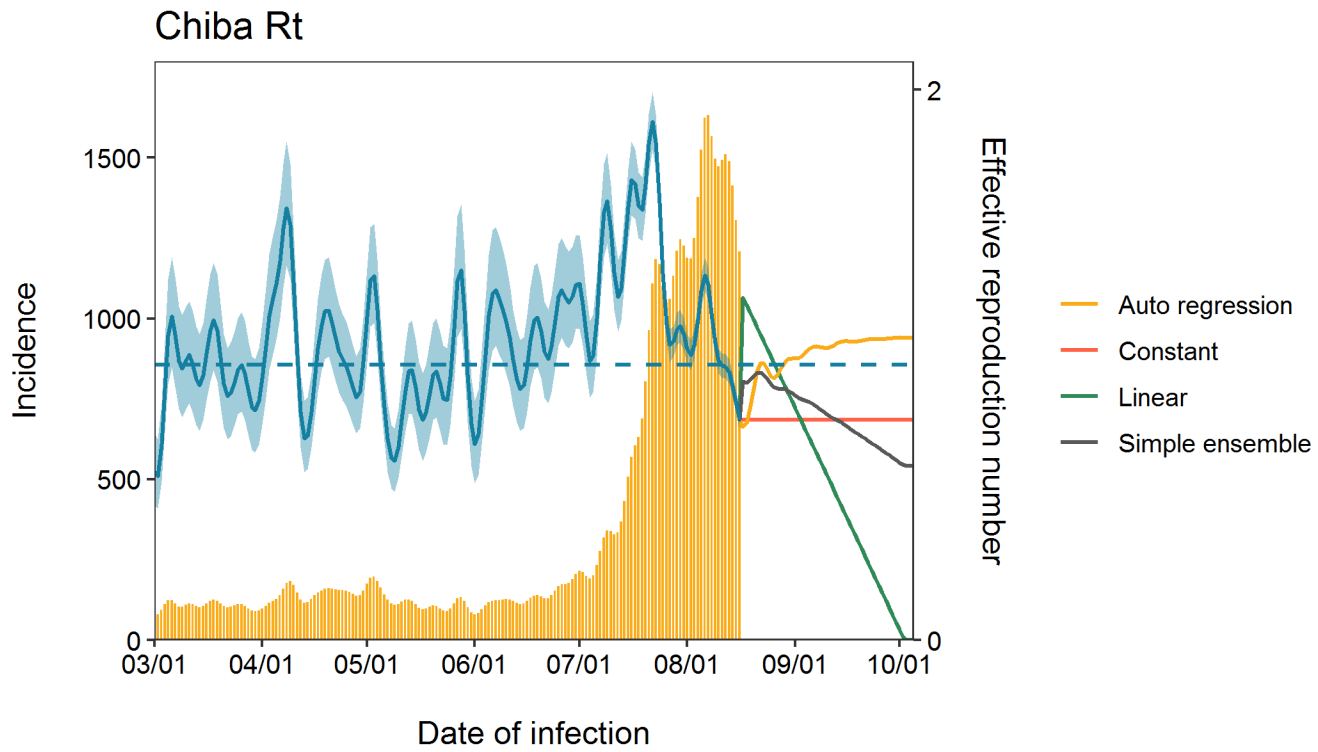


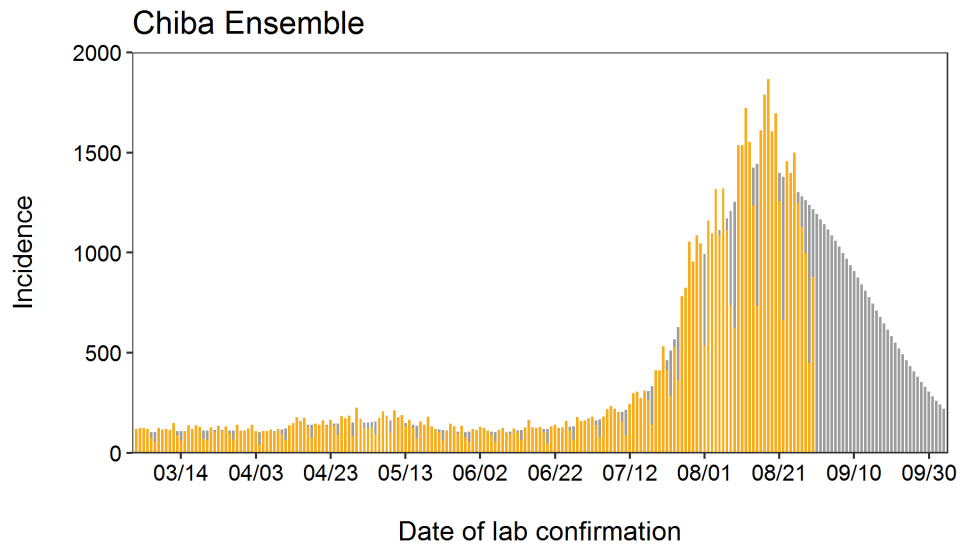
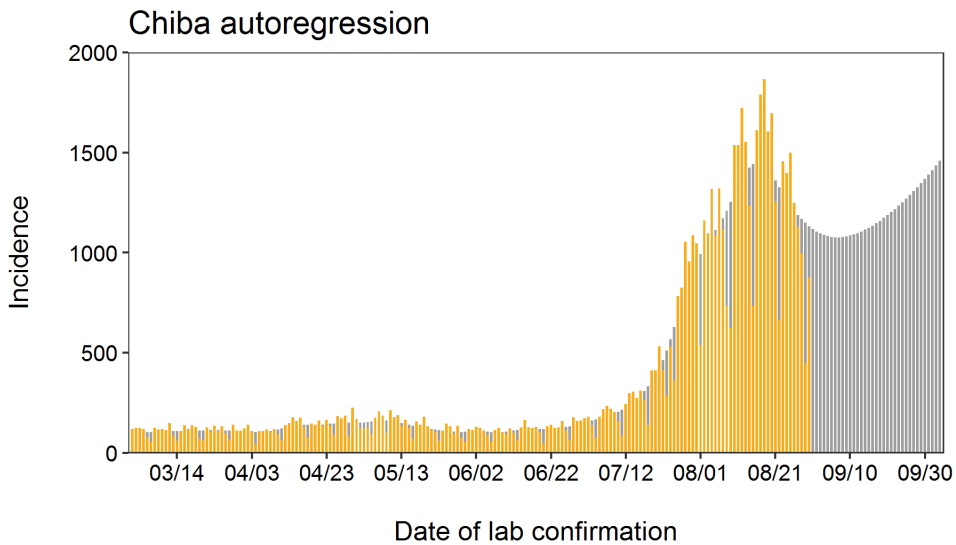
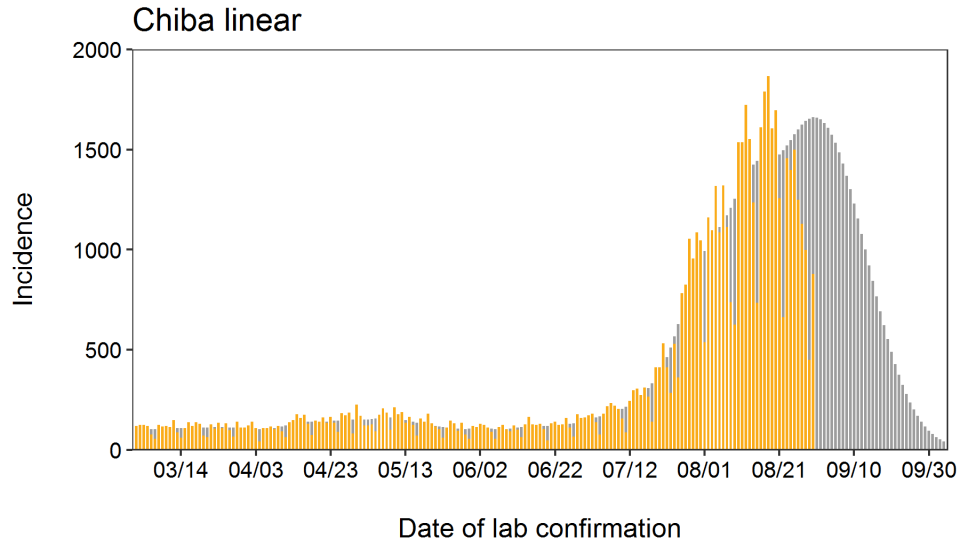
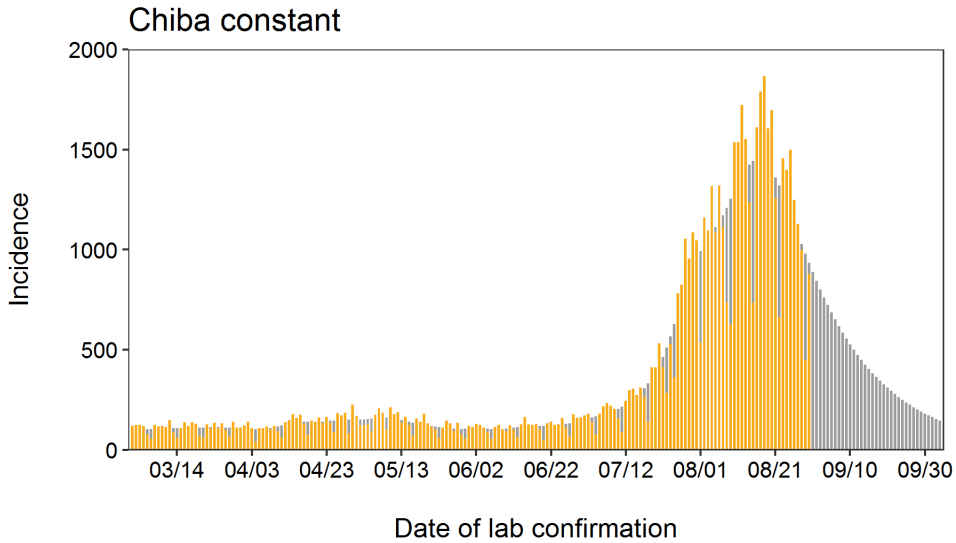
Date of lab confirmation

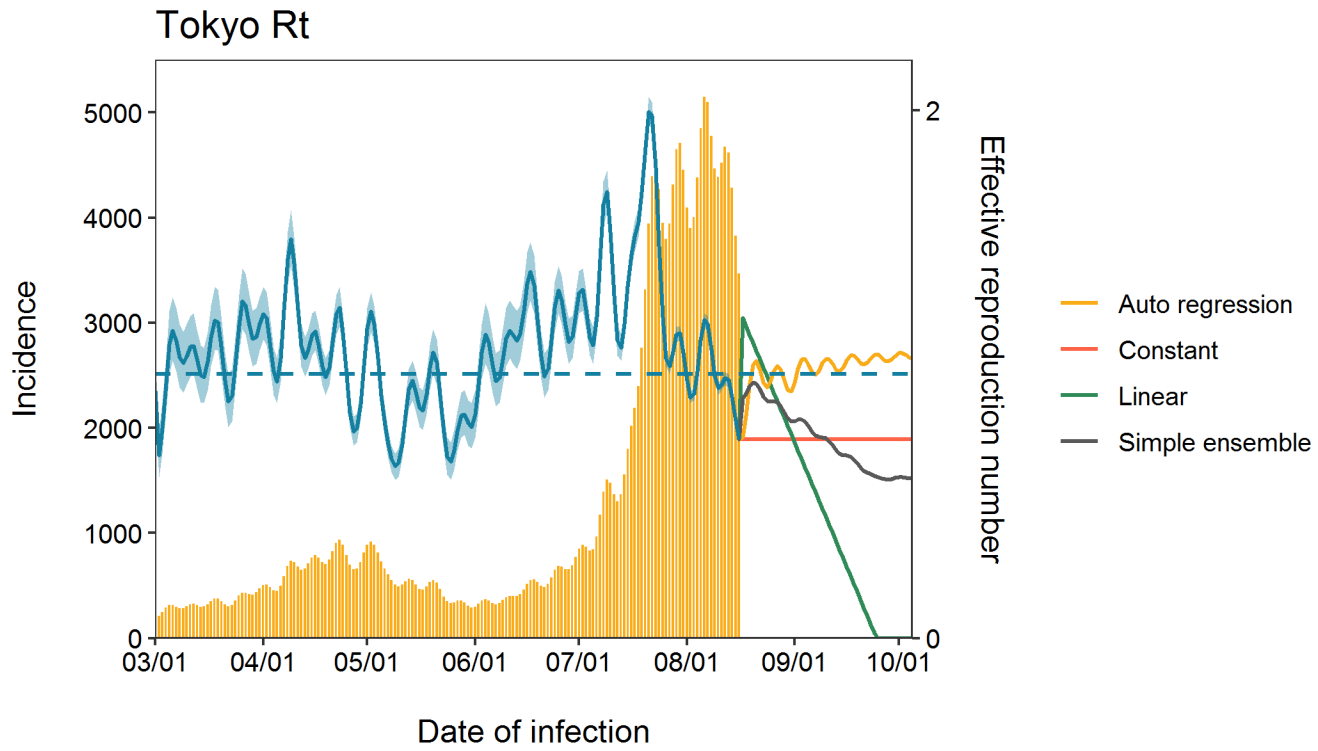
Saitama Ensemble



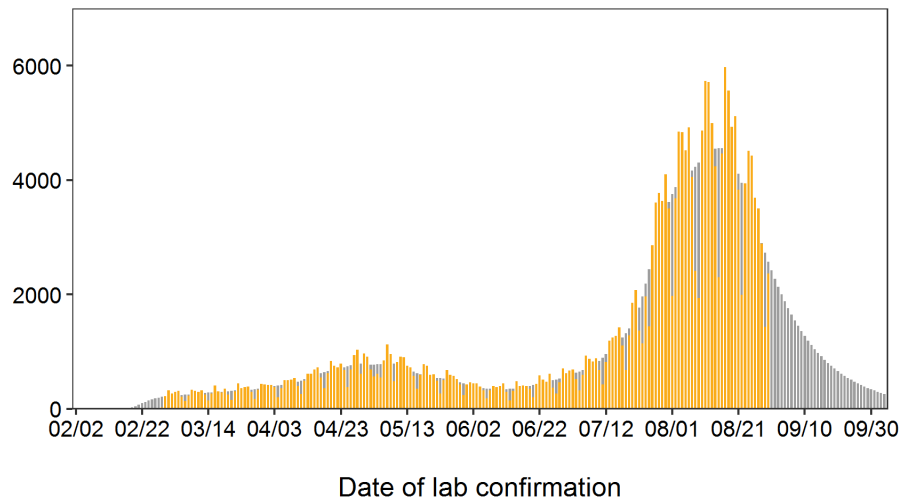
Date of lab confirmation



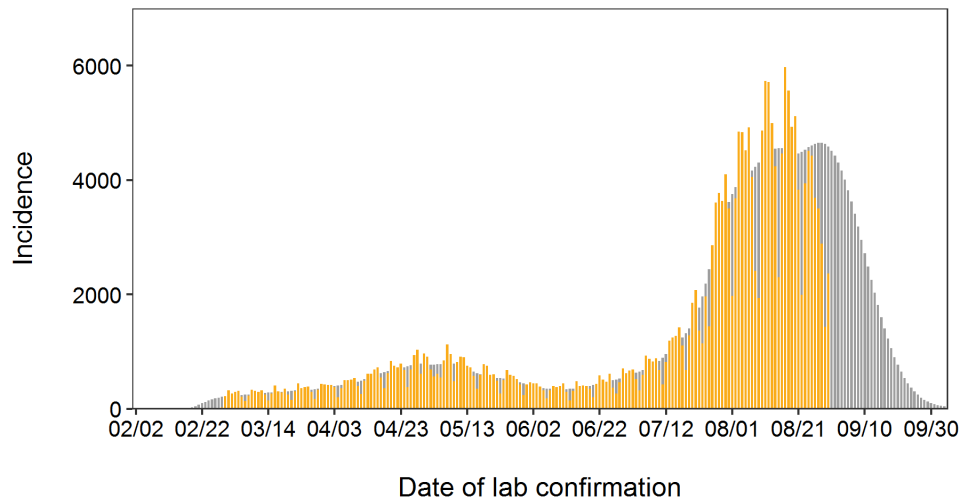




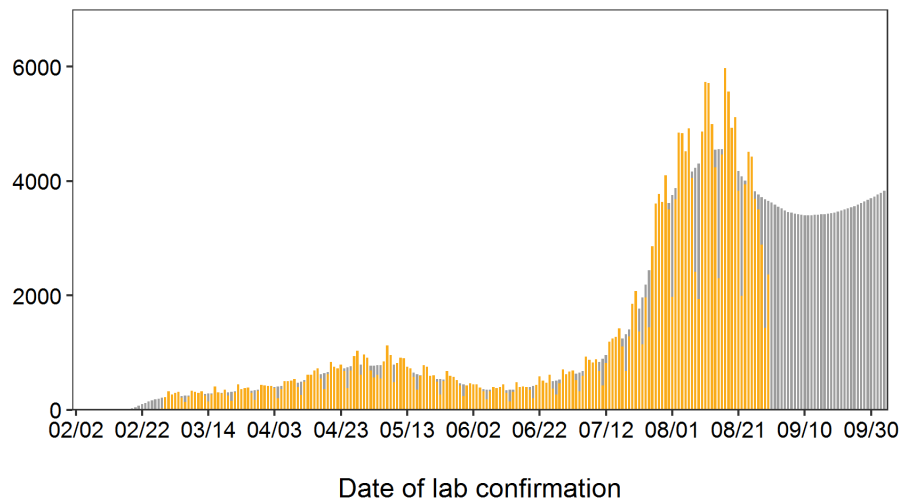
Tokyo constant



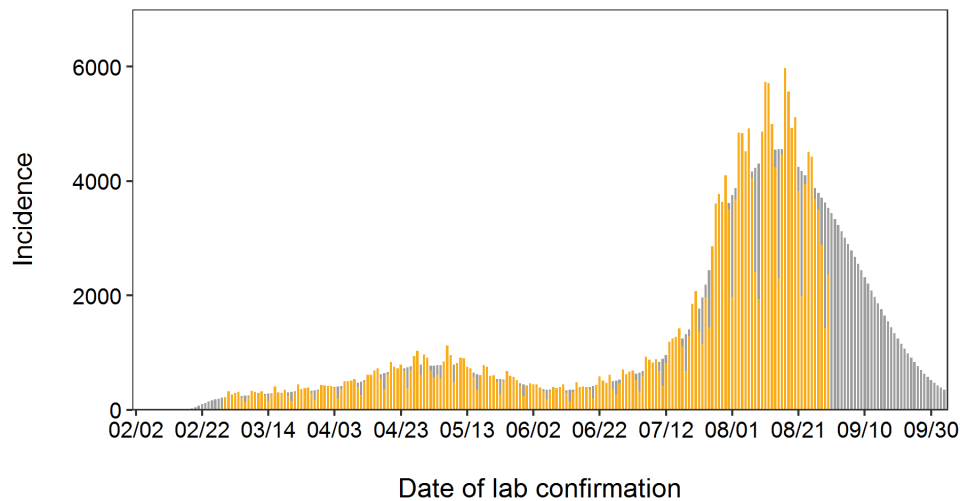
Tokyo linear

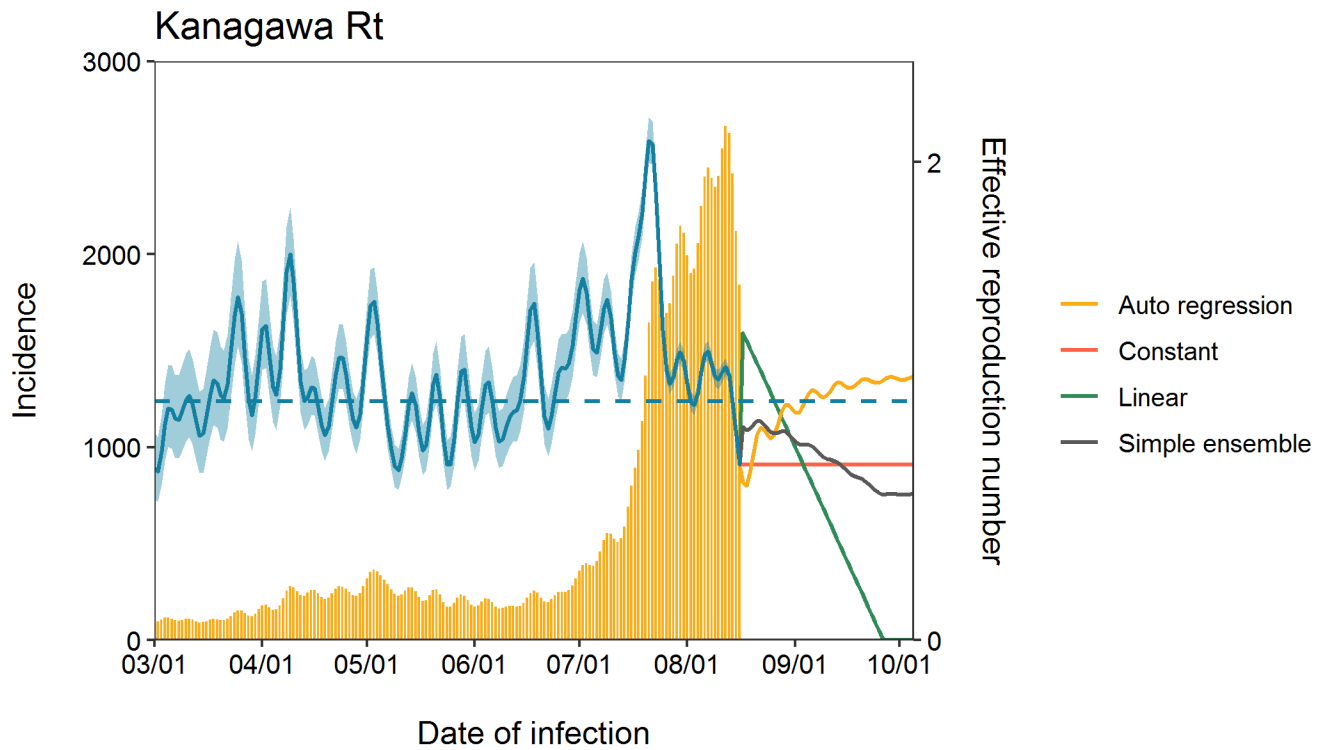


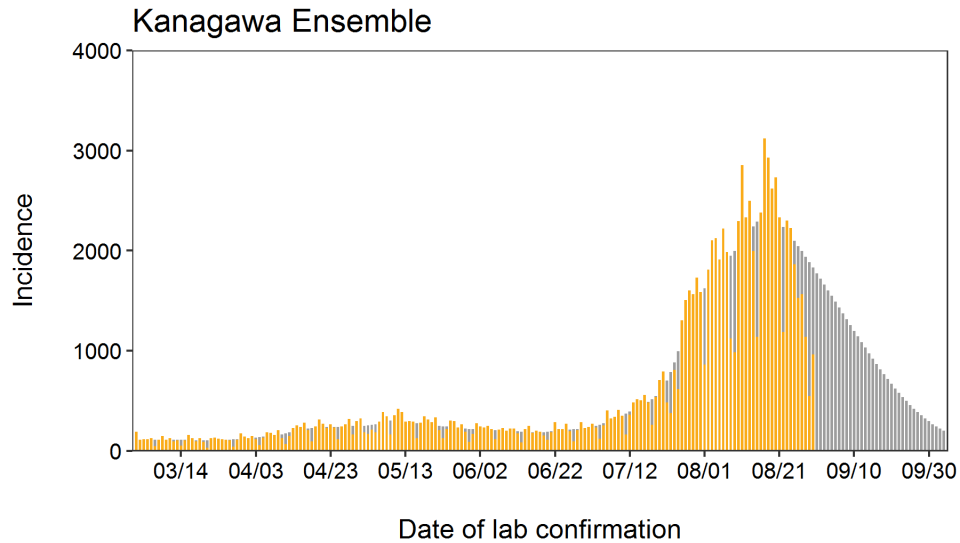
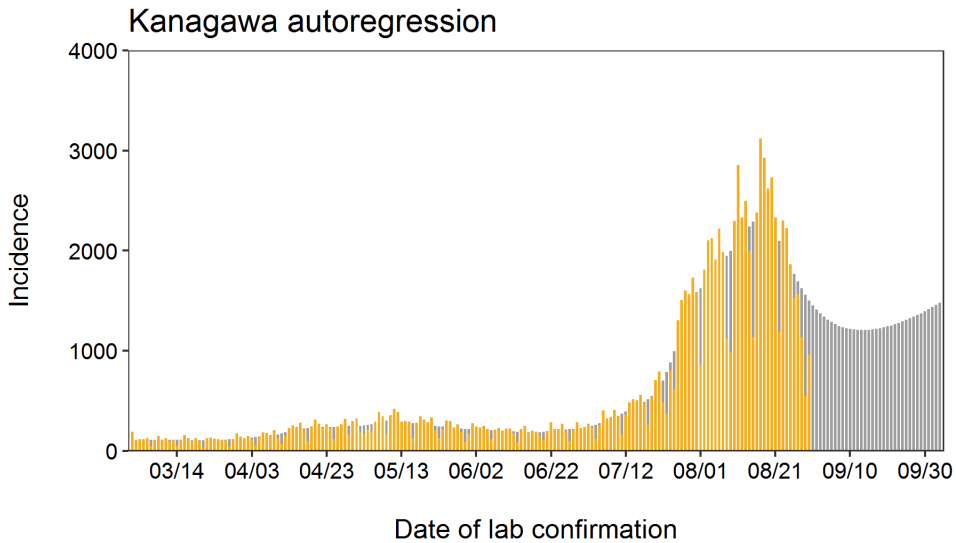
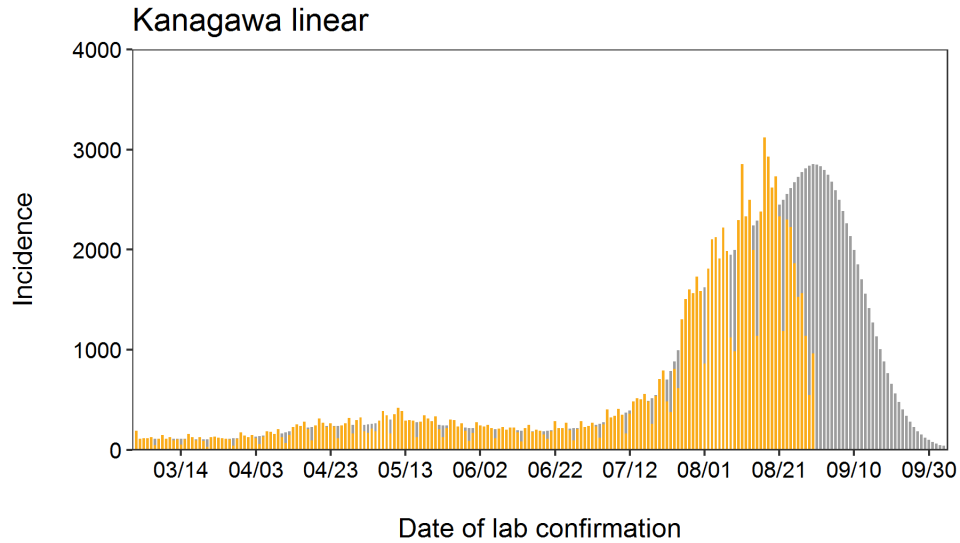
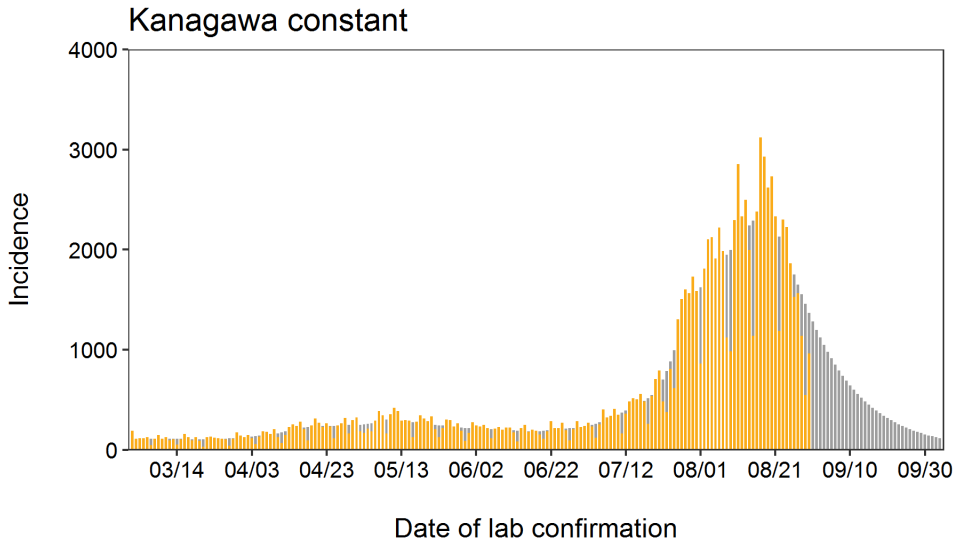
Tokyo autoregression

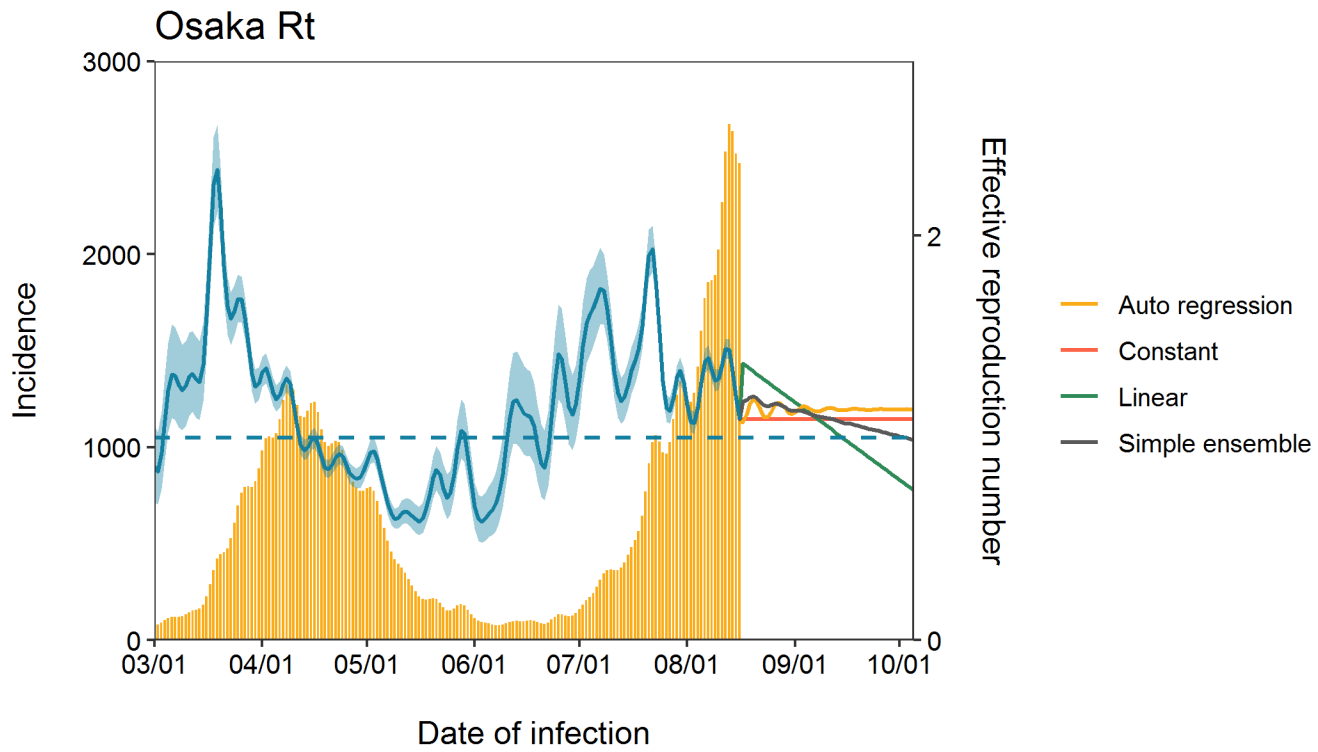


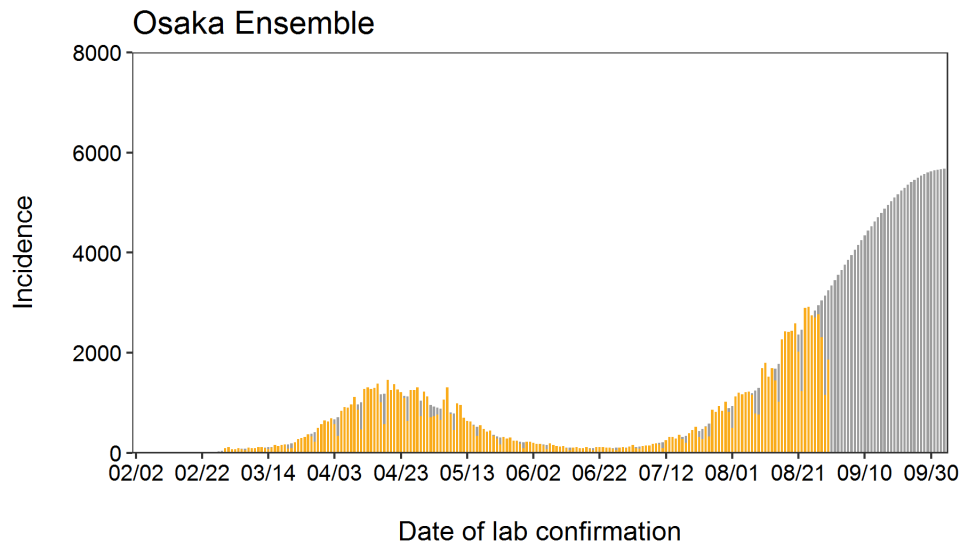
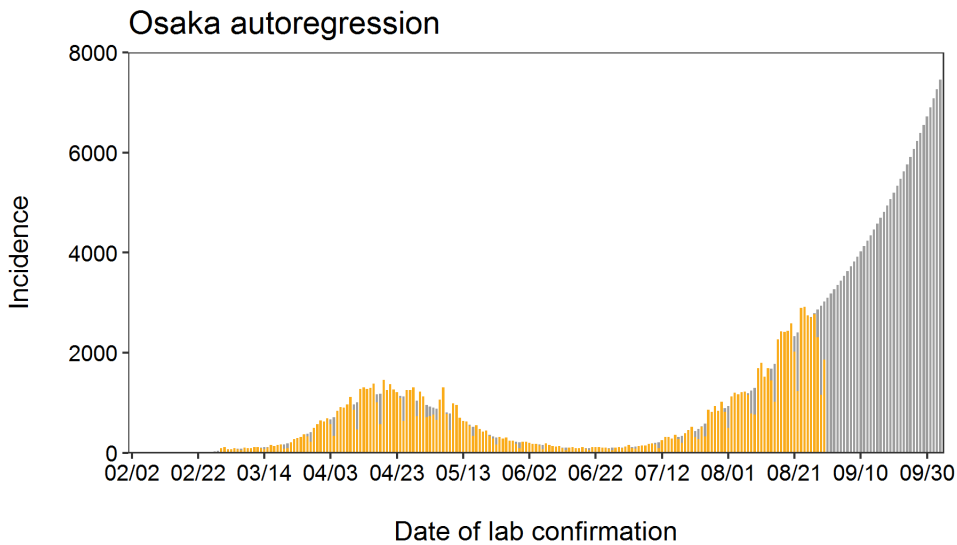
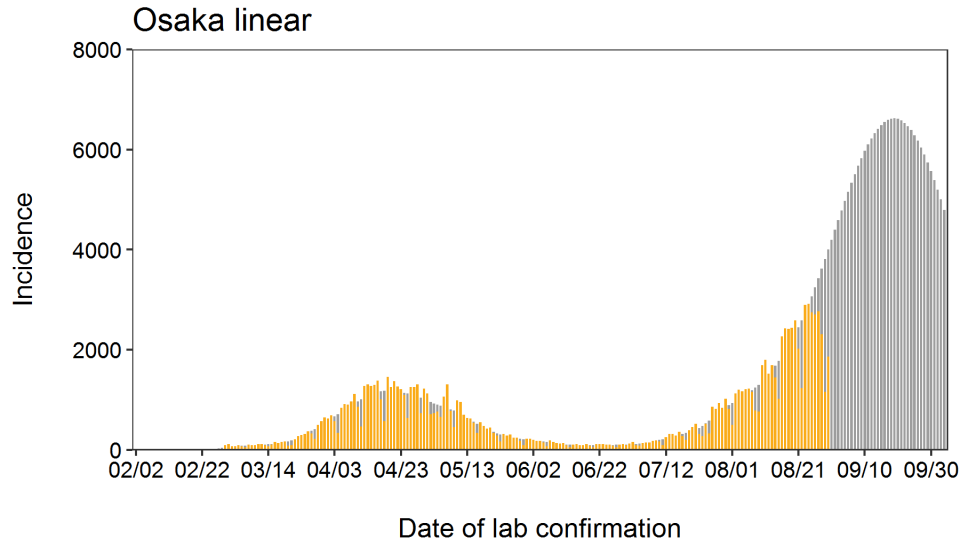
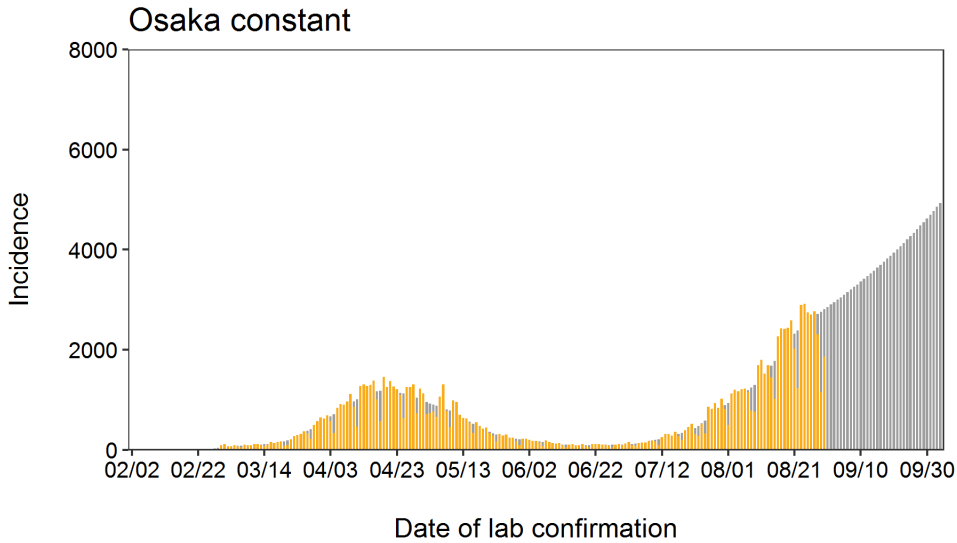
Tokyo Ensemble

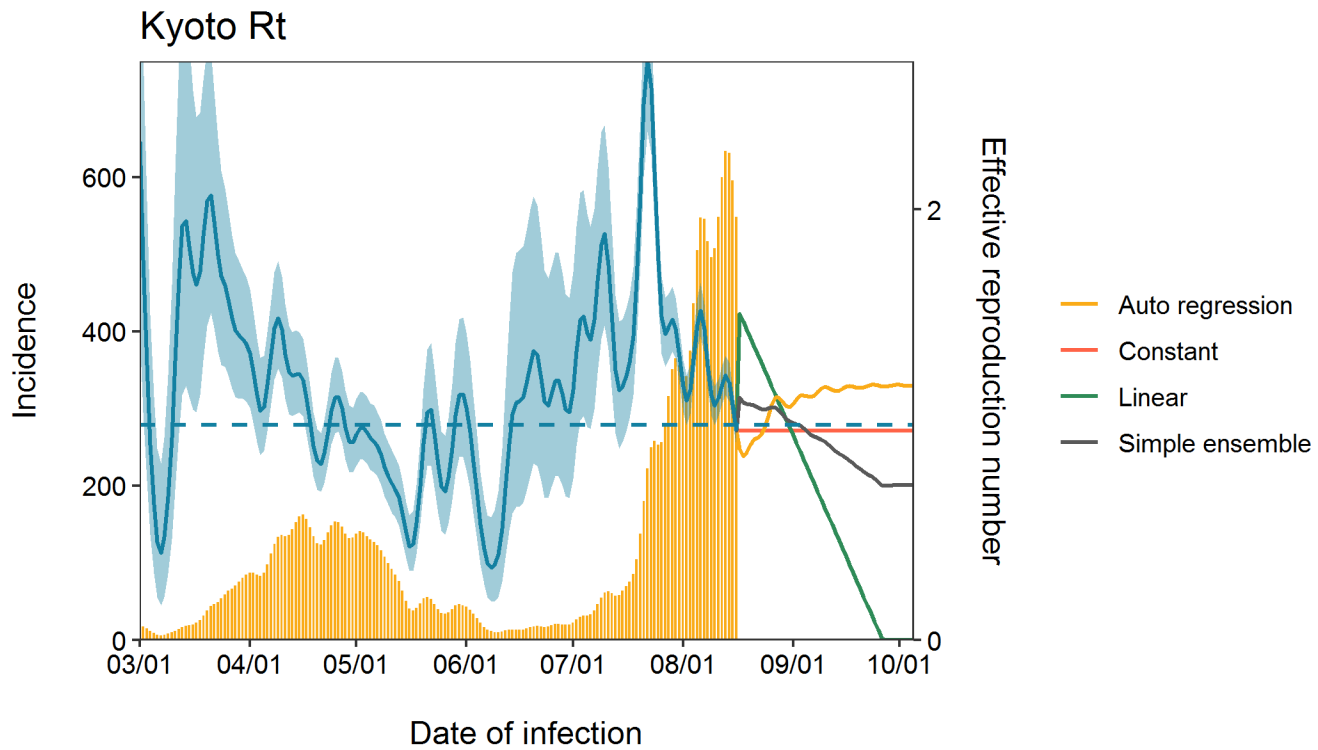


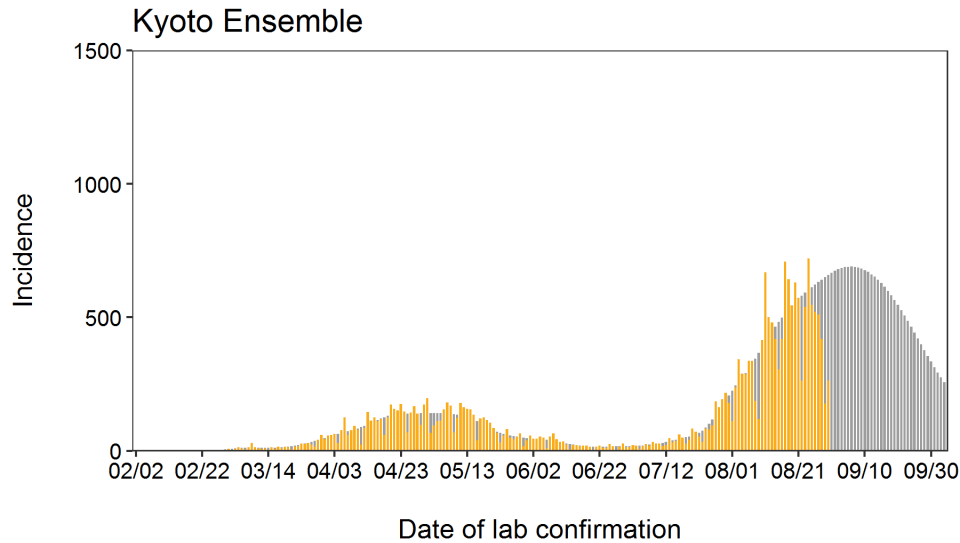
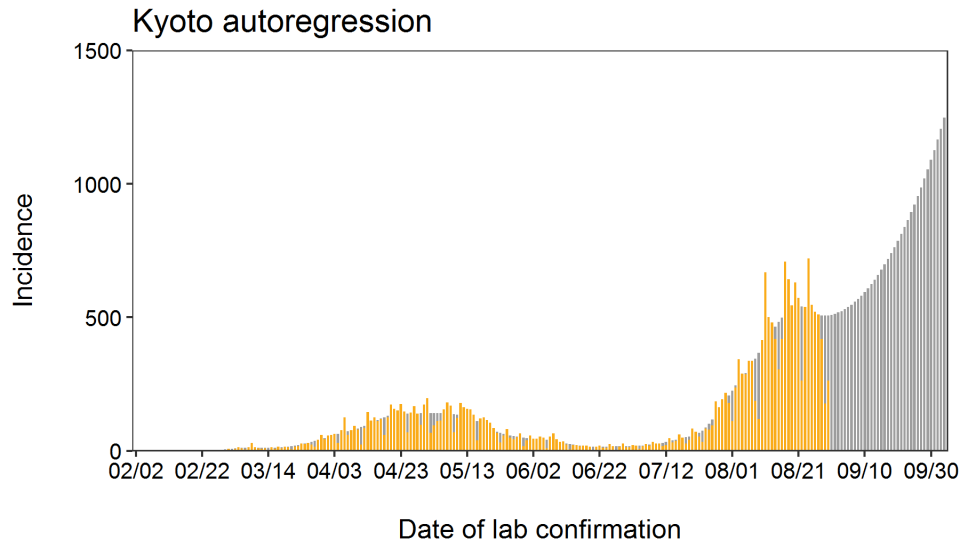
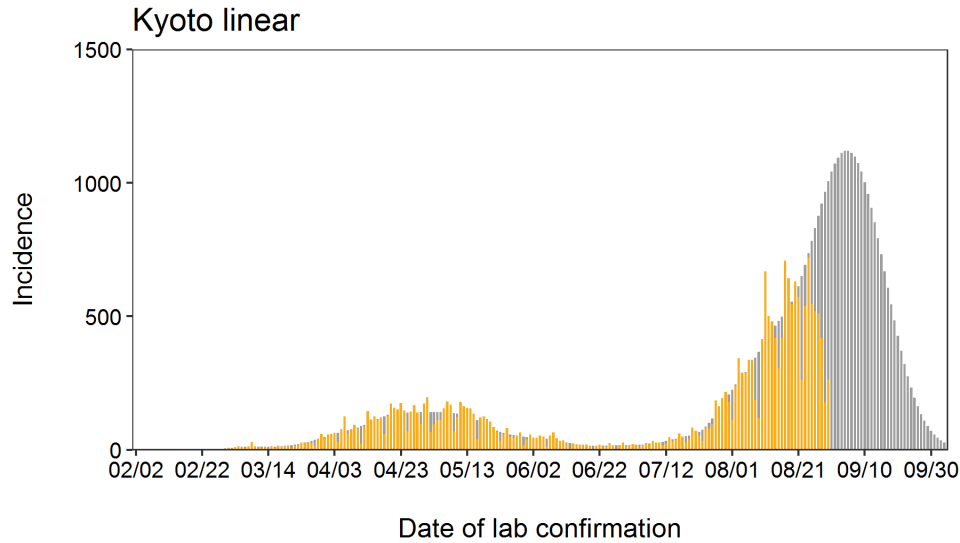
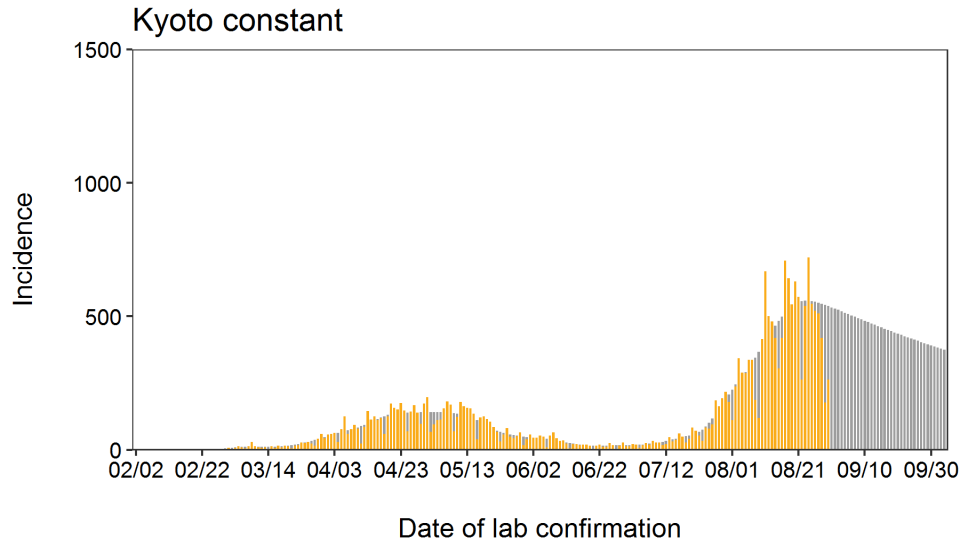


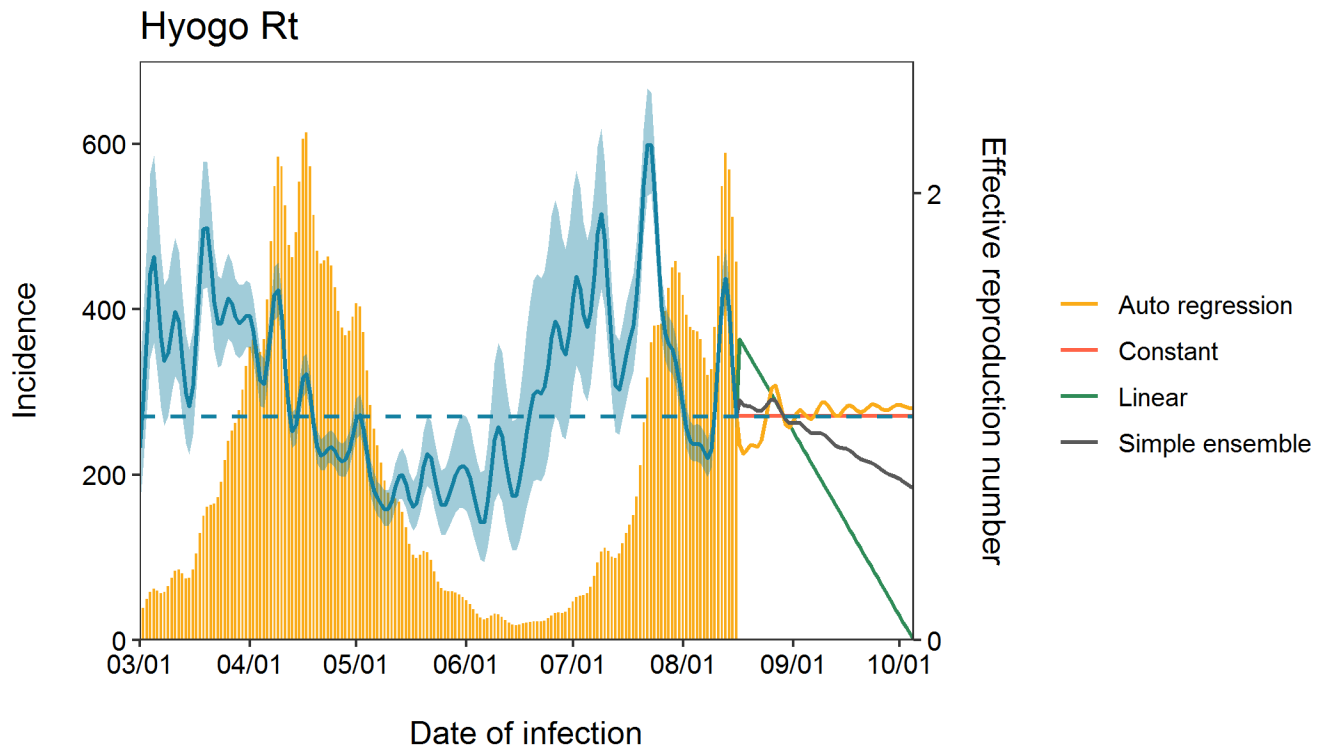




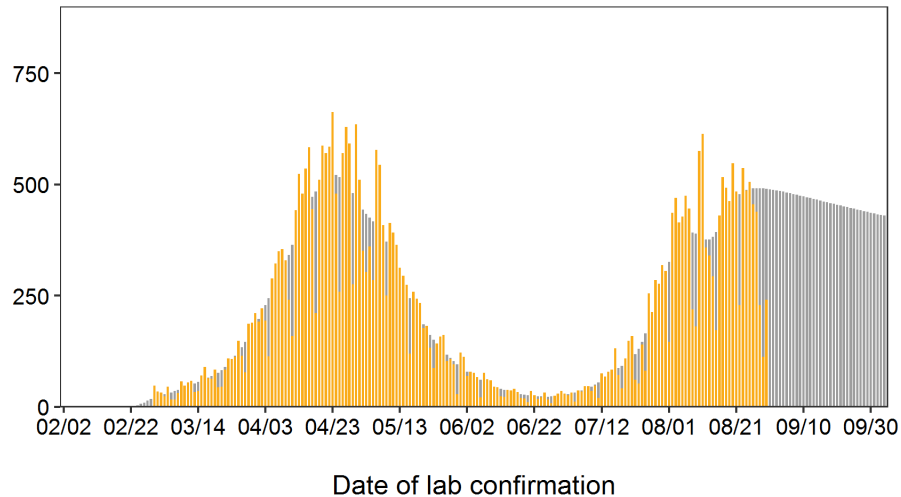




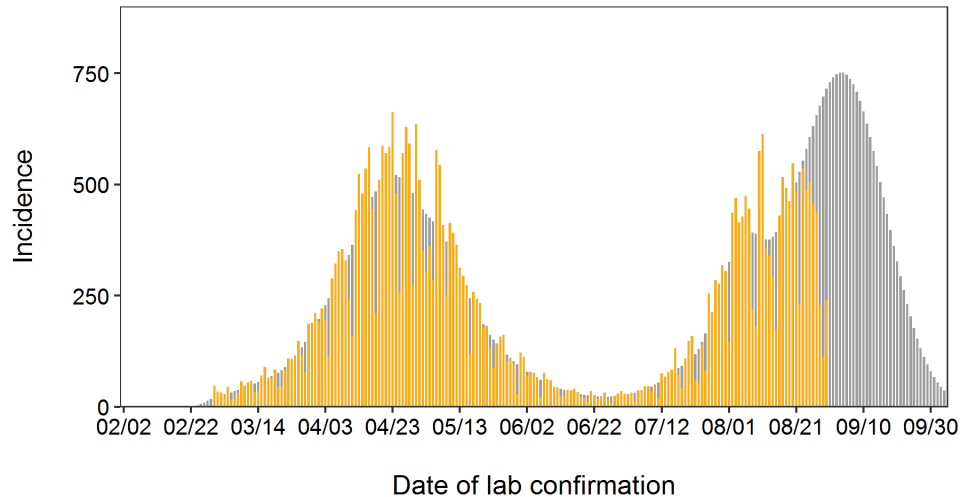




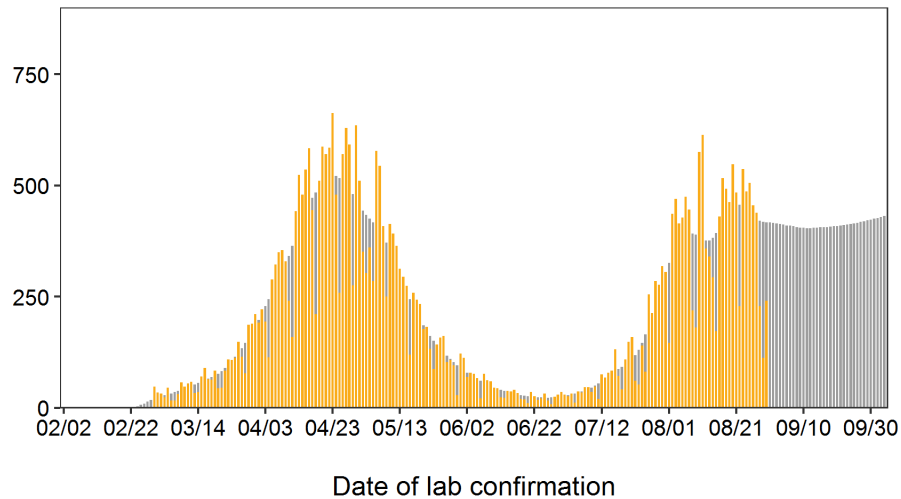
Hyogo constant



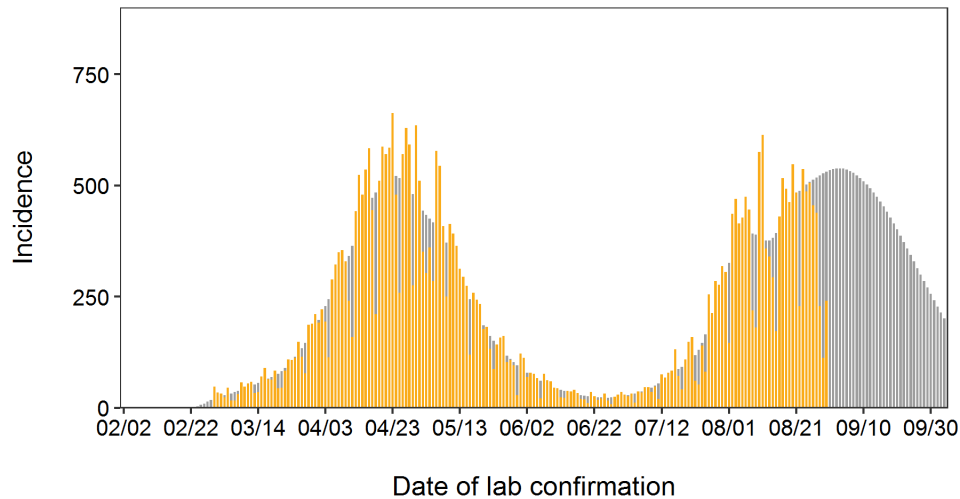
Hyogo linear

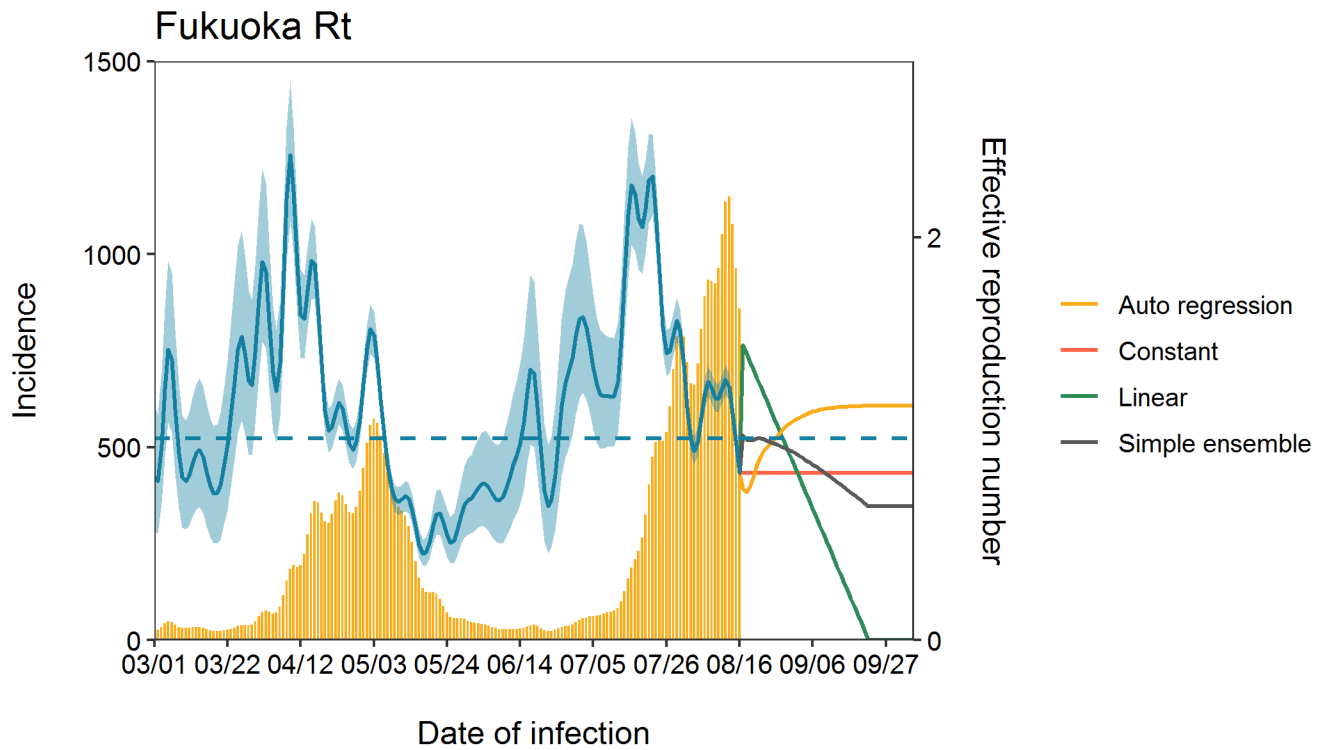


Hyogo autoregression

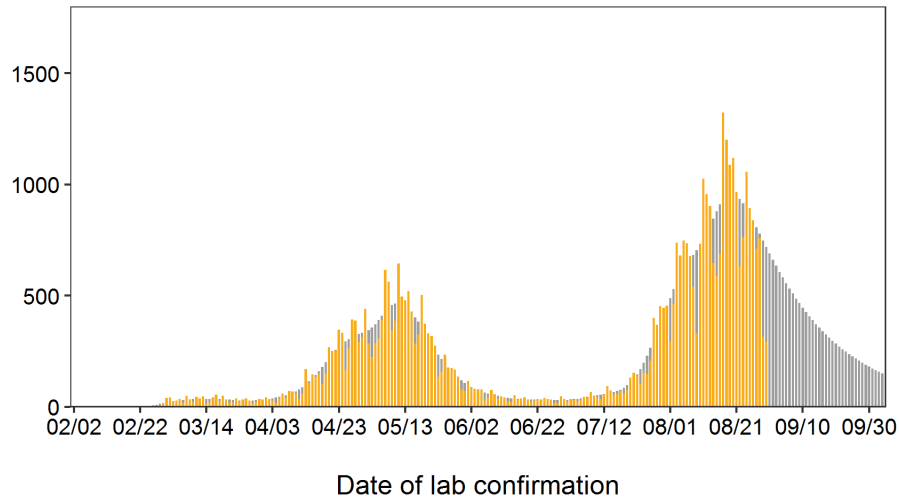


Hyogo Ensemble

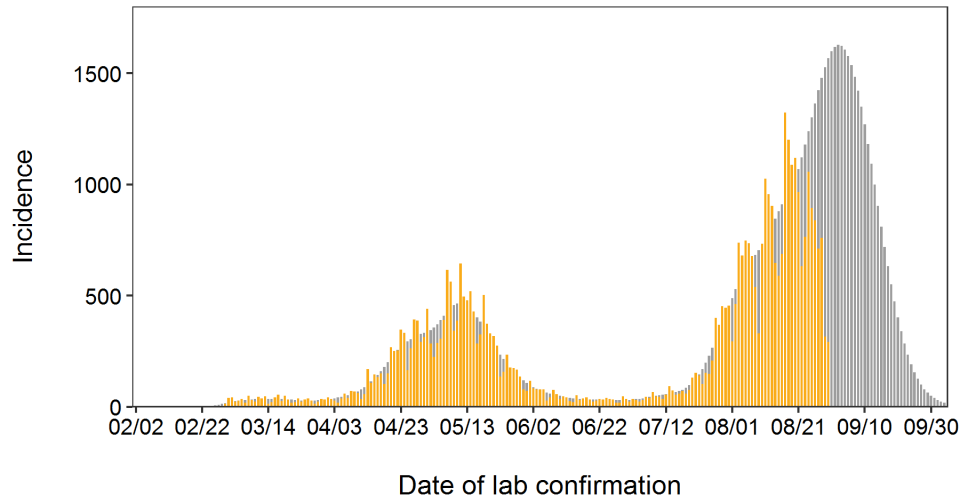




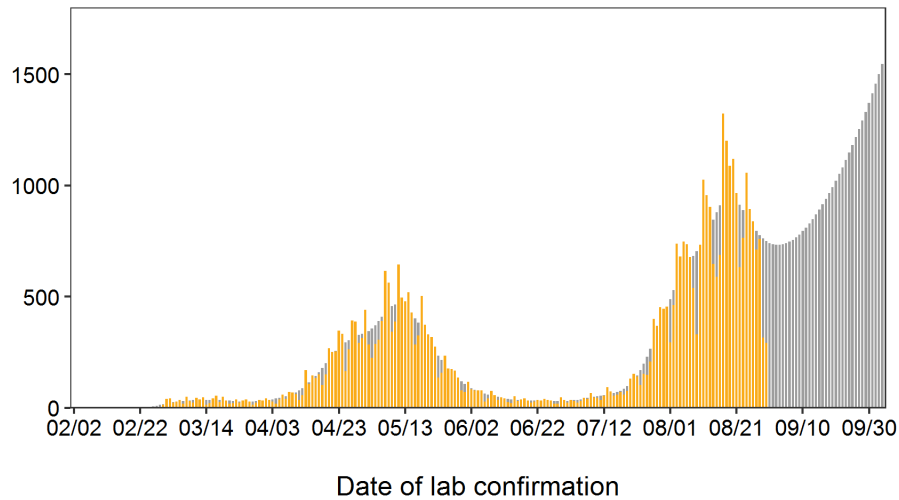
Fukuoka constant



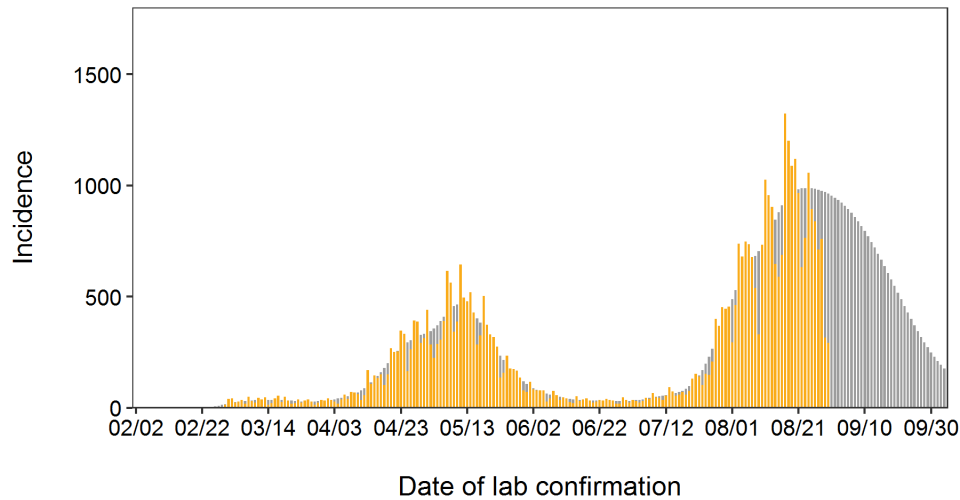
Fukuoka linear

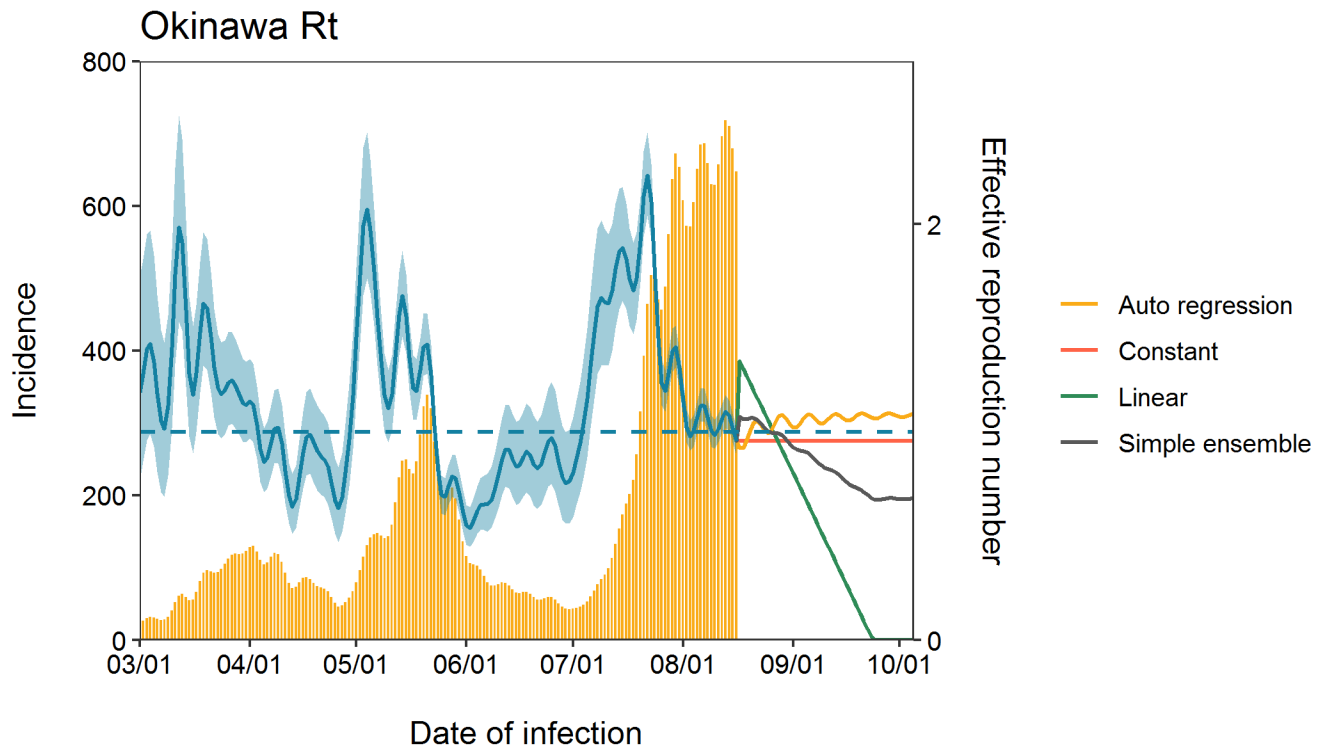


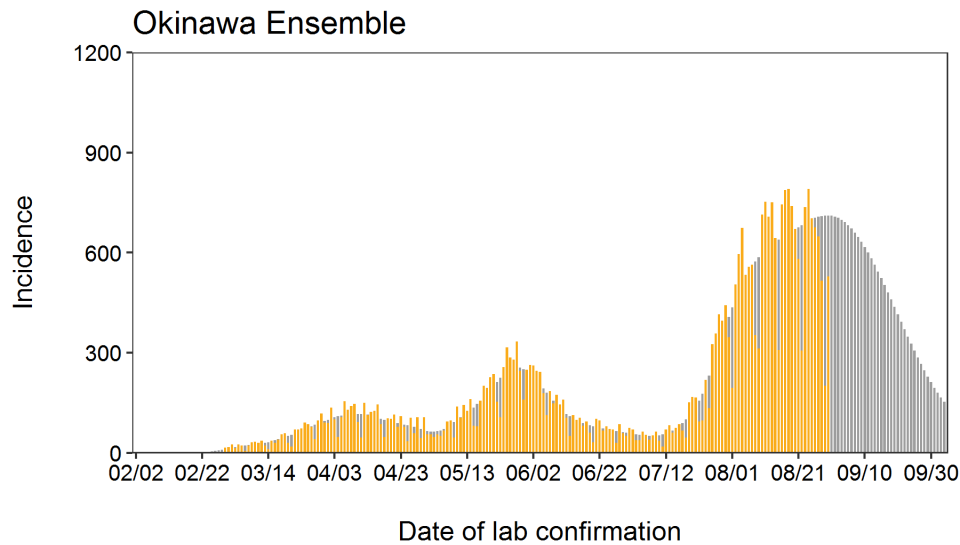
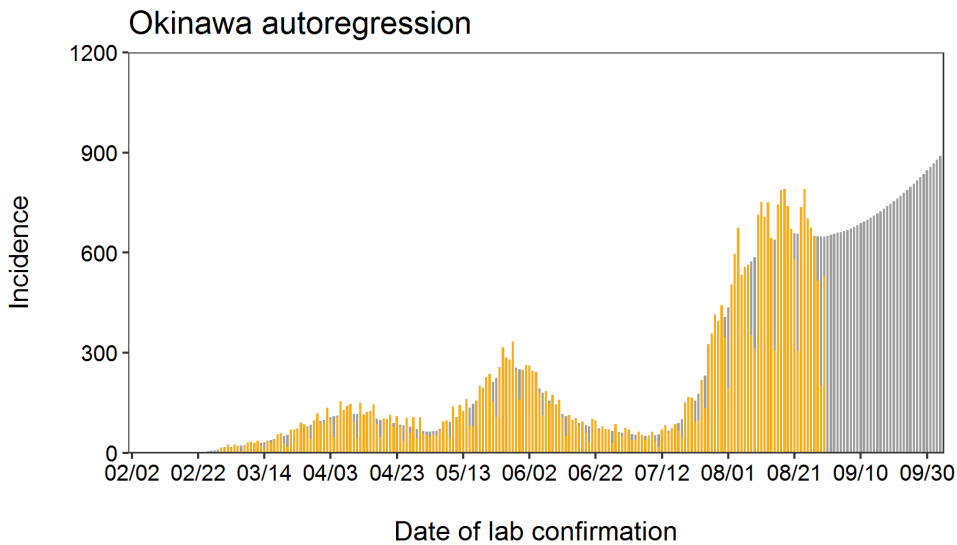
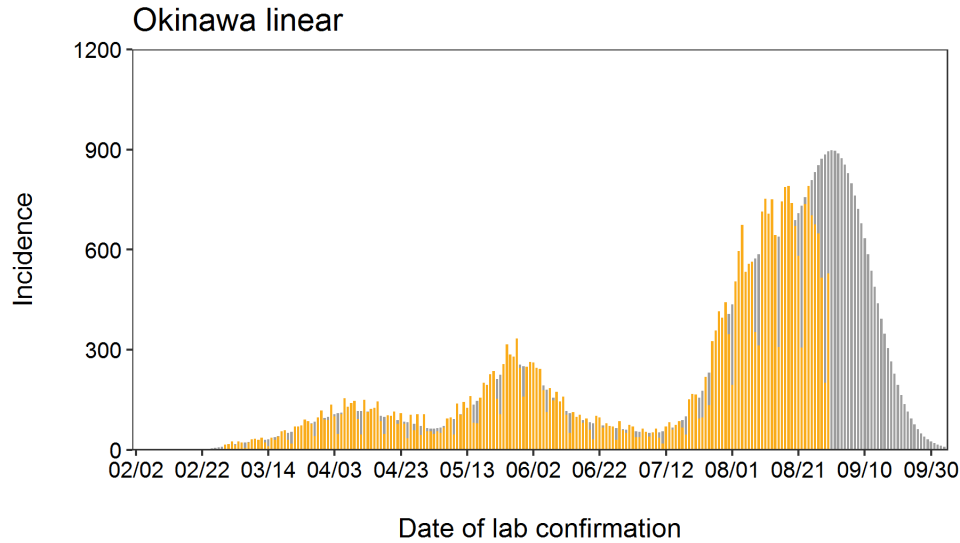
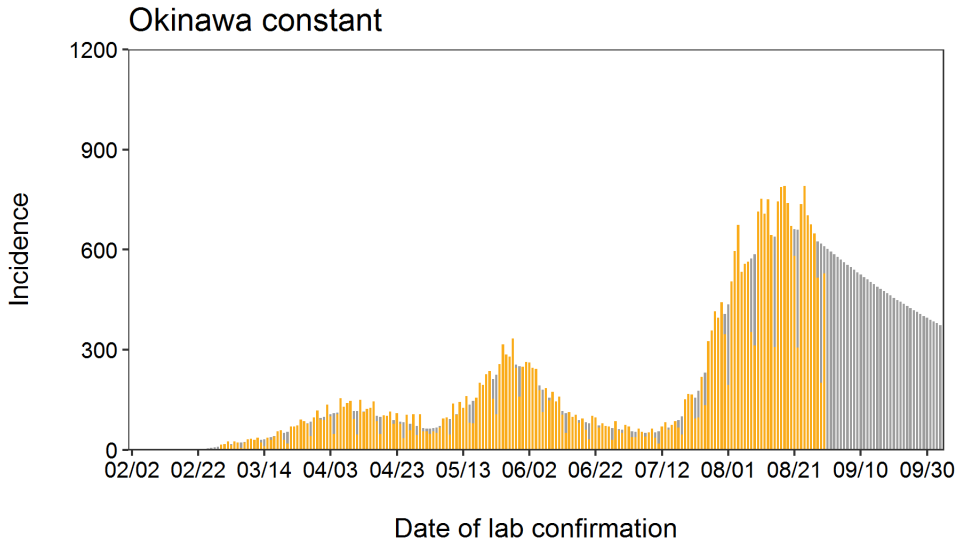
Fukuoka autoregression



