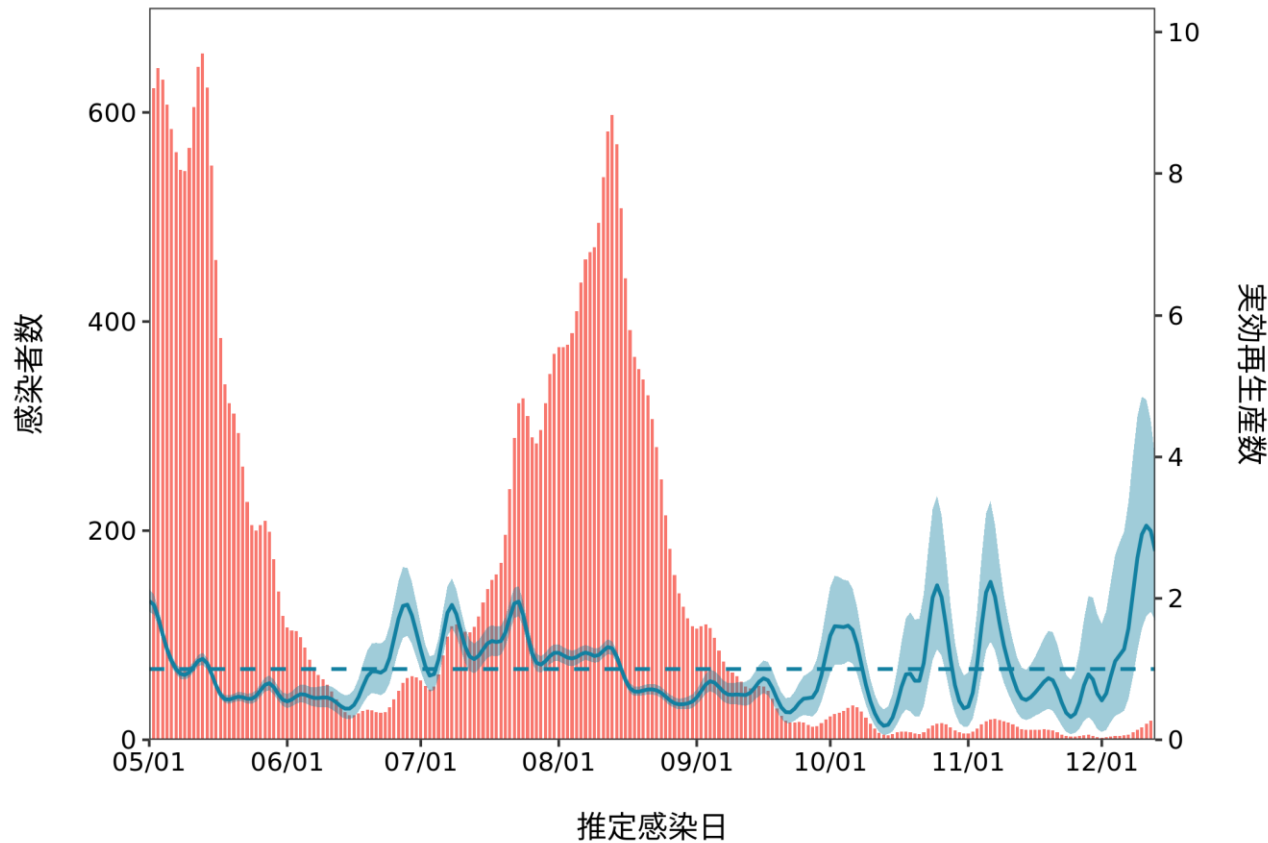


推定日 12月27日  
最新推定感染日 12月13日

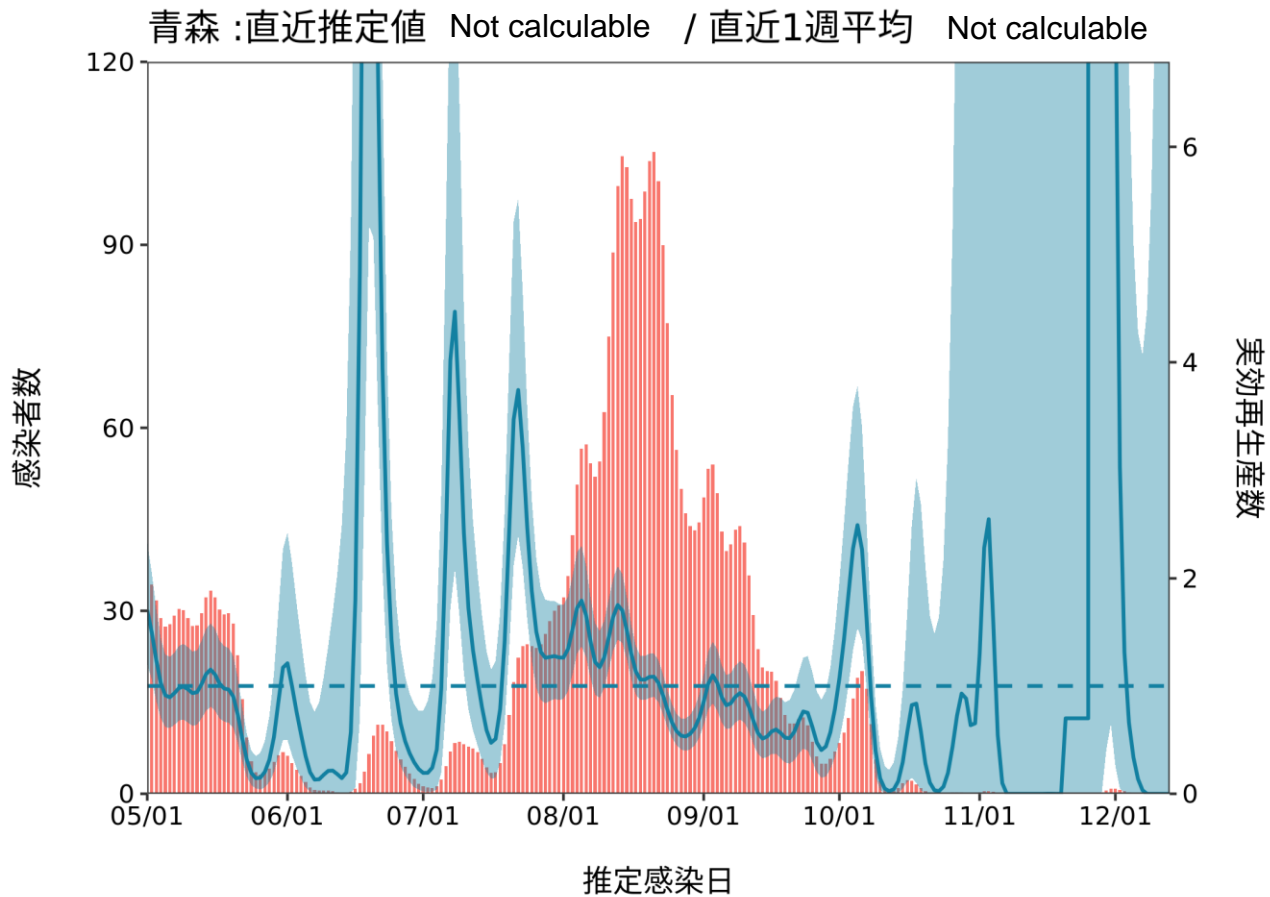
第65回(令和3年12月28日) 新型コロナウイルス感染症対策 アドバイザリーボード	資料3-3
西浦先生提出資料	

北海道 :直近推定値 = 2.67 ( 1.69 - 3.97 ) / 直近1週平均 = 2.54



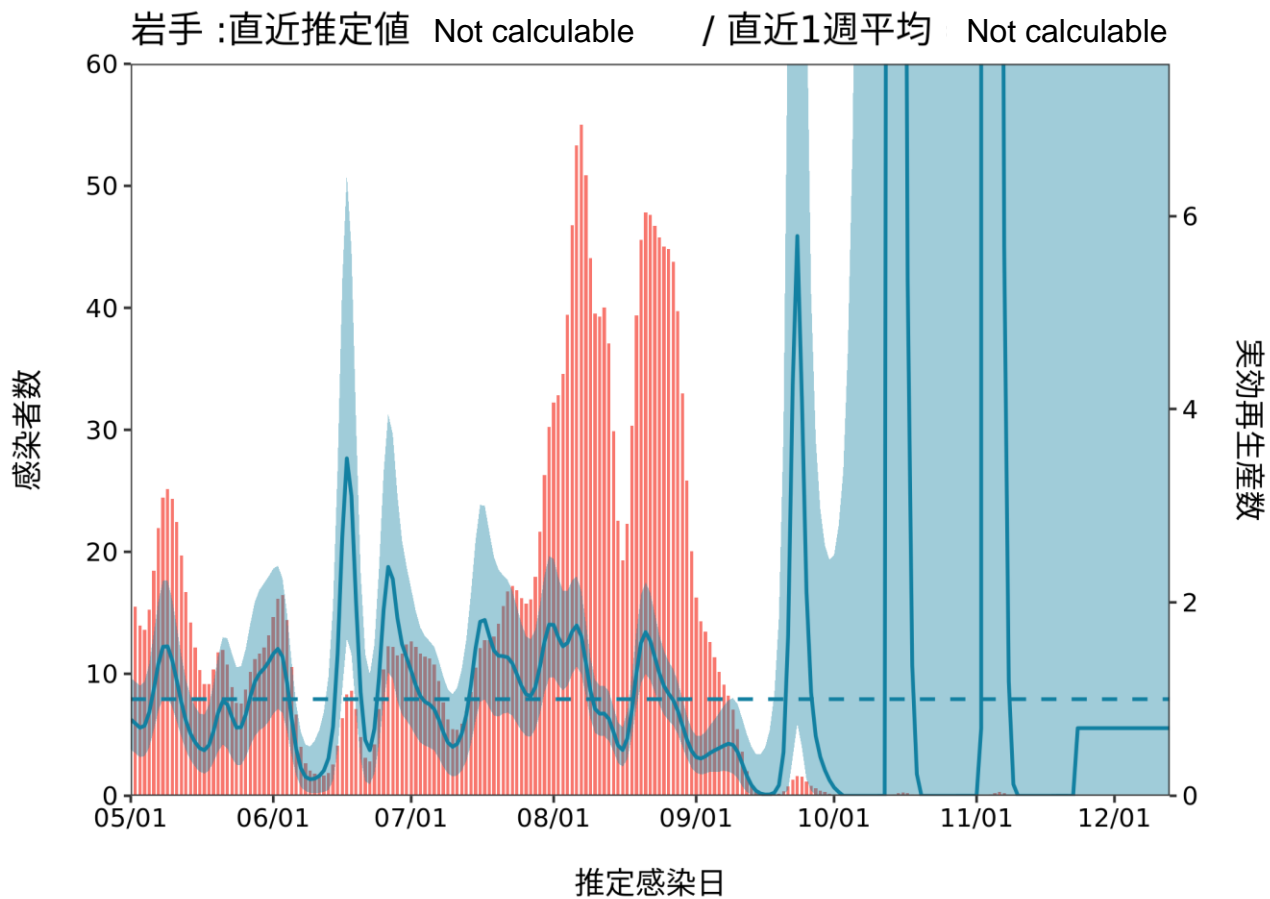
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



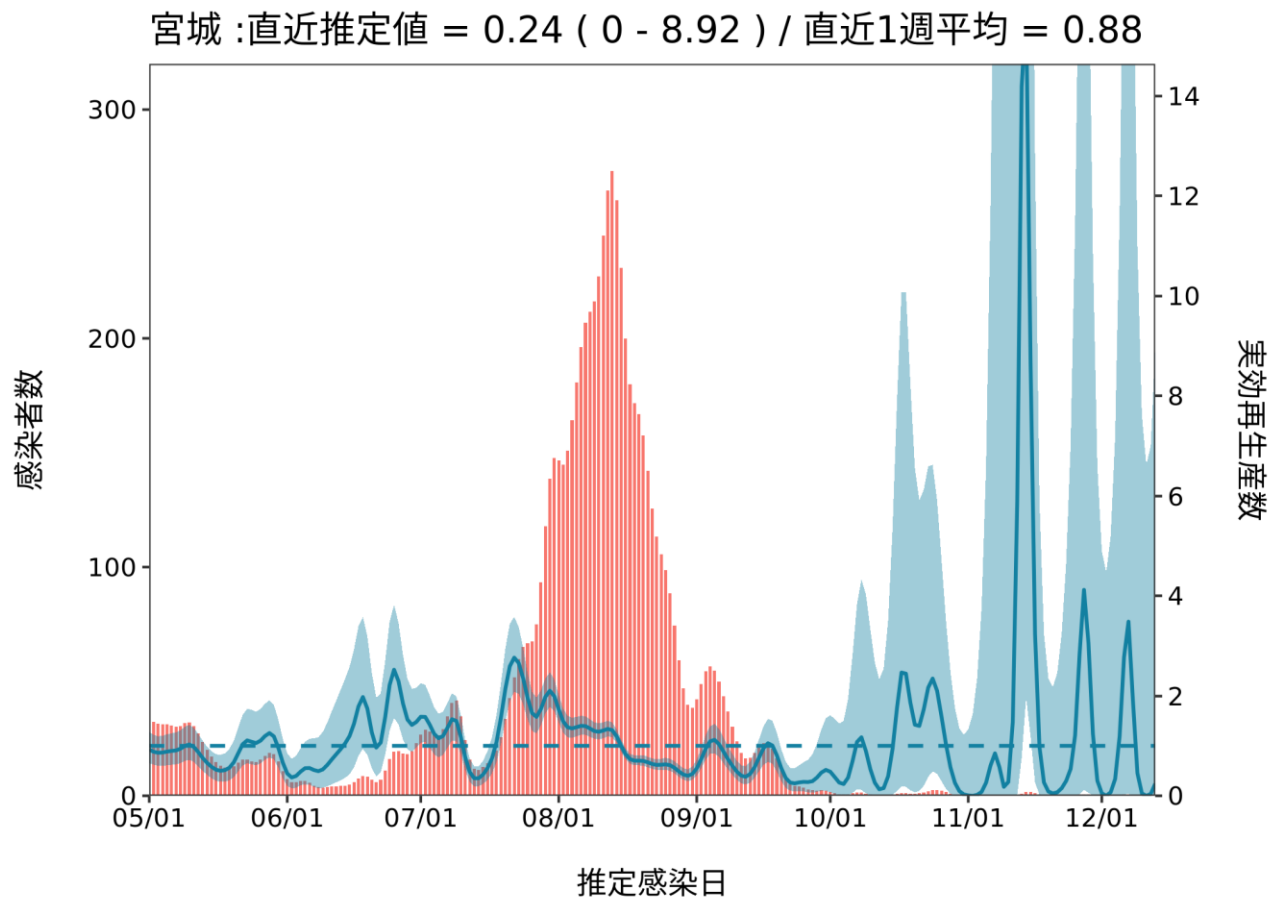
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



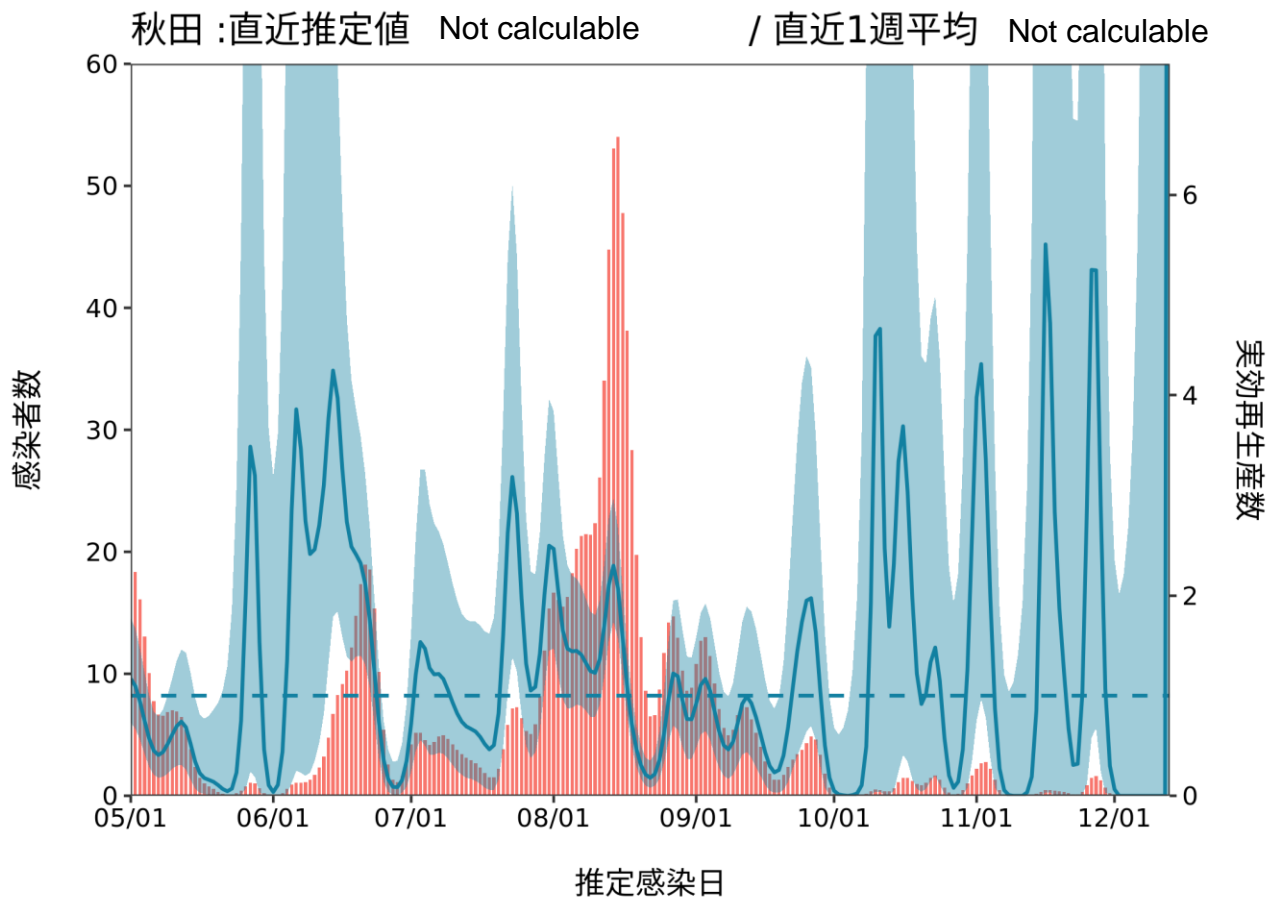
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

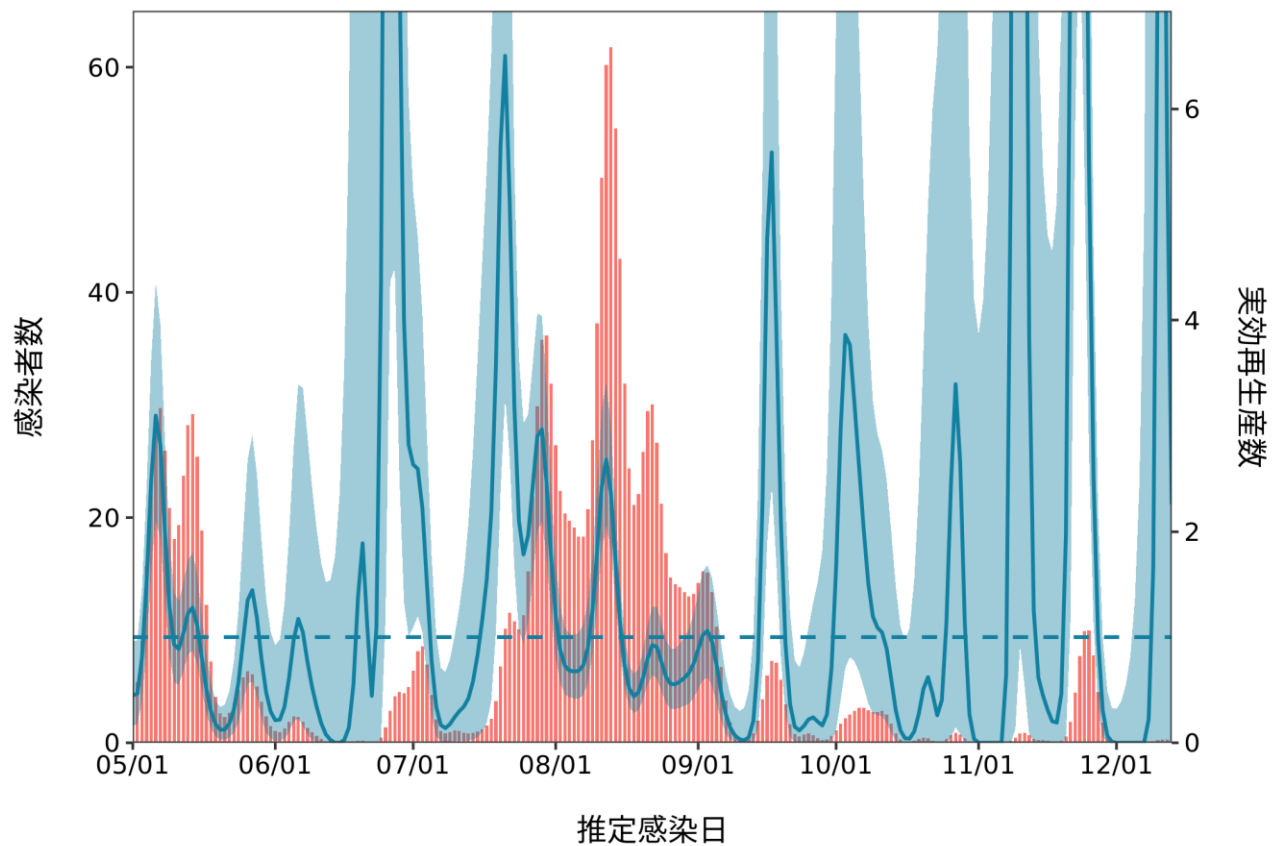
最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

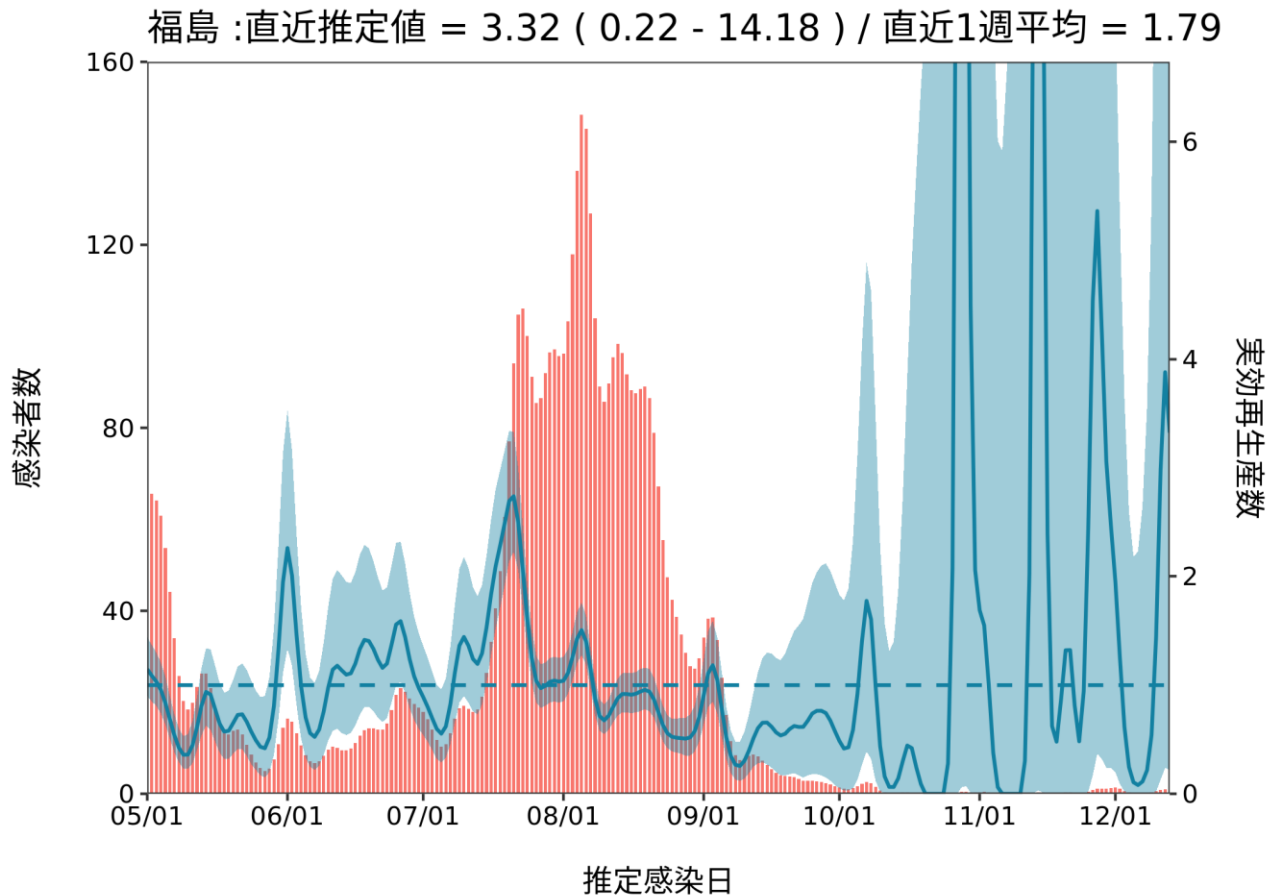
最新推定感染日 12月13日

山形 :直近推定値 = 2.26 (Not calculable) 直近1週平均 = 4.11



推定日 12月27日

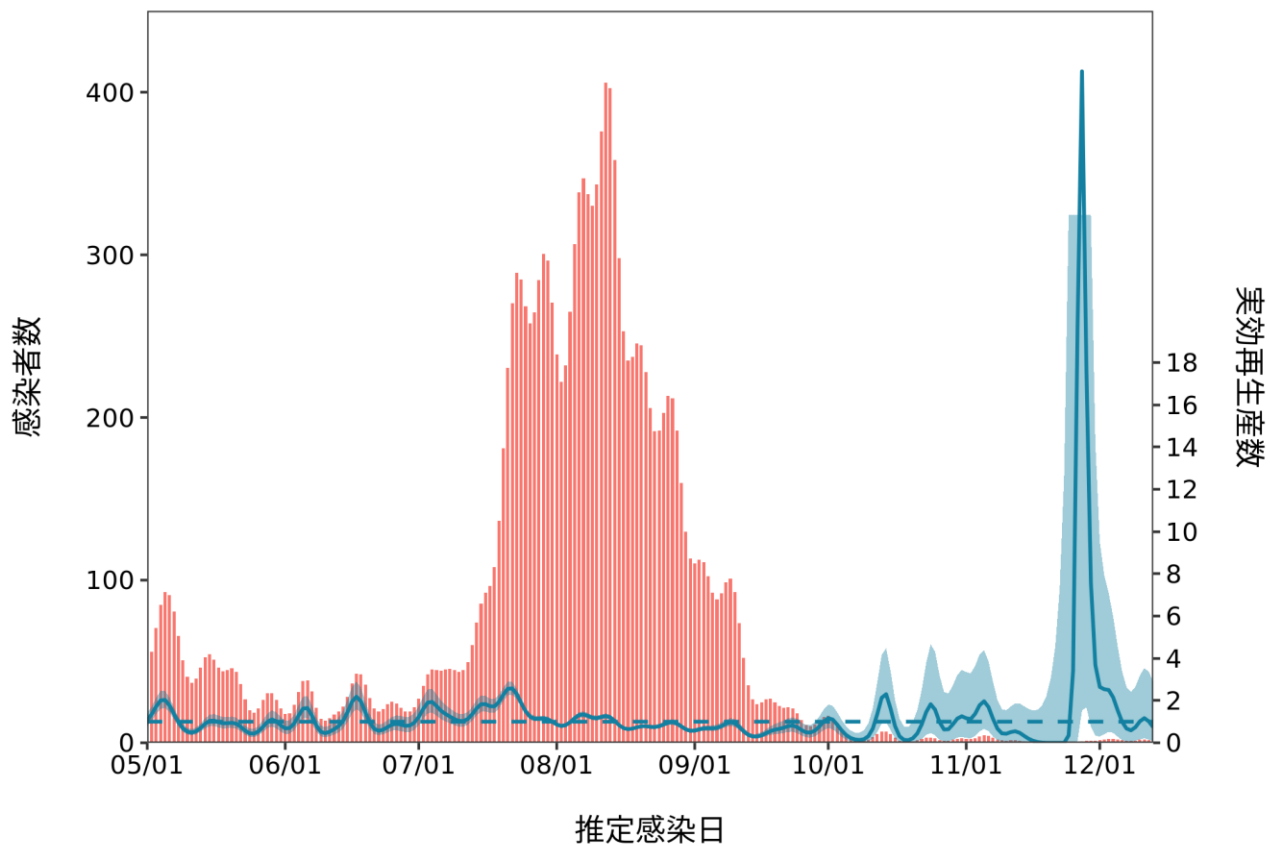
最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日

茨城 : 直近推定値 = 0.74 ( 0.07 - 2.9 ) / 直近1週平均 = 0.85

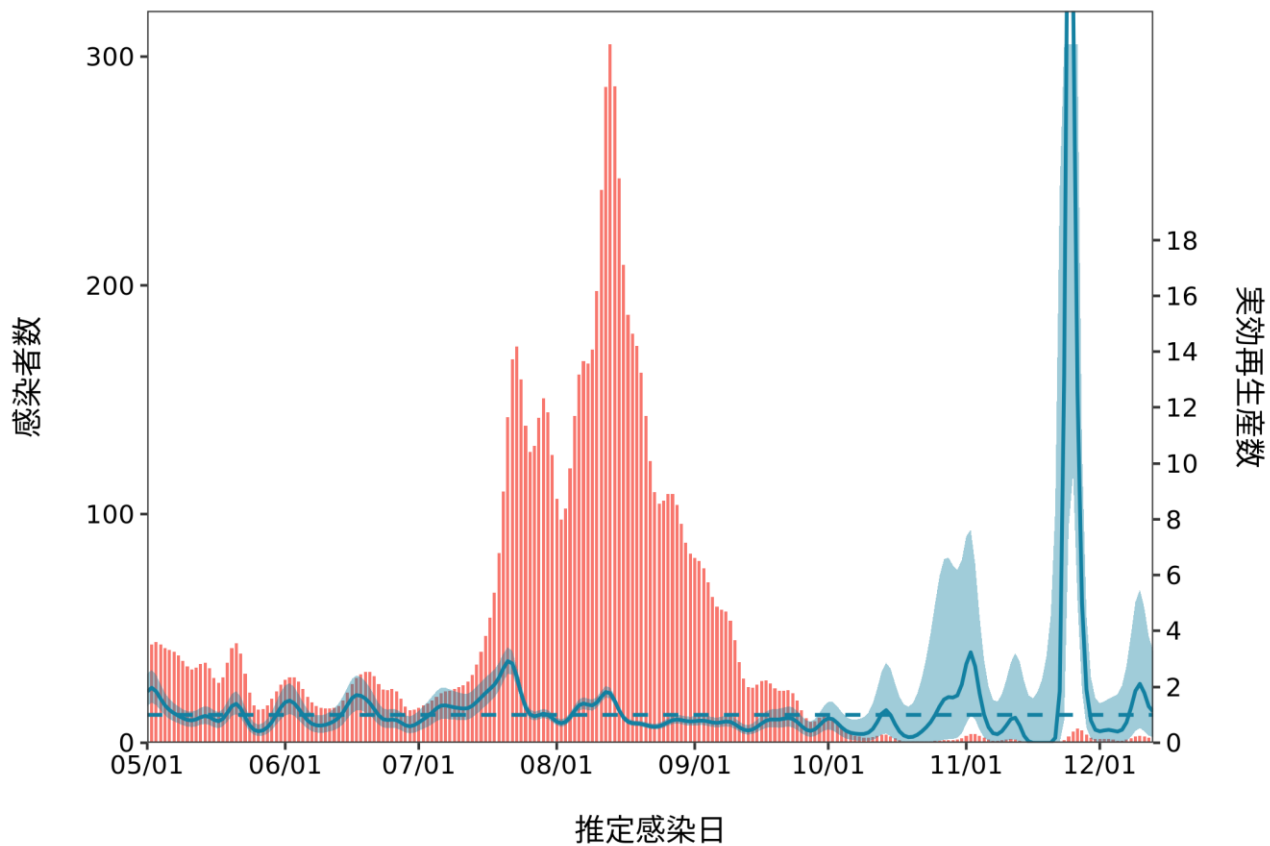




推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日

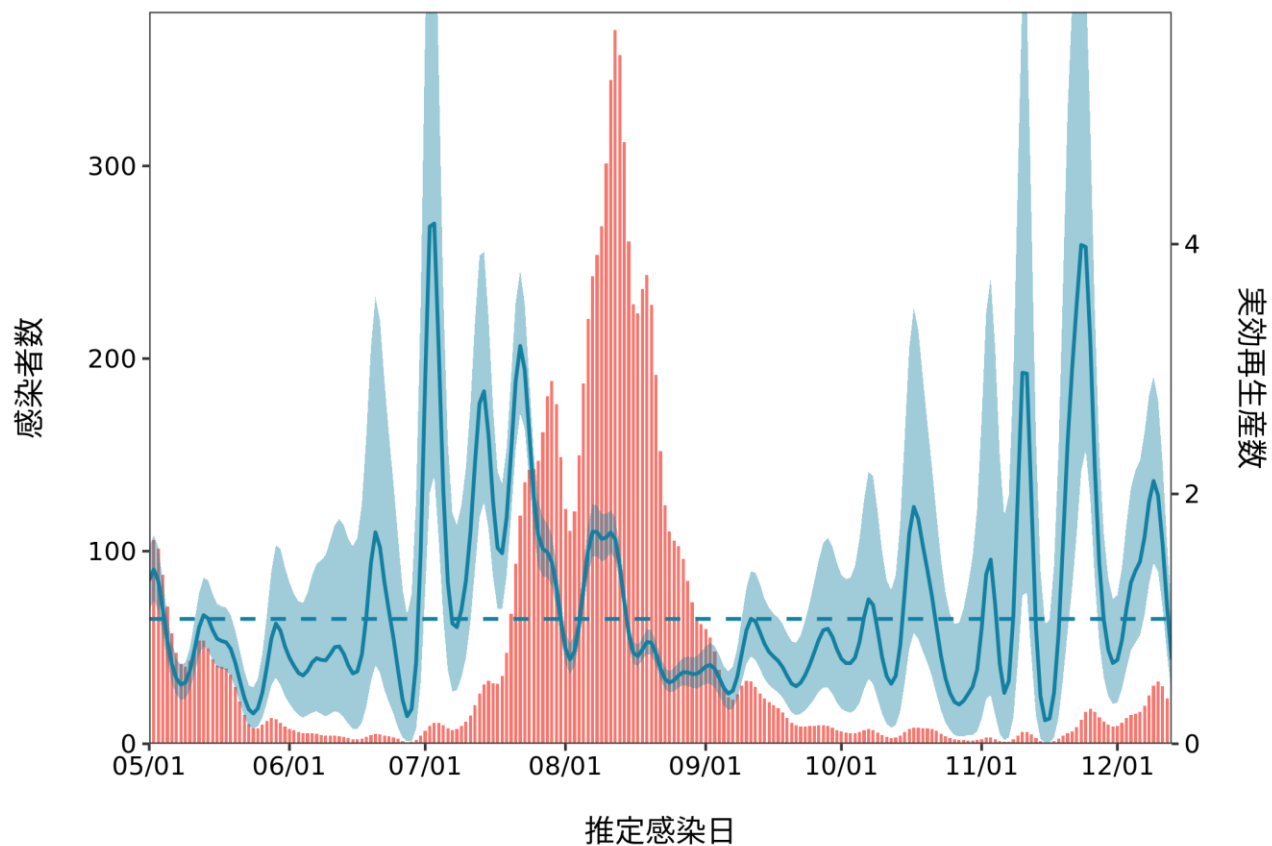
栃木 :直近推定値 = 1.11 ( 0.21 - 3.28 ) / 直近1週平均 = 1.45



推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日

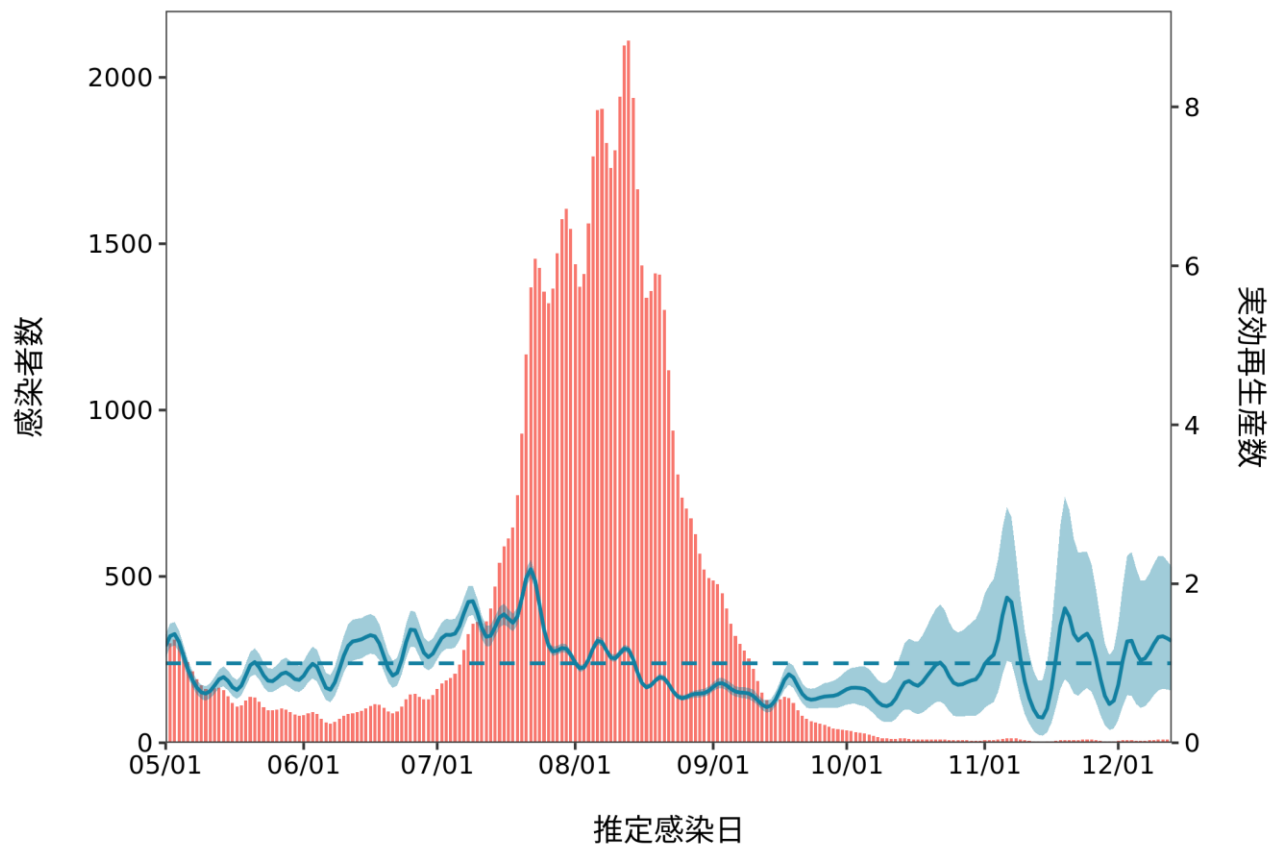
群馬 :直近推定値 = 0.68 ( 0.4 - 1.05 ) / 直近1週平均 = 1.58



推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日

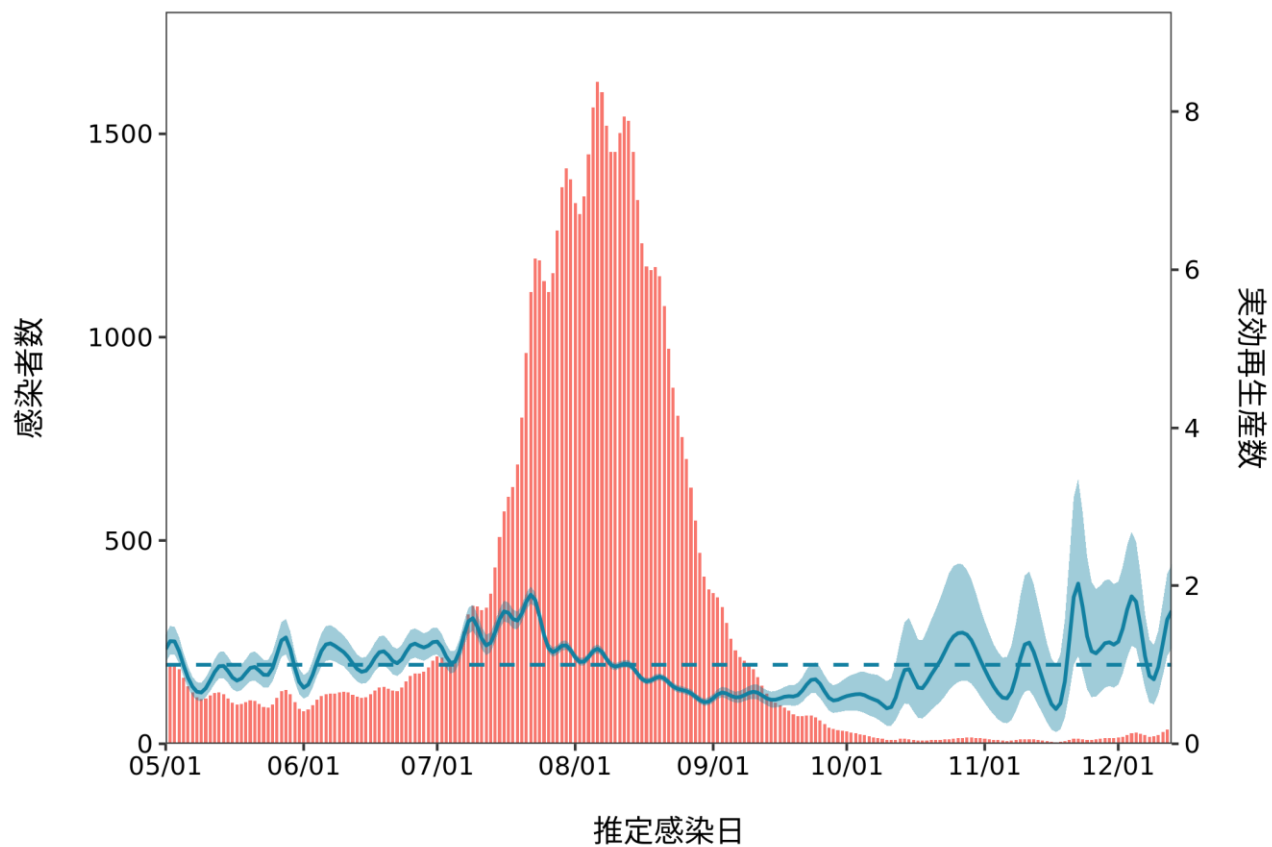
埼玉 :直近推定値 = 1.28 ( 0.66 - 2.21 ) / 直近1週平均 = 1.24