Fukuoka Ensemble



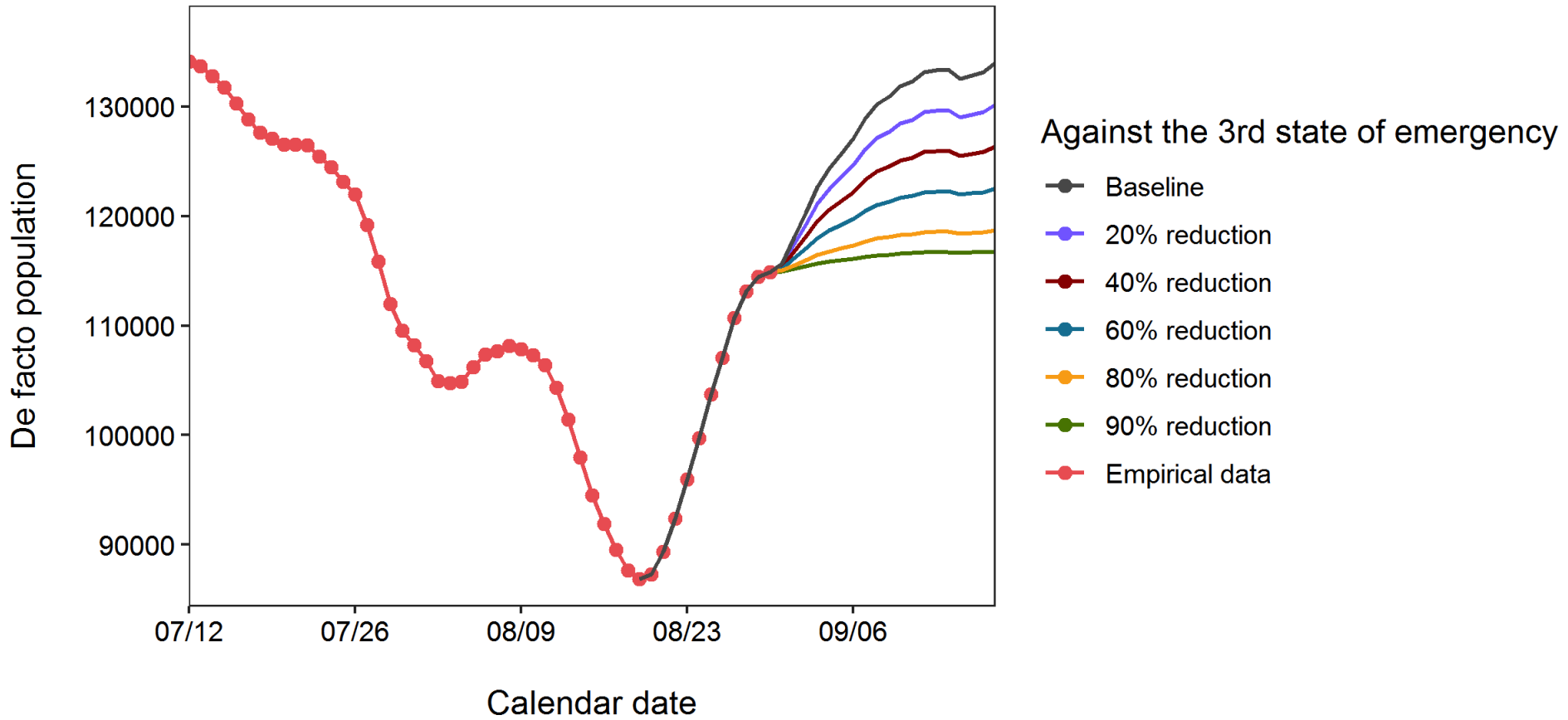




Projection of de facto population

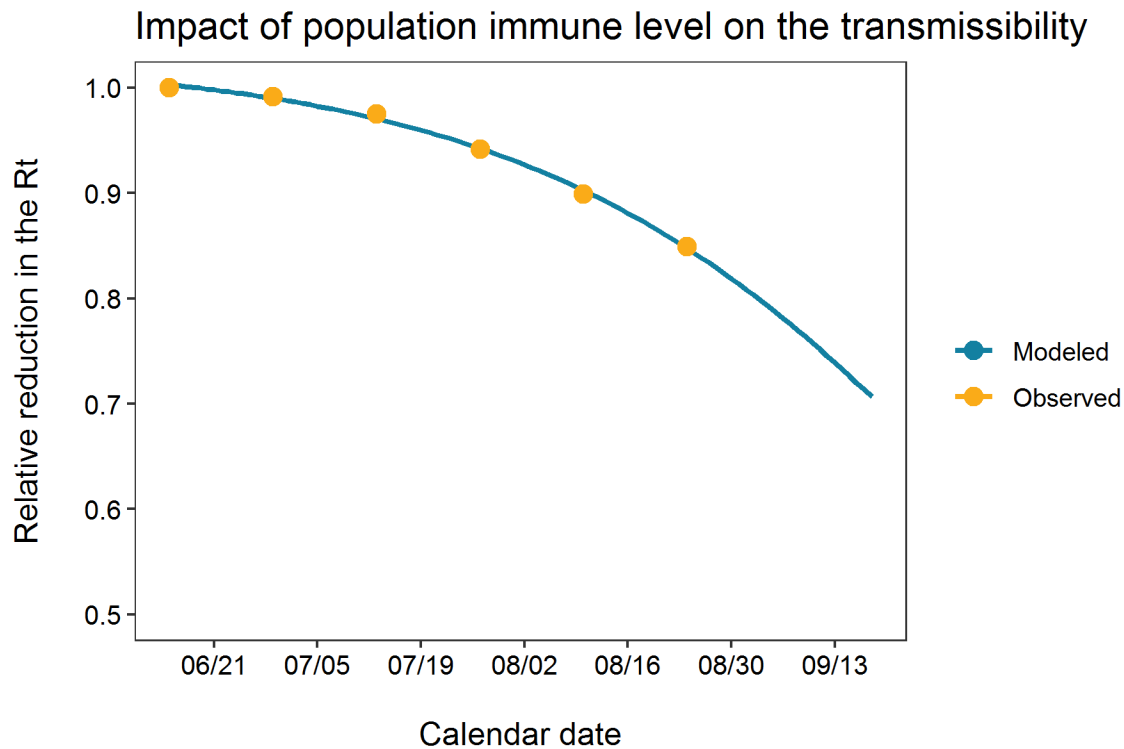
第4波時データを利用した夜間滞留人口の時系列変化シナリオ

De facto population



Projection of impacts of immune level

予防接種による実効再生産数の相対減の経過（時刻依存の次世代行列の固有値の相対的減少）

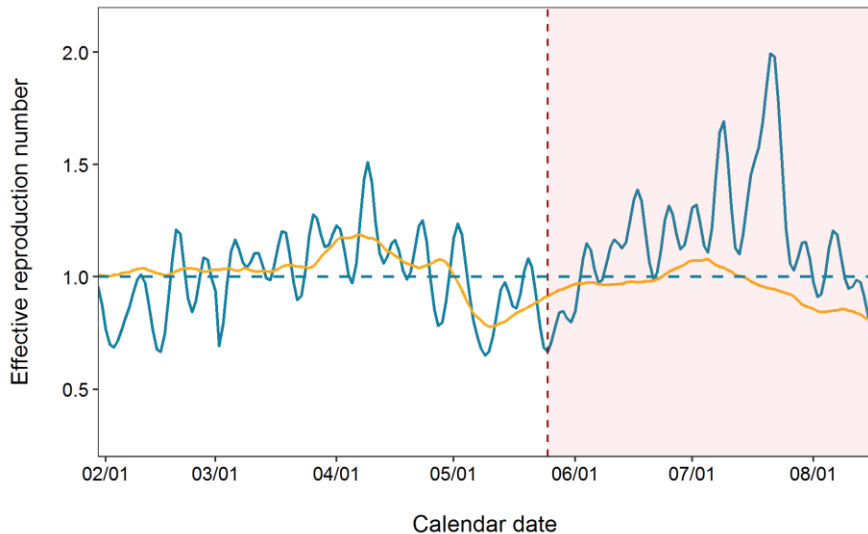


Multiplicative Model

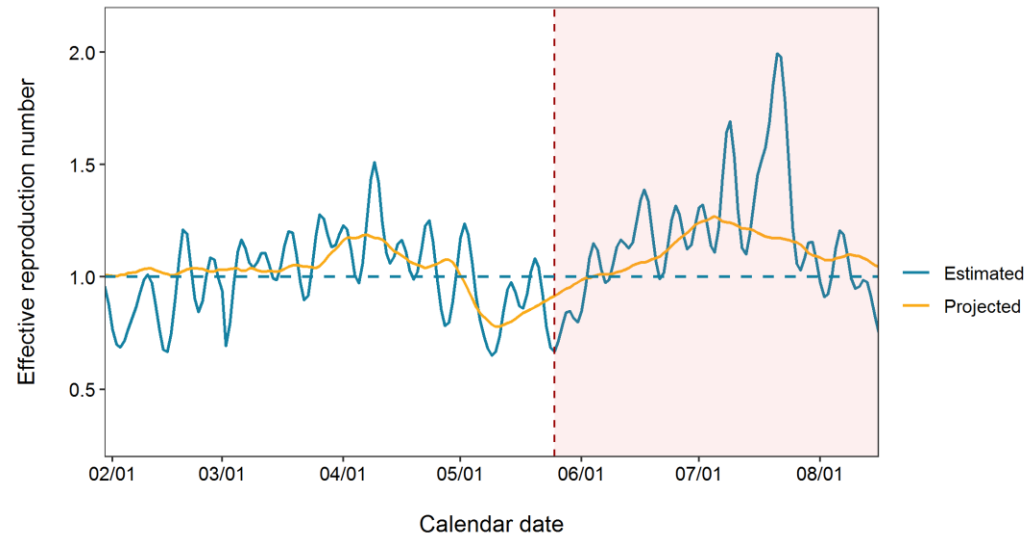
東京都：夜間滞留人口を利用した感染時刻別の実効再生産数の予測（デルタ株影響を乗法的モデルとした場合、8月31日更新）

全ウイルスに閉めるデルタ株の割合が未修正の場合のRt予測

デルタ株の割合を明示的に加味したRt予測



感染時刻

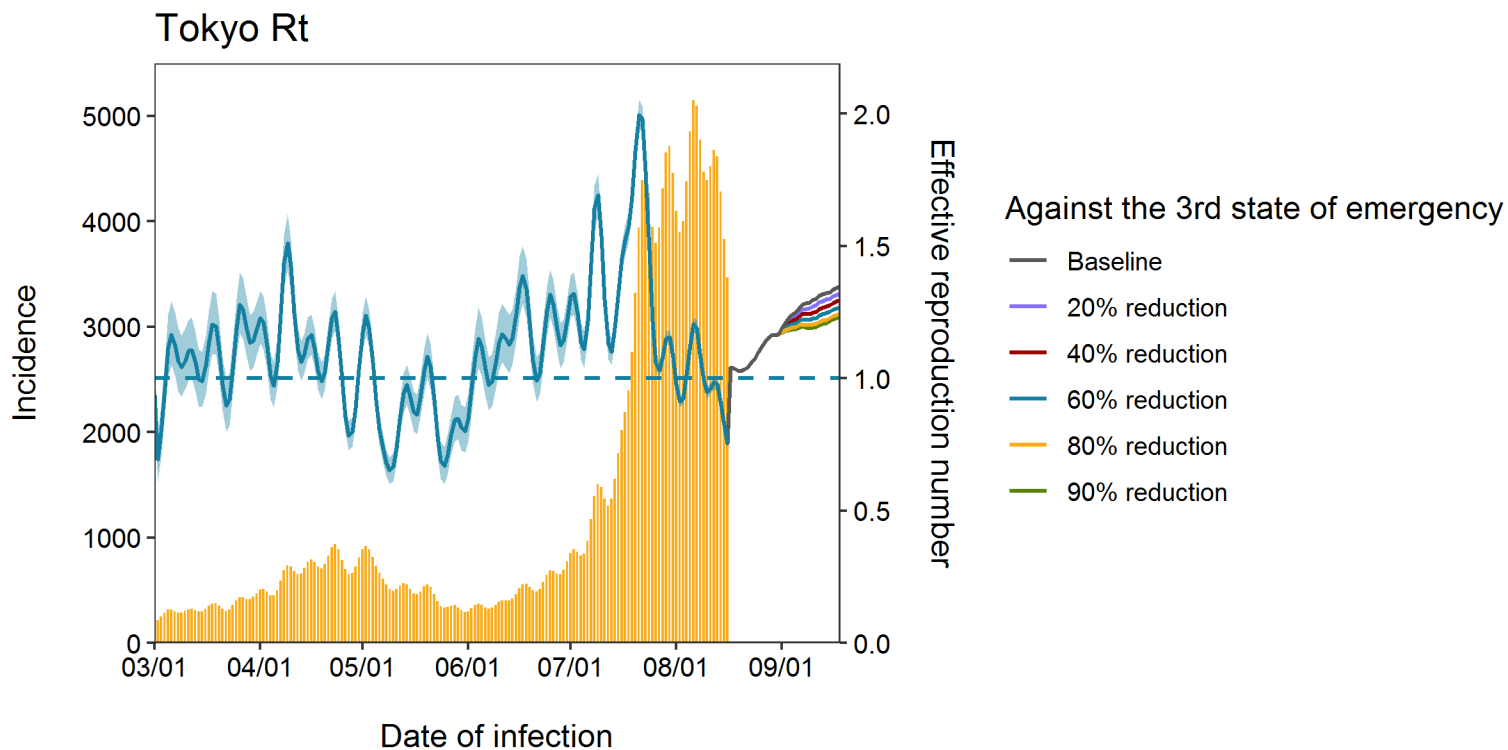


感染時刻

東京都における実効再生産数の予測シナリオ
(夜間繁華街の滞留人口と気温を利用したとき)

Multiplicative Model

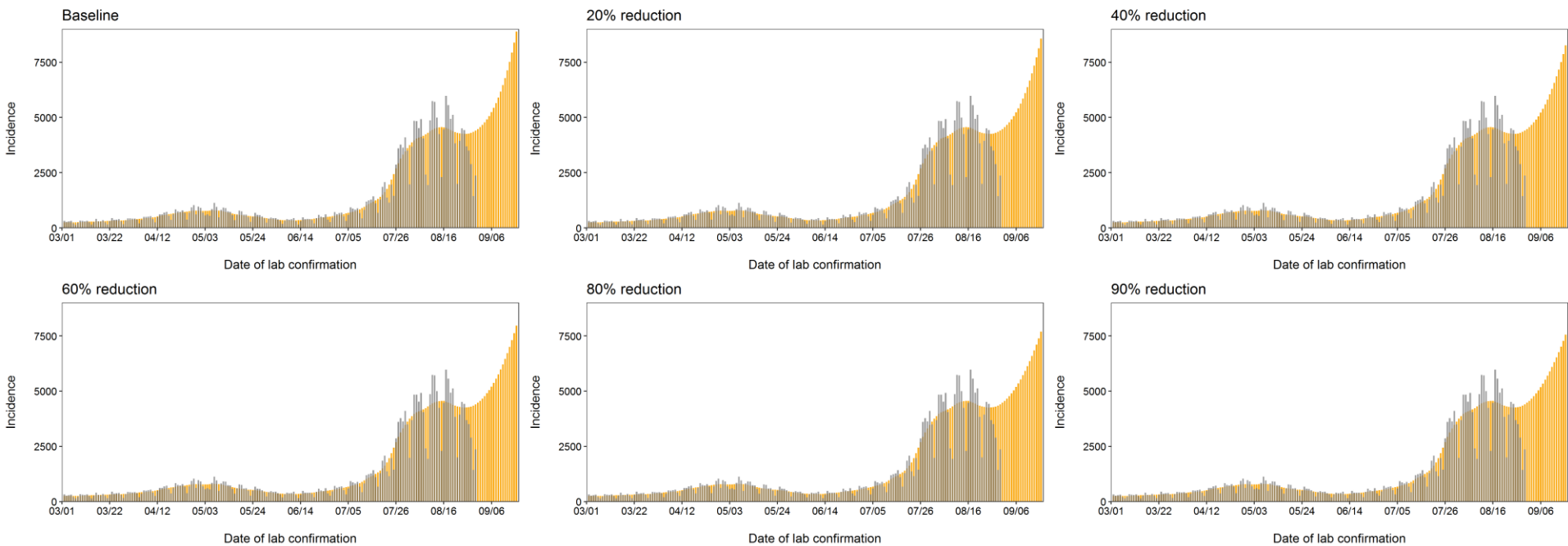
デルタ株影響を乗法的モデルとした場合、8月31日更新



Multiplicative Model

夜間滞留人口を活用した実効再生産数の予測シナリオに基づくナウキャストイング

Against the 3rd state of emergency



結論：滞留人口が上昇を続けている。

滞留人口の増加が今後見込まれるため、それだけを加味すると今後増加が見込まれる。

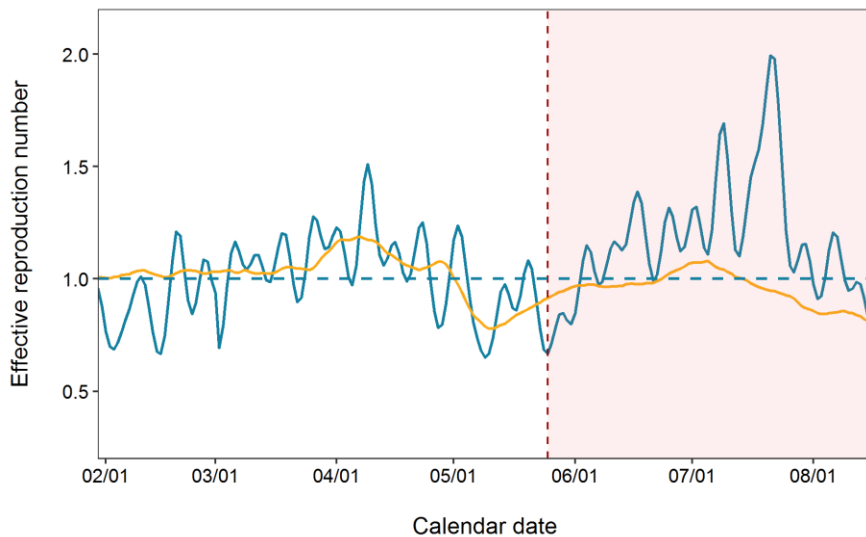
因果関係：夜間滞留人口減との因果関係は立証されておらず、あくまで実効再生産数との時系列相関やその他相関関係に基づくシナリオである。

Multiplicative Model – immune level

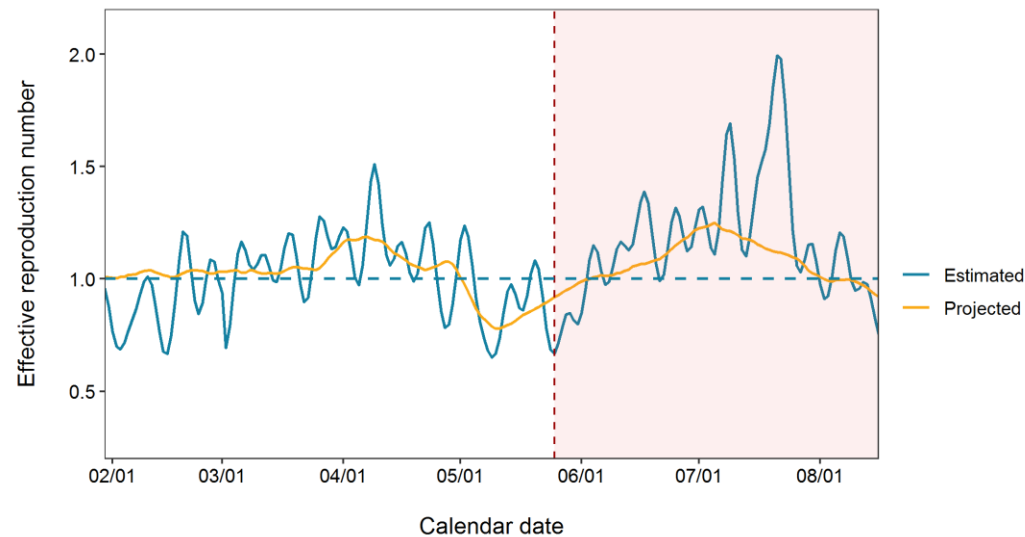
東京都：夜間滞留人口と免疫保持者割合を利用した実効再生産数の予測（デルタ株影響を乗法的モデルとした場合、8月31日更新）

全ウイルスに閉めるデルタ株の割合が未修正の場合のRt予測

デルタ株の割合を明示的に加味したRt予測



感染時刻



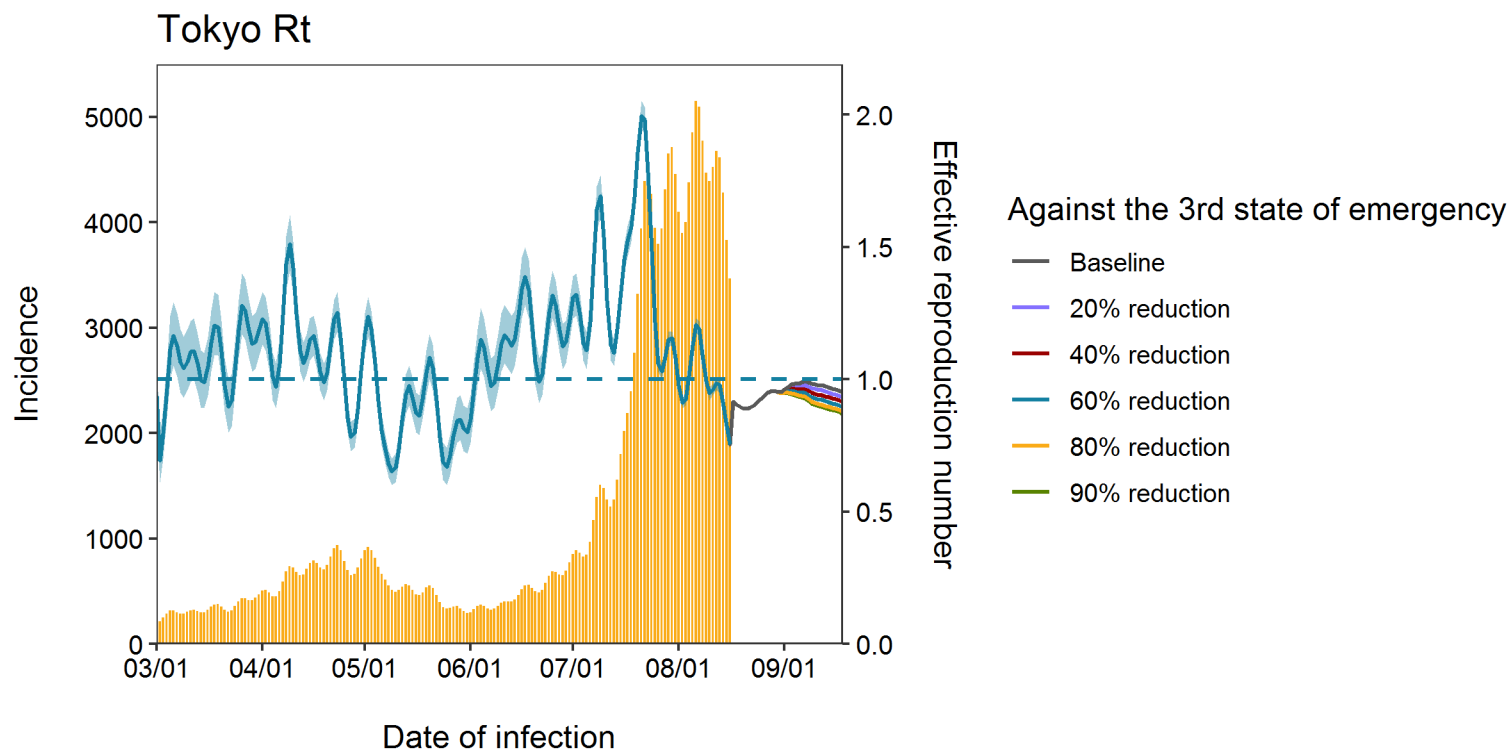
感染時刻

東京都における実効再生産数の予測シナリオ

(夜間繁華街の滞留人口と気温、再生産数の予防接種による低下を利用したとき)

Multiplicative Model – immune level

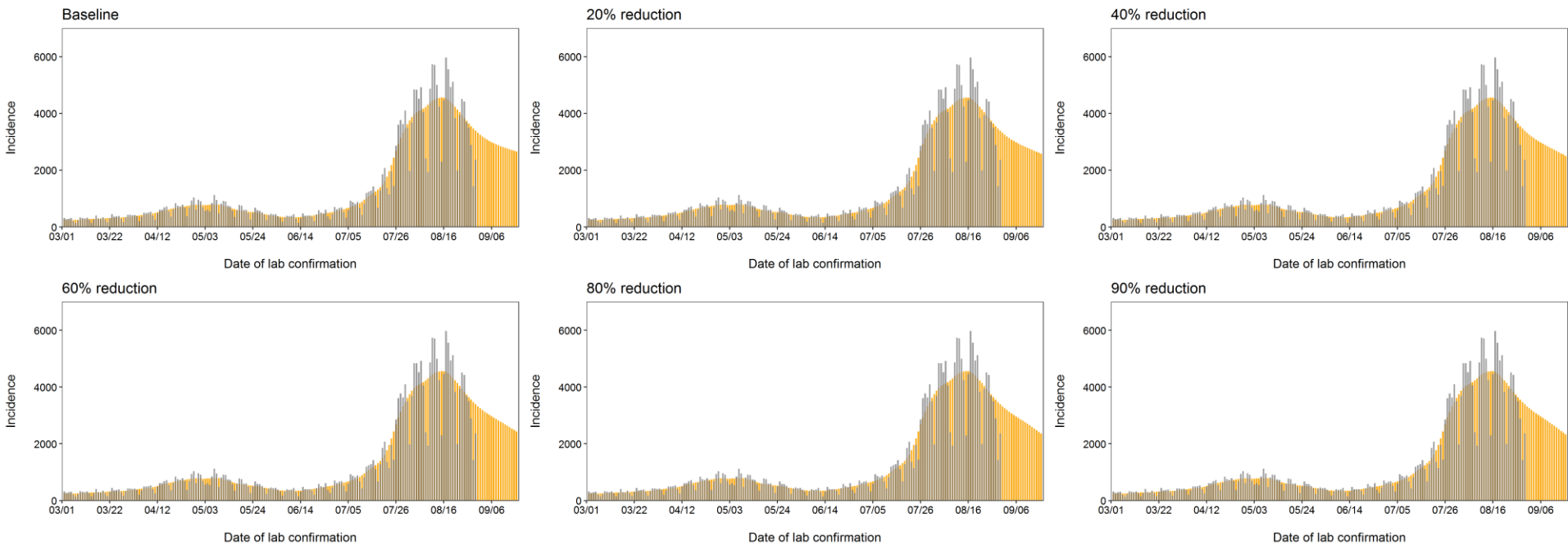
デルタ株影響を乗法的モデルとした場合、8月31日更新



Multiplicative Model – immune level

夜間滞留人口を活用した実効再生産数の予測シナリオに基づくナウキャストイング

Against the 3rd state of emergency

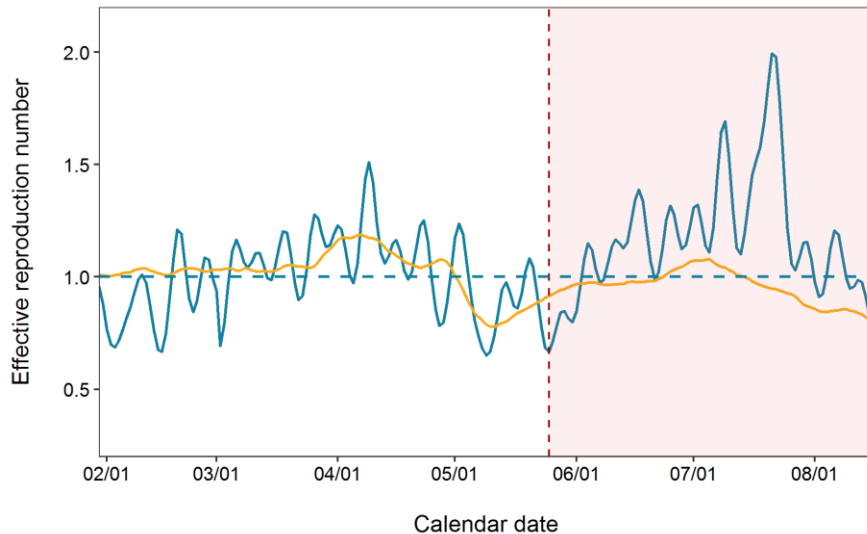


結論：夜間滞留人口の微増があろうとも予防接種による免疫が重なって、今後、一過性で感染者数が減少する可能性がある

Additive Model

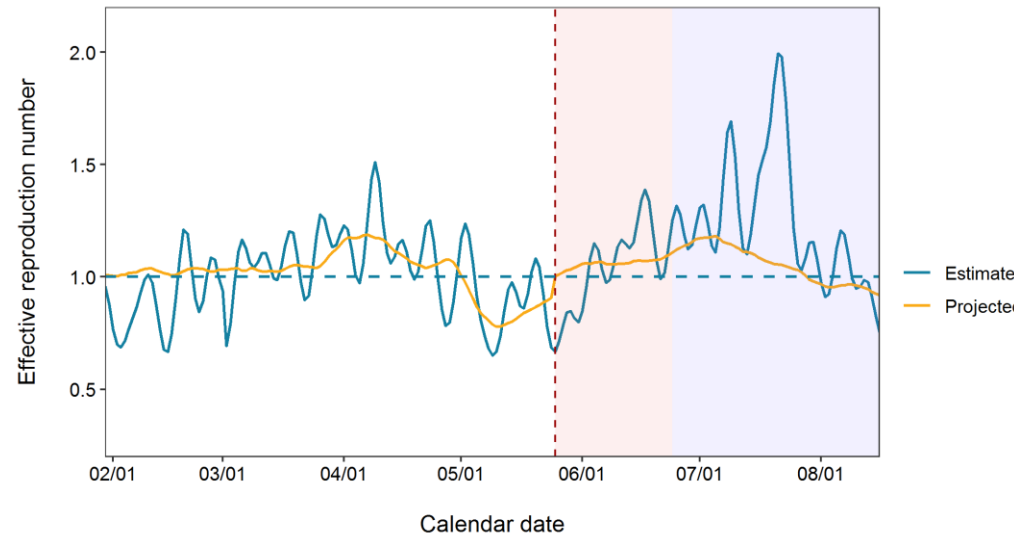
東京都：夜間滞留人口を利用した感染時刻別の実効再生産数の予測（デルタ株影響を加法的モデルとした場合、8月31日更新）

全ウイルスに閉めるデルタ株の割合が未修正の場合のRt予測



感染時刻

デルタ株の割合を明示的に加味したRt予測

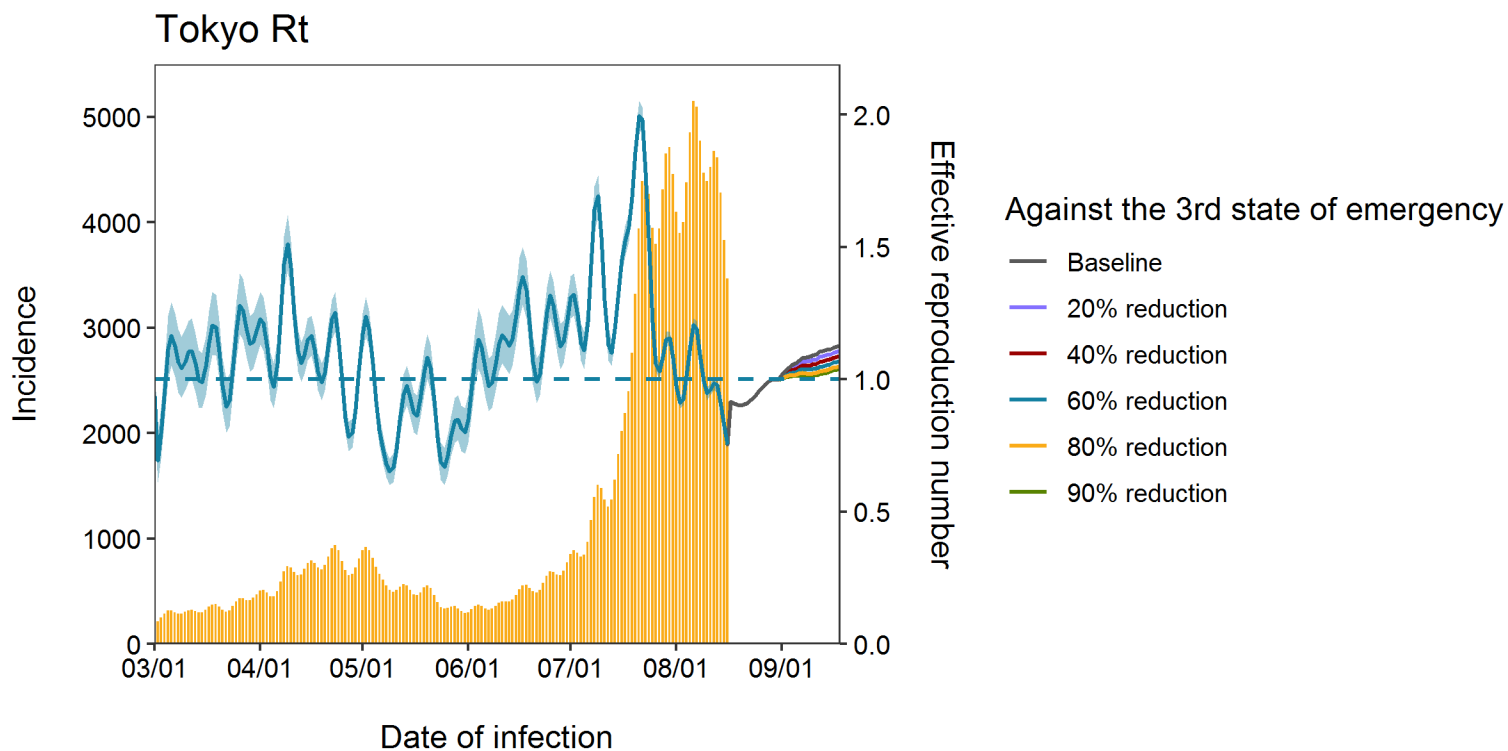


感染時刻

東京都における実効再生産数の予測シナリオ
(夜間繁華街の滞留人口と気温を利用したとき)

Additive Model

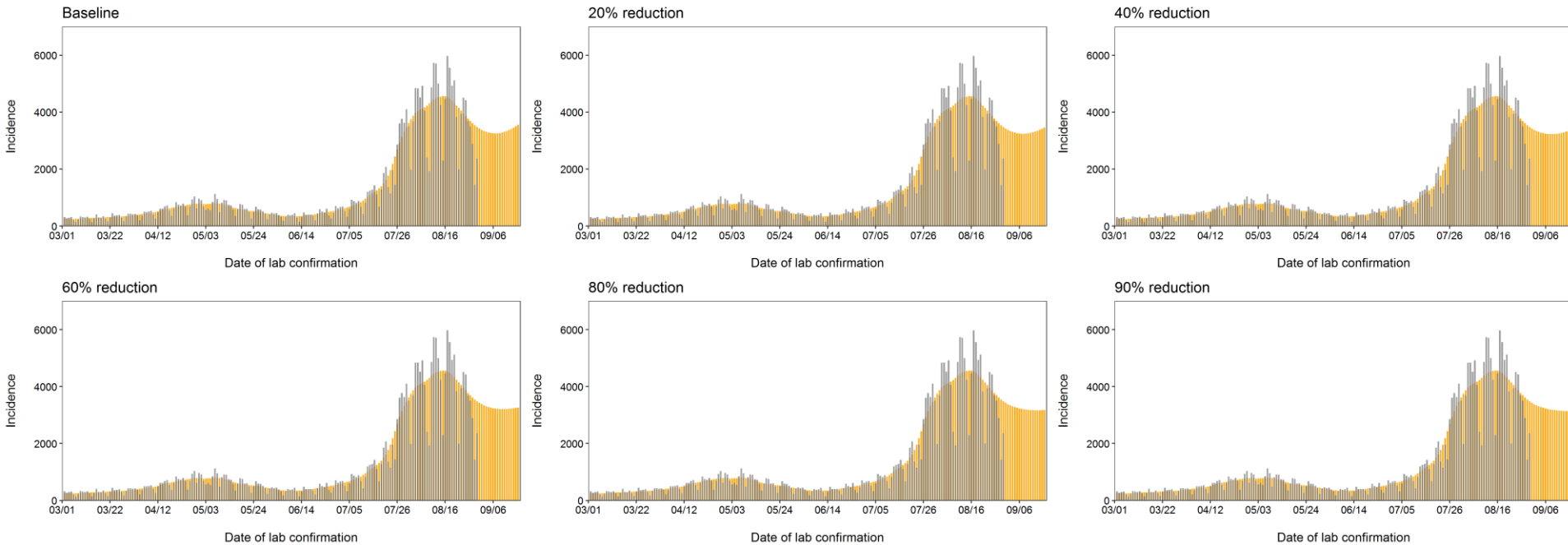
デルタ株影響を加法的モデルとした場合、8月31日更新



Additive Model

夜間滞留人口を活用した実効再生産数の予測シナリオに基づくナウキャストイング

Against the 3rd state of emergency

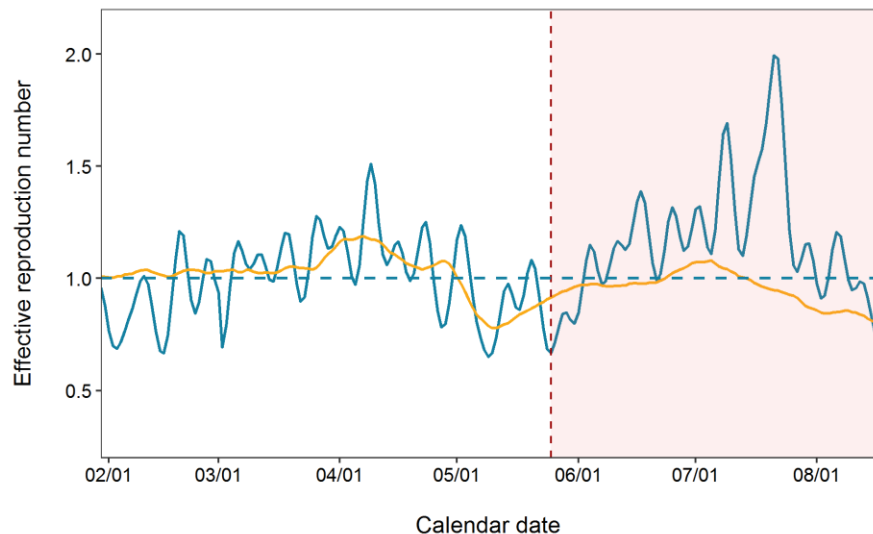


結論：加法的モデルが正しい記述であれば減少が継続する可能性はある。

Additive Model – immune level

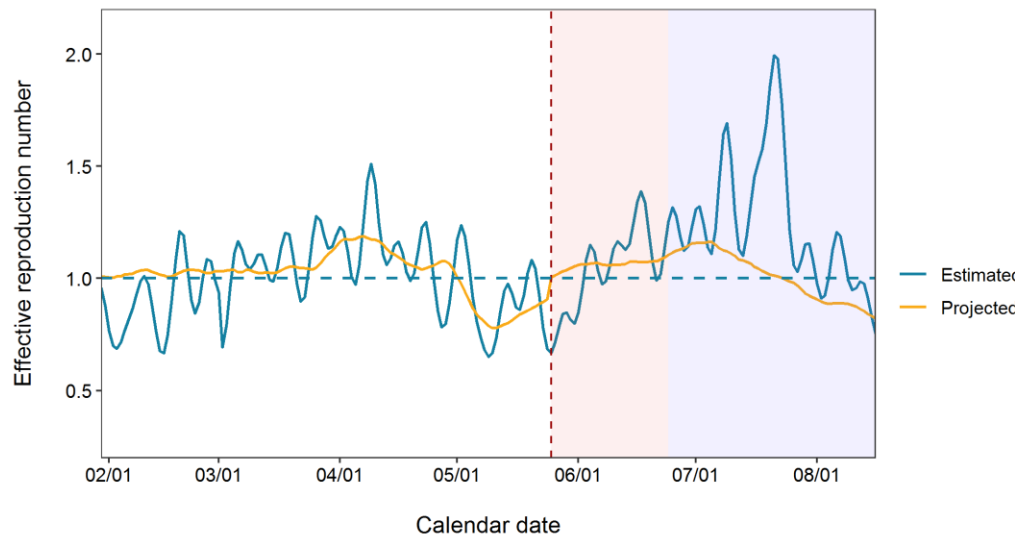
東京都：夜間滞留人口と免疫保持者割合を利用した実効再生産数の予測（デルタ株影響を乗法的モデルとした場合、8月31日更新）

全ウイルスに閉めるデルタ株の割合が未修正の場合のRt予測



感染時刻

デルタ株の割合を明示的に加味したRt予測



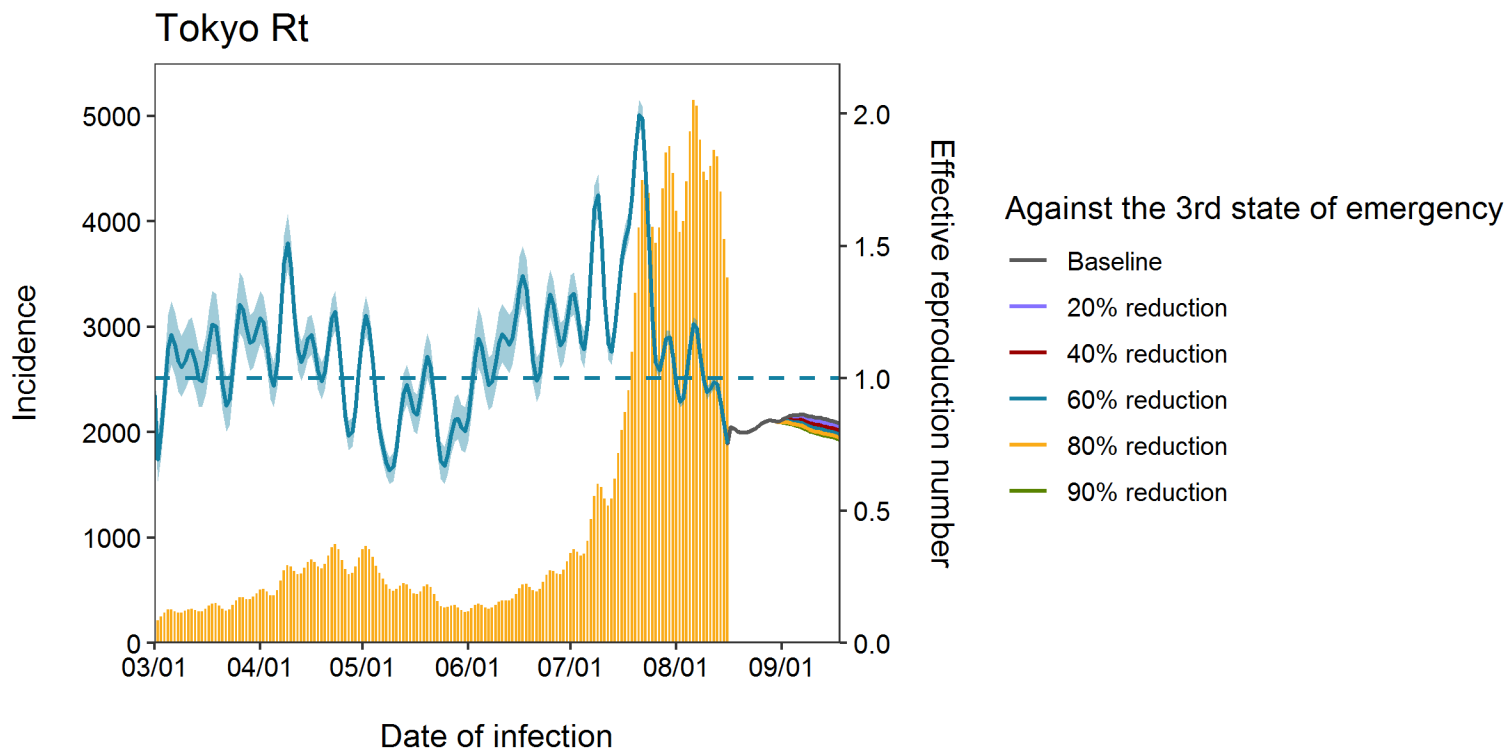
感染時刻

Additive Model – immune level

東京都における実効再生産数の予測シナリオ

(夜間繁華街の滞留人口と気温、再生産数の予防接種による低下を利用したとき)

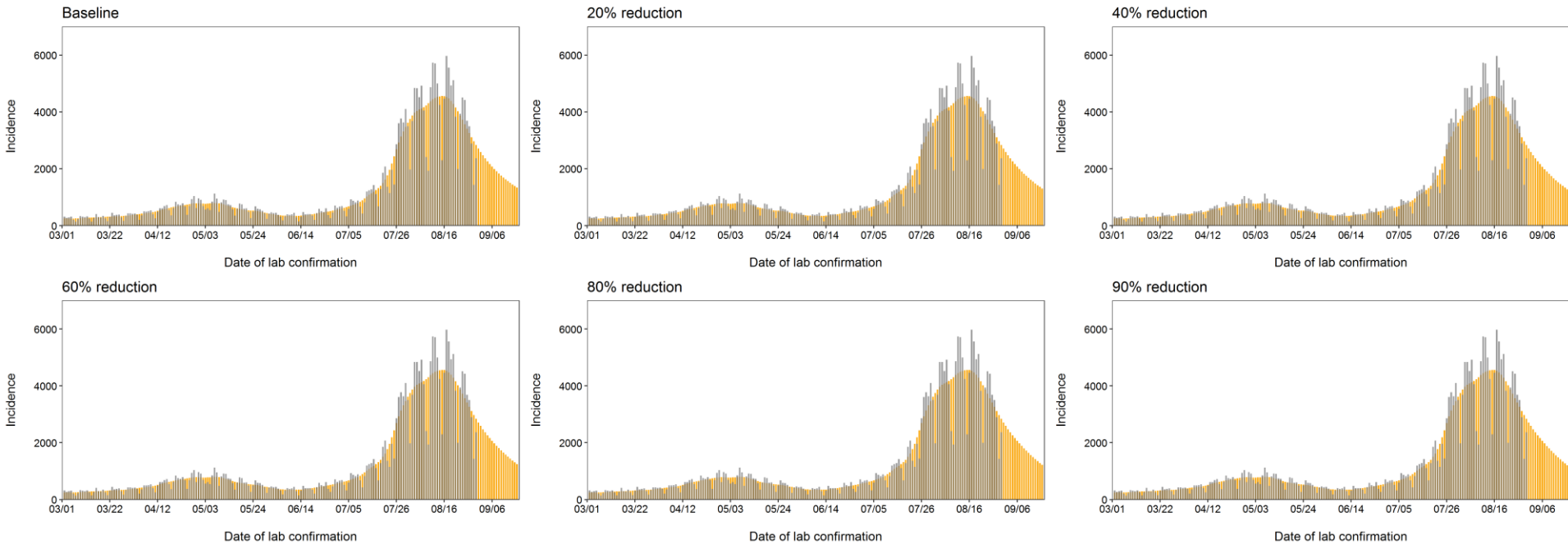
デルタ株影響を加法的モデルとした場合、8月31日更新



Additive Model – immune level

夜間滞留人口を活用した実効再生産数の予測シナリオに基づくナウキャストイング

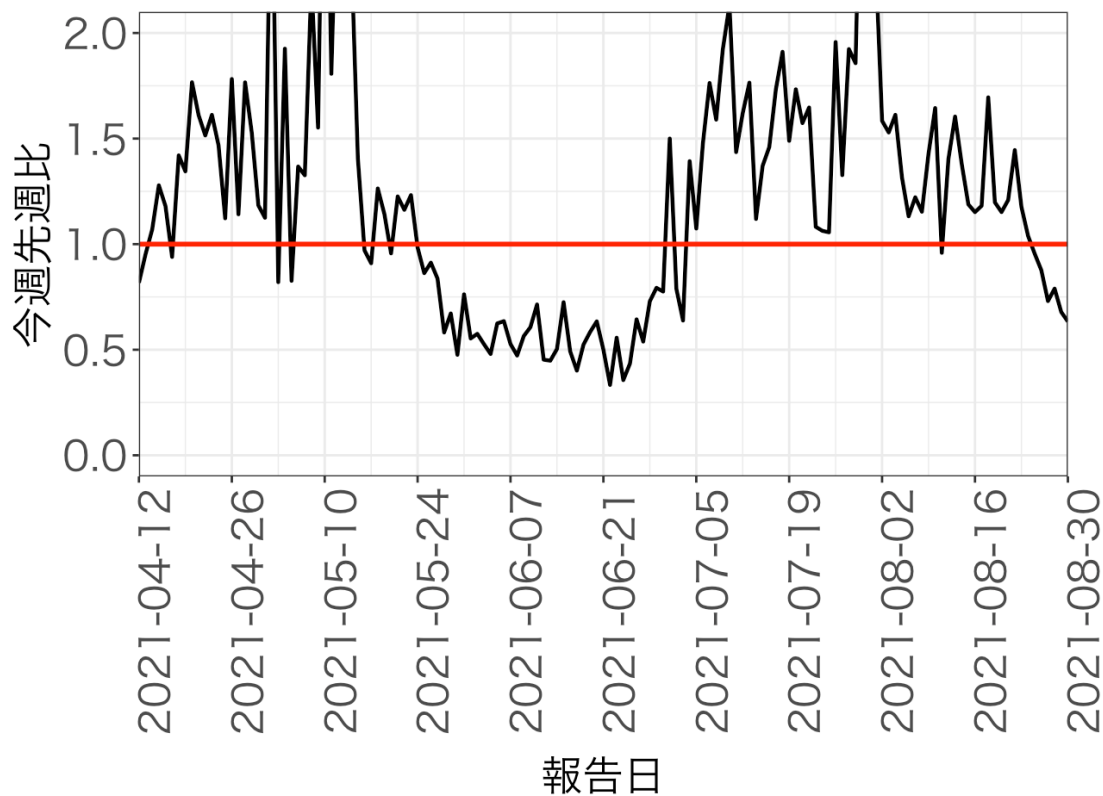
Against the 3rd state of emergency



結論：夜間滞留人口の微増があろうとも予防接種による免疫が重なって、今後、一過性で感染者数が減少する可能性がある

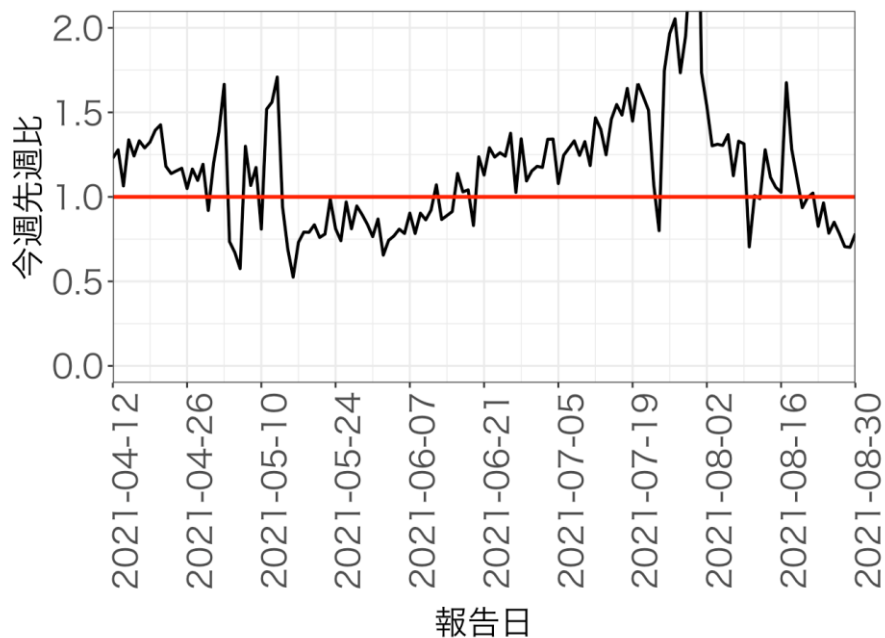
報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