推定日 12月27日

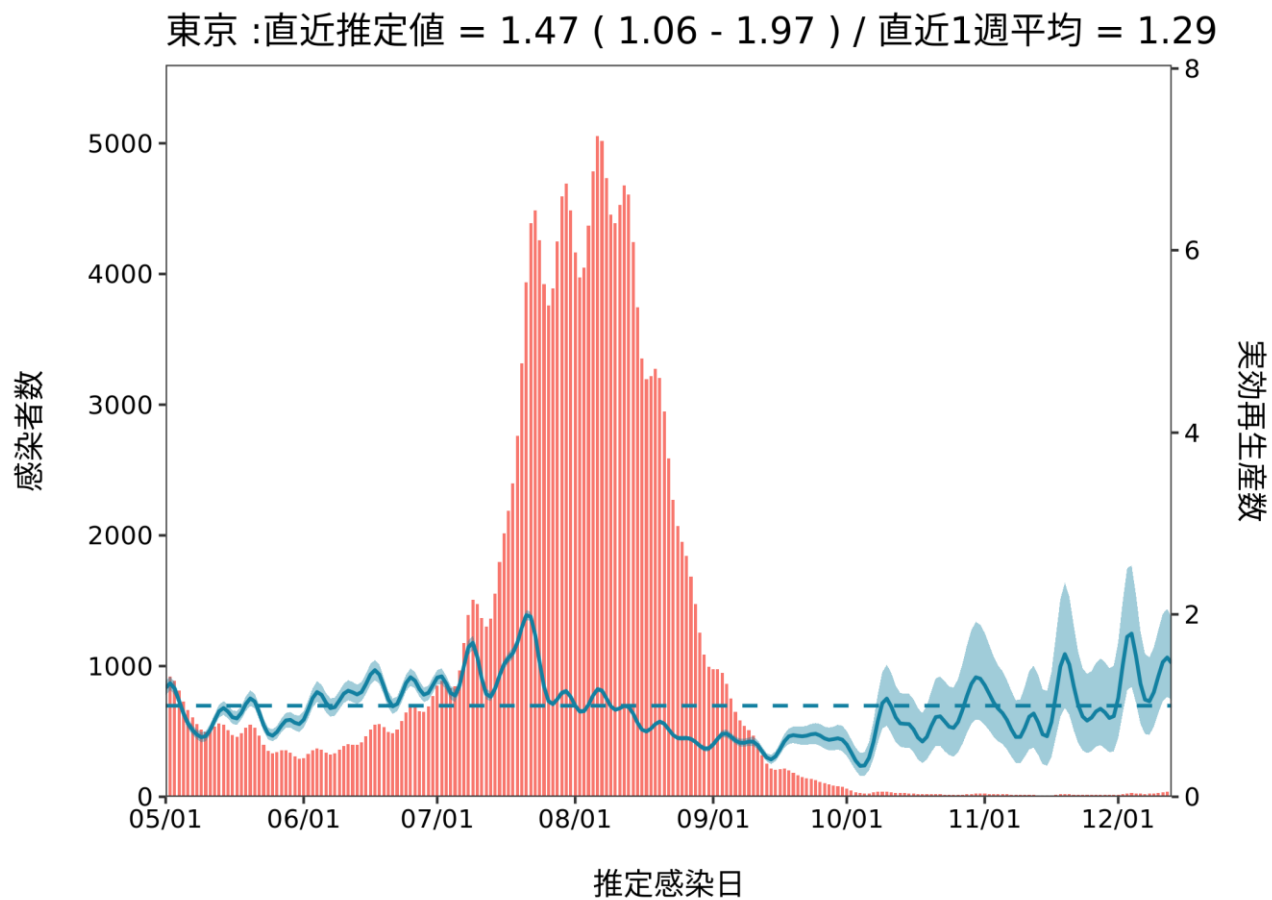
最新推定感染日 12月13日

千葉 : 直近推定値 = 1.68 ( 1.21 - 2.27 ) / 直近1週平均 = 1.18



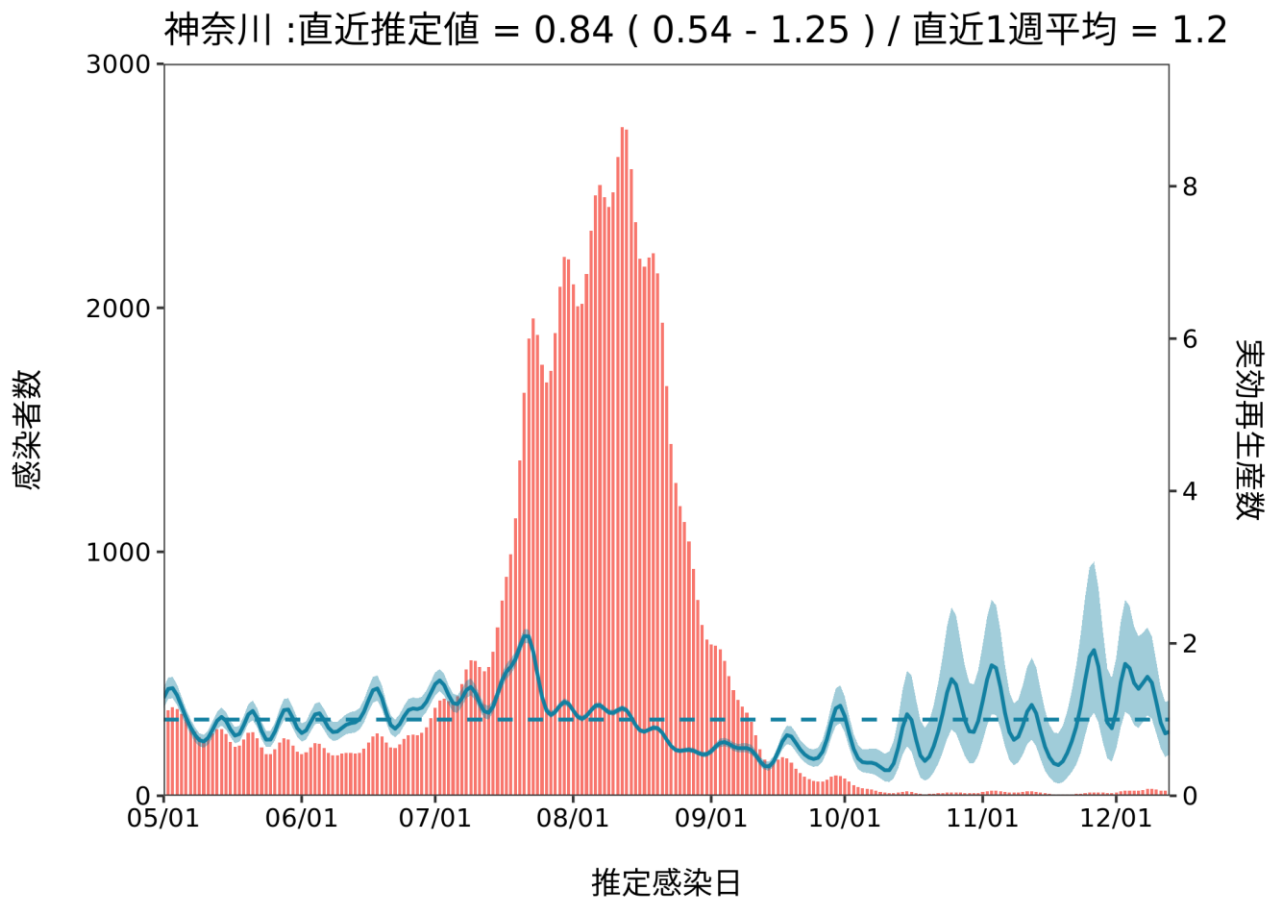
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



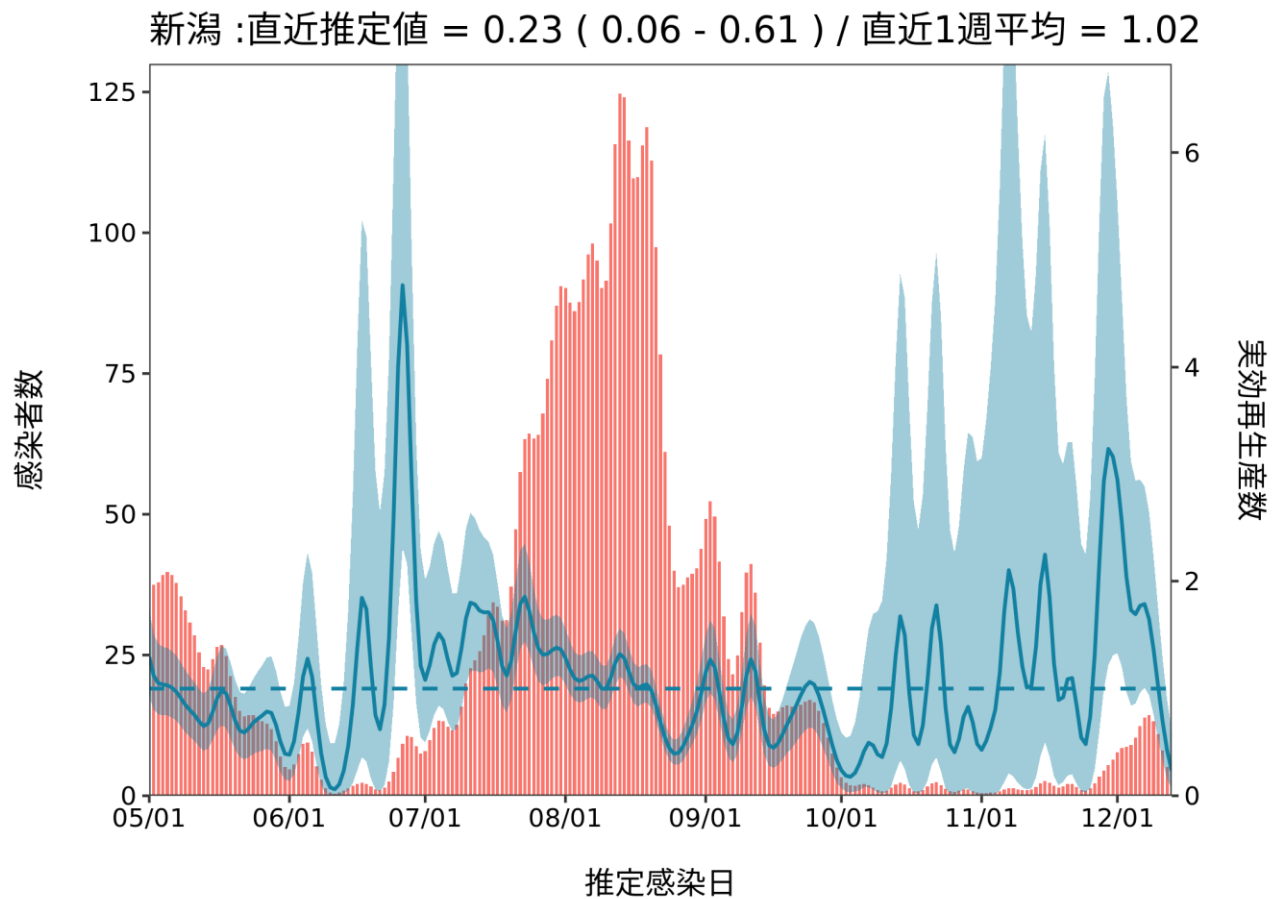
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



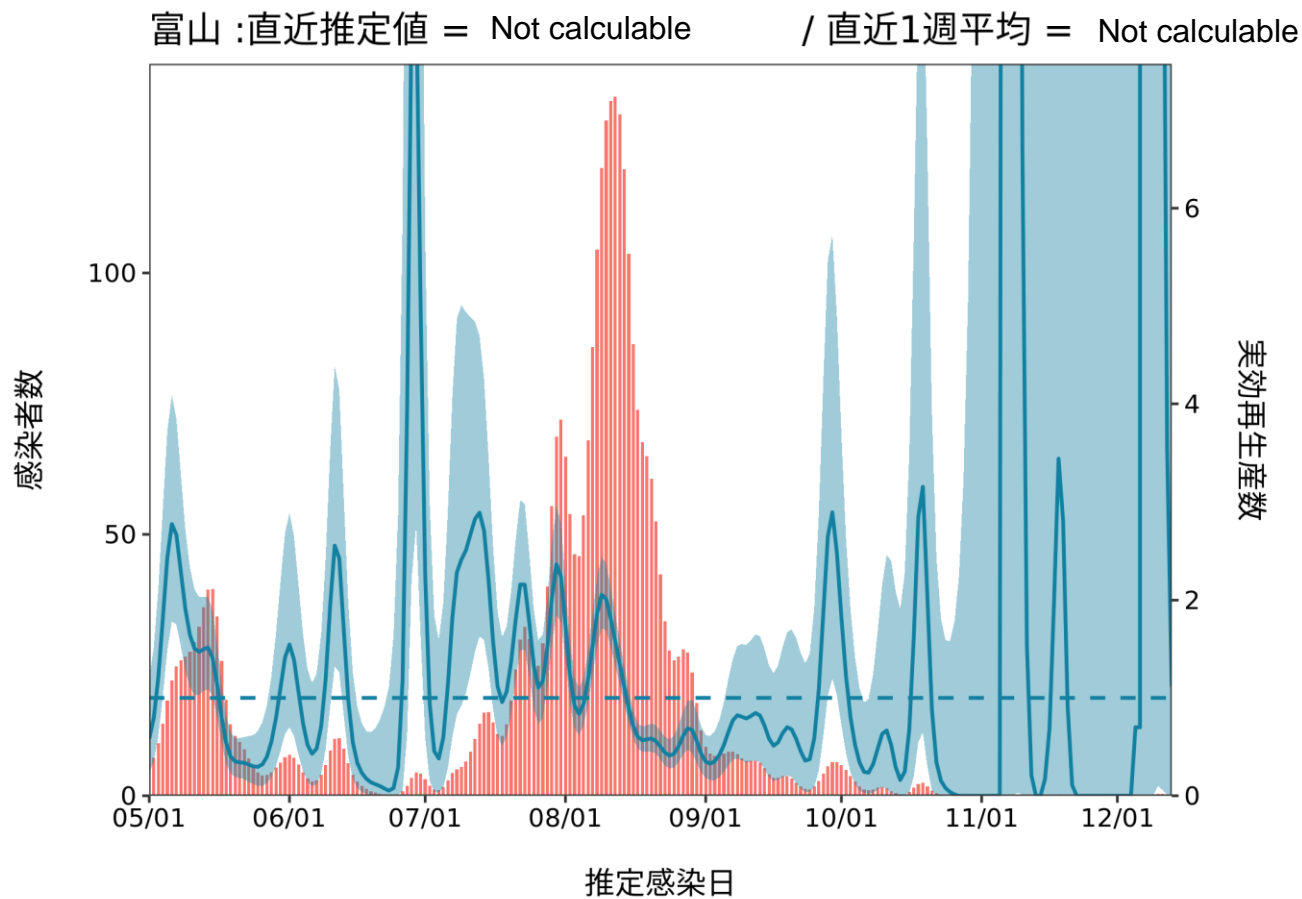
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

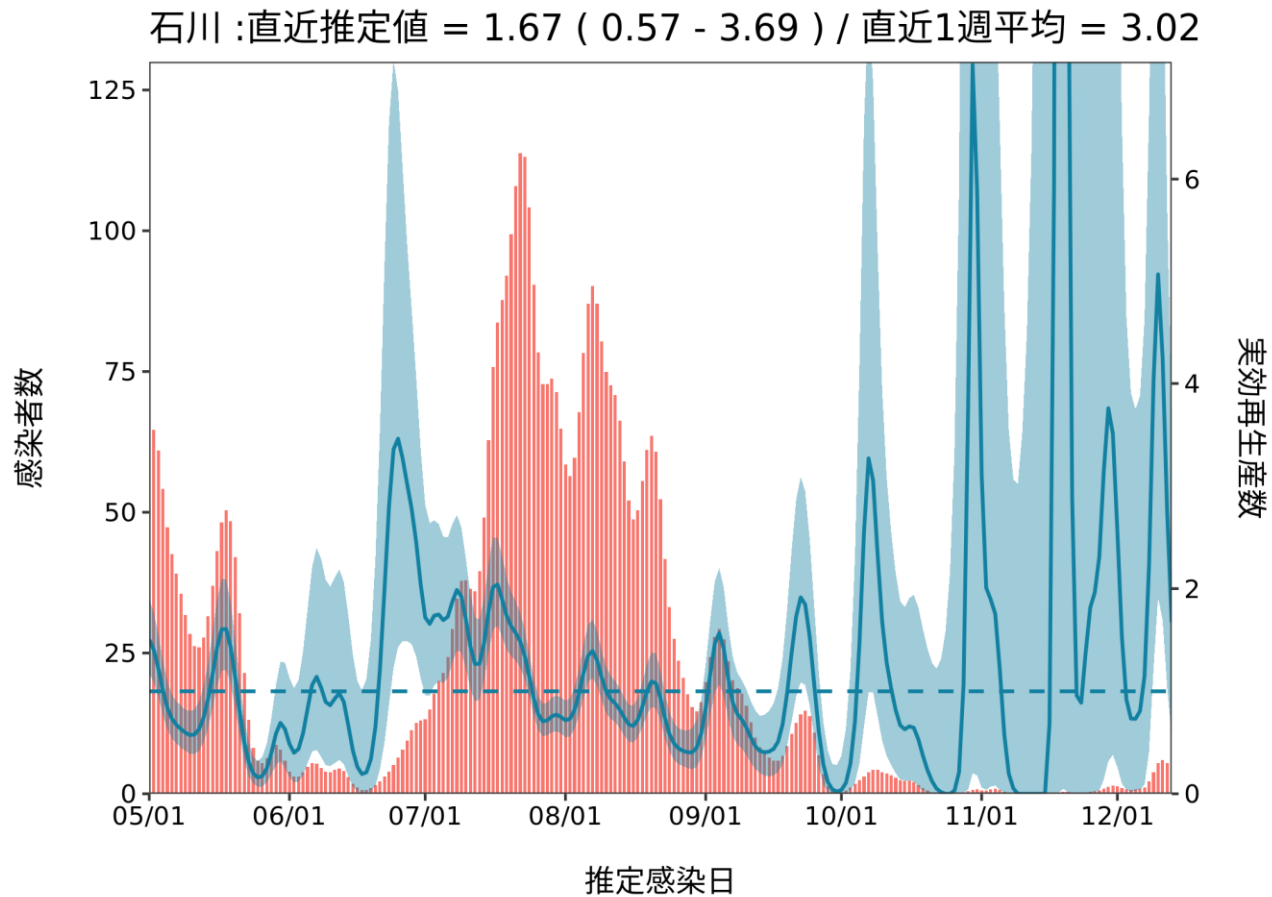
最新推定感染日 12月13日





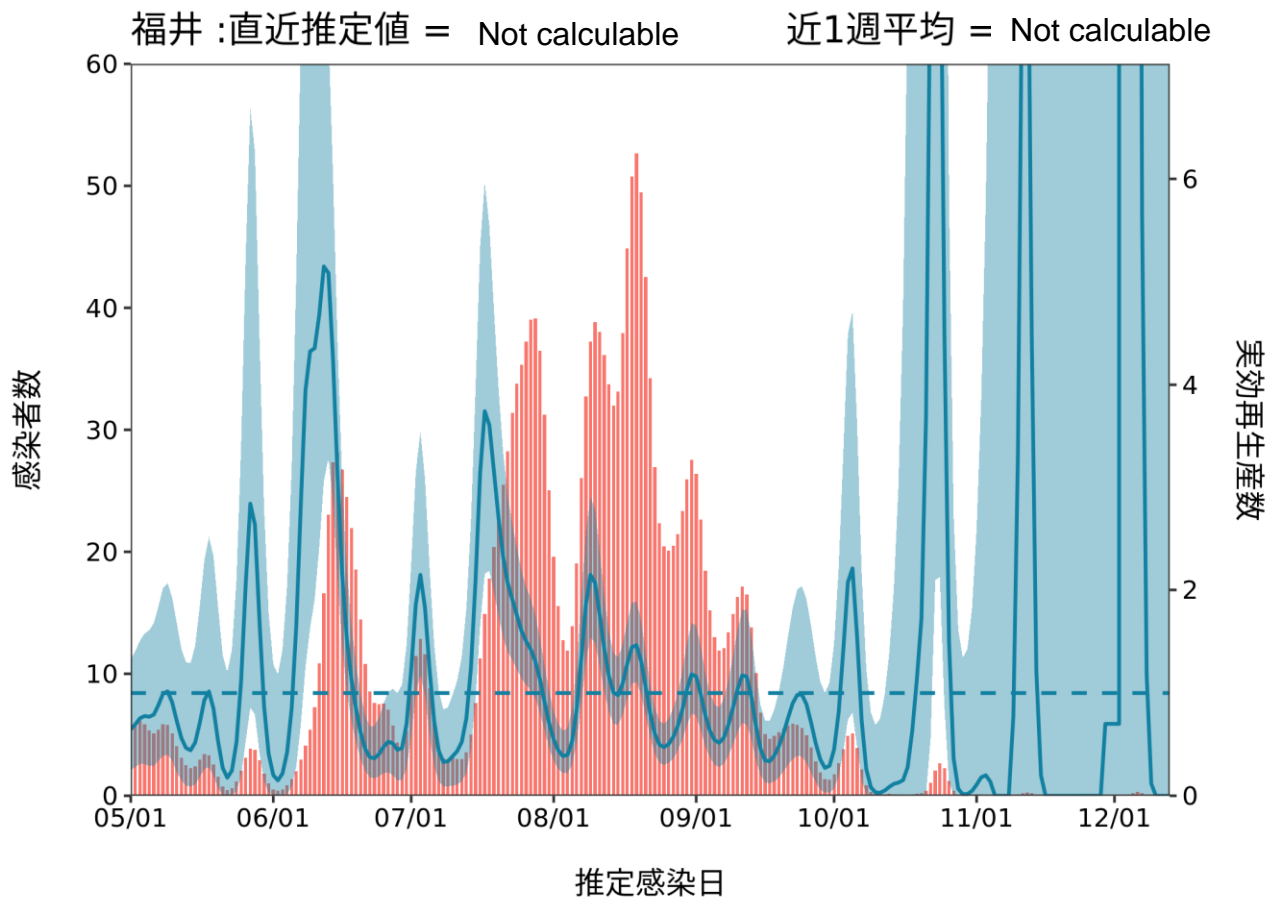
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



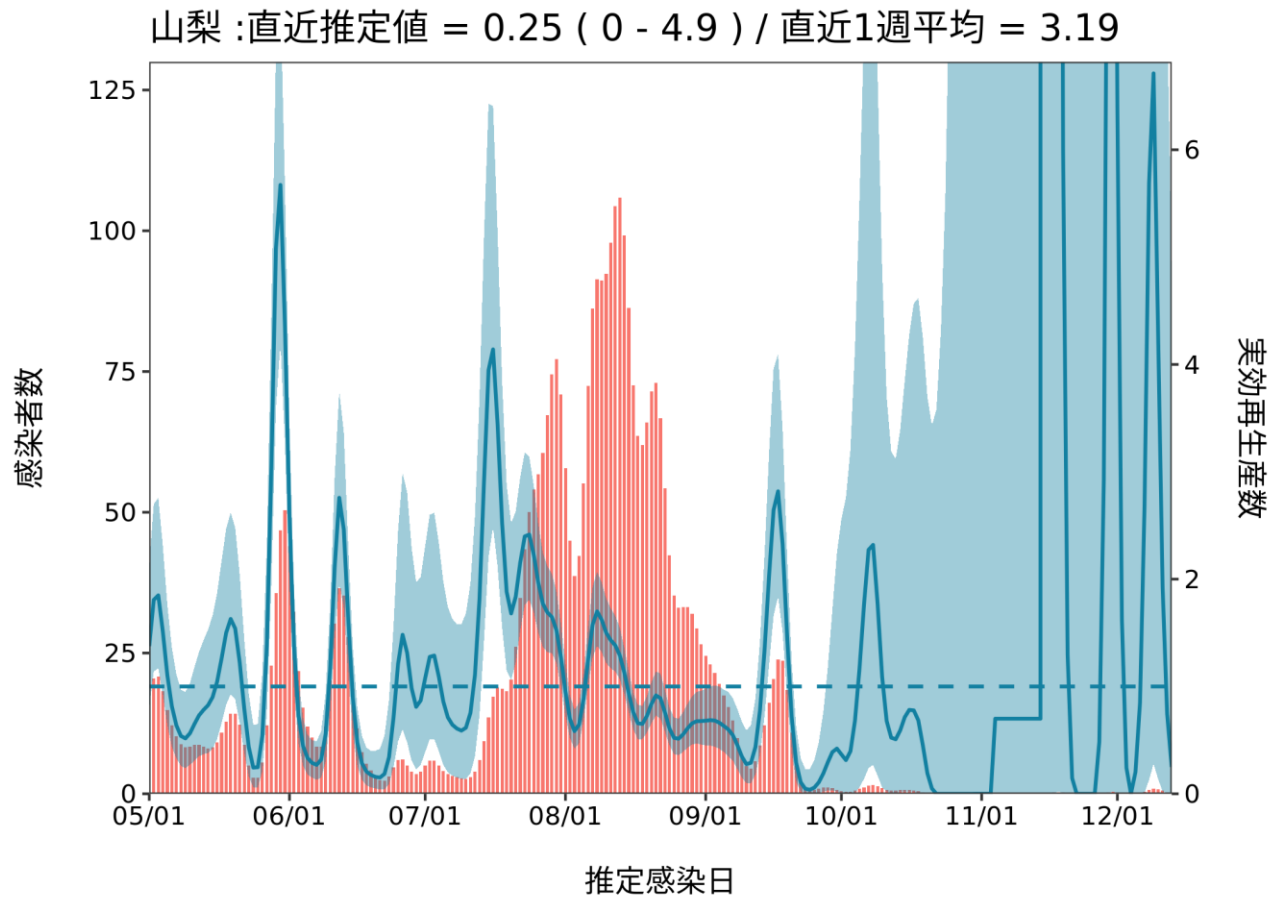
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

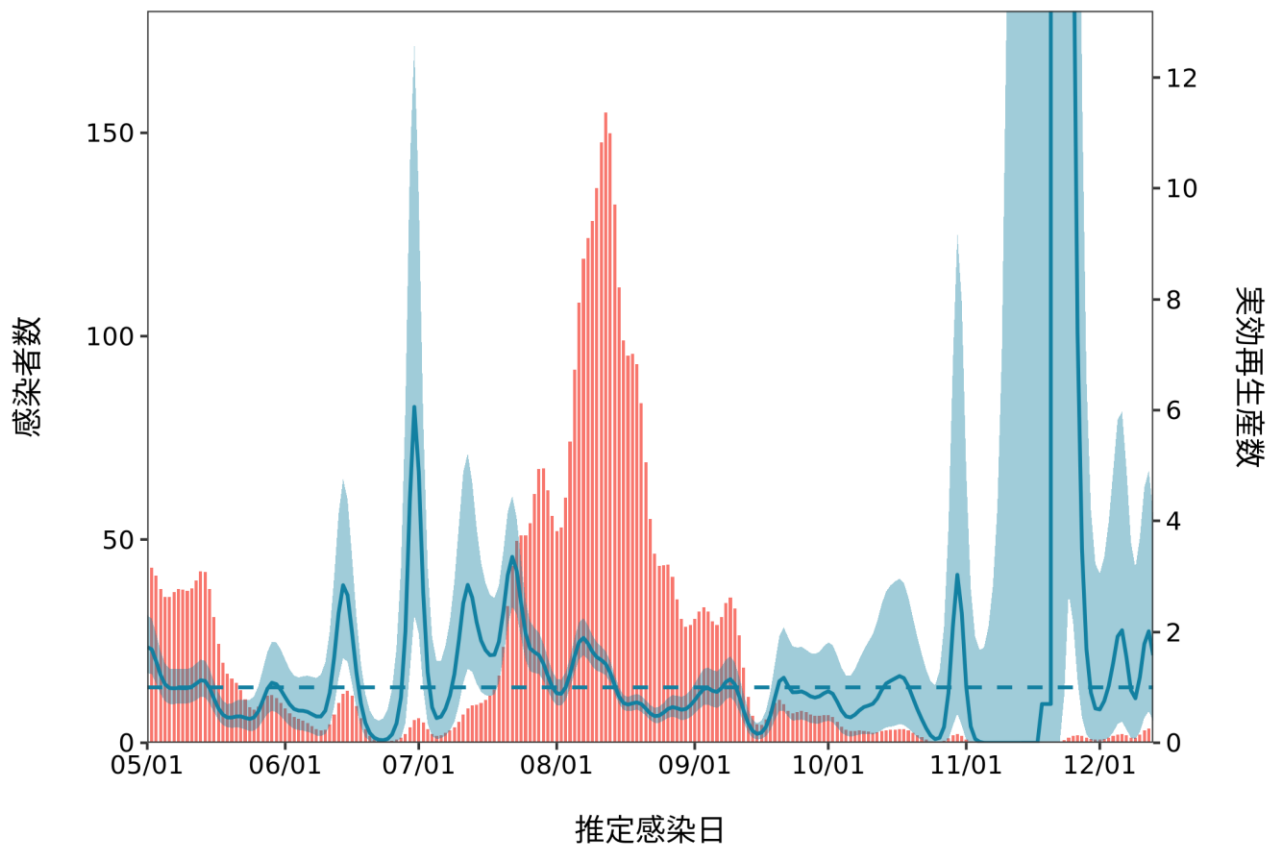
最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日

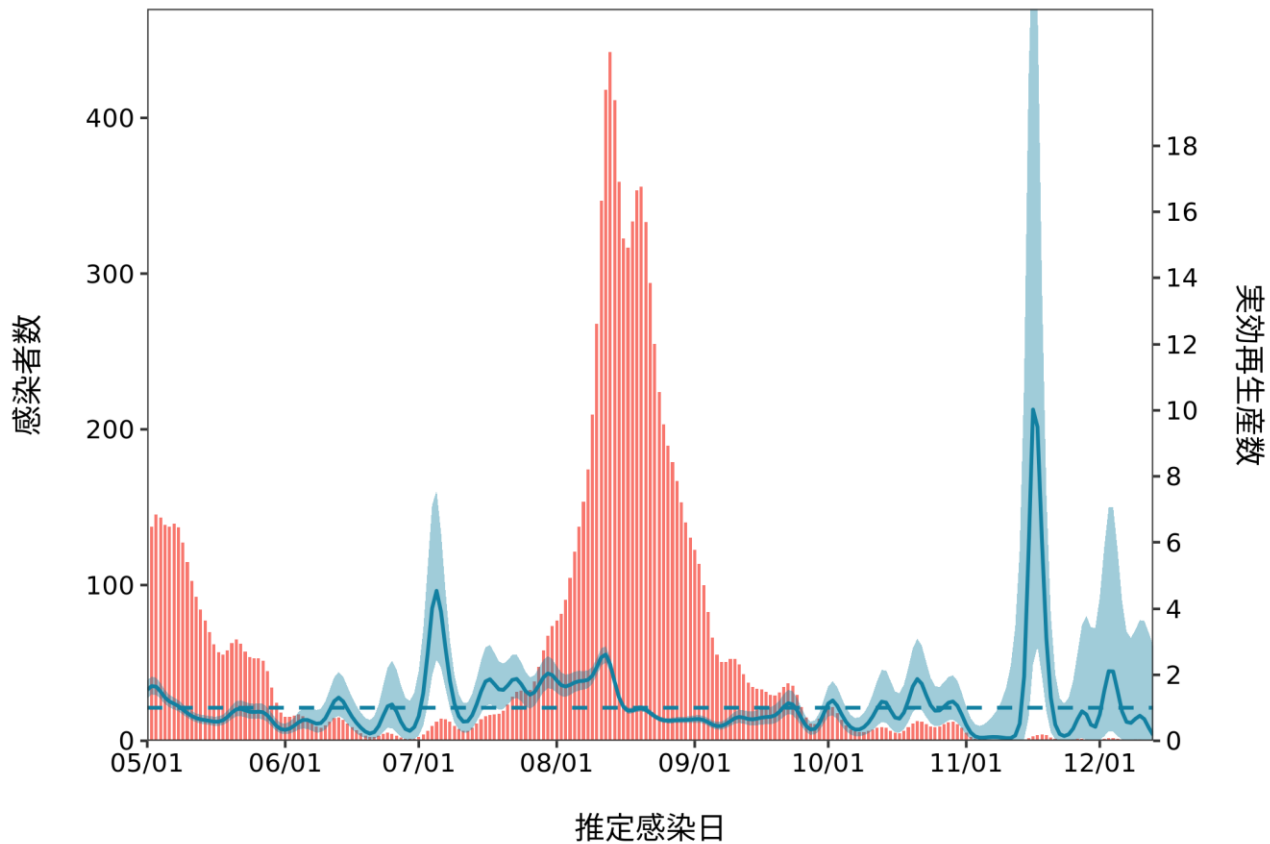
長野 : 直近推定値 = 1.58 ( 0.39 - 4.14 ) / 直近1週平均 = 1.41



推定日 12月27日

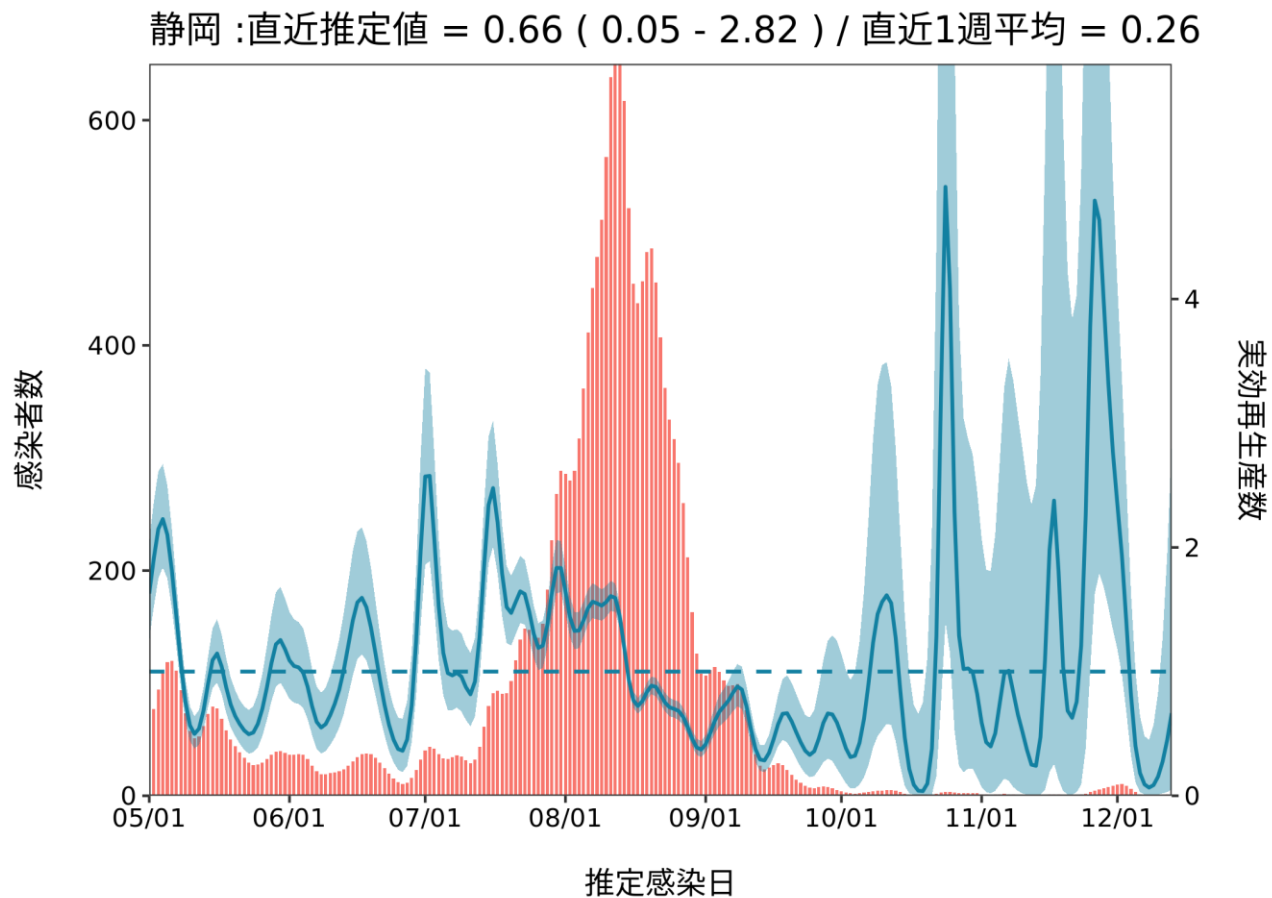
最新推定感染日 12月13日

岐阜 :直近推定値 = 0.17 ( 0 - 2.87 ) / 直近1週平均 = 0.54



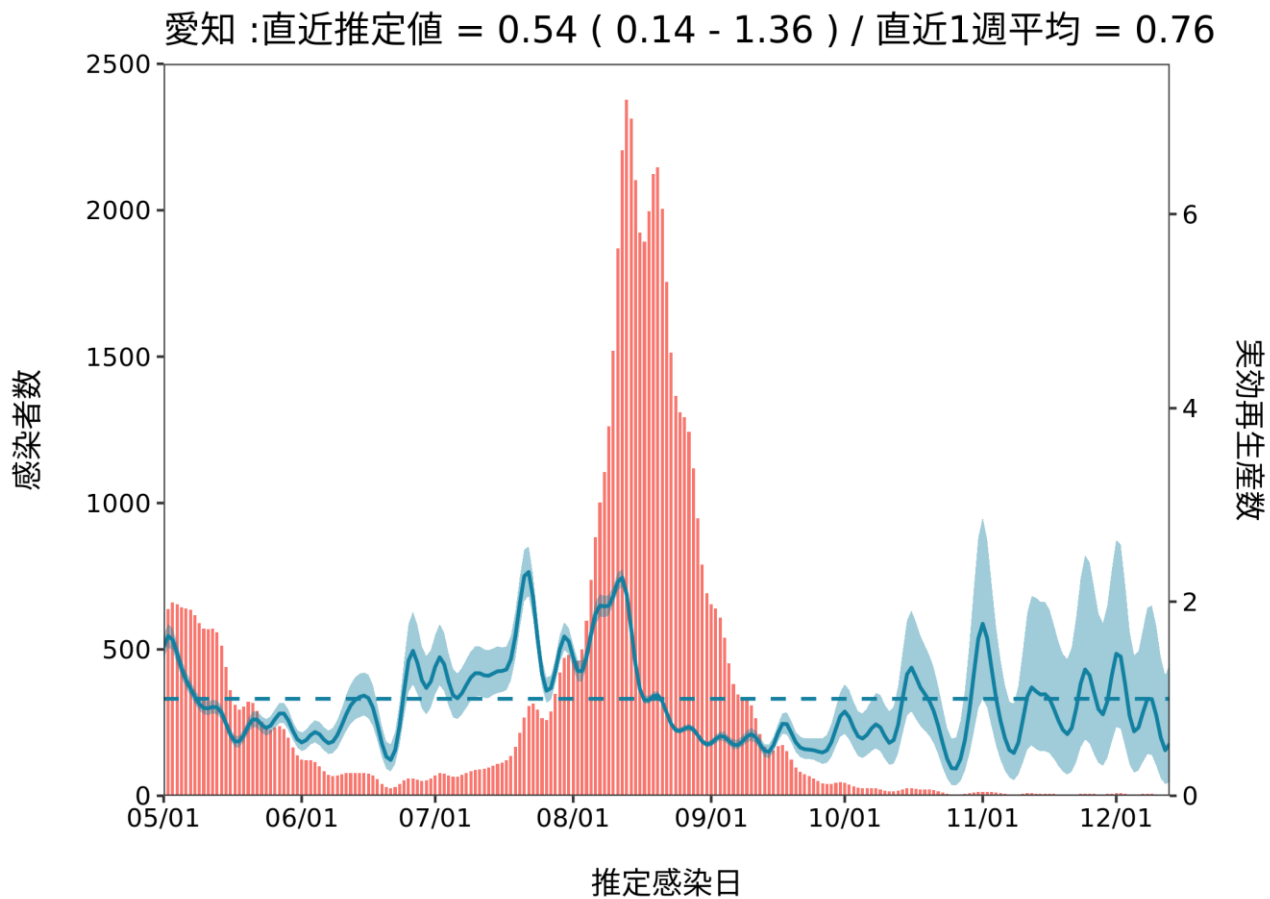
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



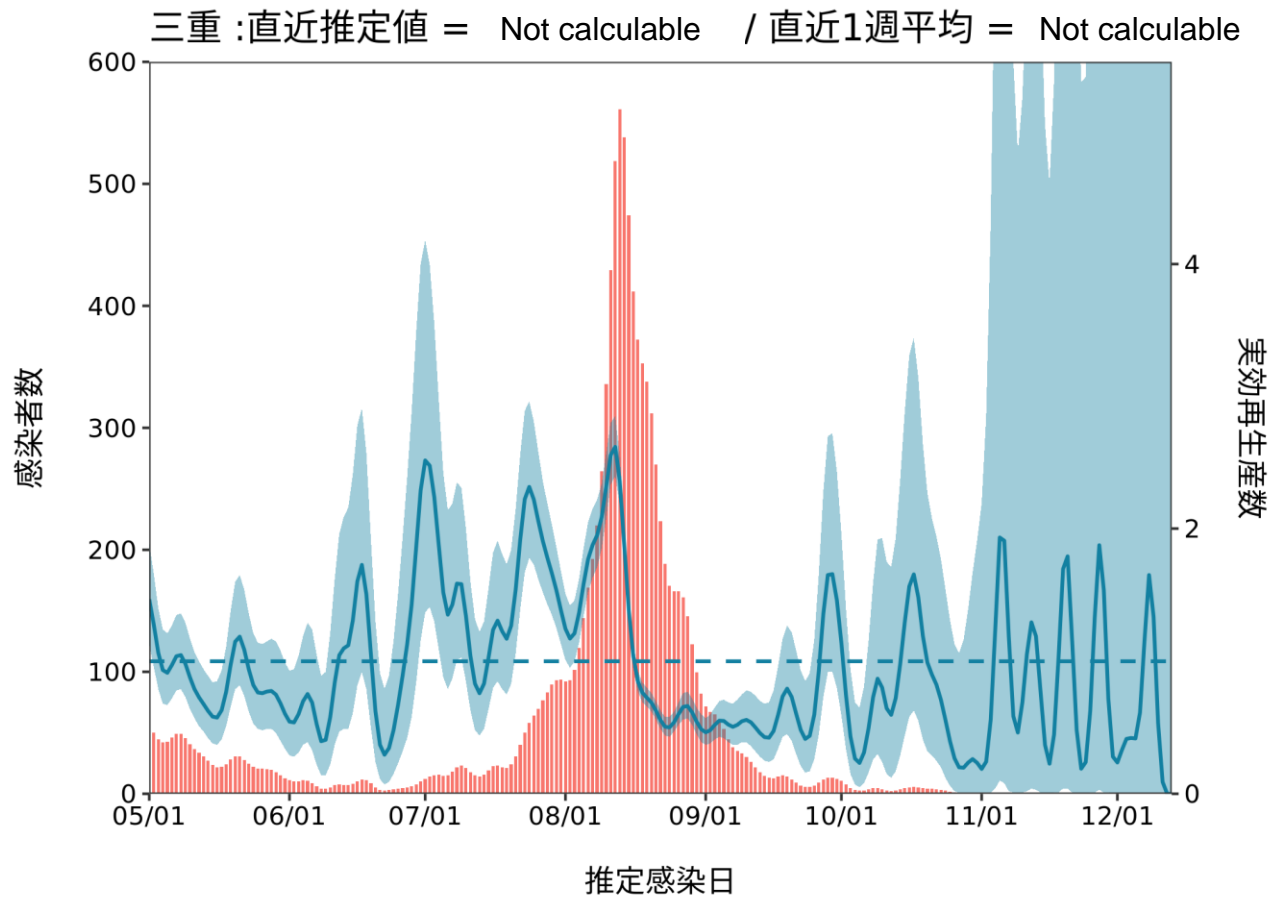
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

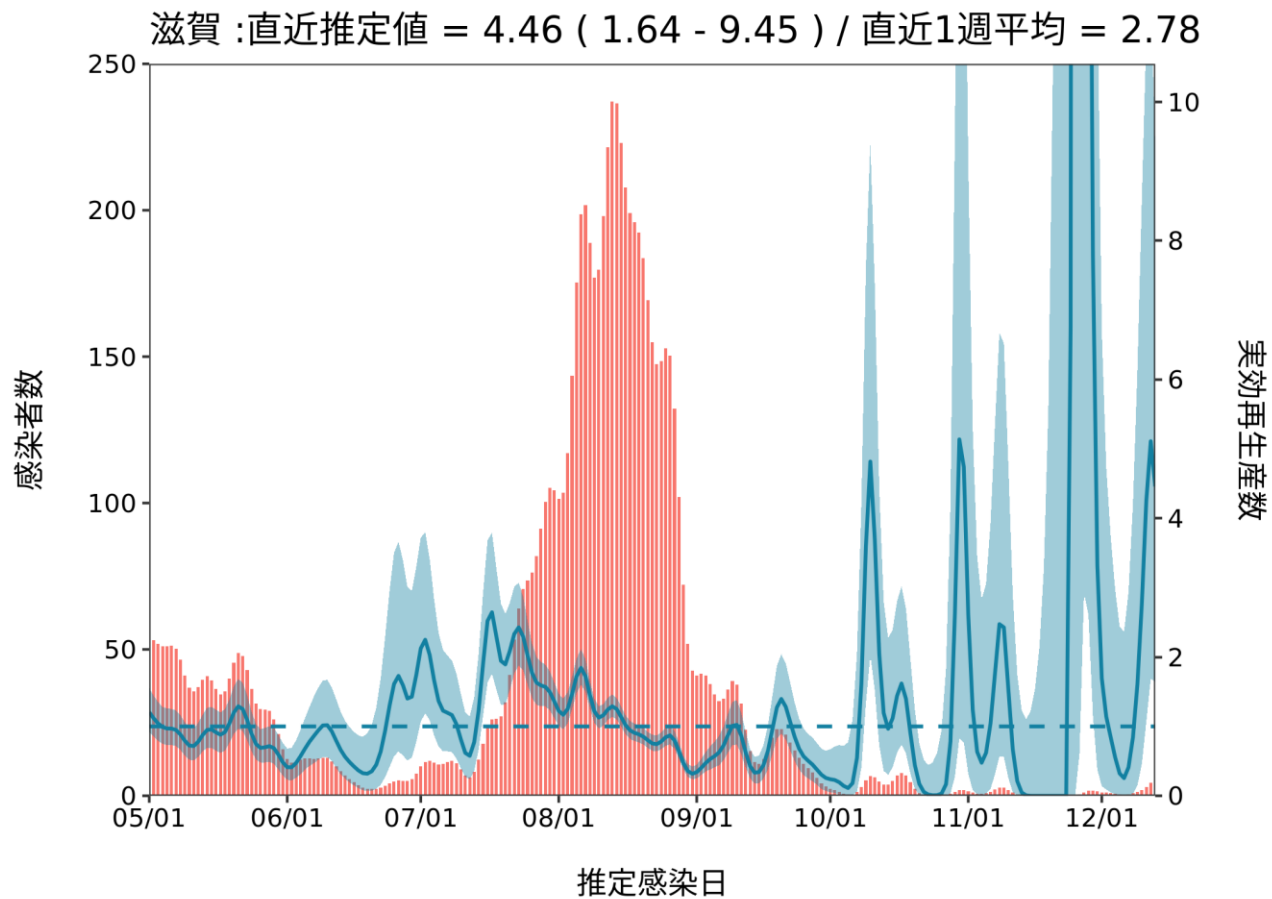
最新推定感染日 12月13日





推定日 12月27日

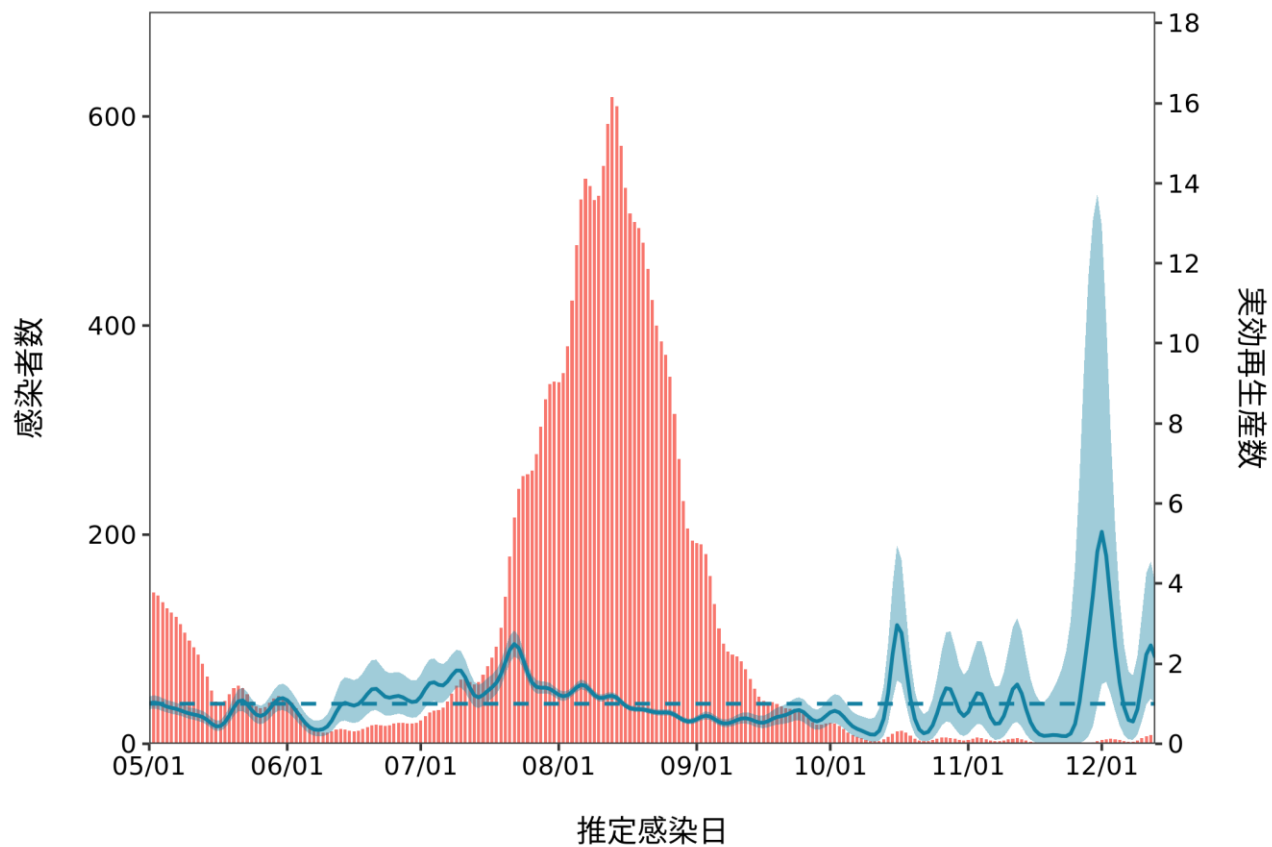
最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

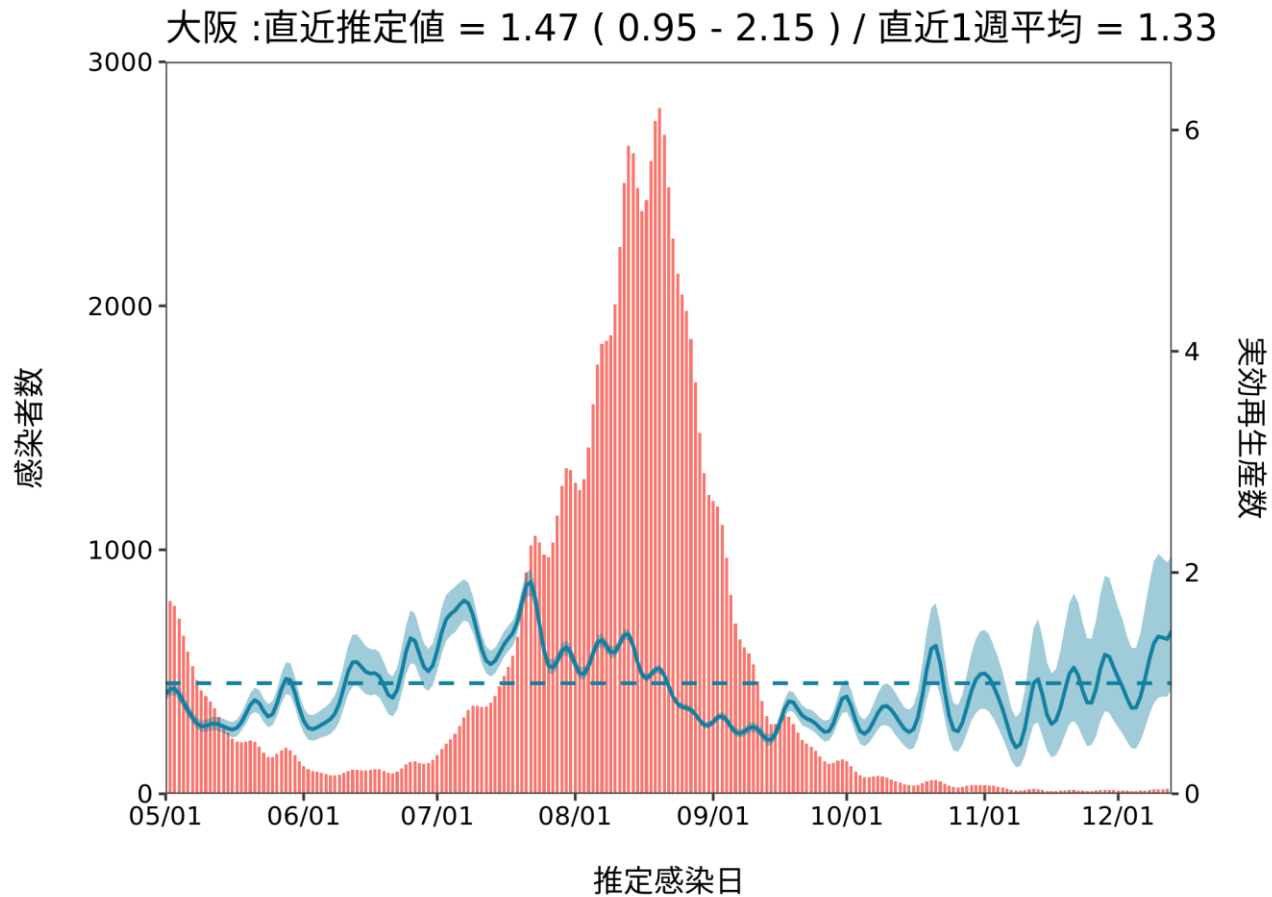
最新推定感染日 12月13日

京都 : 直近推定値 = 2.16 ( 0.99 - 4.02 ) / 直近1週平均 = 1.48



推定日 12月27日

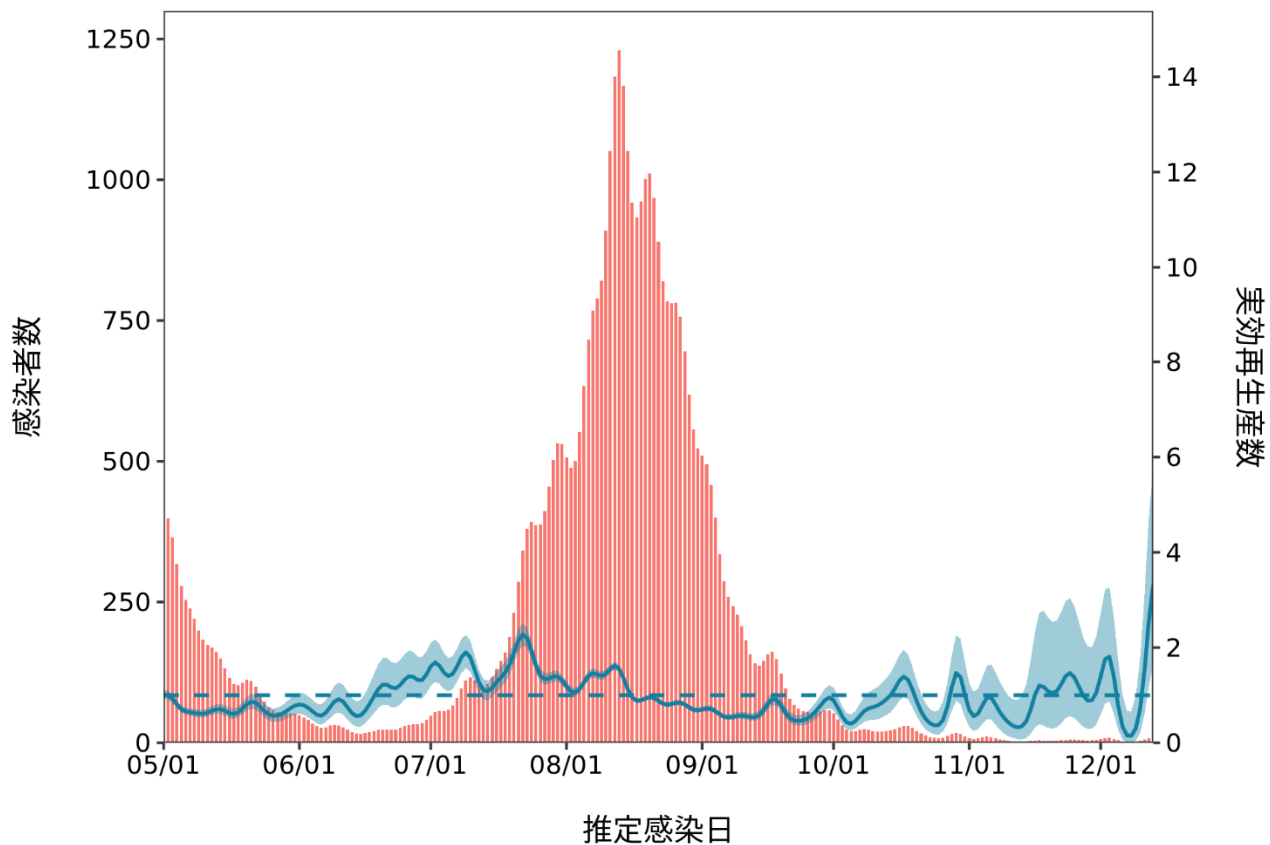
最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日

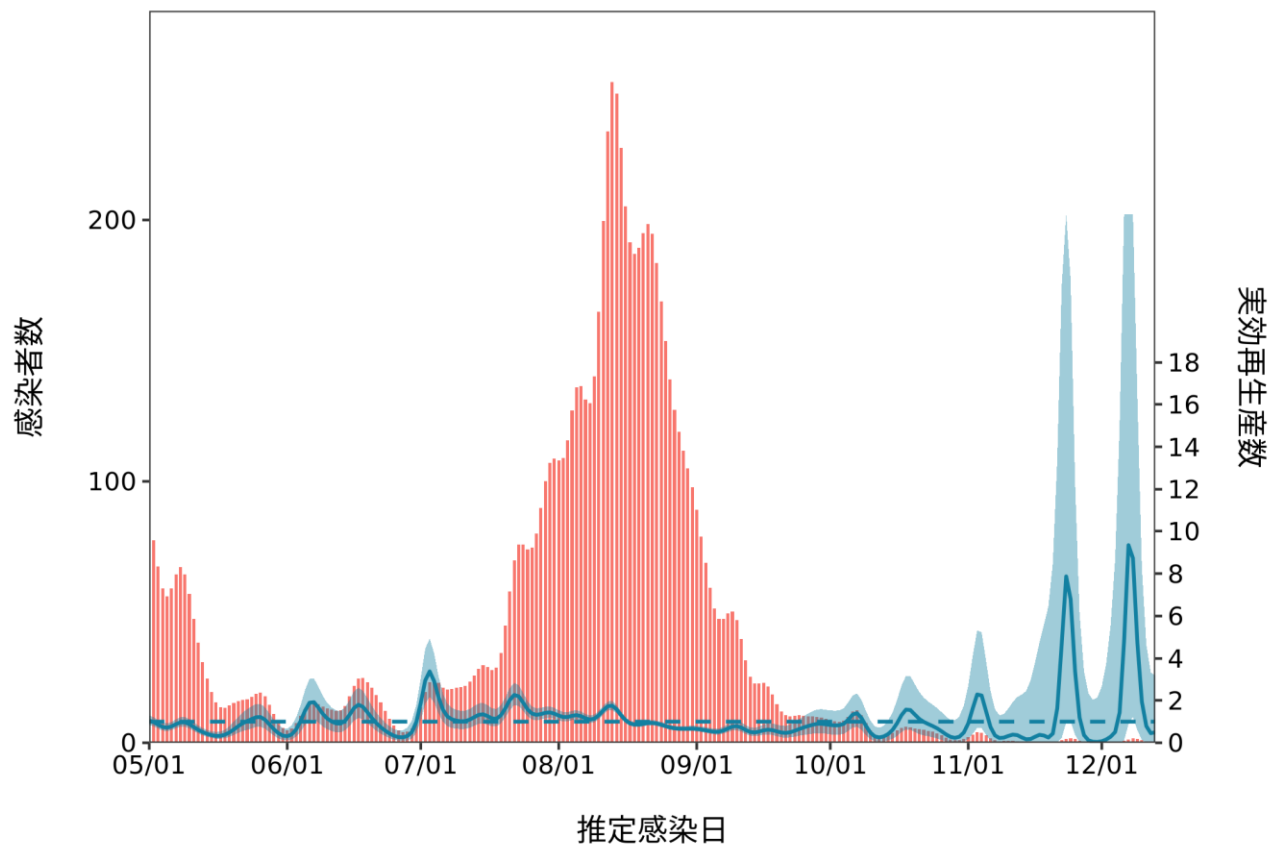
兵庫 : 直近推定値 = 3.32 ( 1.67 - 5.82 ) / 直近1週平均 = 1.24



推定日 12月27日

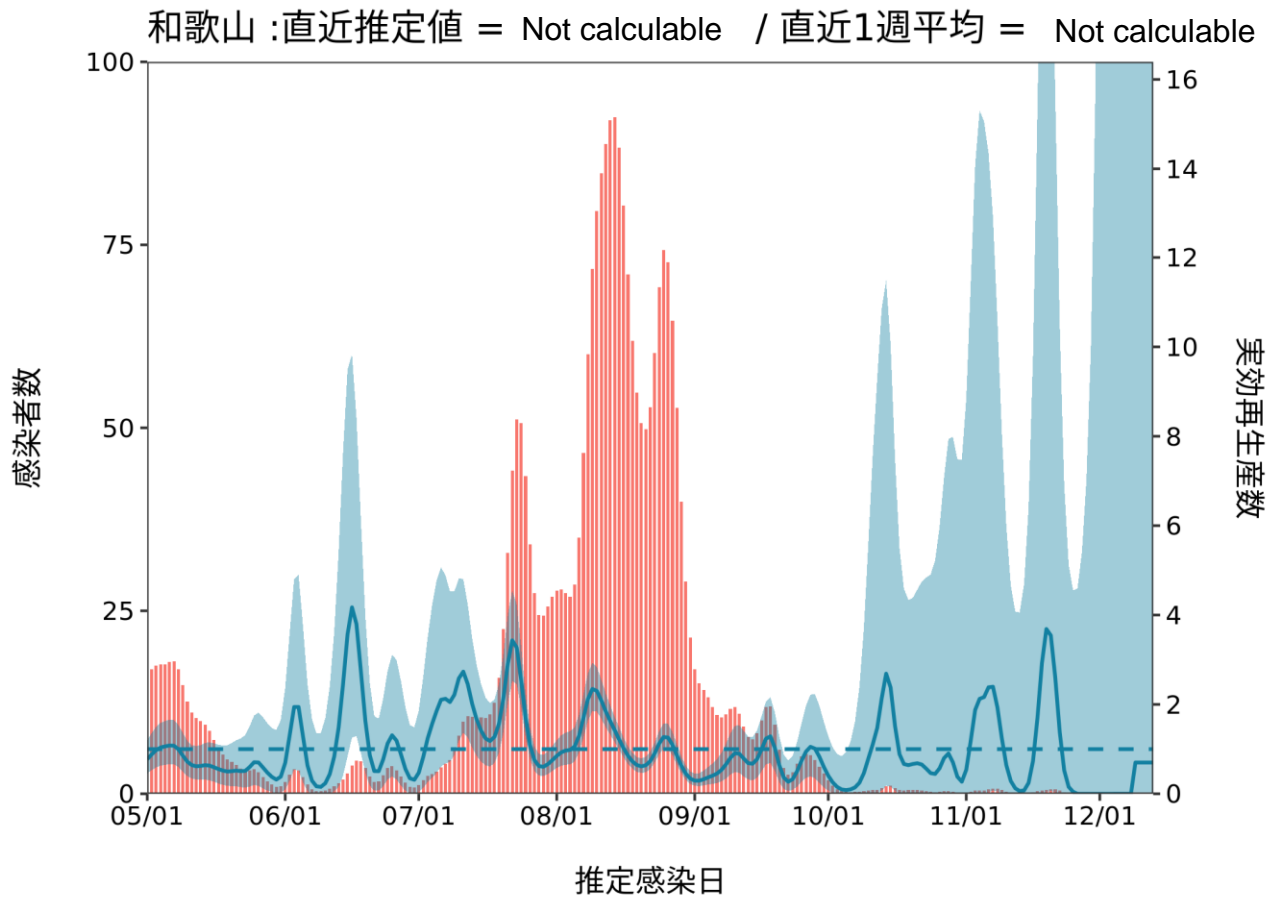
最新推定感染日 12月13日

奈良 :直近推定値 =  $0.5 ( 0.01 - 3.19 ) /$  直近1週平均 = 3.78



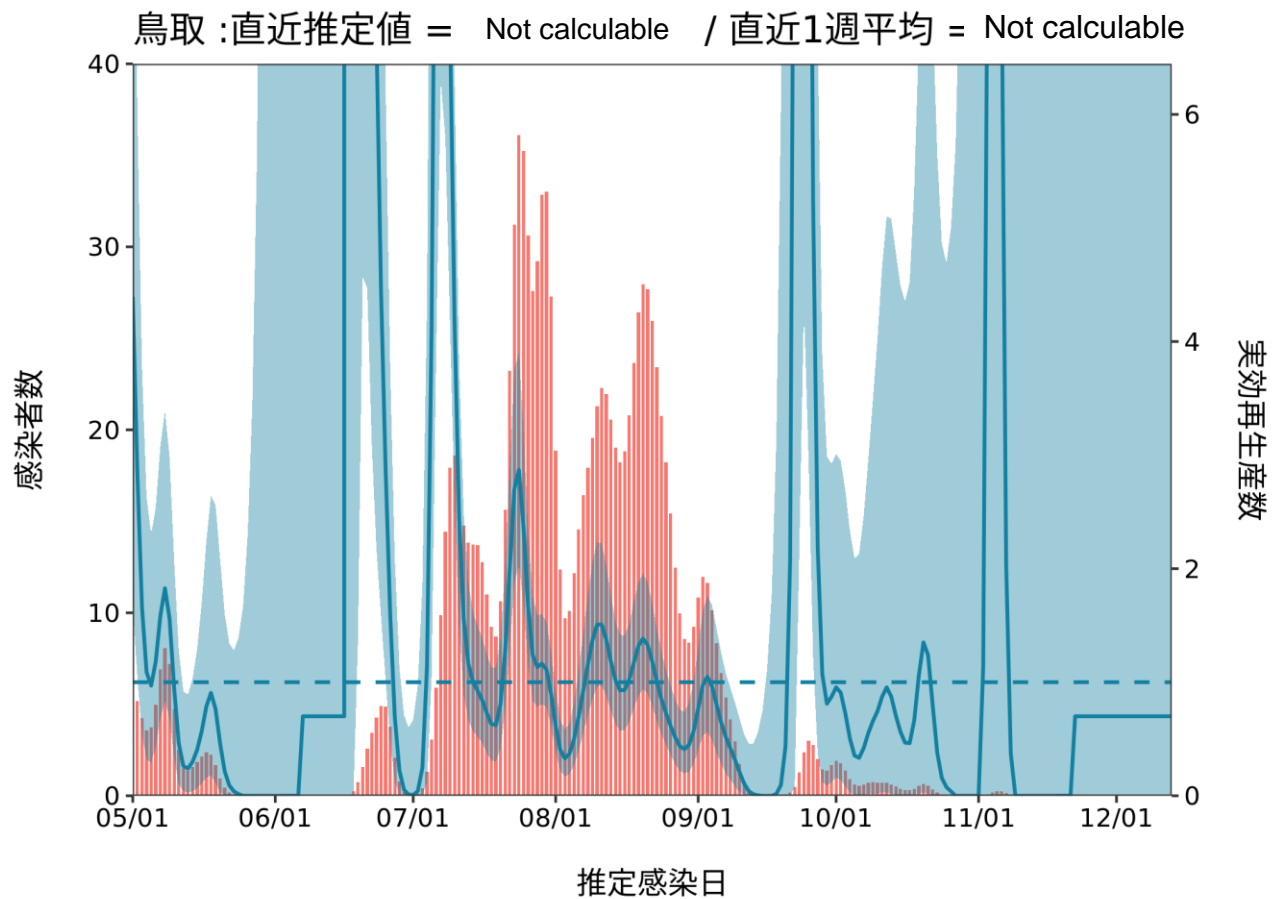
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

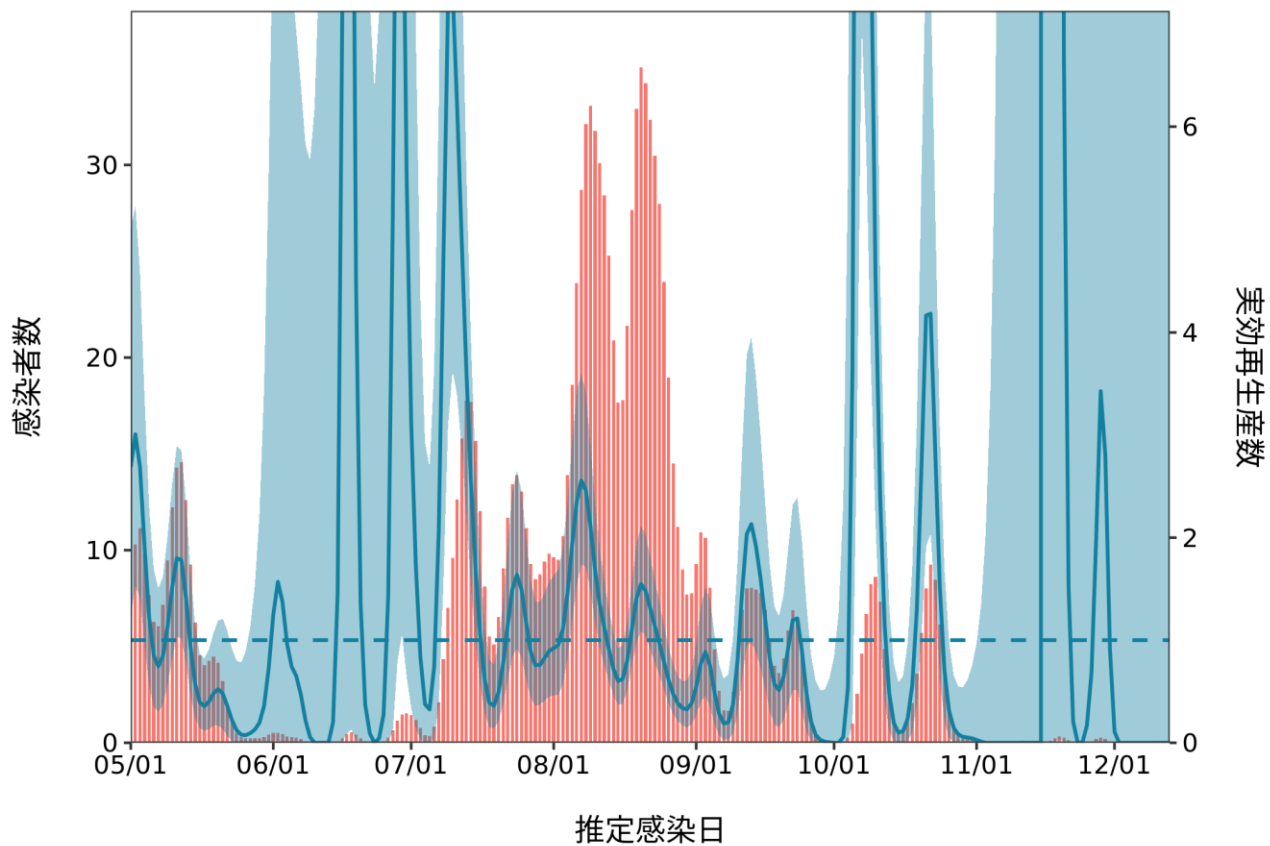
最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日

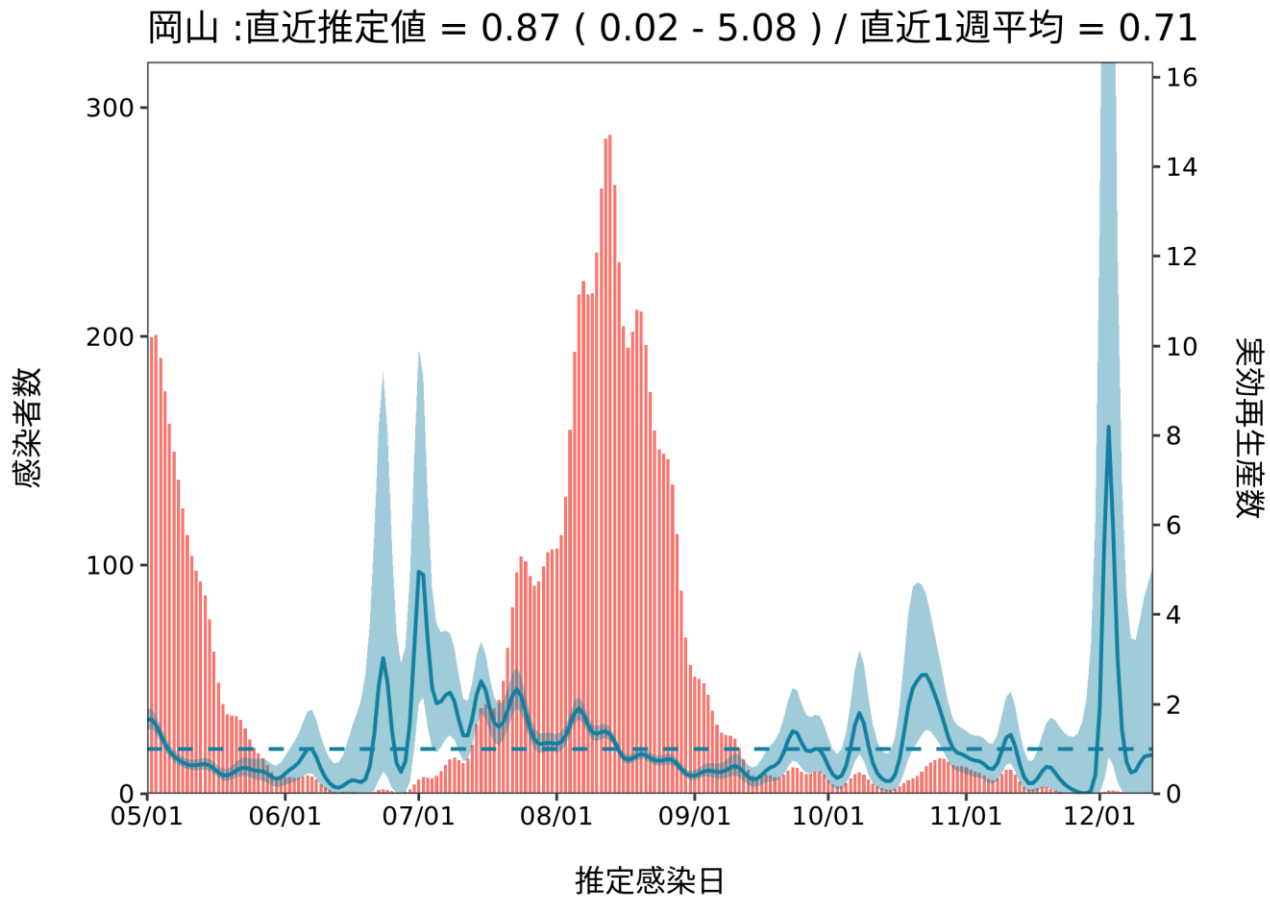
島根 : 直近推定値 = Not calculable 直近1週平均 = Not calculable





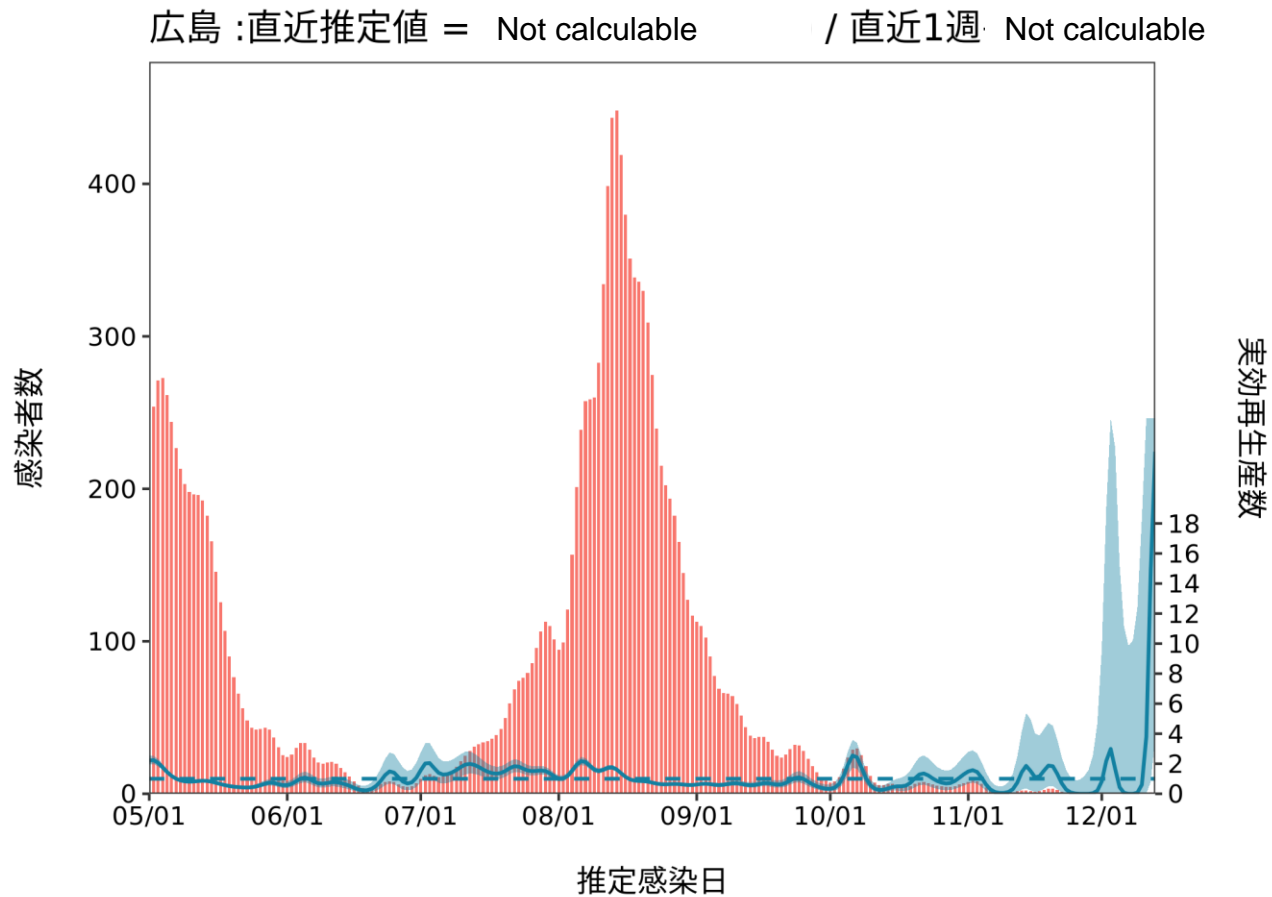
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