北海道

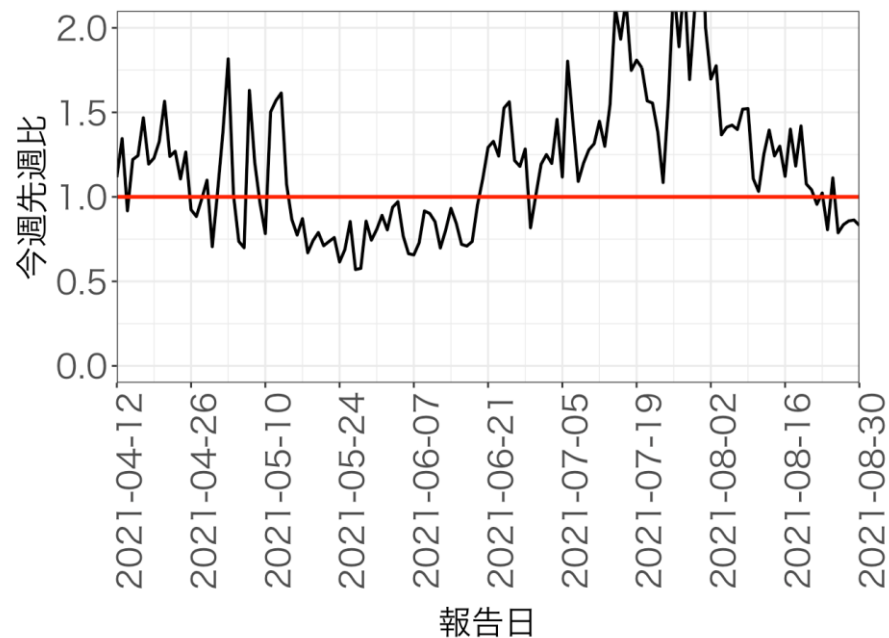


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

東京都

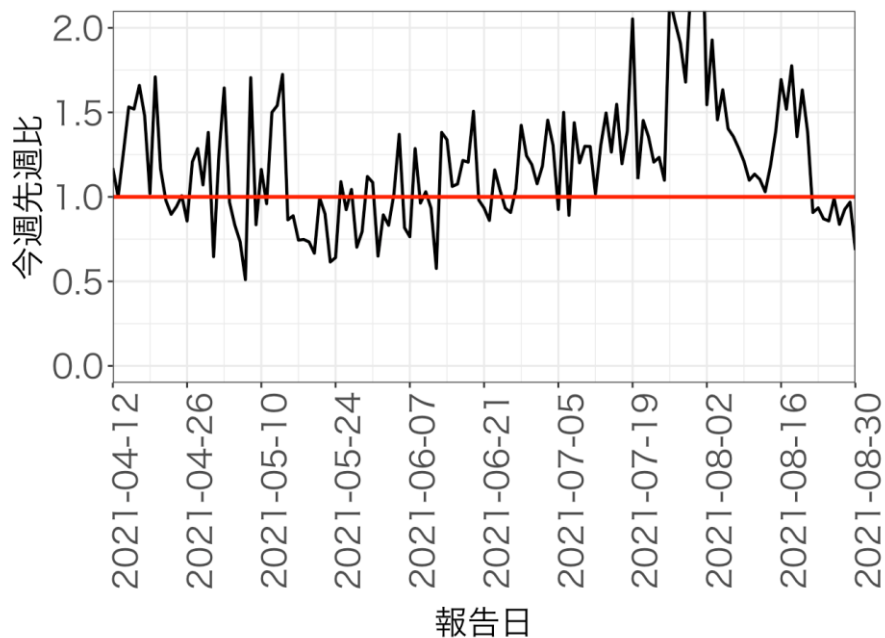


埼玉県

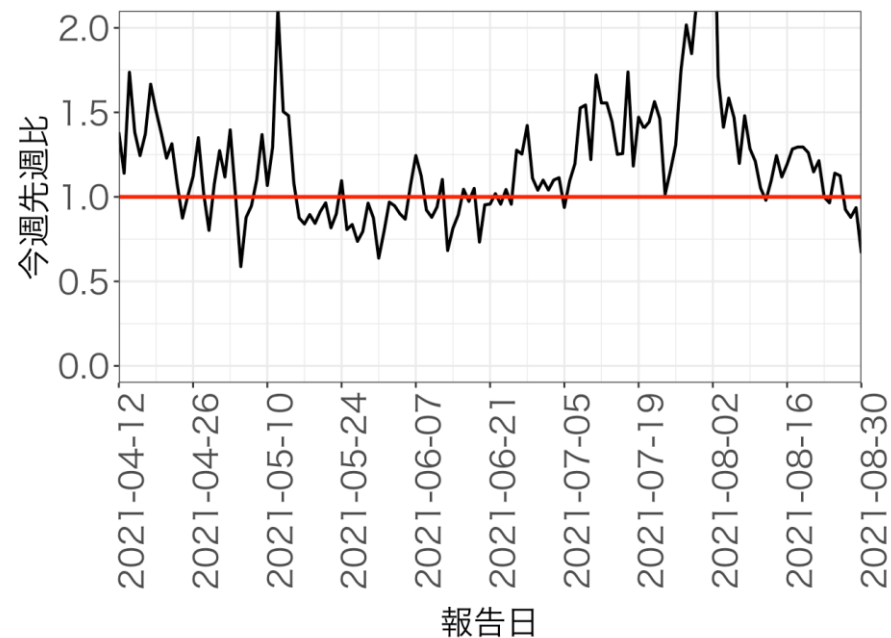


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

千葉県

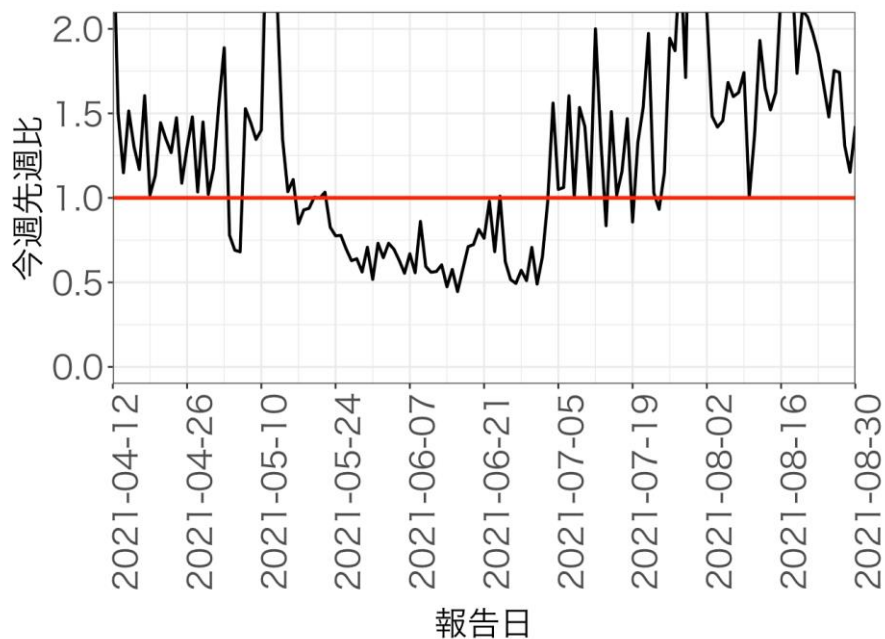


神奈川県

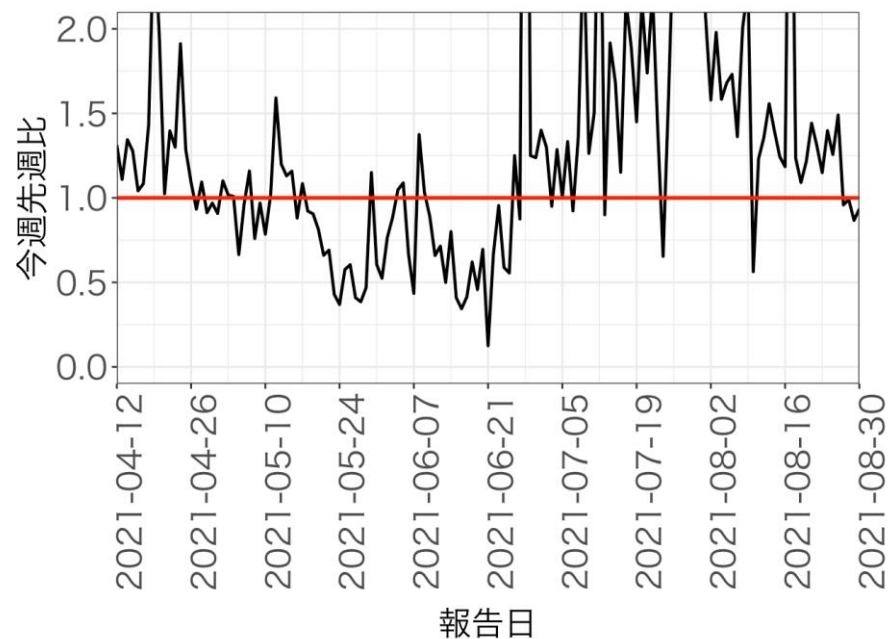


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

愛知県

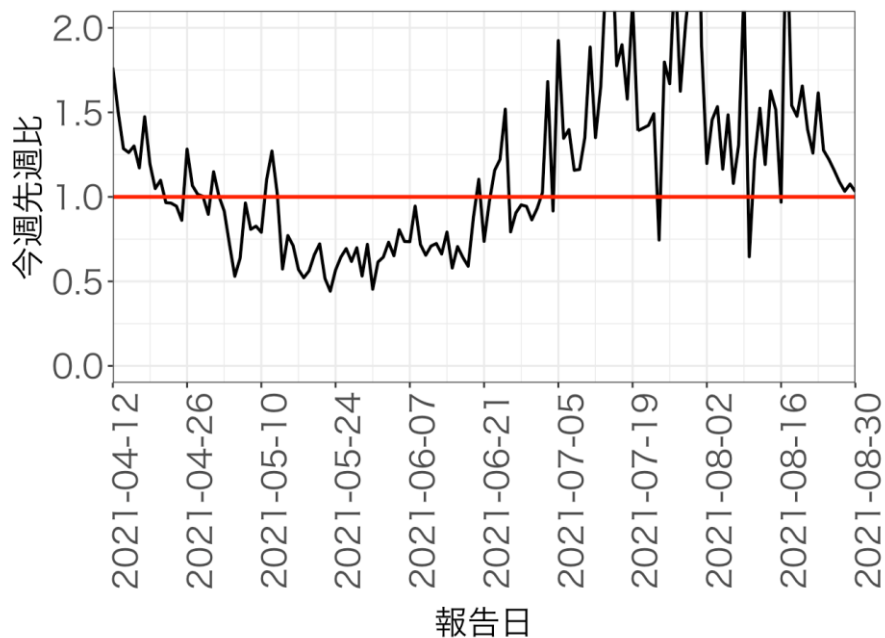


京都府

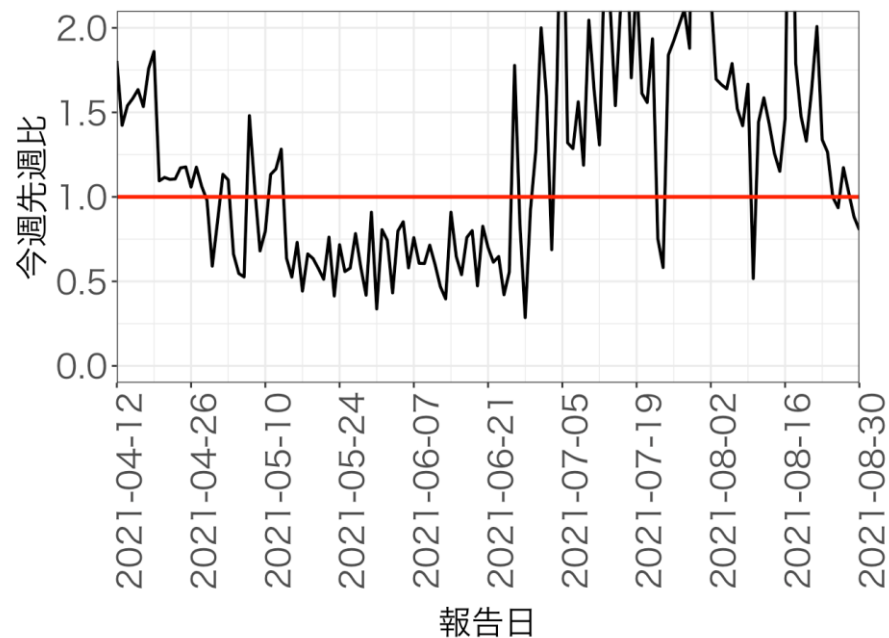


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

大阪府

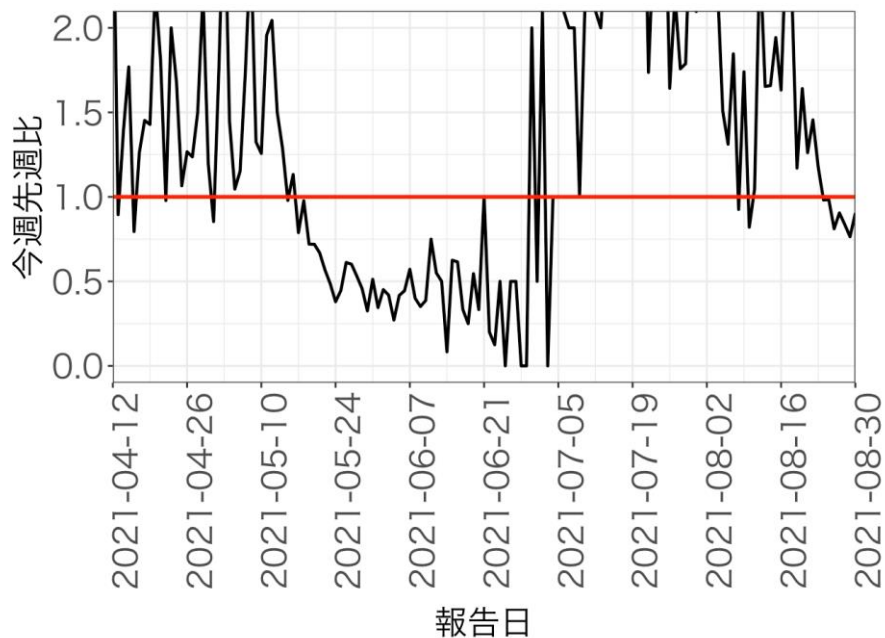


兵庫県

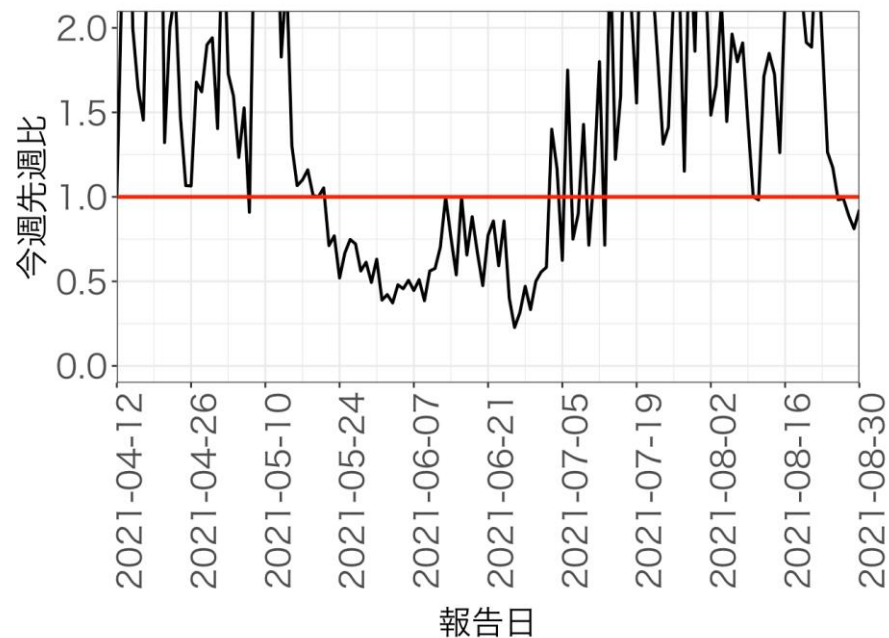


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

岡山県

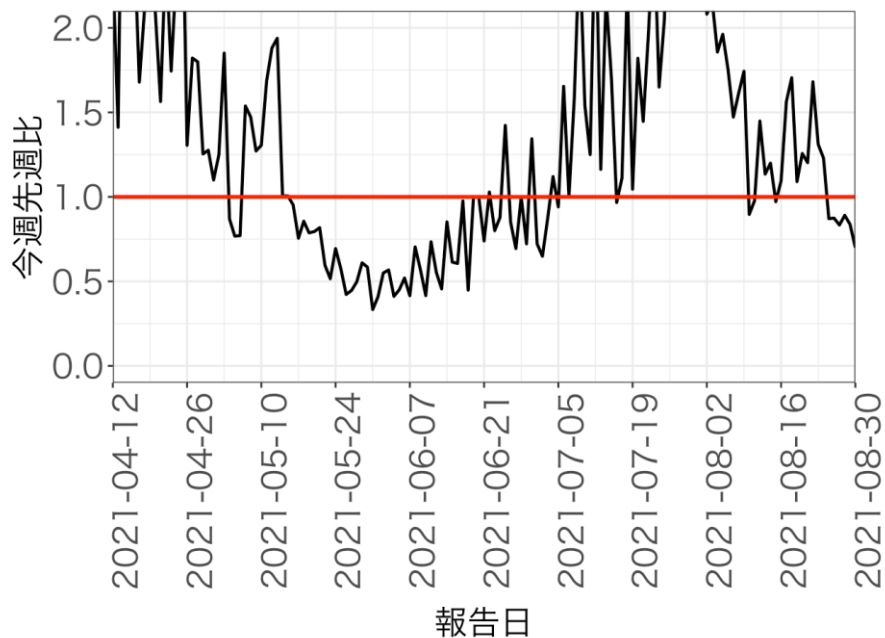


広島県

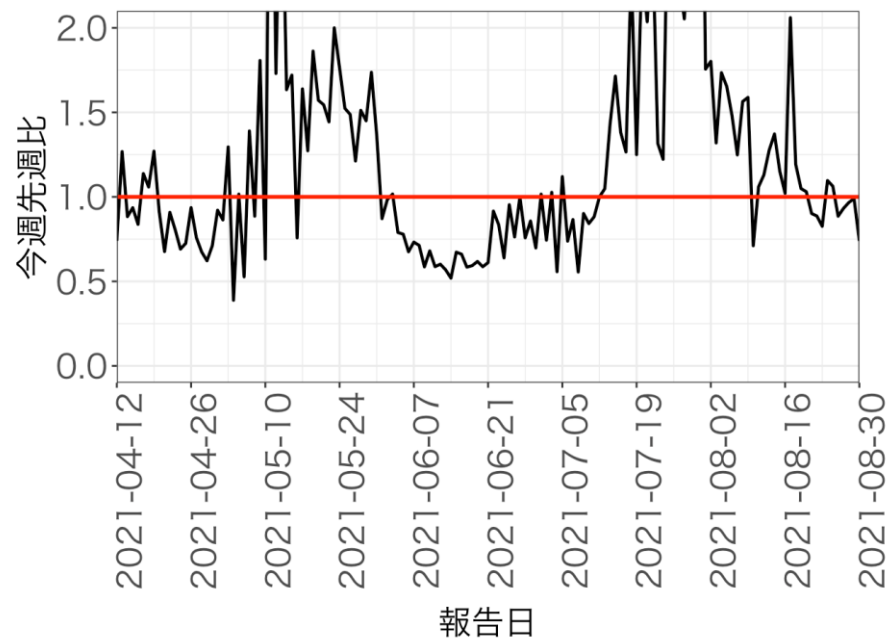


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

福岡県

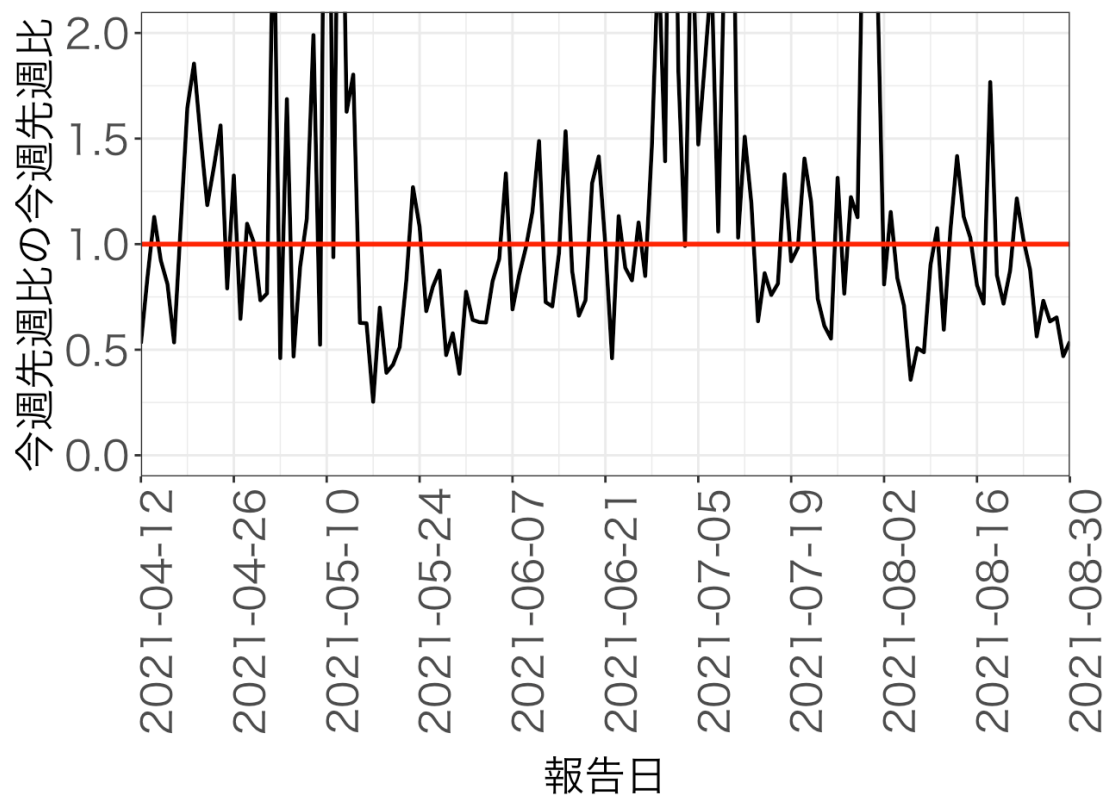


沖縄県



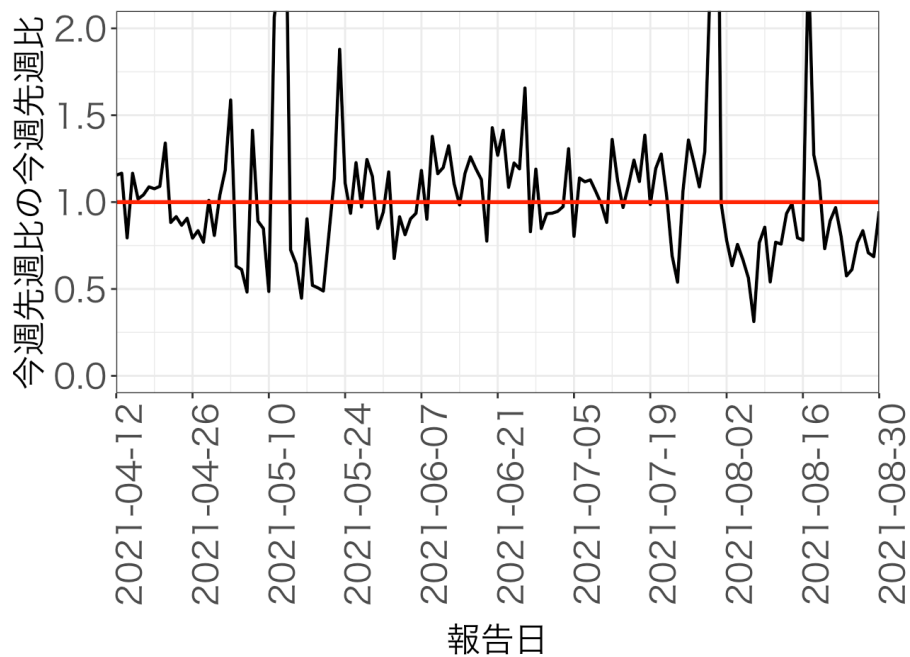
報告日別感染者数の同曜日の今週先週比の今週先週比

北海道

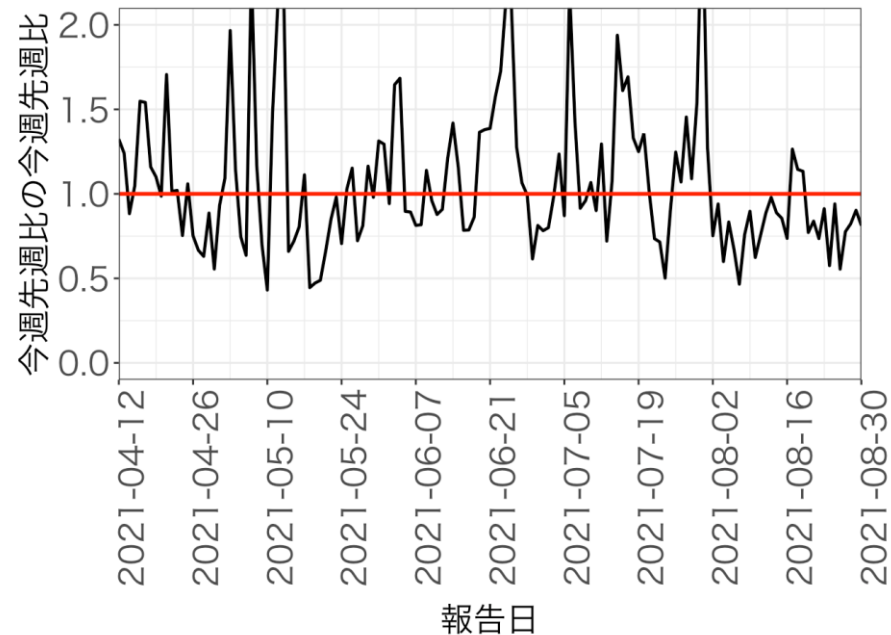


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比の今週先週比

東京都

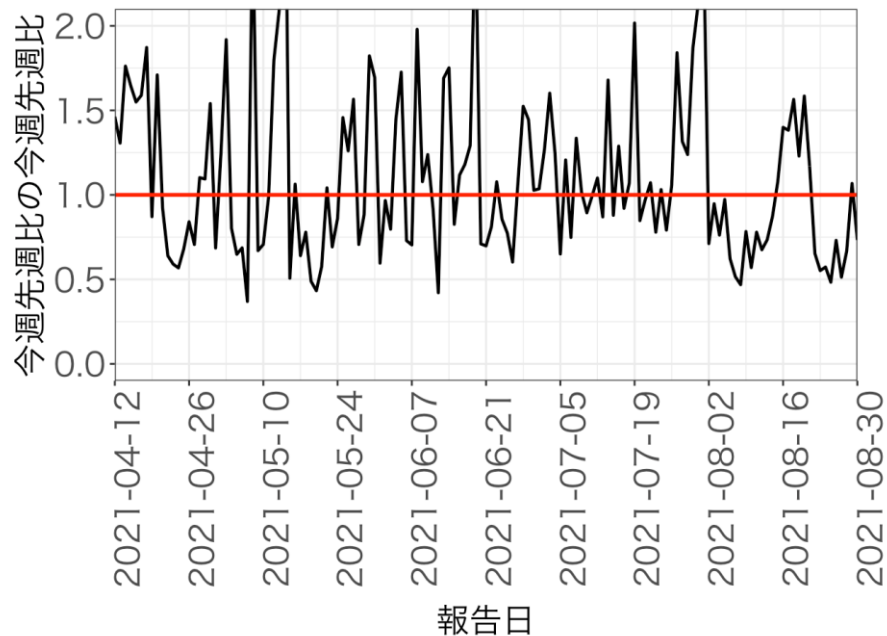


埼玉県

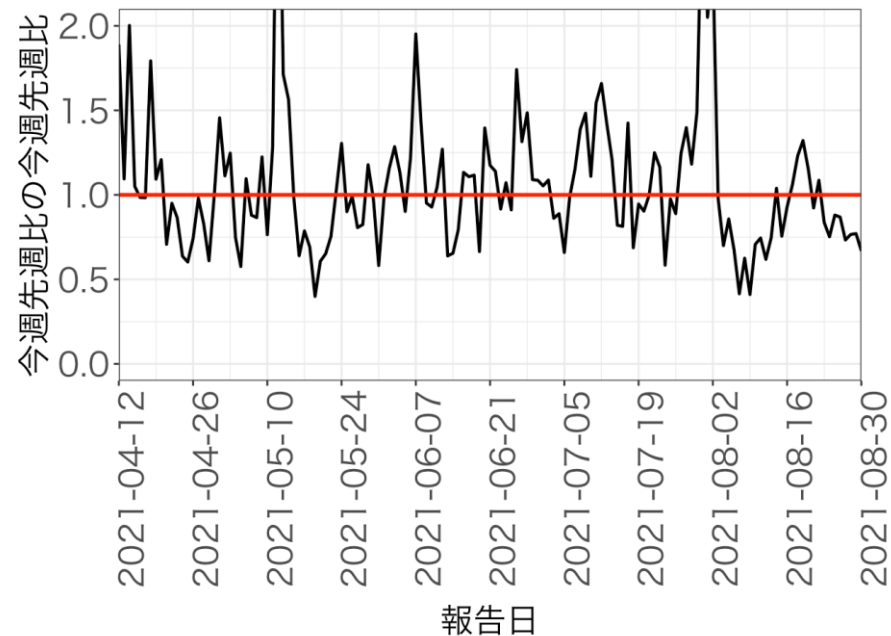


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比の今週先週比

千葉県

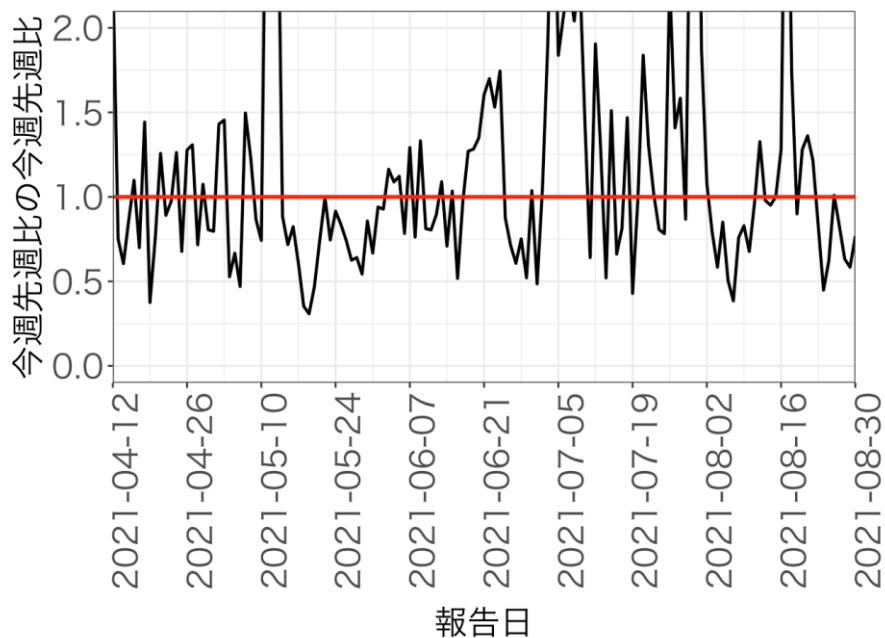


神奈川県

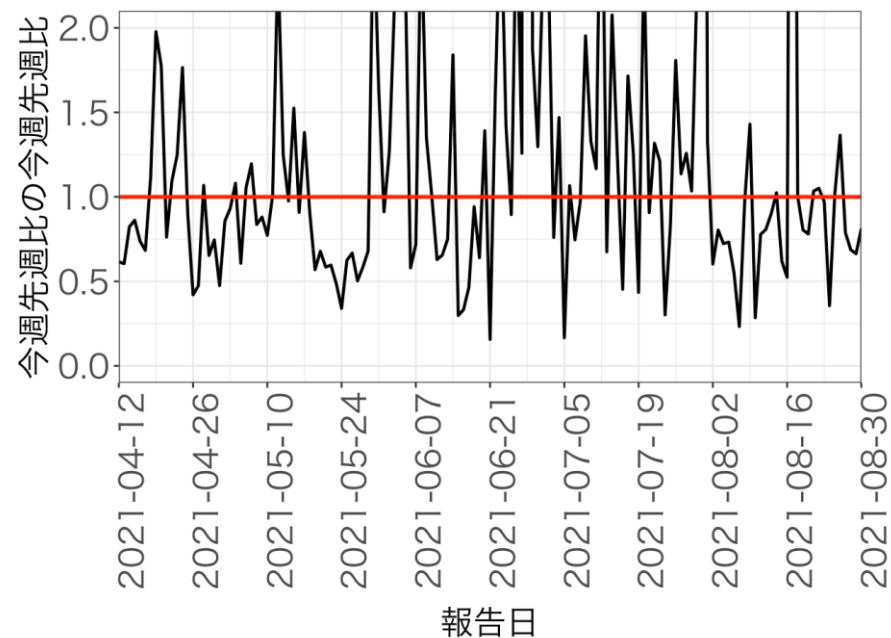


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比 の今週先週比

愛知県

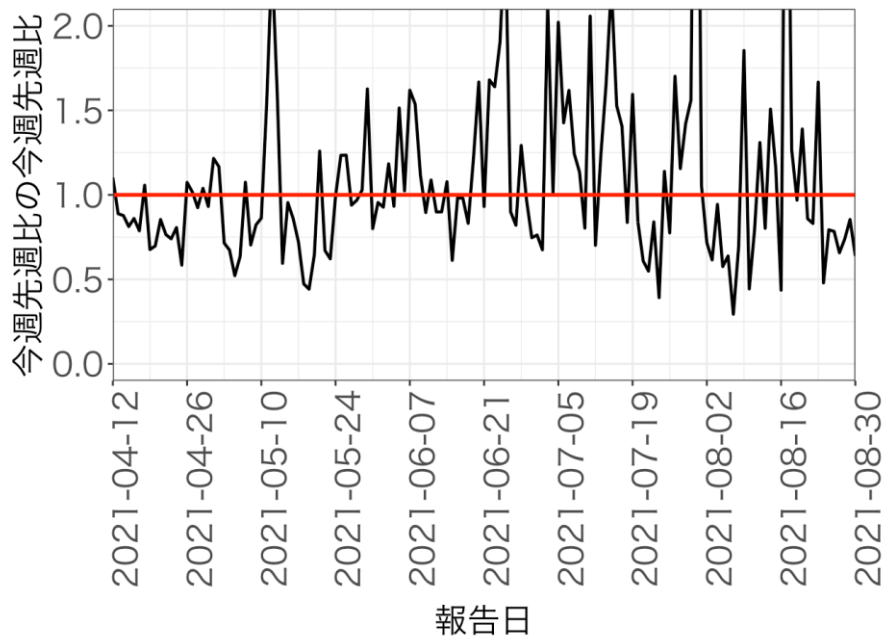


京都府

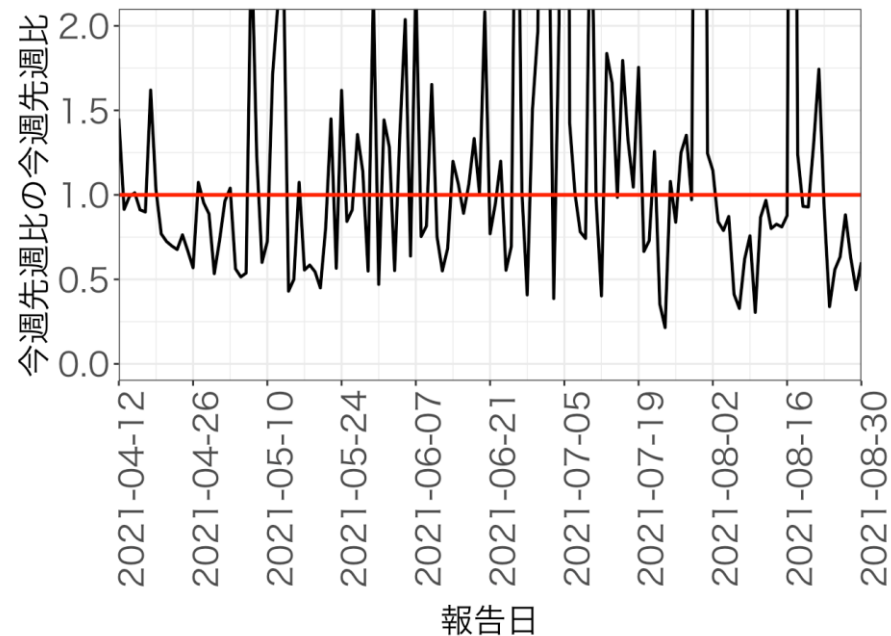


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比 の今週先週比

大阪府

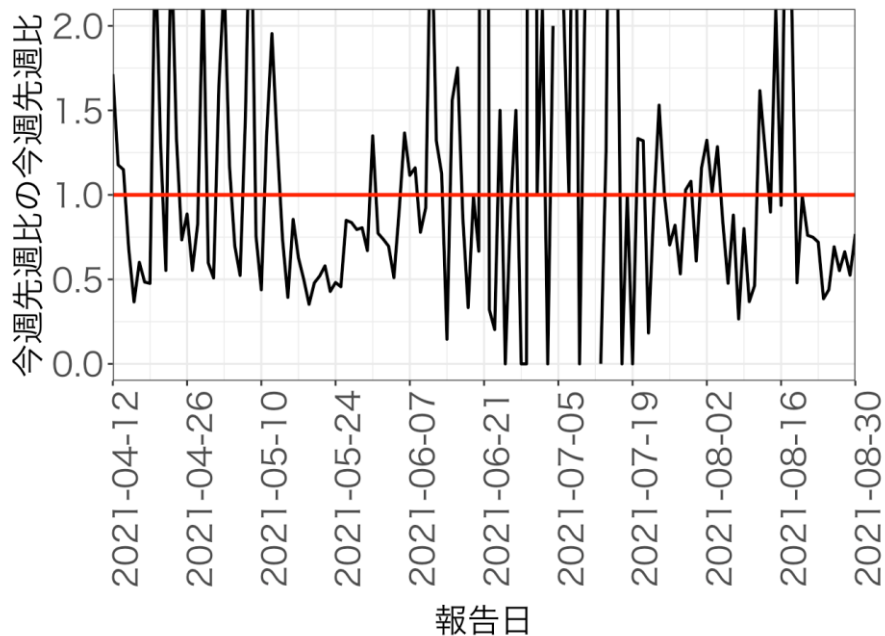


兵庫県

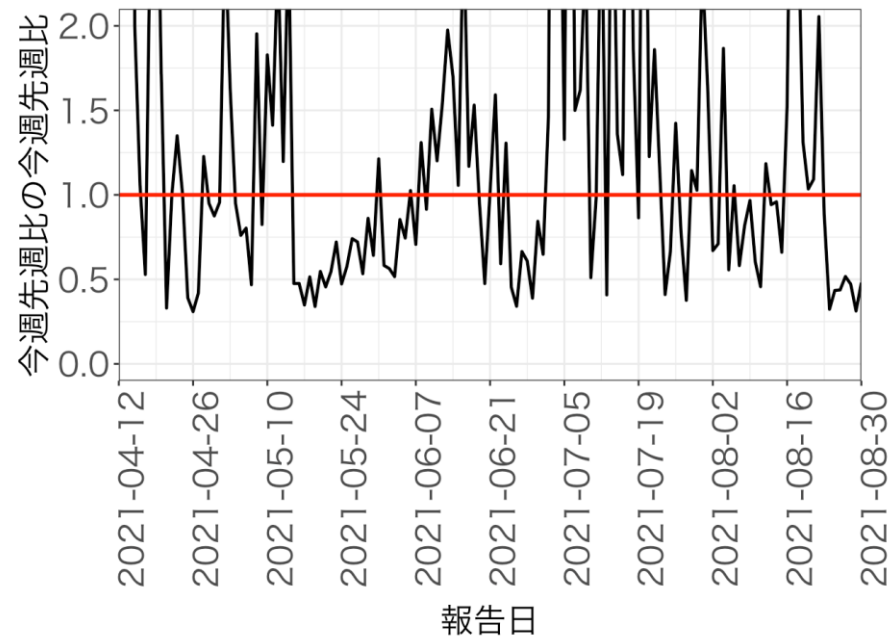


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比 の今週先週比

岡山県

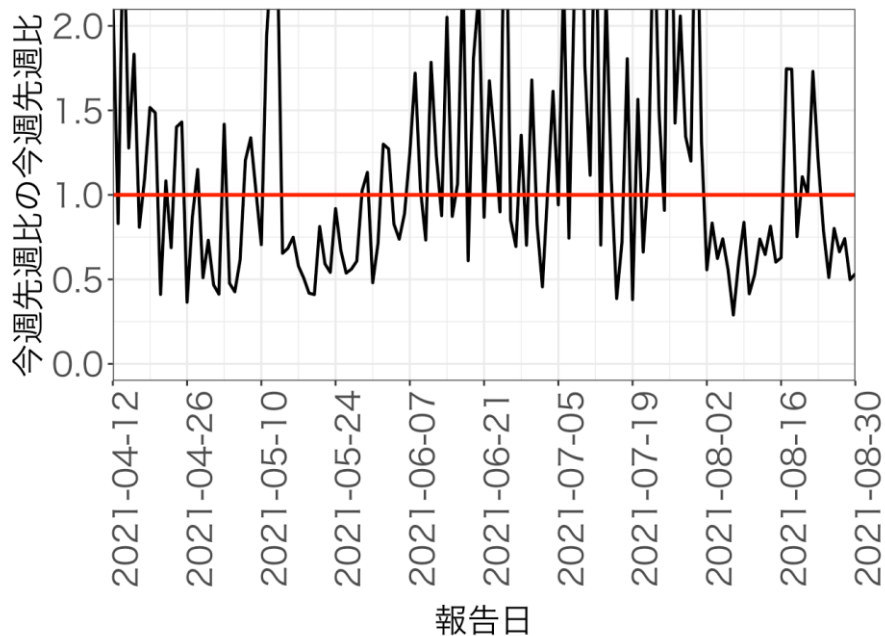


広島県

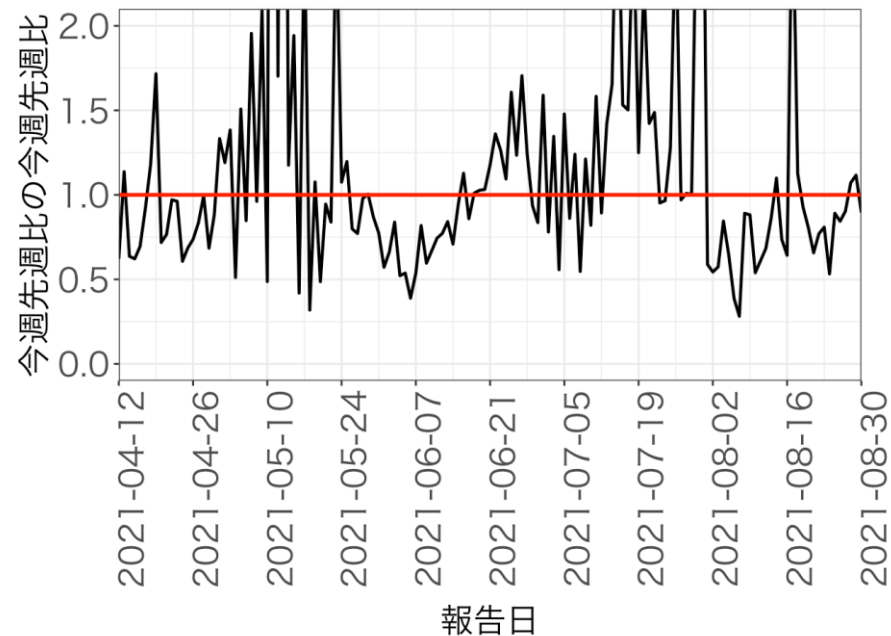


報告日別感染者数の同曜日の今週先週比 の今週先週比

福岡県

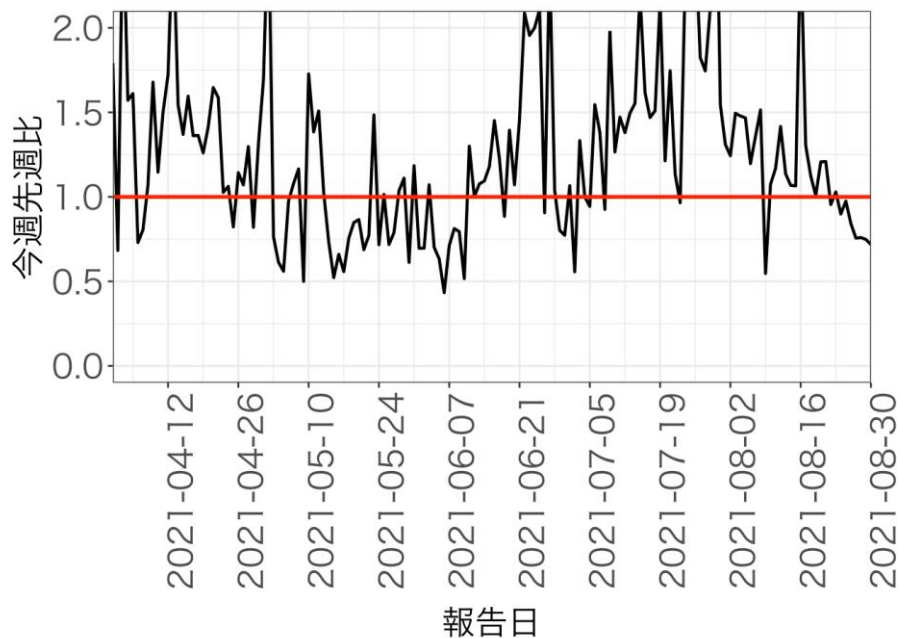


沖縄県

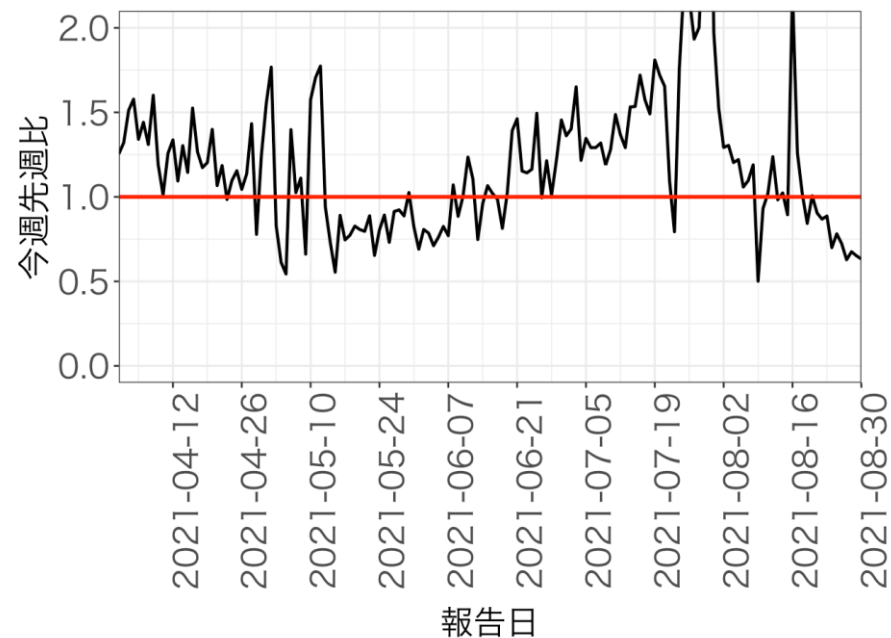


報告日別感染者数の同曜日の年齢群別 今週先週比（東京都）

0-19歳

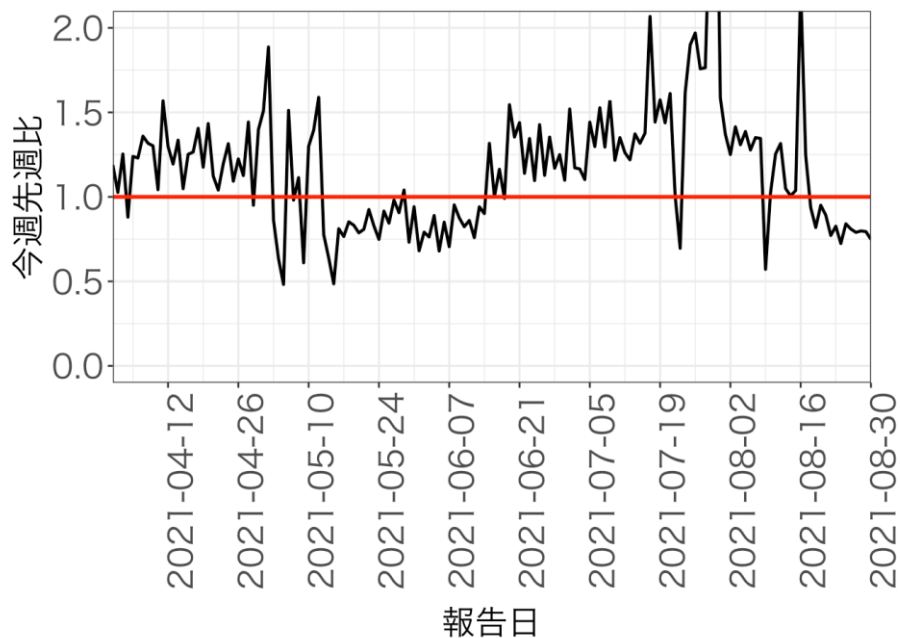


20-39歳

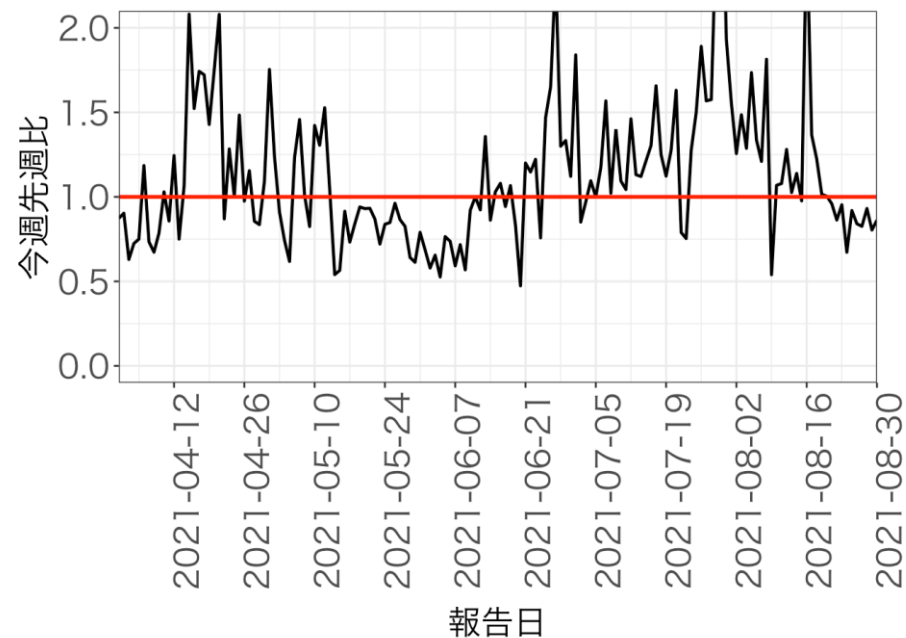


報告日別感染者数の同曜日の年齢群別 今週先週比（東京都）

40-59歳

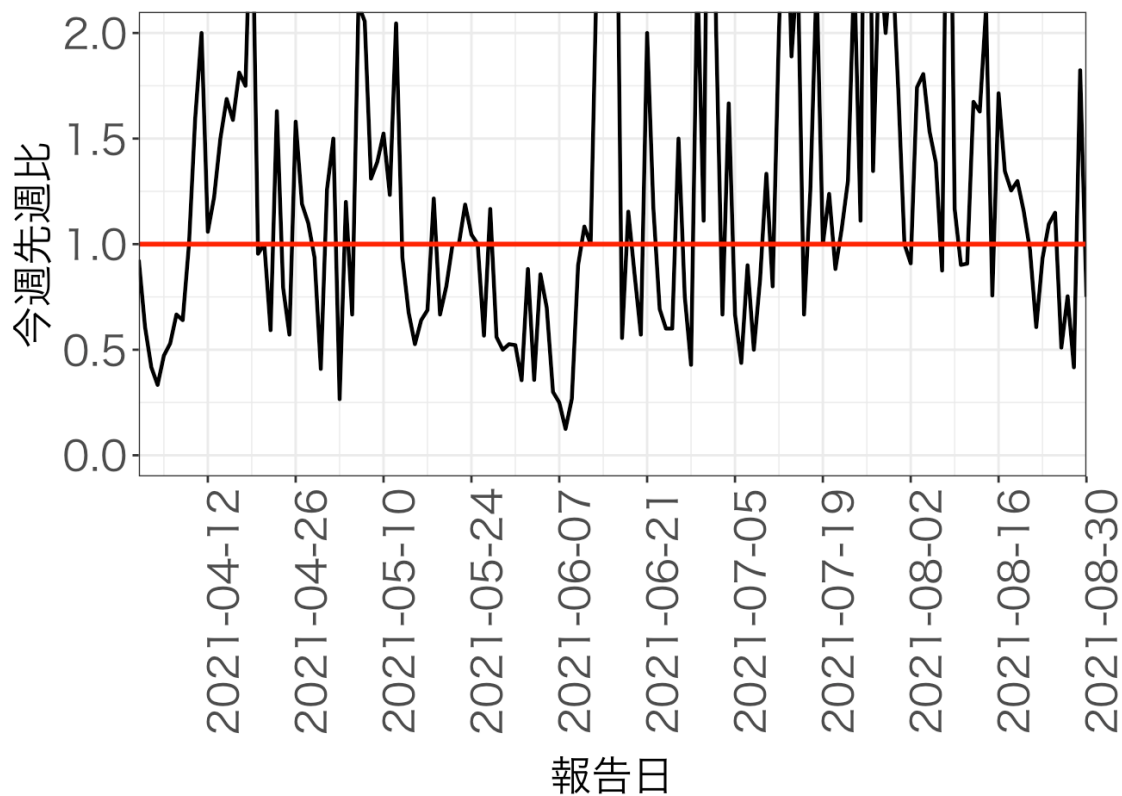


60-79歳



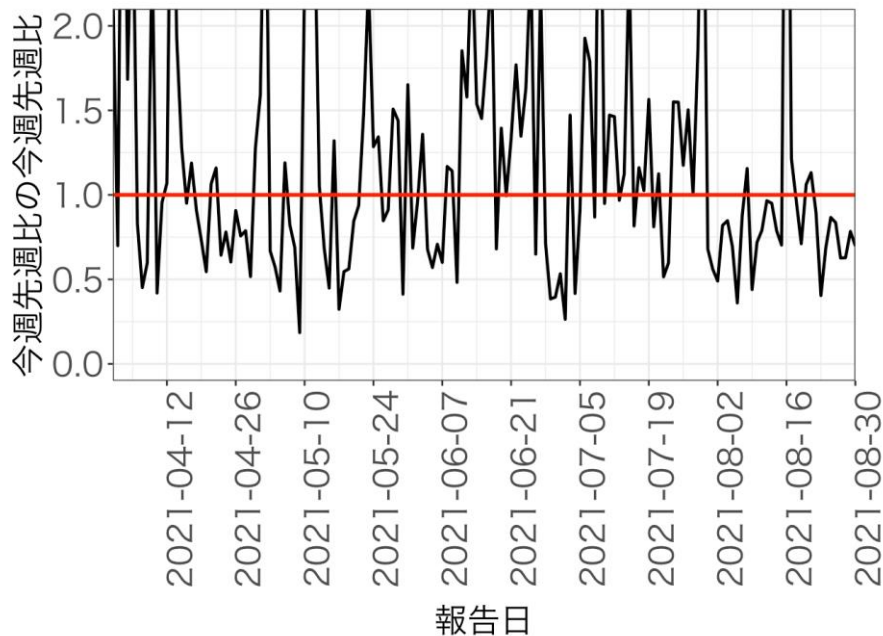
報告日別感染者数の同曜日の年齢群別 今週先週比（東京都）

80歳以上

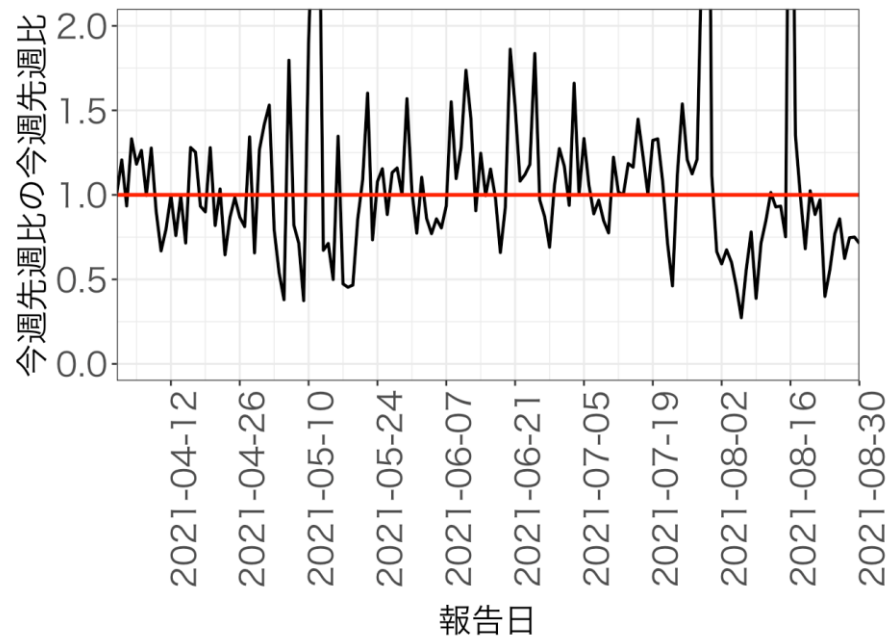


報告日別感染者数の同曜日の年齢群別 今週先週比の今週先週比（東京都）

0-19歳

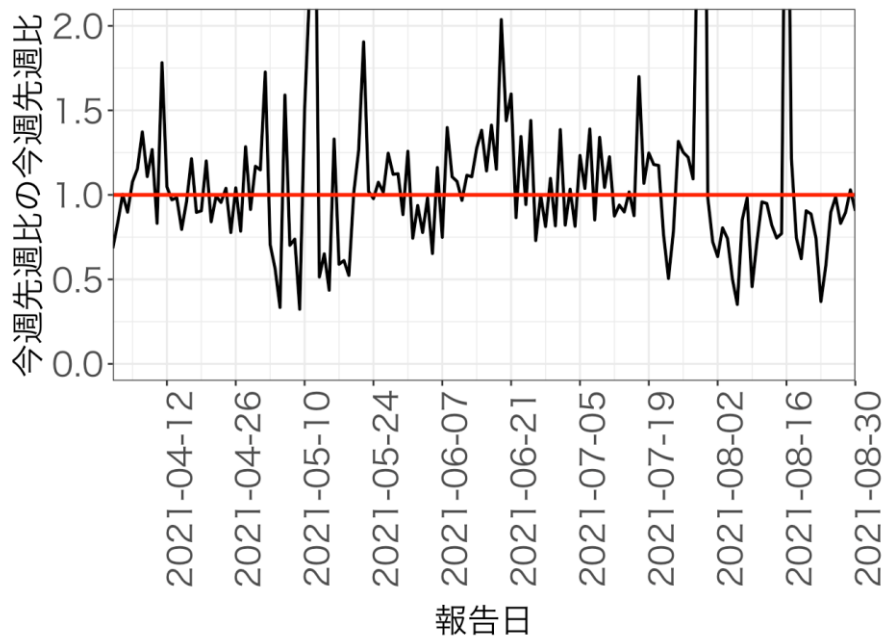


20-39歳

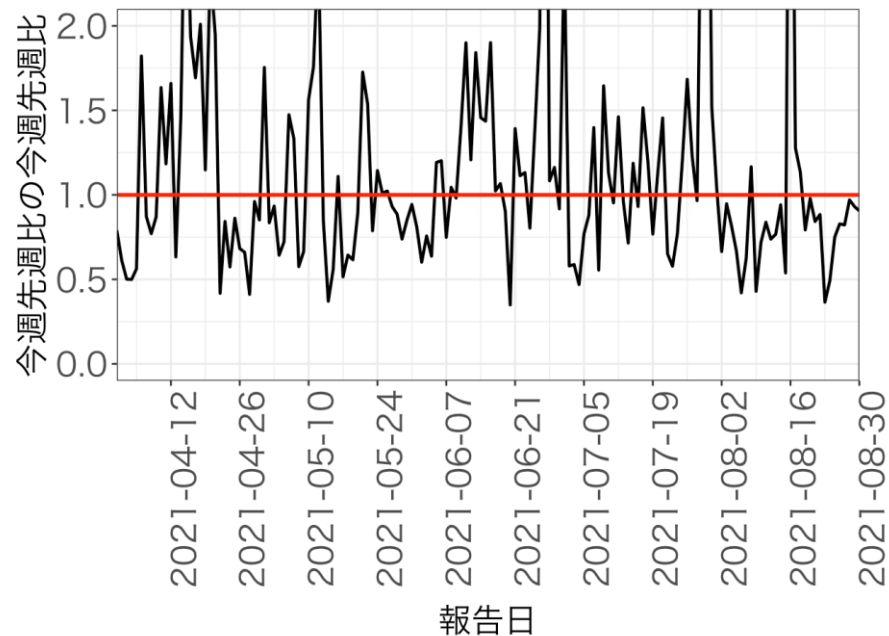


報告日別感染者数の同曜日の年齢群別 今週先週比の今週先週比（東京都）

40-59歳

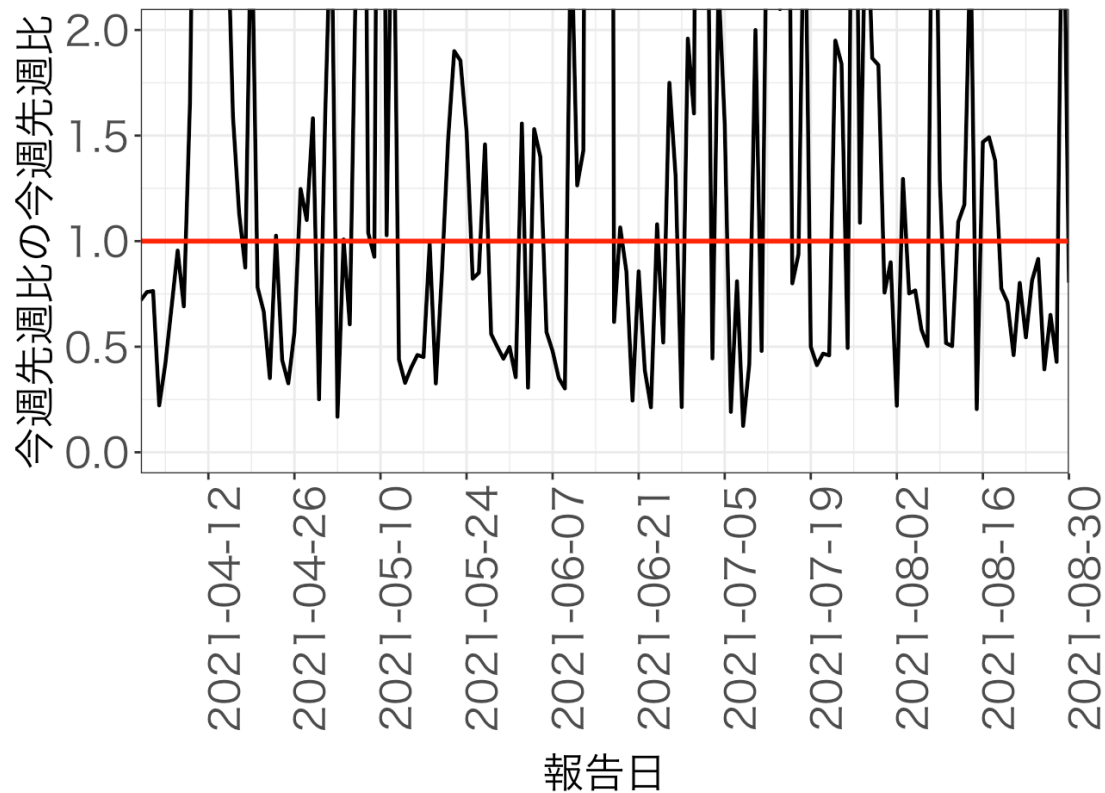


60-79歳



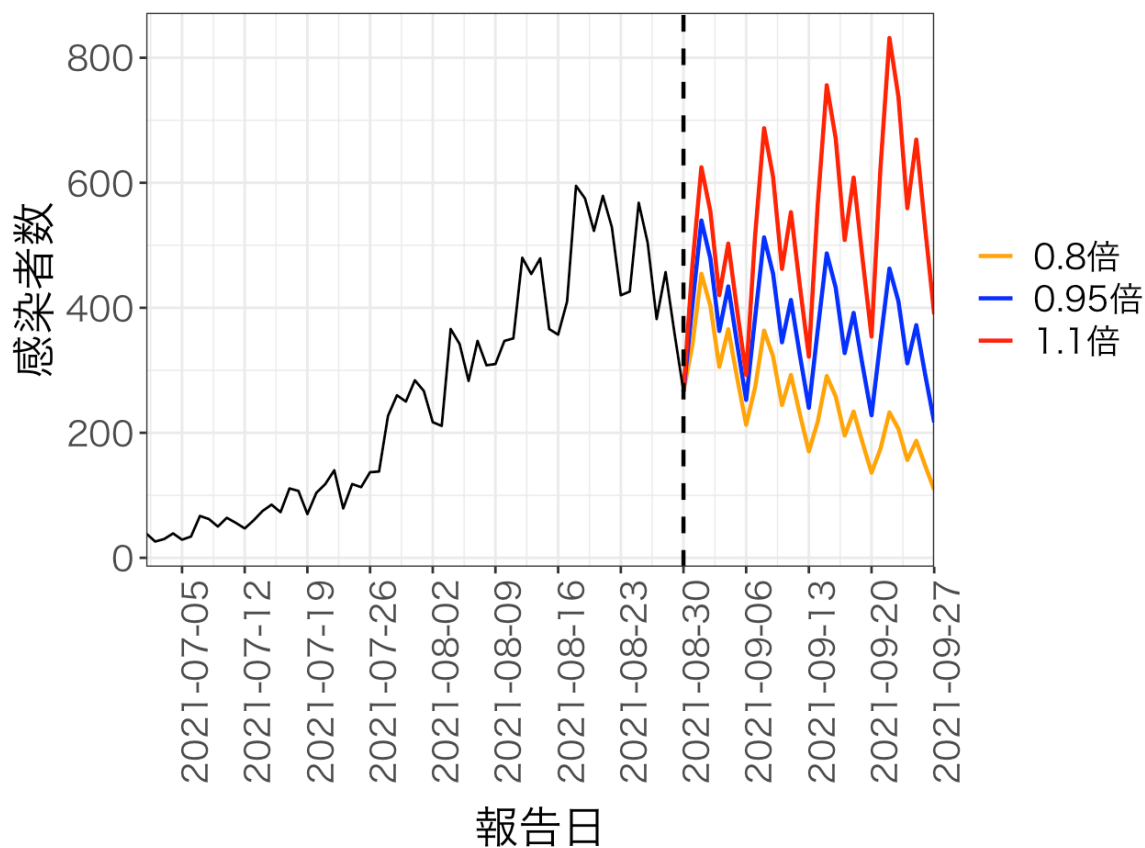
報告日別感染者数の同曜日の年齢群別 今週先週比の今週先週比（東京都）

80歳以上



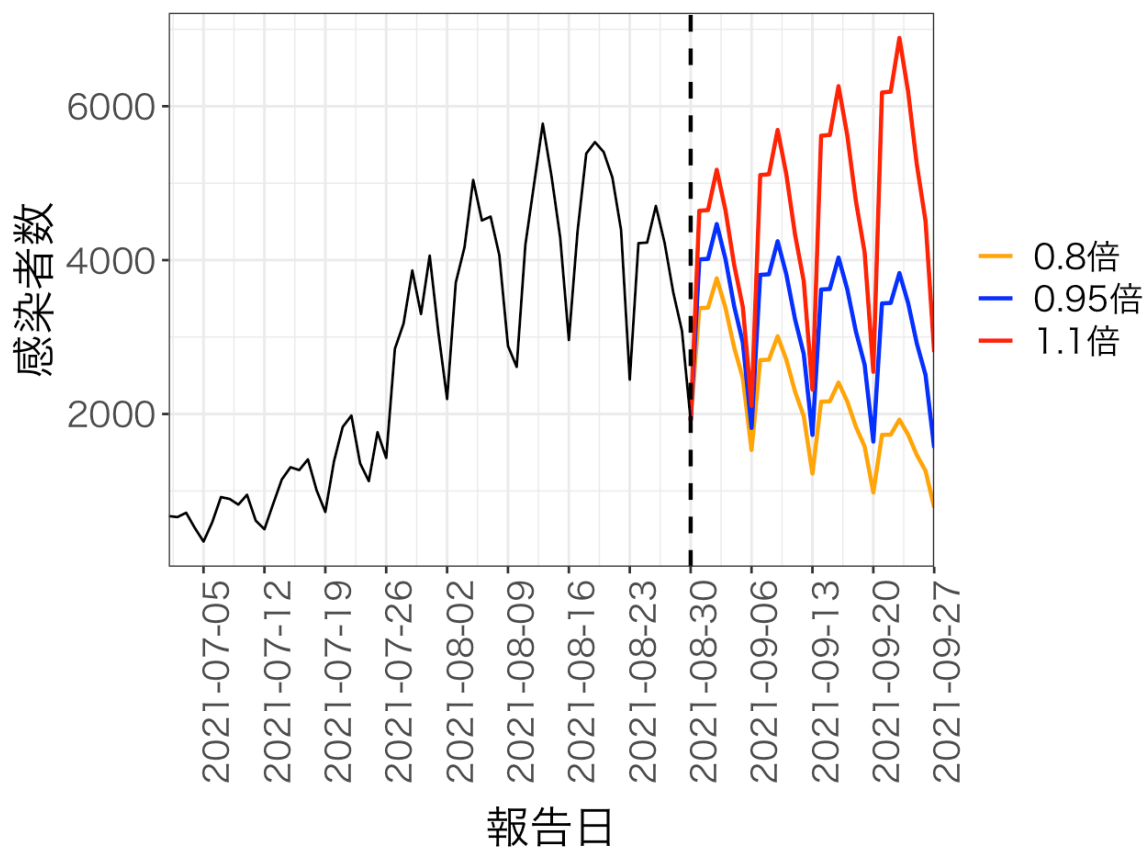
報告日別感染者数の推移 (今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

北海道



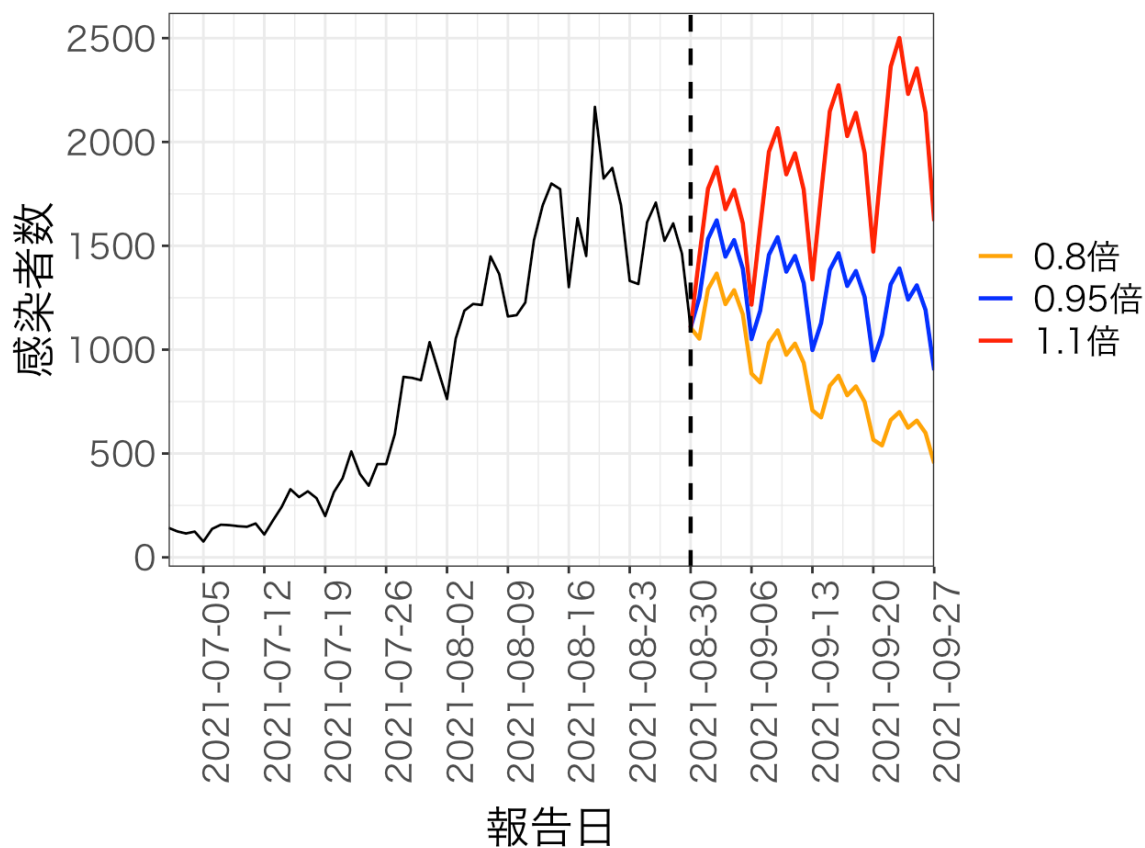
報告日別感染者数の推移 (今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