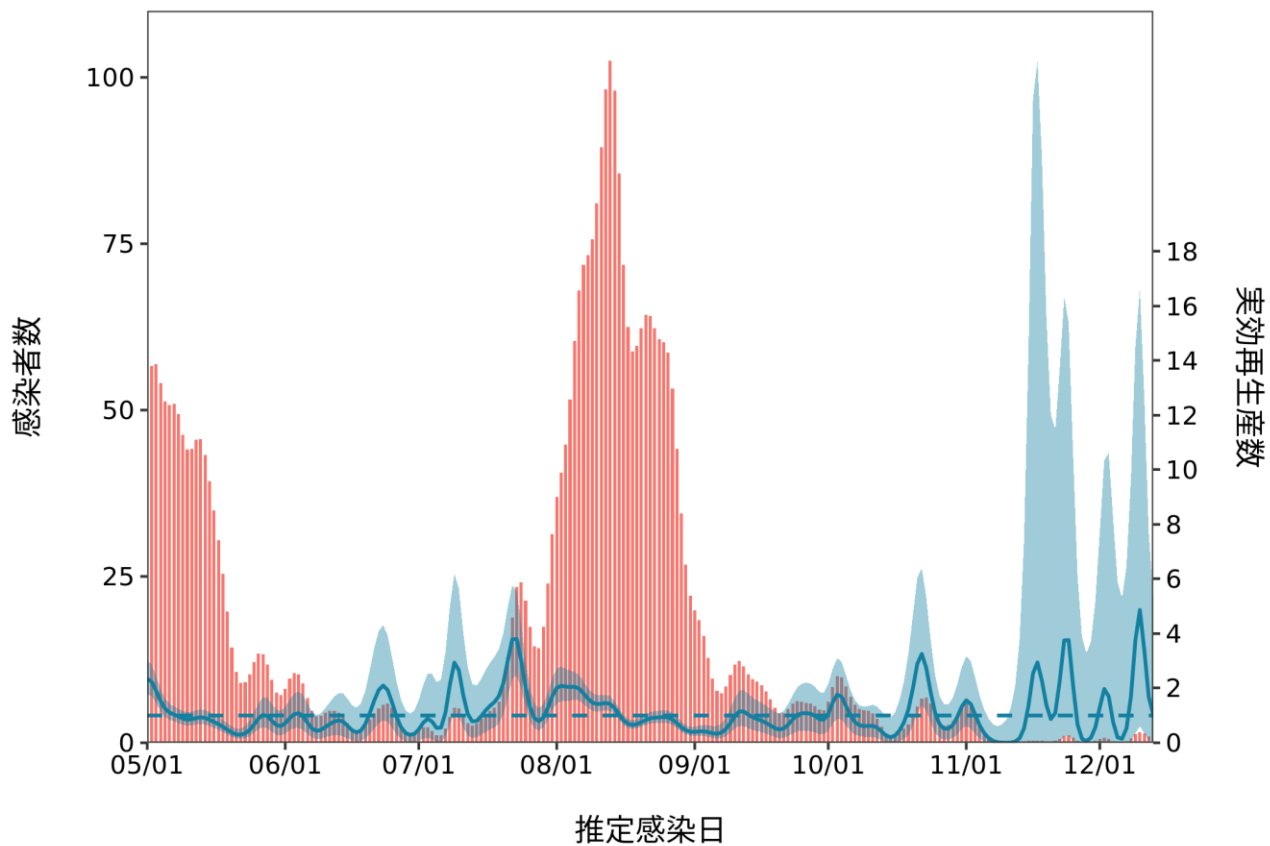
最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

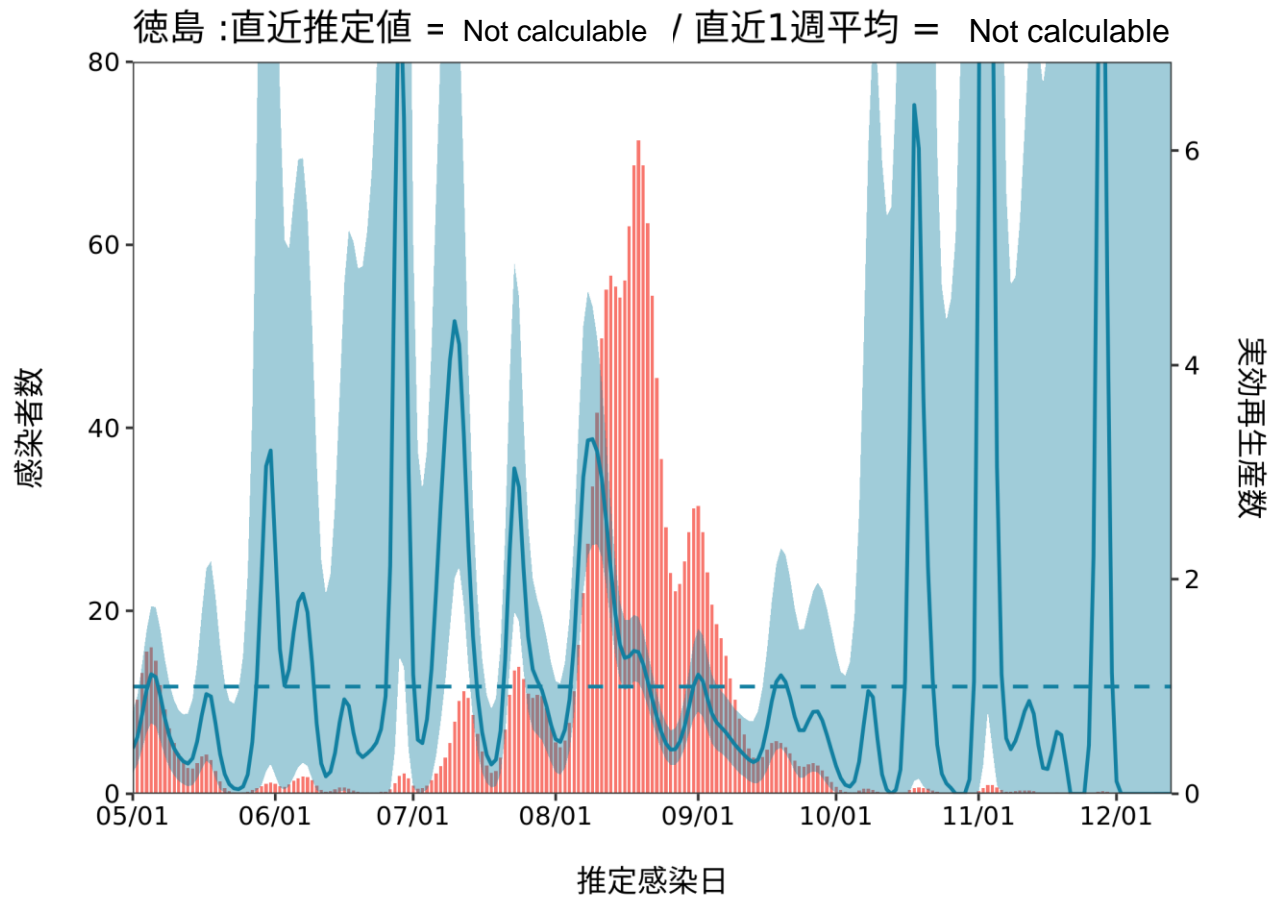
最新推定感染日 12月13日

山口 :直近推定値 = 1.04 ( 0.04 - 5.3 ) / 直近1週平均 = 2.42



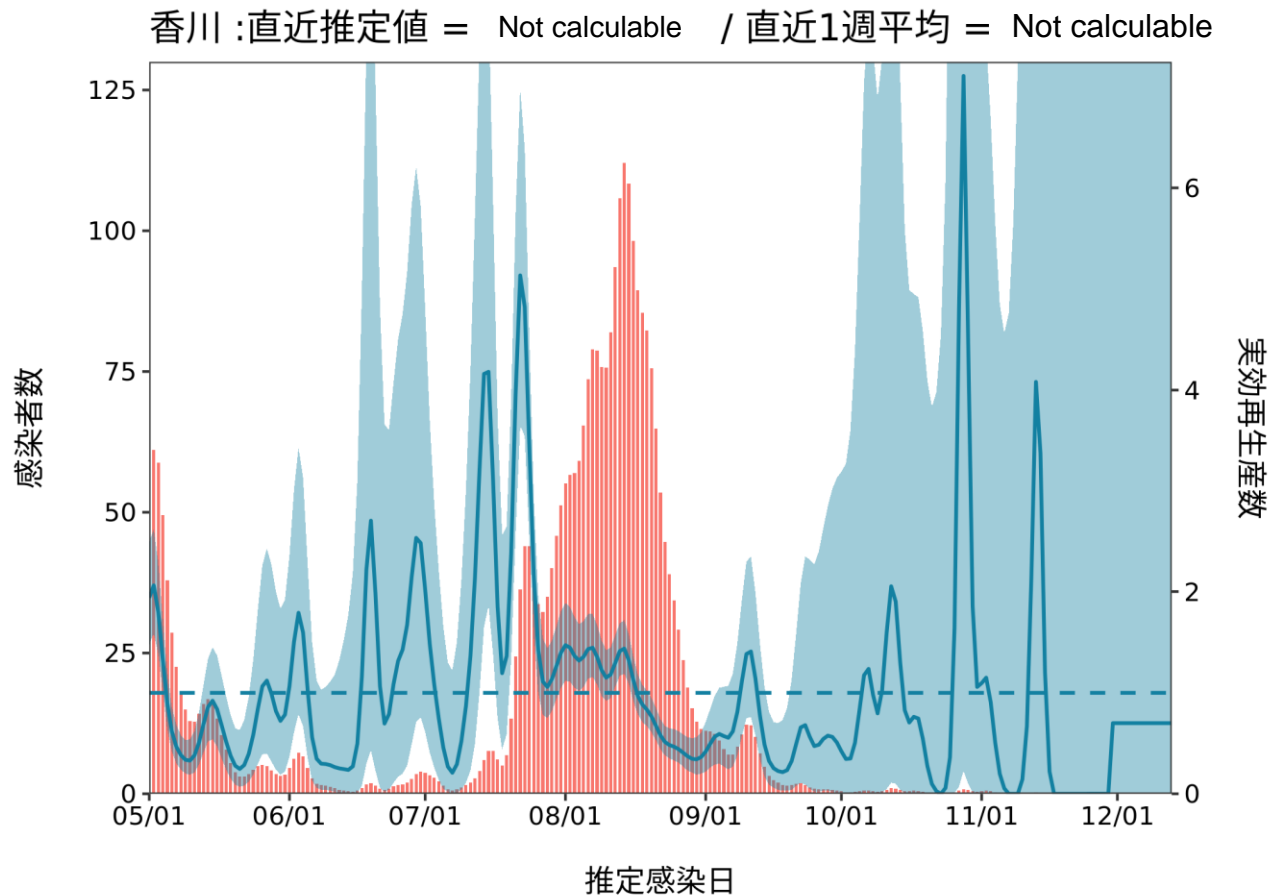
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



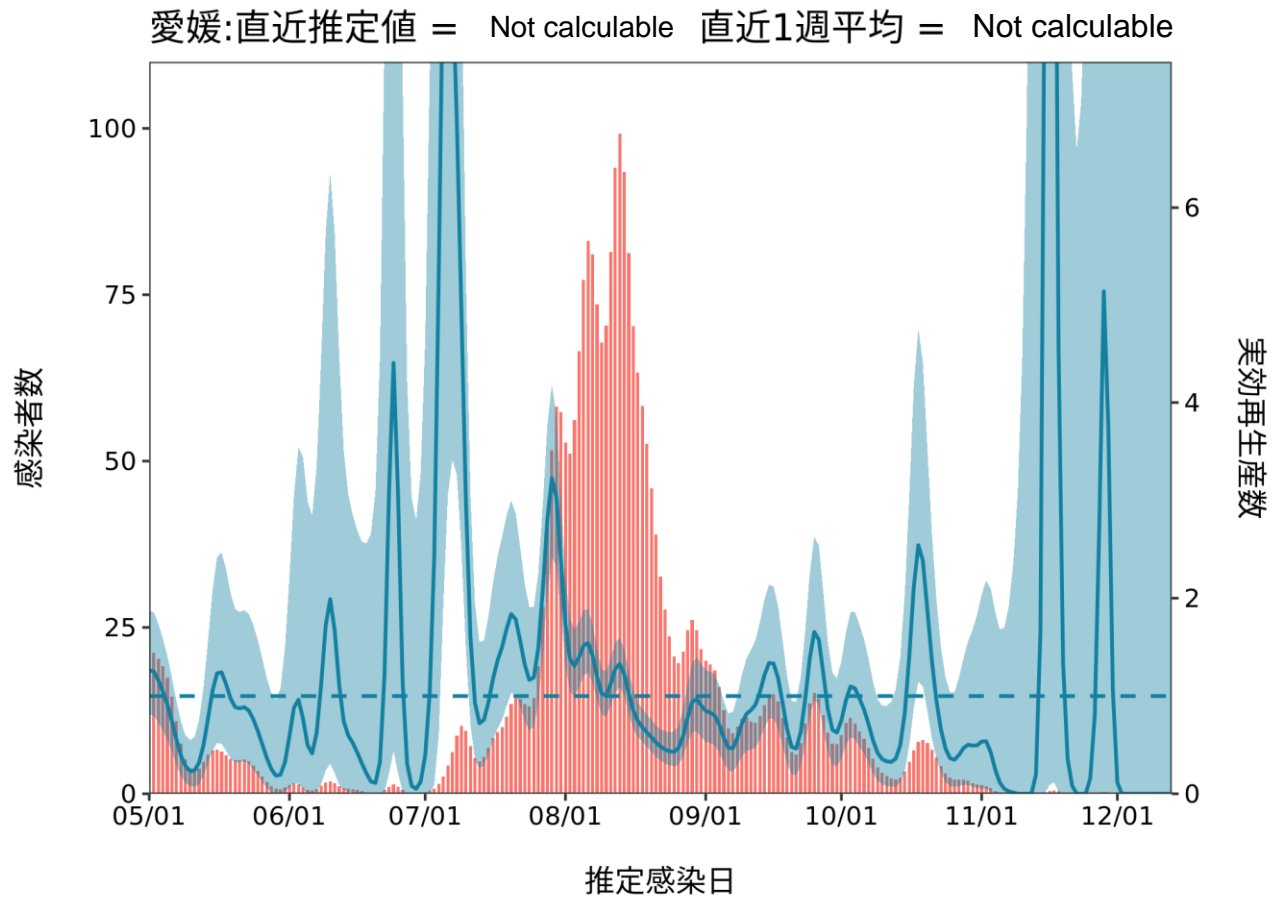
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



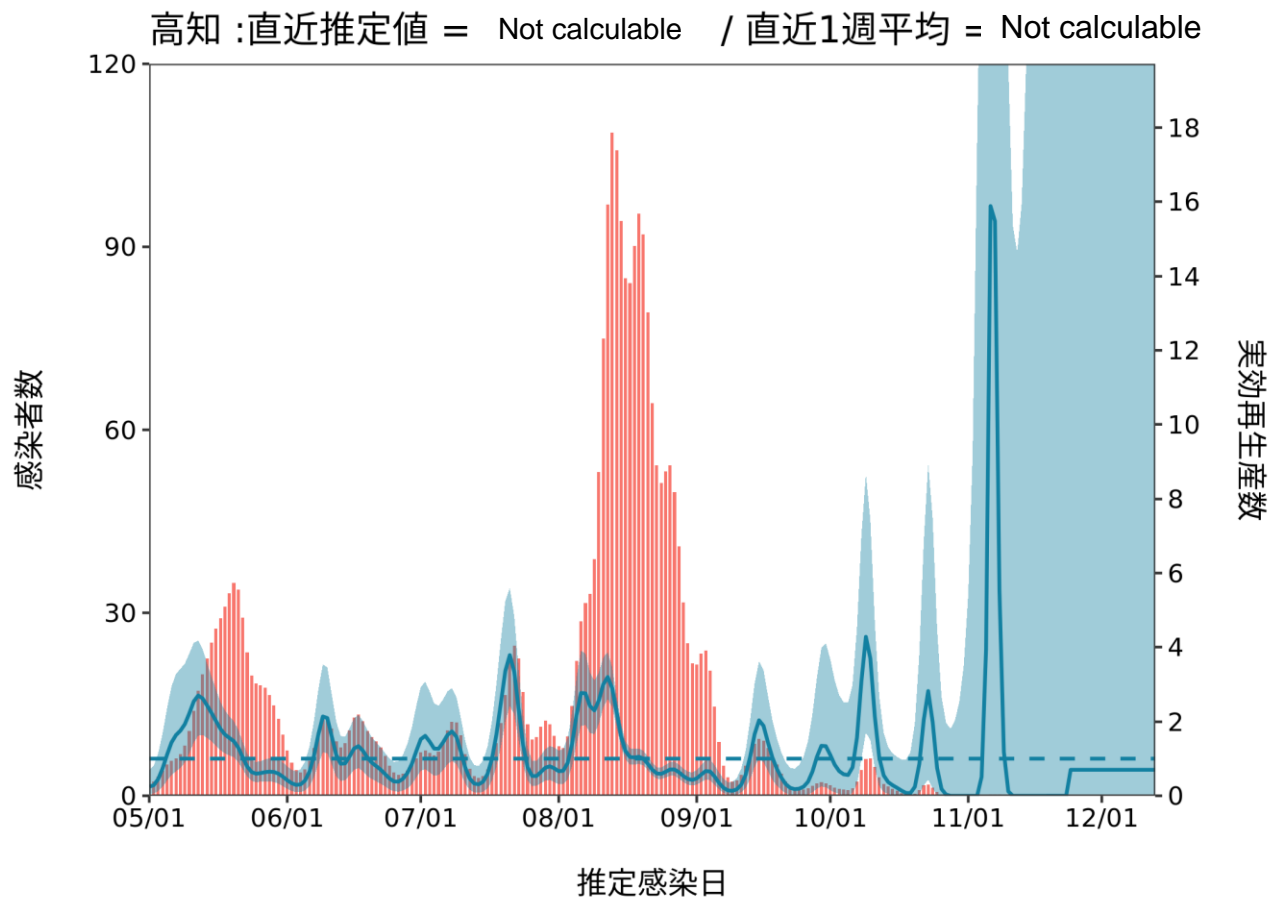
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



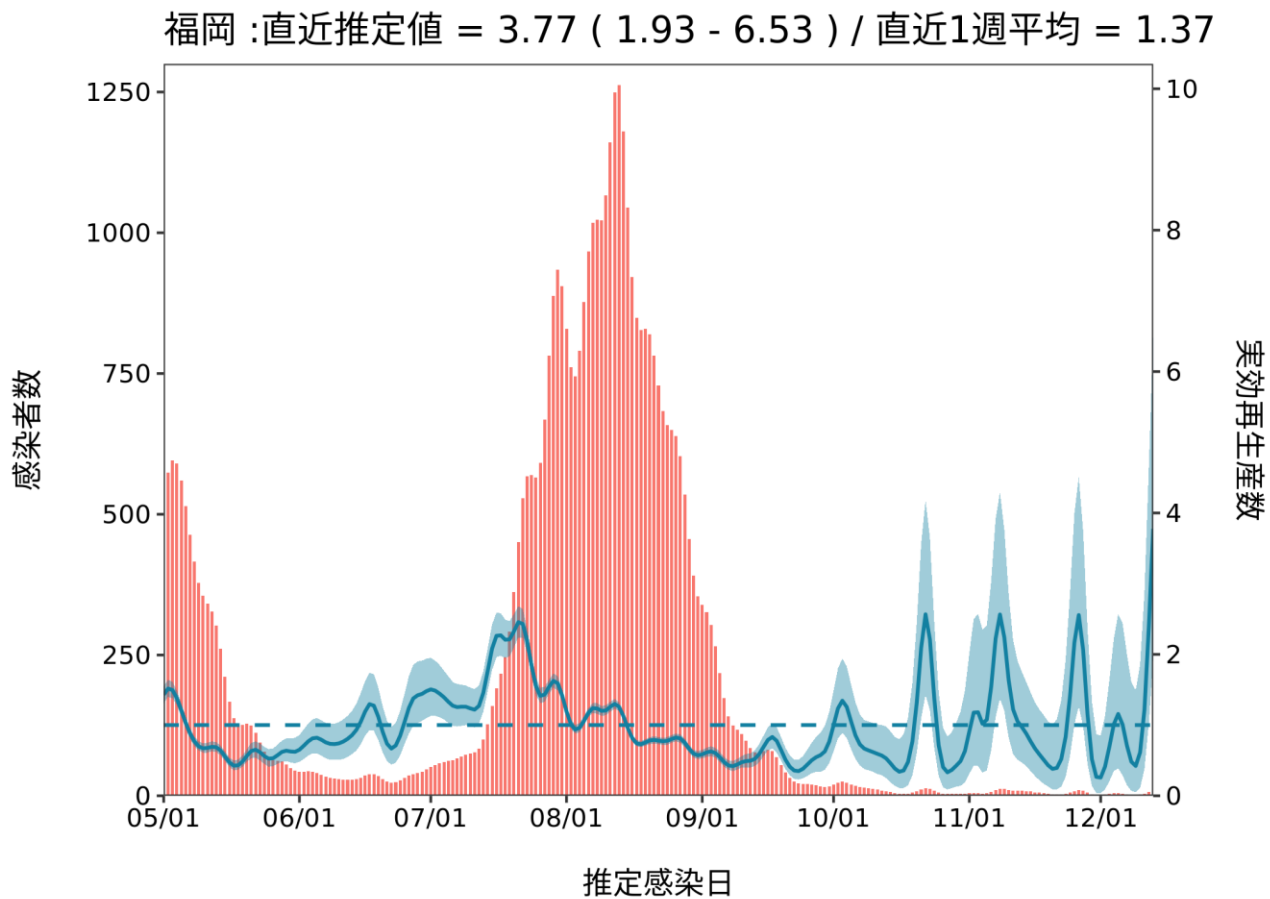
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

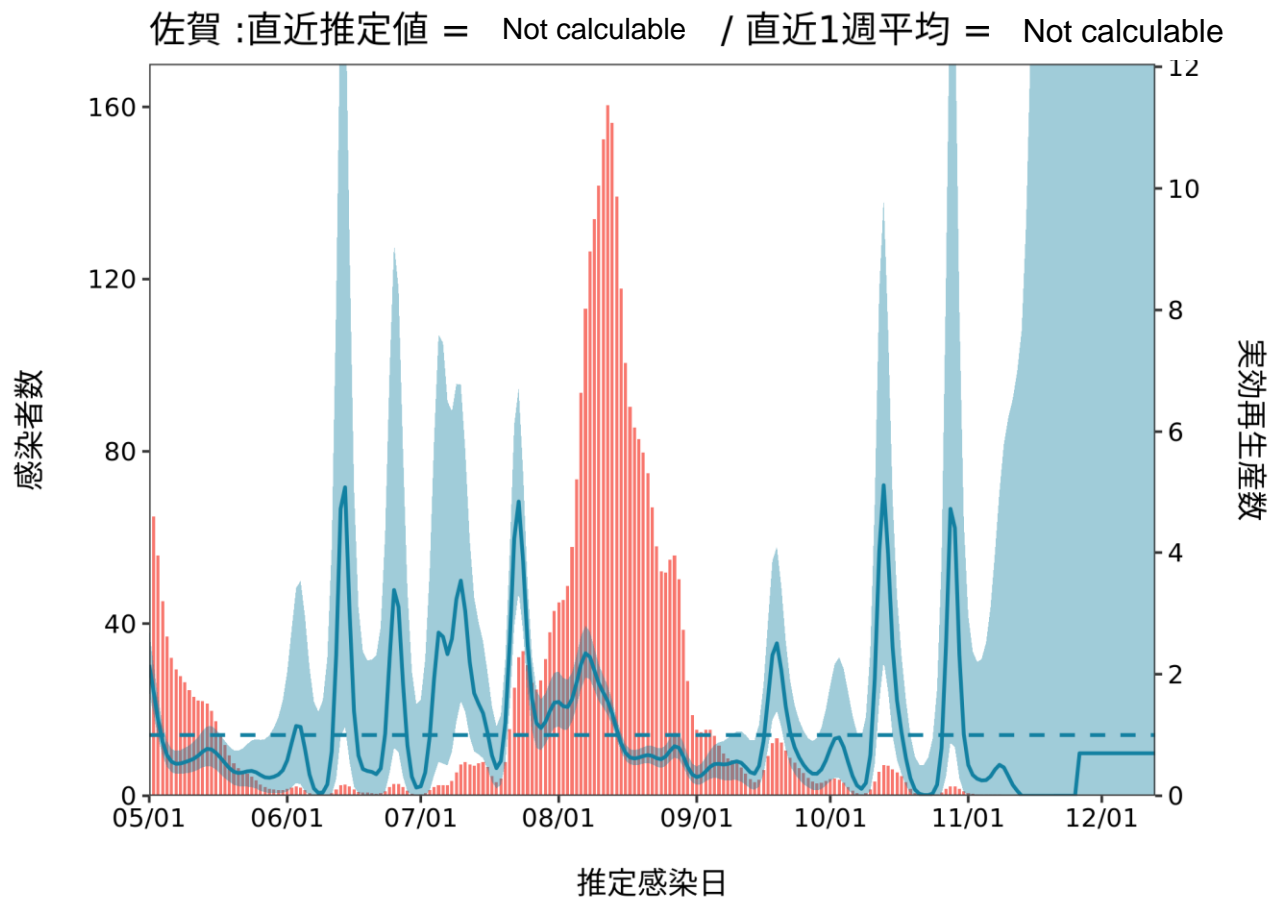
最新推定感染日 12月13日





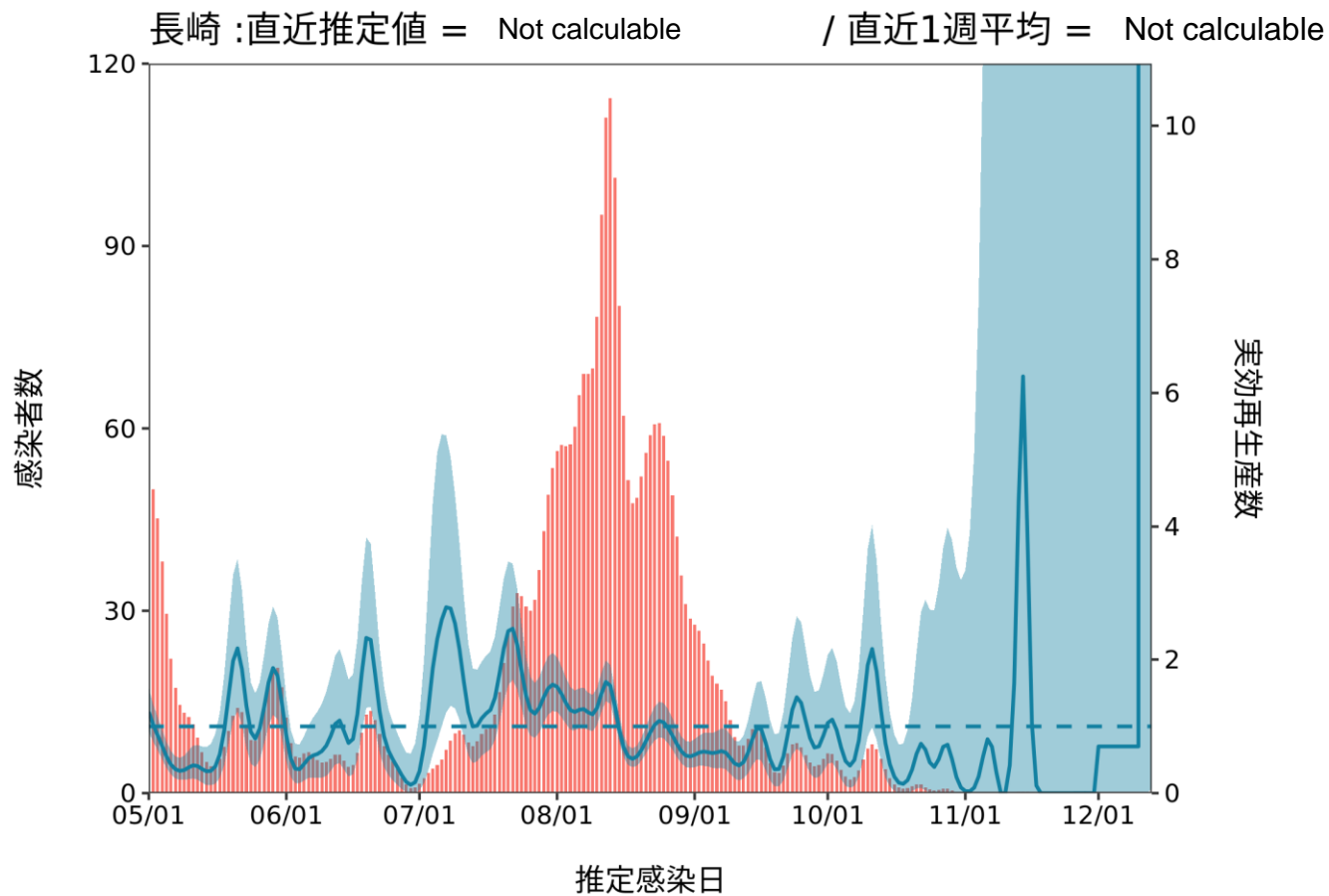
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



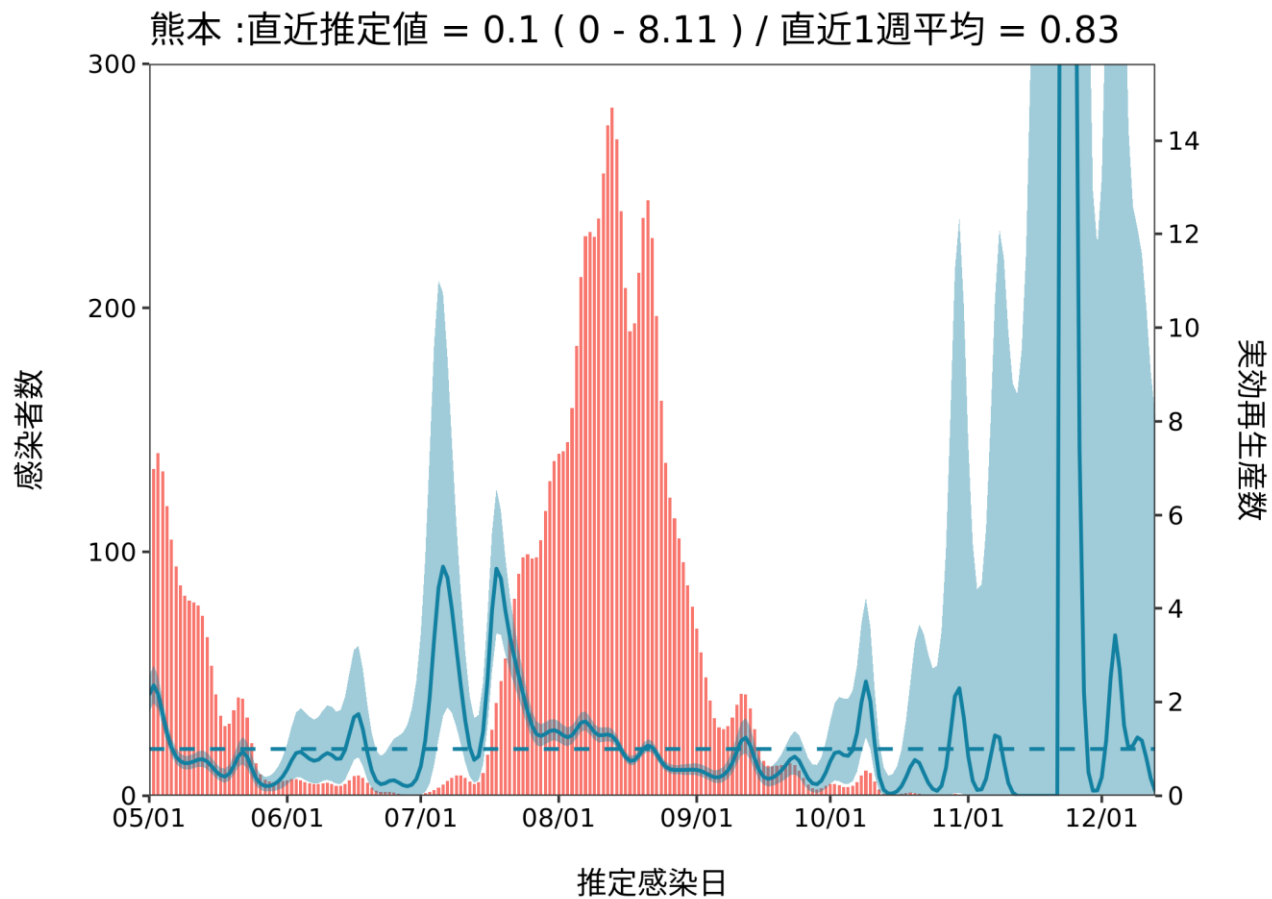
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



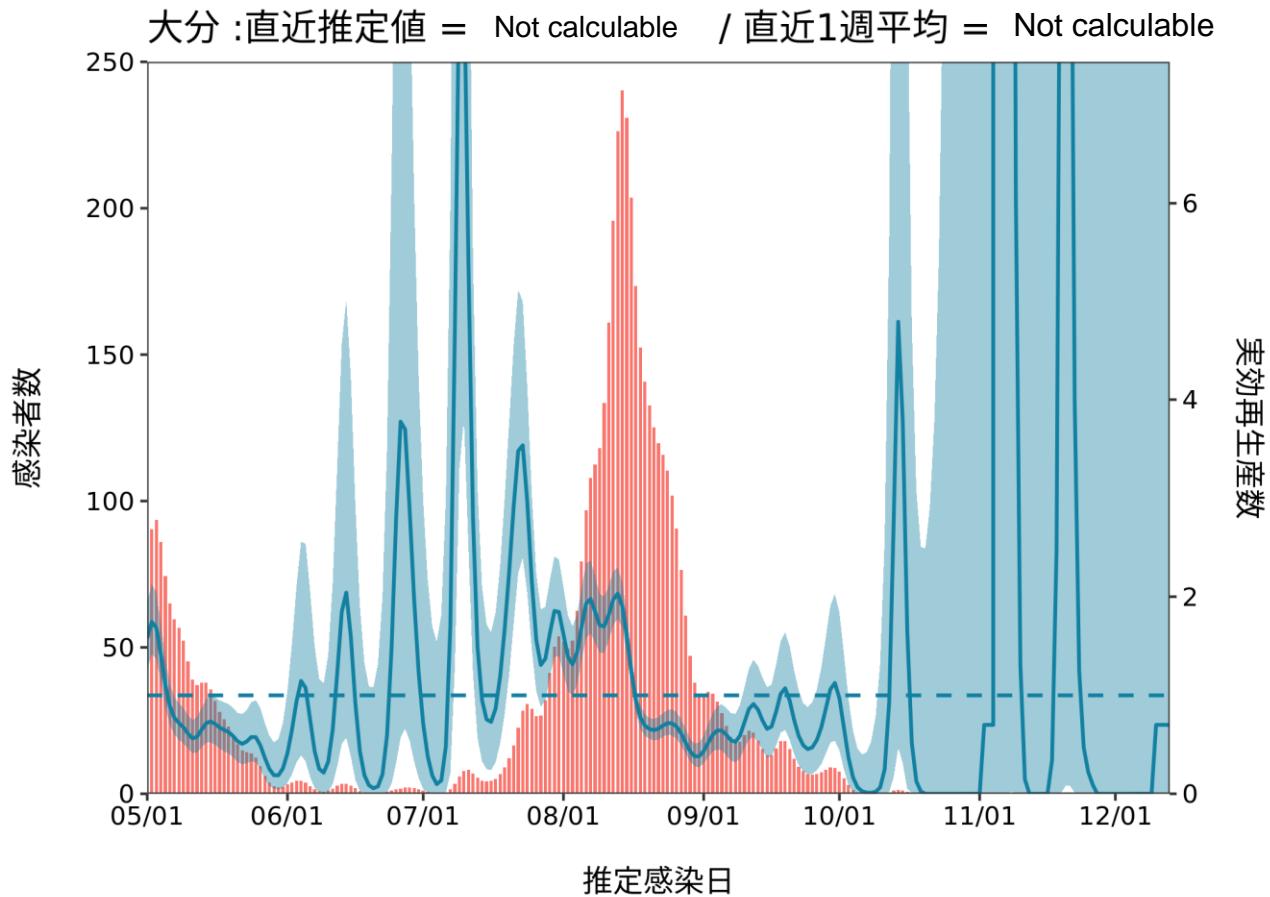
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

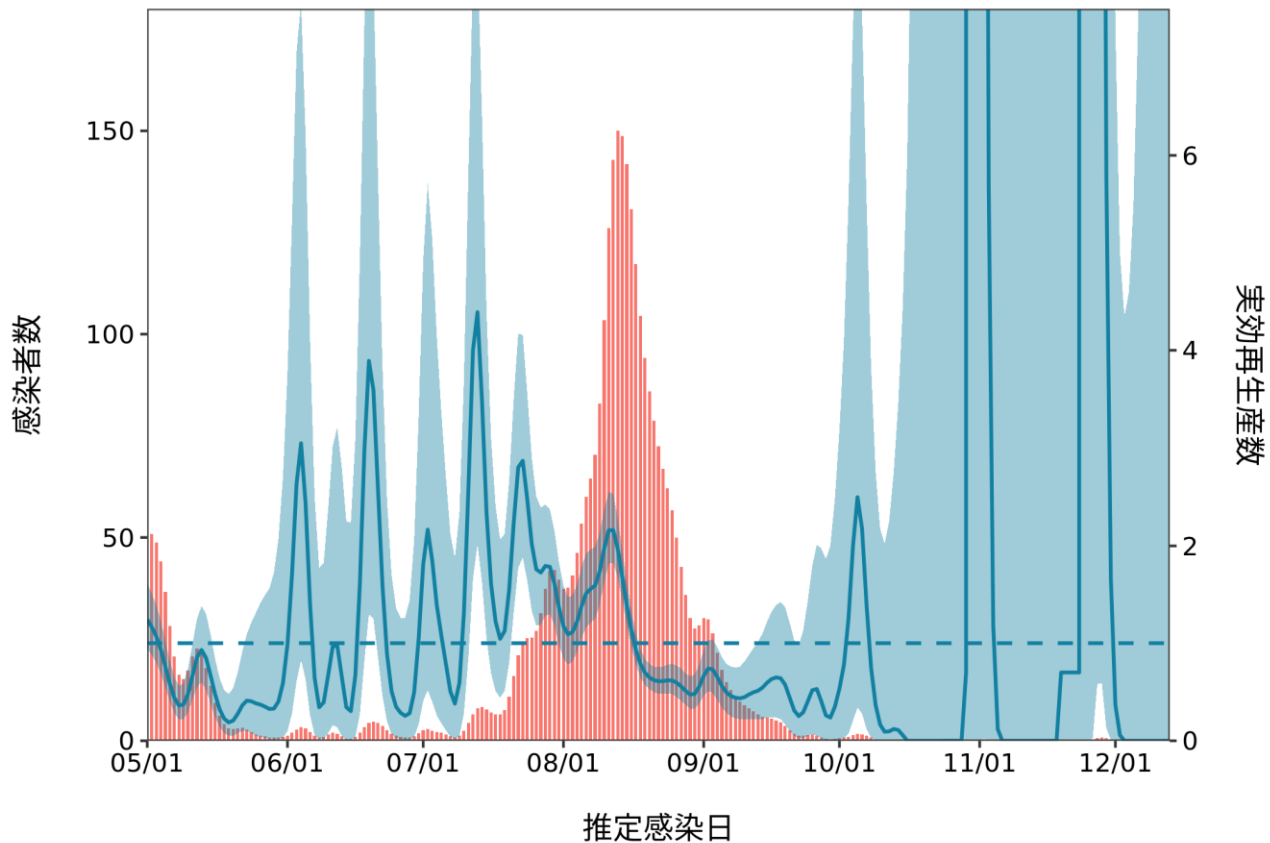
最新推定感染日 12月13日



推定日 12月27日

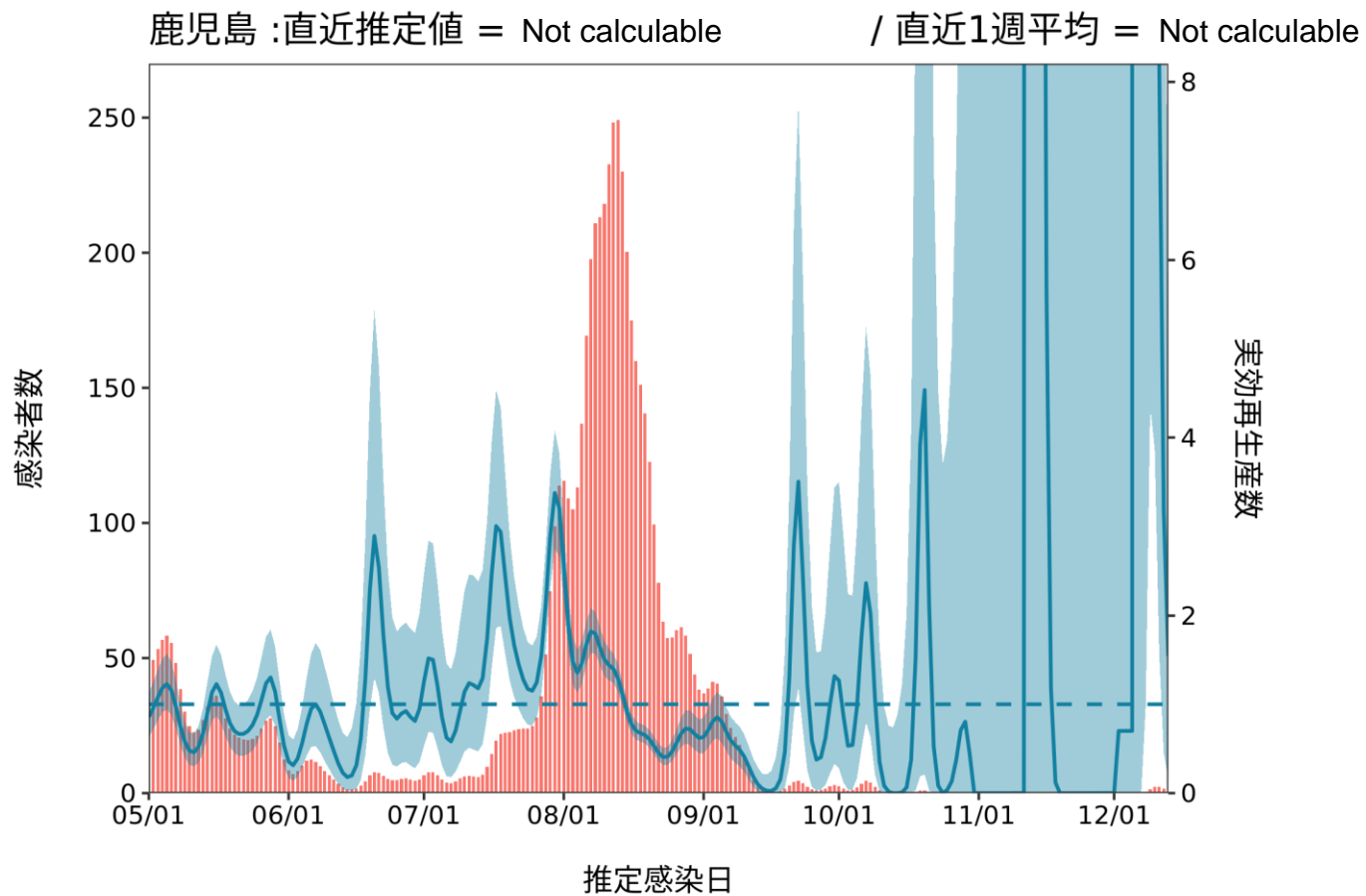
最新推定感染日 12月13日

宮崎 :直近推定値 = Not calculable 直近1週平均 = Not calculable



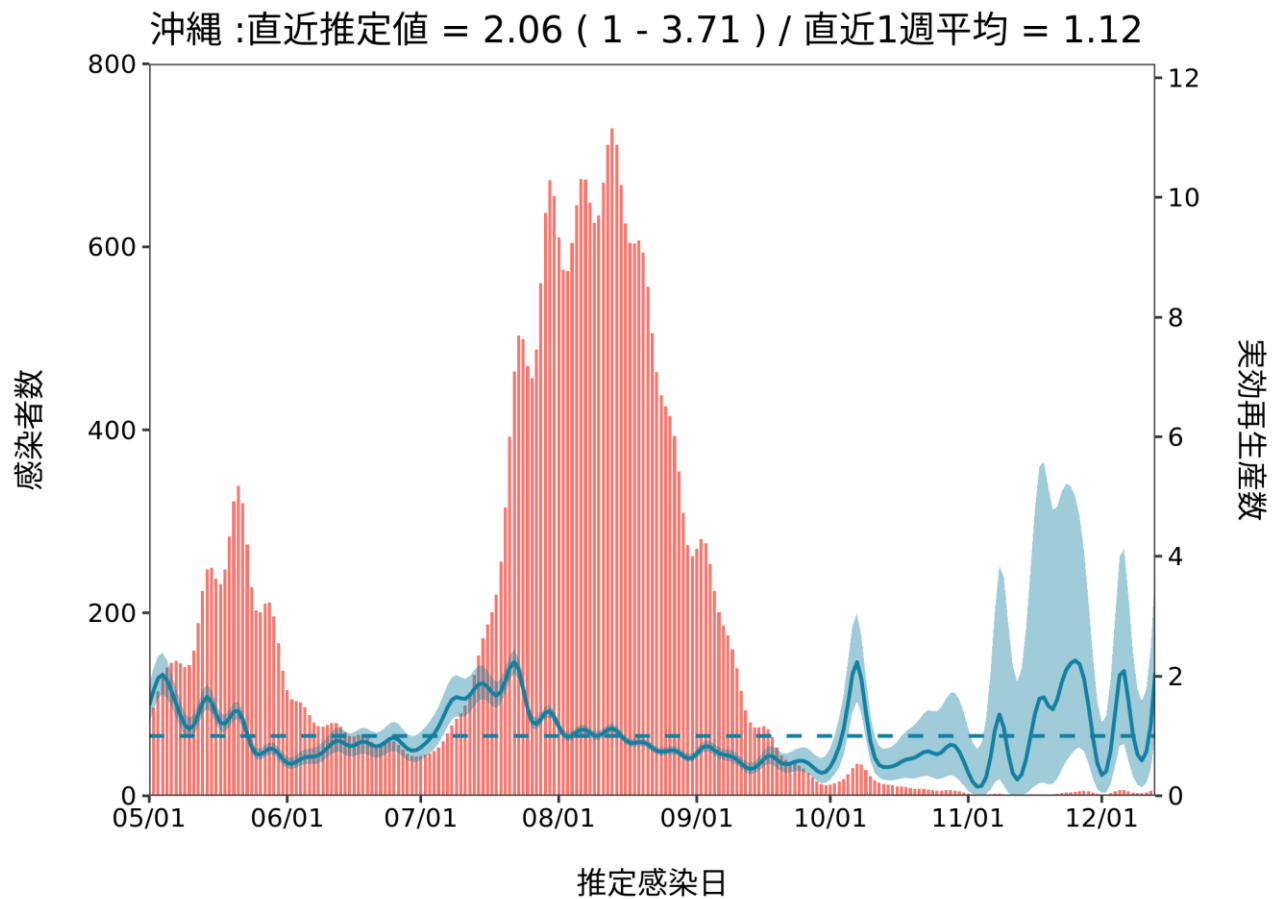
推定日 12月27日

最新推定感染日 12月13日

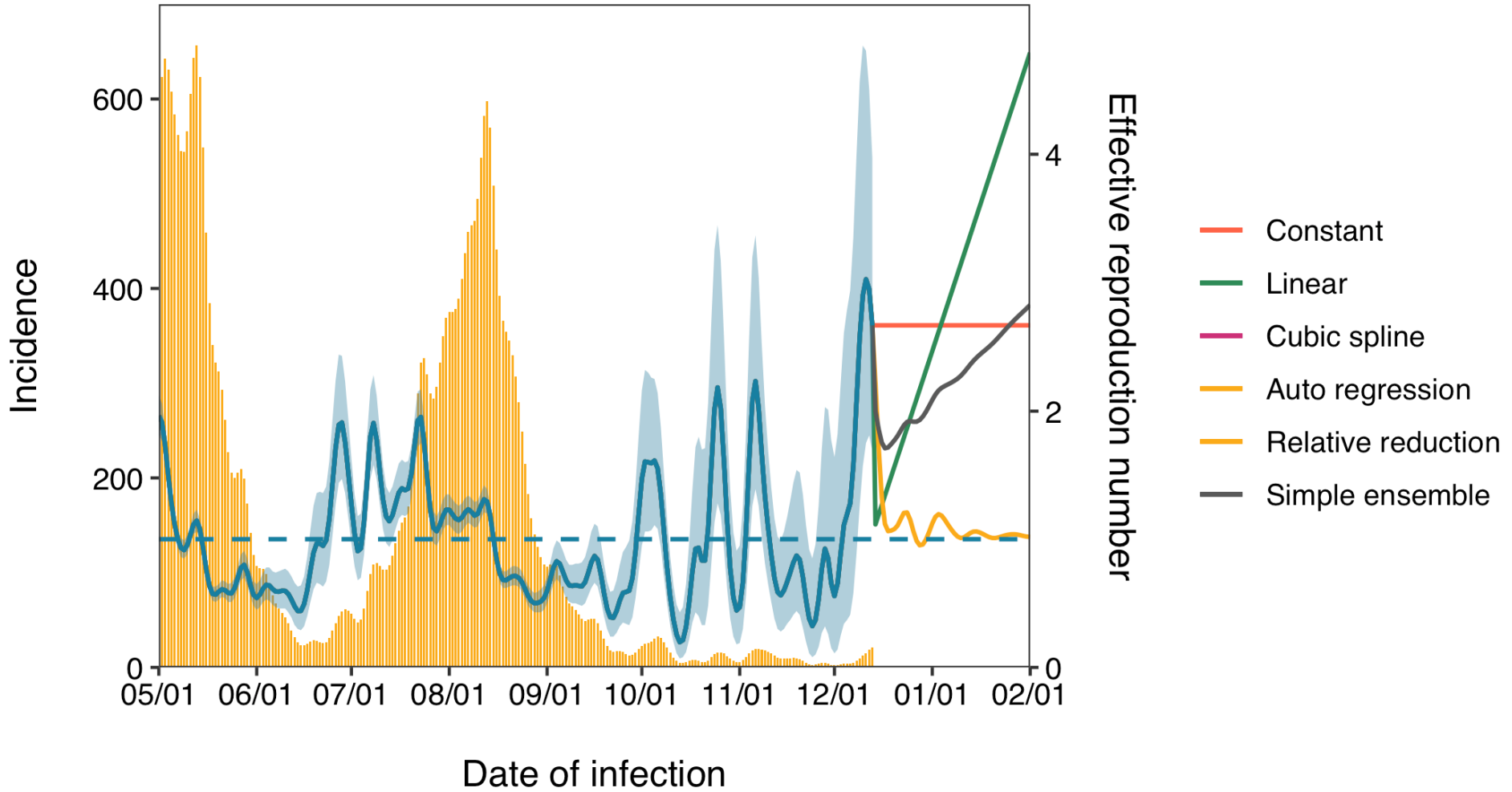


推定日 12月27日

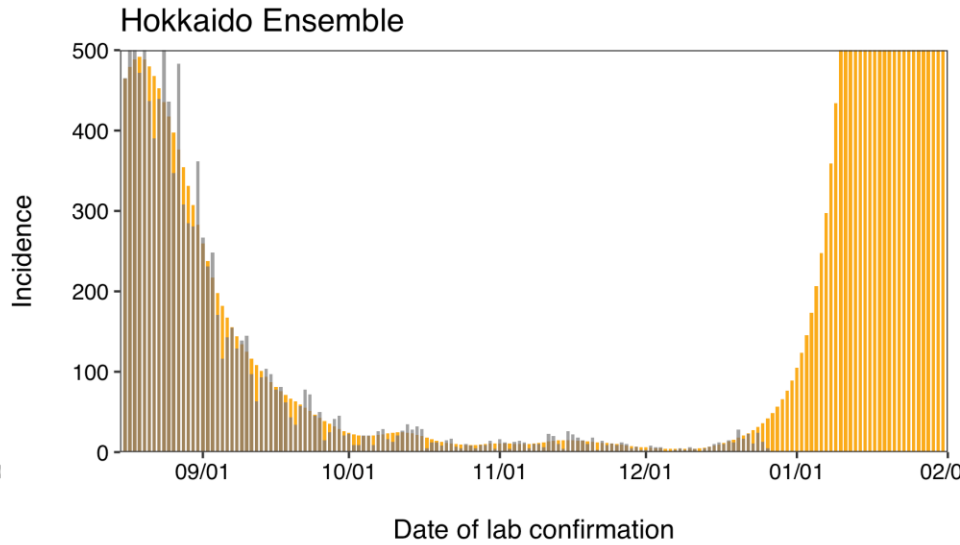
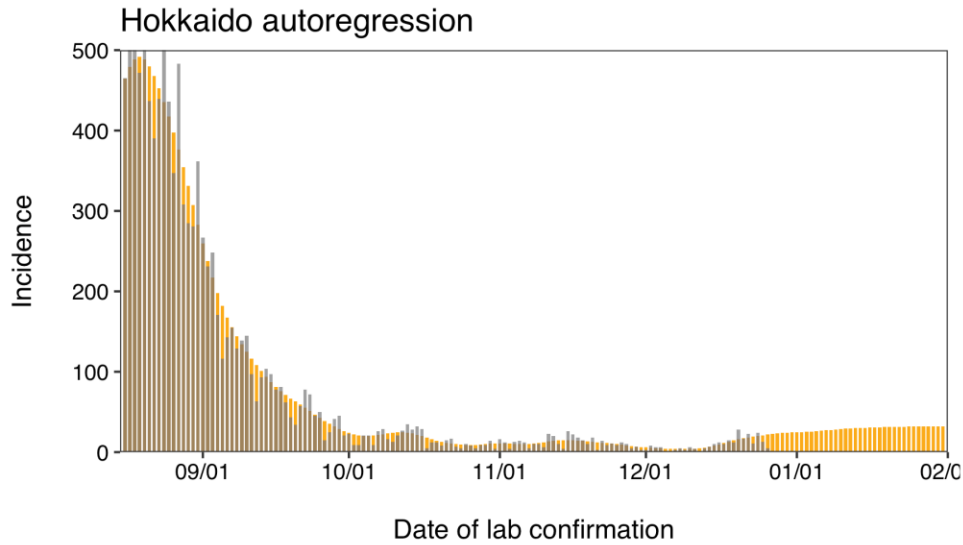
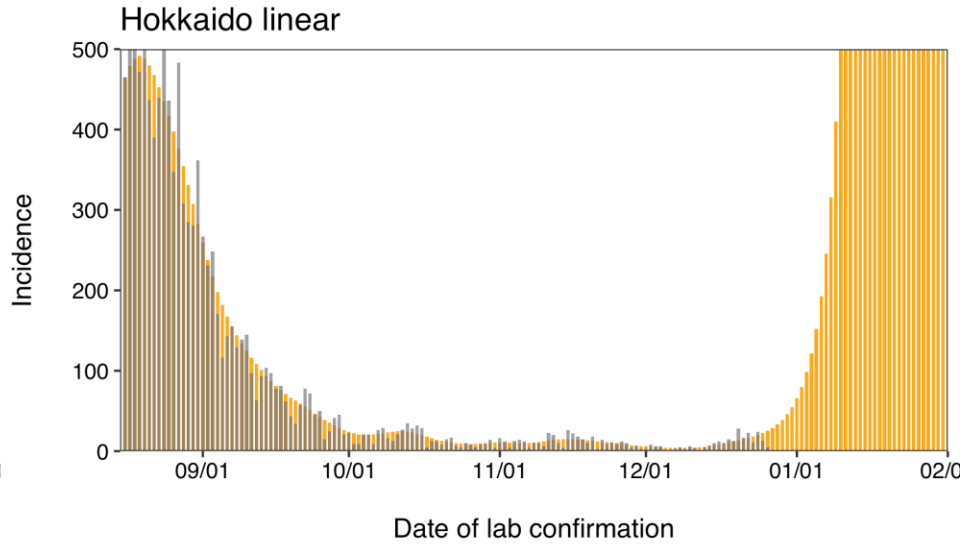
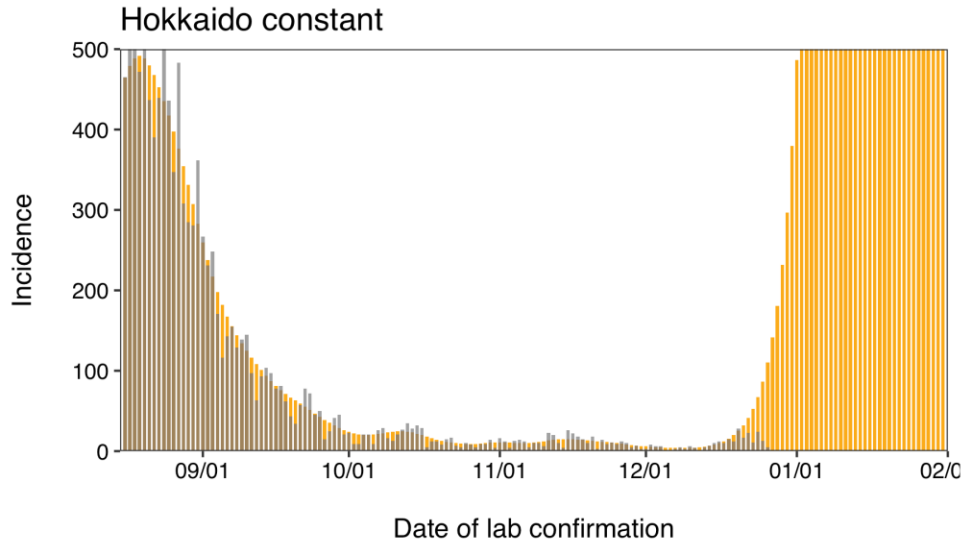
最新推定感染日 12月13日

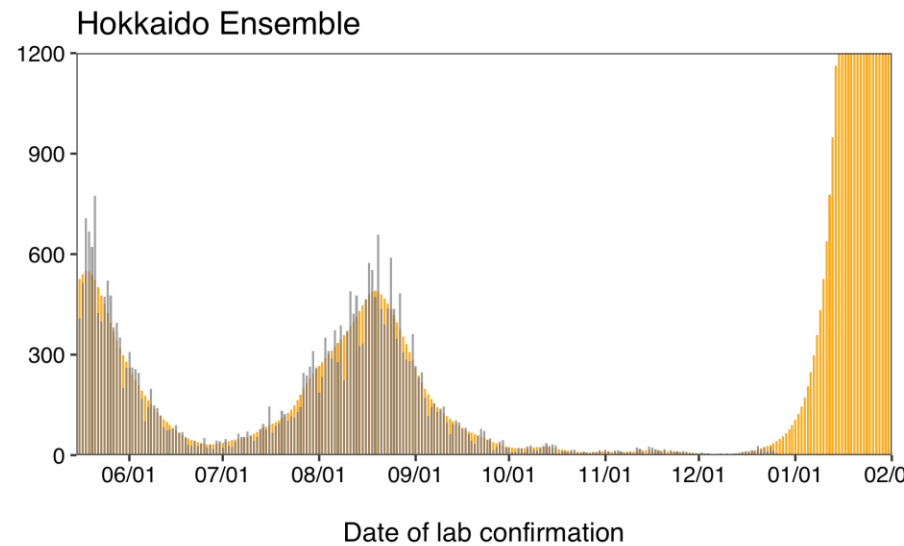
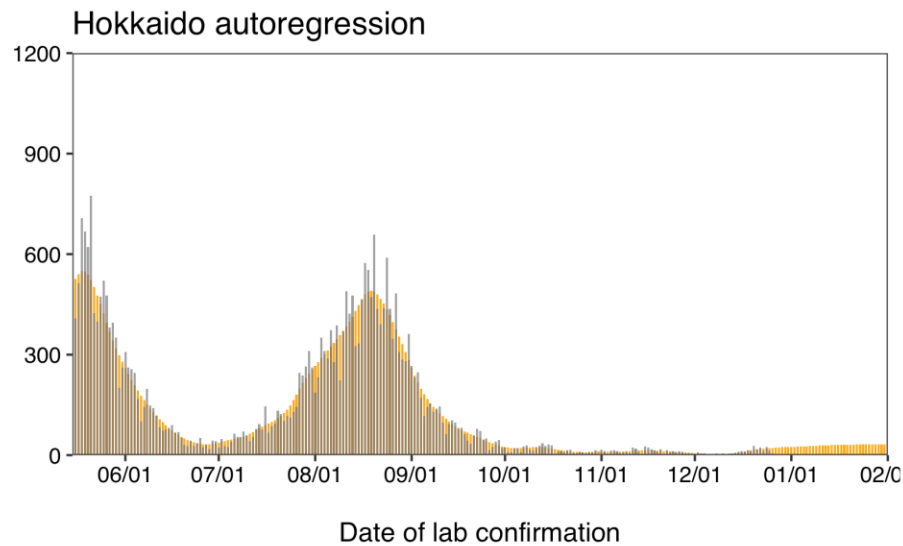
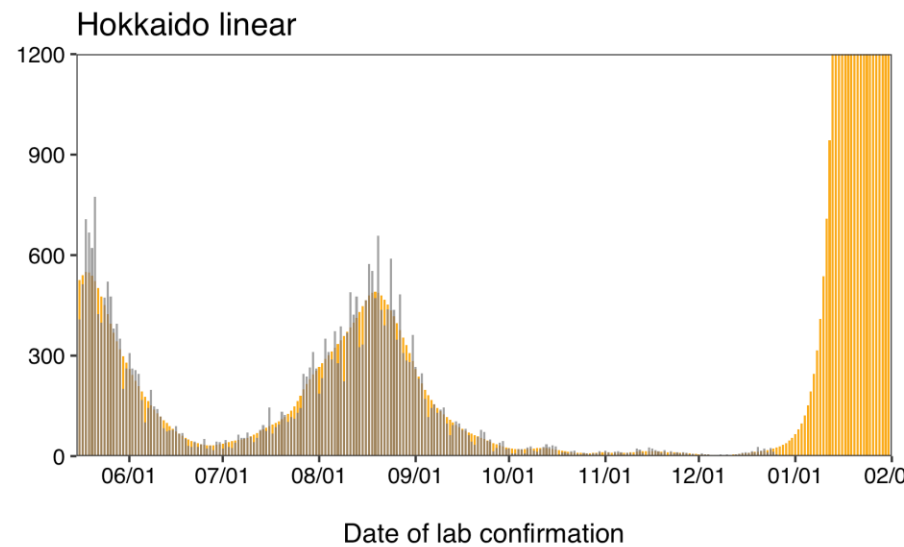
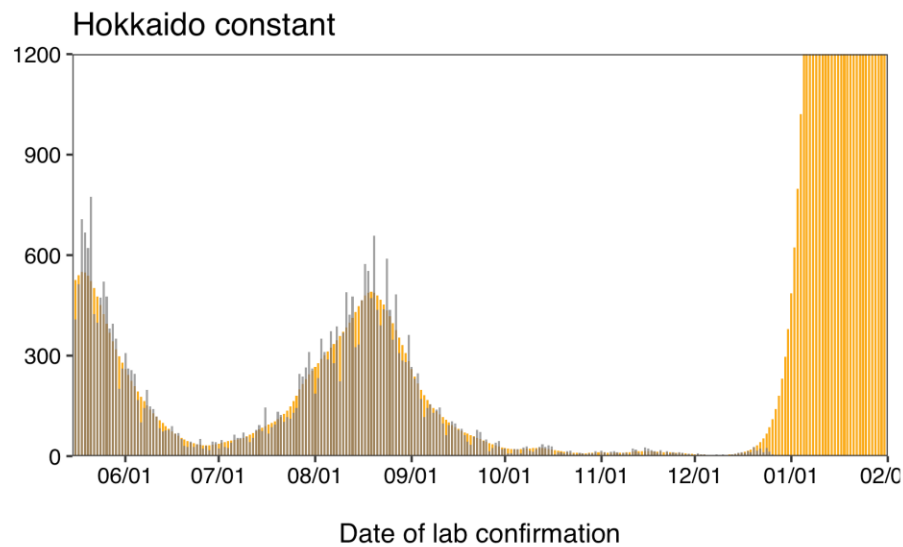


# Hokkaido Rt

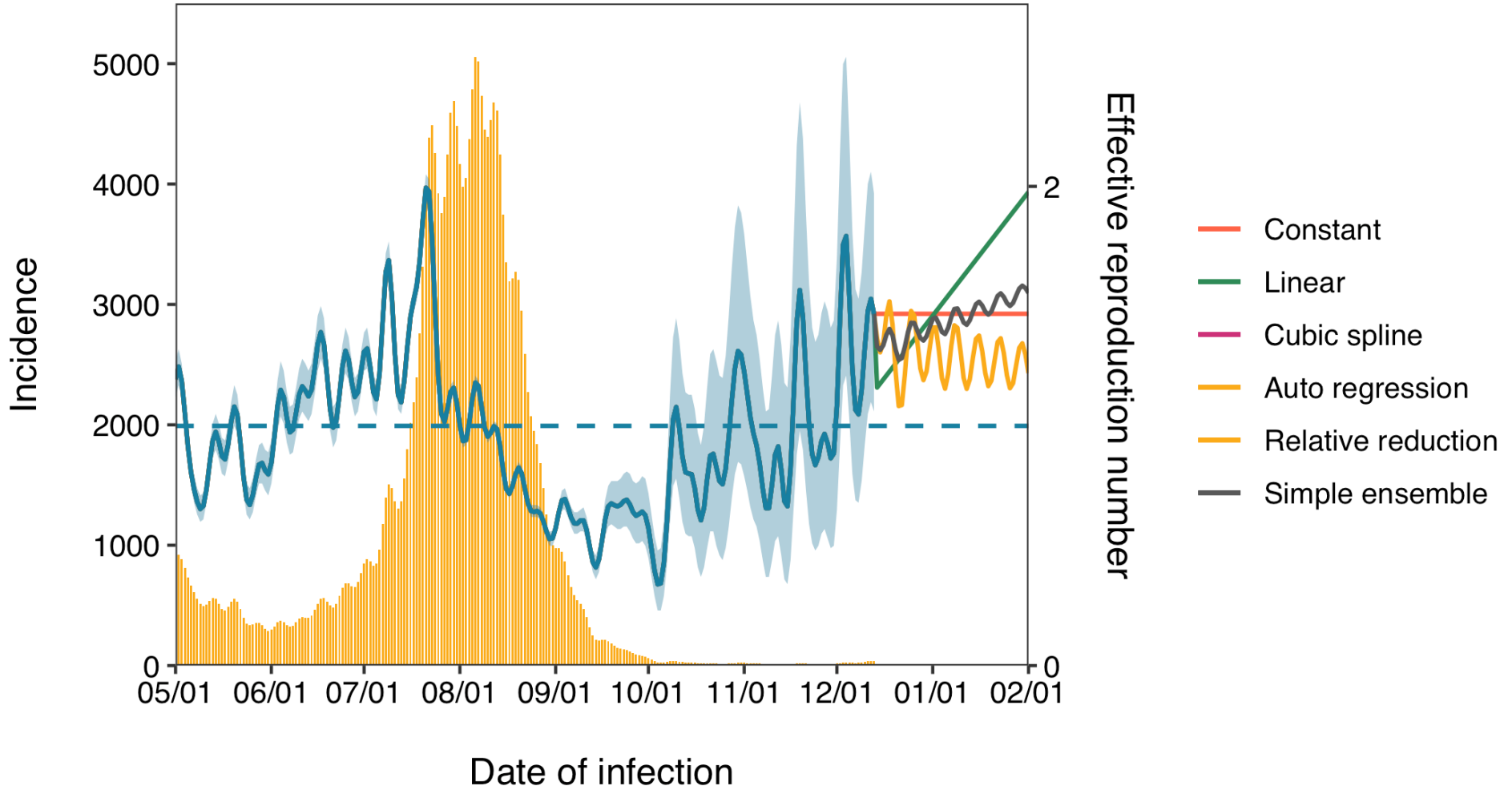


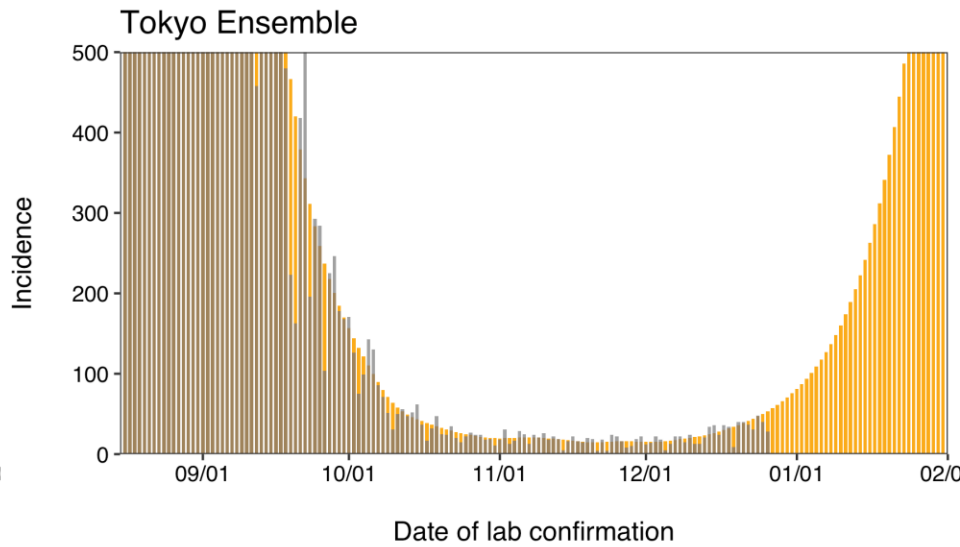
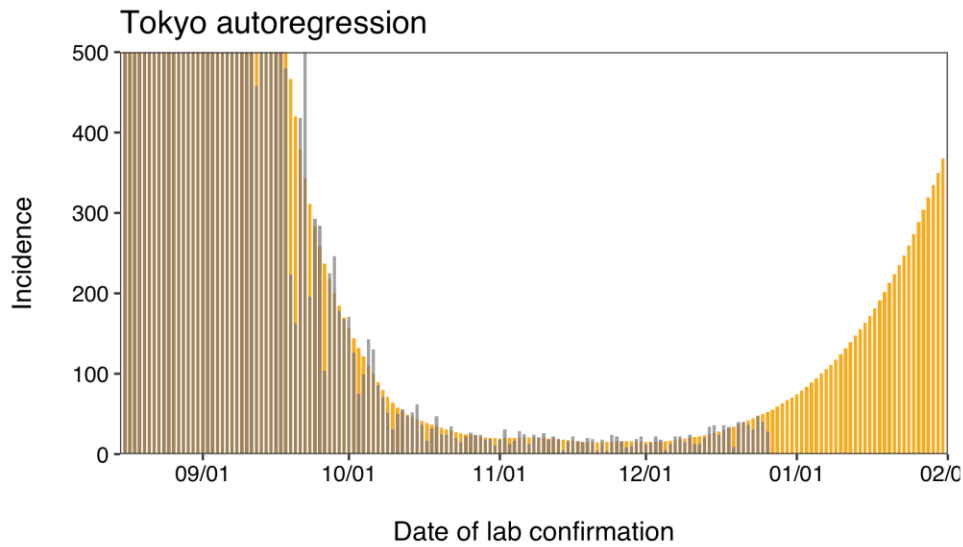
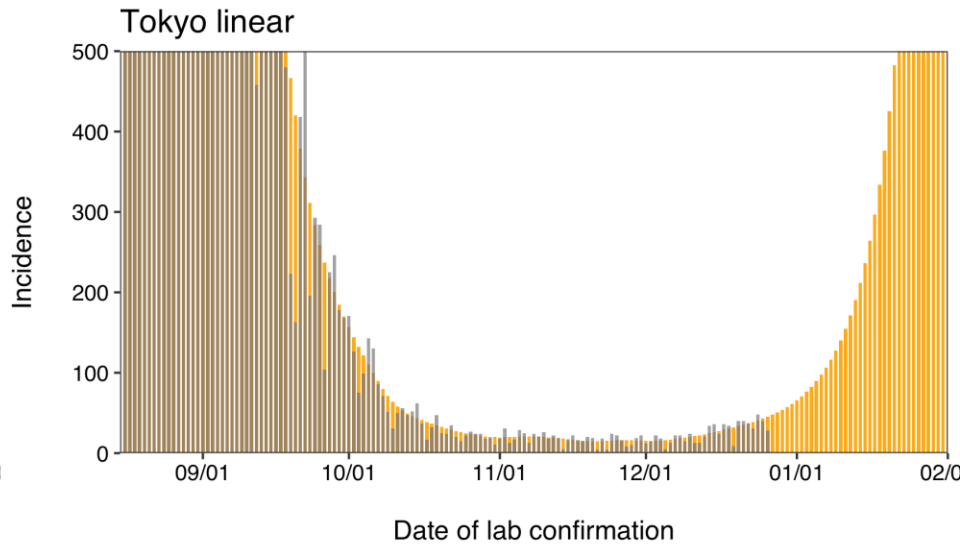
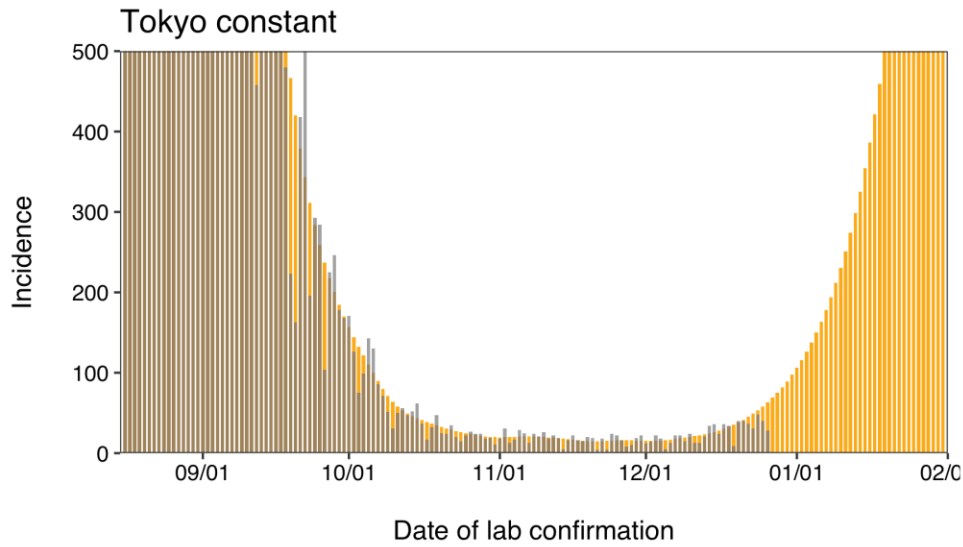