東京都



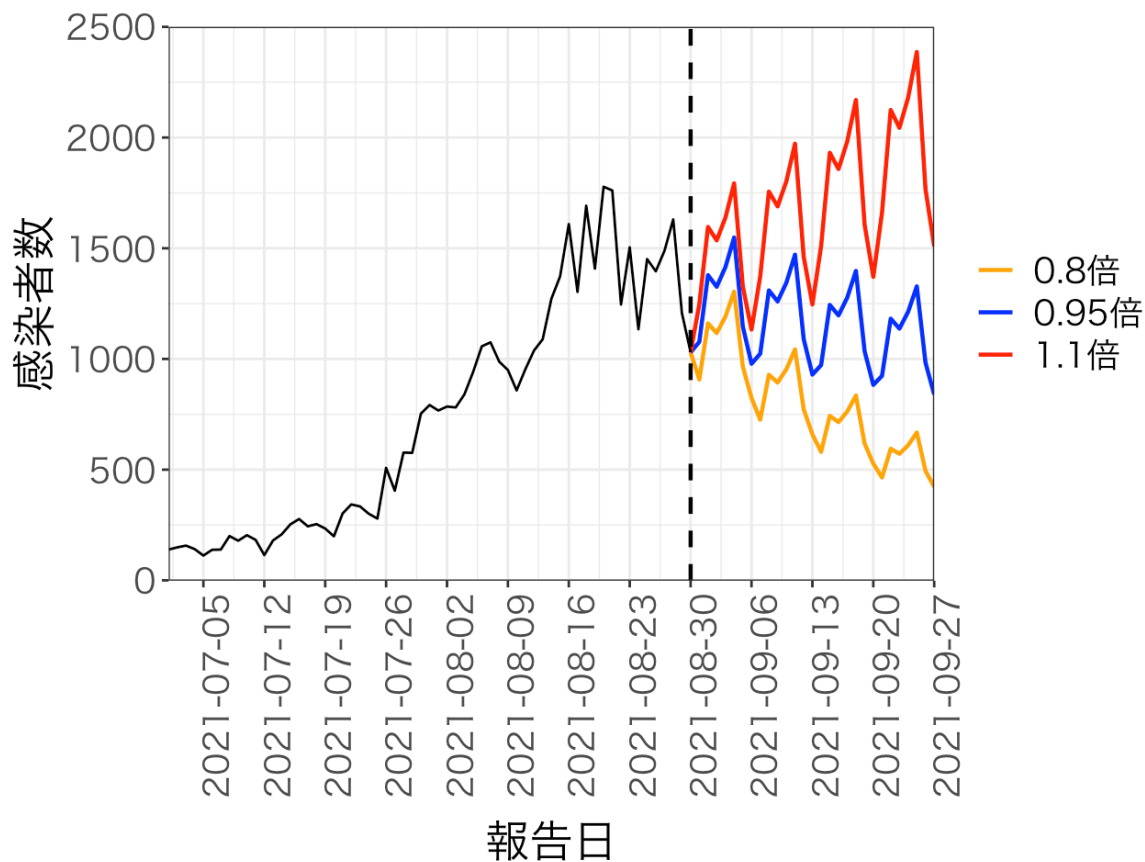
報告日別感染者数の推移 (今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

埼玉県



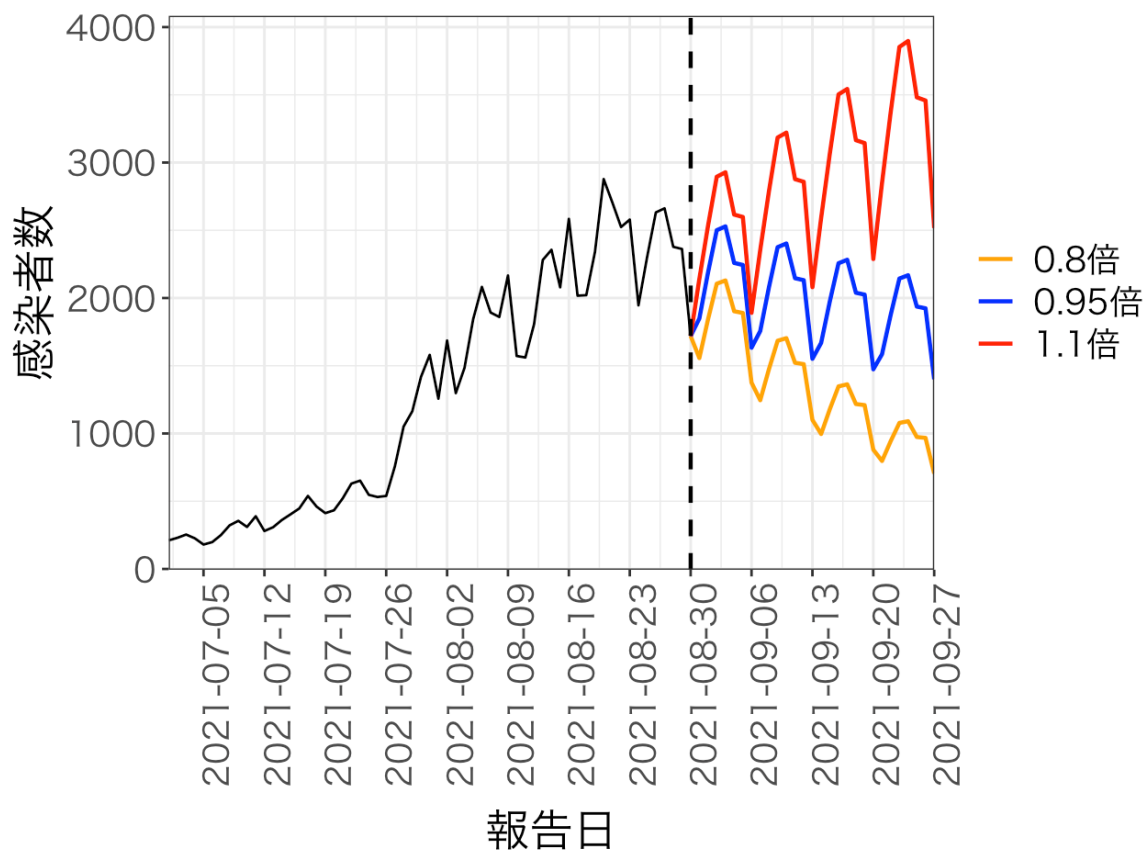
報告日別感染者数の推移 (今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

千葉県



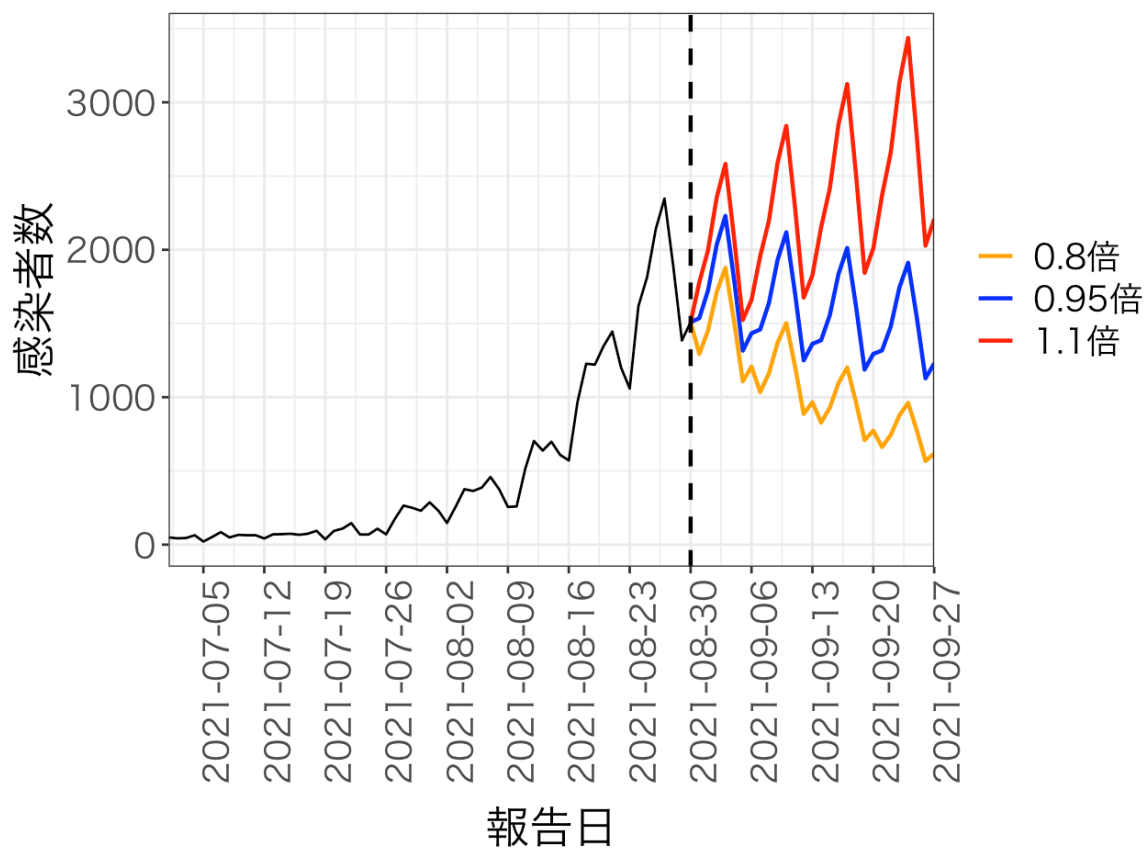
報告日別感染者数の推移
(今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

神奈川県



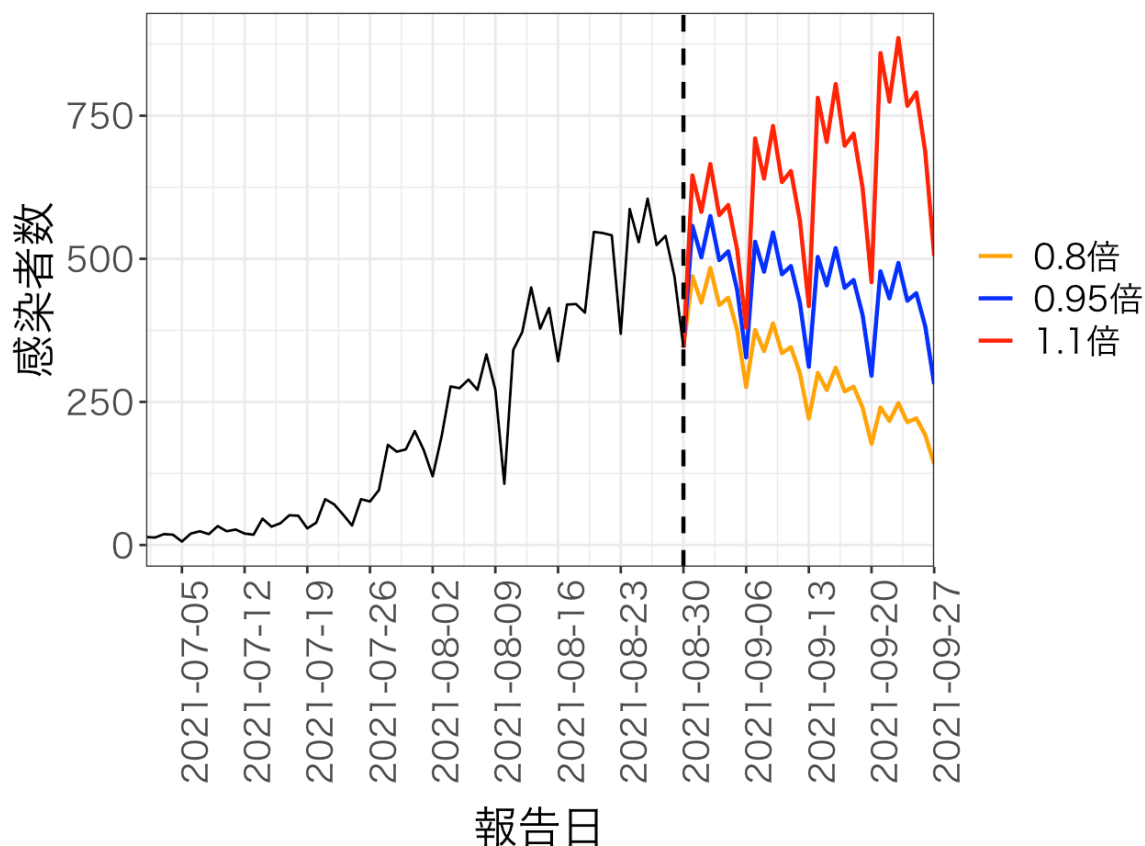
報告日別感染者数の推移
(今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

愛知県



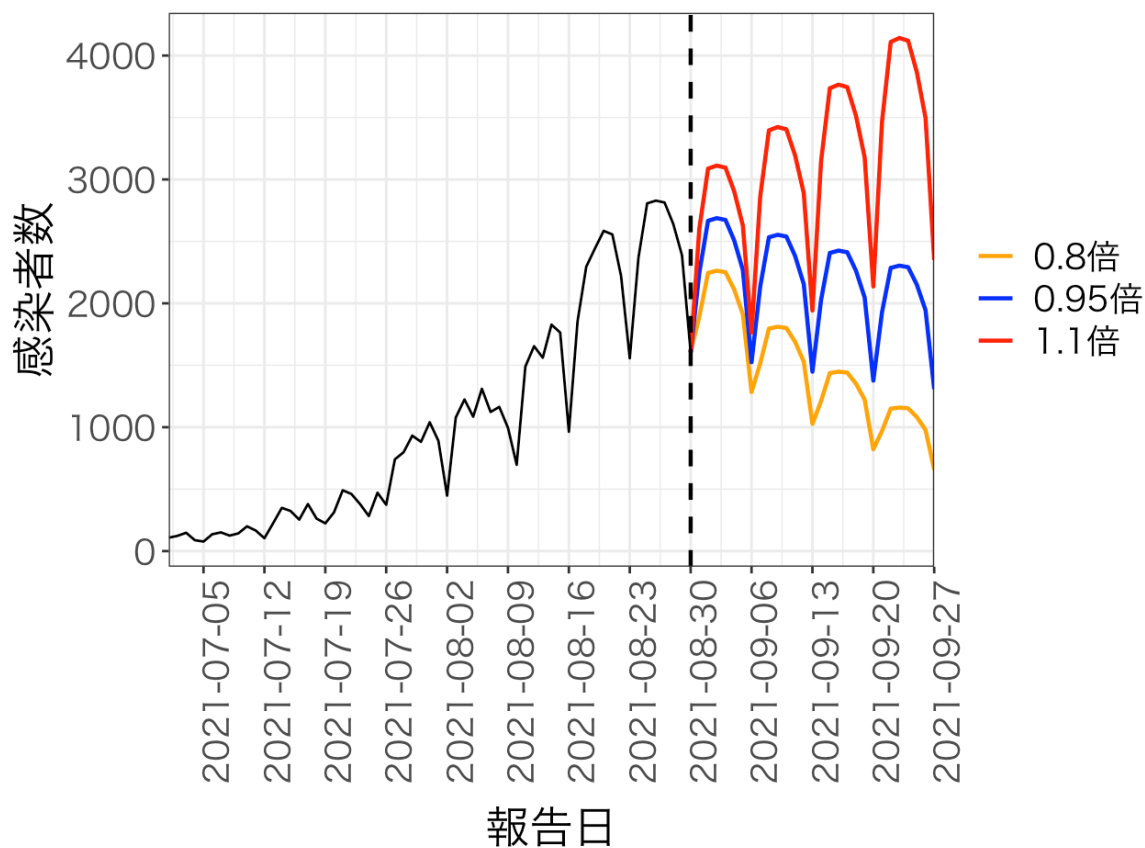
報告日別感染者数の推移 (今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

京都府



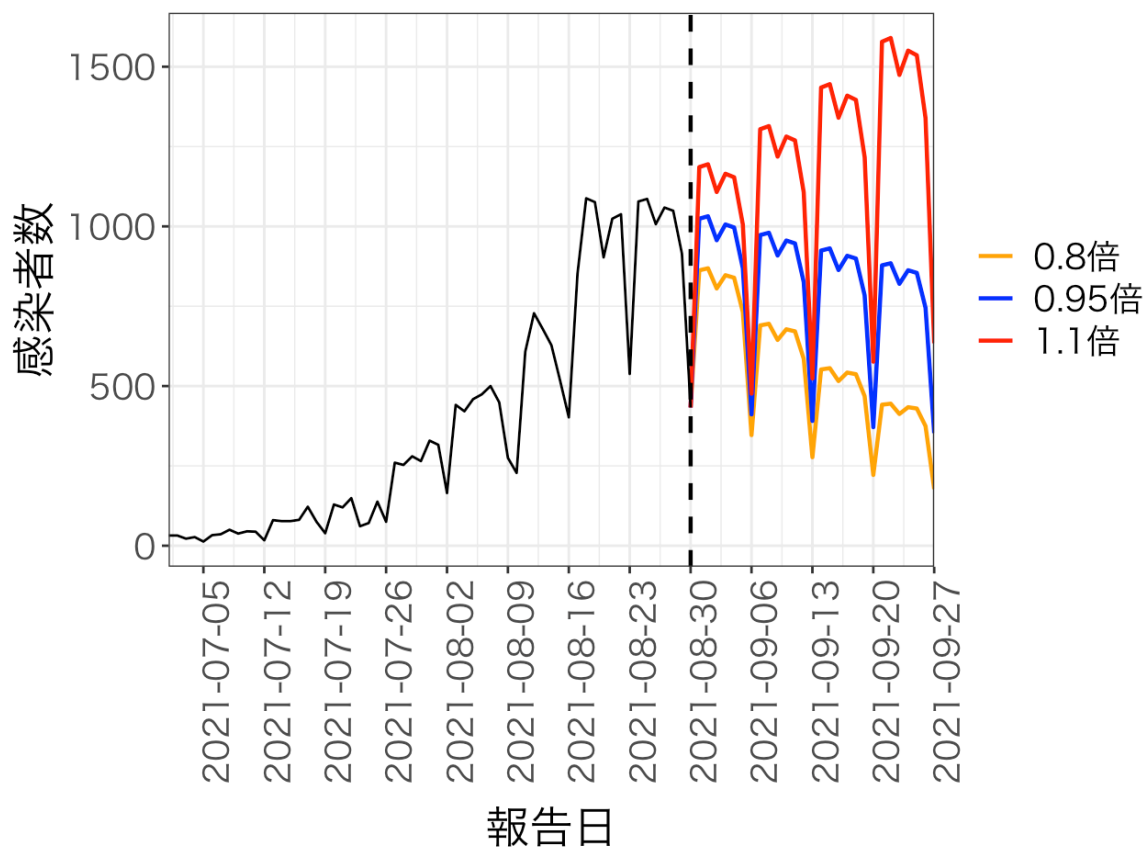
報告日別感染者数の推移 (今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

大阪府



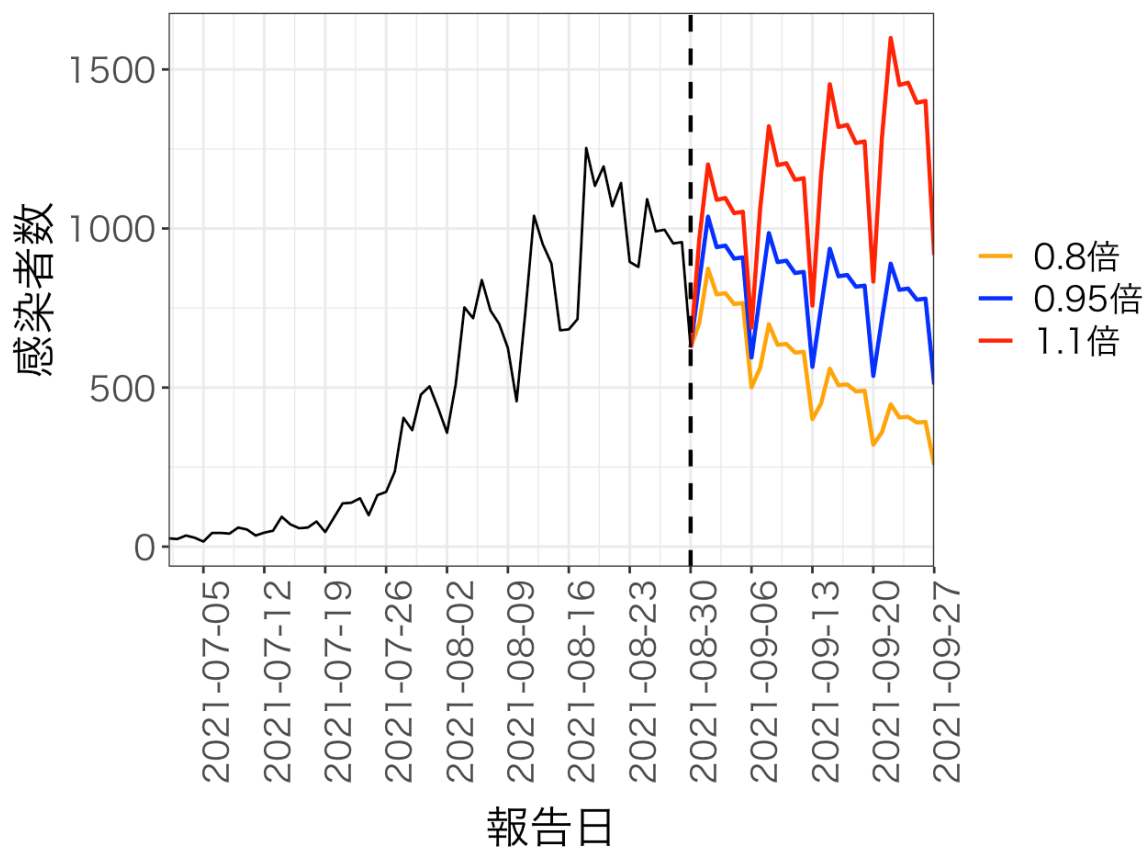
報告日別感染者数の推移 (今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

兵庫県



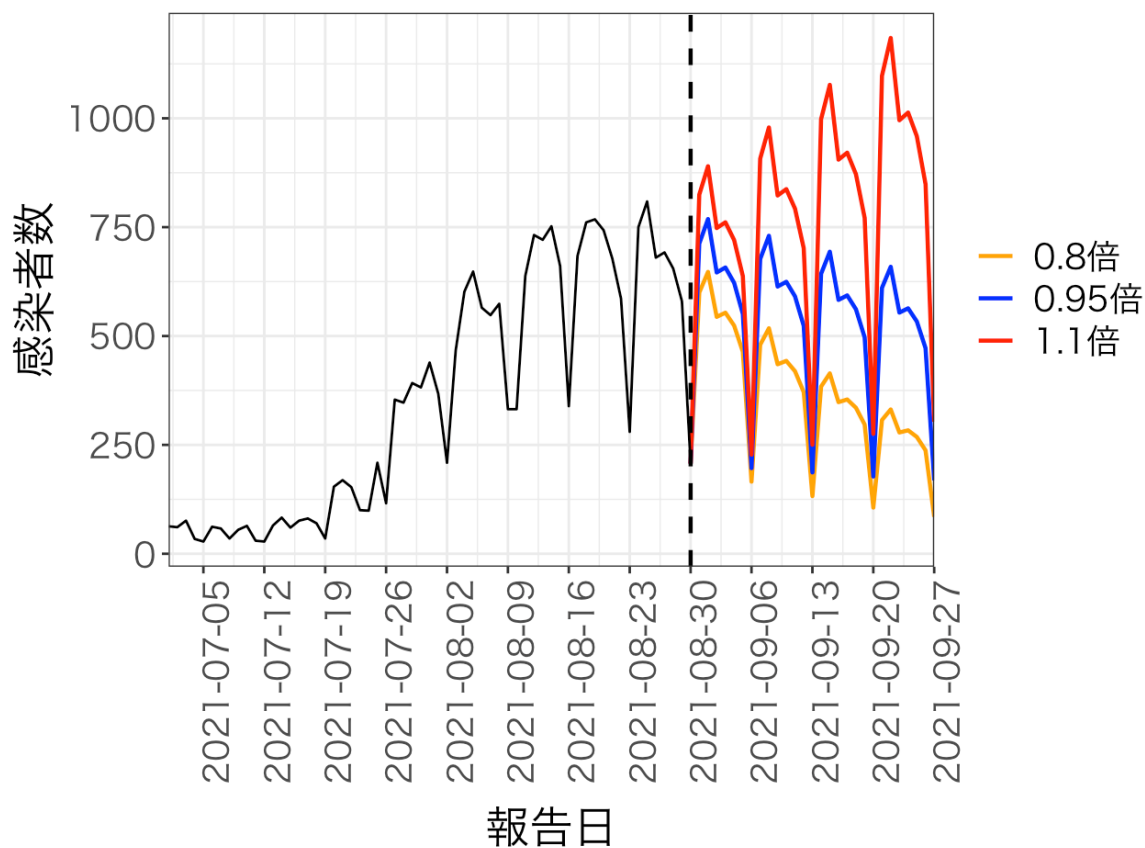
報告日別感染者数の推移 (今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

福岡県

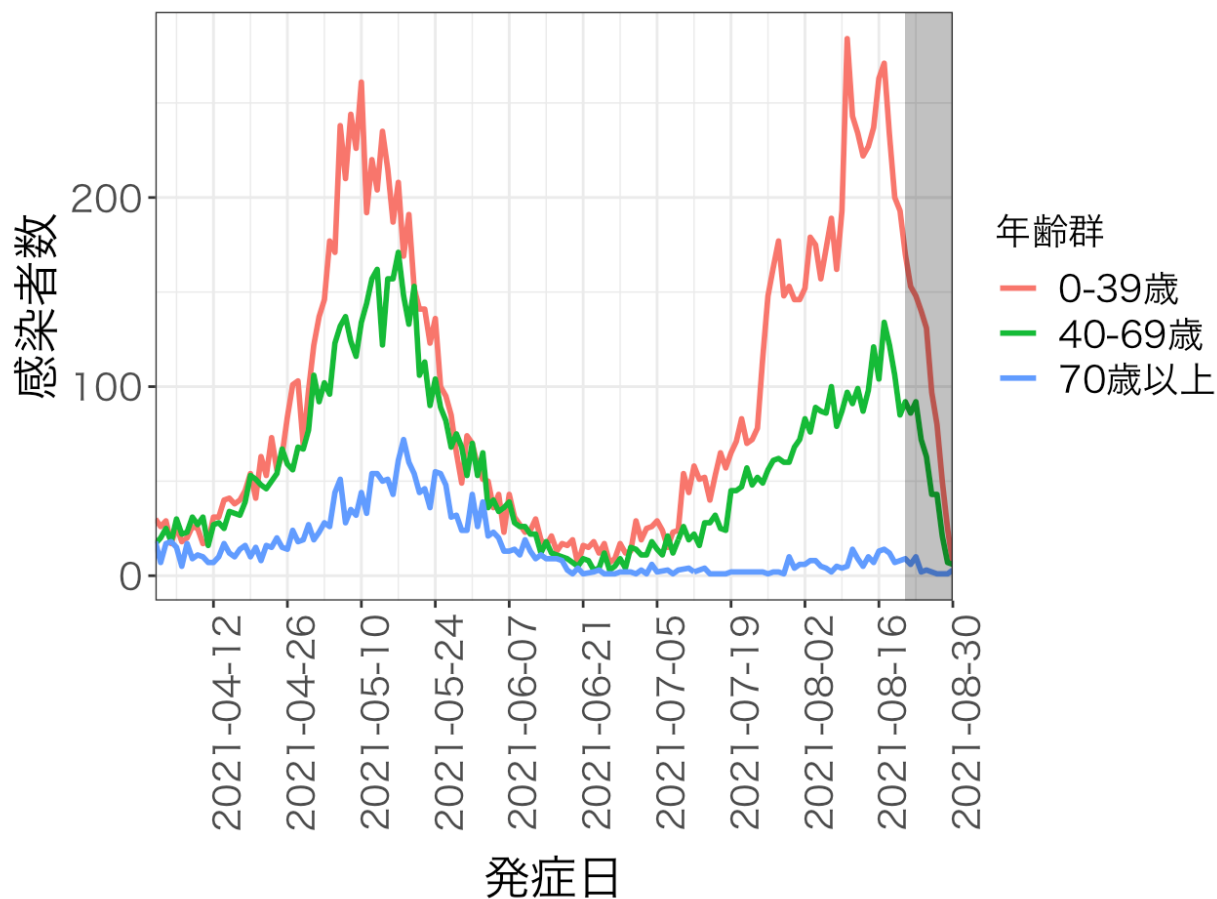


報告日別感染者数の推移 (今週先週比0.8、0.95、1.1倍 が継続した場合)

沖縄県

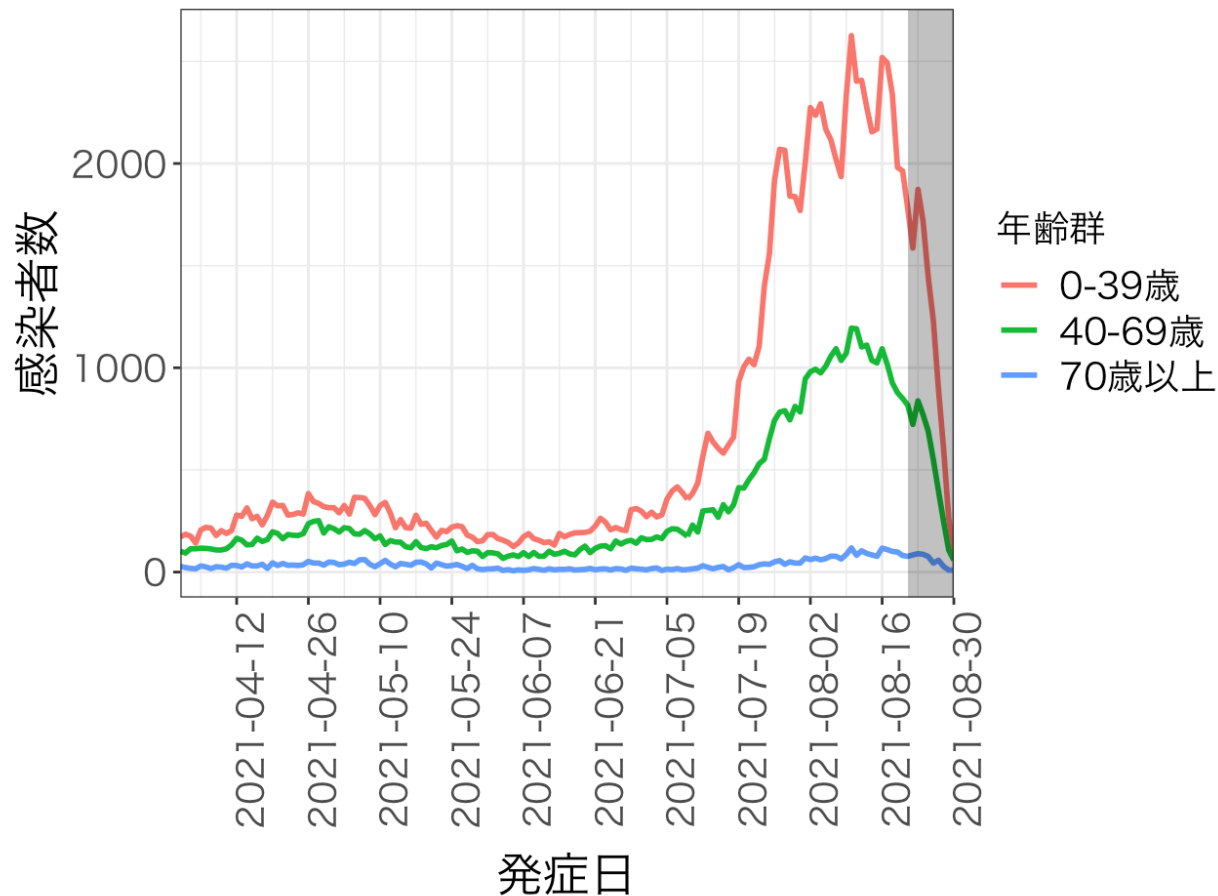


年齢群別発症日別感染者数 北海道



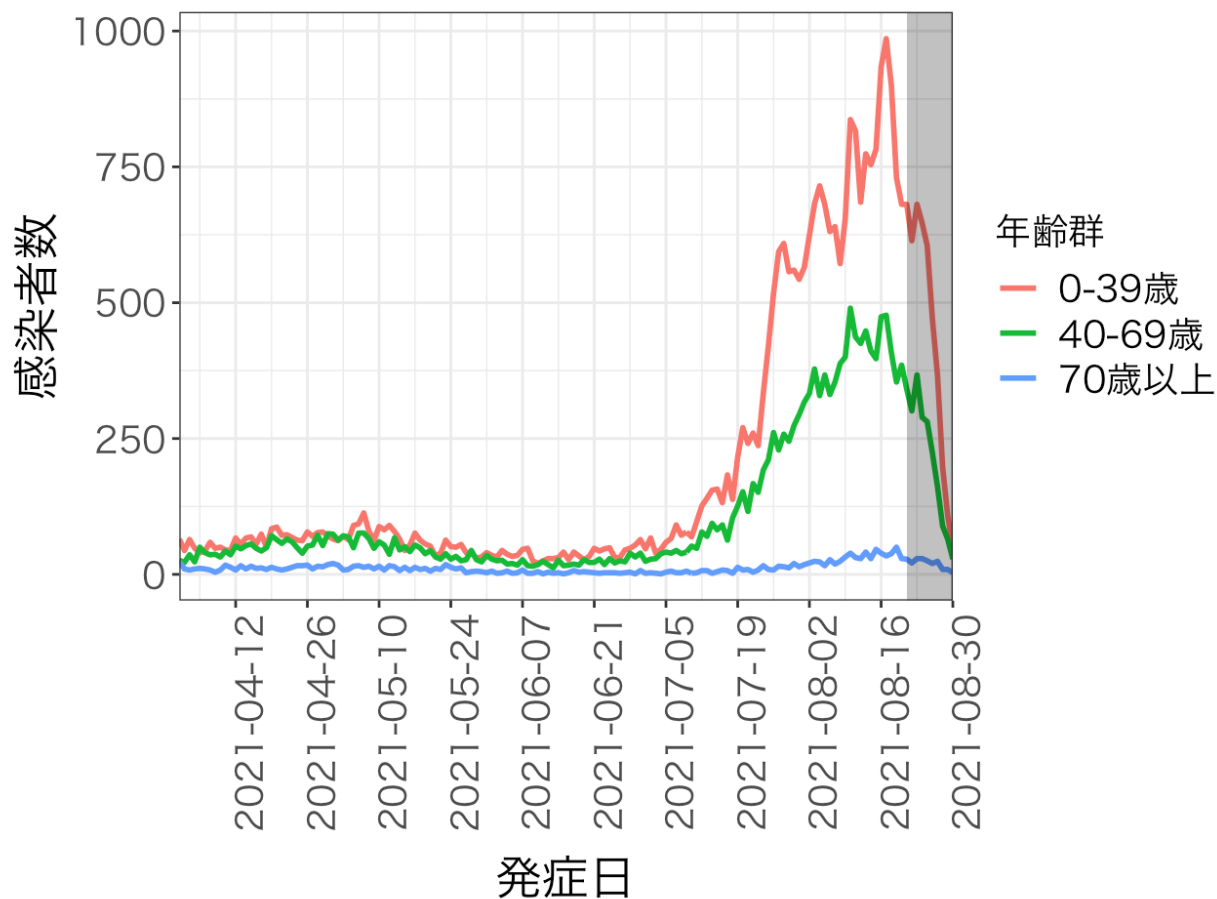
年齢群別発症日別感染者数

東京都

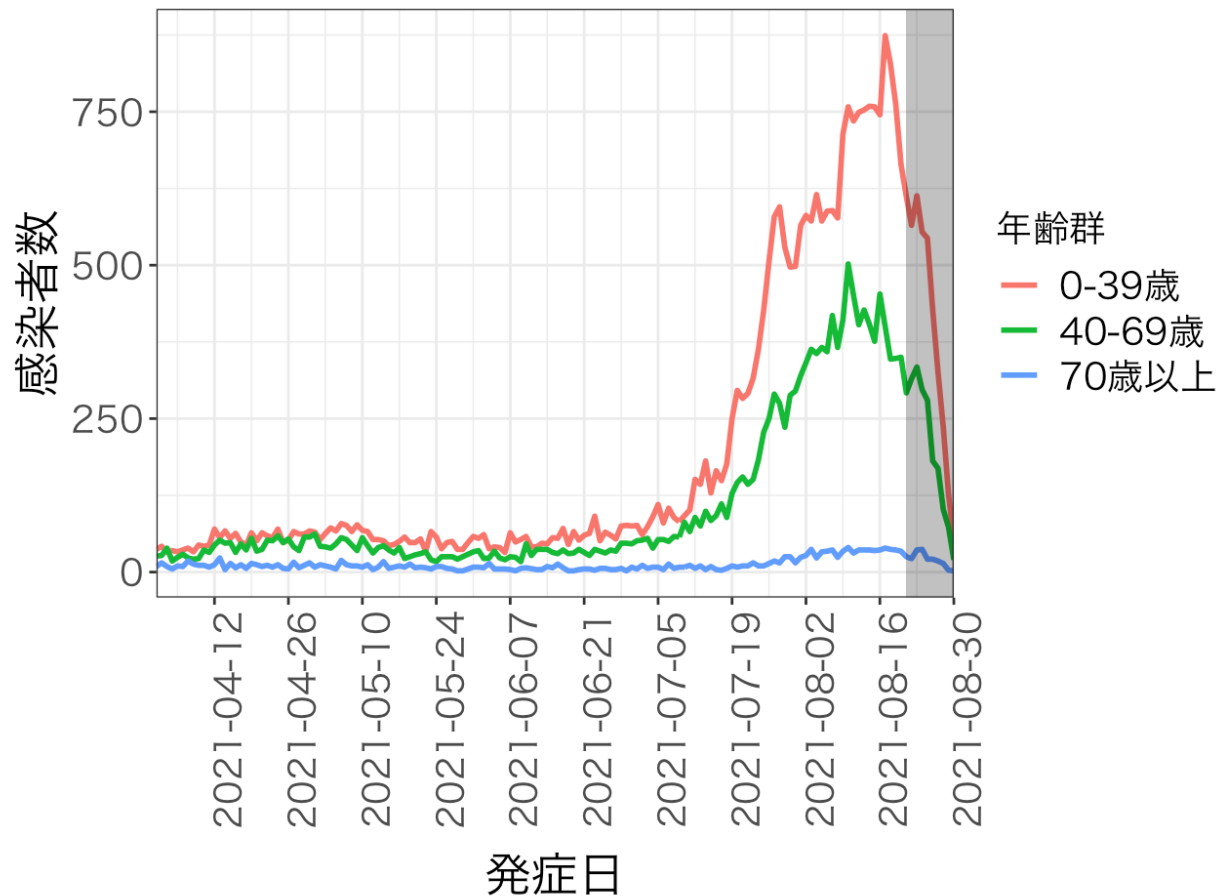


年齢群別発症日別感染者数

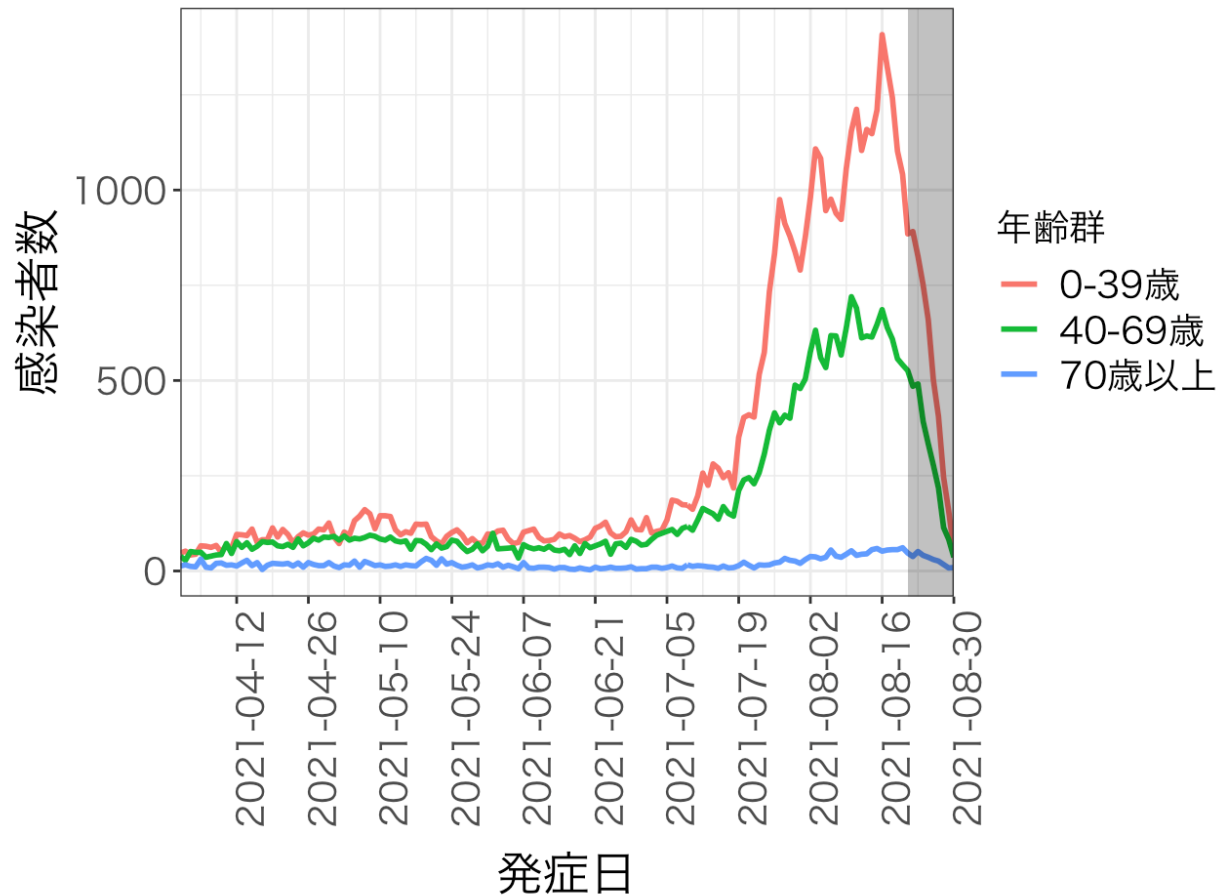
埼玉県



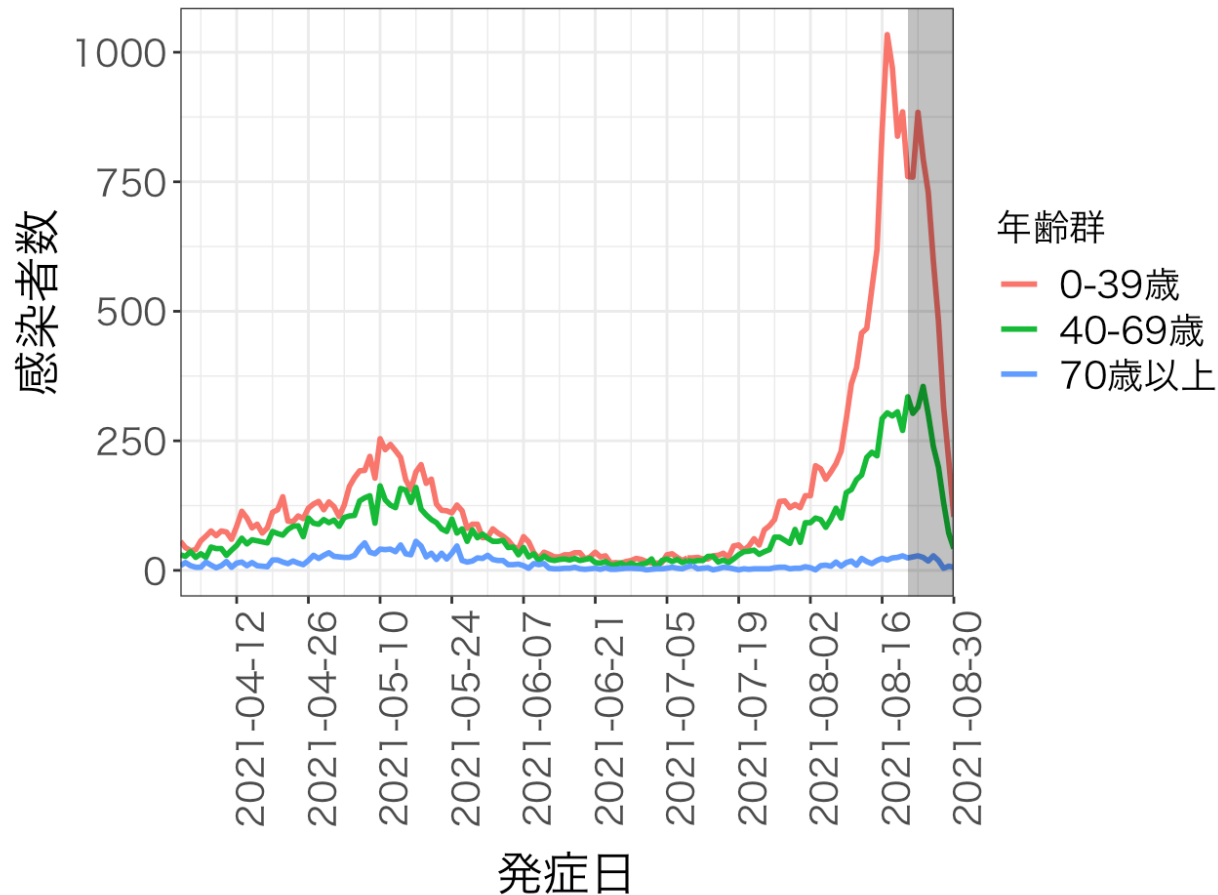
年齢群別発症日別感染者数 千葉県



年齢群別発症日別感染者数 神奈川県

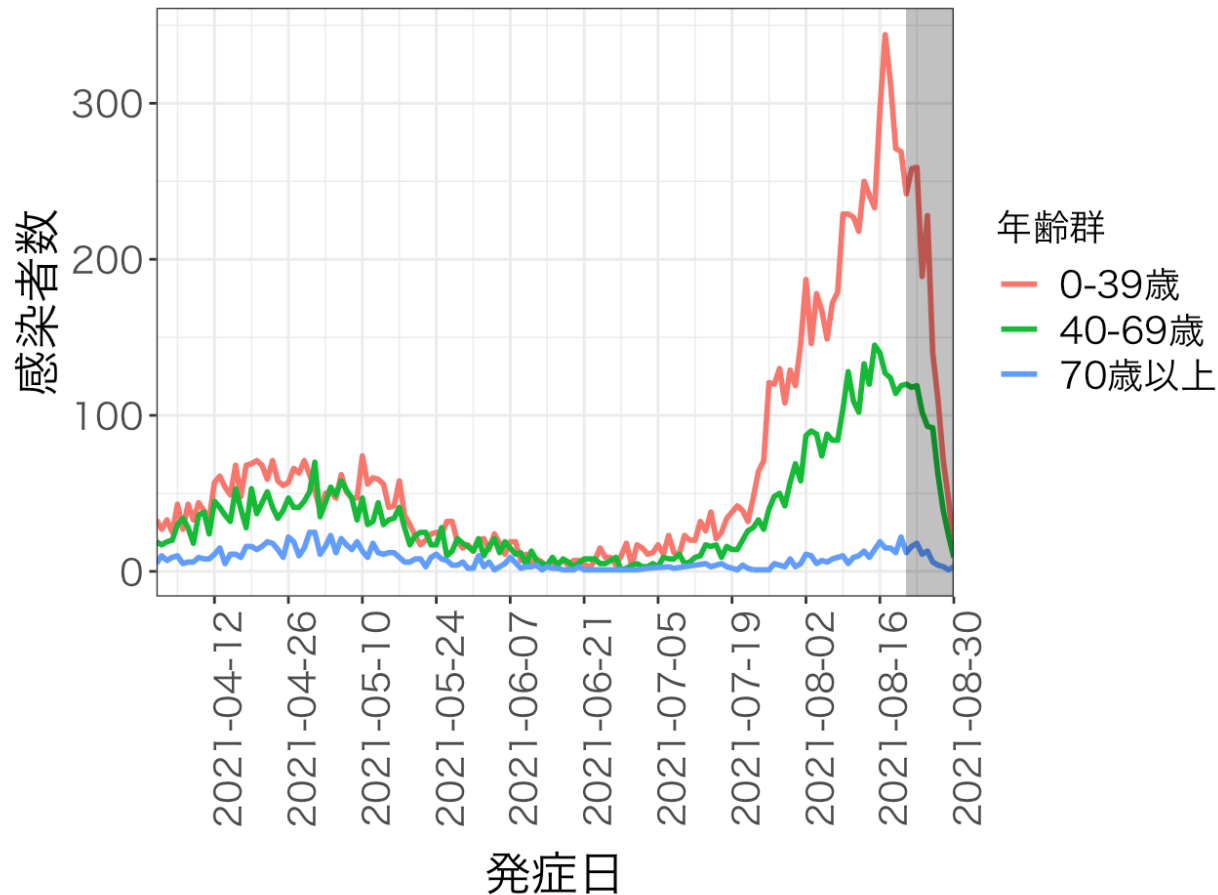


年齢群別発症日別感染者数 愛知県



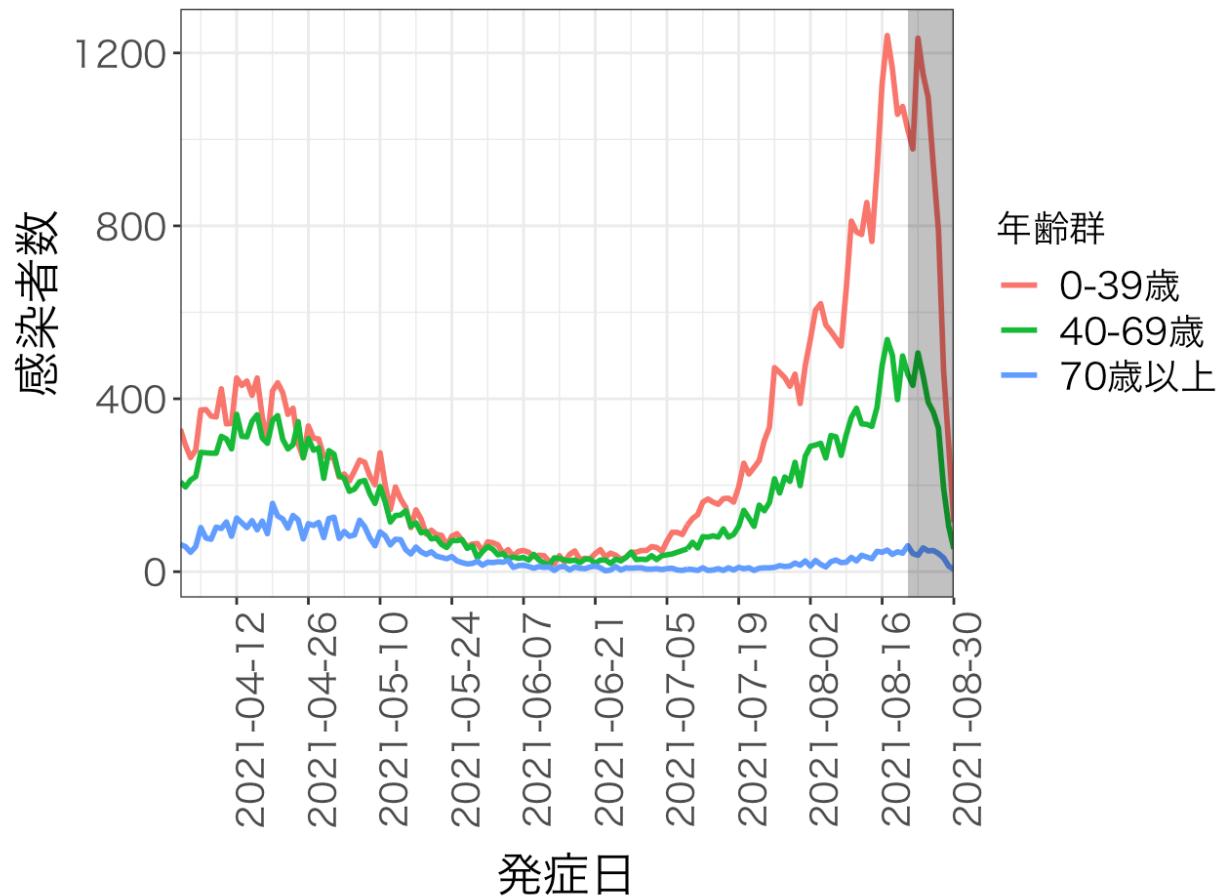
年齢群別発症日別感染者数

京都府



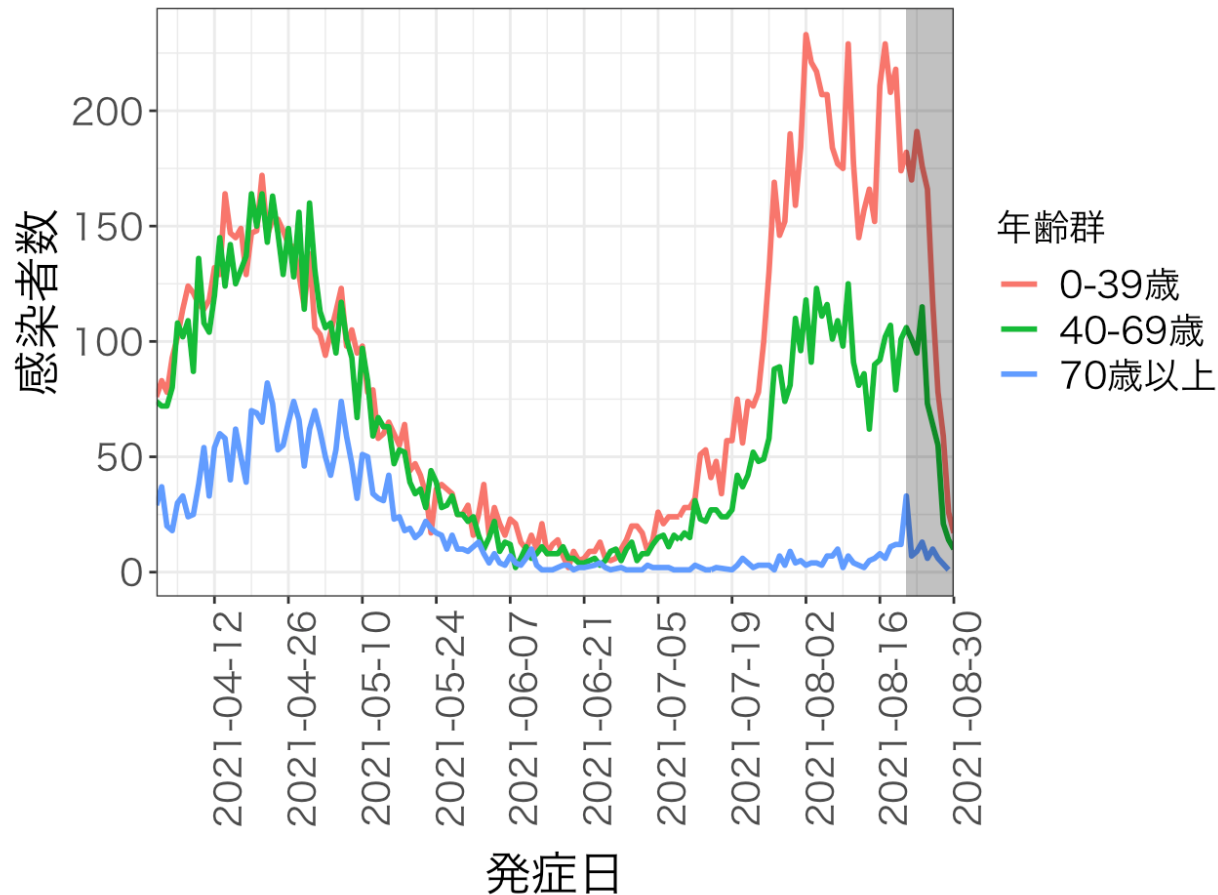
年齢群別発症日別感染者数

大阪府



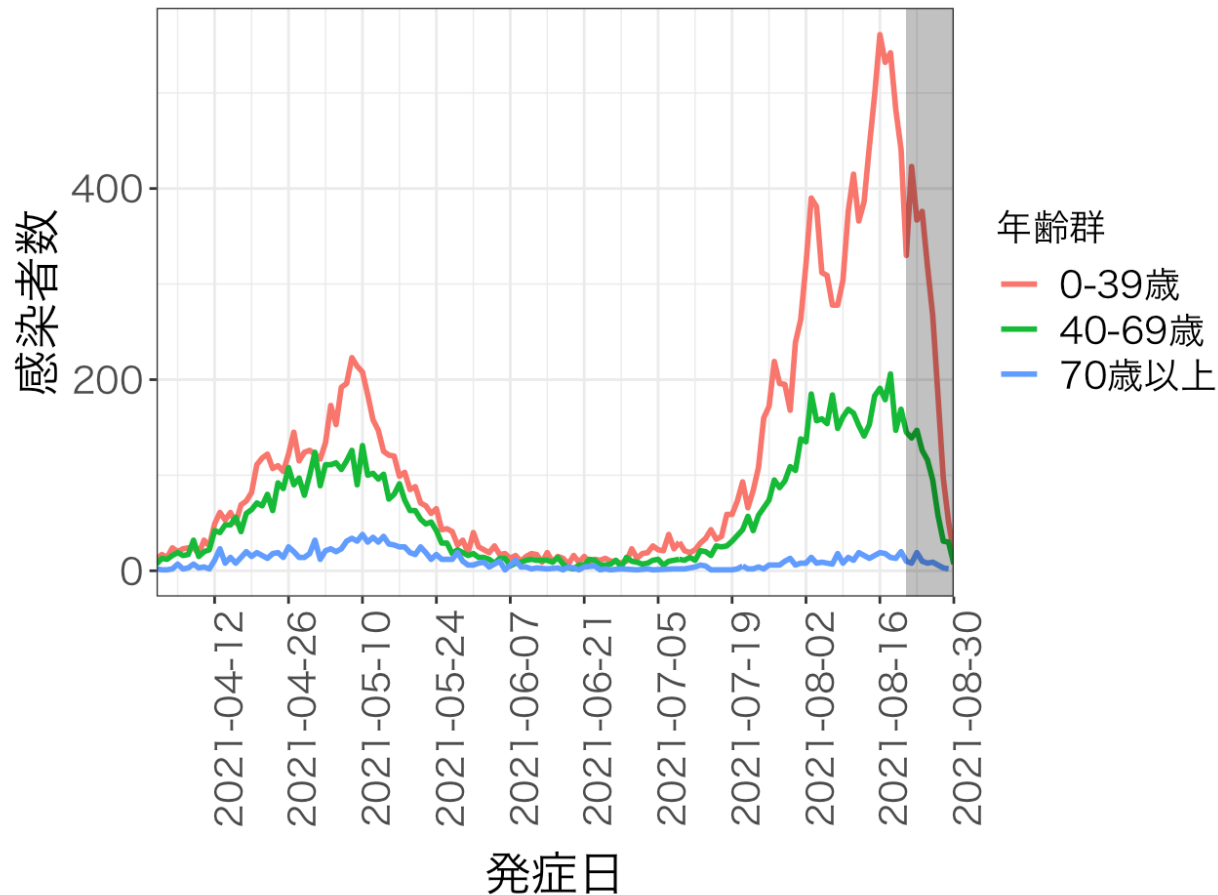
年齢群別発症日別感染者数

兵庫県



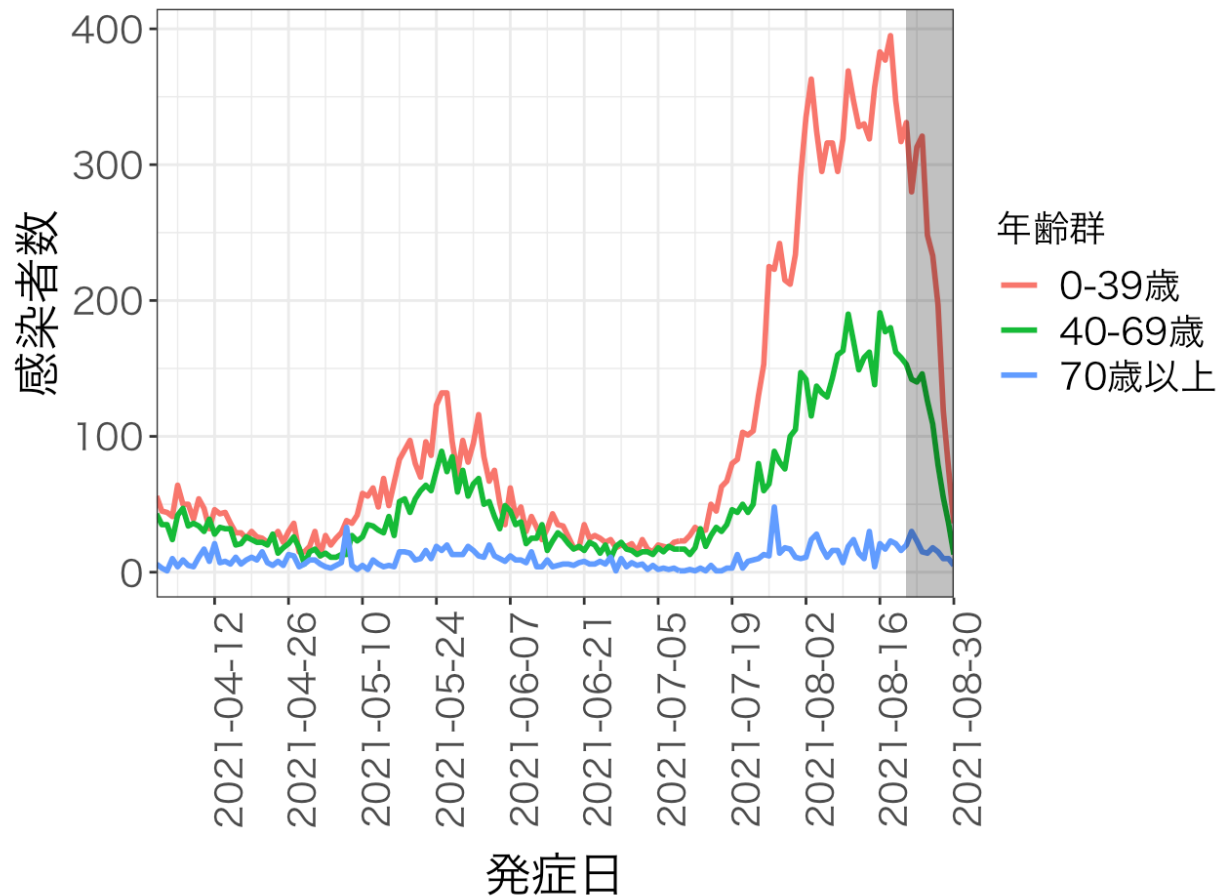
年齢群別発症日別感染者数

福岡県

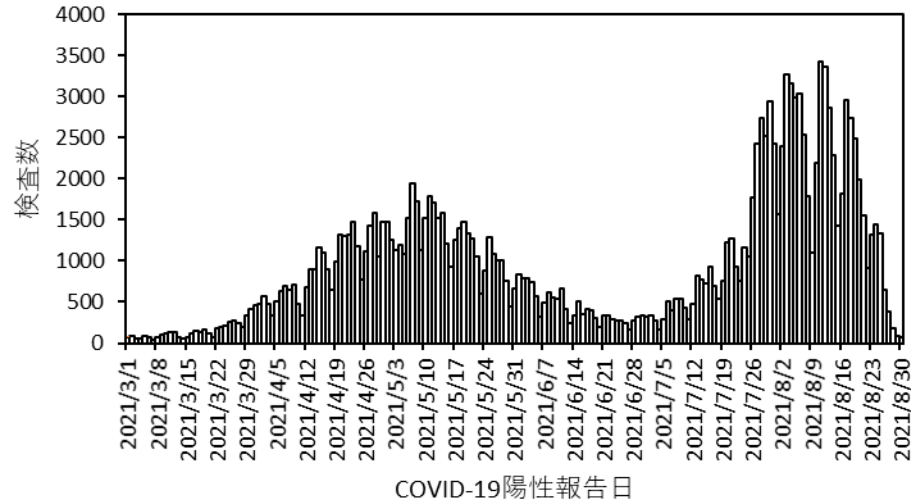


年齢群別発症日別感染者数

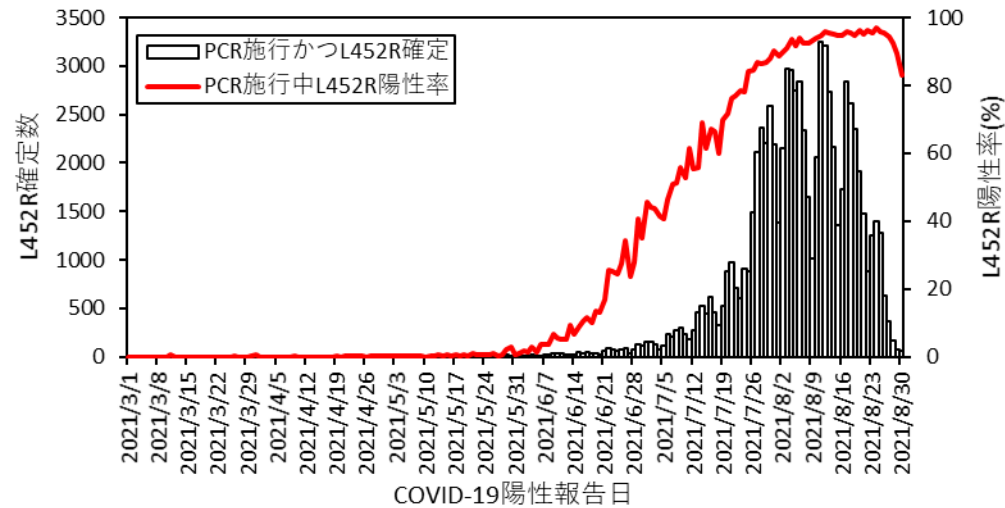
沖縄県



COVID-19 変異株PCR検査対象者総数 (全国)