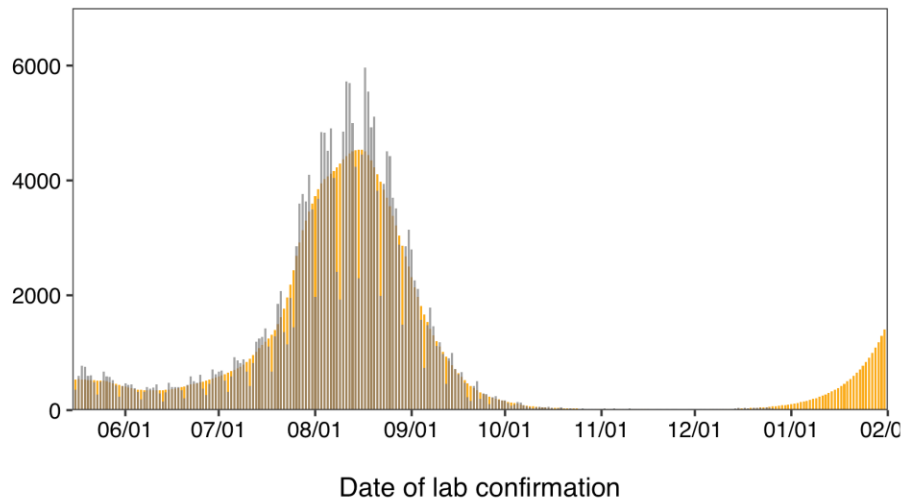


# Tokyo Rt

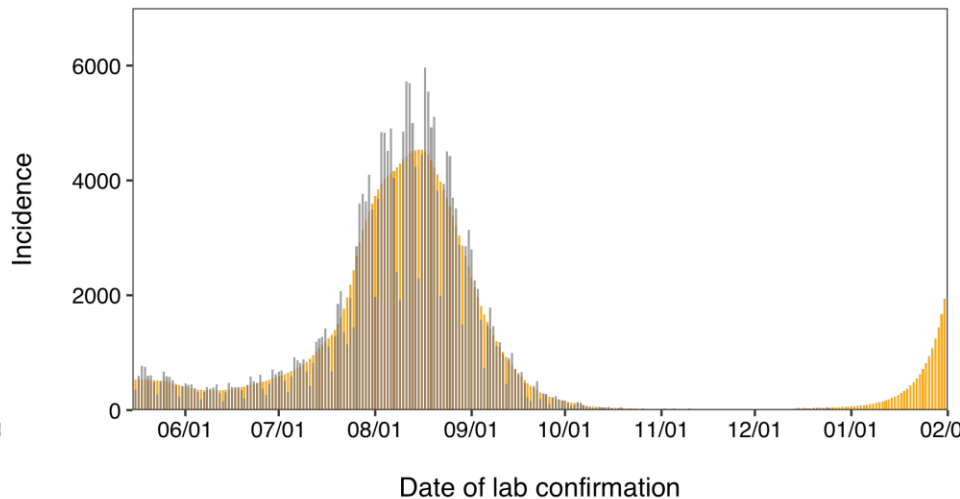




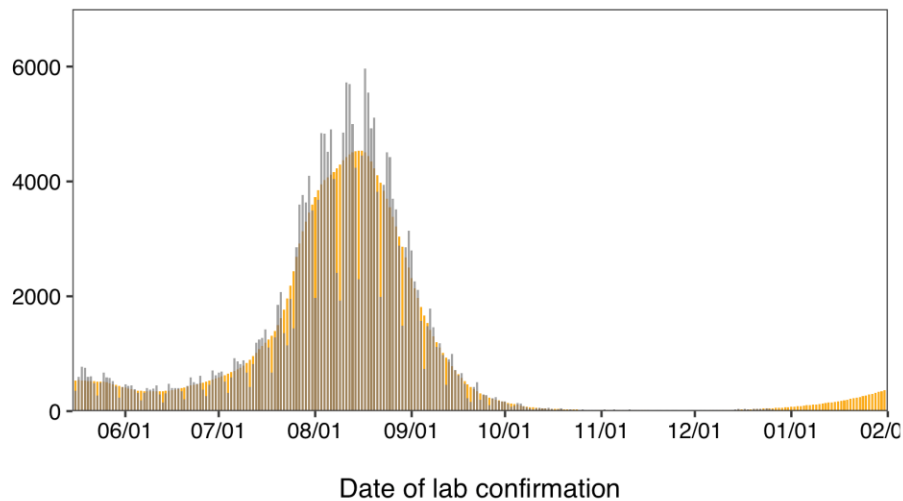
Tokyo constant



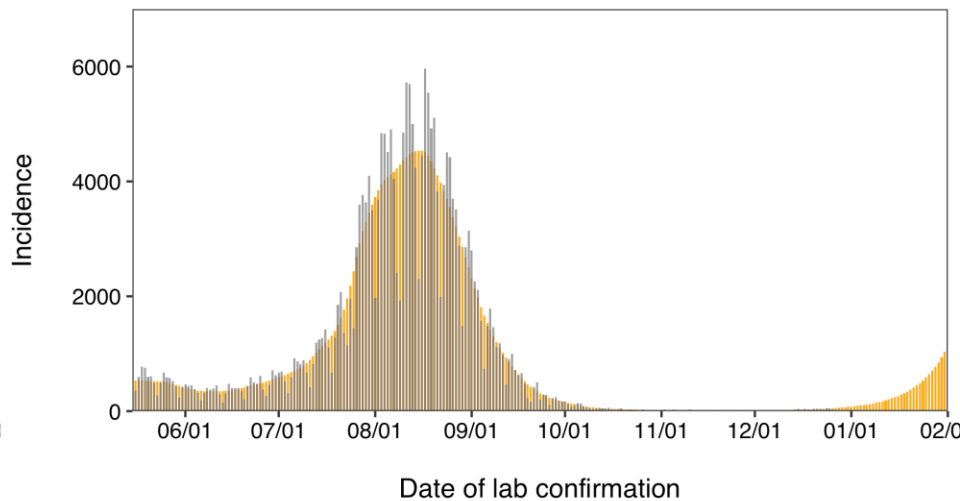
Tokyo linear



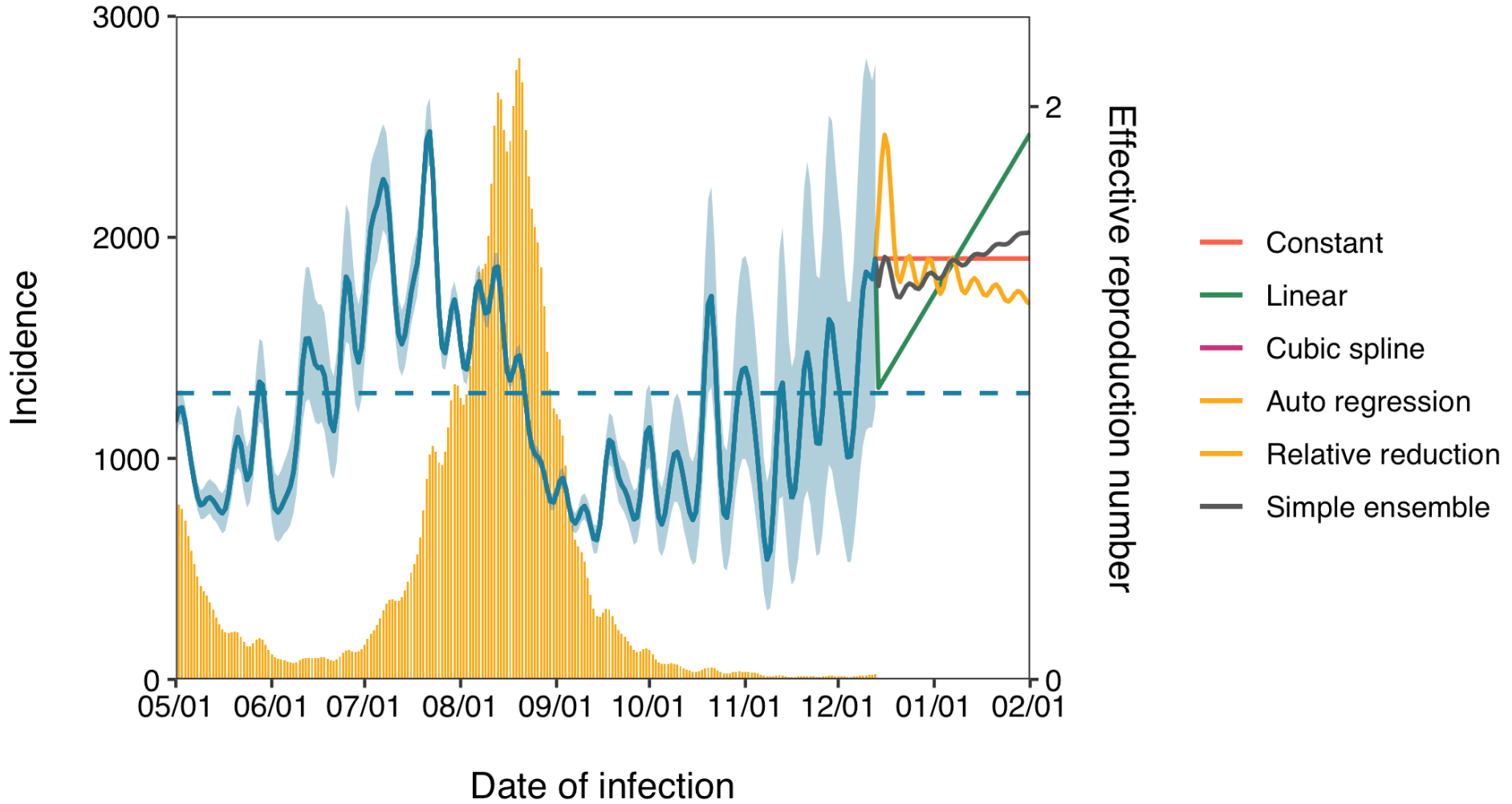
Tokyo autoregression

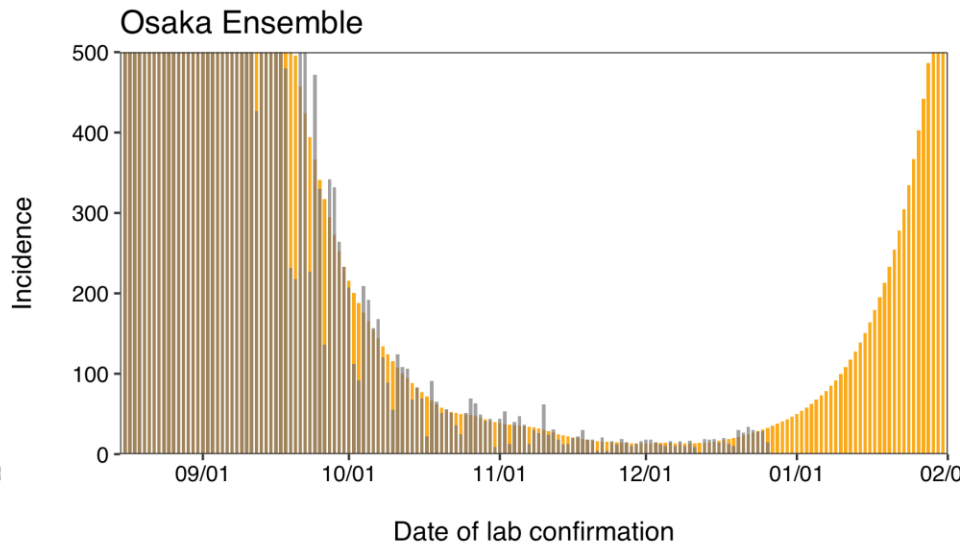
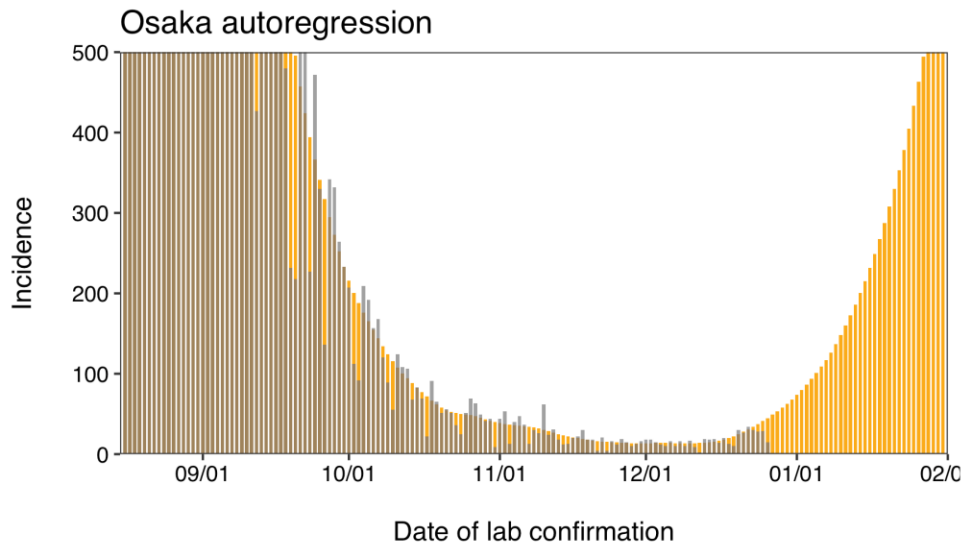
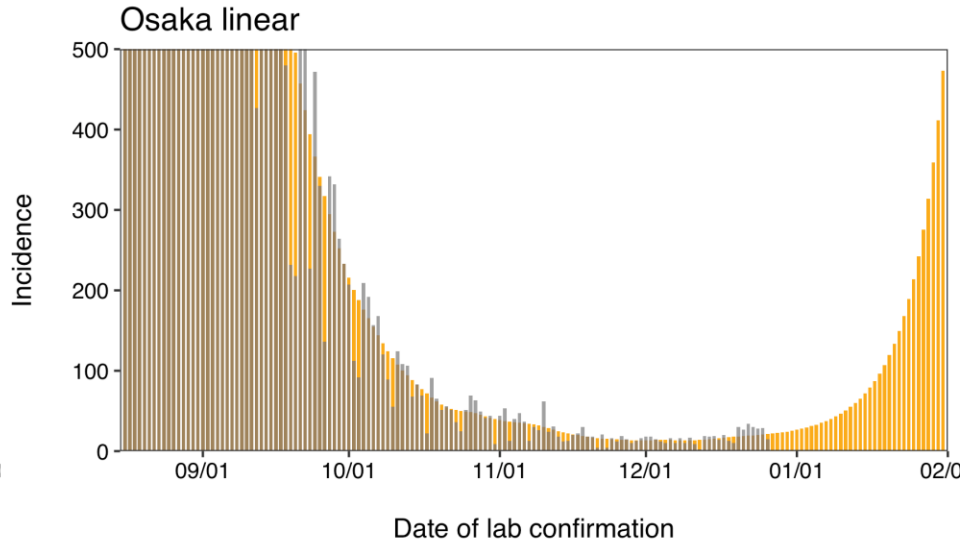
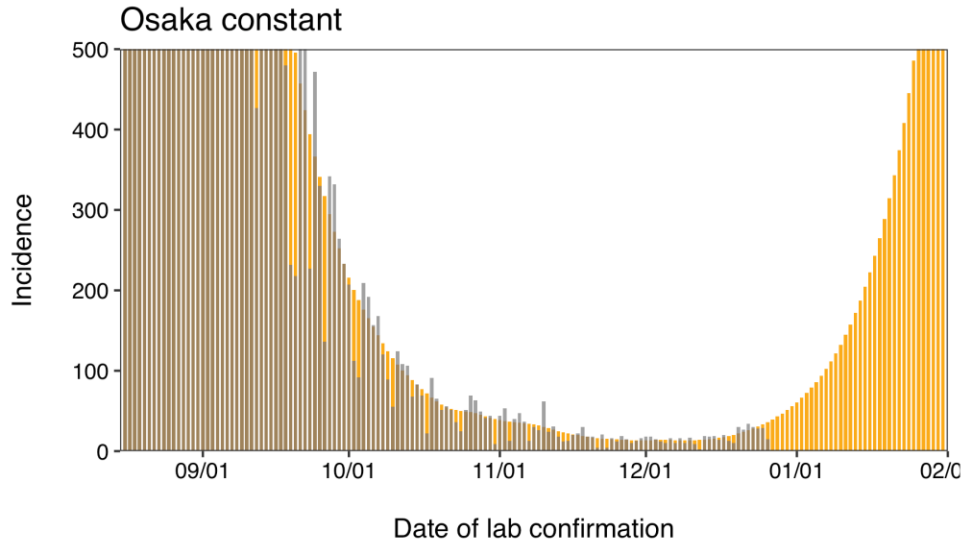


Tokyo Ensemble

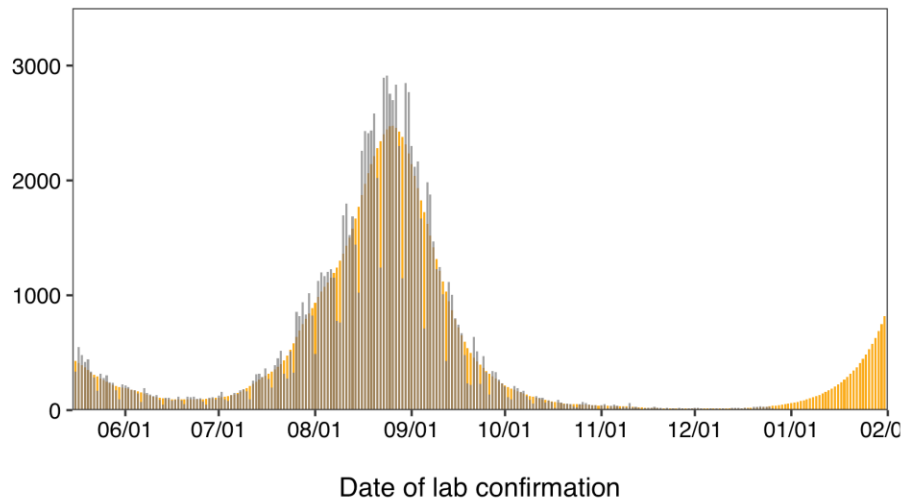


# Osaka Rt

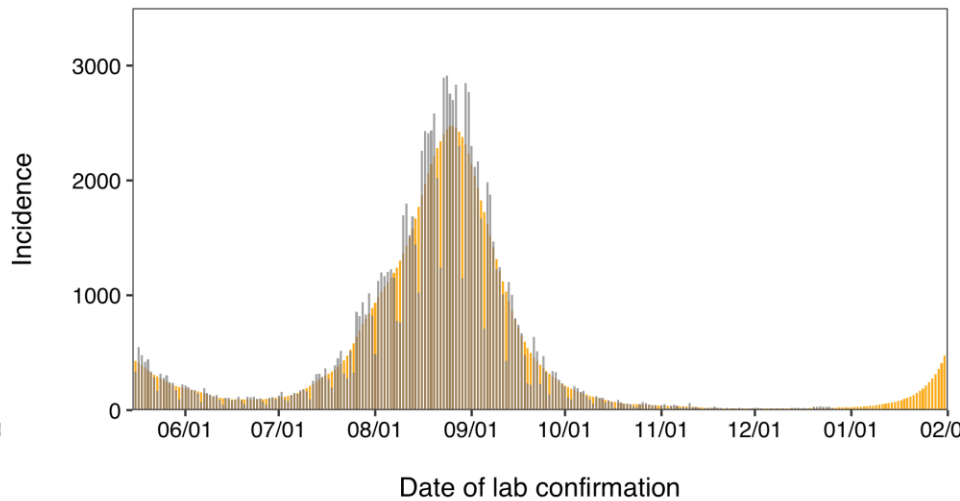




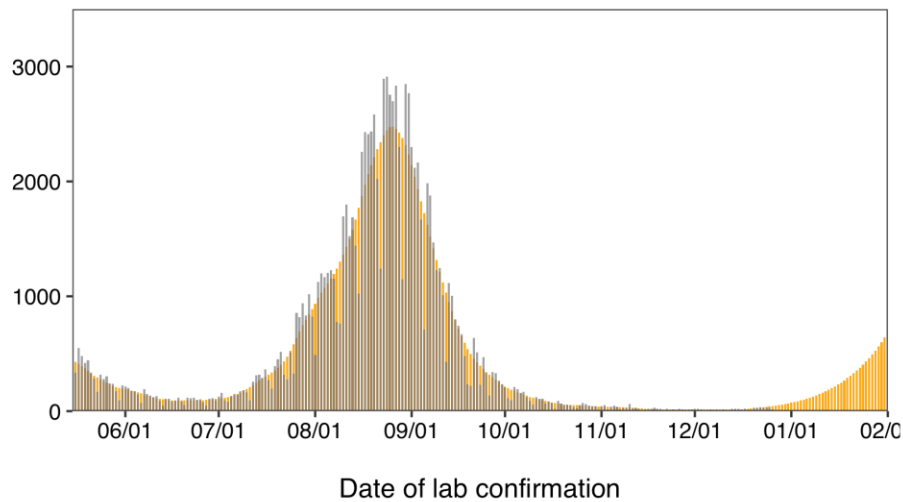
Osaka constant



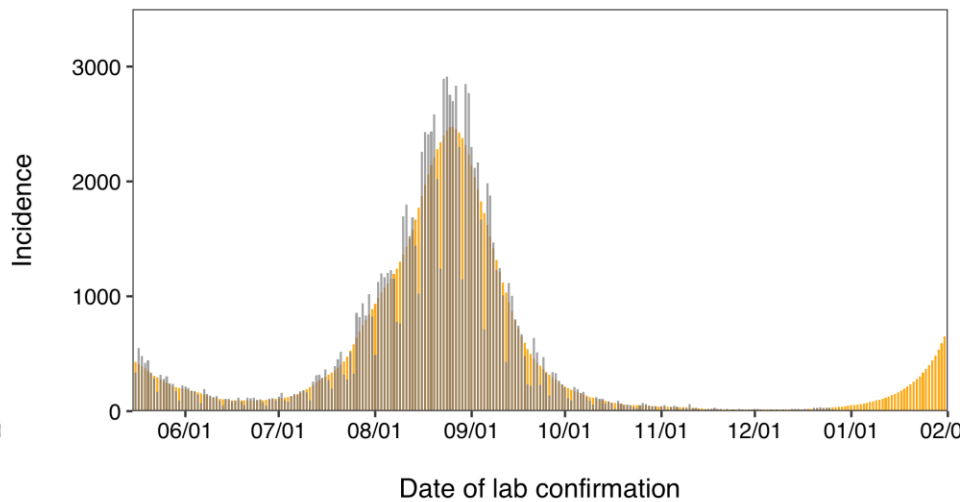
Osaka linear



Osaka autoregression



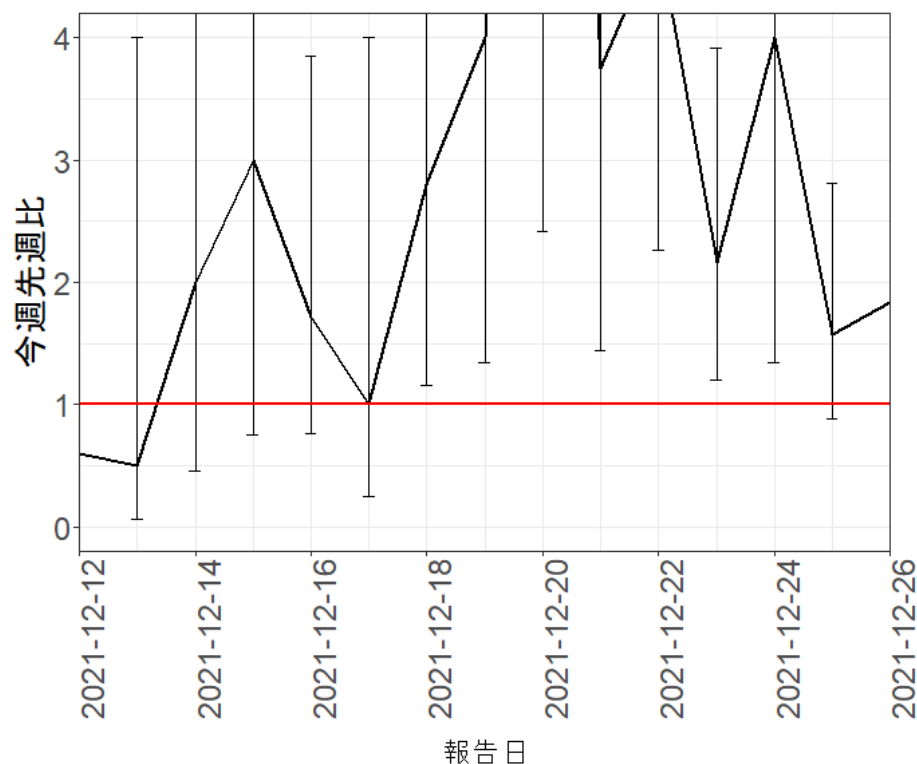
Osaka Ensemble





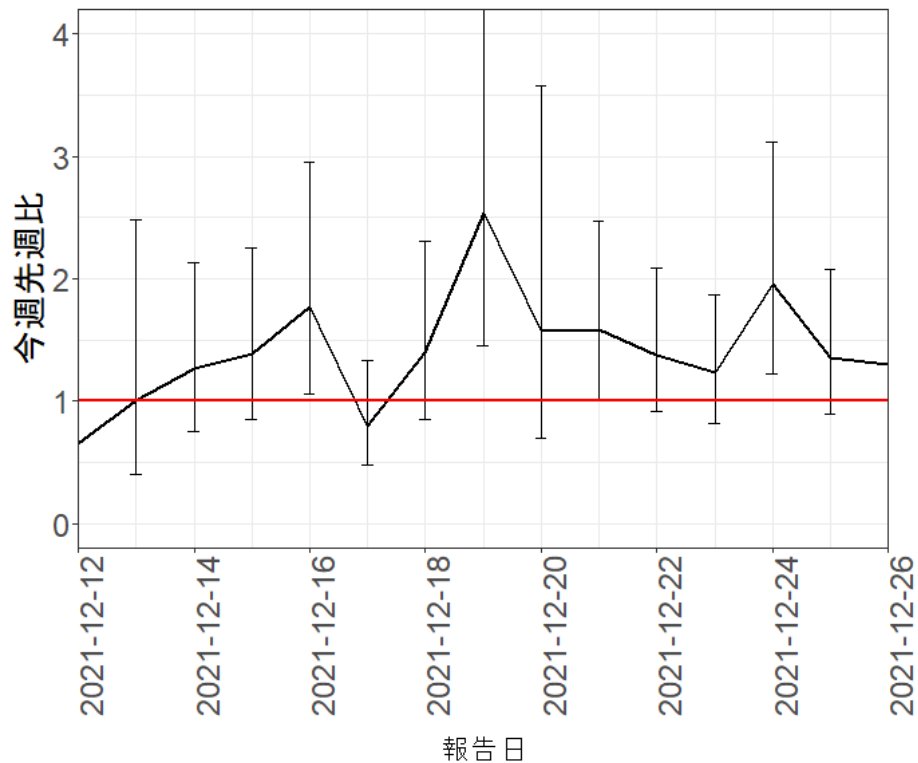
# 報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