COVID-19 変異株PCR陽性者のうちL452R陽性者 (全国)



L452R陽性の報告の遅れ

- COVID陽性発表日～L452R陽性報告日の遅れ τ の分布：

$$f_{\tau; \Theta_6, \Theta_7} = \begin{cases} f_{\tau; \Theta_6} & \text{COVID陽性発表日が6月中} \\ f_{\tau; \Theta_7} & \text{COVID陽性発表日が7月以後} \end{cases}$$

- この遅れを用いてL452R予想報告者数(報告遅れによる未報告者を含む数)を推定：

$$E[c_t] = \frac{c'_t}{F_{T-t}}$$

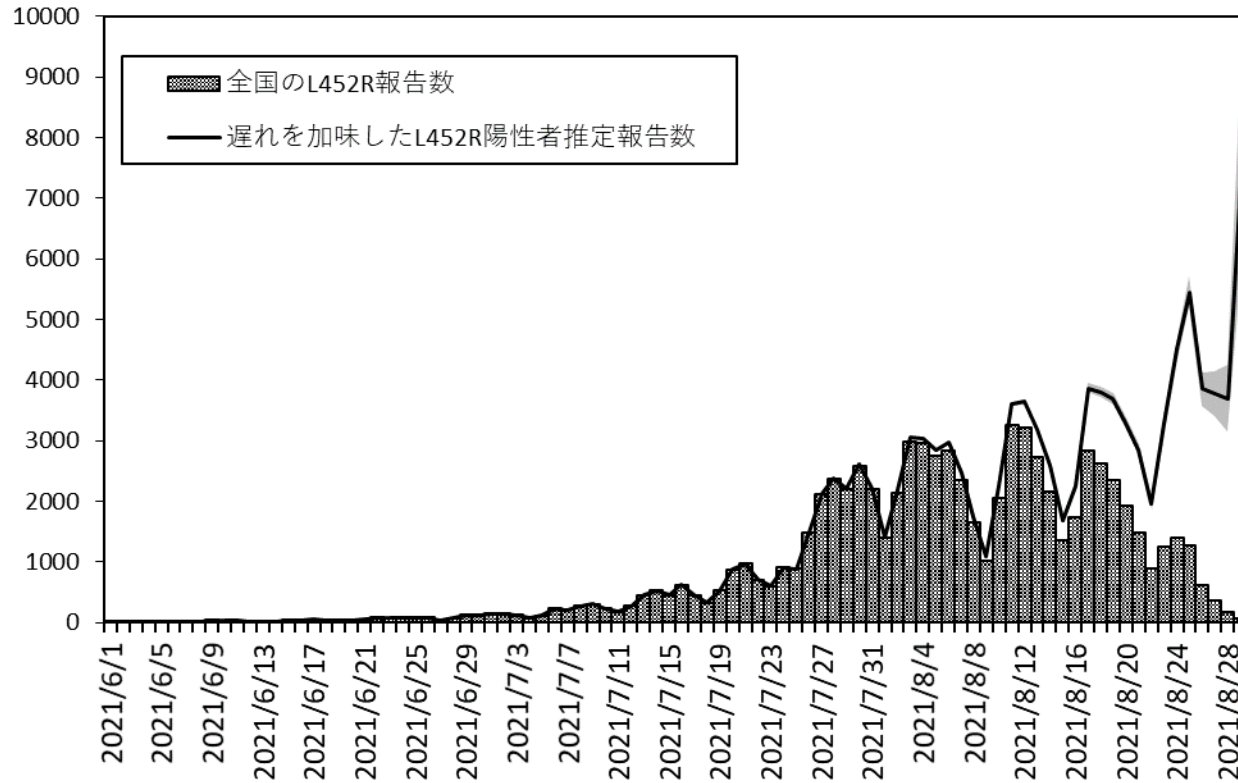
$c'_{t-\tau}$: カレンダー時刻 $t-\tau$ におけるCOVID陽性発表者数

$E[c_t]$: カレンダー時刻 t におけるL452R予想報告者数(報告遅れによる未報告者を含む数)

F_τ : 累積の遅れの分布 ($F_\tau = \int_0^\tau f(s)ds$)

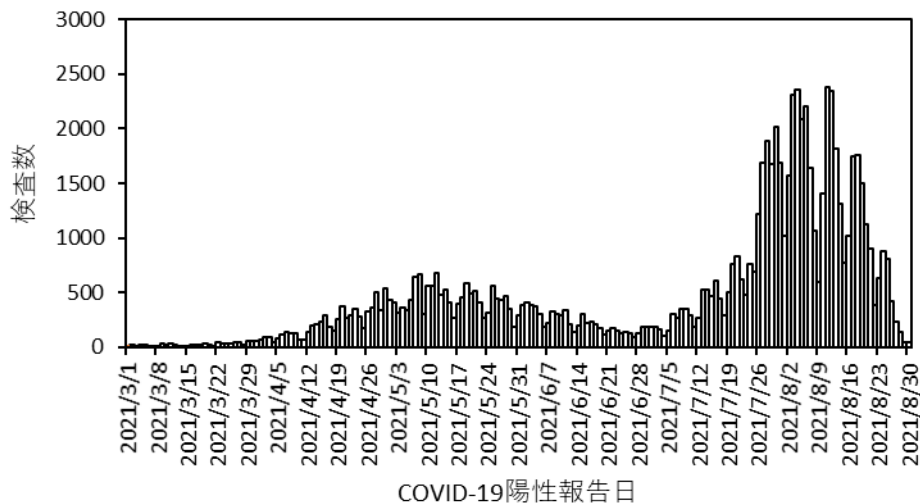
T : 本日のカレンダー時刻

遅れを加味したL452R陽性者推定報告数(全国)

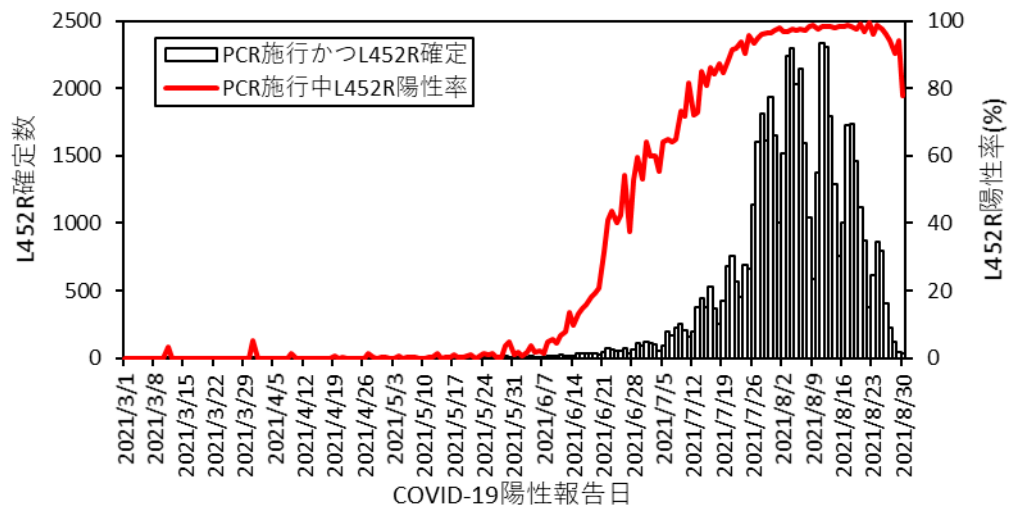


■ は95%信頼区間

COVID-19 変異株PCR検査対象者総数 (1都3県)

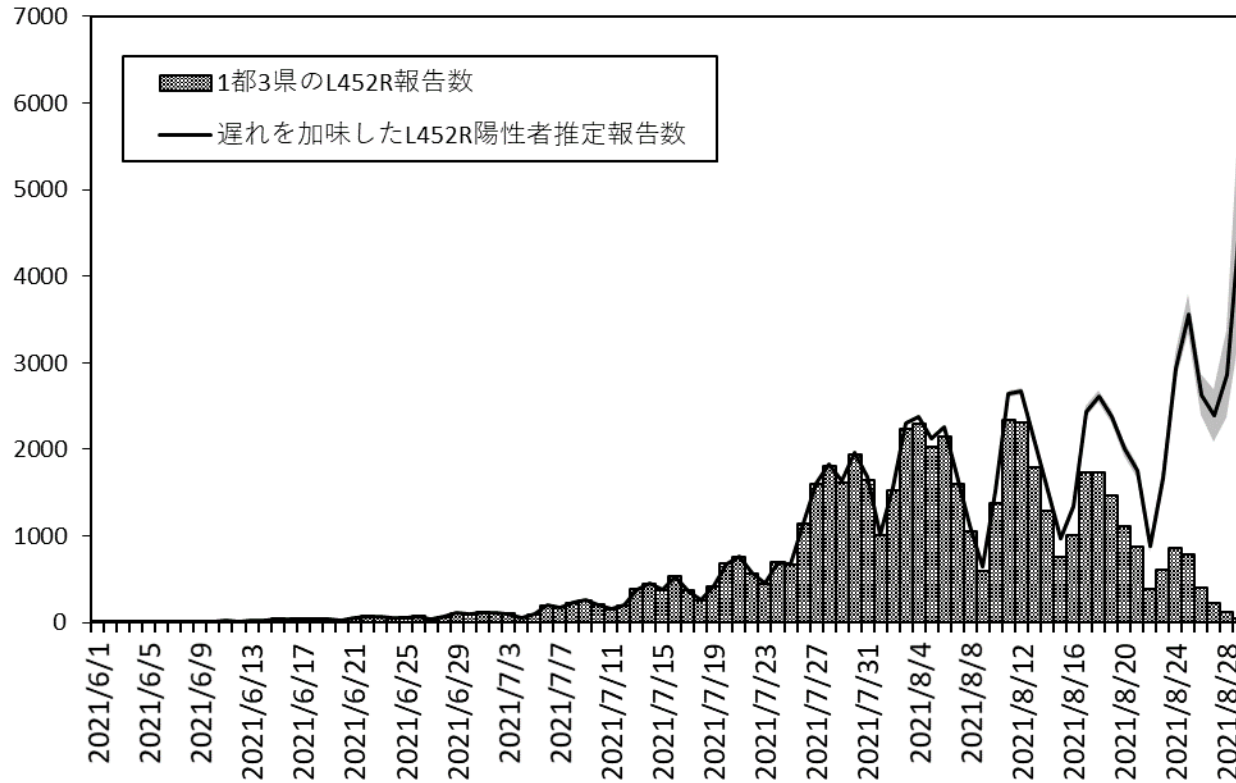


COVID-19 変異株PCR陽性者のうちL452R陽性者 (1都3県)



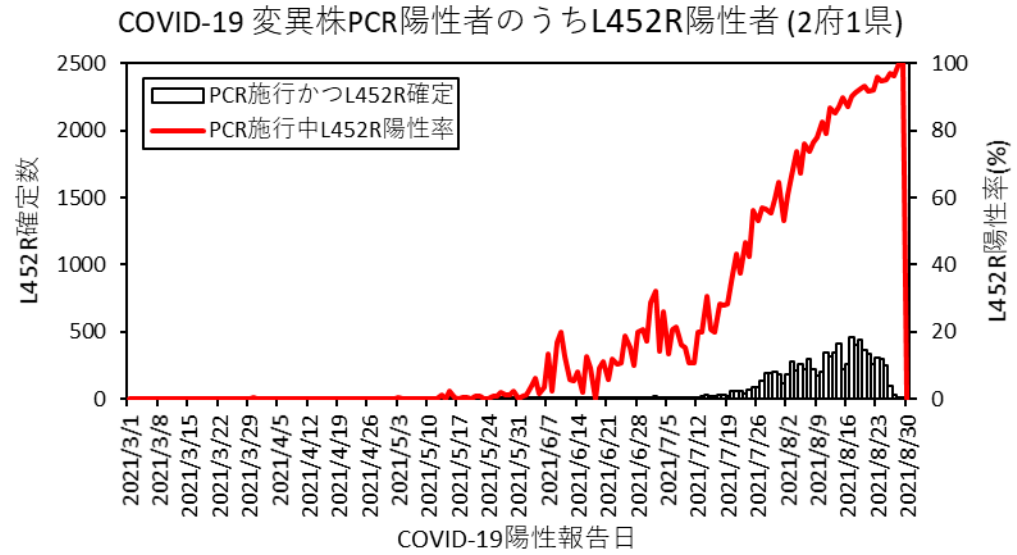
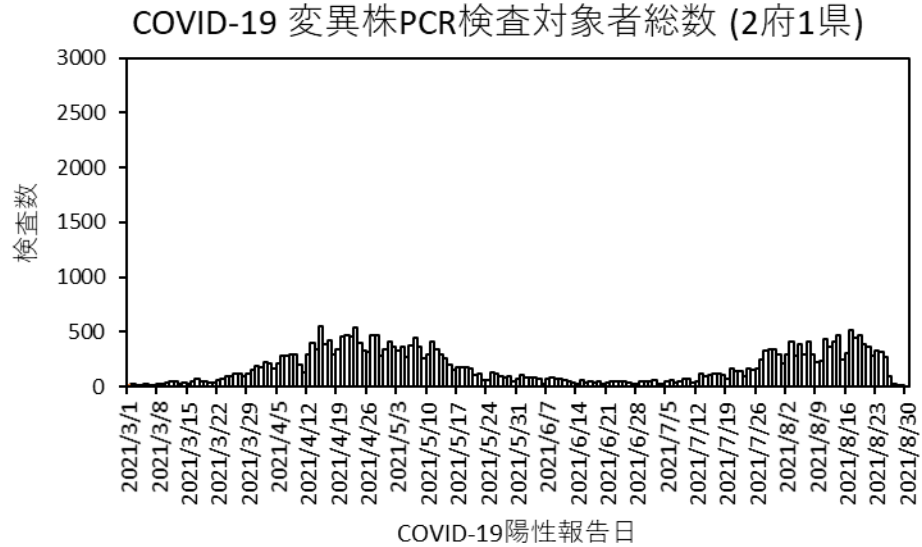
1都3県：
東京都
神奈川県
千葉県
埼玉県

遅れを加味したL452R陽性者推定報告数(1都3県)



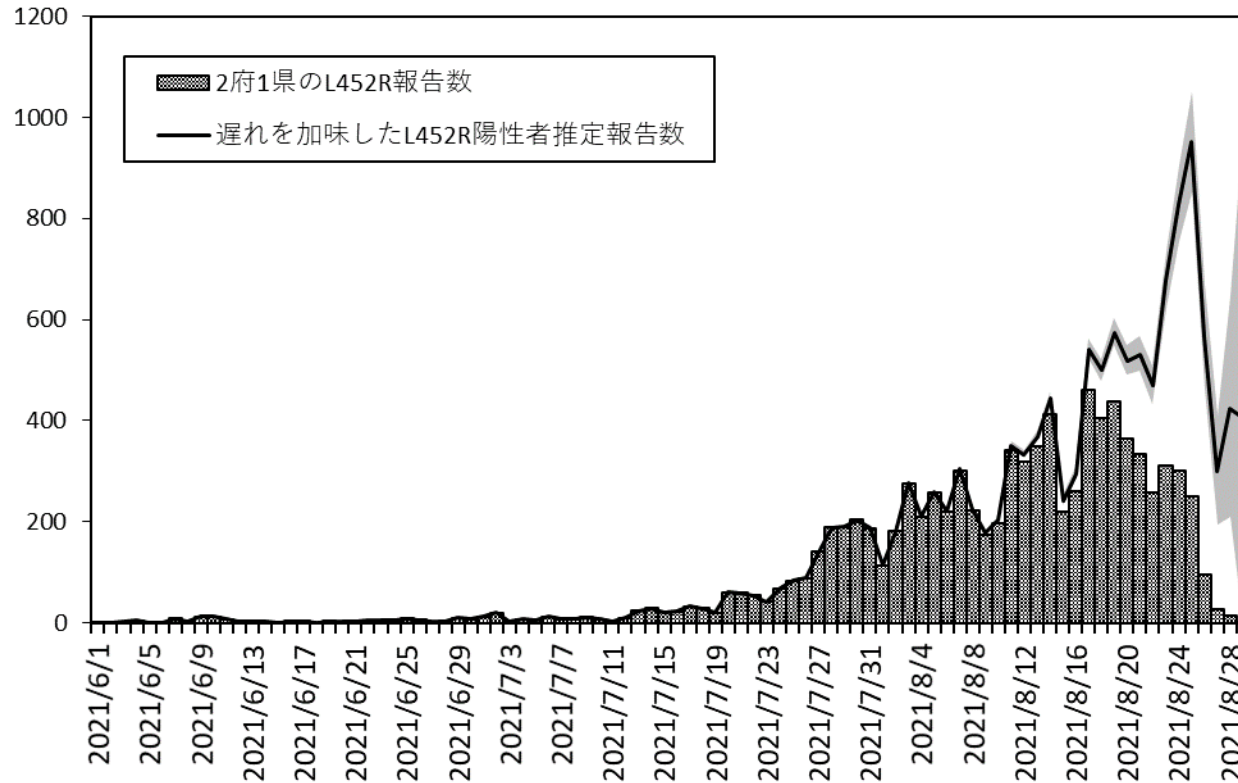
1都3県：
東京都
神奈川県
千葉県
埼玉県

■ は95%信頼区間



2府1県：
大阪府
京都府
兵庫県

遅れを加味したL452R陽性者推定報告数(2府1県)



2府1県：
大阪府
京都府
兵庫県

■ は95%信頼区間

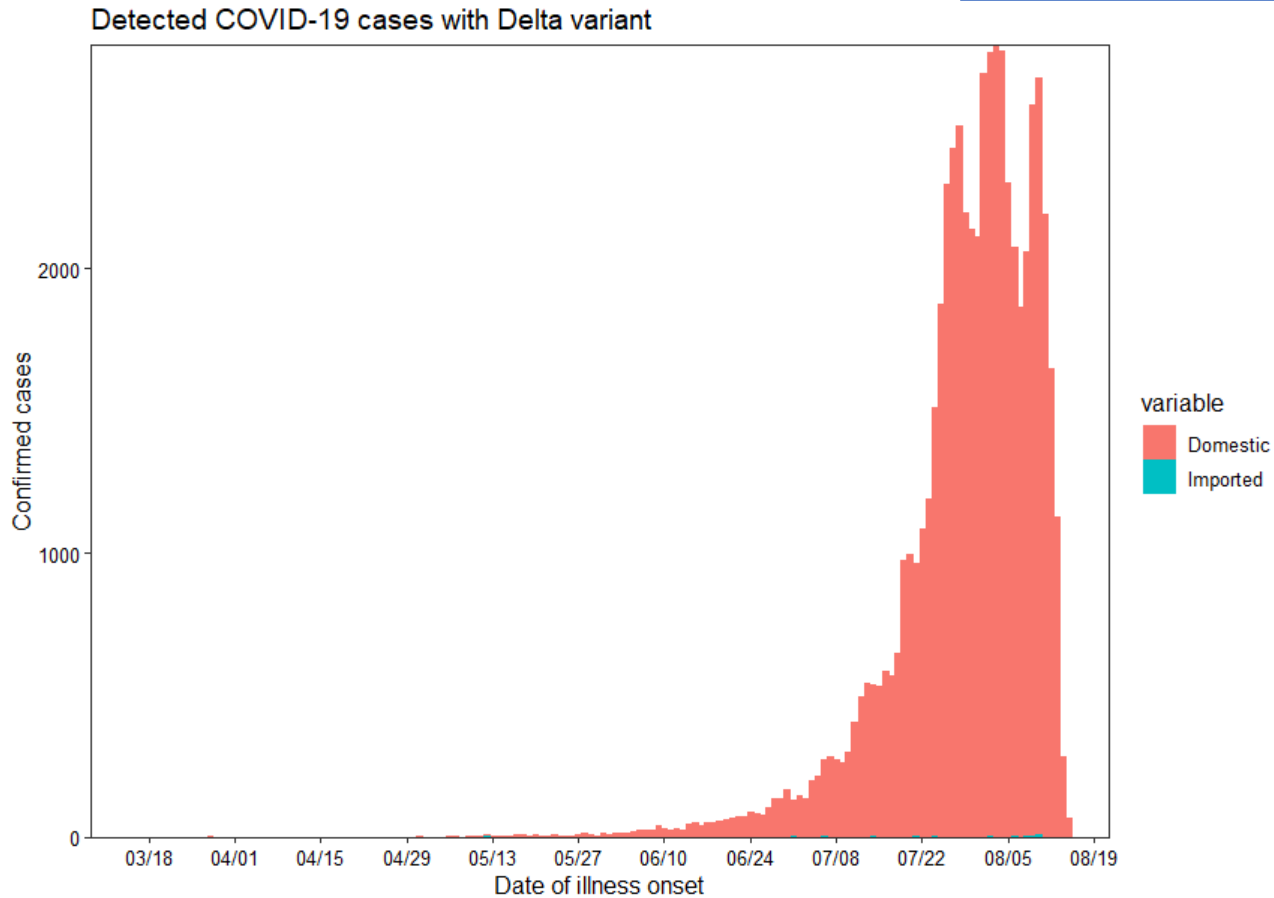
全国

Variant δ 発症日 2021-03-09 – 2021-08-21

Variant δ 発症日 2021-03-23 – 2021-08-09 (前回)

R

1.35 (95% CI: 1.34 – 1.35)



データ出典：HER-SYSデータ

推定手法の出典：Nishiura et al. Theor Biol Med Model 2013;10:30. doi: 10.1186/1742-4682-10-30.

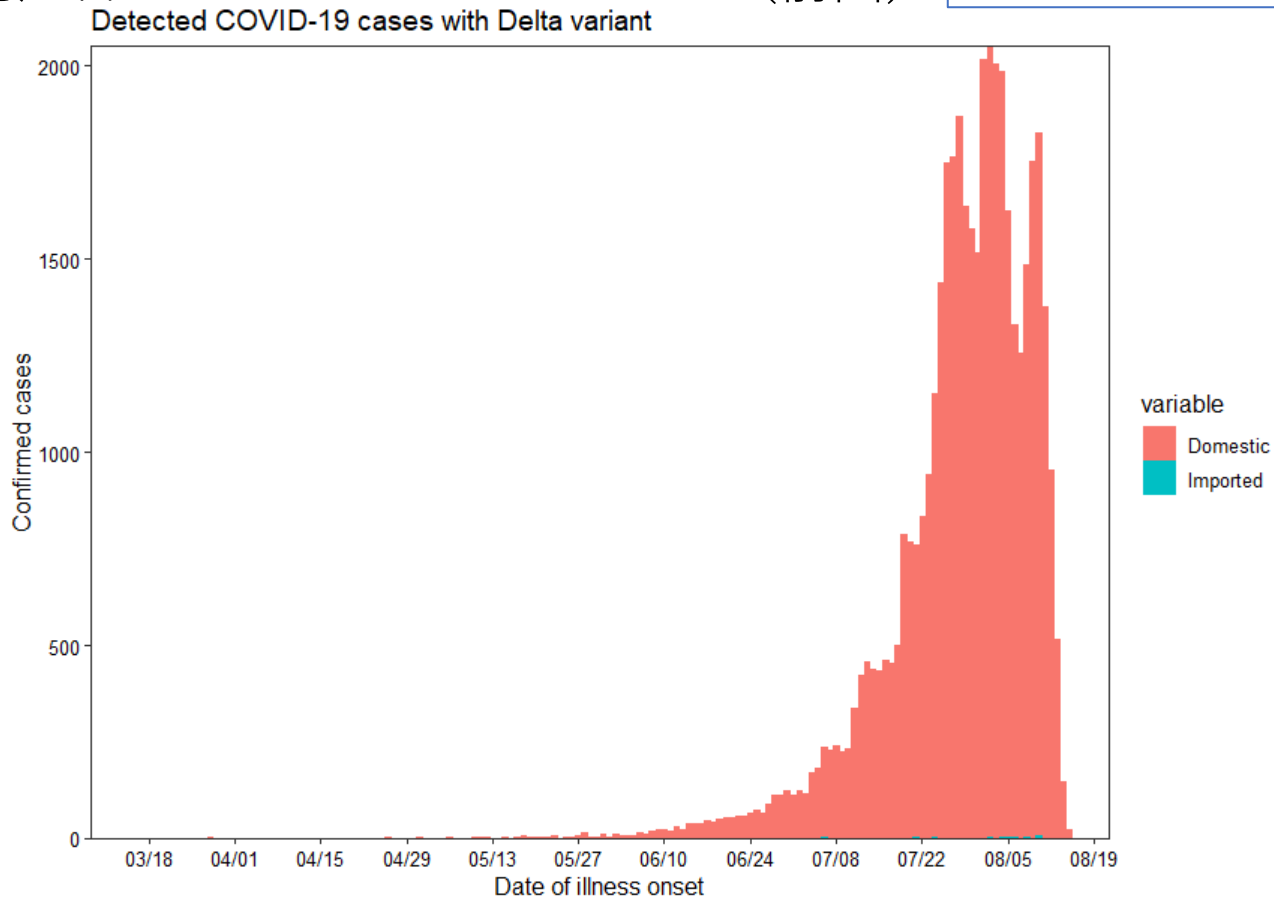
関東圏：東京、千葉、埼玉、神奈川

Variant δ 発症日 2021-03-09 – 2021-08-21

Variant δ 発症日 2021-03-28 – 2021-08-09 (前回)

R

1.37 (95% CI: 1.36 – 1.37)



データ出典：HER-SYSデータ

推定手法の出典：Nishiura et al. Theor Biol Med Model 2013;10:30. doi: 10.1186/1742-4682-10-30.

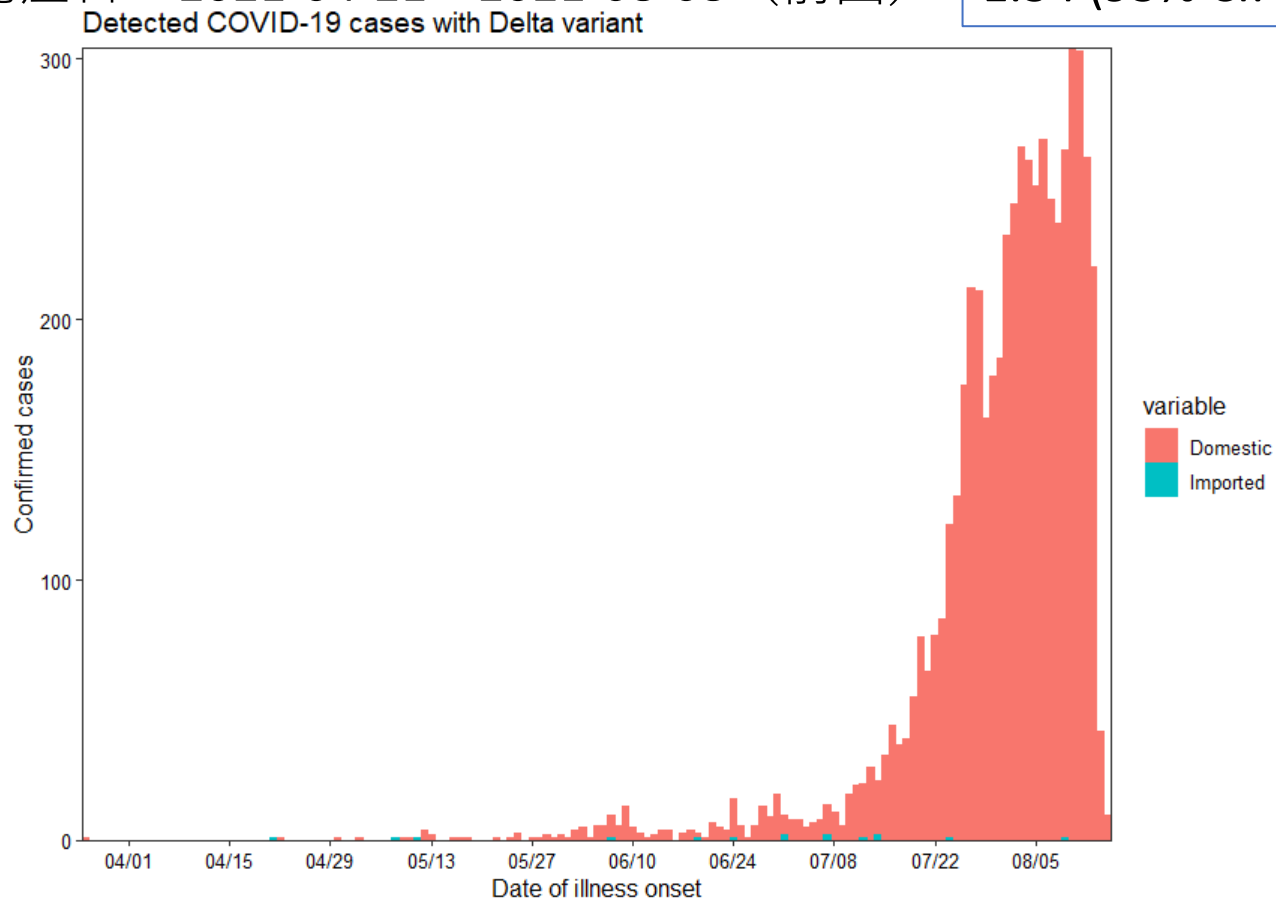
関西圏：京都、大阪、兵庫

Variant δ 発症日 2021-03-26 – 2021-08-15

Variant δ 発症日 2021-04-21 – 2021-08-08 (前回)

R

1.34 (95% CI: 1.33 – 1.35)

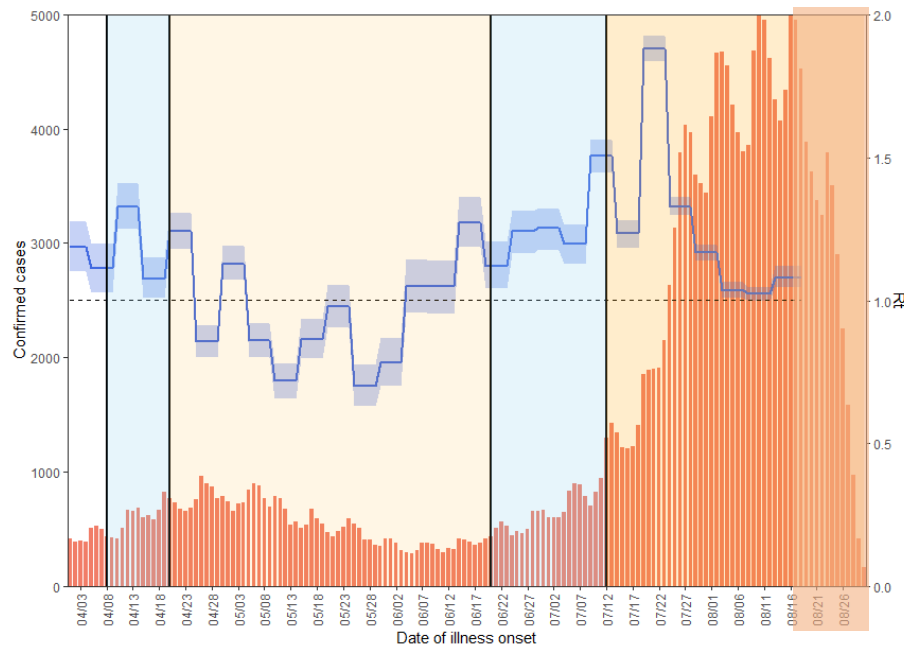
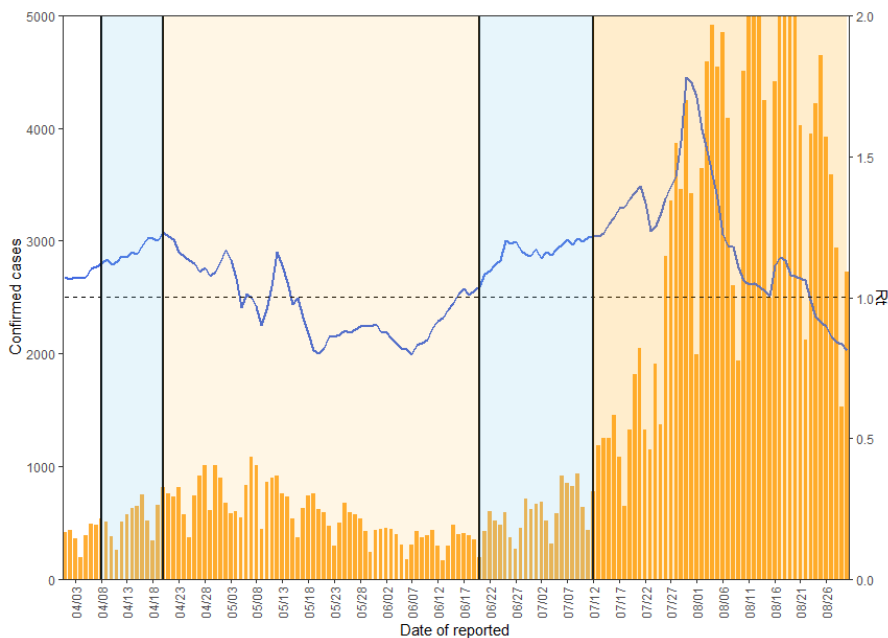


データ出典：HER-SYSデータ

推定手法の出典：Nishiura et al. Theor Biol Med Model 2013;10:30. doi: 10.1186/1742-4682-10-30.

東京 Rt 全PCR陽性者

発令日	措置・呼び掛け
4月8日	「まん延防止等重点措置」要請
4月12日	「まん延防止等重点措置」適用
4月20日	「緊急事態宣言」要請
4月25日	「緊急事態宣言」実施（後に6月20日まで延長）
6月20日	「緊急事態宣言」解除 翌日「重点措置」実施
7月12日	「緊急事態宣言」実施（後に9月12日まで延長）



直近報告日は8月30日（重点措置要請の4月8日、緊急事態宣言要請の4月20日、解除の6月20日、緊急事態宣言実施の7月12日に垂直線）

発病時刻に基づく簡易手法

（Nishiura et al., J R Soc Interface 2010）

直近感染日は8月18日（重点措置要請の4月8日、緊急事態宣言要請の4月20日、解除の6月20日、緊急事態宣言実施の7月12日に垂直線）

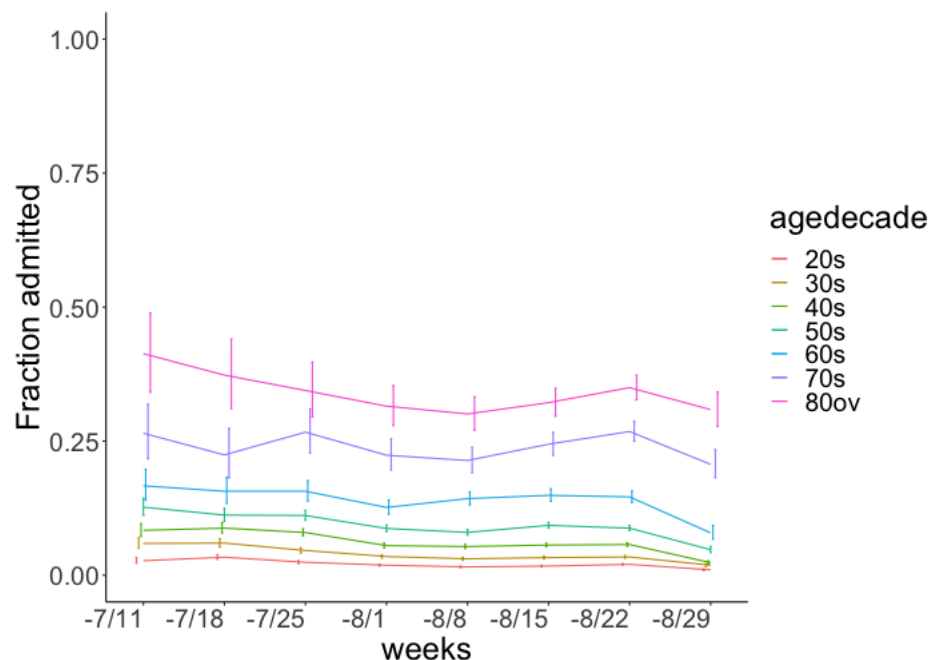
直近推定区間は8月13日－8月18日（ $R = 1.07$ ）、以降はシェード

再生産方程式と感染性プロファイルを利用した方法
（Nakajo & Nishiura. J Clin Med 2021）

データ出典：HER-SYSデータ

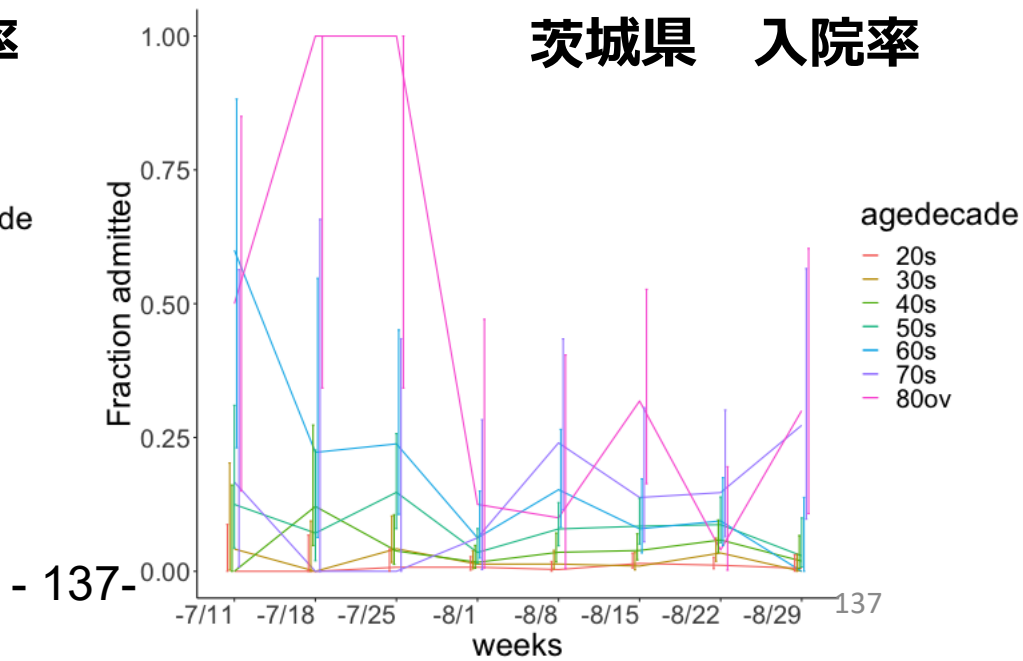
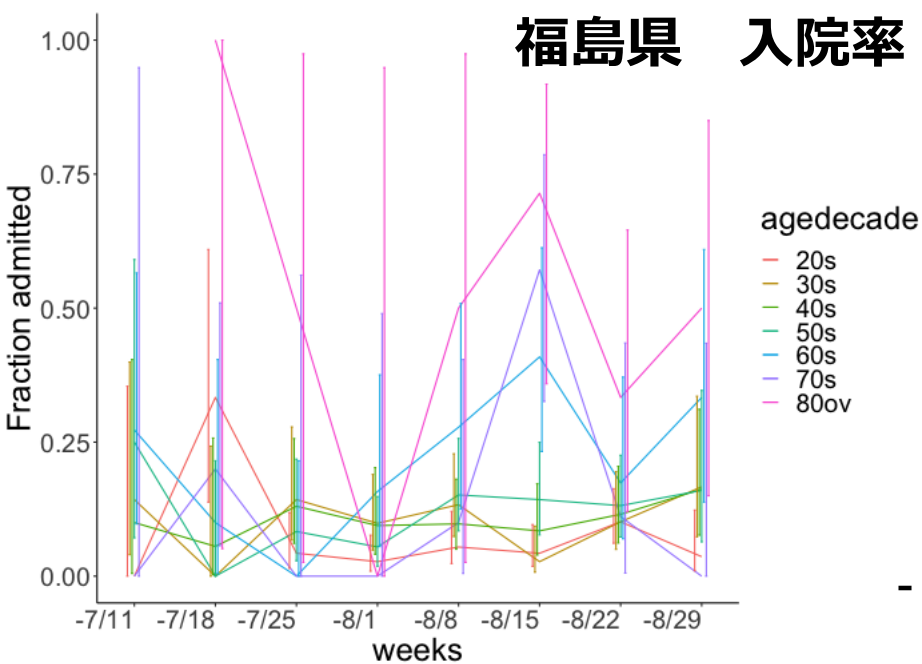
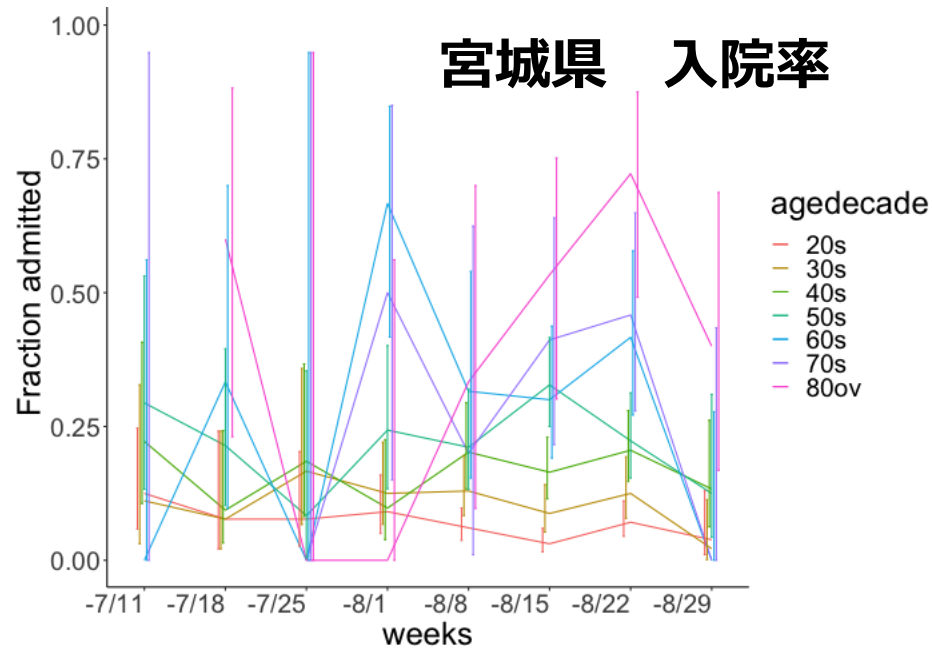
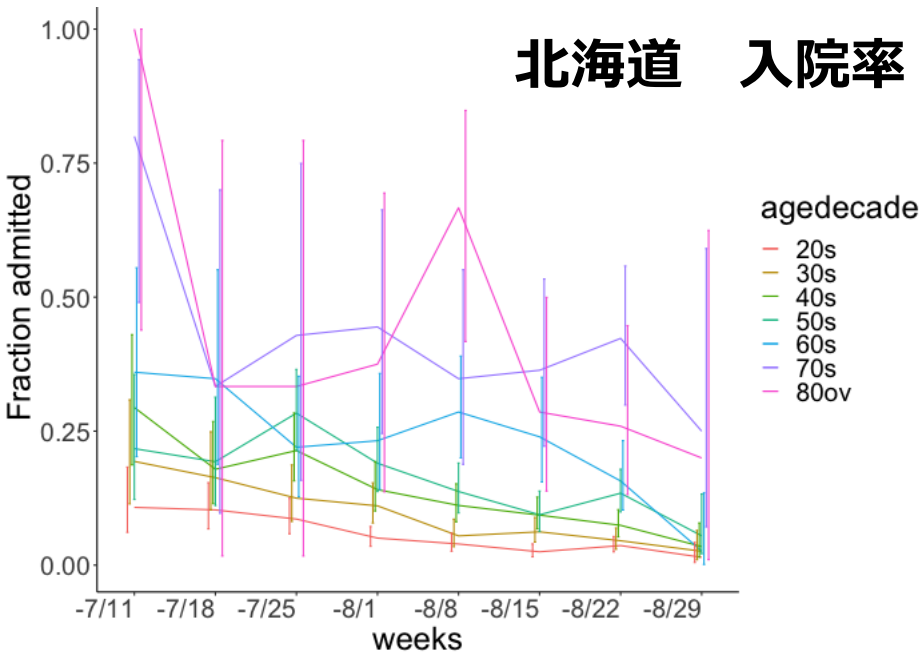
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)

参考：全国 8/30現在、緊急事態宣言・蔓延防止等重点措置下都道府県を掲載
直近の入院化率は、今後入院する可能性のあるcase及び直近のHERSYSへの入力遅延を加味すると過小評価の可能性あり。一部の都道府県では入院情報が欠測している可能性あり。(次頁以降も同様)

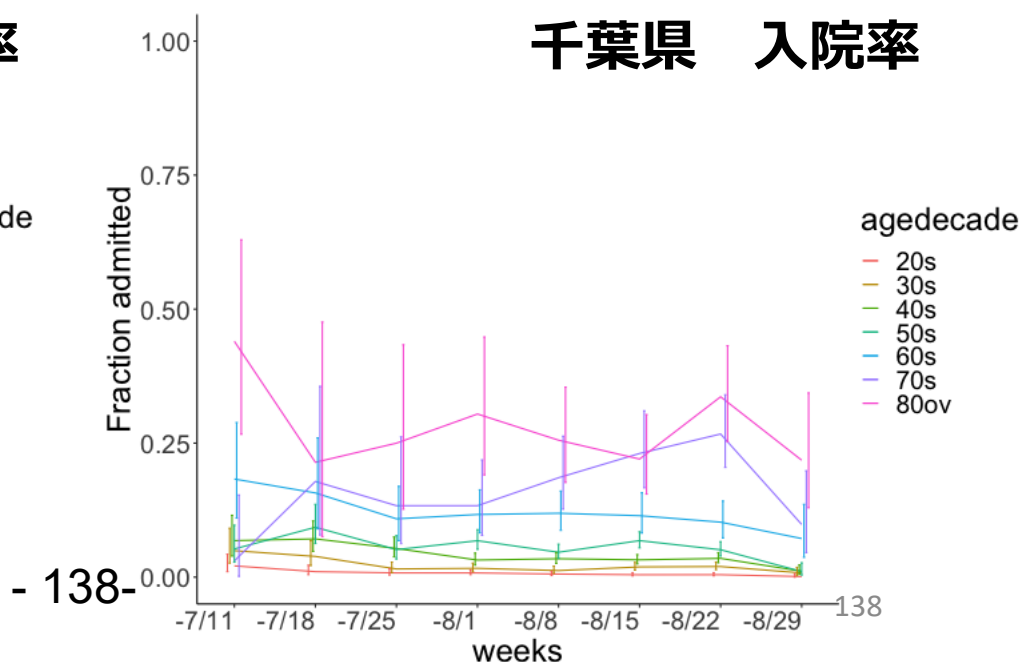
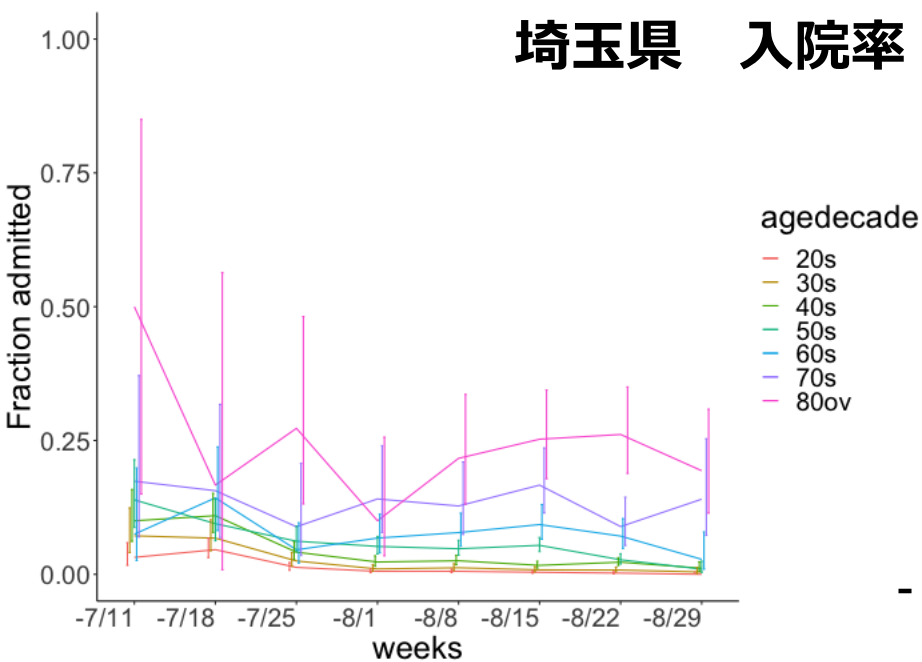
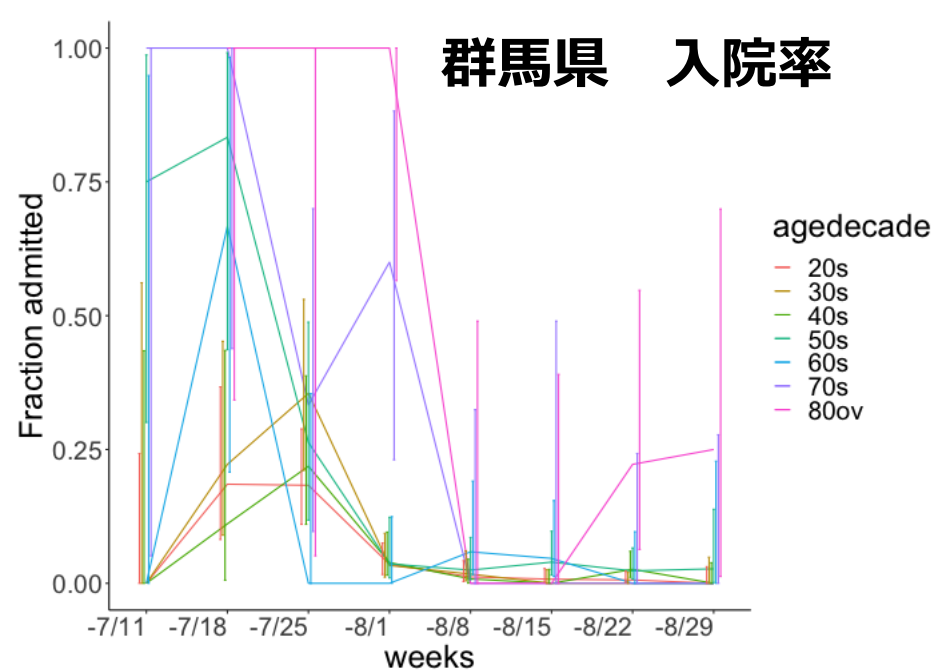
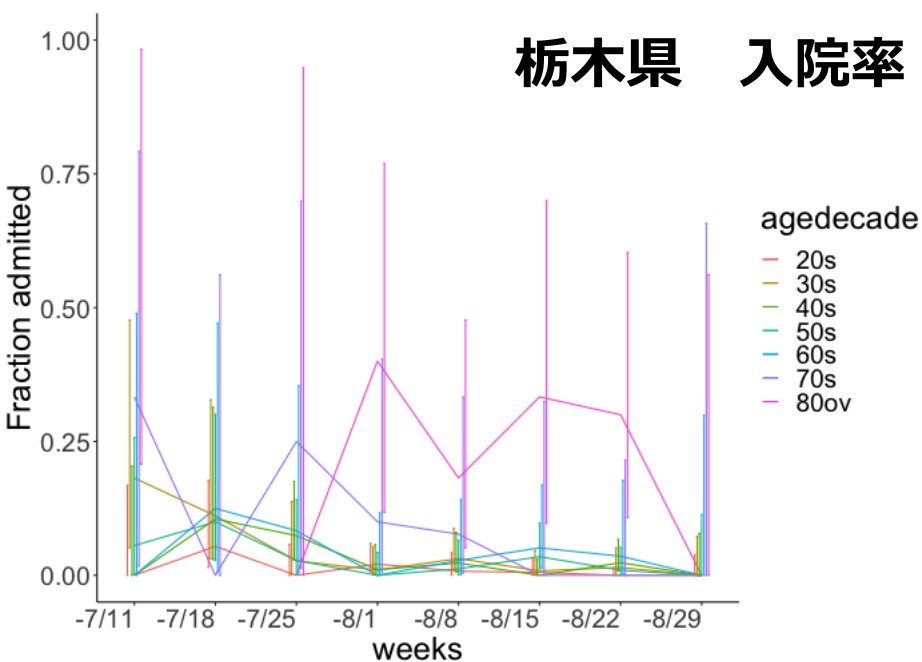


出典：HERSYSにおける転帰情報

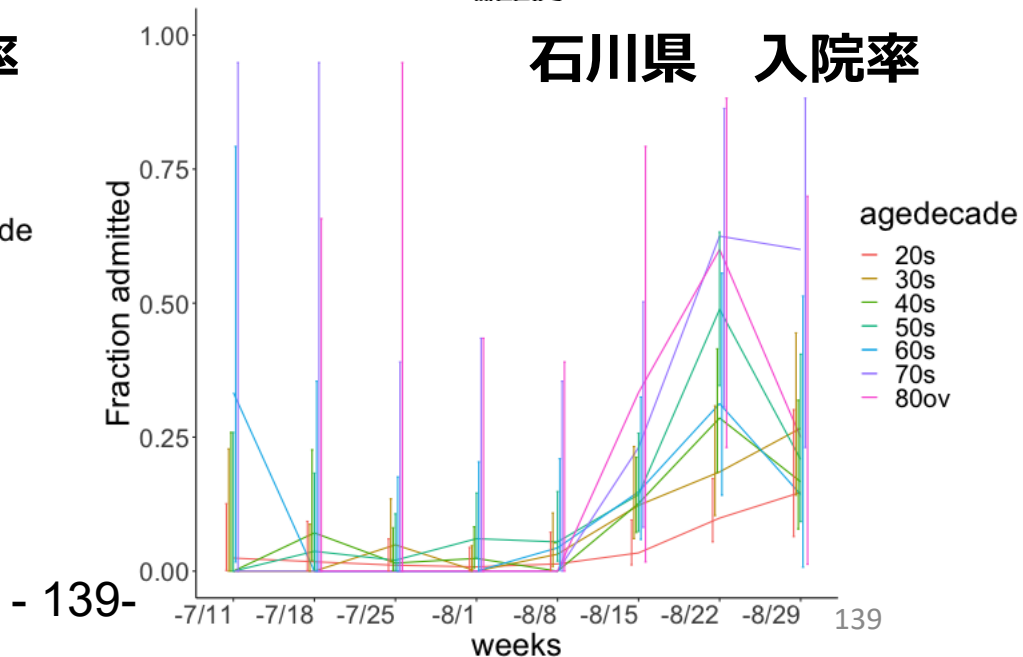
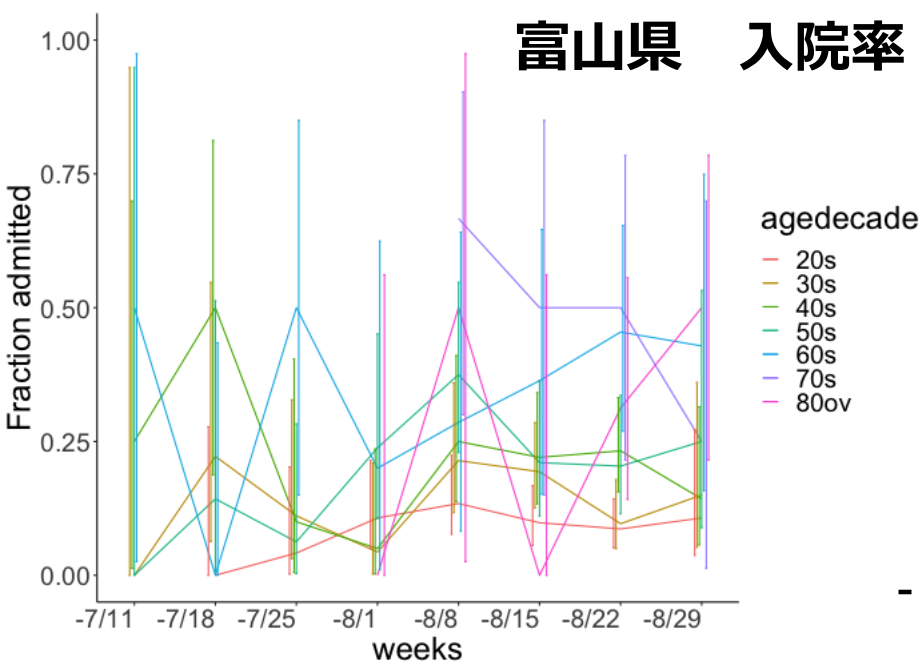
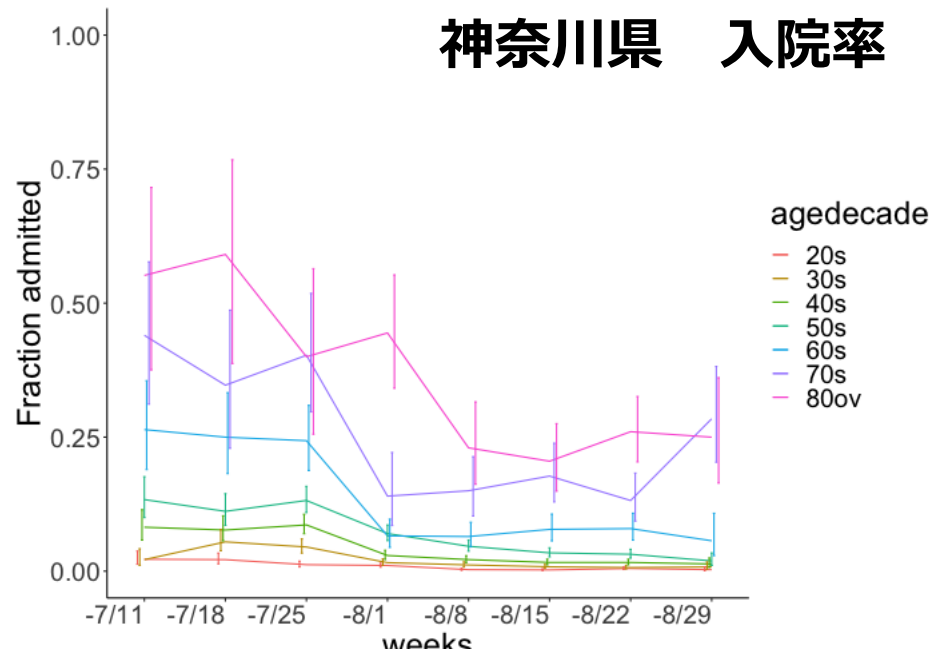
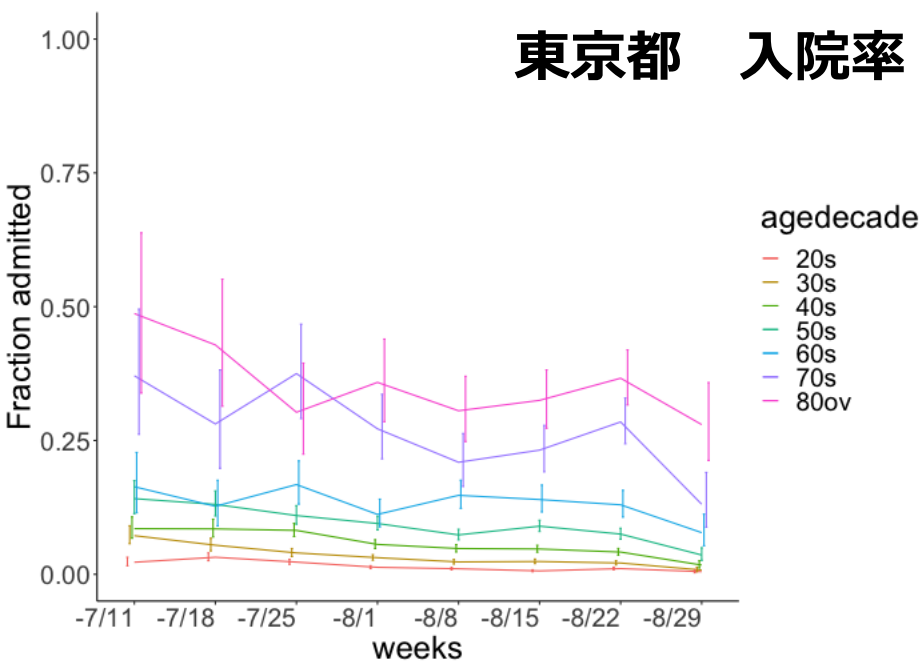
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



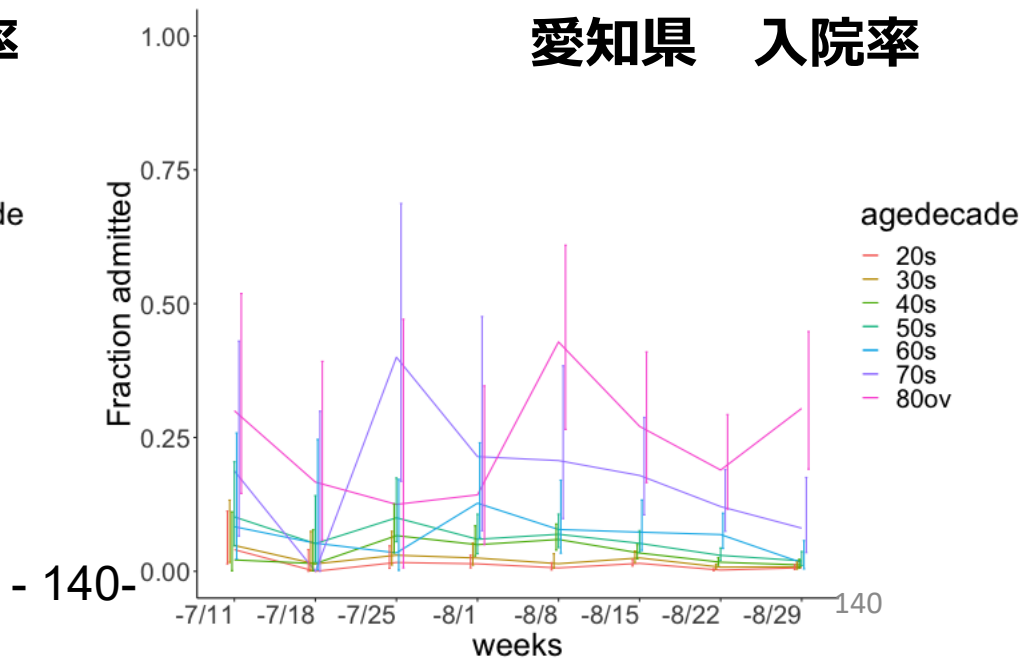
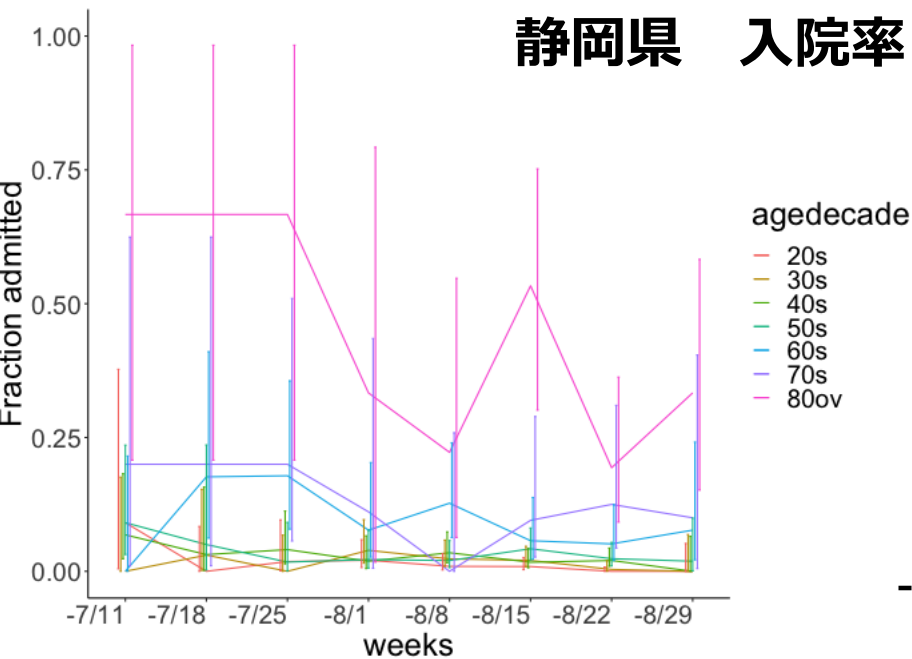
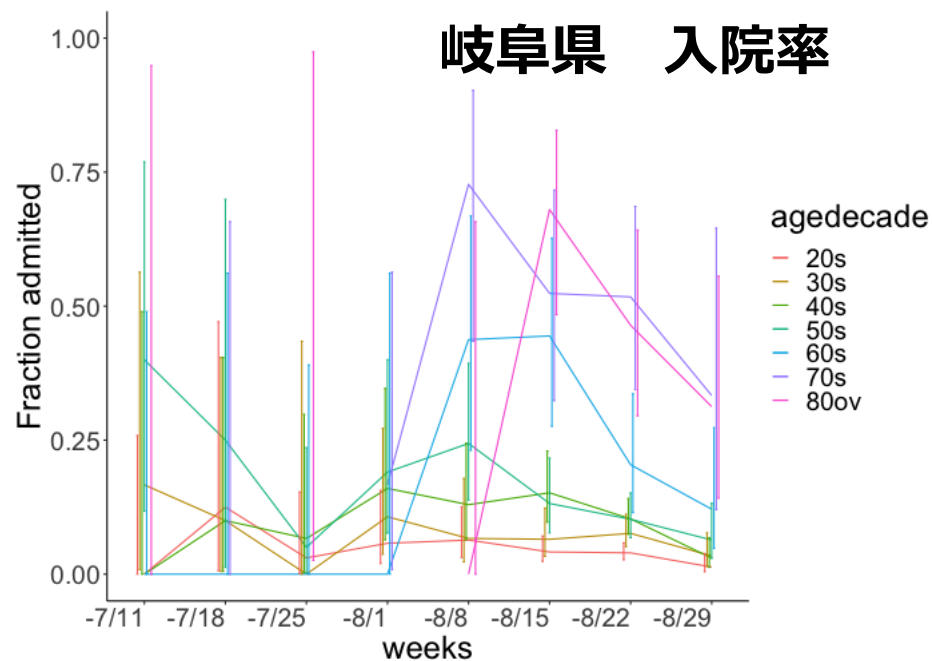
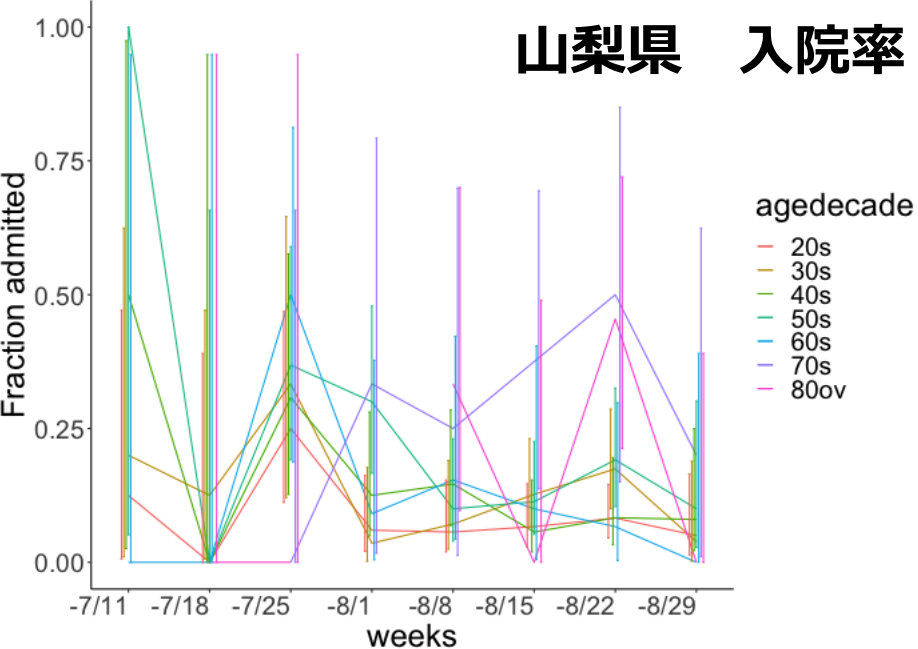
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