## 北海道

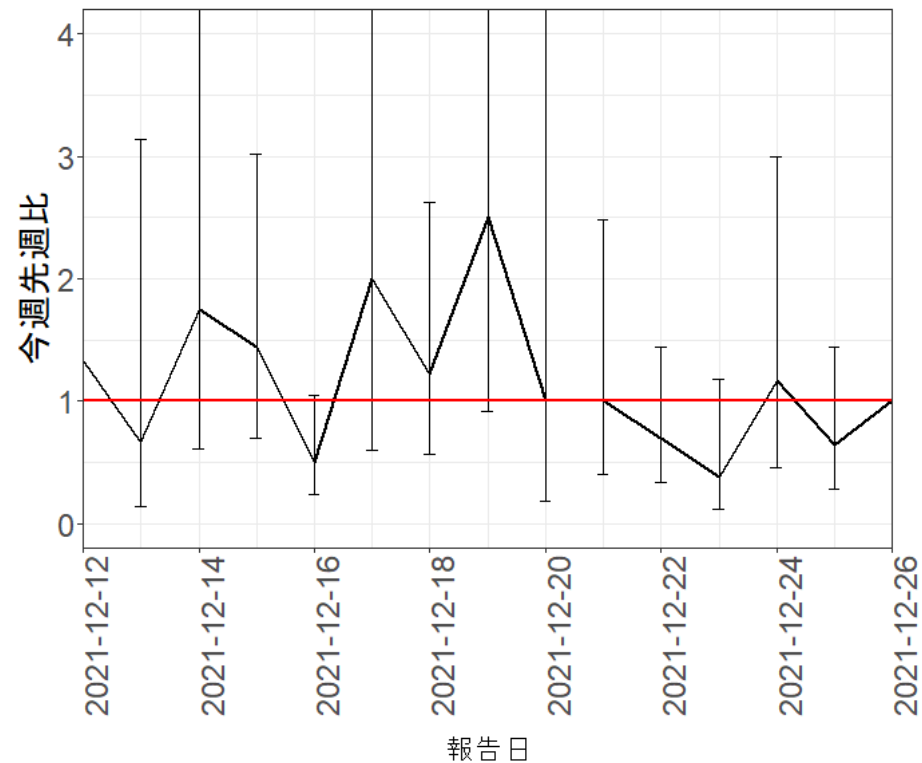


# 報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

## 東京都

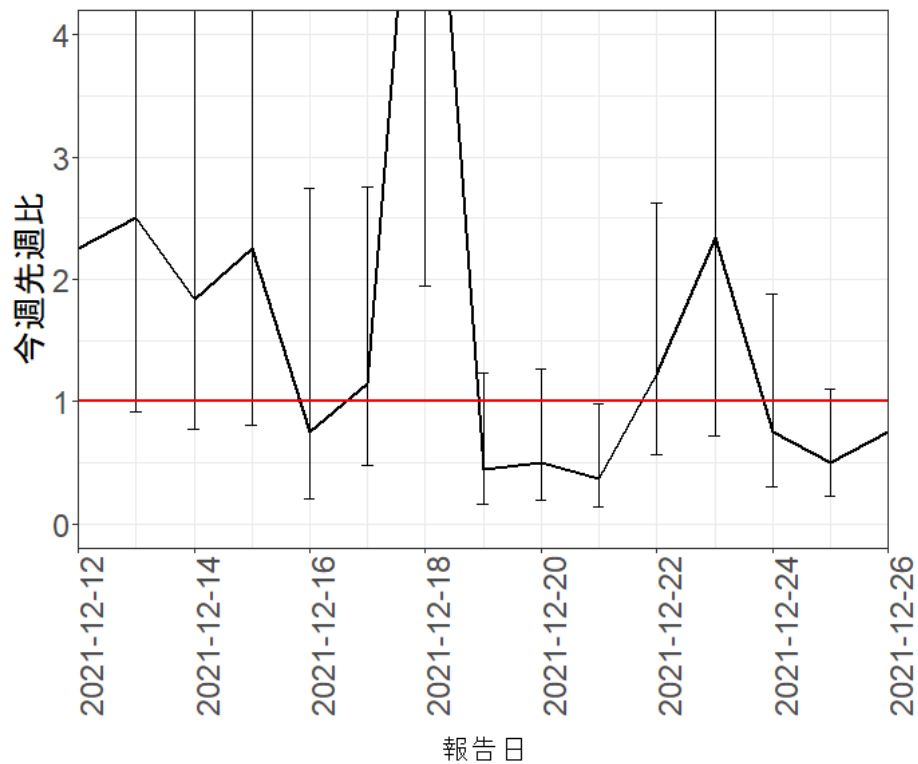


## 埼玉県

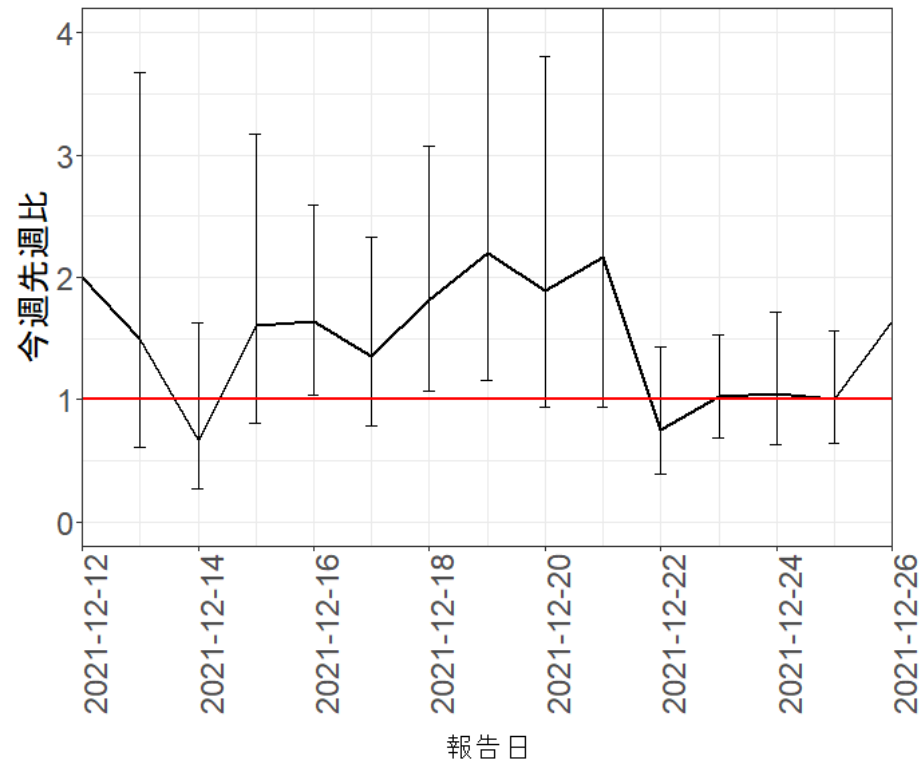


# 報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

## 千葉県

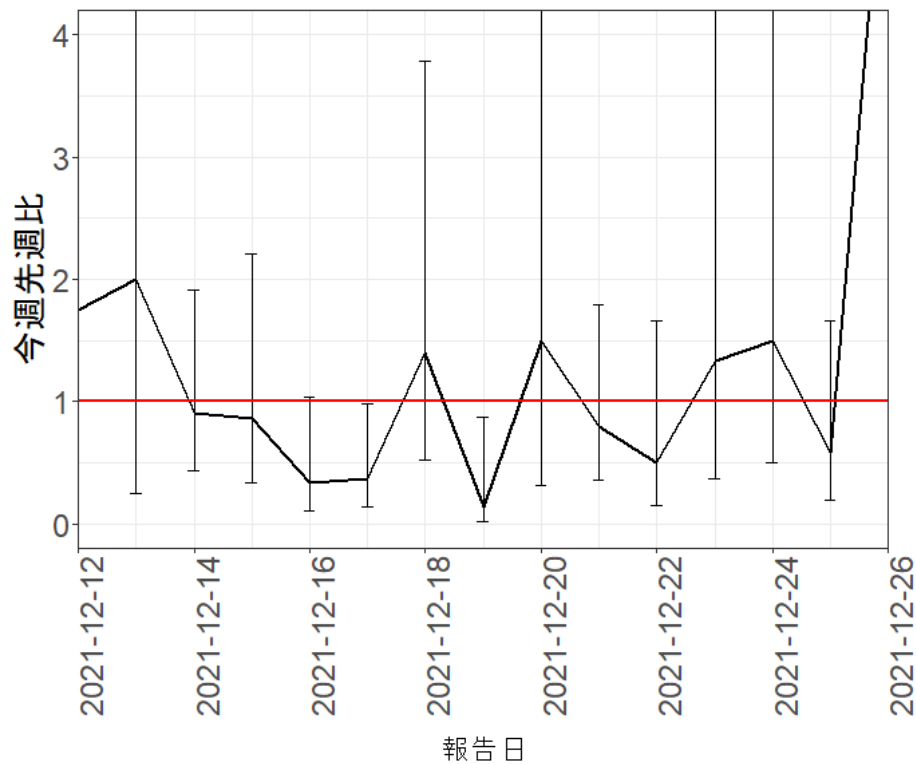


## 神奈川県

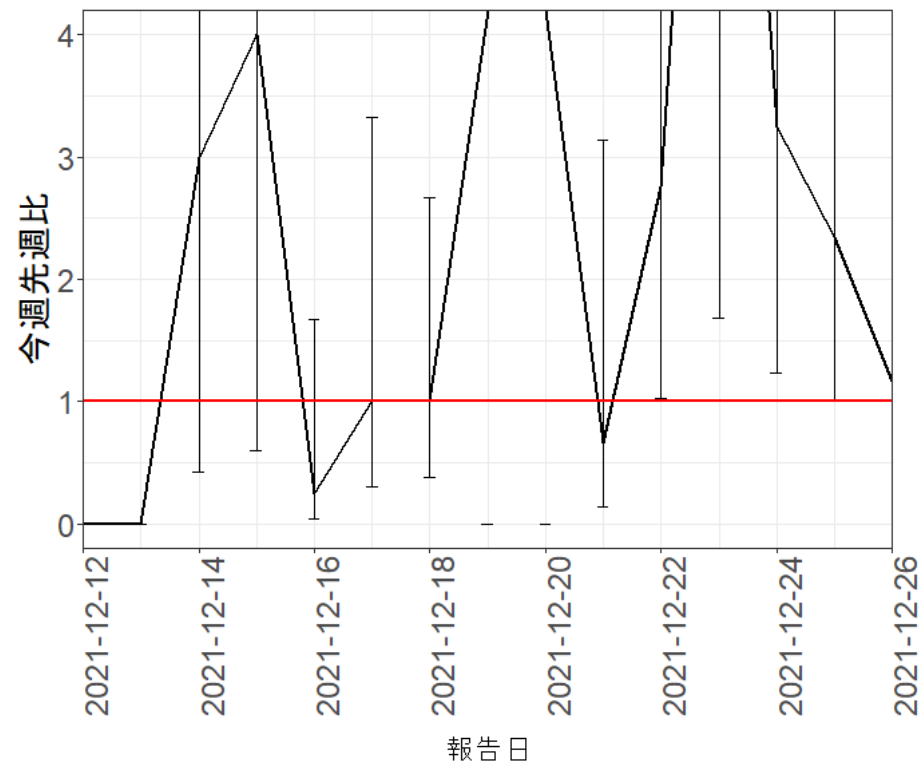


# 報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

## 愛知県

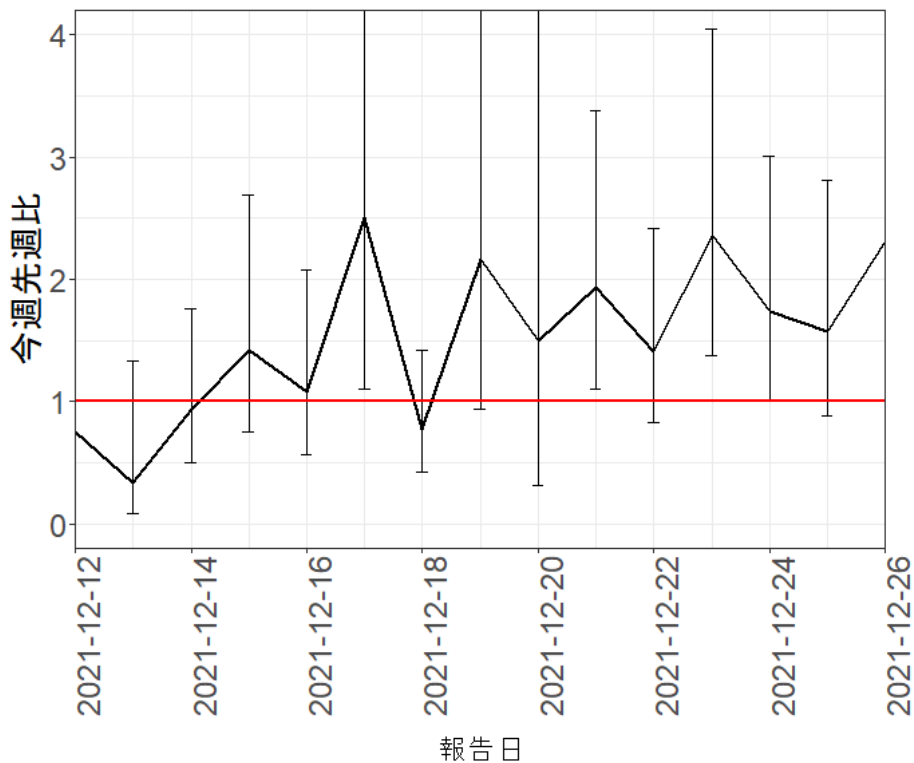


## 京都府

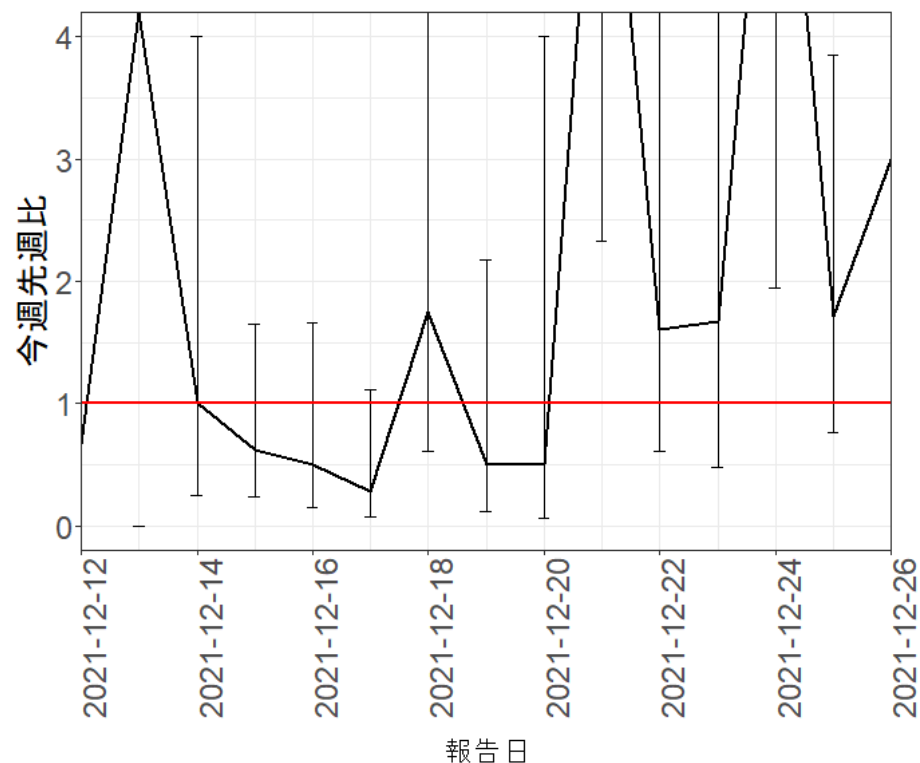


# 報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

## 大阪府

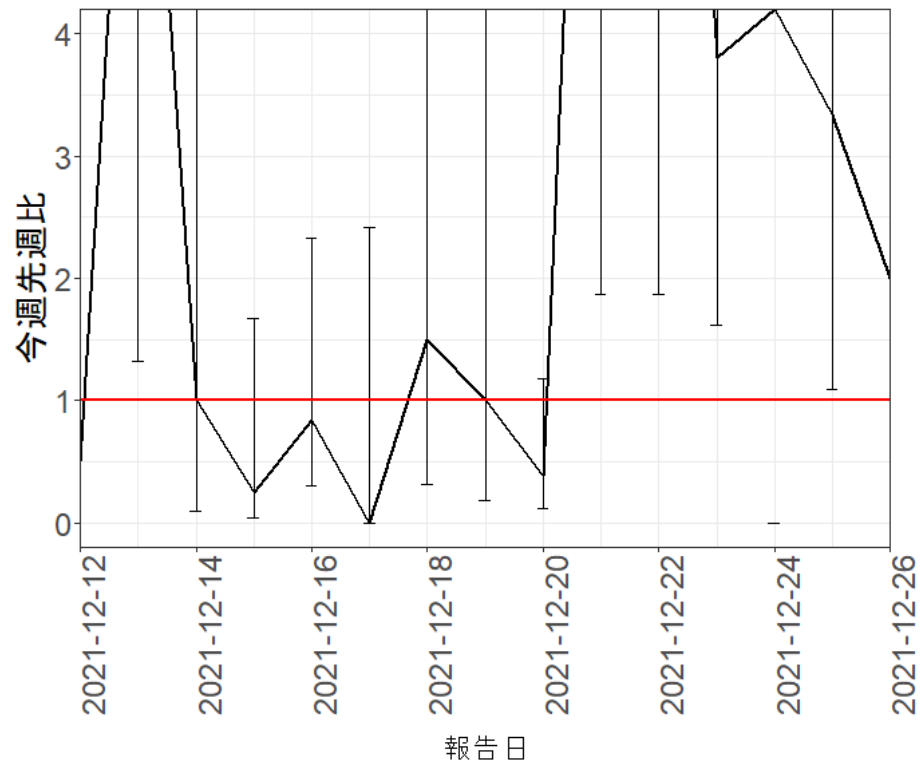


## 兵庫県

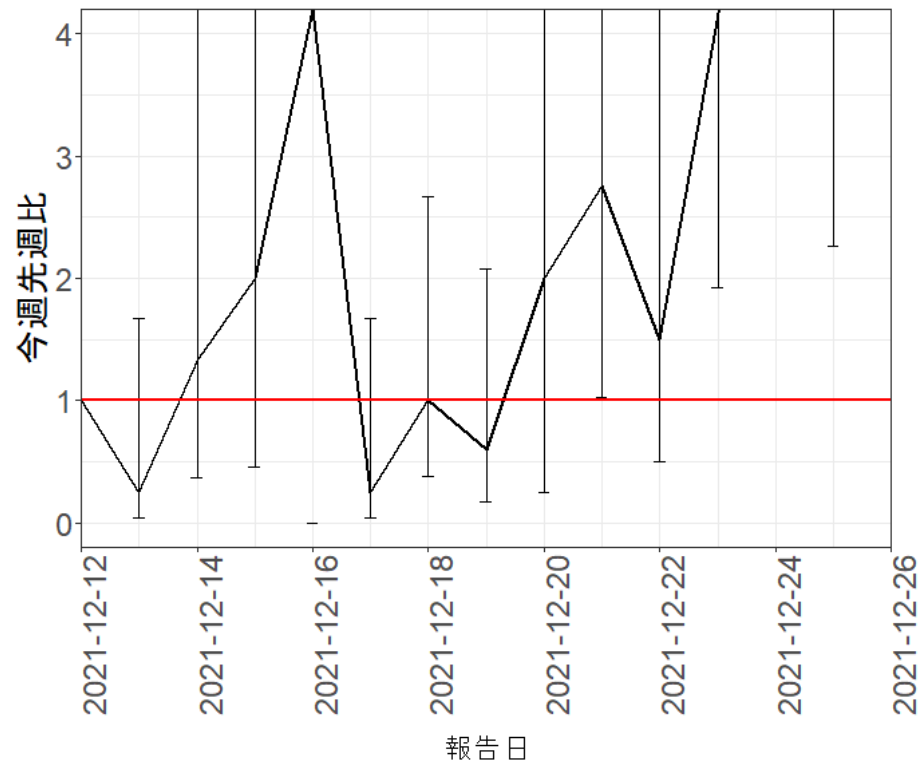


# 報告日別感染者数の同曜日の今週先週比

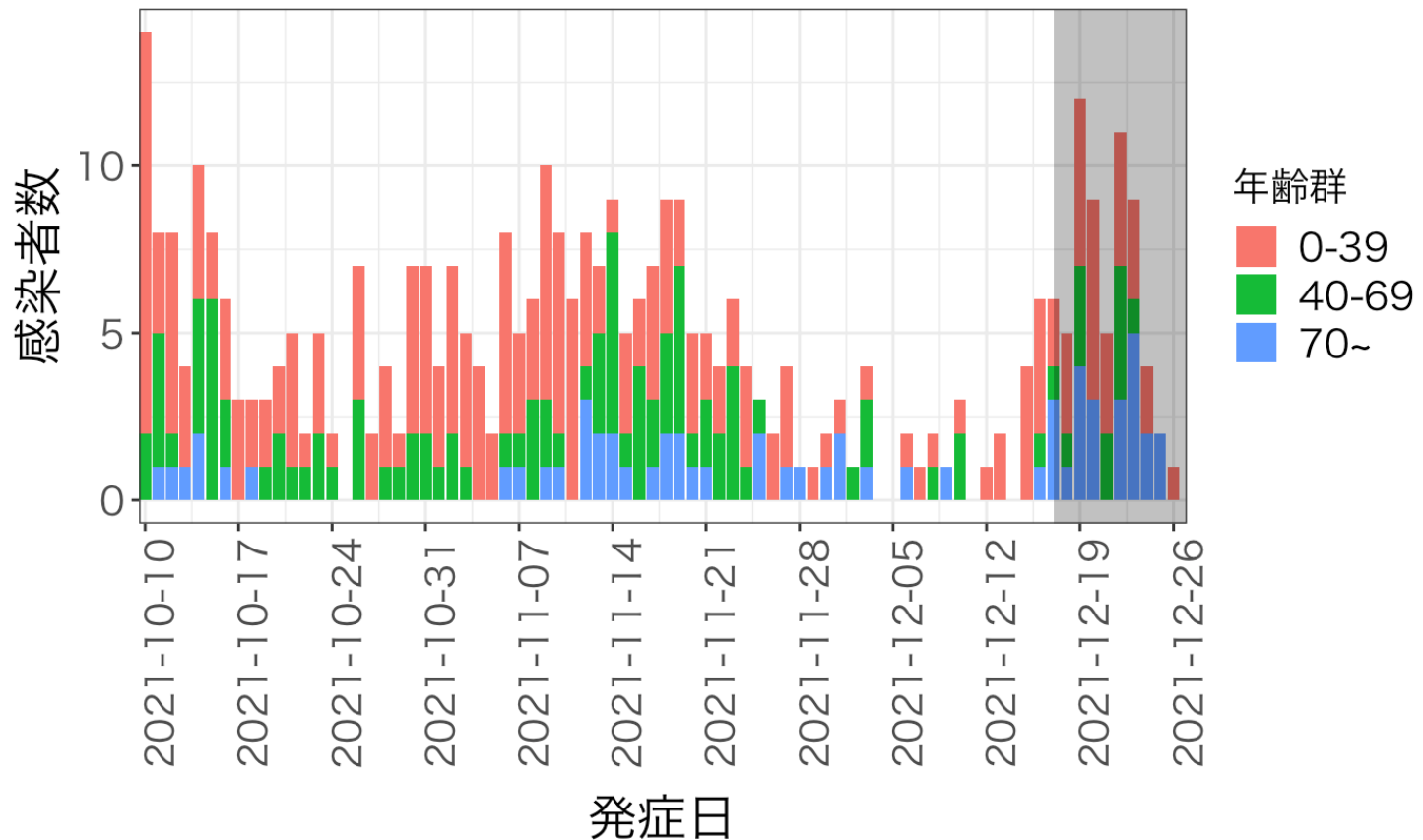
## 福岡県



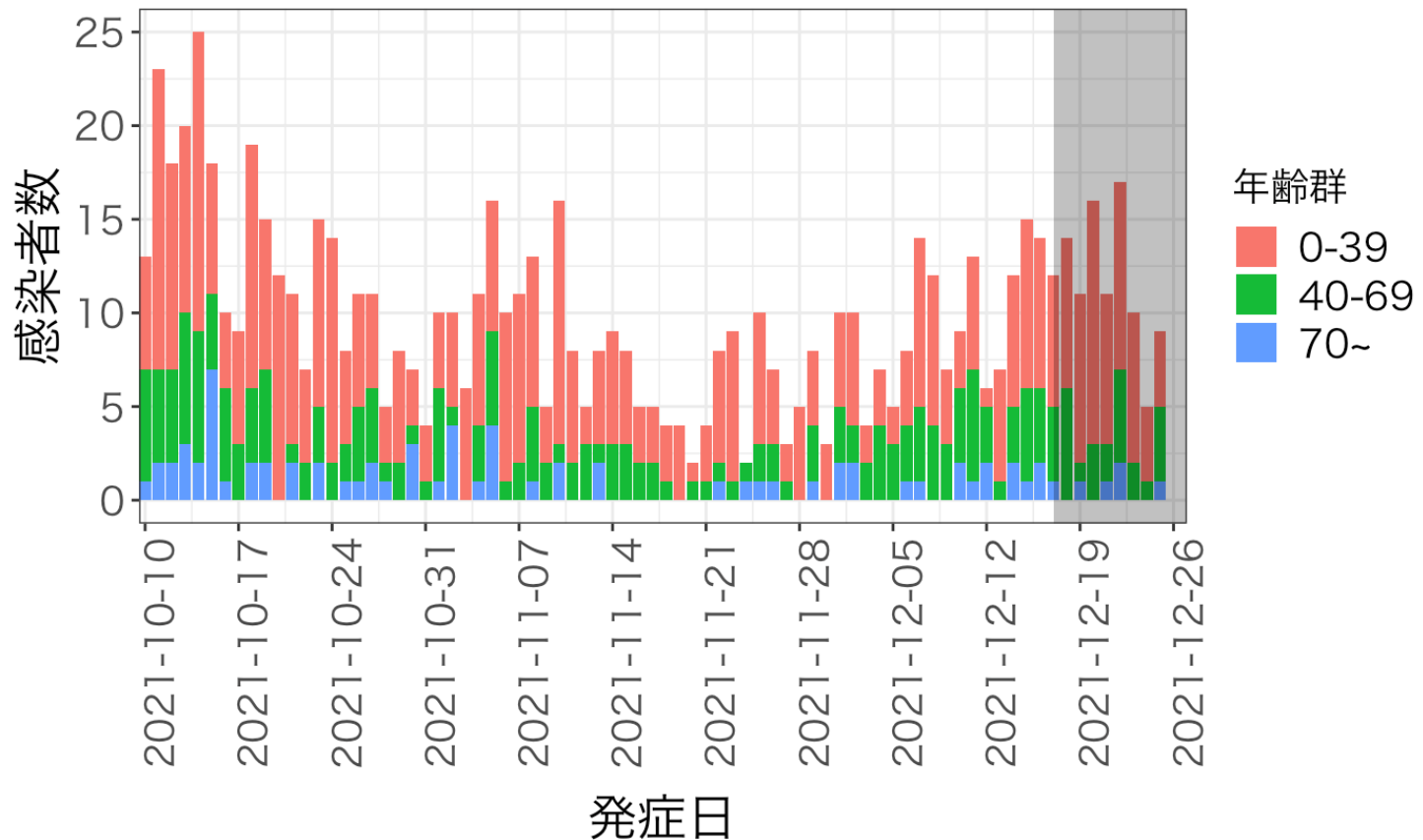
## 沖縄県



# 年齢群別発症日別感染者数 北海道

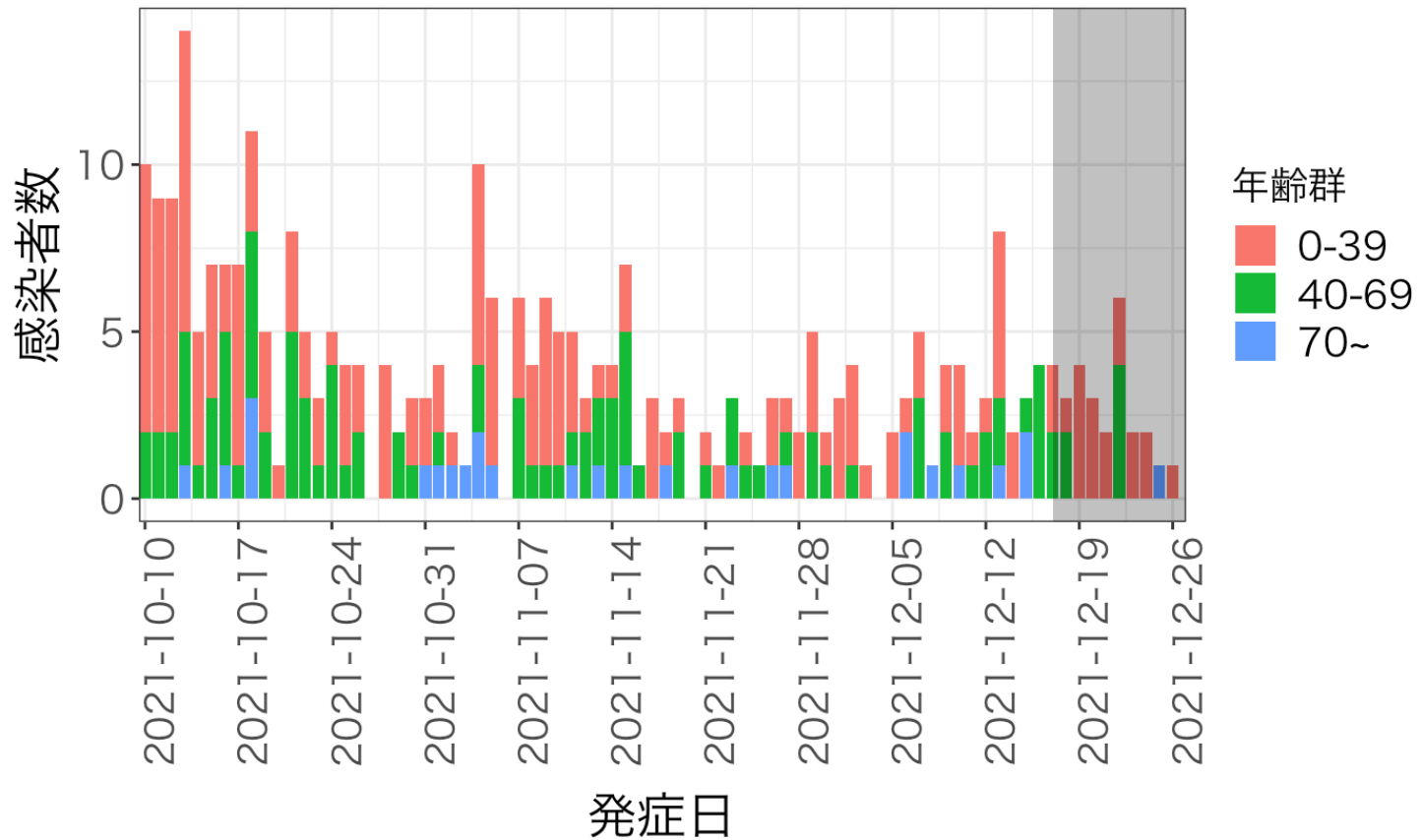


# 年齢群別発症日別感染者数 東京都

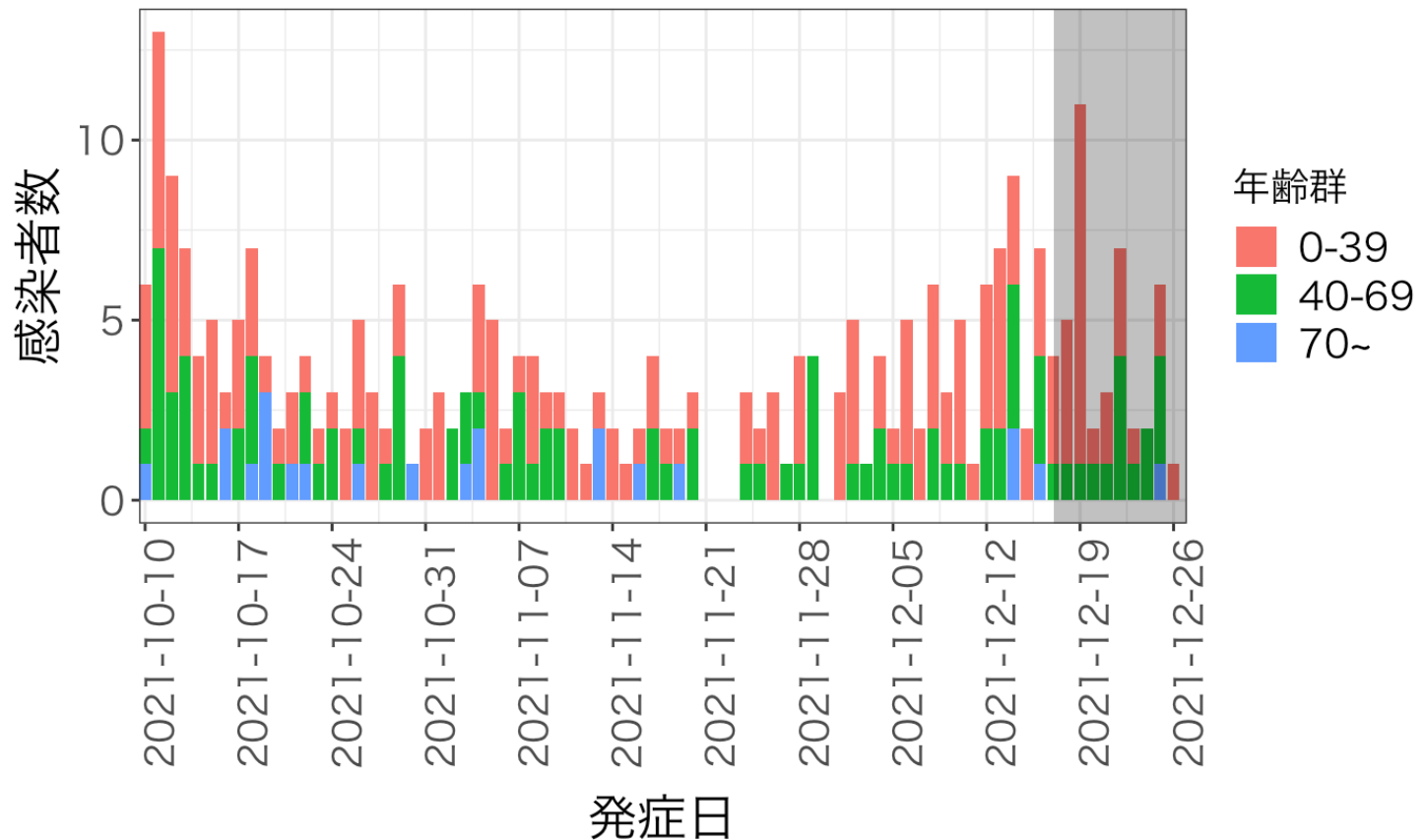




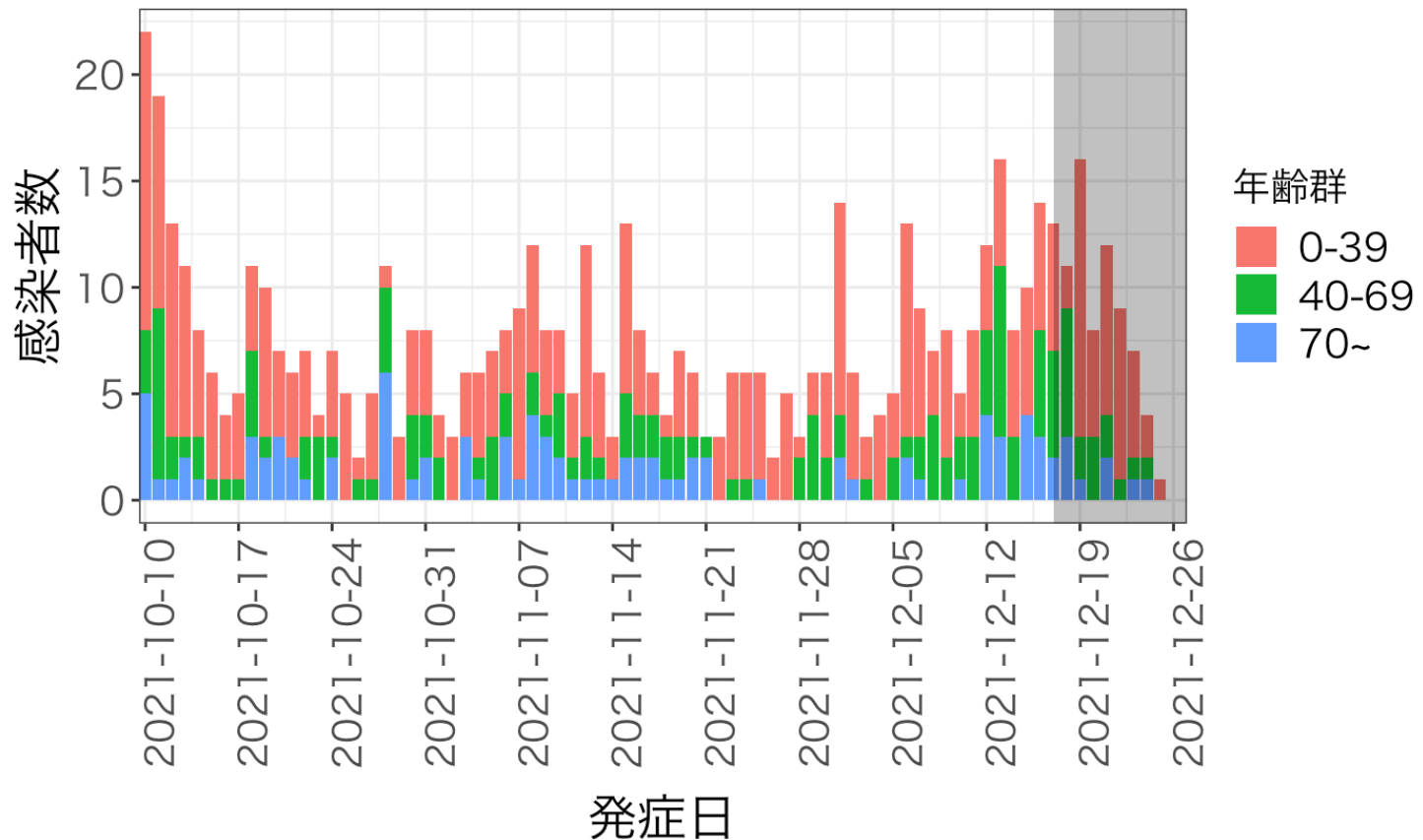
# 年齢群別発症日別感染者数 埼玉県



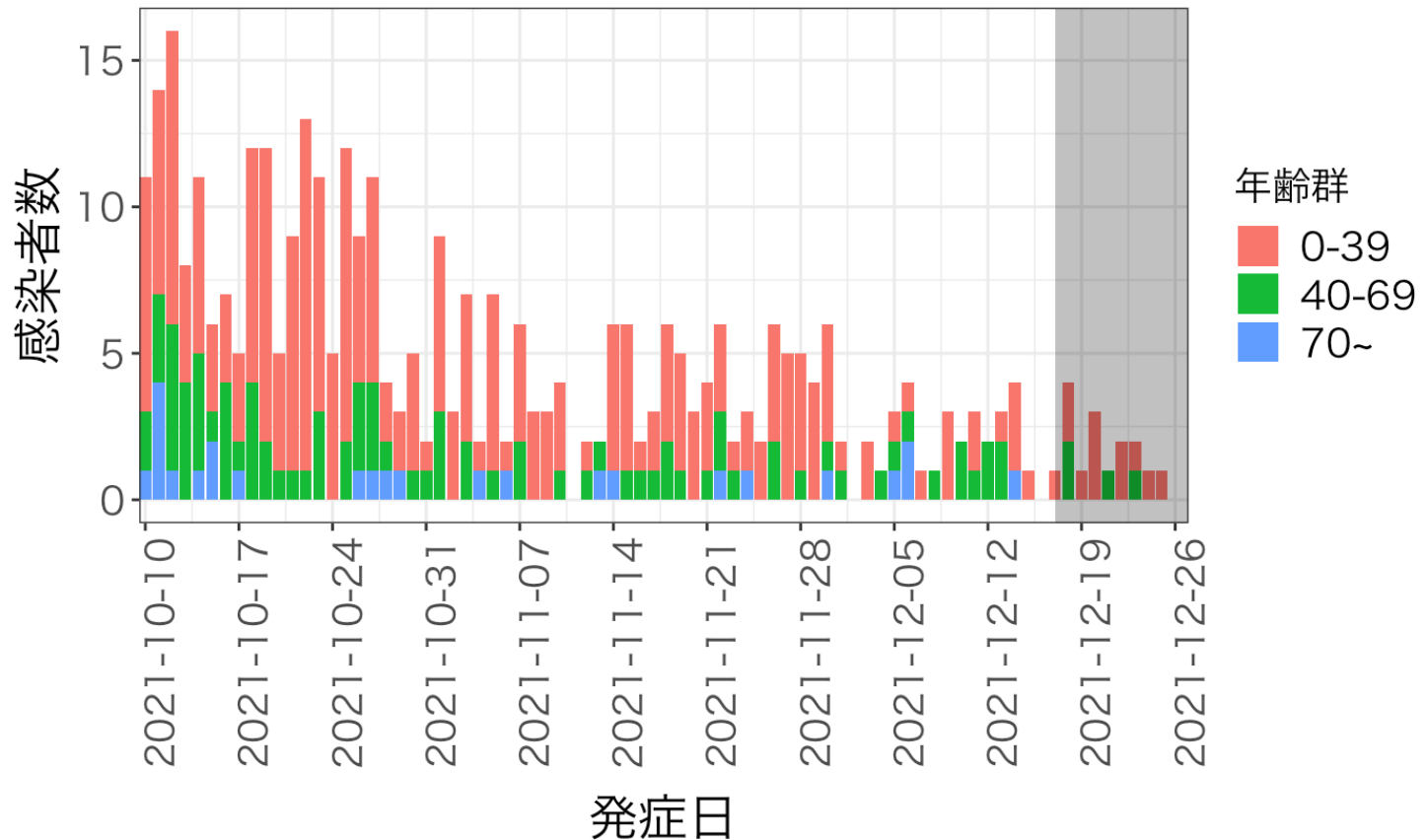
# 年齢群別発症日別感染者数 千葉県



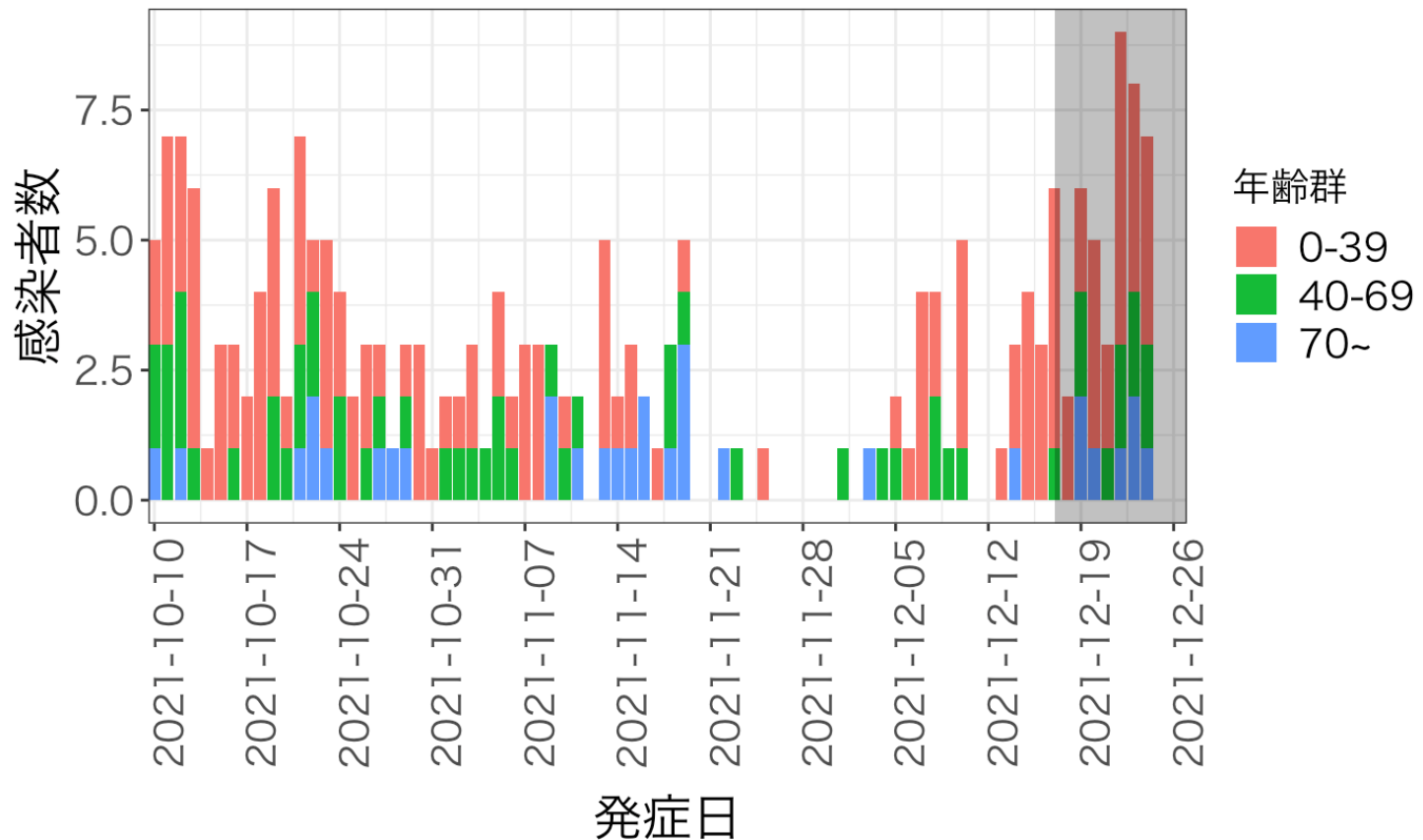
# 年齢群別発症日別感染者数 神奈川県



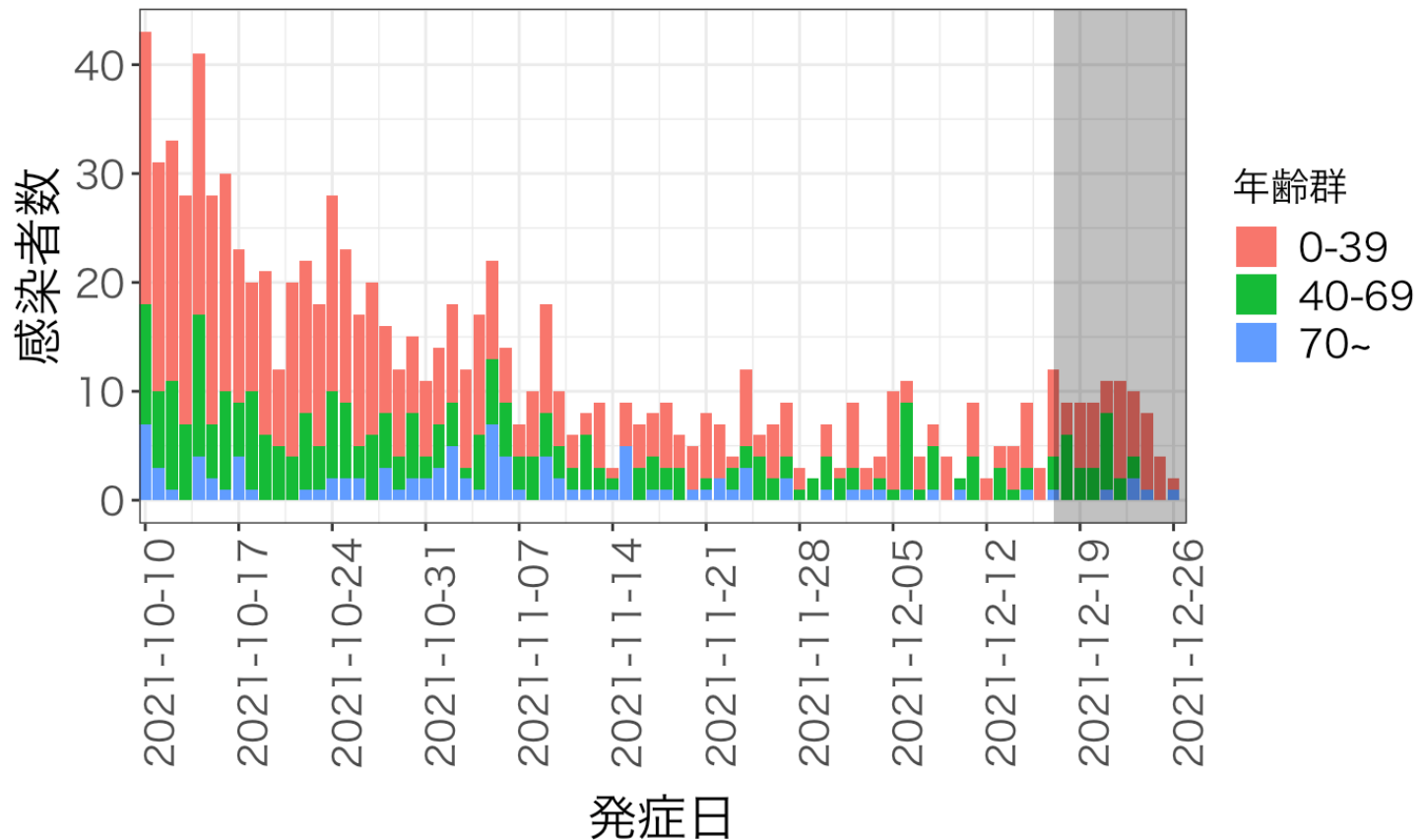
# 年齢群別発症日別感染者数 愛知県



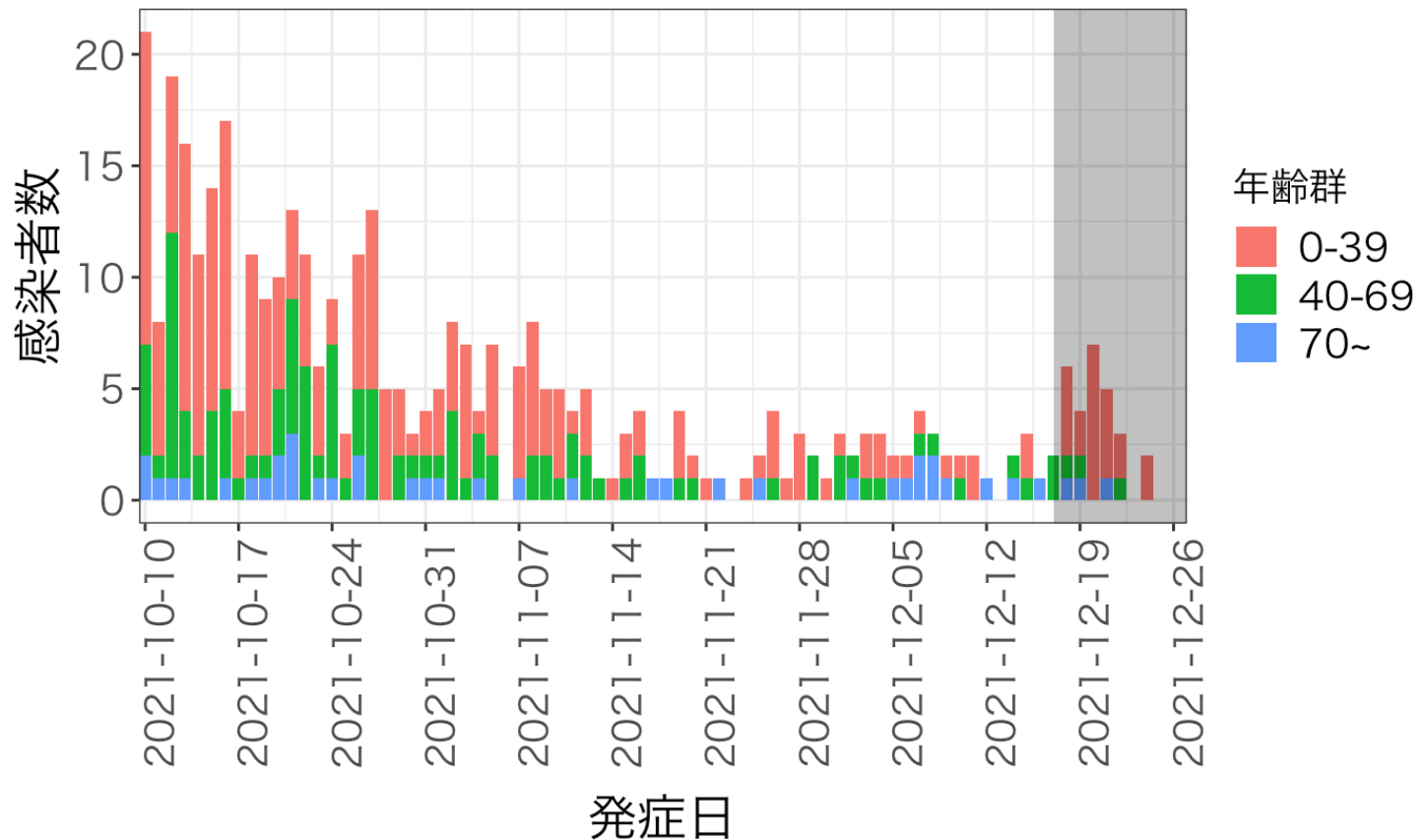
# 年齢群別発症日別感染者数 京都府



# 年齢群別発症日別感染者数 大阪府

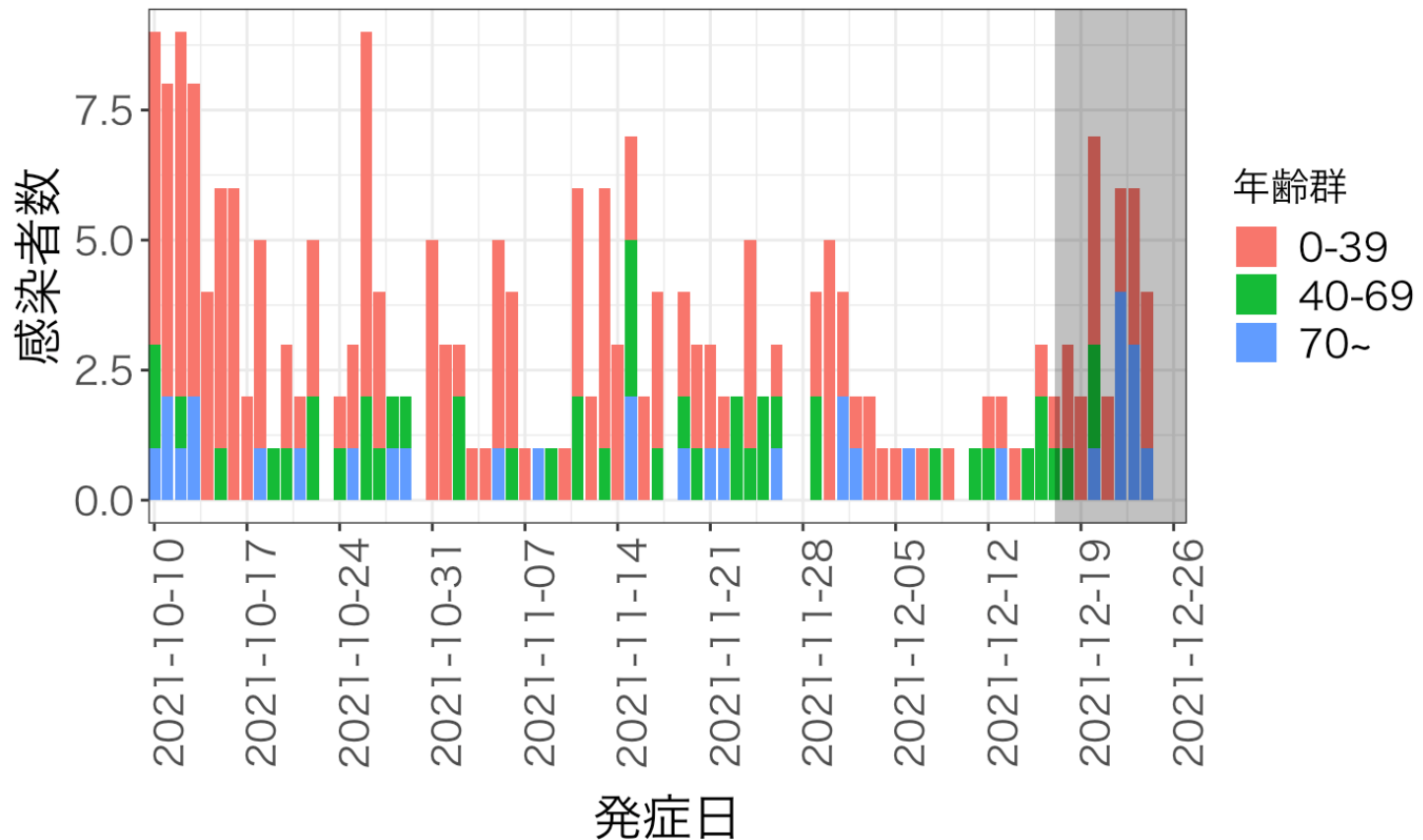


# 年齢群別発症日別感染者数 兵庫県



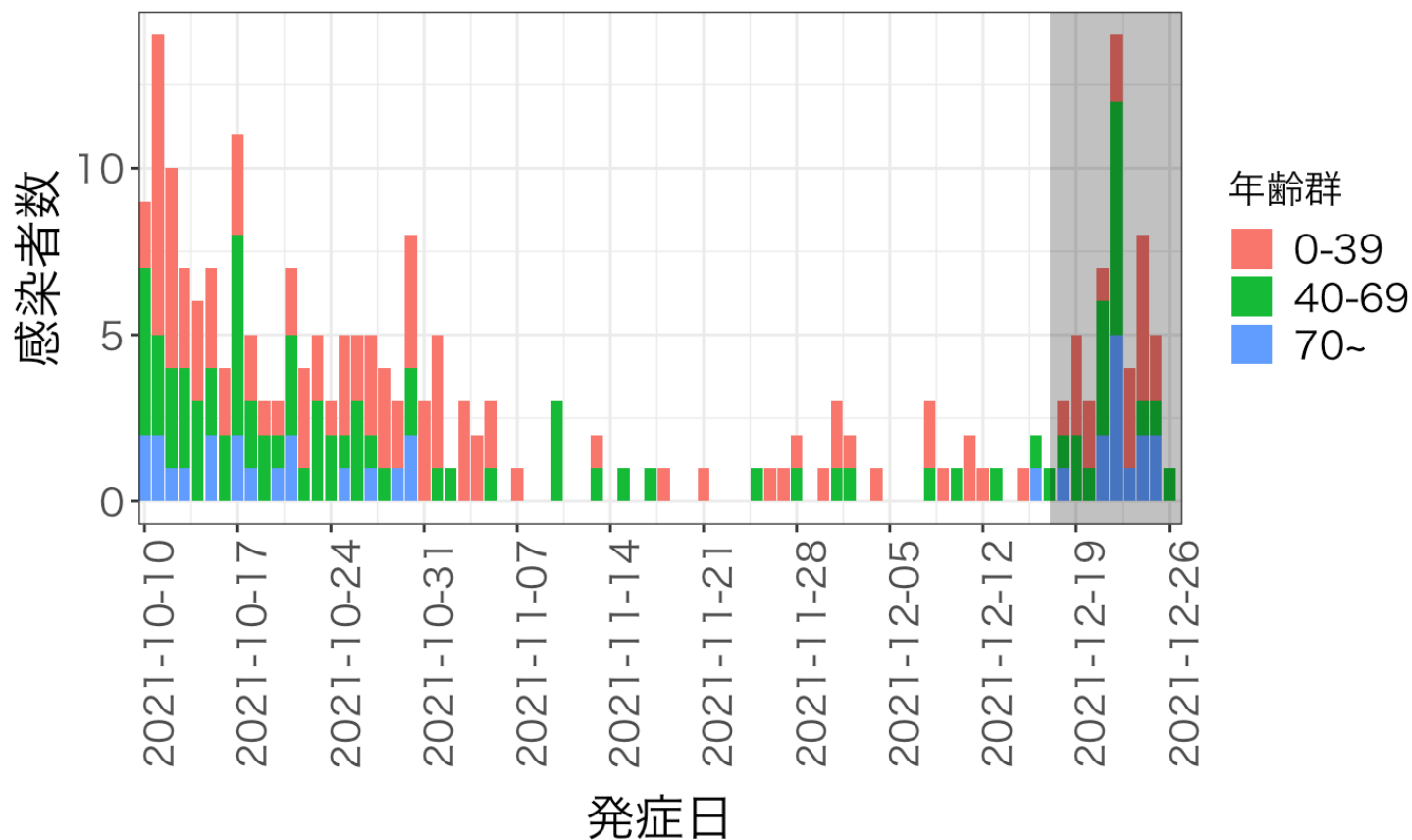
# 年齢群別発症日別感染者数

## 福岡県





# 年齢群別発症日別感染者数 沖縄県

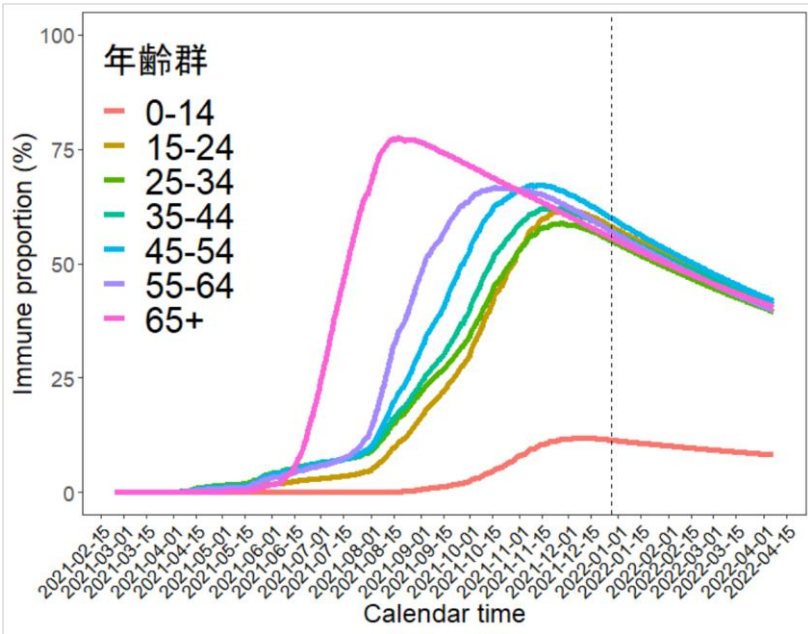


# ワクチン効果の減弱を加味した免疫保持者割合の推定(デルタ株)

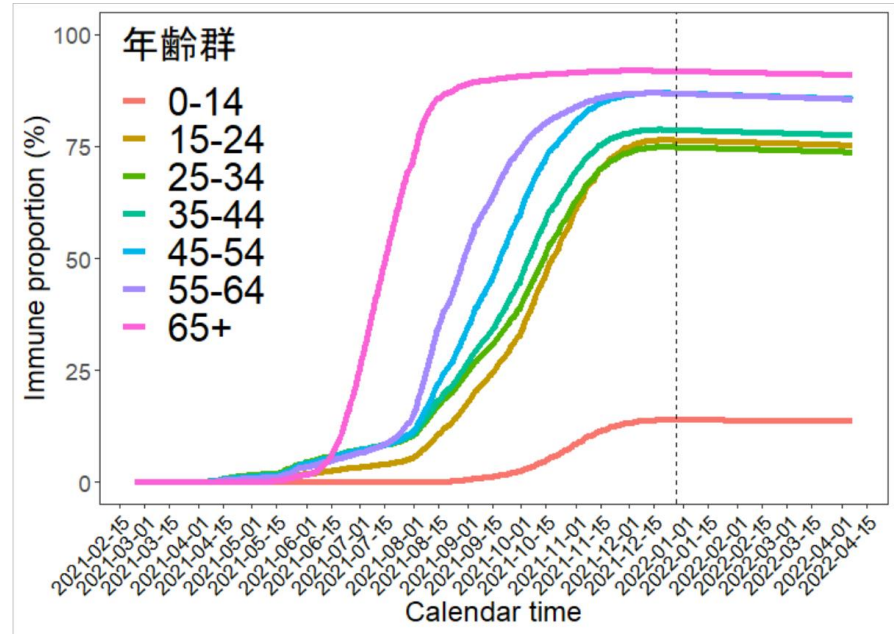
※免疫回避が著しい場合はこの限りでない

## イスラエルの観察データ+指数分布に従う失活

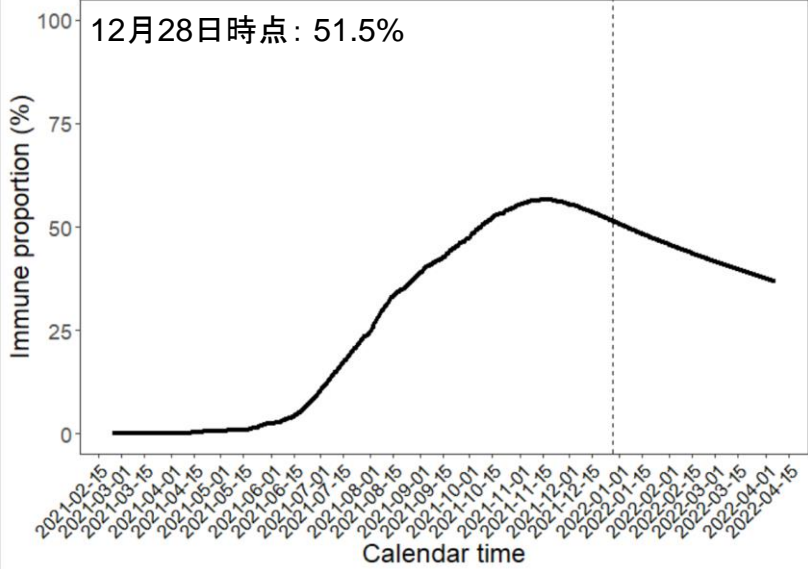
年齢群ごとの感染防御のワクチン効果(%)