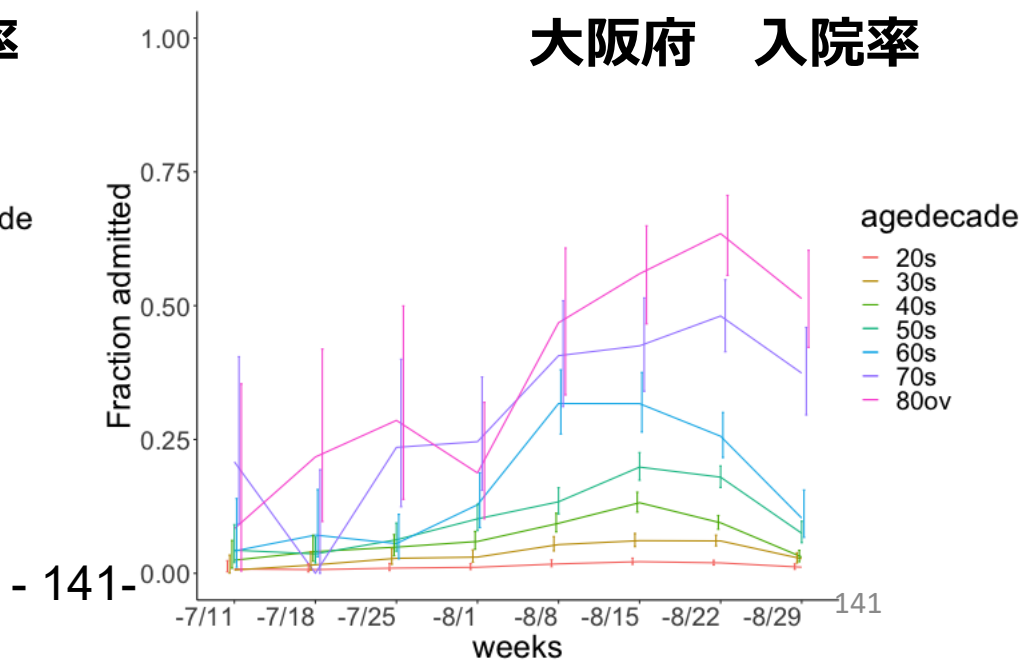
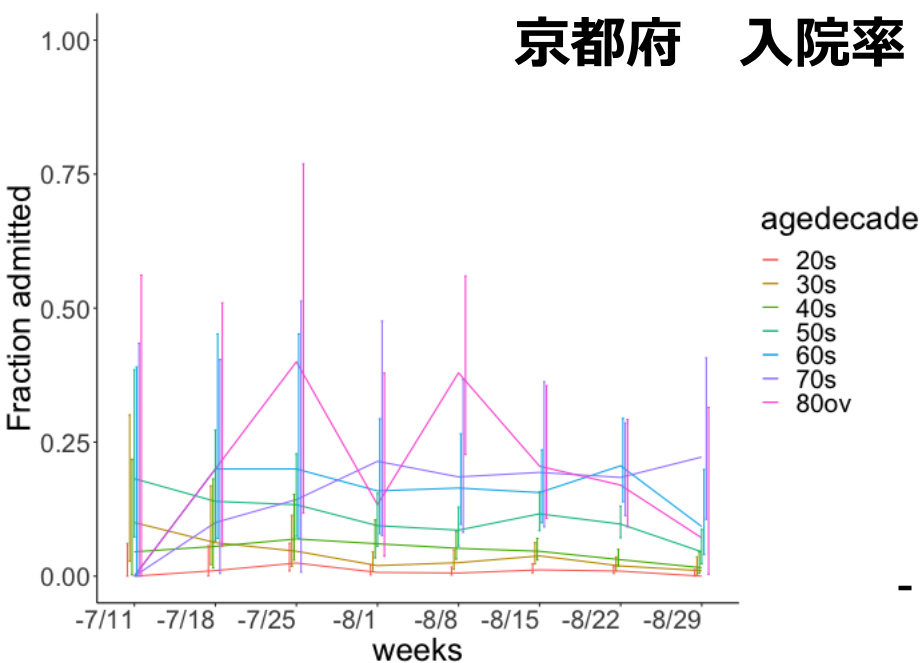
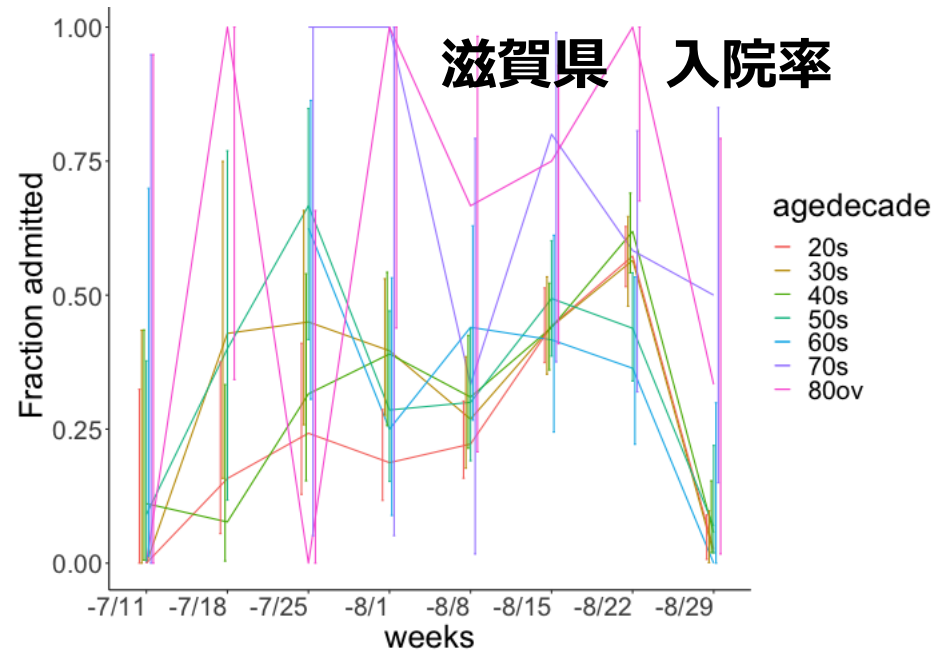
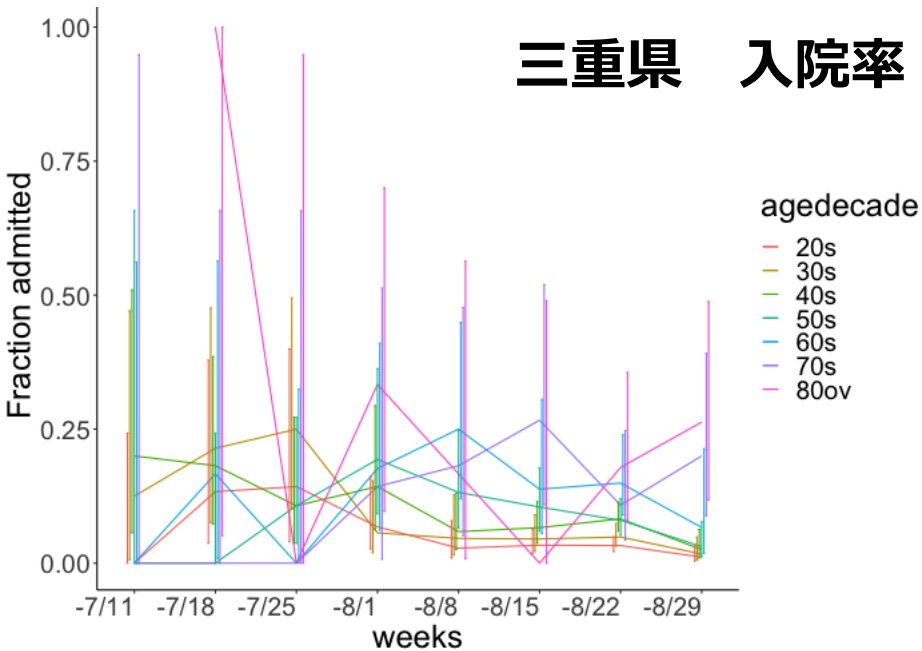
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



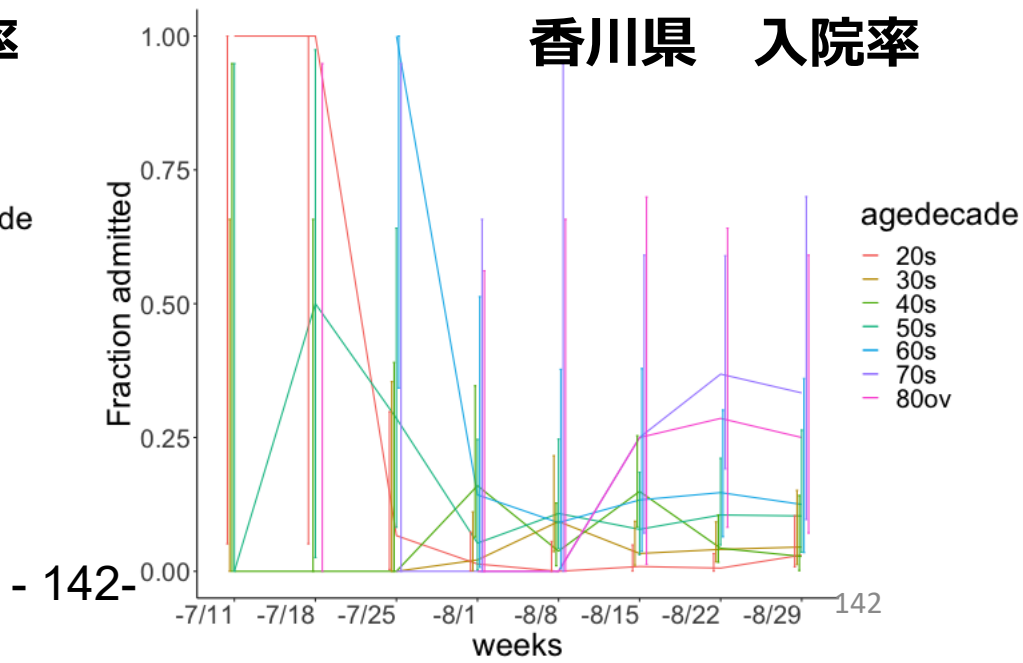
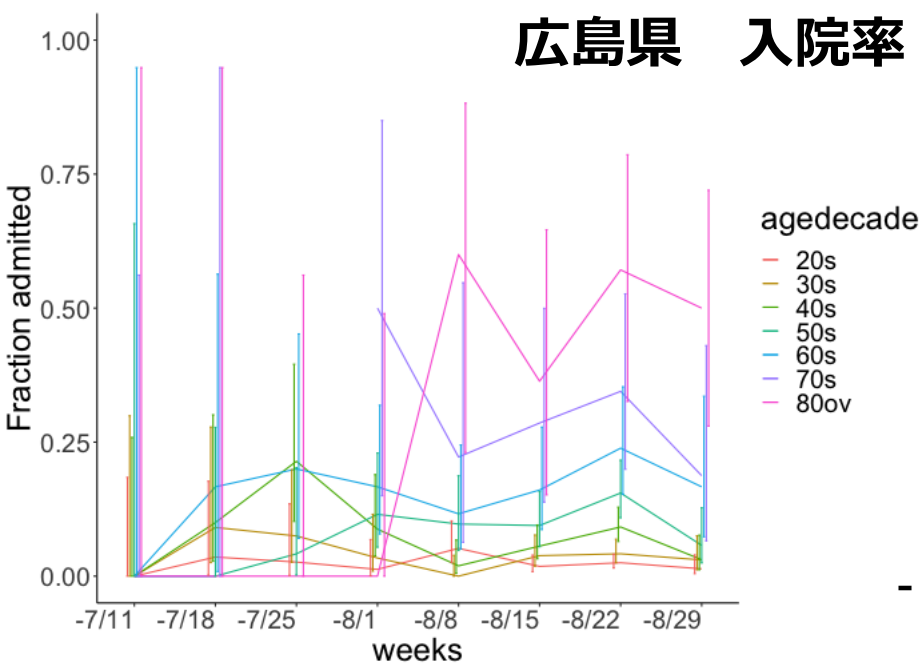
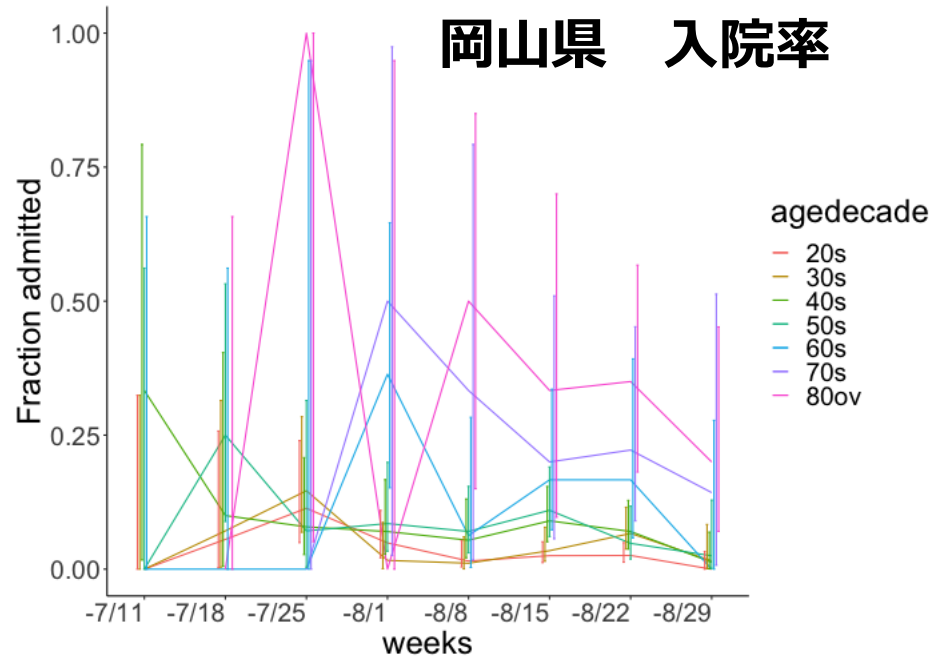
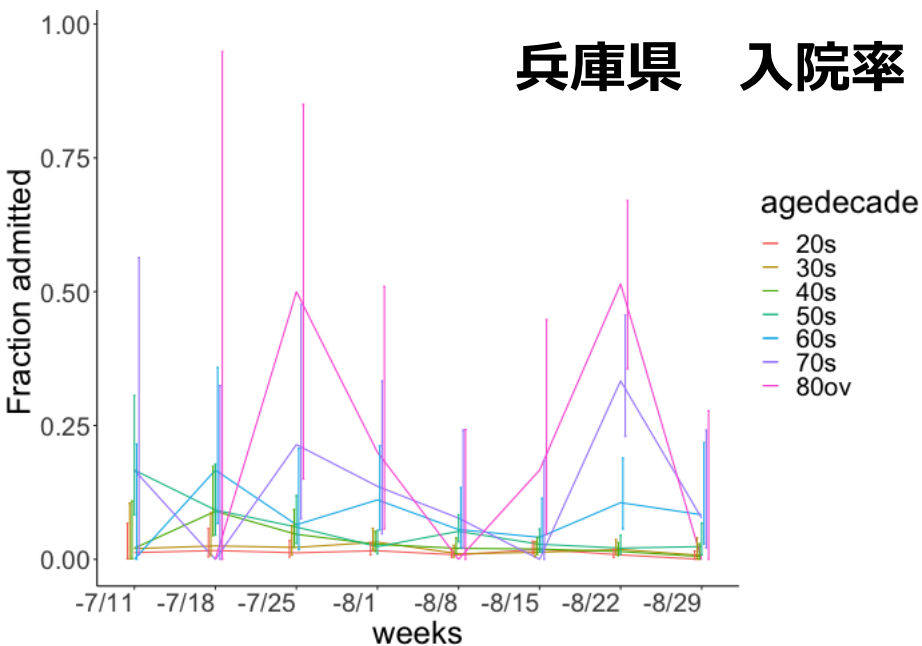
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



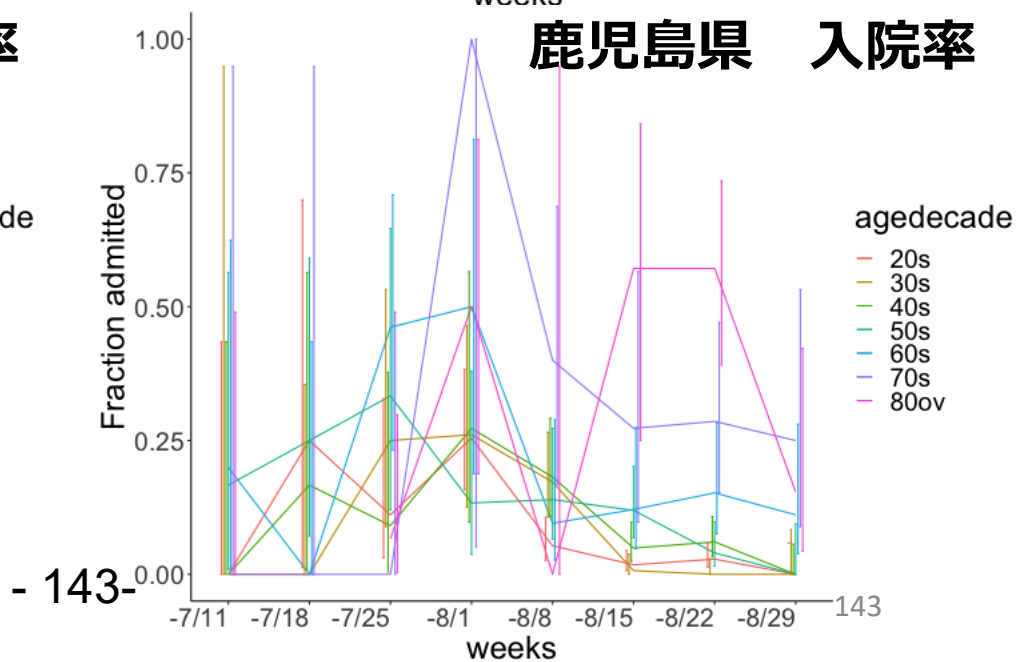
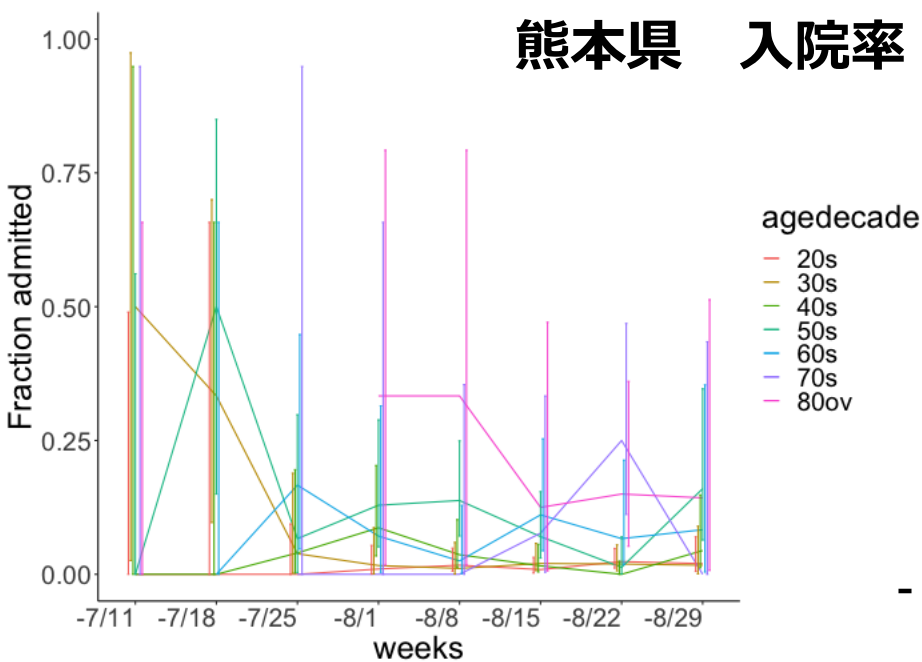
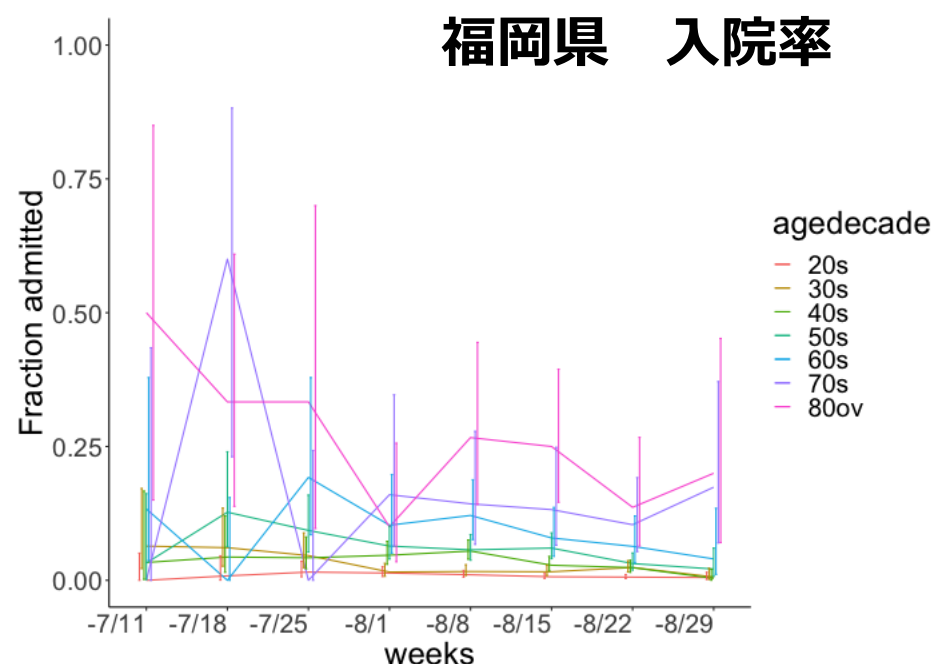
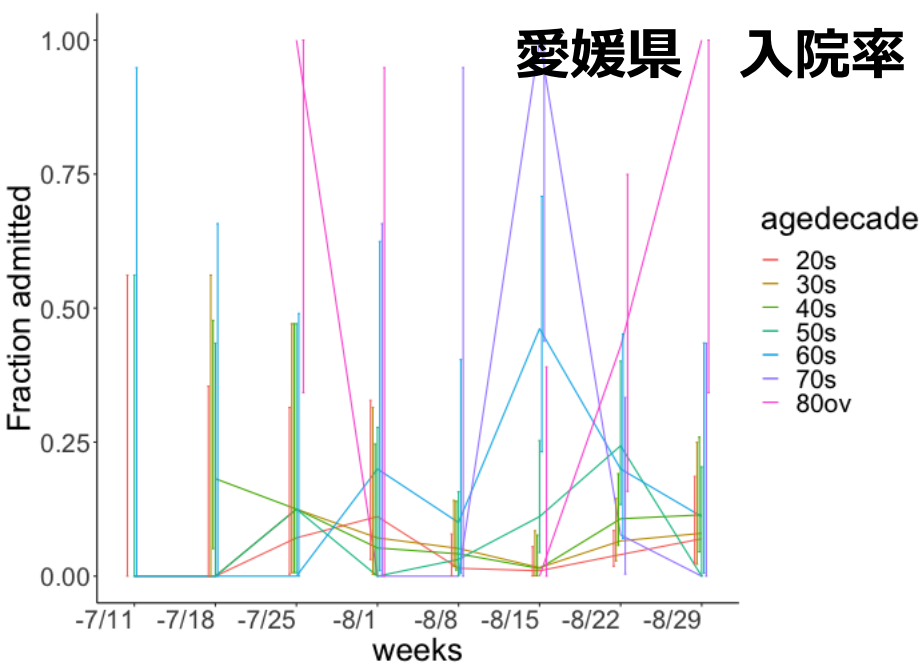
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



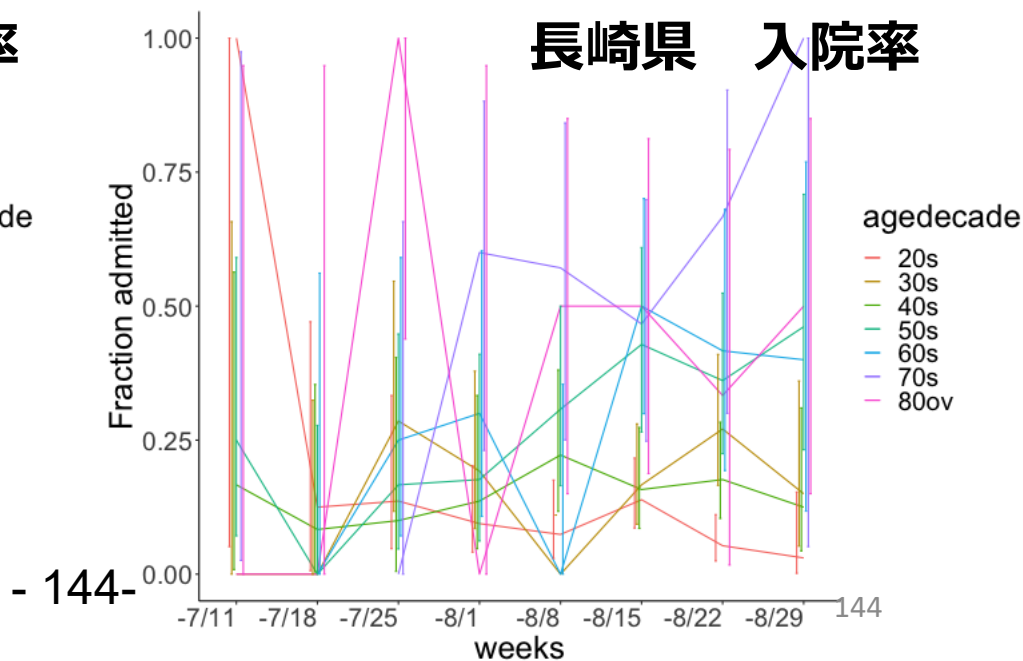
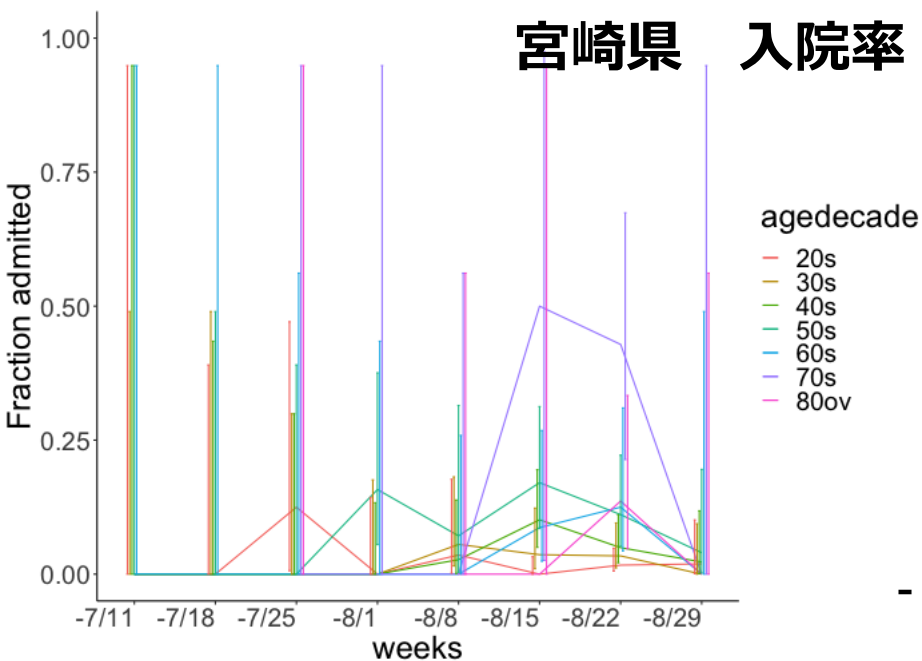
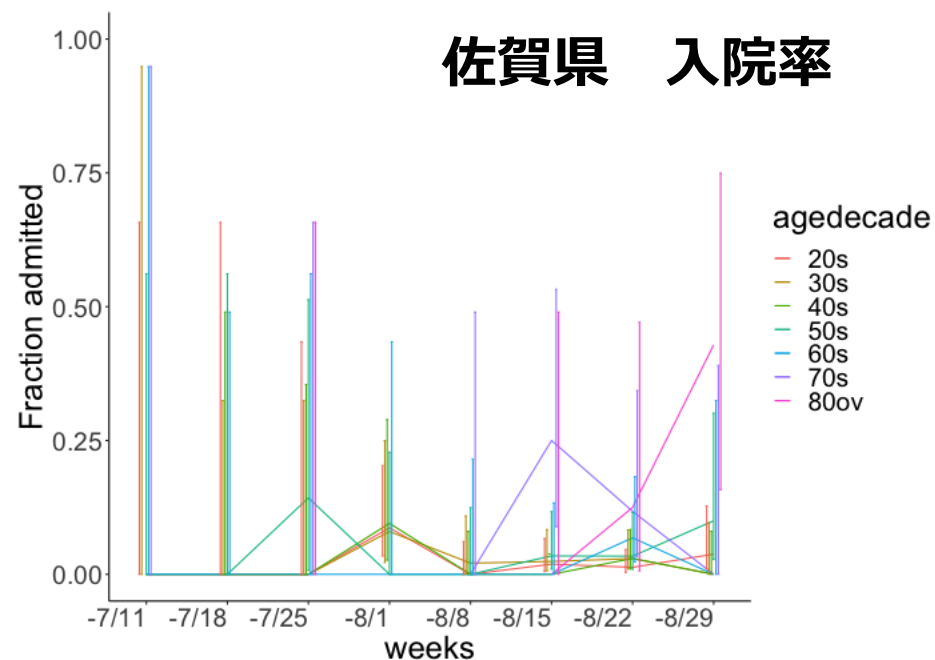
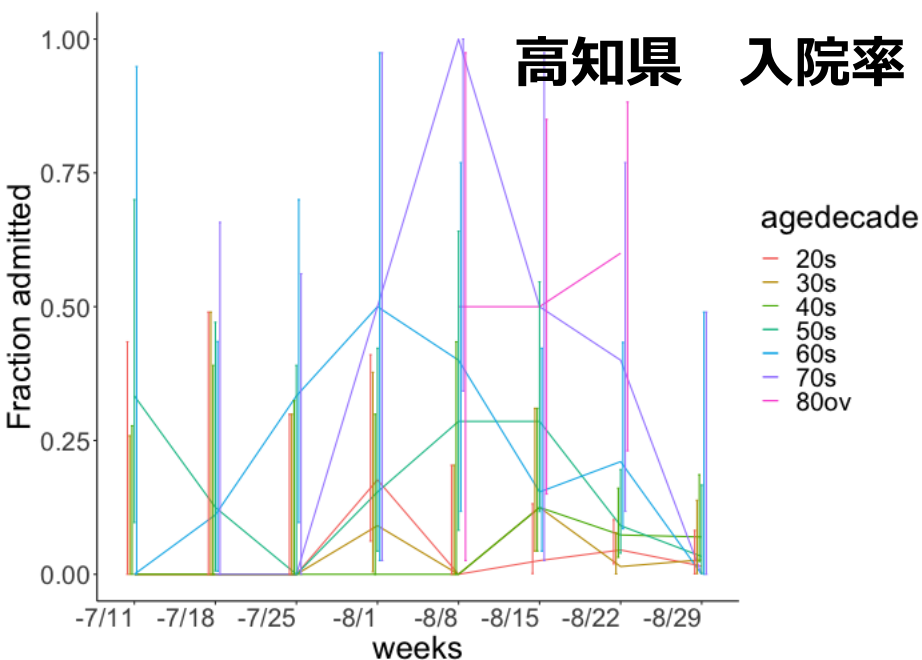
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)

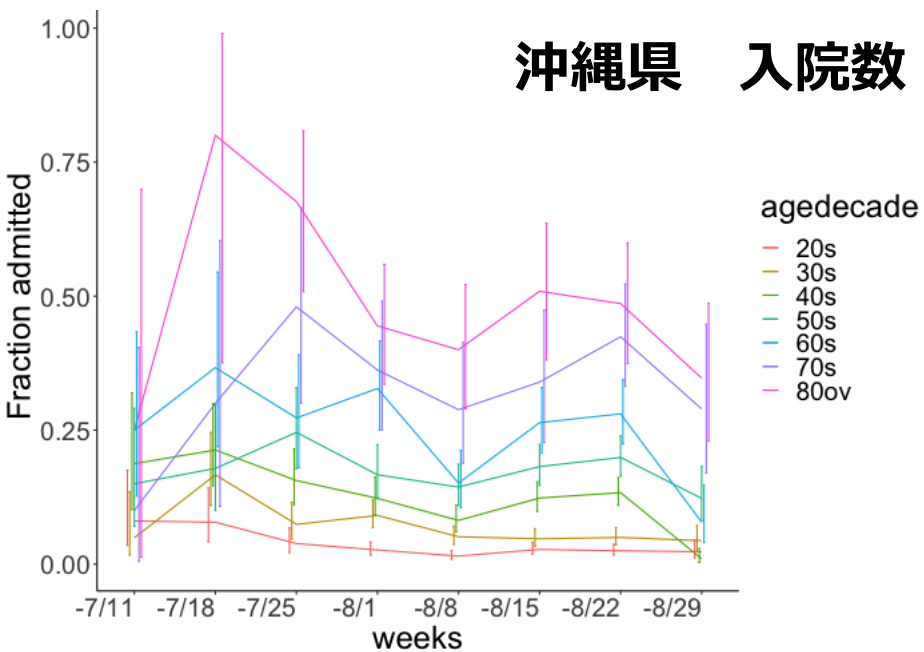


年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



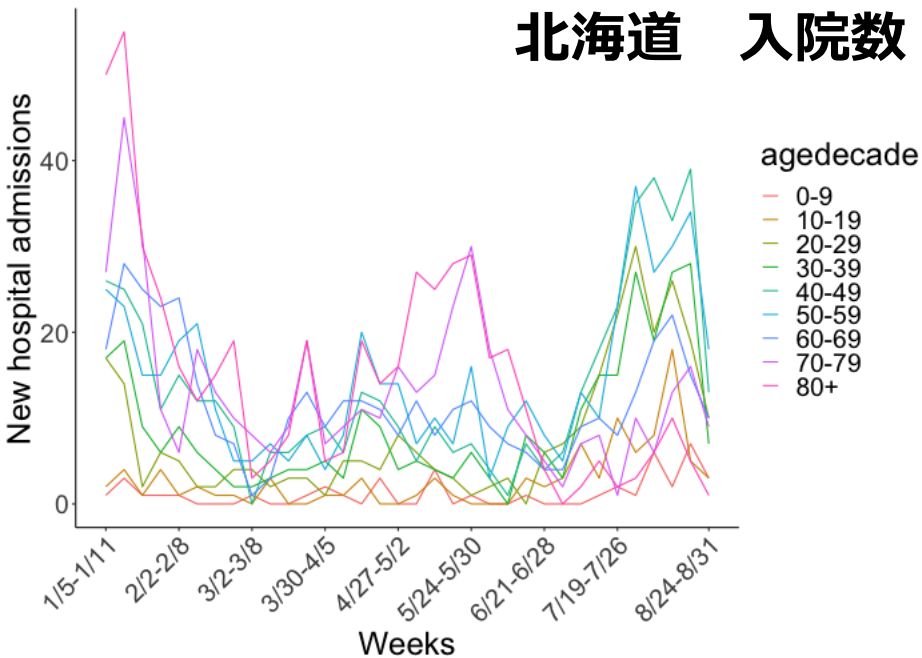
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



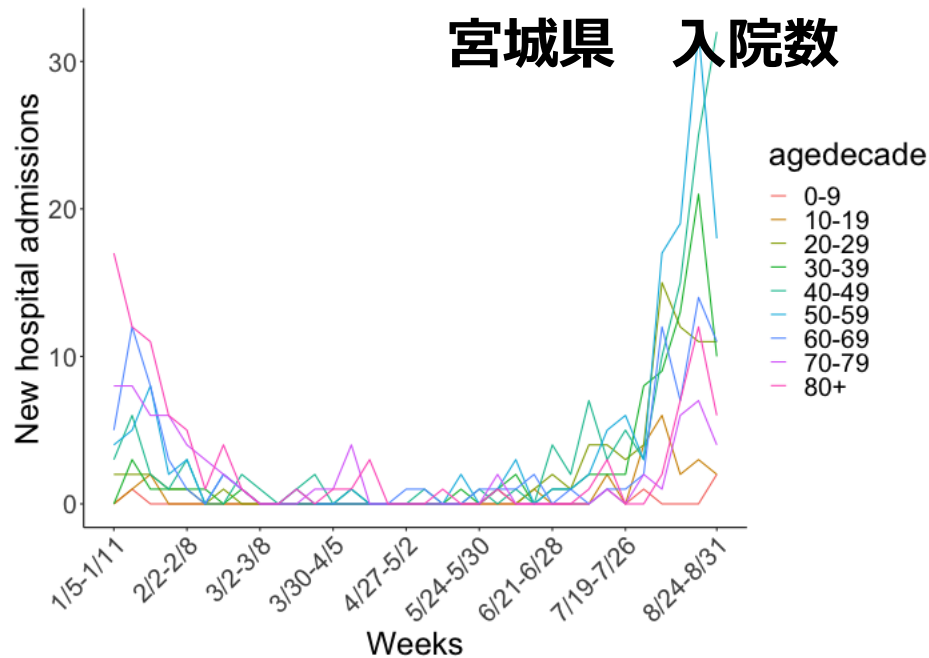


年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)

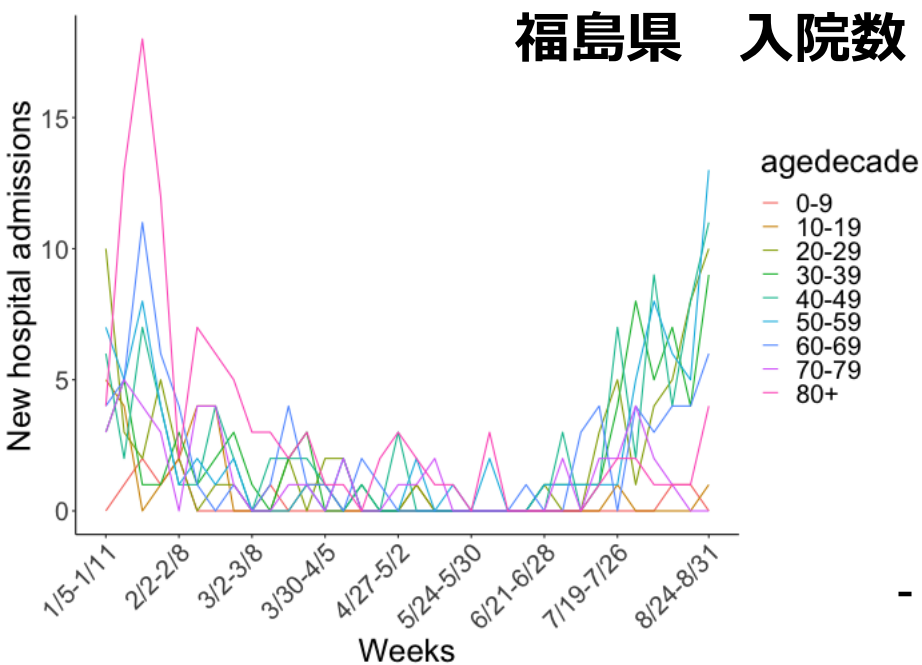
北海道 入院数



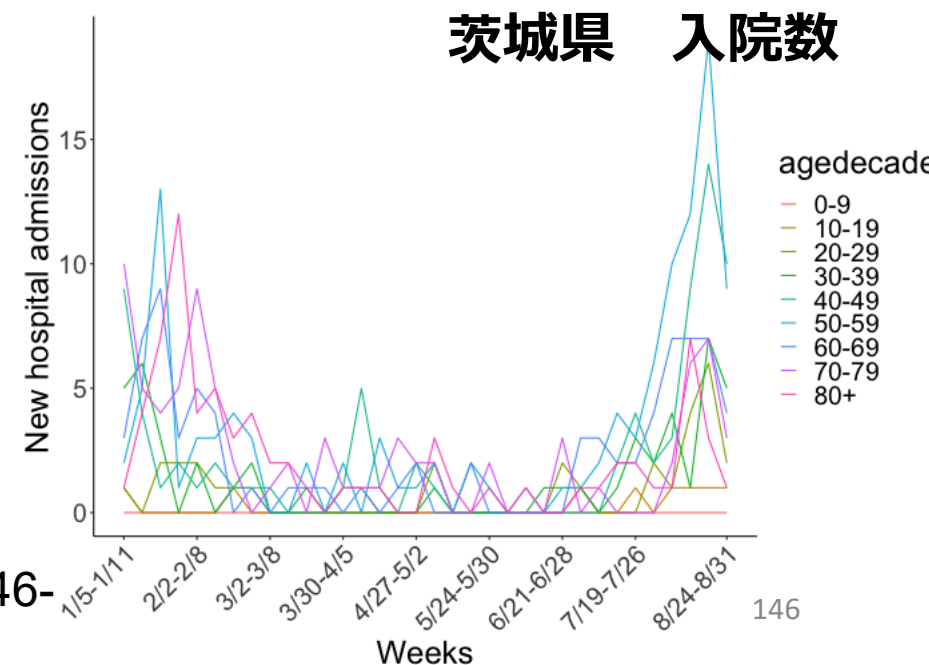
宮城県 入院数



福島県 入院数

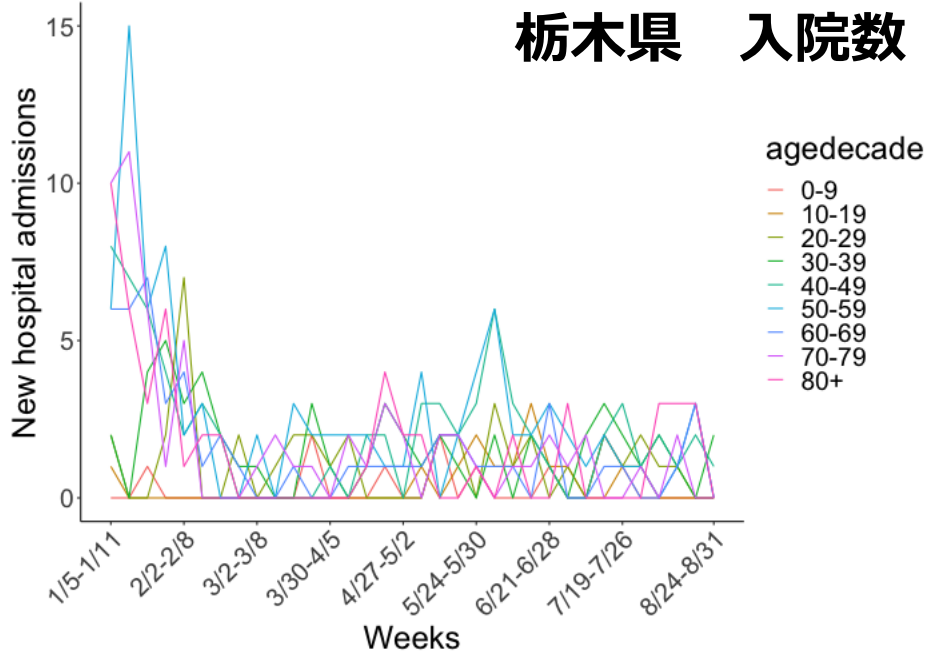


茨城県 入院数

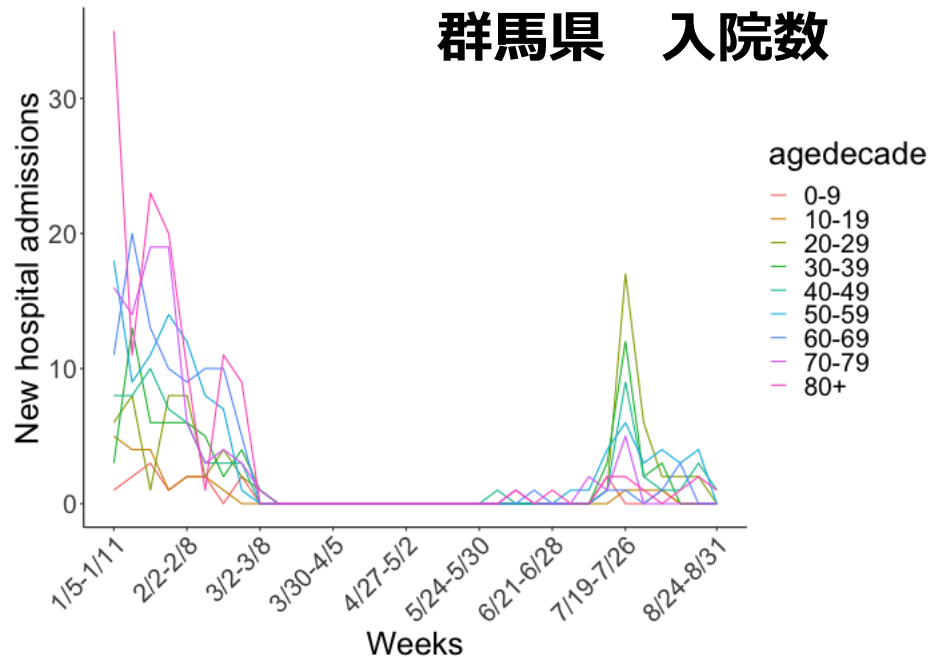


年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)

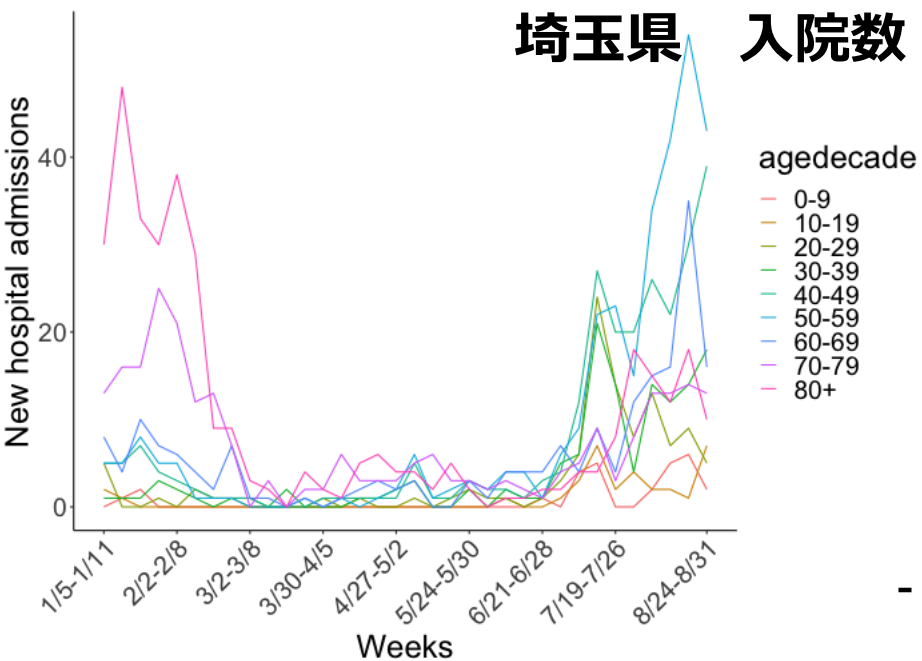
栃木県 入院数



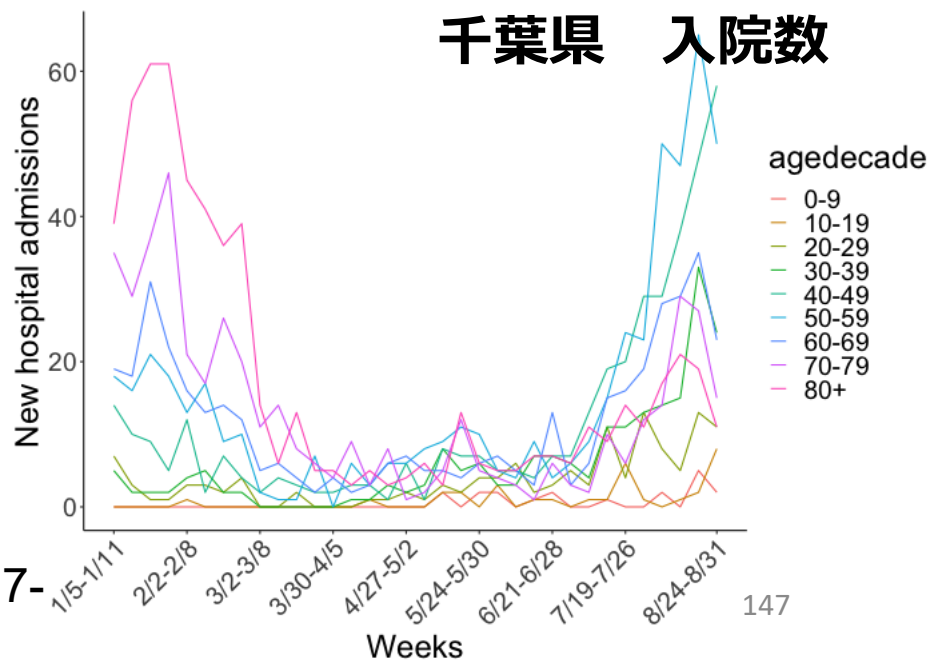
群馬県 入院数



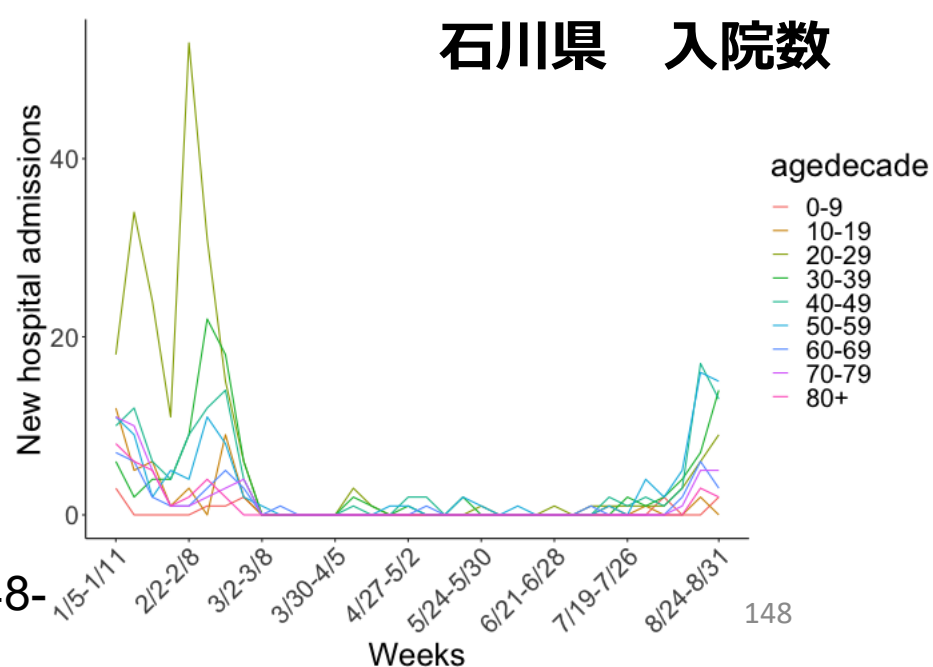
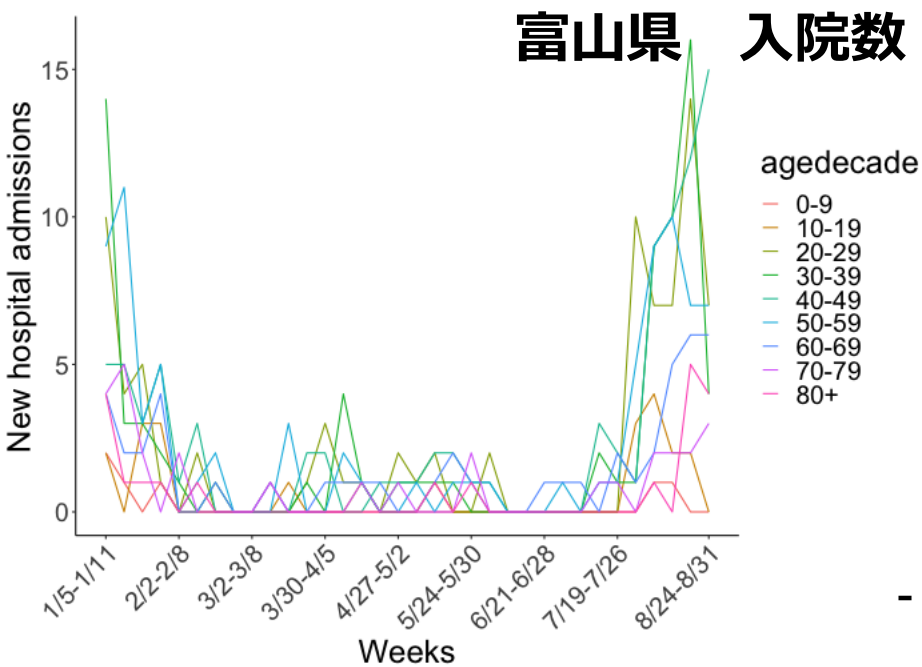
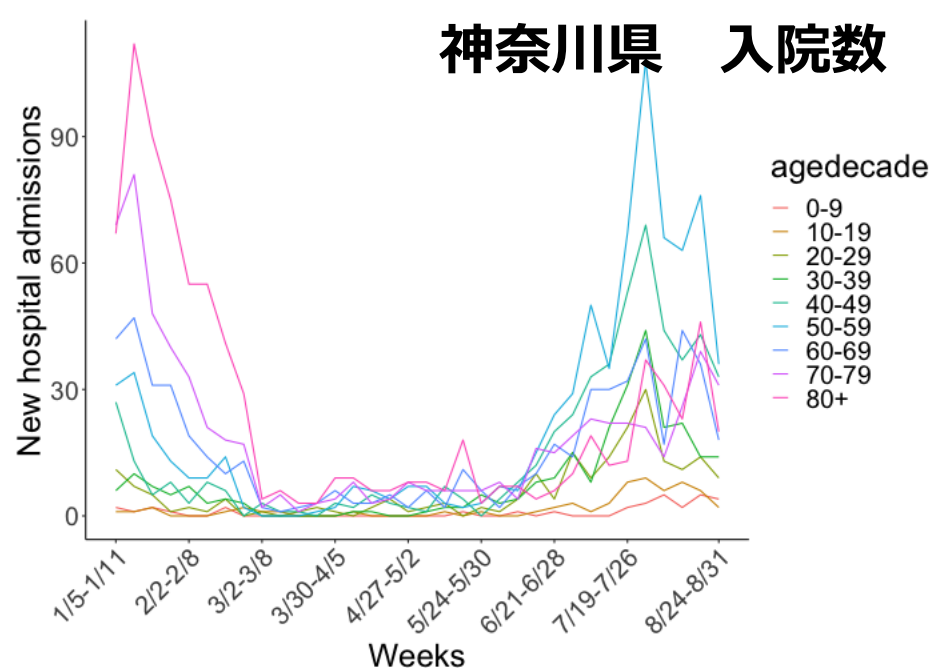
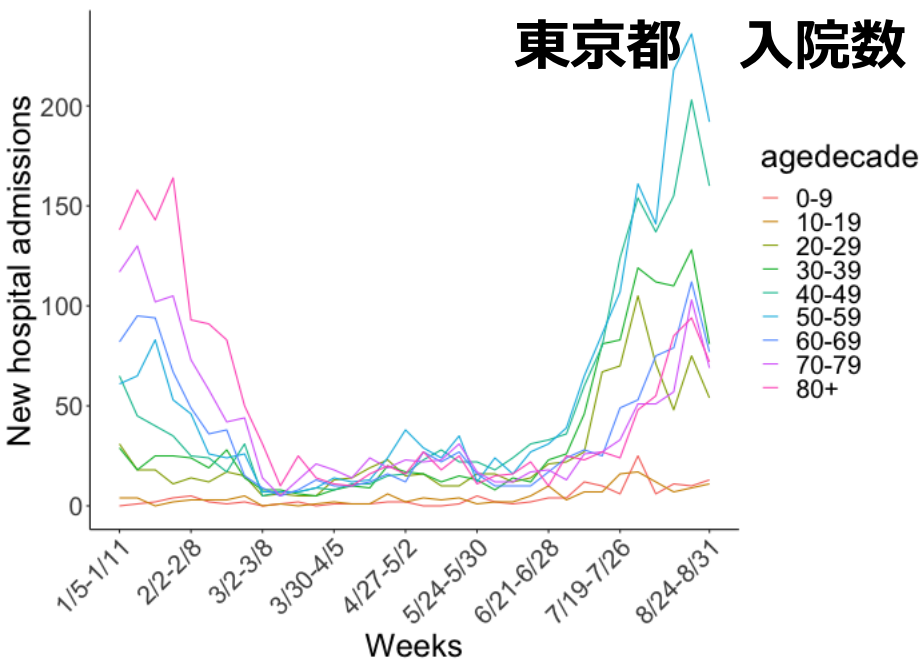
埼玉県 入院数



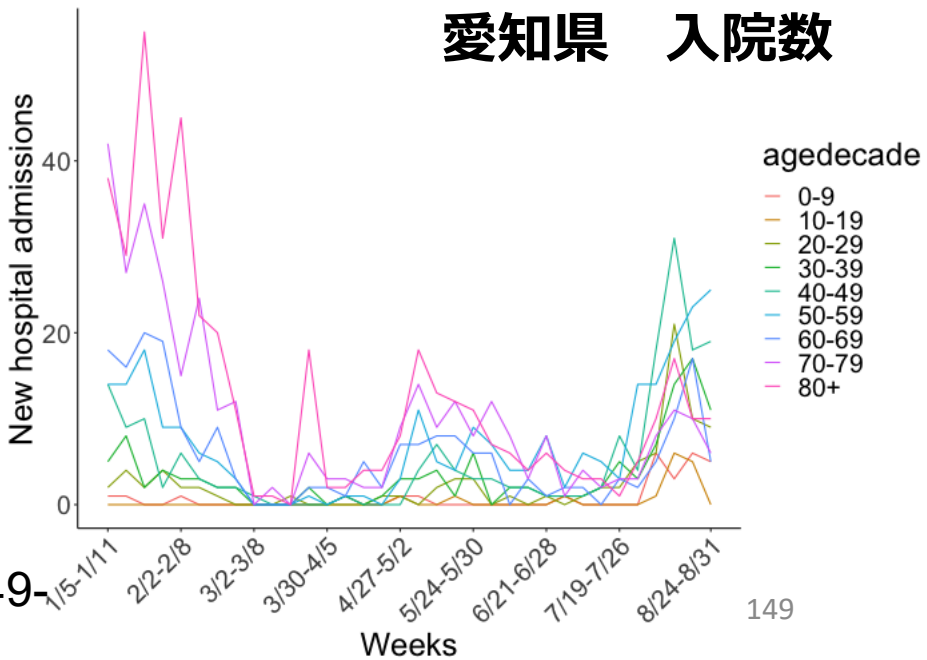
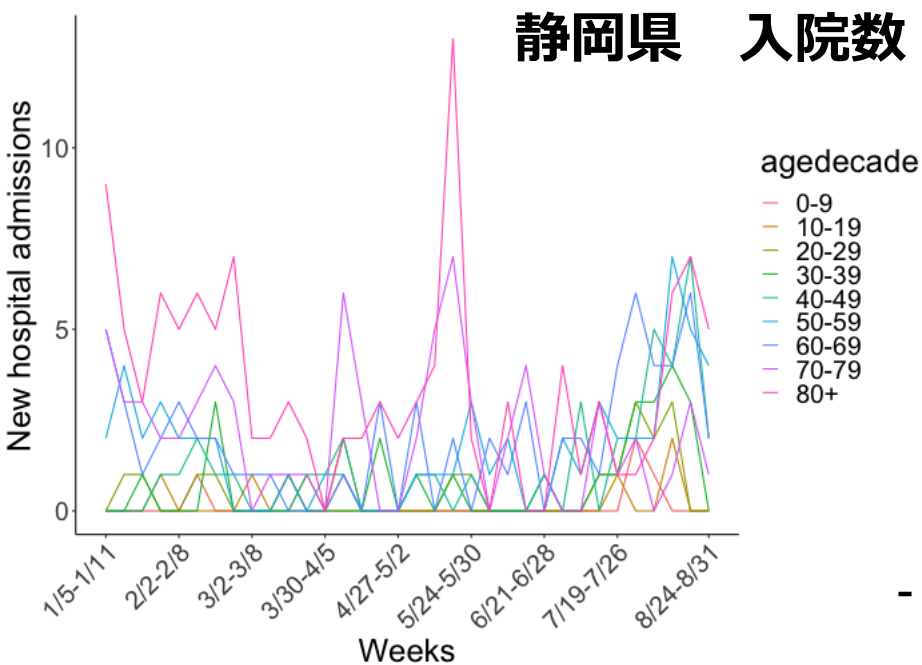
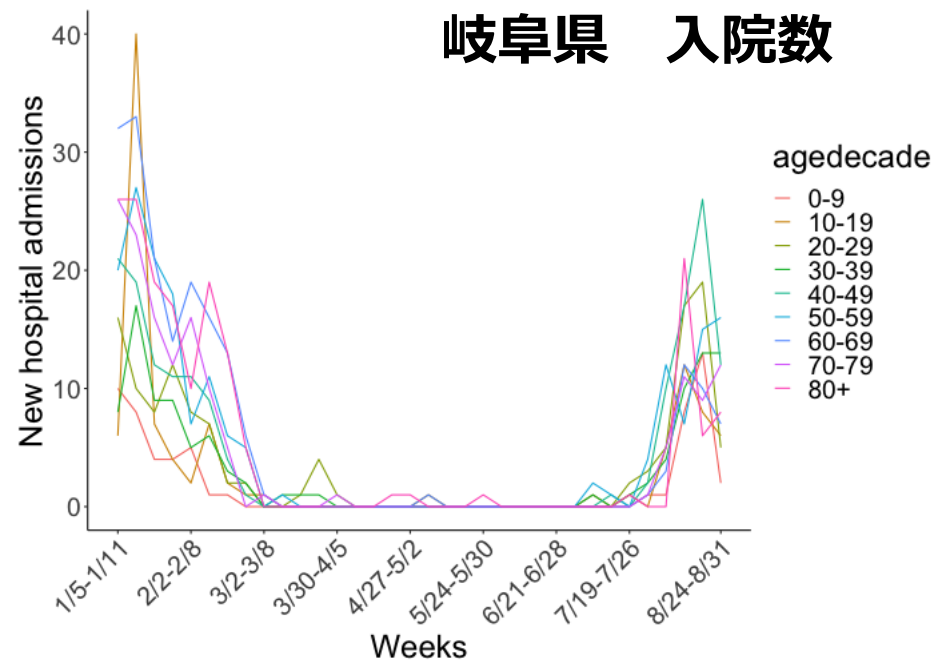
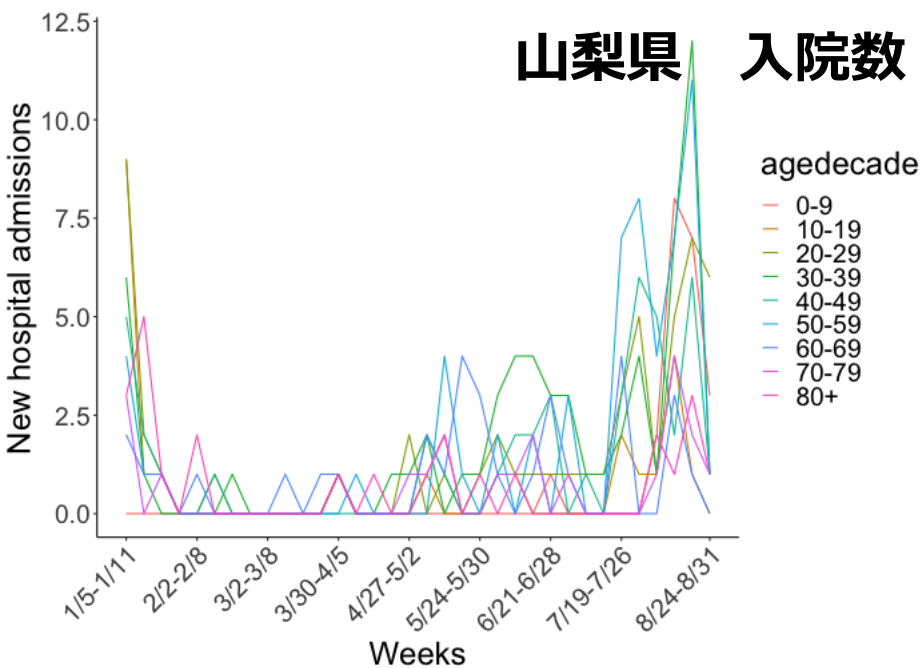
千葉県 入院数



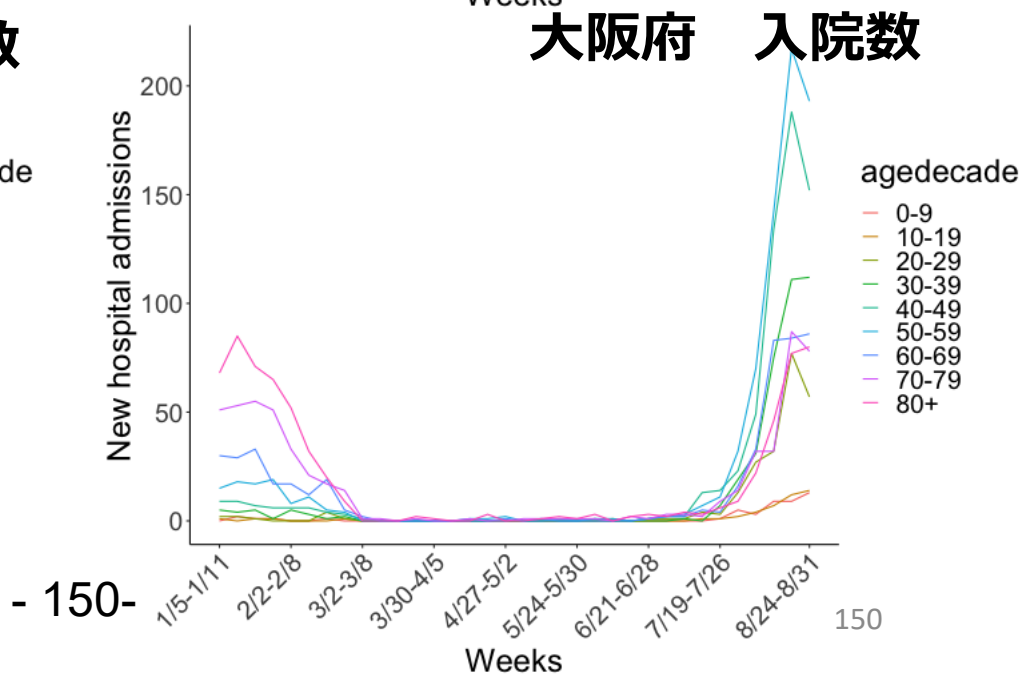
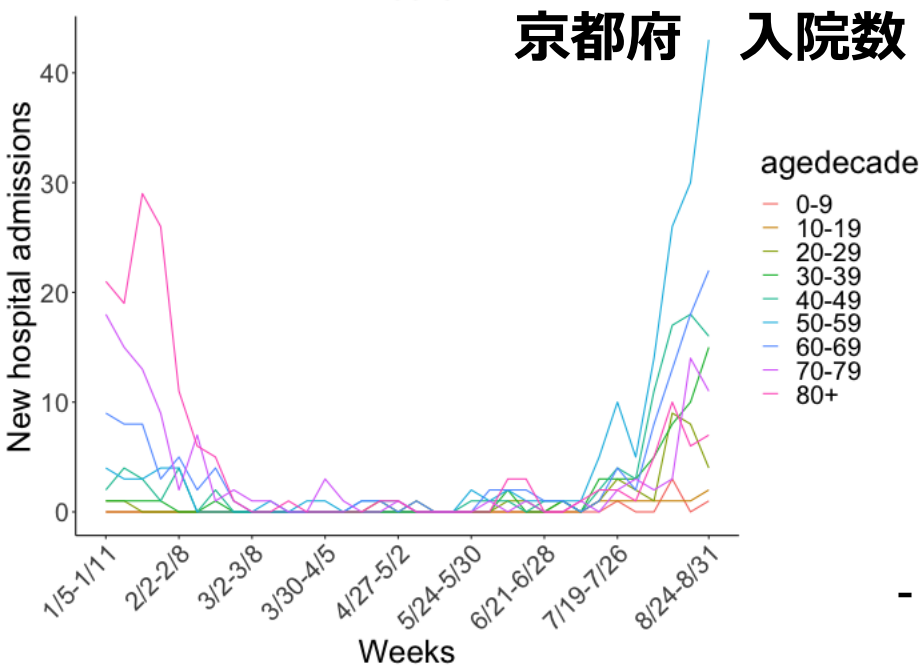
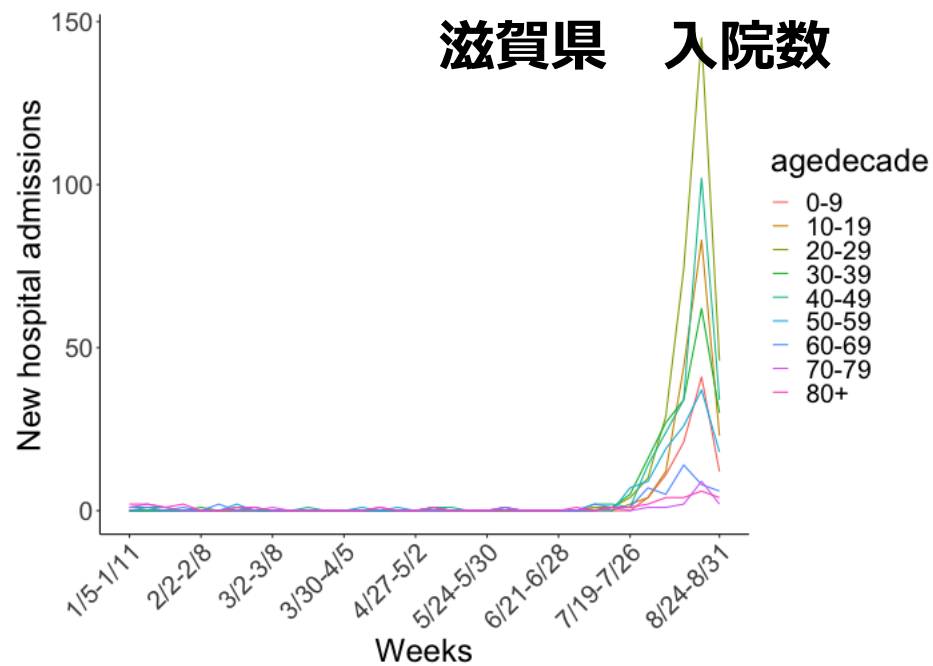
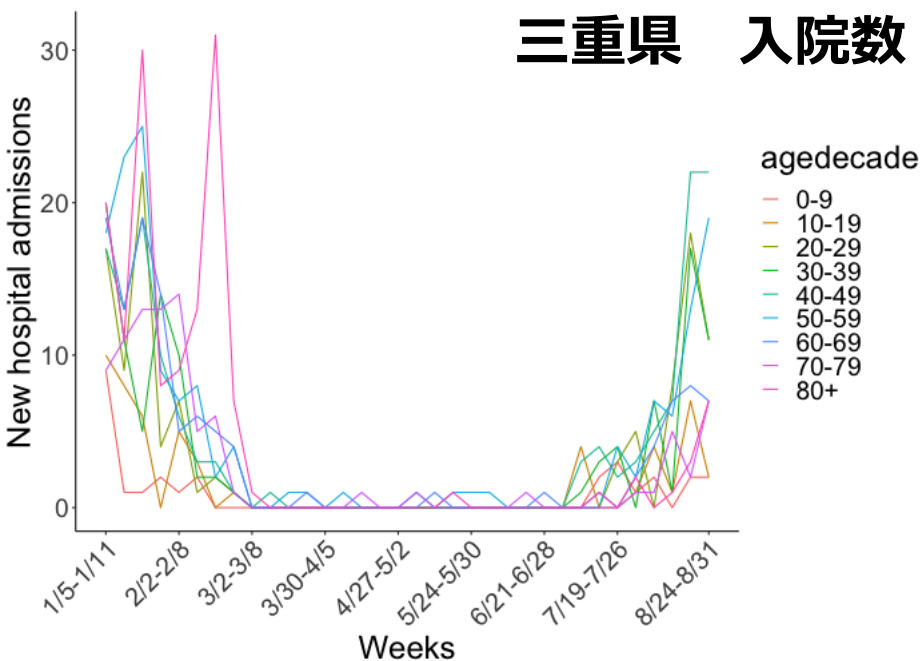
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



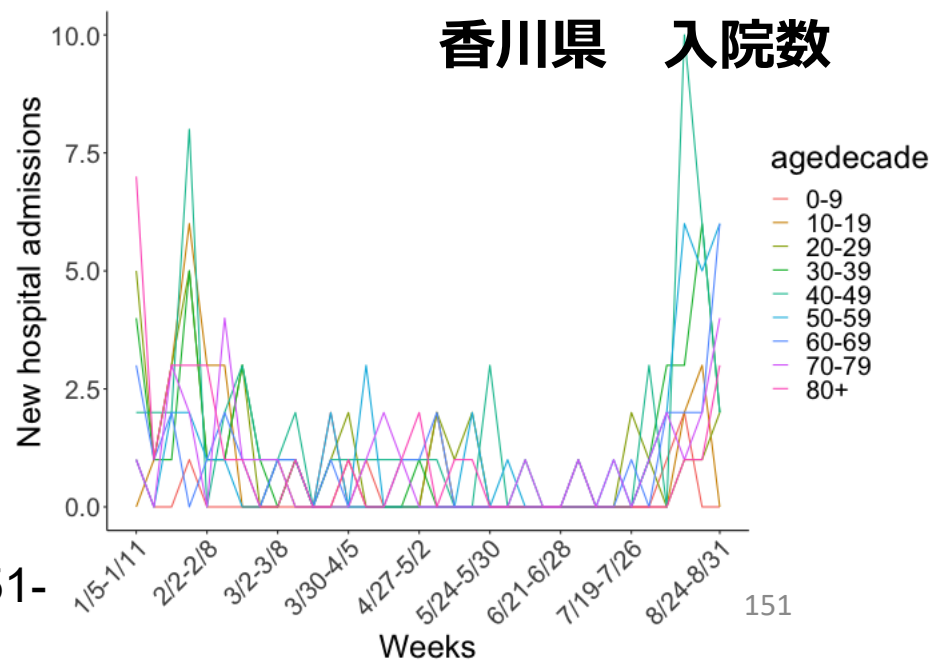
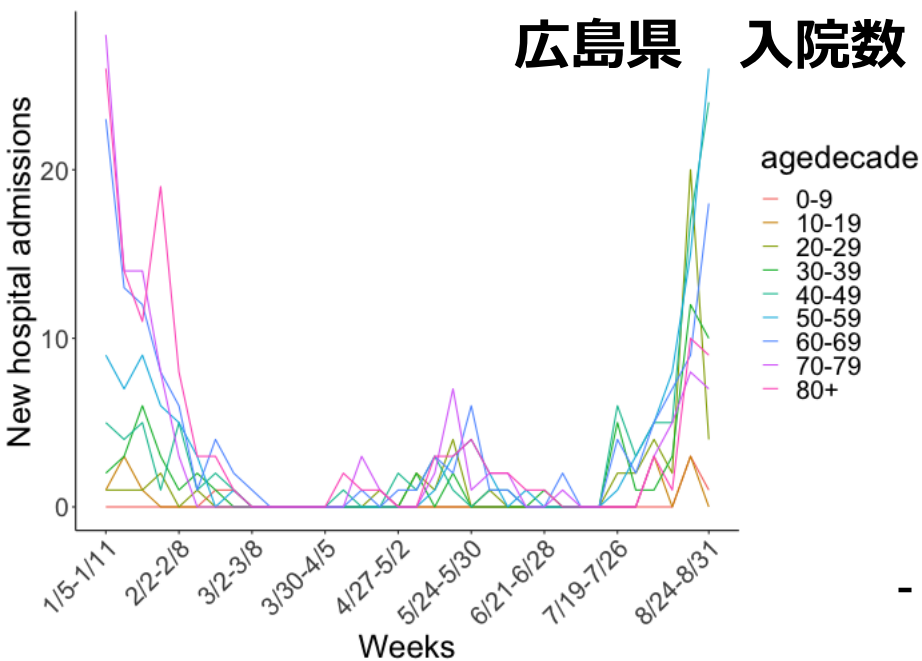
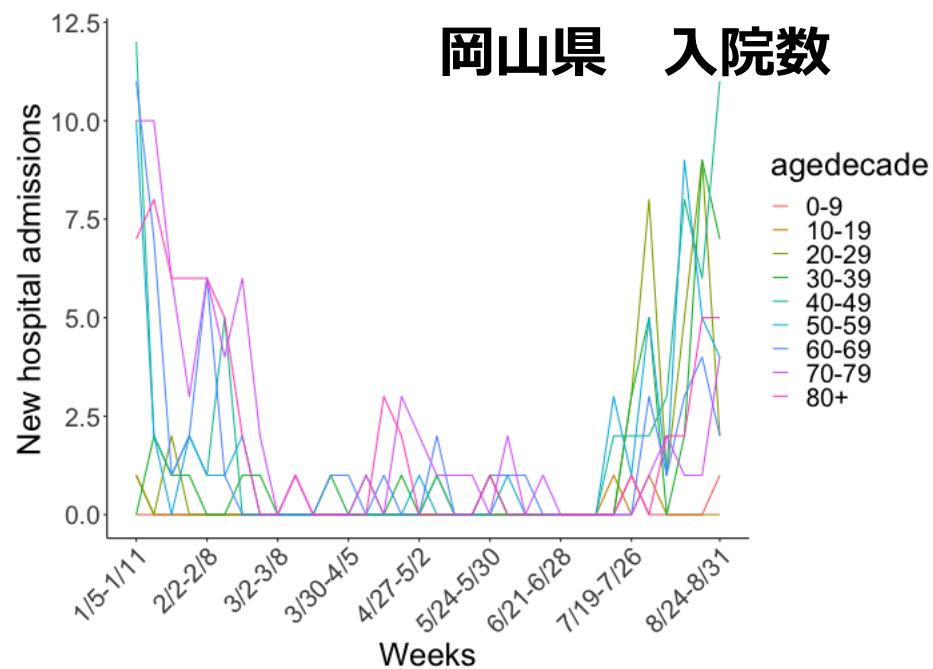
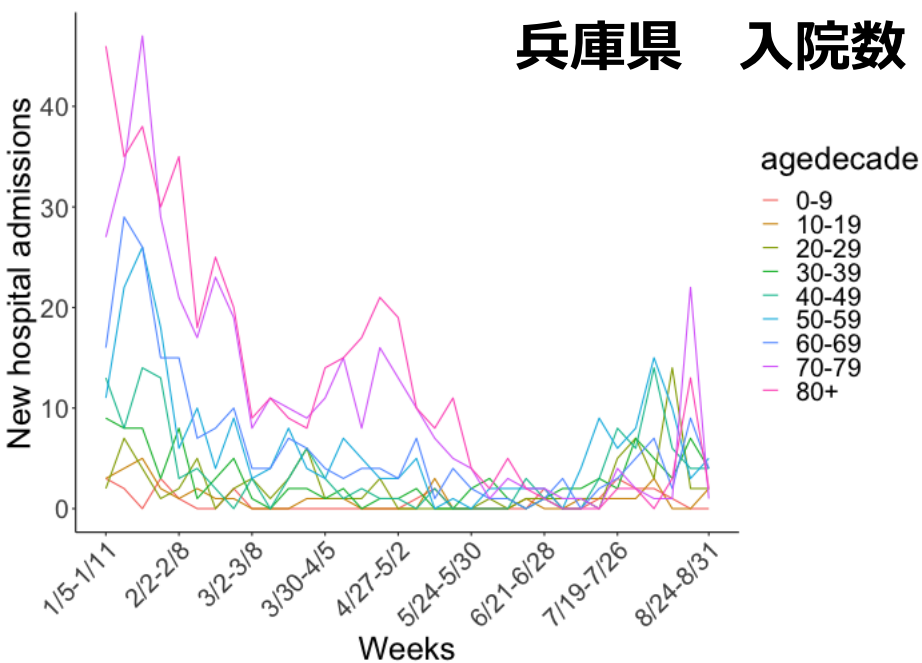
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



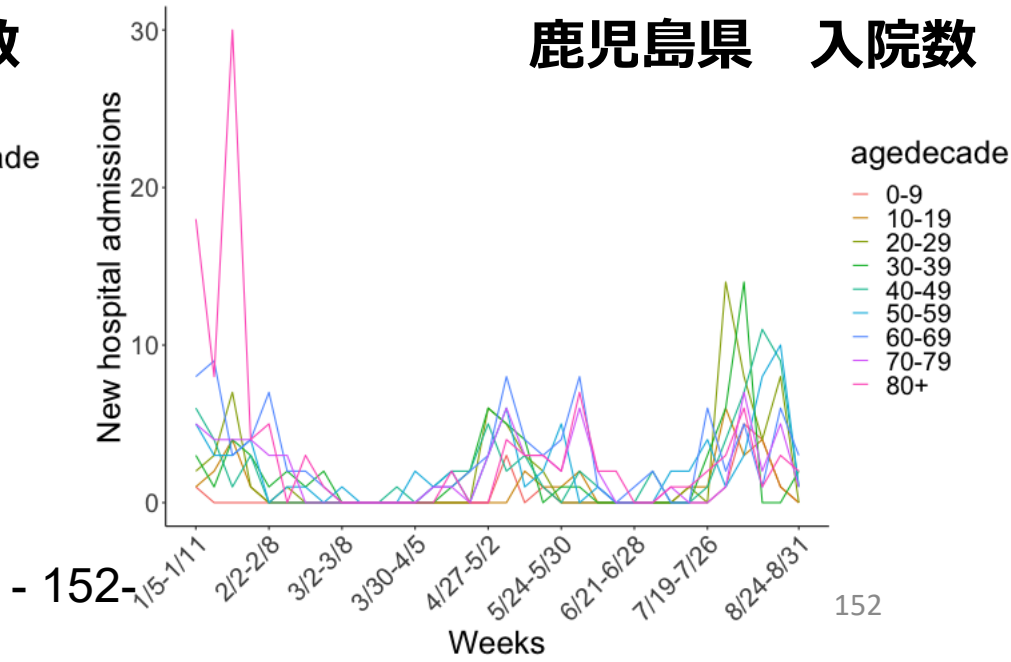
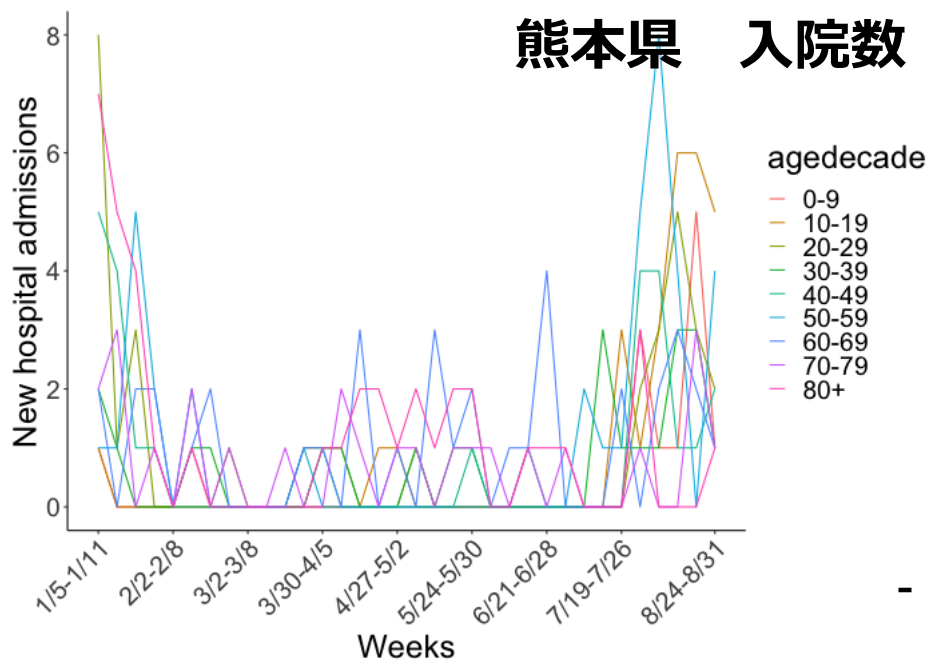
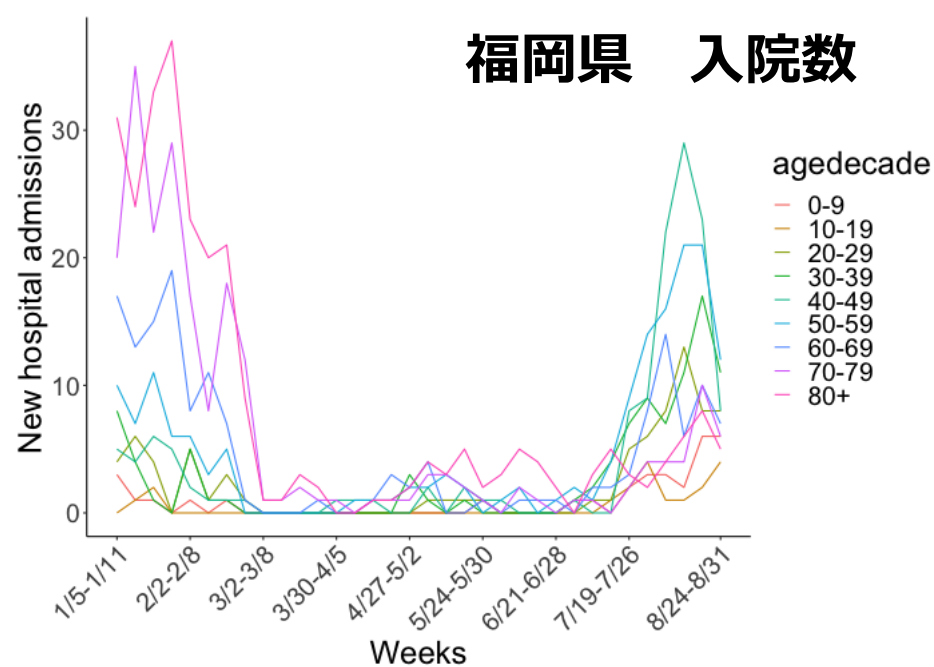
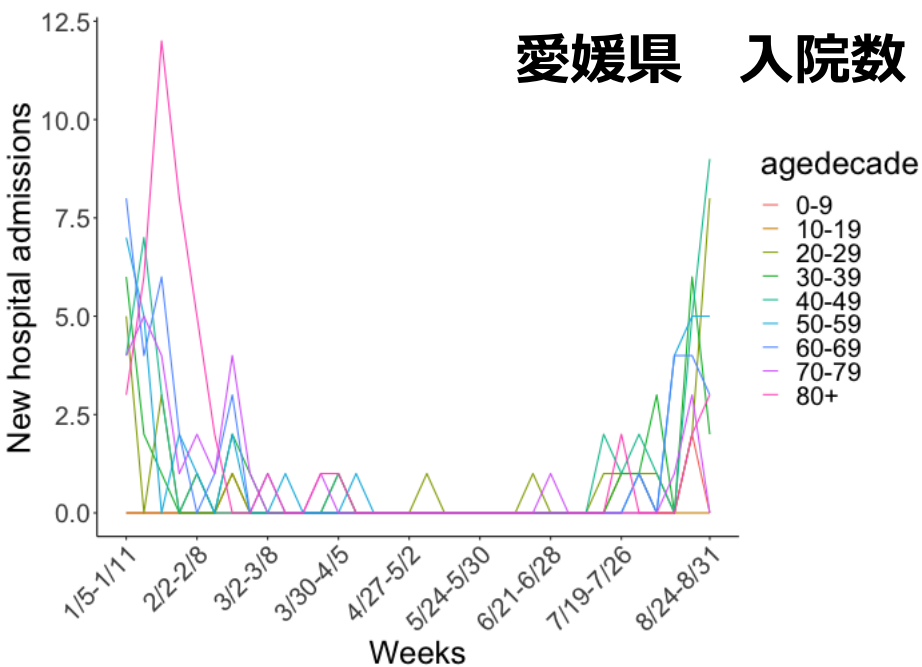
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



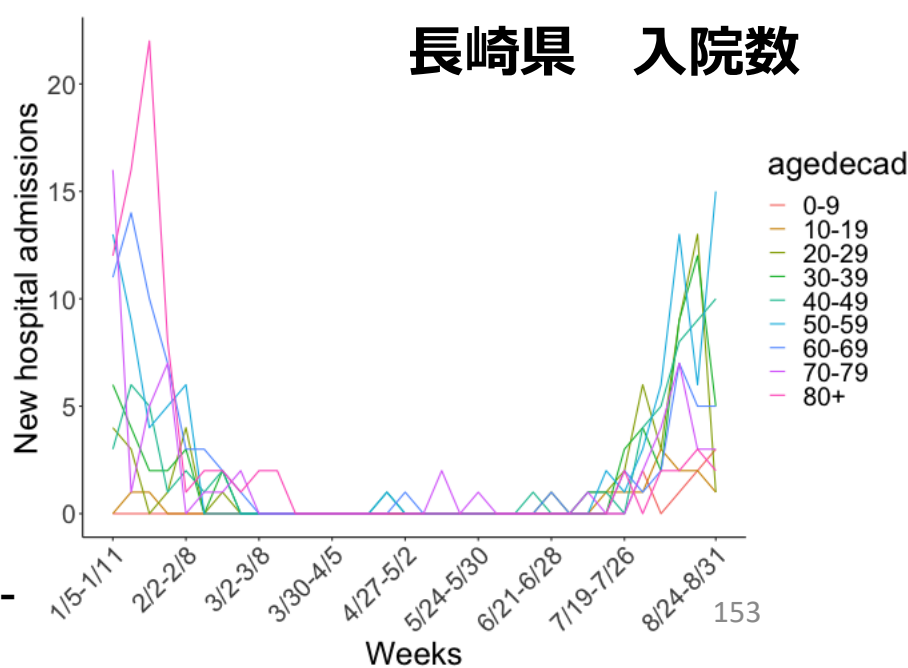
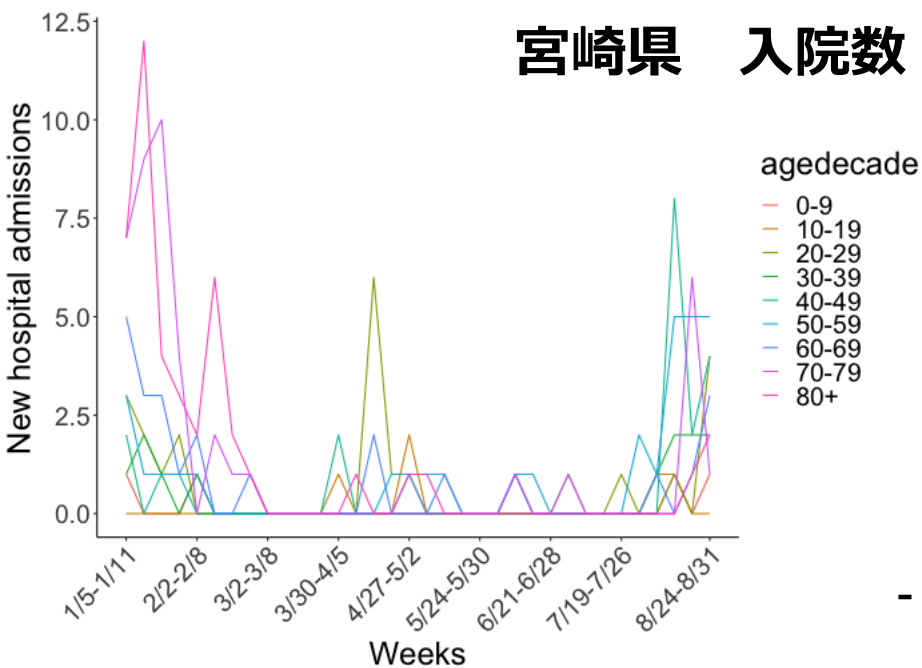
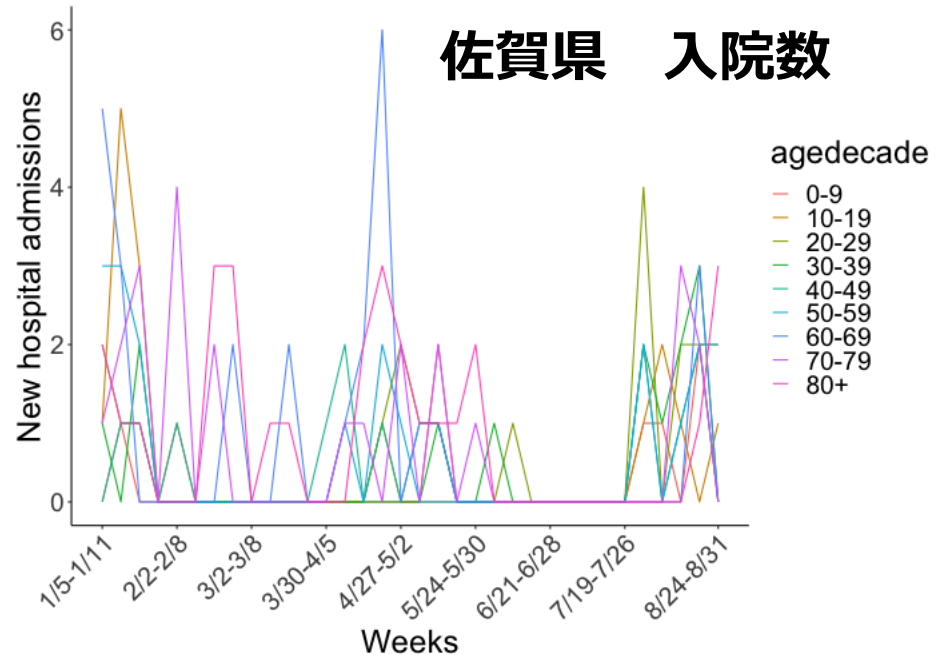
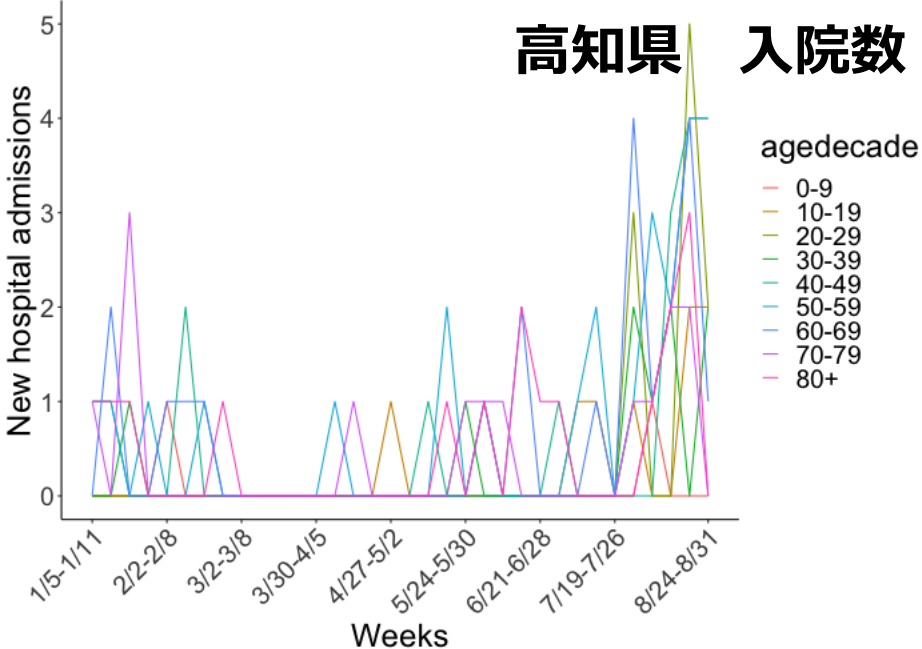
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



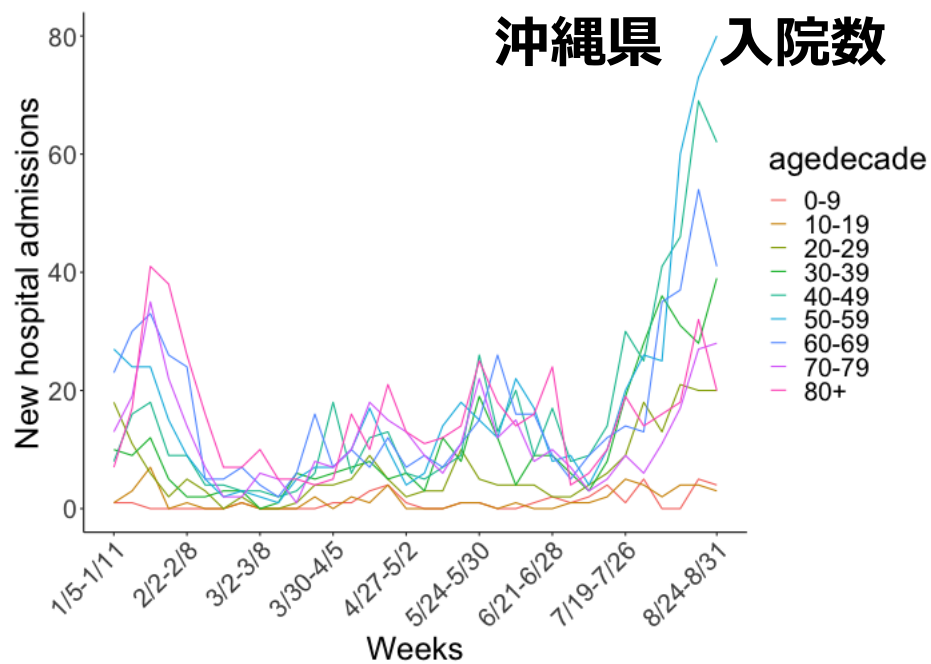
年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



年齢・週別入院率(8月30日までの発症日に関するHERSYSにおける転帰情報を使用)



発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

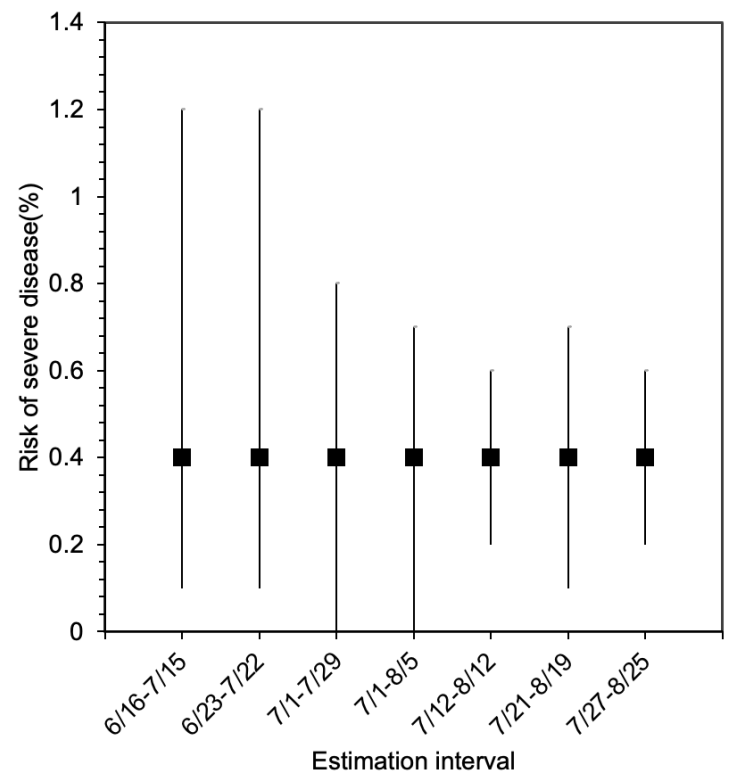
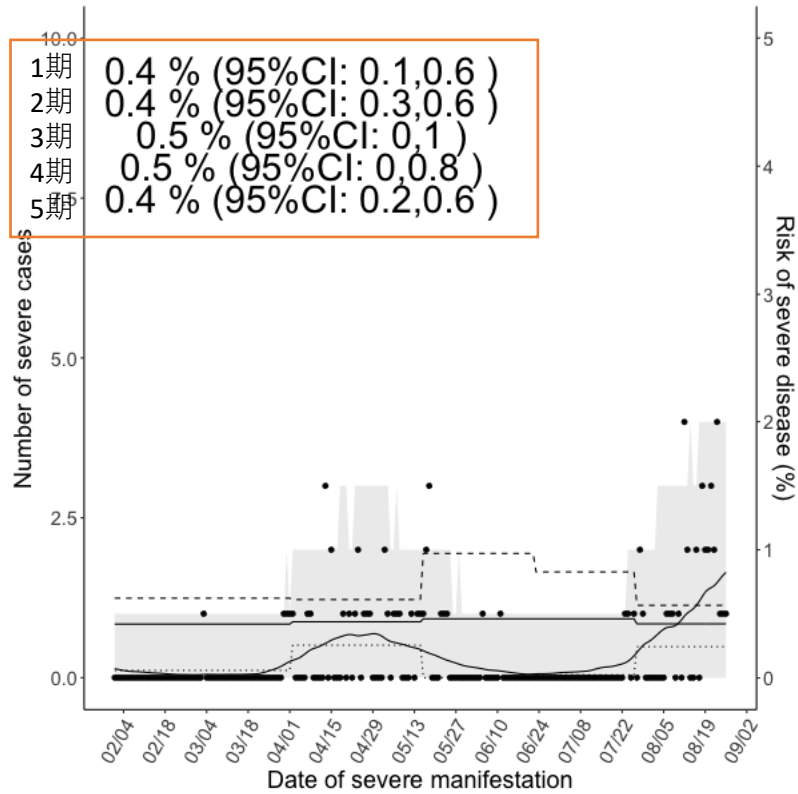
- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u}$$

$$\sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di} (t - u - s) f(s) g(u) ds du,$$

$f(s)$ は発症から重症化までのpdf

大阪重症化率 30代



4週毎の推定結果

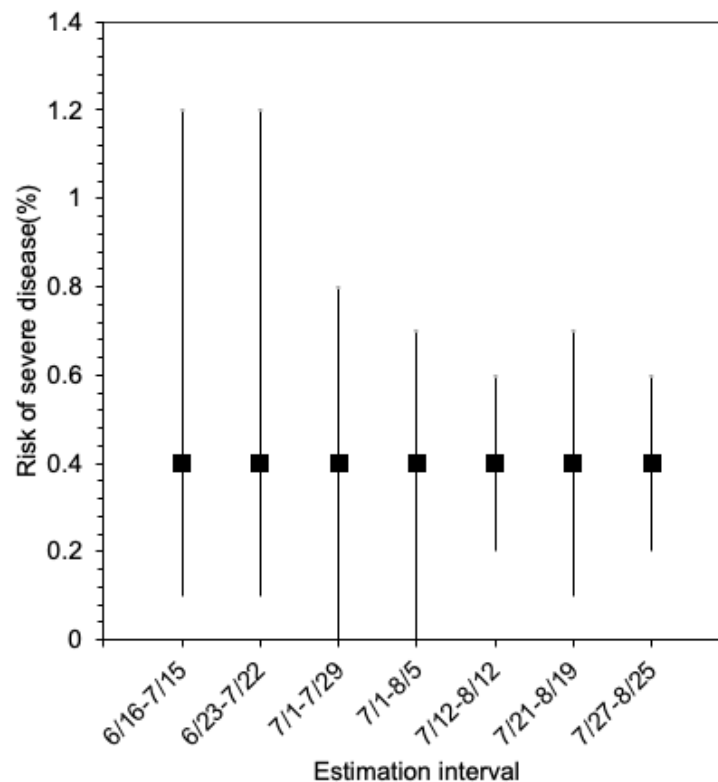
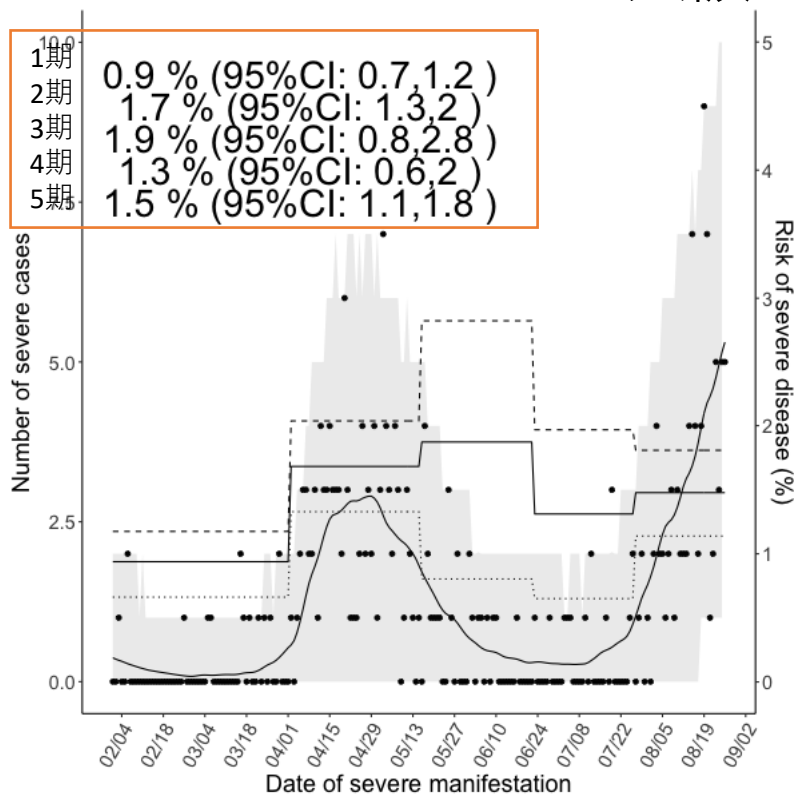
発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d_1, d_2, d_3, d_4, d_5} p_{di}(t-u-s) f(s) g(u) ds du,$$

$f(s)$ は発症から重症化までのpdf

大阪重症化率 40代



4週毎の推定結果

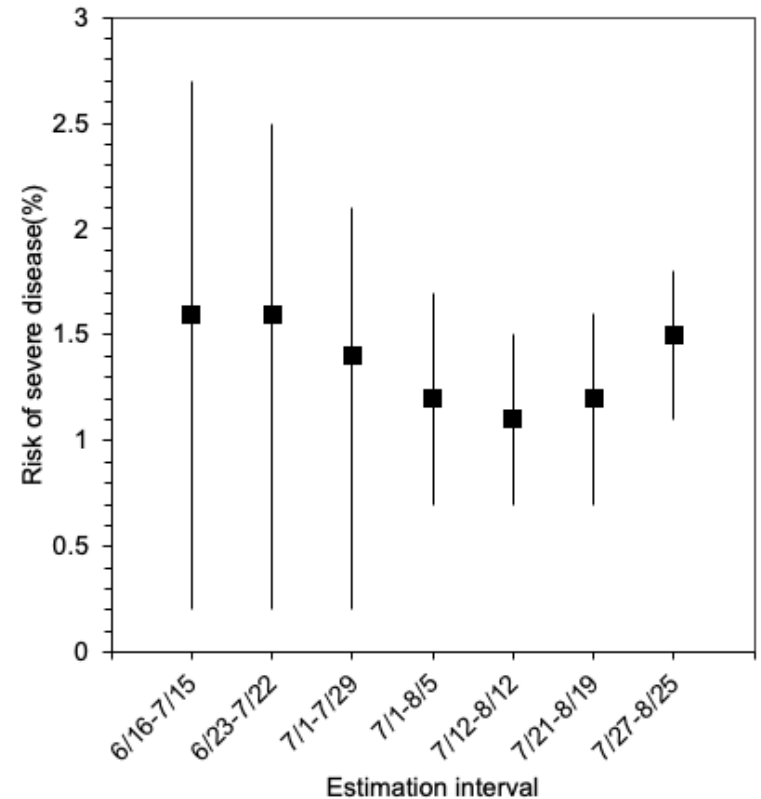
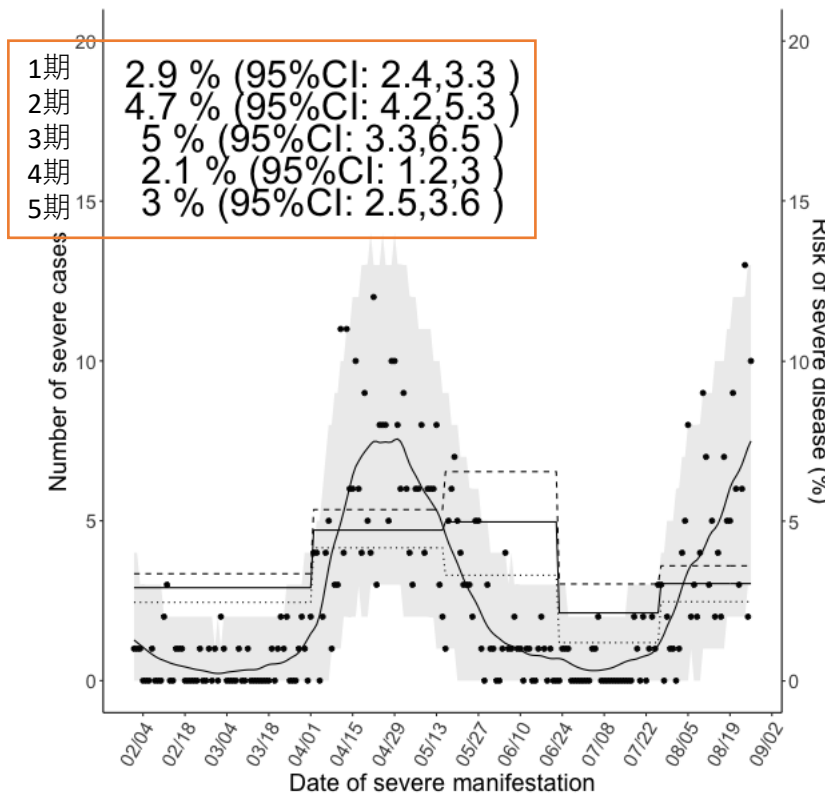
発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di}(t-u-s)f(s)g(u)dsdu,$$

$f(s)$ は発症から重症化までのpdf

大阪重症化率 50代



4週毎の推定結果

発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

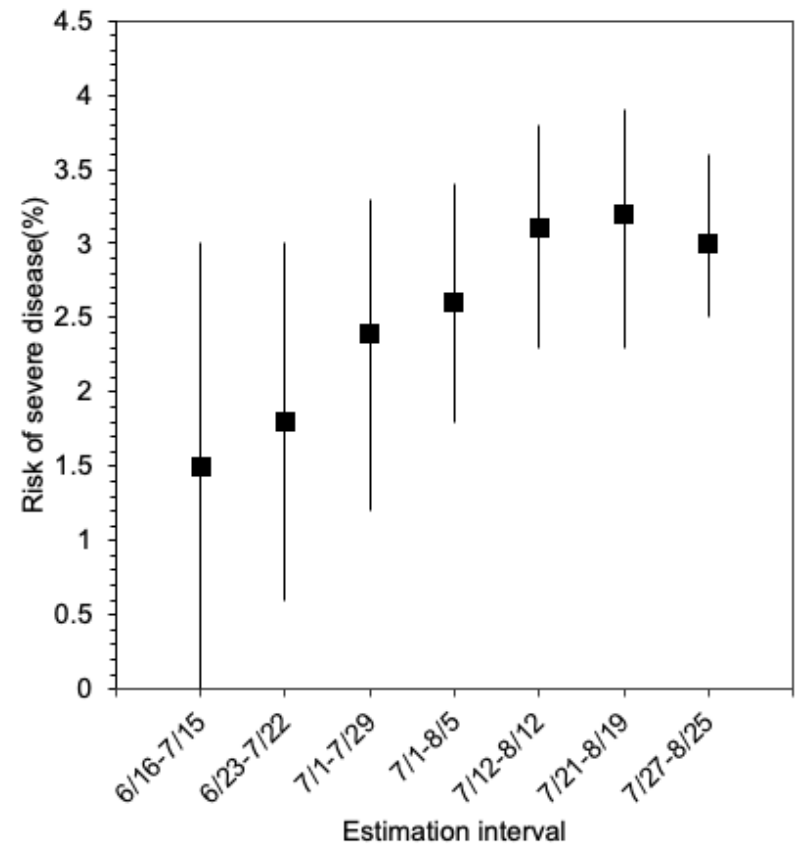
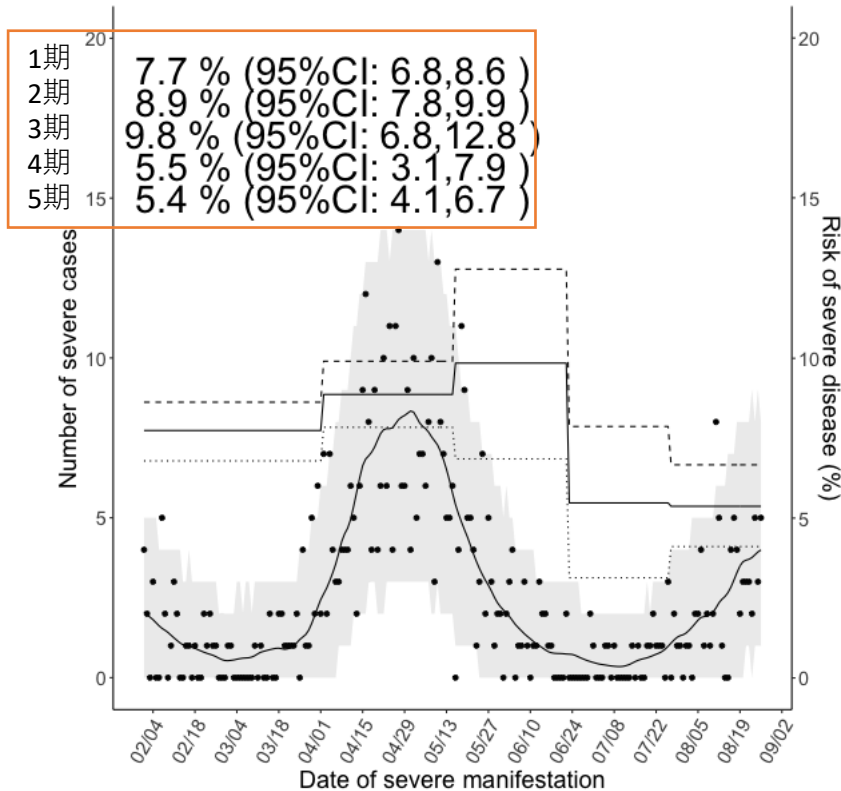
- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u}$$

$$\sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di}(t-u-s)f(s)g(u)dsdu,$$

$f(s)$ は発症から重症化までのpdf

大阪重症化率 60代



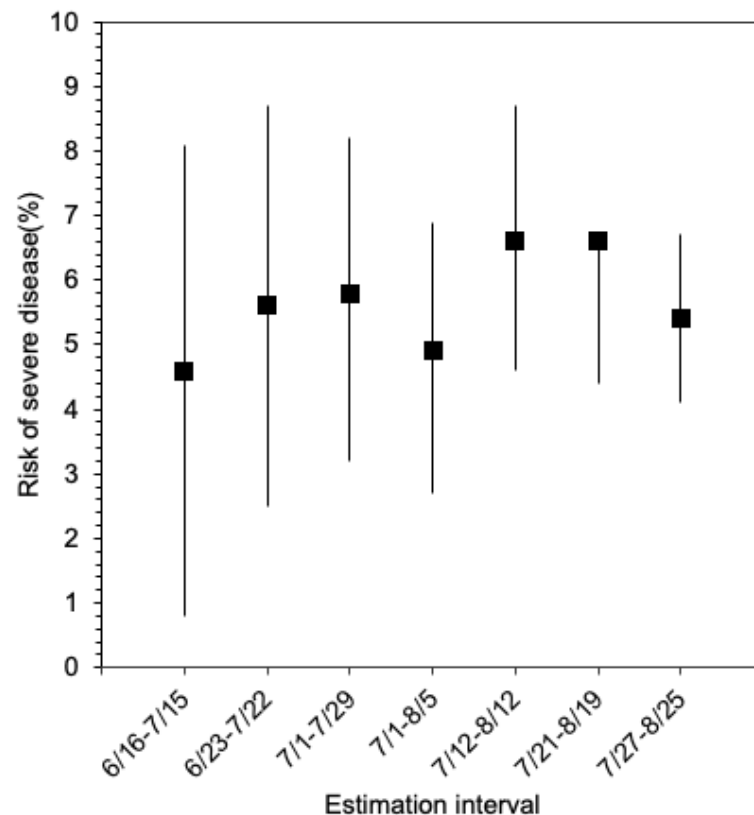
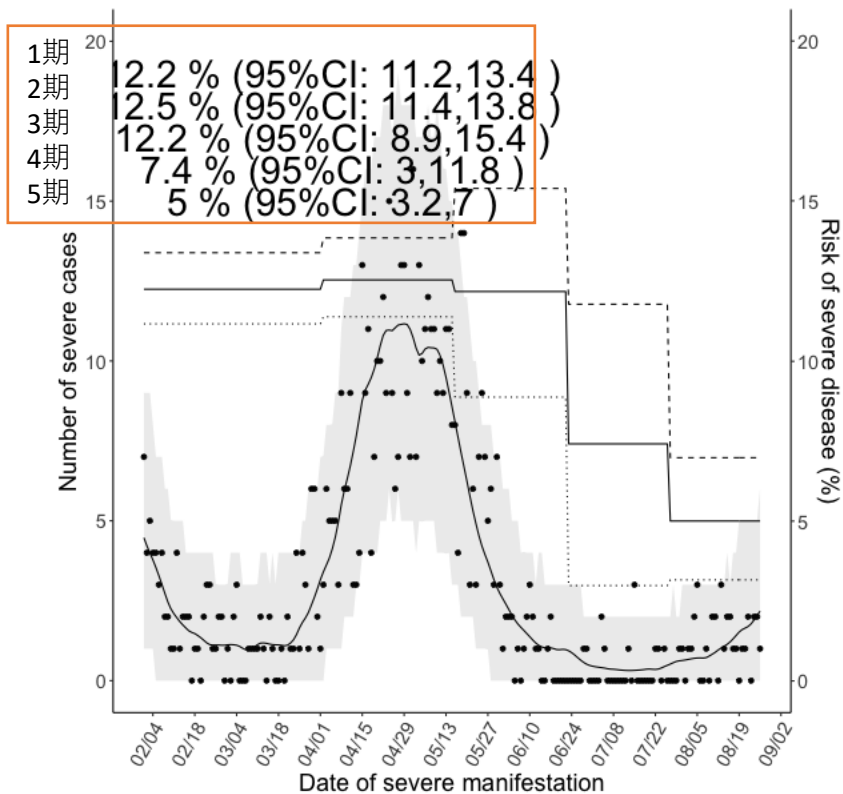
発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di}(t-u-s)f(s)g(u)dsdu,$$

$f(s)$ は発症から重症化までのpdf

大阪重症化率 70代



4週毎の推定結果

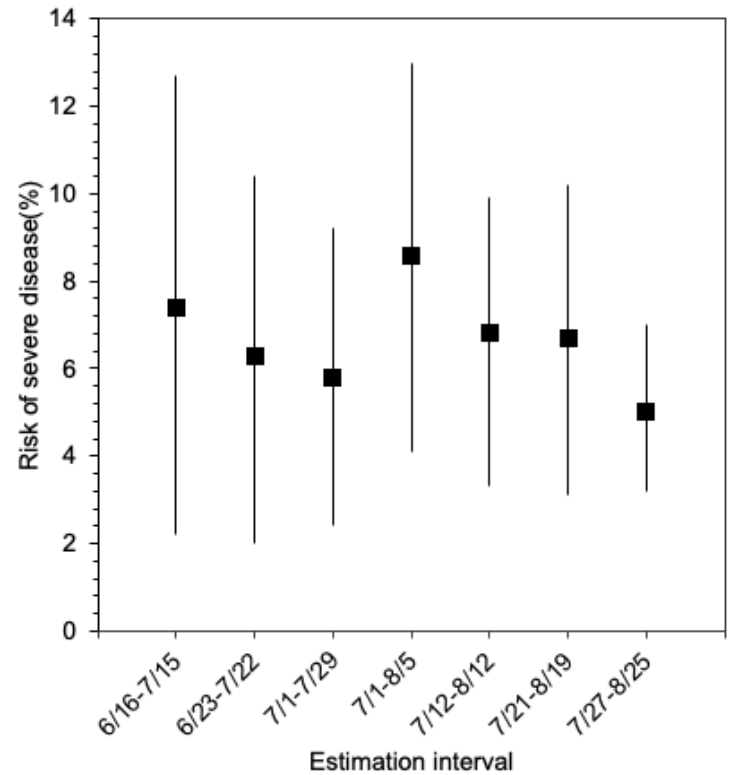
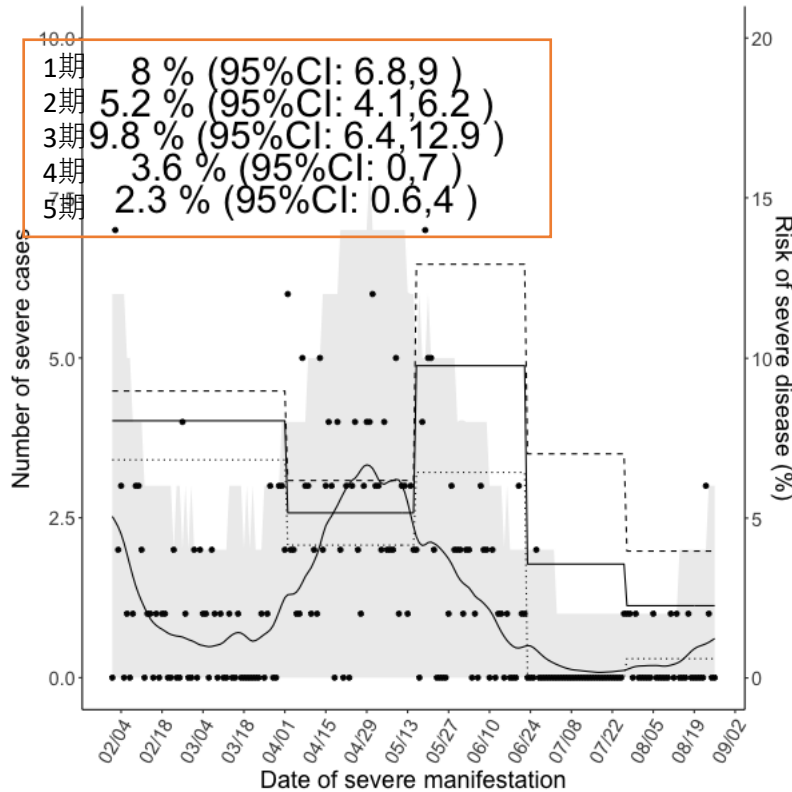
発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di}(t-u-s)f(s)g(u)dsdu,$$

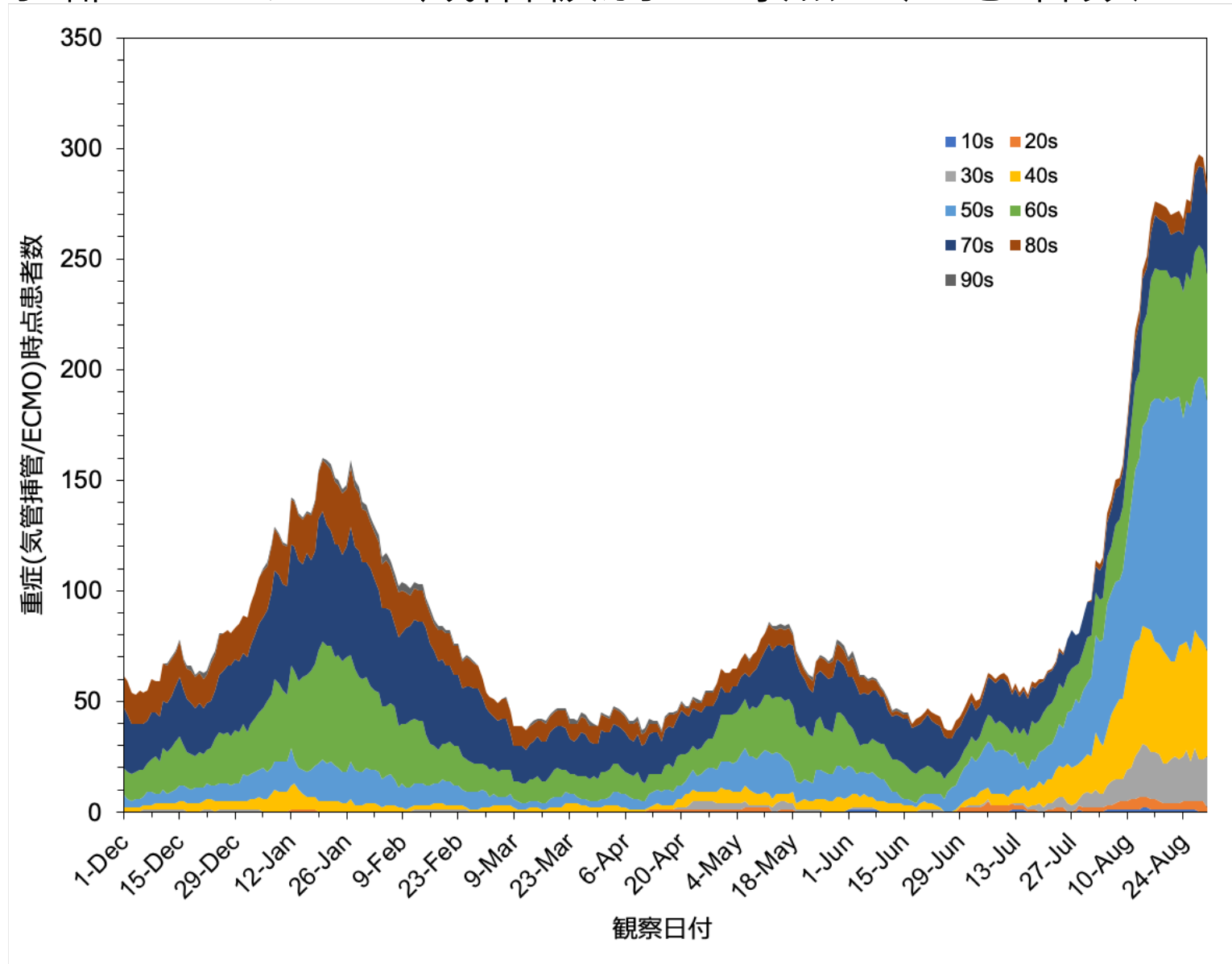
$f(s)$ は発症から重症化までのpdf

大阪重症化率 80代以上



4週毎の推定結果

東京都における10歳階級別の時点重症患者数データ



発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

1期 2/1-4/27
2期 4/28-5/25
3期 5/26-6/22
4期 6/23-7/26
5期 7/27-8/25

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_d i(t-u-s) f(s) g(u) ds du,$$

発症から気管挿管までの分布 $f(s)$ は
平均6日、標準偏差4日の γ 分布で固定
気管挿管から死亡または気管挿管離脱まで
の分布 $g(u)$ は平均14.2日*、標準偏差10日*
の γ 分布で固定

(* ECMOnetウェブサイト公開データから推定* *)

東京都公表の時点入院患者数と報告患者数
から区間ごとの重症化率 p_d を推定
信頼区間はboot strap法による。

東京都公表データの重症患者の定義は
気管挿管またはECMO装着
(IUC入室のみの場合は重症化に含まれない)
ため、大阪府との比較はできない

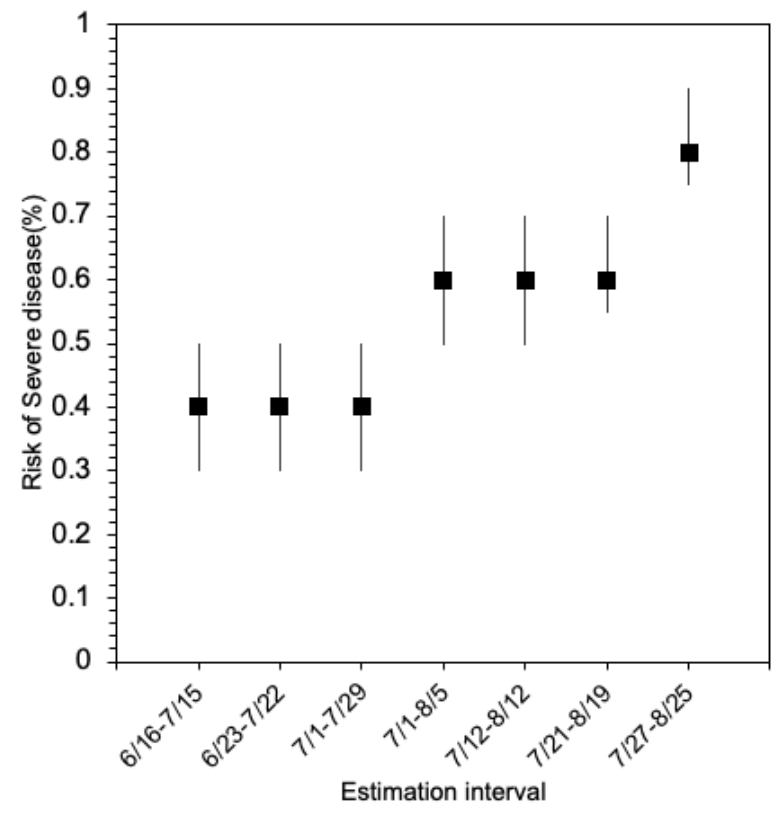
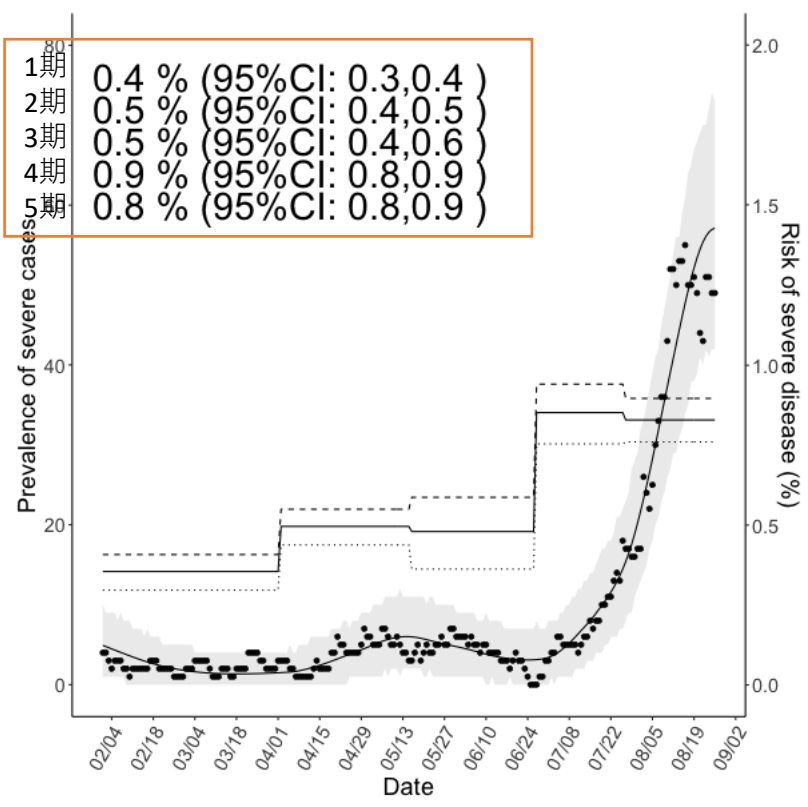
**死亡・離脱までの分布は本来、年齢・
流行状況に依存するが、東京都公開データ
のみでは推定できず、上記外挿データを用
いている事によるバイアスは生じうる。

発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di}(t-u-s)f(s)g(u)dsdu,$$

東京重症化率 40代以上

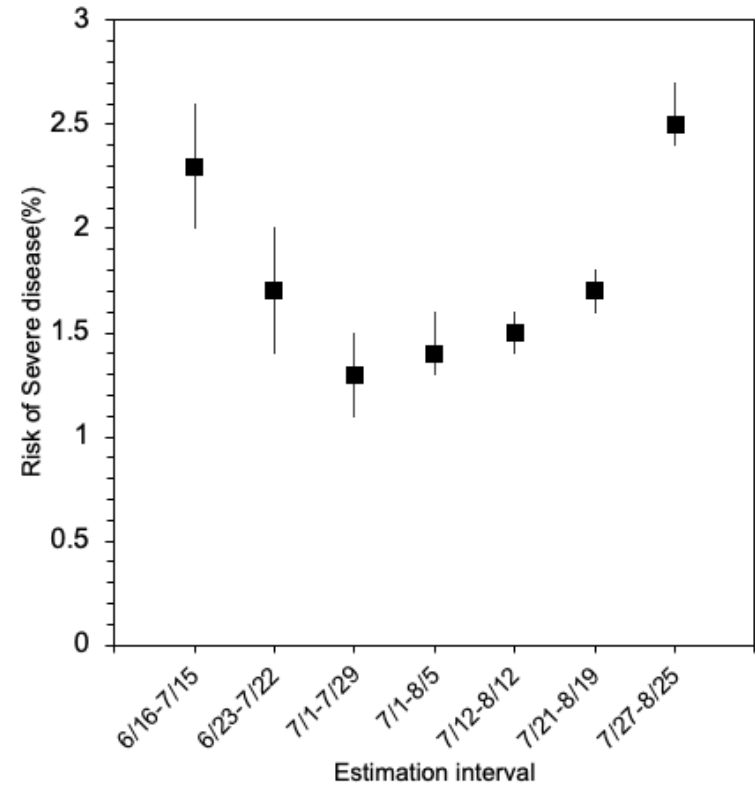
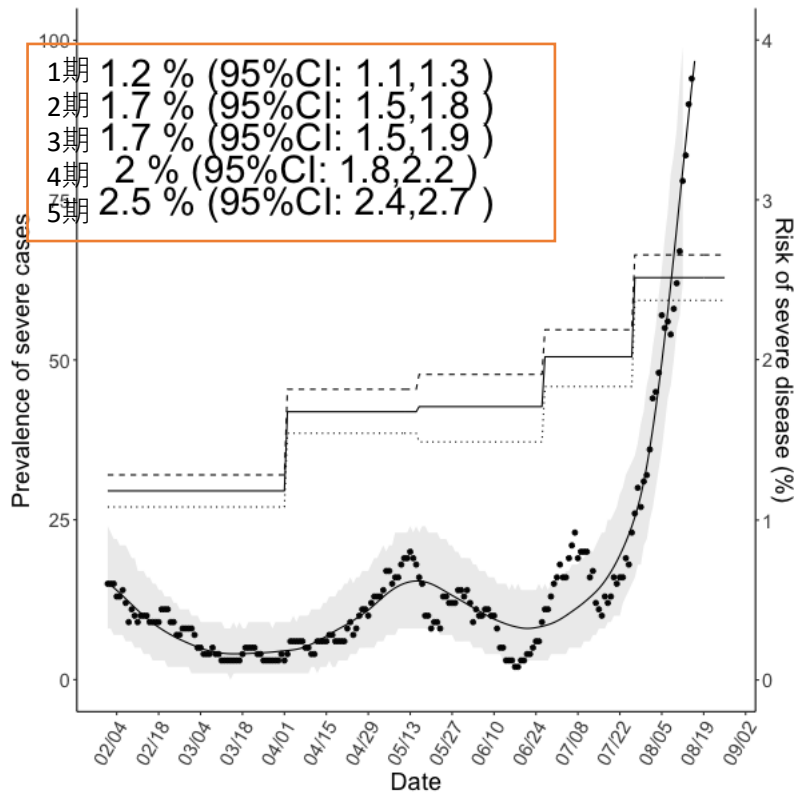


発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di}(t-u-s)f(s)g(u)dsdu,$$

東京重症化率 50代以上

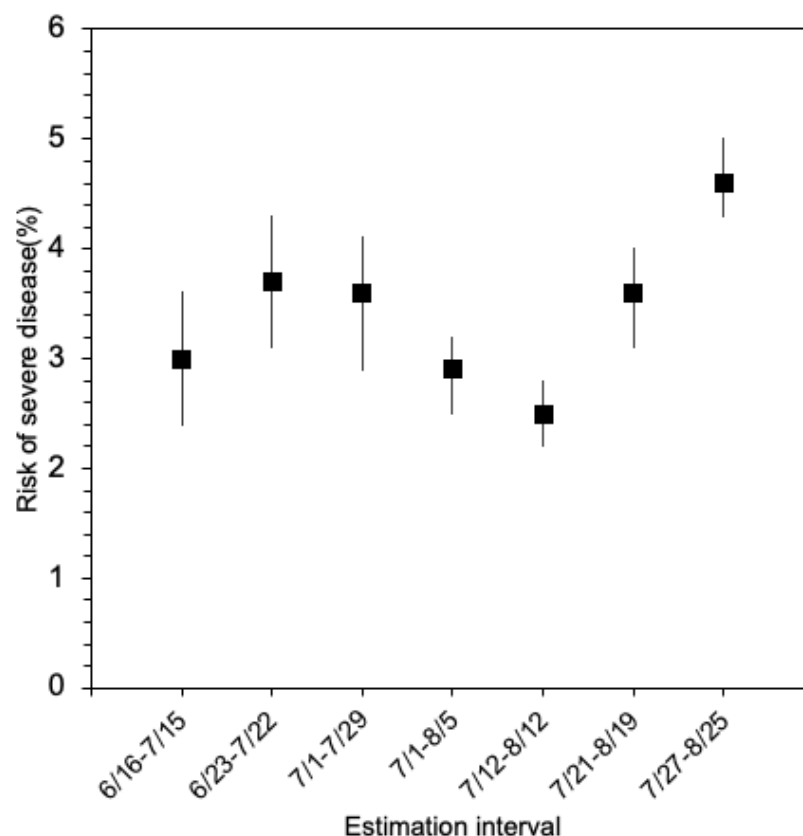
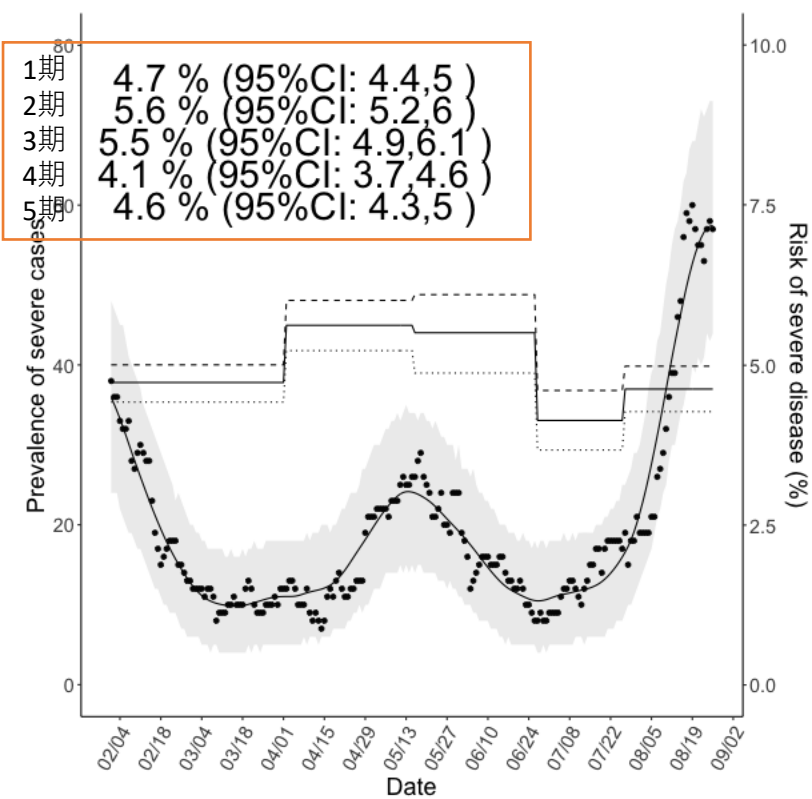


発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di}(t-u-s)f(s)g(u)dsdu,$$

東京重症化率 60代以上



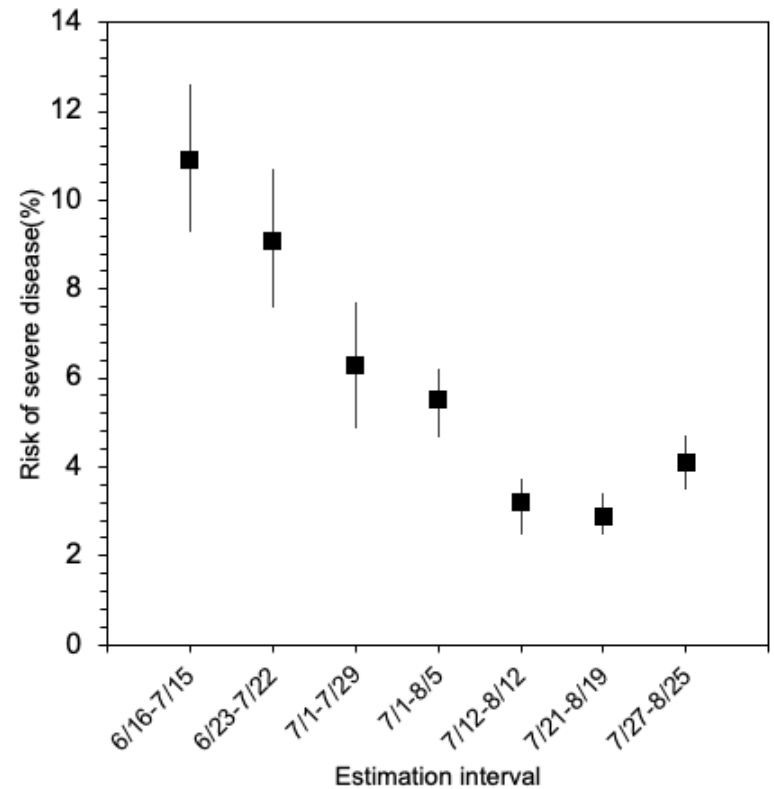
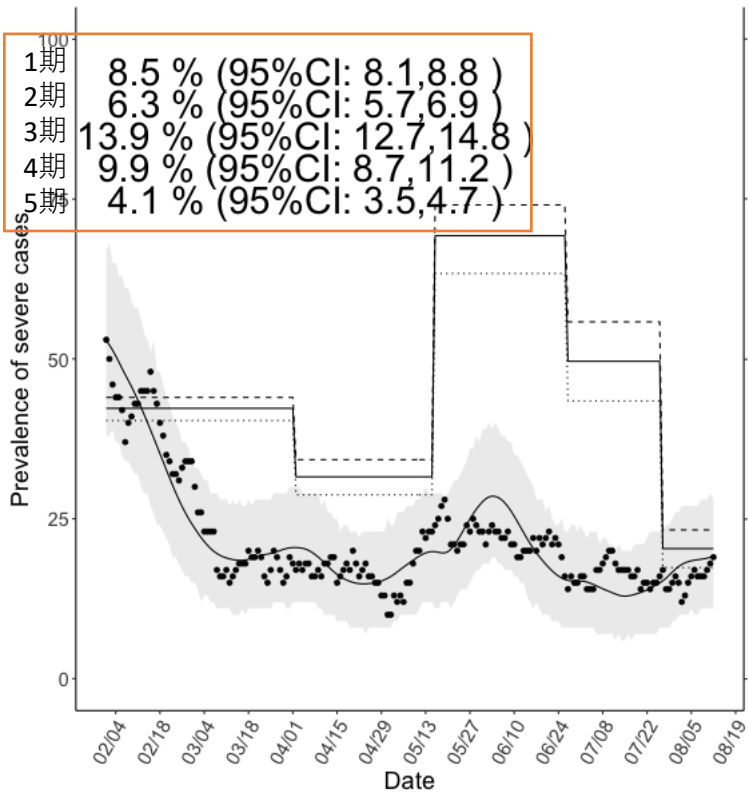
4週毎の推定結果

発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di}(t-u-s)f(s)g(u)dsdu,$$

東京重症化率 70代以上

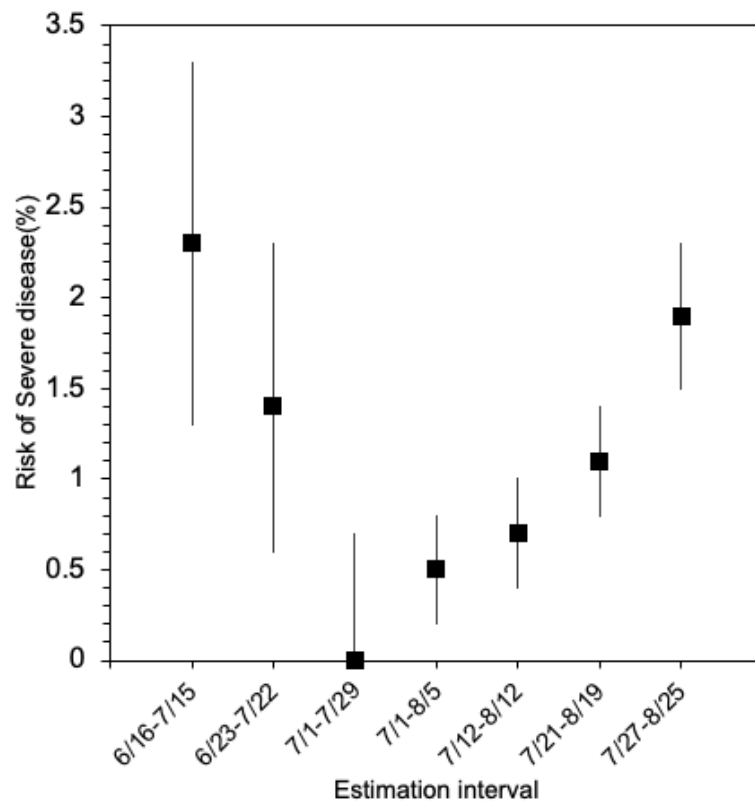
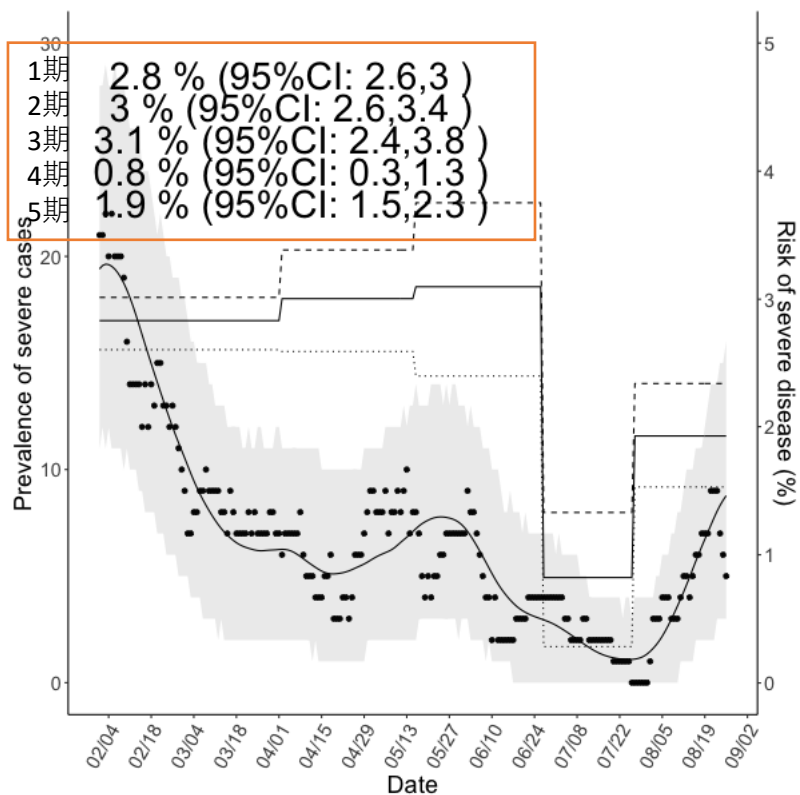


発症日別 (d=1, 2, 3,4 and 5) :

- 1期 11/17-3/31 変異株前
- 2期 4/1-5/14 アルファ株前期
- 3期 5/15-6/21 アルファ株後期
- 4期 6/22-7/26 デルタ株前期
- 5期 7/27-8/25 デルタ株後期

$$s(t) = \int_0^t \int_0^{t-u} \sum_{d=d1,d2,d3,d4,d5} p_{di}(t-u-s)f(s)g(u)dsdu,$$

東京重症化率 80代以上

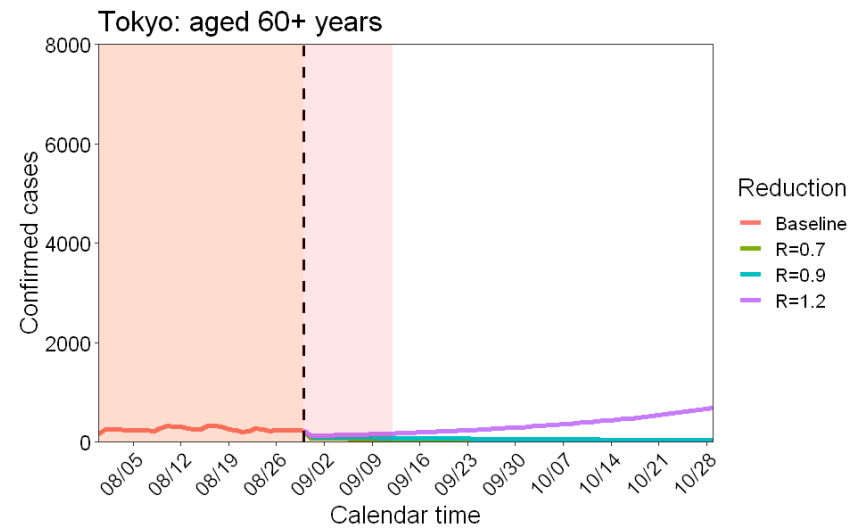
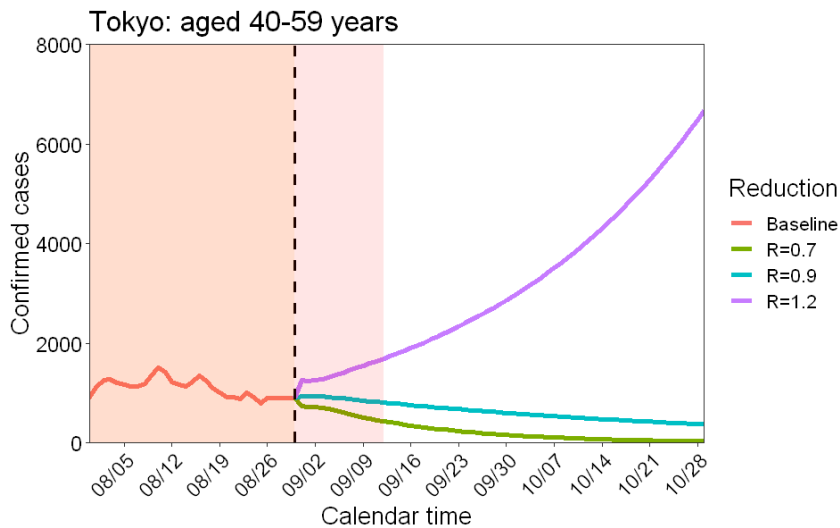
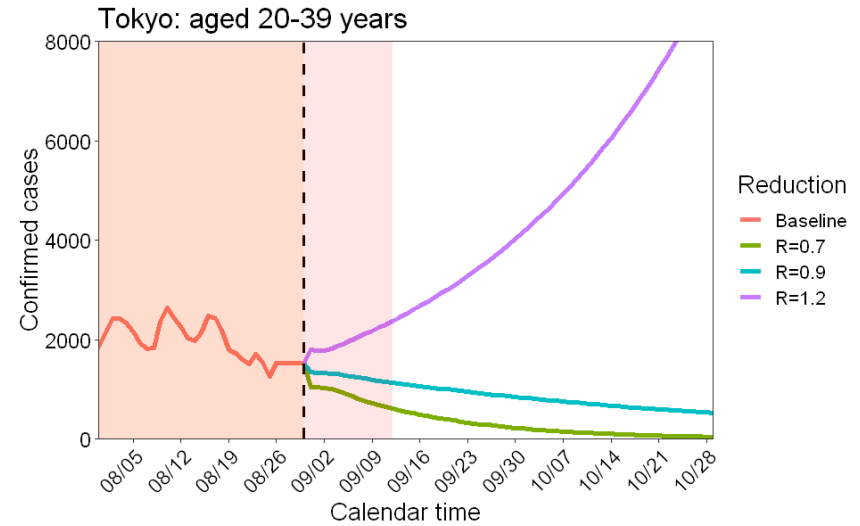
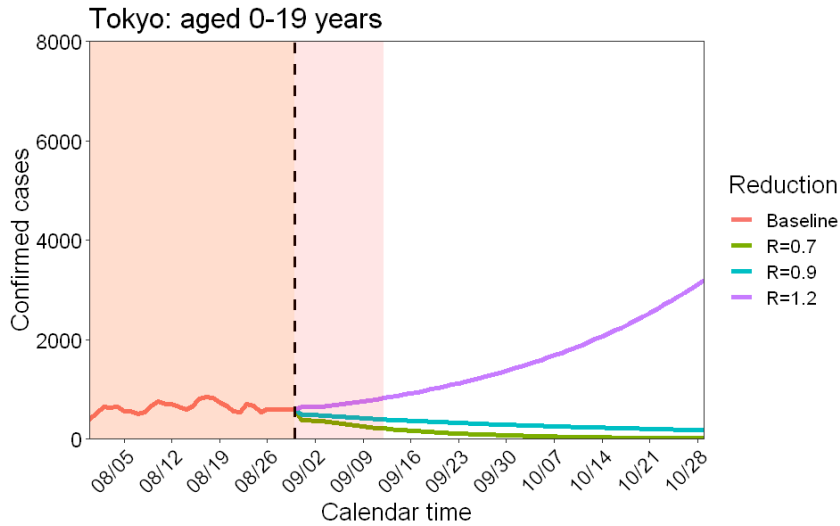


4週毎の推定結果

リアルタイムプロジェクトシヨン更新 (8/31)

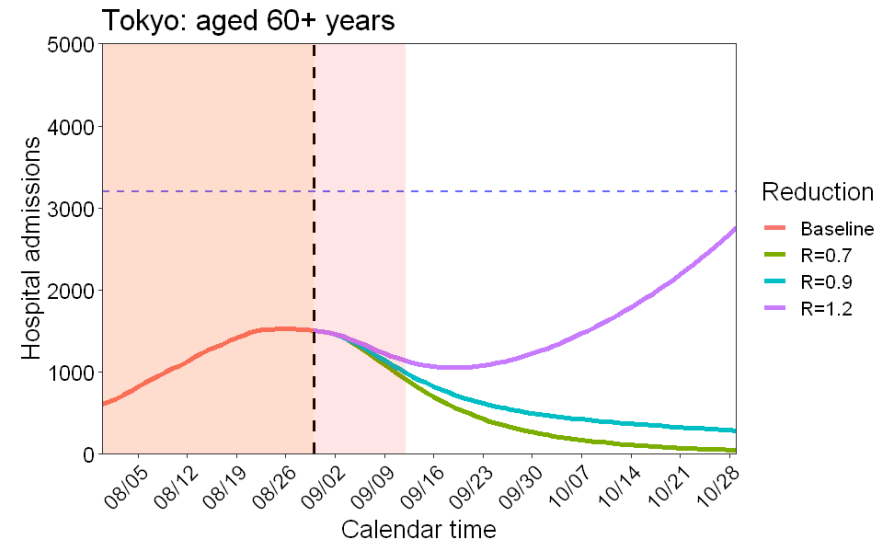
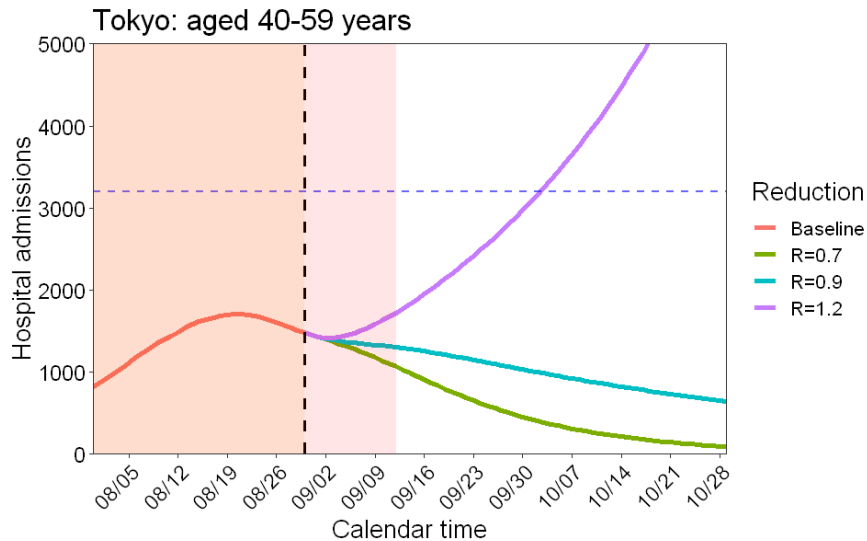
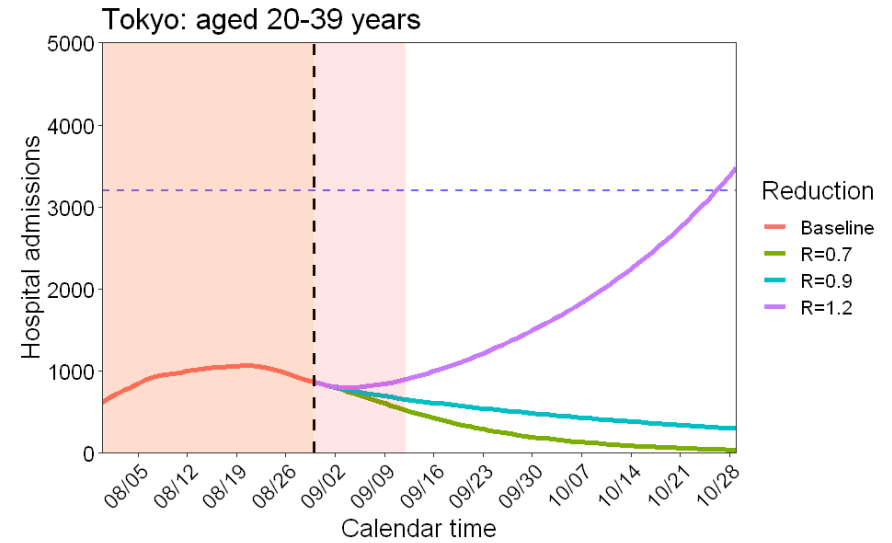
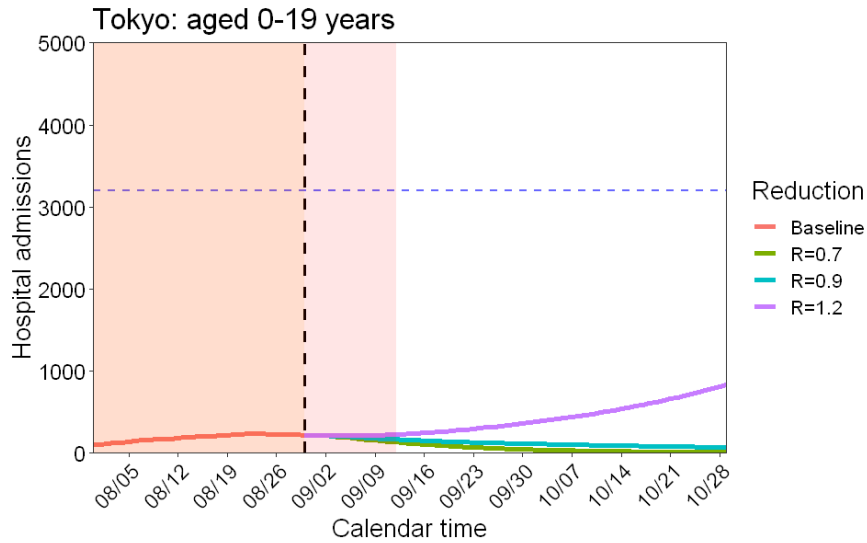
- 緊急事態宣言により期待される実効再生産数 (R) を、以下の3つのシナリオとして取り扱い：
 - $R=1.2$ 、 $R=0.9$ 、 $R=0.7$
- 新規感染者数は現在横ばいで推移していると仮定し、報告遅れのため不確実性の高い8月26日から8月30日の5日間の感染者数を補完し（25日以前5日間の平均）、8月31日以降のプロジェクトシヨンを行った（重症患者数の適合と予測のため）

東京都における年齢群別患者数のリアルタイムプロジェクション（発病日別）



Learning periodは8月30日（8月25日までの発症者データ、8月26日-30日までの推定値：10月29日までプロジェクション）

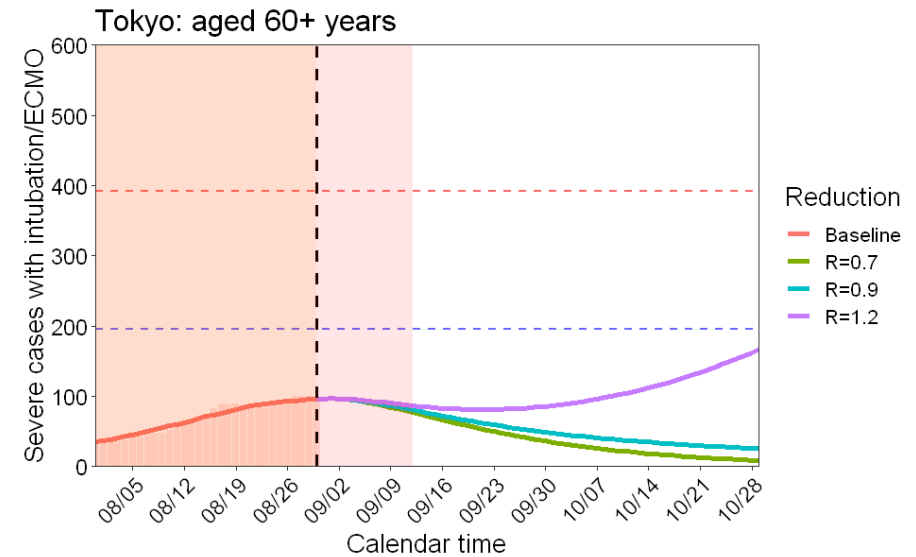
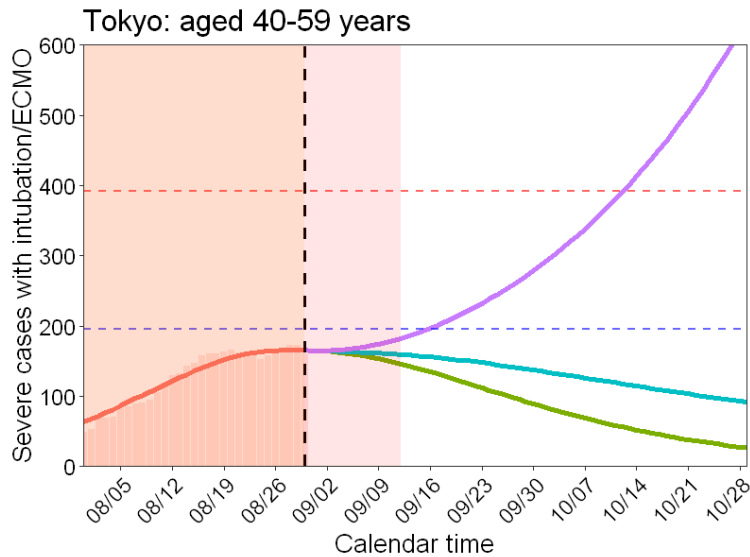
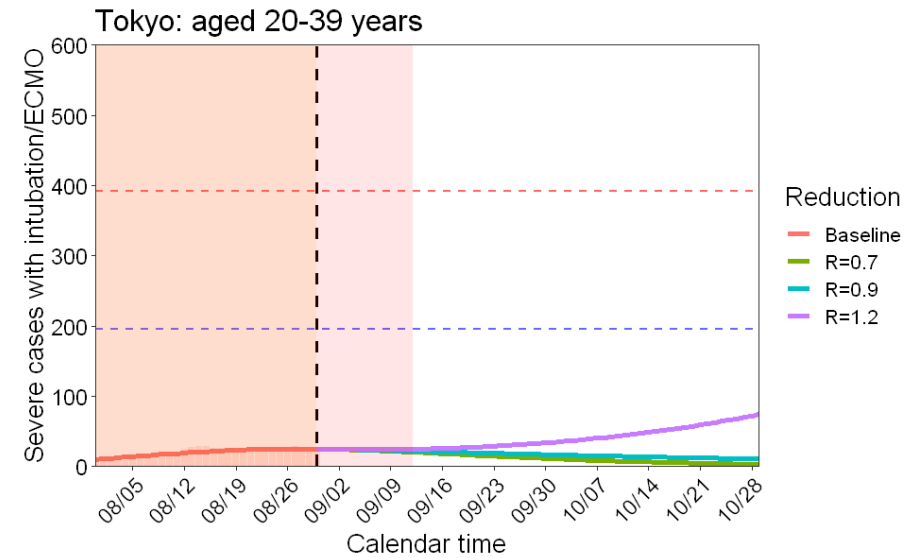
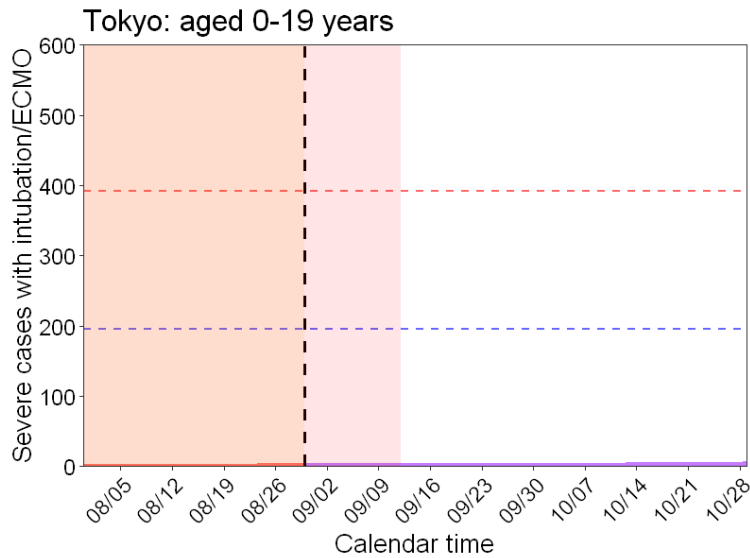
東京都における年齢群別入院患者数のリアルタイムプロジェクトン（時点入院患者数）



Learning periodのデータ出典：HER-SYSデータ

Learning periodは8月30日（8月25日までの発症者データ、8月26日-30日までの推定値：10月29日までプロジェクトン）

東京都における年齢群別入院患者数のリアルタイムプロジェクション（時点重症患者数）

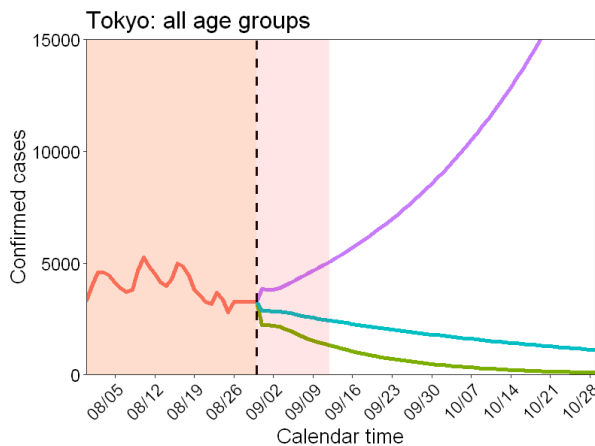


Learning periodのデータ出典：HER-SYSデータ

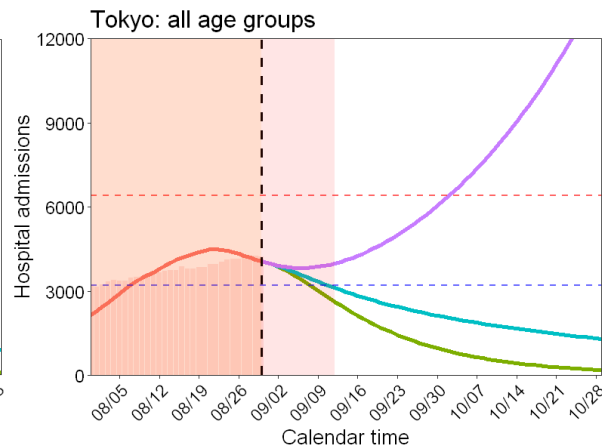
Learning periodは8月30日（8月25日までの発症者データ、8月26日-30日までの推定値：10月29日までプロジェクション）

東京都におけるトータル患者数推移に関するリアルタイムプロジェクト

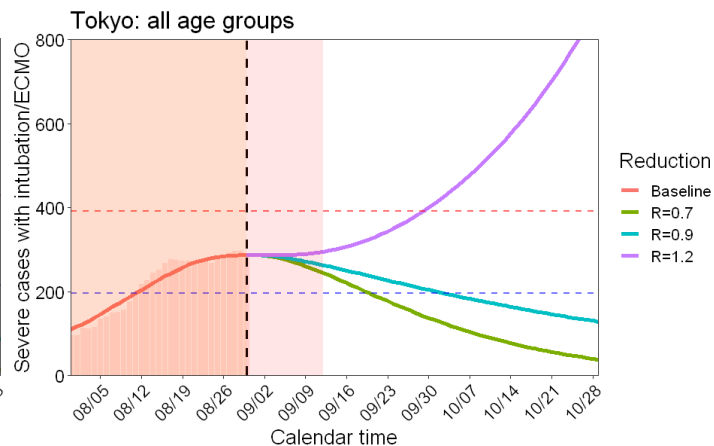
確定患者数（新規）



時点入院患者数



時点重症患者数



横軸赤点線：100%の最大確保病床
横軸青点線：50%の最大確保病床

東京都：
確保病床 5,967床
新計画の最大確保病床 6,406床
(8月26日時点)

横軸赤点線：100%の重症用病床
横軸青点線：50%の重症用病床

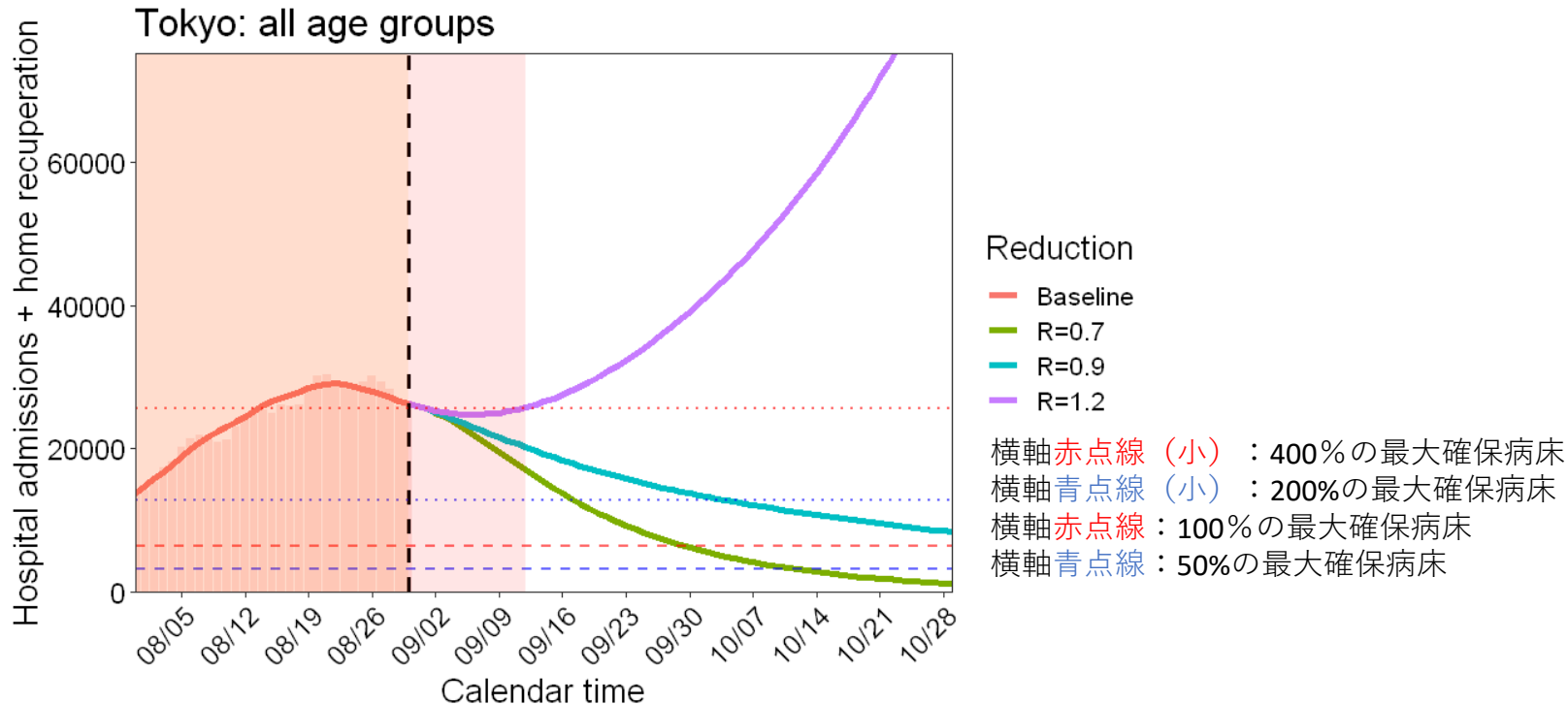
東京都：
重症用病床 392床
重症者のための病床 1,207床
(8月26日時点)

Learning periodのデータ出典：
HER-SYSデータ

Learning periodは8月30日 (8月25日までの発症者データ、8月26日-30日172)の推定値： 10月29日までプロジェクトン) 172

東京都におけるトータル为患者数推移に関するリアルタイムプロジェクト (入院患者数 + 自宅療養者数)

- 時点入院患者数と時点自宅療養者数の合計人数をスケーリングし東京都データに適合



Learning periodのデータ出典：
HER-SYSデータ

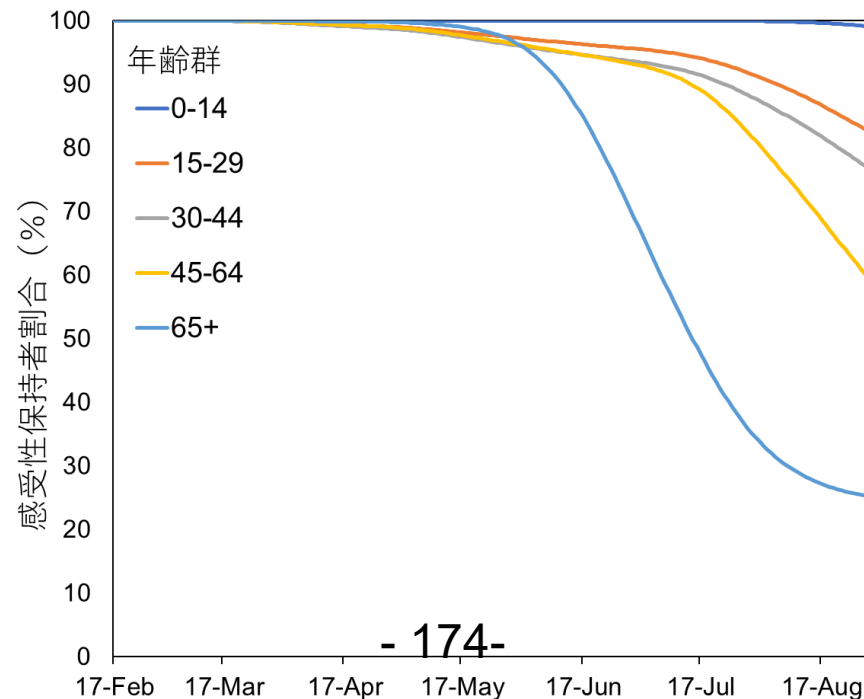
Learning periodは8月30日 (8月25日までの発症者データ、8月26日-30日までの推定値) : 10月29日までプロジェクト(31日)

ワクチン接種

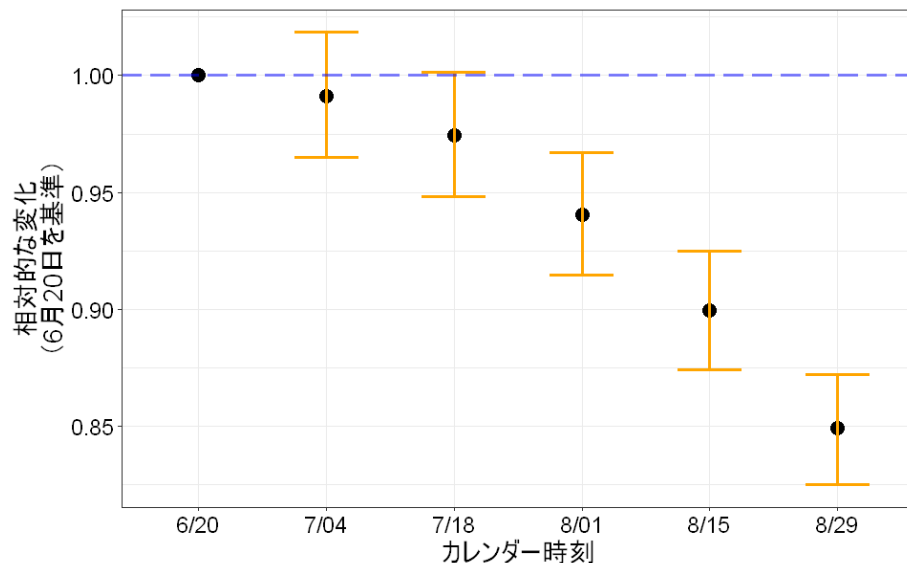
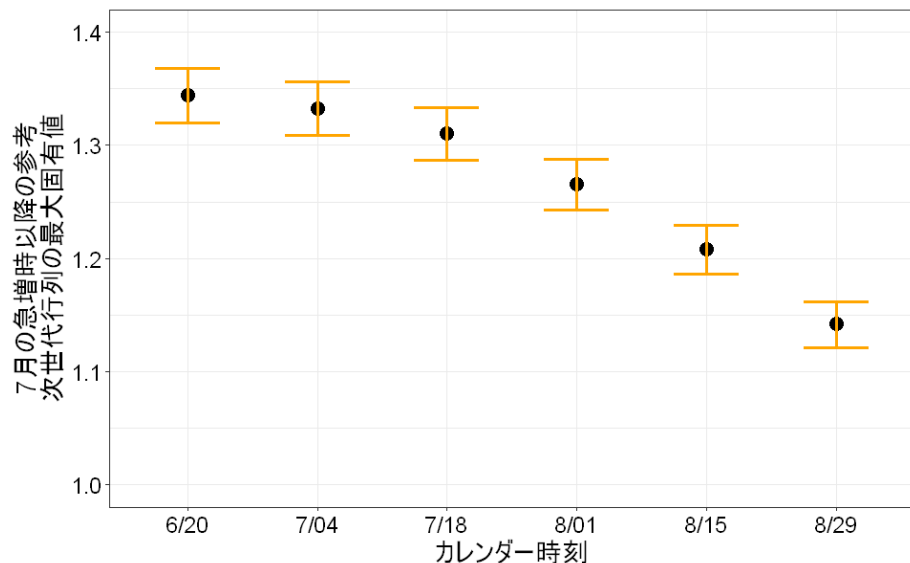
デルタ株に対する年齢群別感受性保持者割合の推定 (8月29日時点)

- 8月29日までVRSへの報告遅れは10.3日（標準偏差：26.7）と推定
- 8月29日現在までの年齢群ごとの免疫保持者は以下の2つの合計とする
 1. 8月29日までにVRSに報告されている免疫保持者（報告の遅れや免疫build upの遅れをこれまで同様に加味）
 2. VRSに報告されていない職域接種での接種回数を推定し（8月22日までに報告されている接種回数から、VRSに重複して報告されている回数を除く）、免疫build upの遅れを加味した免疫保持者を推定

※それぞれの推定での方法や仮定は前回までの資料と同様



8月29日までの年齢群別推定感受性保持者割合 を加味した最大固有値の推移（次世代行列は東京都 のデータから推定）



データ出典：HER-SYS、VRS、
V-SYSデータ

感受性割合の推定方法は前スライドで説明（デ
ルタ株に対する年齢群別感受性割合の推定）

ワクチン接種

11月末までの見通し 今後の接種回数とスピード

- 2月のワクチン接種開始から11月末までに予定されている1回目接種回数：
 - 確保しているファイザーとモデルナワクチンの総接種回数/2 = 110519990 [1,2]
- これまで（8月29日時点）に1回目接種を終えた人の人数：
 - 約73800000人（遅れを加味している）
- これから接種される1回目接種数
 - $110519990 - 73800000 = 36719990$ 回
- 11月までにワクチン接種対象者全員が2回の接種を完了するとした場合 [2]、10月末までに1回目を接種する必要がある。10月末までに36719990回到達するためには
 - $36719990 / 60 (=2\text{か月}) = 612000$ 回
→ 約600000回/日のペースで1回目接種を進める必要がある
 - 600000回/日は8月上旬の接種スピードとほぼ同様

参照：[1] https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/vaccine_supply.html

[2] https://www.kantei.go.jp/jp/headline/kansensho/vaccine_supply.html

データ出典：
VRS、V-SYSデータ

ワクチン接種

11月末までの見通し 年齢群ごとの推定接種率

シナリオ[1]：

1. 「1度以上接種した/できるだけ早く接種したい」人に加えて「もう少し様子を見たい」人の半数が接種する
 2. 「1度以上接種した/できるだけ早く接種したい」人に加えて「もう少し様子を見たい」人の全数が接種する
- ※ワクチン接種を希望する65歳以上は1回目接種を終えたと仮定する

表1. 年齢群・シナリオ別の見通し接種率(%)

年齢群 \ シナリオ	1	2
12-14	55	75
15-29	55	75
30-44	60	80
45-64	75	80
65+	接種済み	接種済み

ワクチン接種

11月末までの見通し

今後の感受性者の推定 (1)

年齢群ごとの接種者の見通し

$$n_{a,t} = \begin{cases} f_{a,t}\lambda_t, & \text{for } \sum_{s=1}^t n_{a,s} \leq M_a \\ 0, & \text{for } \sum_{s=1}^t n_{a,s} > M_a \end{cases}$$

$$f_{a,t} = \frac{P_{a,t}}{\sum_{a=1}^{a_m} P_{a,t}} \quad (\text{ただし } a \text{ はワクチン接種が完了していない年齢群})$$

a : 年齢群 {0-14, 15-29, 30-44, 45-64}

M_a : 年齢群 a のワクチン接種希望者数 (前スライドのシナリオ参照)

$n_{a,t}$: カレンダー日付 t において新規に接種した者の数

λ_t : 一日あたりの1回目接種者率 (人/日; ここでは60万回/日を想定)

$f_{a,t}$: カレンダー日付 t において年齢群 a に配分される比率

$P_{a,t}$: カレンダー日付 t で希望者の接種が完了していない年齢群 a の人口

a_m : ワクチン接種希望者が接種完了していない年齢群数

ワクチン接種

11月末までの見通し 今後の感受性者の推定 (2)

年齢群ごとの免疫保持者の見通し

- 免疫保持者数を推定 (時刻Tまで)

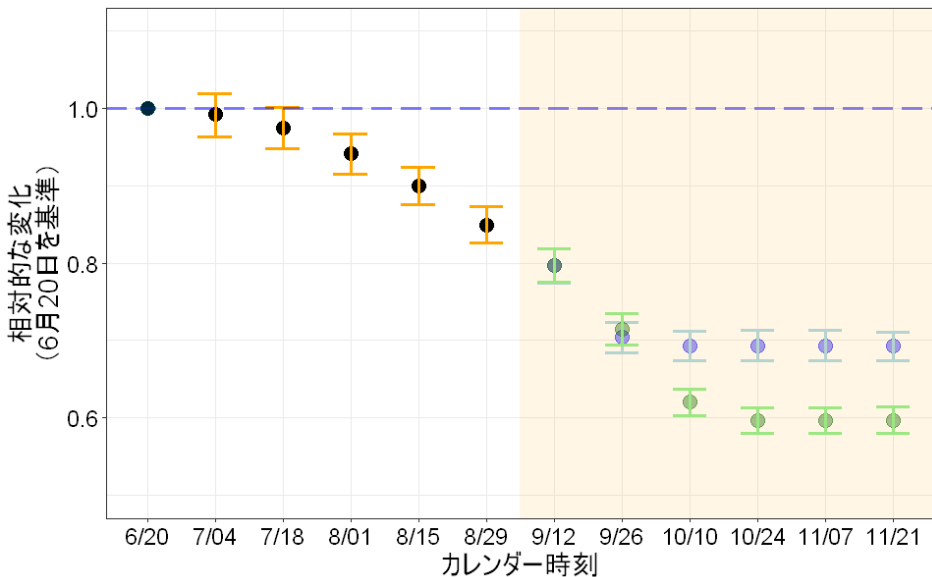
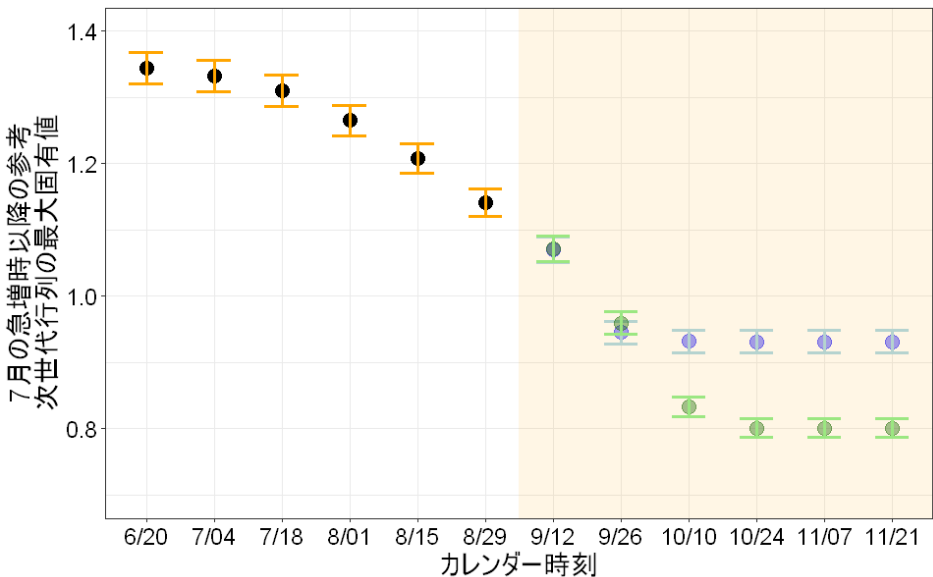
$$I_{a,t} = VE \sum_{t=0}^T \sum_{\tau=1}^{t-1} n_{a,t-\tau} g_{\tau}$$

- g_{τ} は接種個体の免疫build up関数 (τ は接種後経過時刻)、 VE はデルタ株に対して0.8と仮定 (これまでの資料と同様)

シナリオ・年齢群ごとの感受性者割合の見通し (Q_a は年齢群aの人口)

$$1 - \frac{I_{a,t}}{Q_a}$$

11月末までのワクチン接種見通しを加味した最大固有値の今後の推移



青色 (シナリオ1)
 緑色 (シナリオ2)

データ出典： HER-SYS、VRS、
 V-SYSデータ

わが国における全国民データを用いたデルタ株に対する予防接種効果のリアルタイム推定

京都大学西浦研と国立感染症研究所の共同研究

【目的】

日本では優先的な予防接種が実施され、2月から医療従事者を対象に、4月から高齢者を対象に接種が行われた。デルタ株の蔓延に伴い、予防接種の有効性が限られているとする研究が報告されている（英国では1回接種で30.7%の有効性、2回接種で88.0%の有効性が報告されてきた；DOI: 10.1056/NEJMoa2108891）。本研究の目的は全国での観察データを基に性・年齢別に予防接種の有効性を推定することである。

【現在の情報の問題点】

1. ハザード比を利用した予防接種有効性（VE）の推定が求められるが、それに直接的に対応した観察データがない。

RCTは倫理的に困難である。日本では、予防接種を同時期に実施したコホートが大規模にはなく、またそれは時間を要する。Test negative case controlデザインはセットアップを要する状況にある。国立感染症研究所ではスクリーニング法を用いた推定を実施したが、性年齢や他の要素を調整した推定が困難である。

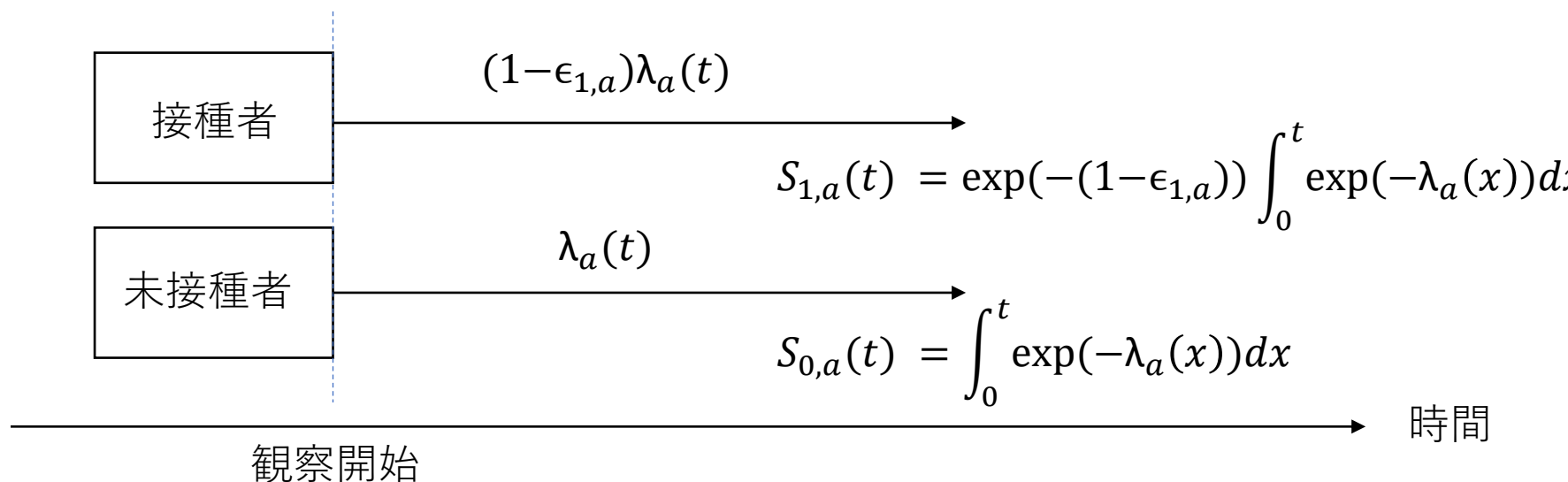
2. 時々刻々と予防接種者が増えていく。

本流行は極めて貴重な機会として、予防接種がリアルタイムで全国民を対象に進捗中の環境にあり、感受性を失う者が時刻とともに減少する条件下にある。予防接種率や感受性宿主サイズを固定した分析が困難である。

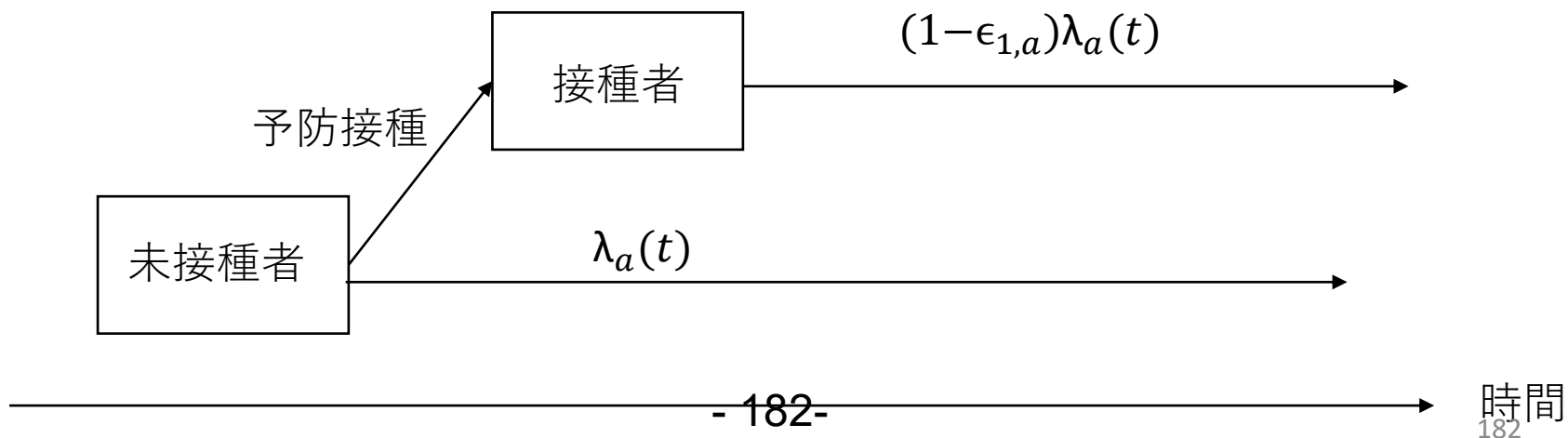
3. アルファ株やデルタ株に限定したリアルタイム推定が困難である。

変異株の置き換えが時間とともに進行している。

本来のGold standard：ランダム化2重盲検試験（RCT）



現在のデータが包含する問題



【方法概要】

性・年齢別の観察データを利用して、性・年齢別のハザード比を利用して予防接種を推定する仕組みを数理モデルで構築する。Incidence modelを活用する。

【使用データ】

1. HERSYSによるサーベイランスデータ（6/21-7/20診断、性・年齢別感染者、予防接種歴情報）
2. VRSと職域接種情報を活用した性・年齢別の予防接種者数情報

【数理モデル】

時刻 t における年齢群 a の未接種者、1回接種者、2回接種者の新規感染者数を $i_{0a}(t)$, $i_{1a}(t)$, $i_{2a}(t)$ とする。同様に当該接種歴の曝露される者を $S_{0a}(t)$, $S_{1a}(t)$, $S_{2a}(t)$ とする。推定したい予防接種効果を1回接種・2回接種それぞれで ϵ_{1a} , ϵ_{2a} とし、未接種者のハザードを $\lambda_a(t)$ とすると、以下で新規感染は定式化される：

$$i_{0,a}(t) = \lambda_a(t)S_{0,a}(t)$$

$$i_{1,a}(t) = (1-\epsilon_{1,a})\lambda_a(t)S_{1,a}(t)$$

$$i_{2,a}(t) = (1-\epsilon_{2,a})\lambda_a(t)S_{2,a}(t)$$

日本では感染規模は未だ小さく、感受性を持つ者の割合は主に予防接種率で大きく変動する。つまり、以下を想定する：

$$S_{0,a}(t) \approx (1 - p_{1,a}(t))N_a$$

$$S_{1,a}(t) \approx (p_{1,a}(t) - p_{2,a}(t))N_a$$

$$S_{2,a}(t) \approx p_{2,a}(t)N_a$$

ここで $p_{1a}(t)$, $p_{2a}(t)$ は1回接種の免疫完了（接種2週後）、2回目接種の免疫完了（接種2週後）にある者の比率である。VRSから算出される $p_a(t)$ を利用して $p_{1a}(t)=p_a(t-14)$, $p_{2a}(t)=p_a(t-35)$ と計算した

【推定式の導出】

ここで、新規患者数について1回接種と未接種、および2回接種と未接種の比を取ると以下を得る：

$$\frac{i_{1,a}(t)}{i_{0,a}(t)} = (1-\epsilon_{1,a}) \frac{p_{1,a}(t) - p_{2,a}(t)}{1 - p_{1,a}(t)}$$

$$\frac{i_{2,a}(t)}{i_{0,a}(t)} = (1-\epsilon_{2,a}) \frac{p_{2,a}(t)}{1 - p_{1,a}(t)}$$

上記はFarrington (1993、doi: 10.1093/ije/22.4.742) によるScreening method導出の定式化後と類似の関係式となる。但し、時刻とともに接種者率が1回目・2回目接種で変化していることや、患者に関しては接種者と未接種者の単一オッズでなくて時刻依存の患者数を利用する形でCOVID-19に対応させた者に相当する。

つまり、未接種者の新規患者数 $i_{0,a}(t)$ と接種率情報および予防接種効果の不明パラメータを利用すれば1回接種者と2回接種者の間の新規患者数は以下のように期待される：

$$E(i_{1,a}(t)) = i_{0,a}(t)(1-\epsilon_{1,a}) \frac{p_{1,a}(t) - p_{2,a}(t)}{1 - p_{1,a}(t)}$$

$$E(i_{2,a}(t)) = i_{0,a}(t)(1-\epsilon_{2,a}) \frac{p_{2,a}(t)}{1 - p_{1,a}(t)}$$

以下では1回接種者と2回接種者の間の新規患者数がポアソン分布に従うと仮定してワクチン効果 ϵ_1 と ϵ_2 の最尤推定を実施した。

【結果】

Table. Effectiveness of vaccination as measured by relative reduction of hazard rate of documented infection among vaccinated from late June-July, 2021, Japan

Age (years)	Male		Female	
	One dose	Two doses	One dose	Two doses
20-29	53.6 (38.3, 66.1)	89.6 (84.8, 93.3)	50.2 (36.8, 61.6)	91.8 (89.2, 94.0)
30-39	48.8 (32.0, 62.7)	93.4 (89.1, 96.4)	32.5 (11.3, 50.0)	85.7 (80.7, 89.7)
40-49	47.5 (31.6, 60.8)	90.8 (84.8, 94.9)	38.0 (19.2, 53.6)	85.4 (80.5, 89.5)
50-59	55.4 (42.2, 66.4)	91.5 (84.3, 96.1)	37.9 (21.3, 52.0)	89.1 (84.3, 92.8)
60-69	81.0 (76.7, 84.8)	95.3 (92.1, 97.5)	81.2 (76.0, 85.5)	92.6 (88.4, 95.7)
70-79	73.7 (69.0, 77.9)	96.9 (95.1, 98.2)	76.4 (72.2, 80.1)	95.4 (93.1, 97.1)
80-89	79.7 (74.7, 83.9)	94.7 (92.1, 96.6)	80.3 (75.9, 84.1)	96.1 (94.1, 97.5)
90 and older	83.9 (73.4, 91.1)	95.9 (91.1, 98.5)	75.7 (67.7, 82.3)	92.6 (88.7, 95.5)

Replacement by B.1.617.2 (Delta) variant was ongoing in June 2021, and it became dominant in July. Healthcare workers and elderly people older than 65 years old were prioritized for vaccination with messenger RNA vaccine BNT162b2 (Pfizer-BioNTech).

【考察】

1. デルタ株流行期におけるワクチンの有効性は期待値の範囲として
生産年齢人口の成人の1回接種で男性47.5－55.4%、女性37.9－50.2%であった
高齢者では高い値が得られ1回接種で男性73.7－83.9%、女性75.7－81.2%であった
生産年齢人口の成人の2回接種で男性89.6－93.4%、女性85.4－91.8%であった
高齢者では高い値が得られ2回接種で男性94.7－96.9%、女性92.6－96.1%であった
2. 生産年齢人口の成人における1回目接種と2回目接種の有効性の推定値は、英国から報告されている**Test negative case control**研究から遠くない結果が得られた。デルタ株に対する有効性が従来¹⁸⁶の知見よりも限られている。
他方、高齢者の有効性の推定値は高い値が得られた。
3. 高齢者の有効性の推定値が高い「主な」理由は以下が考えられる：
 - (1) 性・年齢で調整できなかった要素によるハザードの違いが接種者と未接種者の患者間で異なったことによる
例えば、高齢者の多くは自宅だけでなく介護サービスの通所者もいれば、医療機関、老人保健施設や特別養護老人ホームの入院者・入所者もいる。もしも、未接種の感染者がより接触頻度が高く、上記のような通所者・入院者・入所者などに予防接種者が多く曝露頻度が少ない場合、高齢者の間の高い有効性は主にそういった曝露頻度の要因によるものと考えられる。
 - (2) 予防接種時期の違いによる
生産年齢人口の接種者は多くは医療従事者であり2月に接種を開始し、高齢者の多くは4月以降（主に5－7月期に）接種した。ワクチン免疫の失活度が生産年齢人口のほうが高いことがあるとすれば、この要因でも説明が可能である。

ワクチンbreak-through感染者の接種日～診断日の差