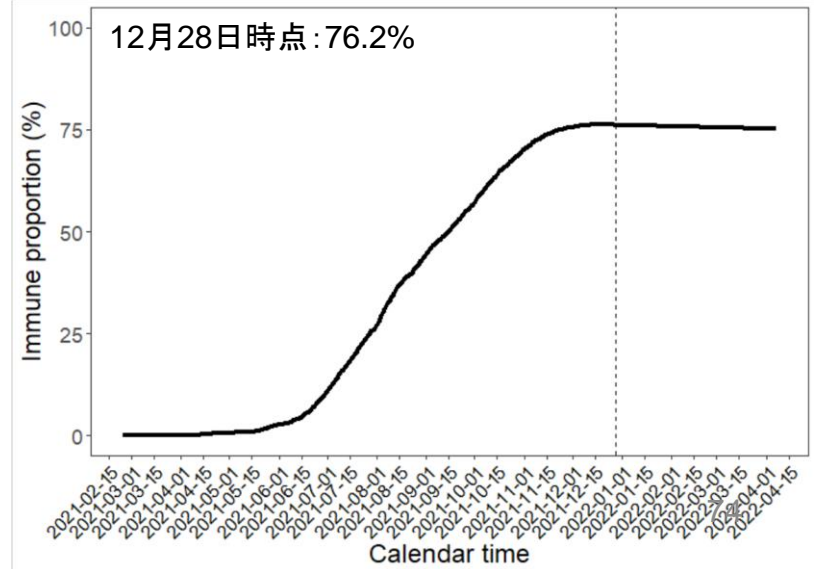
年齢群ごとの重症化防御のワクチン効果(%)



人口全体の感染防御のワクチン効果(%)



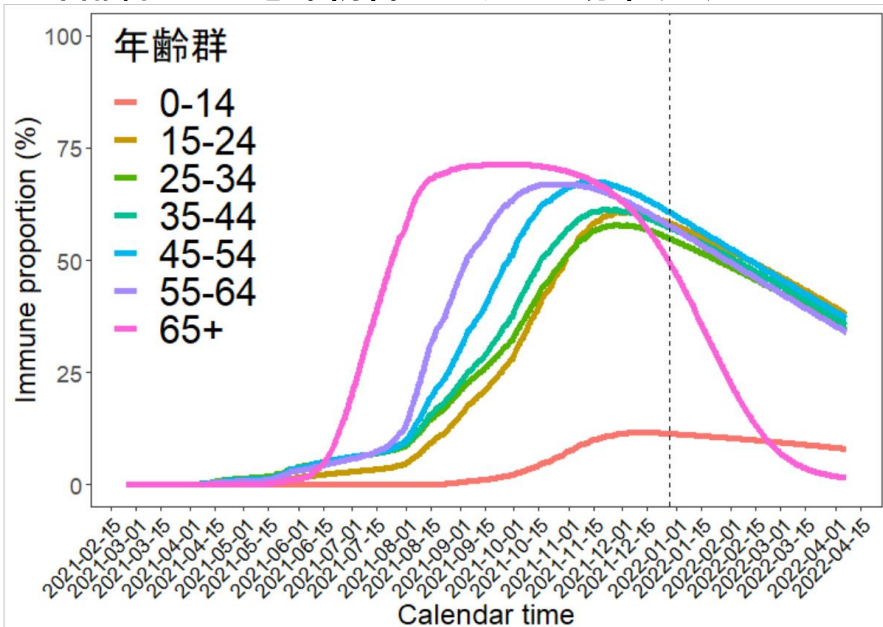
人口全体の重症化防御のワクチン効果(%)



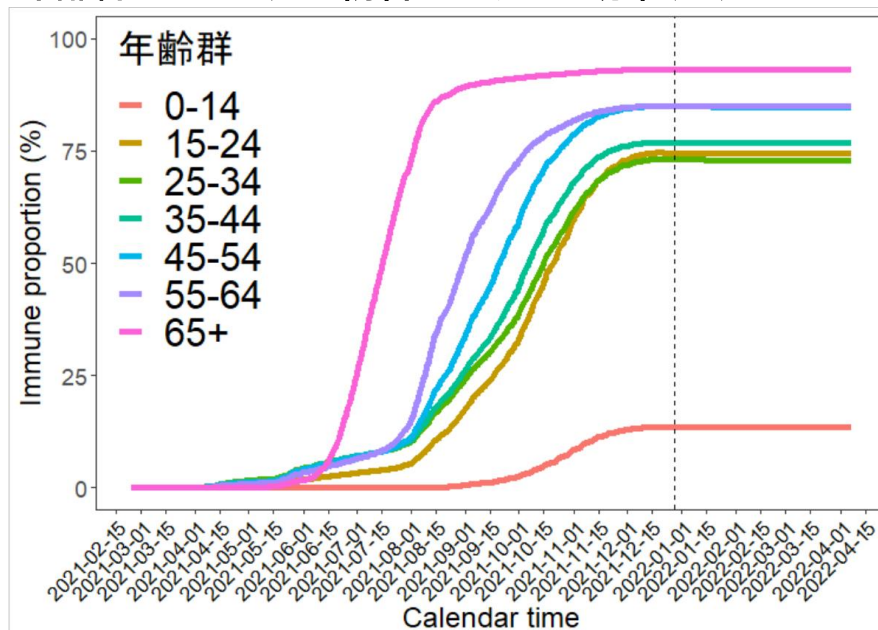
# イスラエルの観察データ+ Gompertz則に従う失活(デルタ株)

※免疫回避が著しい場合はこの限りでない

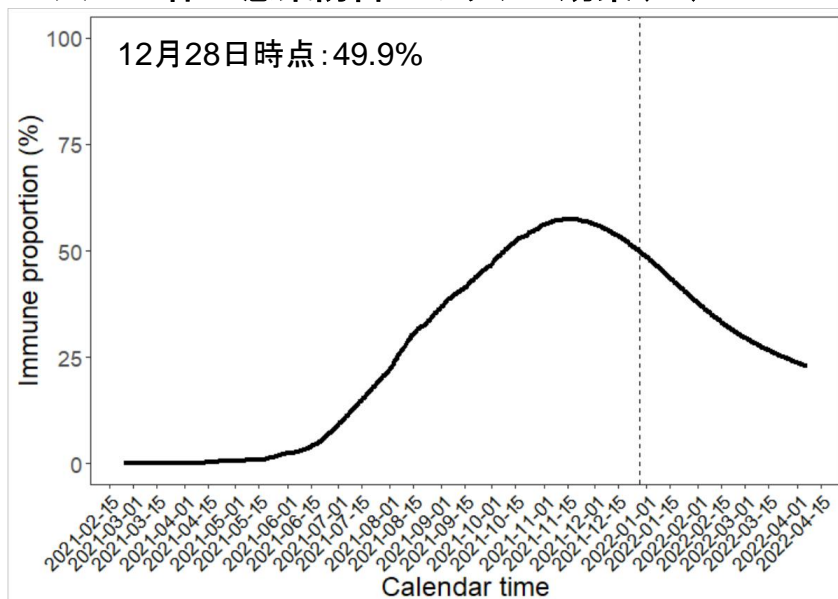
## 年齢群ごとの感染防御のワクチン効果(%)



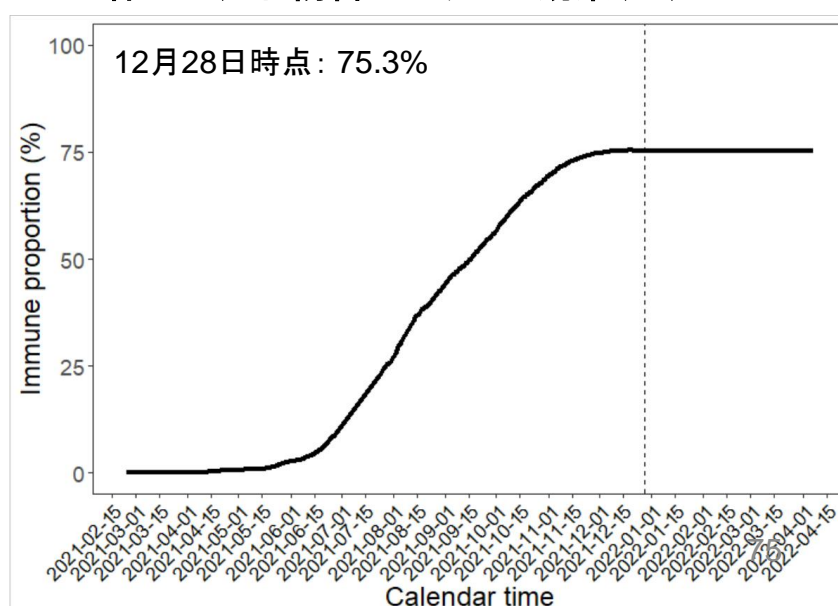
## 年齢群ごとの重症化防御のワクチン効果(%)



## 人口全体の感染防御のワクチン効果(%)



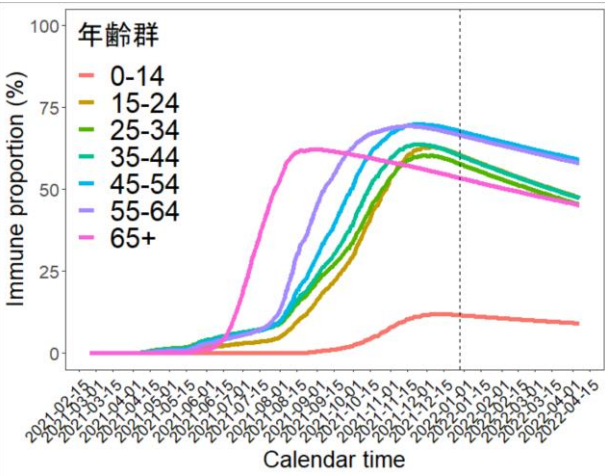
## 人口全体の重症化防御のワクチン効果(%)



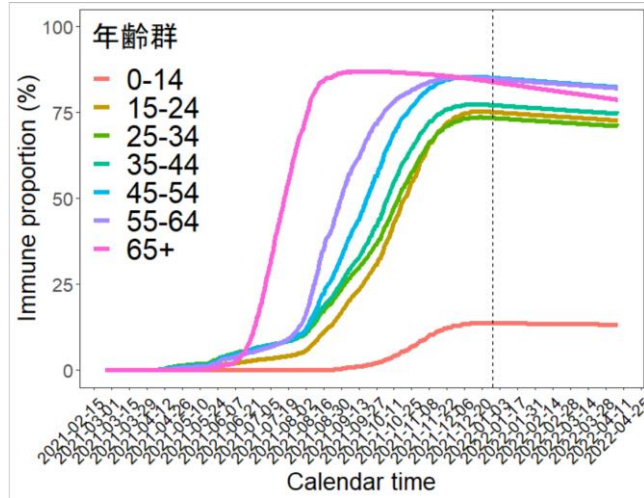
※免疫回避が著しい場合はこの限りでない

# 英国の観察データ+指数分布に従う失活(デルタ株)

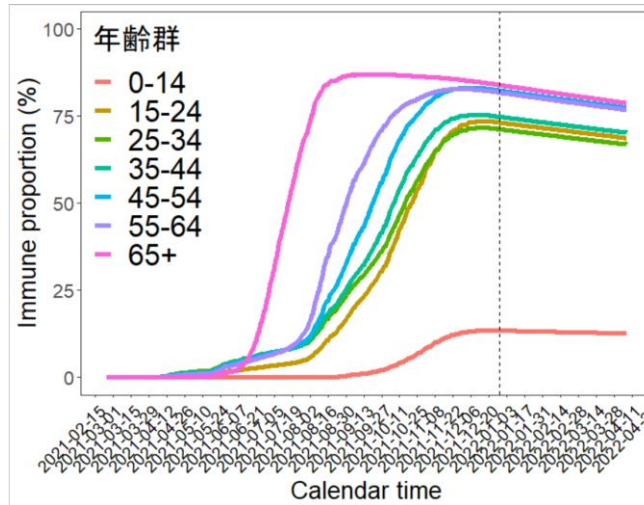
### 年齢群ごとの感染防御のワクチン効果(%)



### 年齢群ごとの重症化(入院)防御のワクチン効果(%)

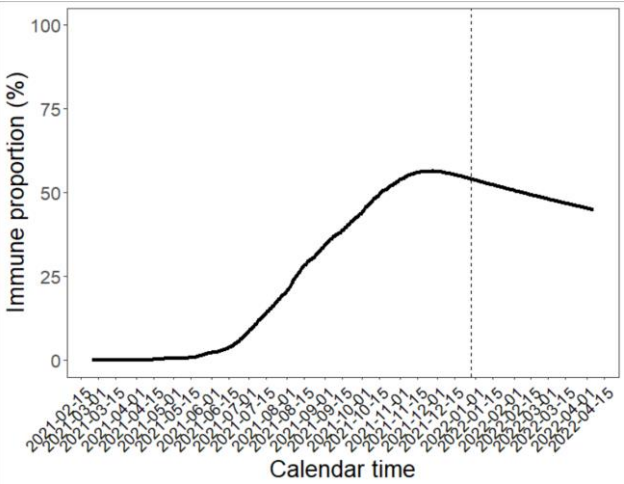


### 年齢群ごとの死亡防御のワクチン効果(%)



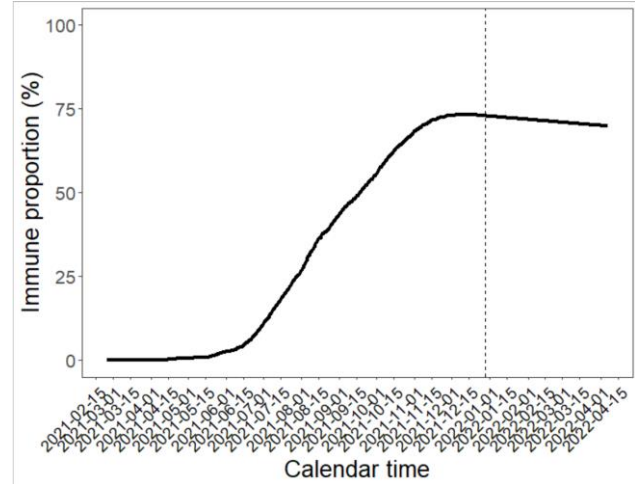
### 人口全体の感染防御のワクチン効果(%)

12月28日時点: 54.2%



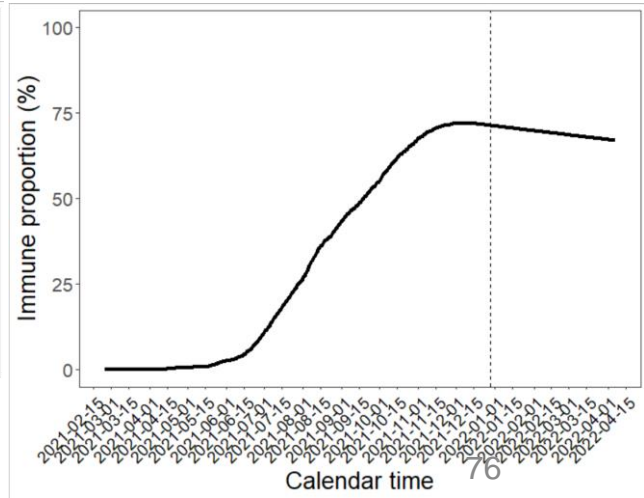
### 人口全体の重症化(入院)防御のワクチン効果(%)

12月28日時点: 73.0%



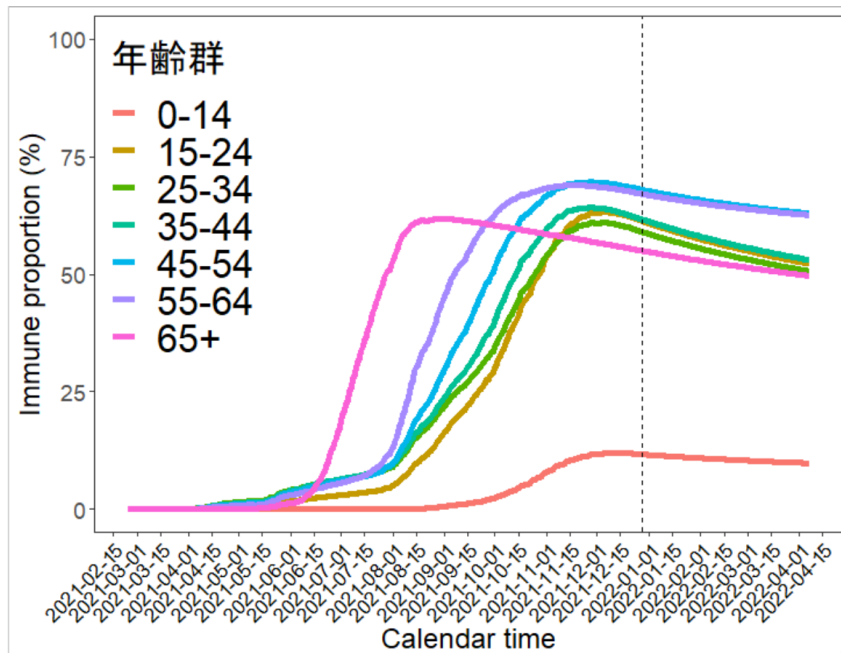
### 人口全体の死亡防御のワクチン効果(%)

12月28日時点: 72.0%

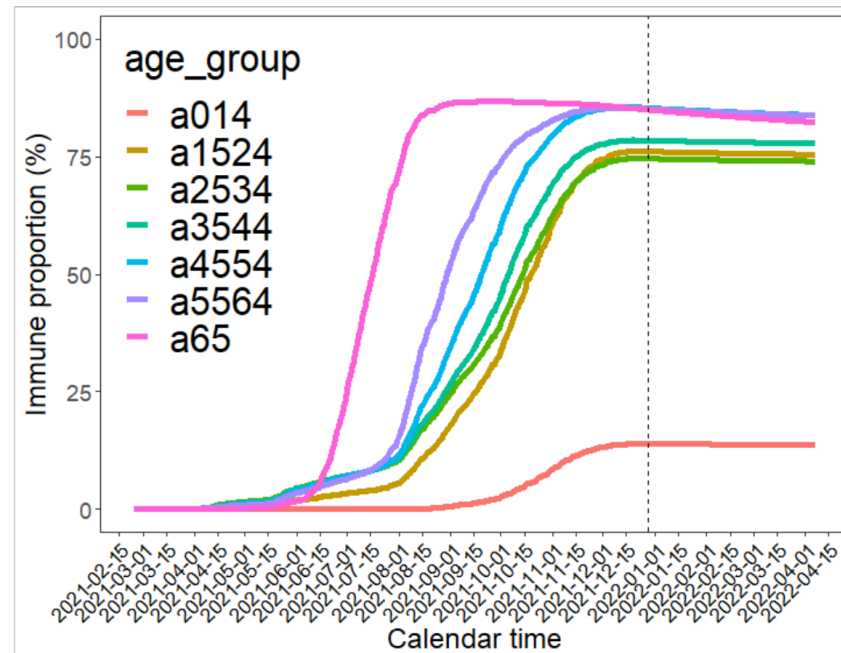


# 英国の観察データ+Gompertz則に従う失活(デルタ株)

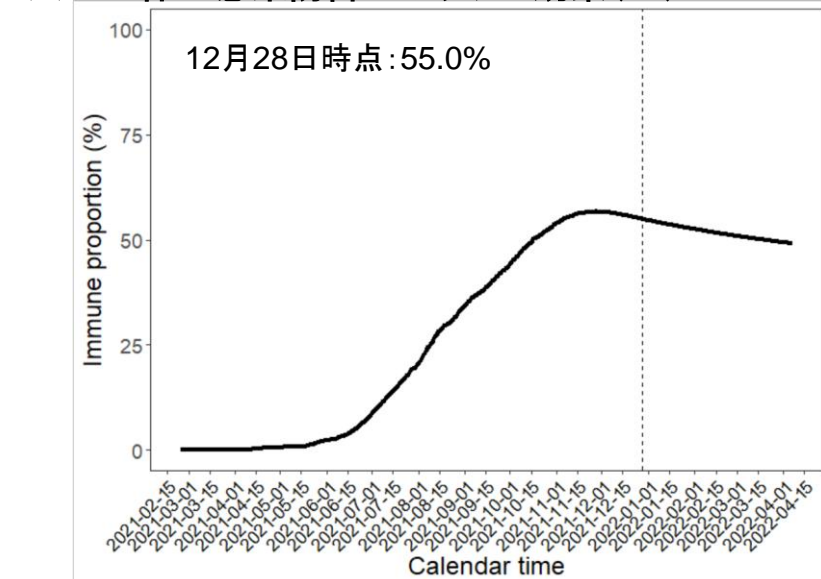
## 年齢群ごとの感染防御のワクチン効果(%)



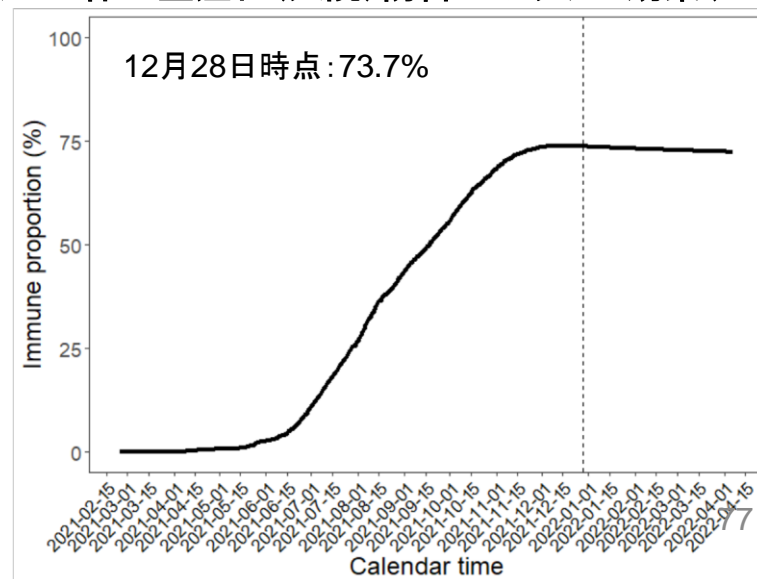
## 年齢群ごとの重症化(入院)防御のワクチン効果(%)



## 人口全体の感染防御のワクチン効果(%)



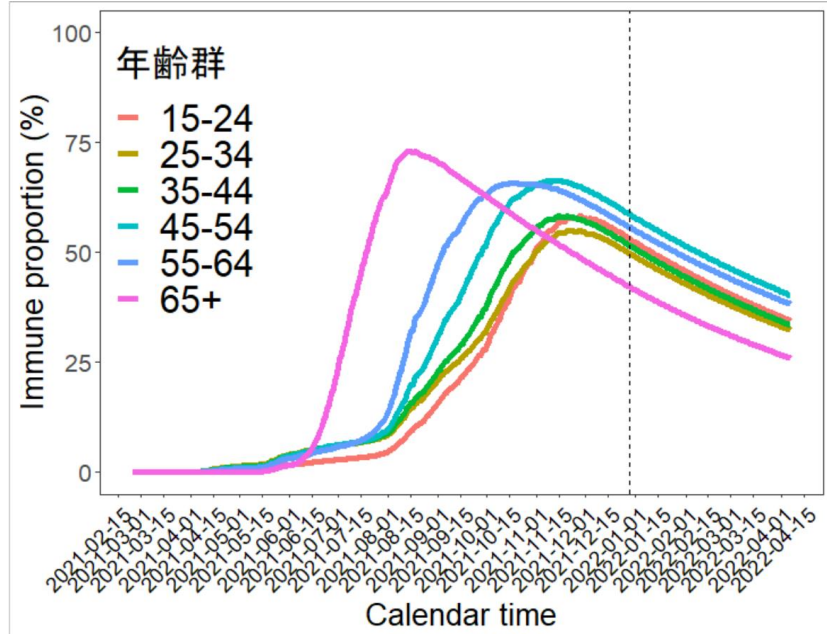
## 人口全体の重症化(入院)防御のワクチン効果(%)



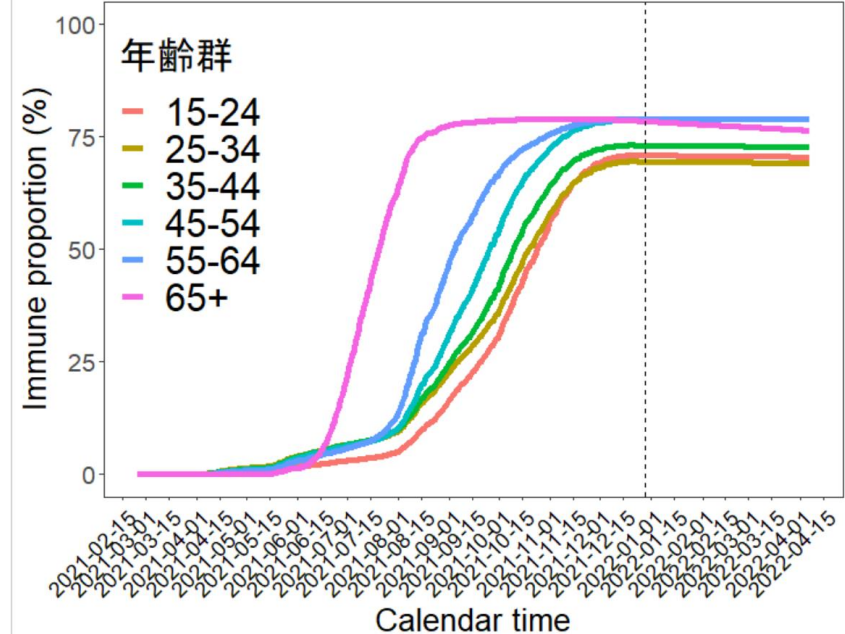
# 米国の観察データ+指数分布に従う失活(デルタ株)

※免疫回避が著しい場合はこの限りでない

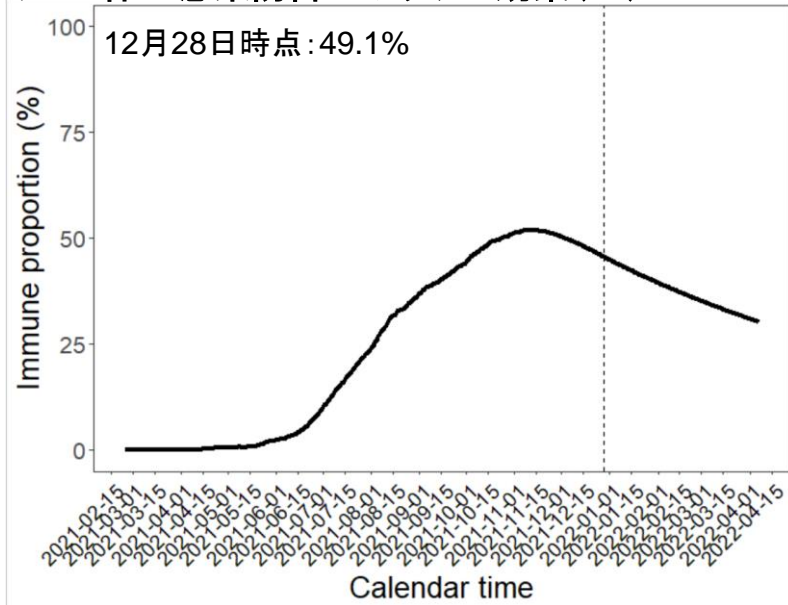
## 年齢群ごとの感染防御のワクチン効果(%)



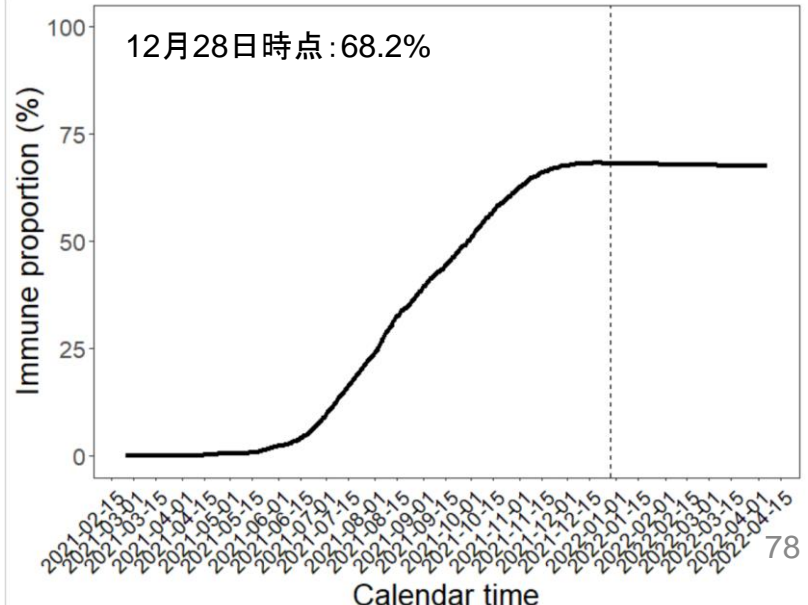
## 年齢群ごとの重症化防御のワクチン効果(%)



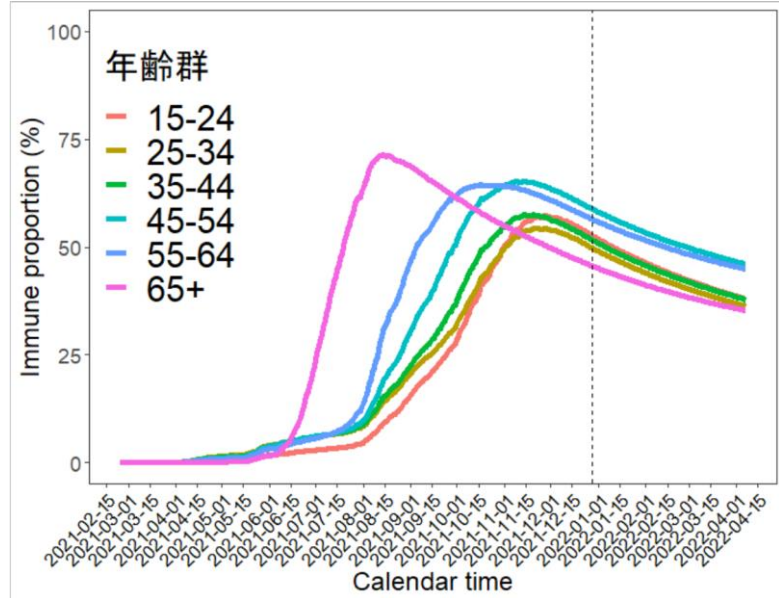
## 人口全体の感染防御のワクチン効果(%)



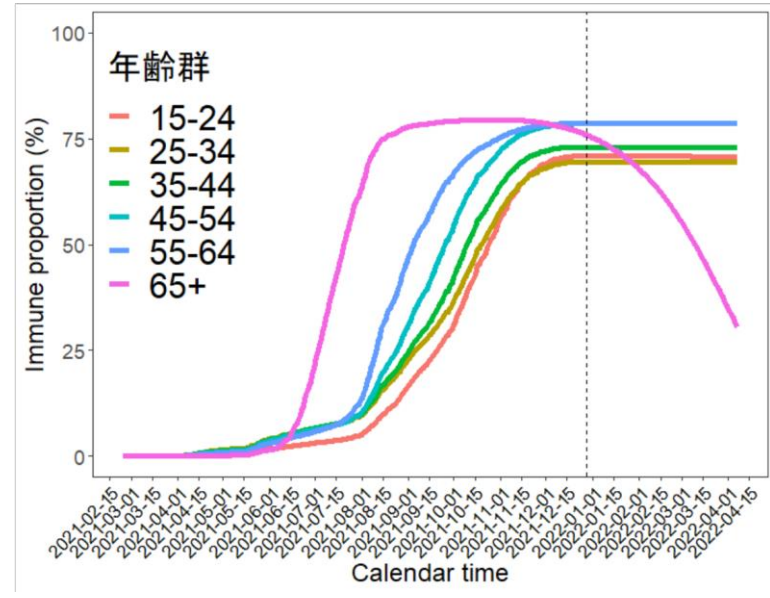
## 人口全体の重症化防御のワクチン効果(%)



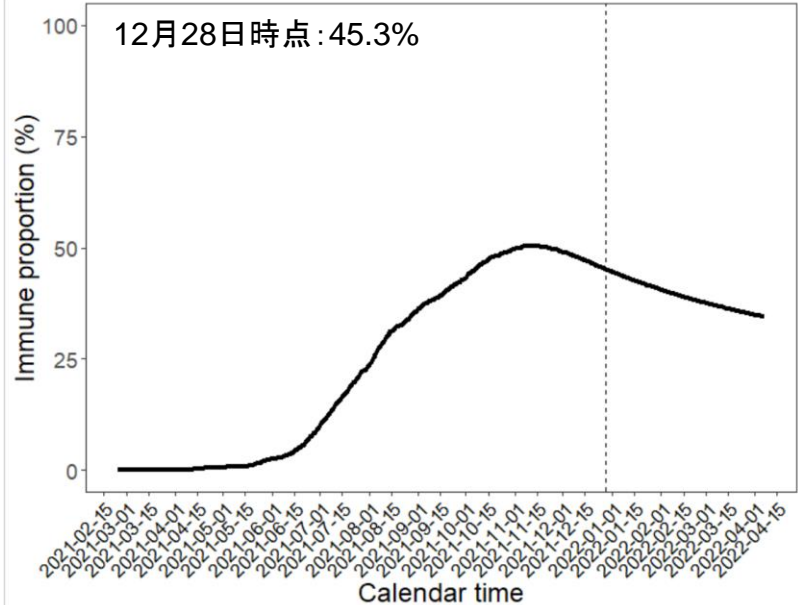
年齢群ごとの感染防御のワクチン効果(%)



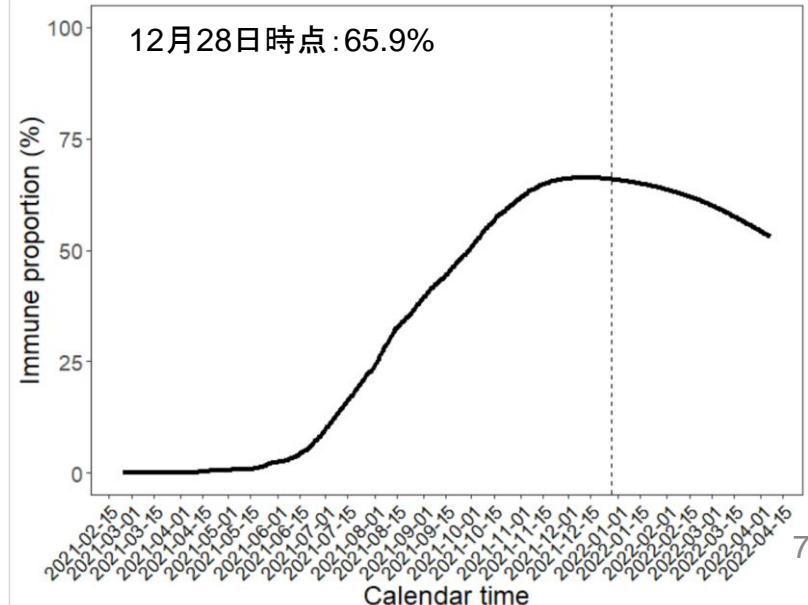
年齢群ごとの重症化防御のワクチン効果(%)



人口全体の感染防御のワクチン効果(%)



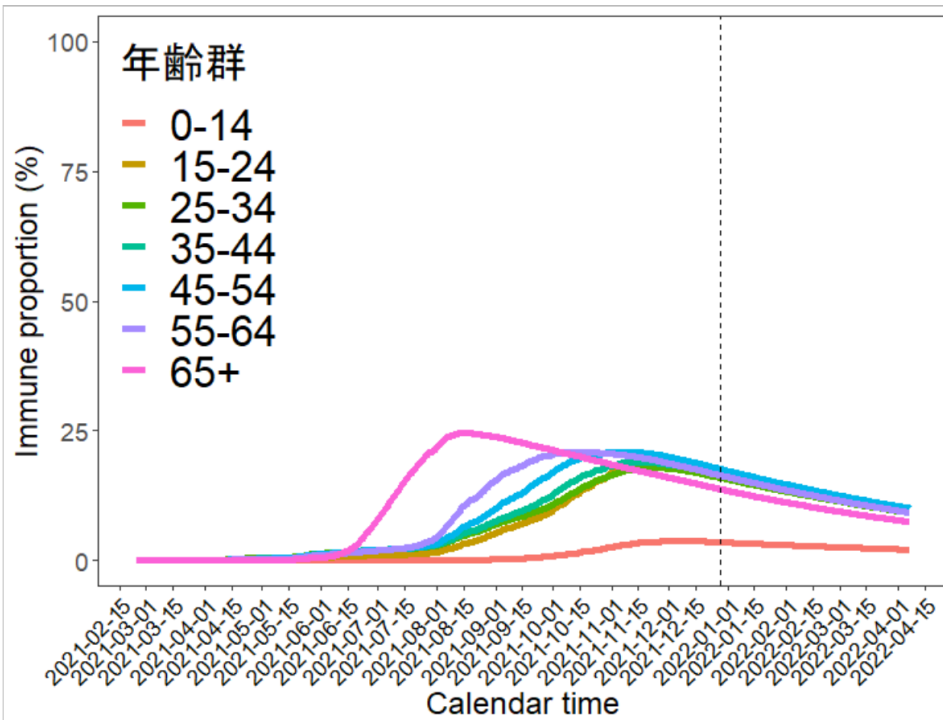
人口全体の重症化防御のワクチン効果(%)



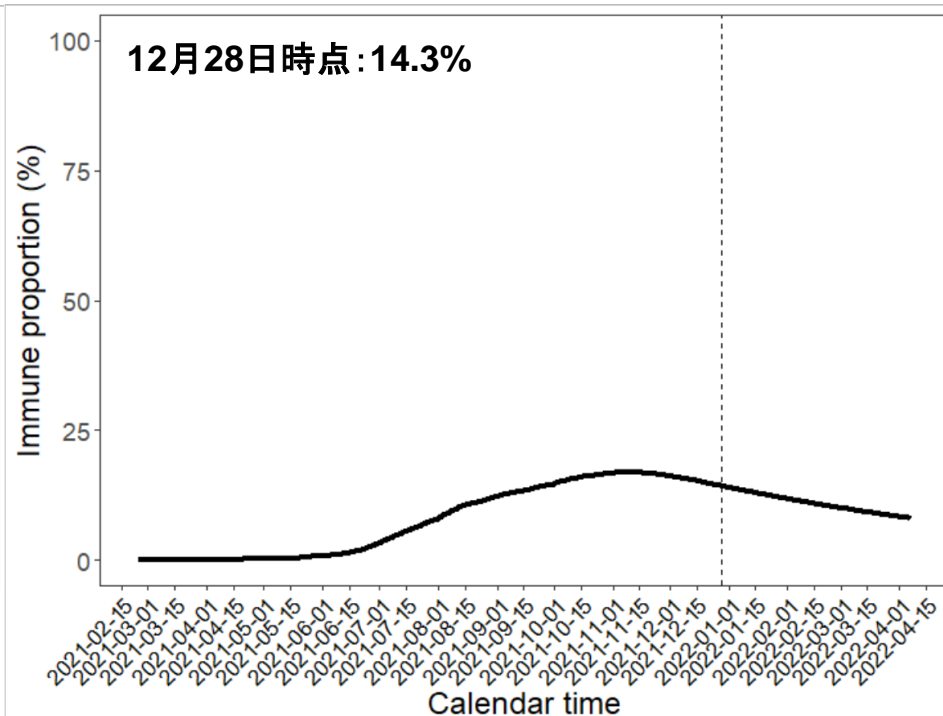
わが国におけるワクチン効果の減弱を加味した免疫保持者割合の推定: 暫定版(発症予防効果)  
(Golding教授らの推定値を利用した場合)

## オミクロン株

年齢群ごとの感染防御のワクチン効果(%)



人口全体の感染防御のワクチン効果(%)



オミクロン株に対するワクチン効果とその減弱の推定値参考:

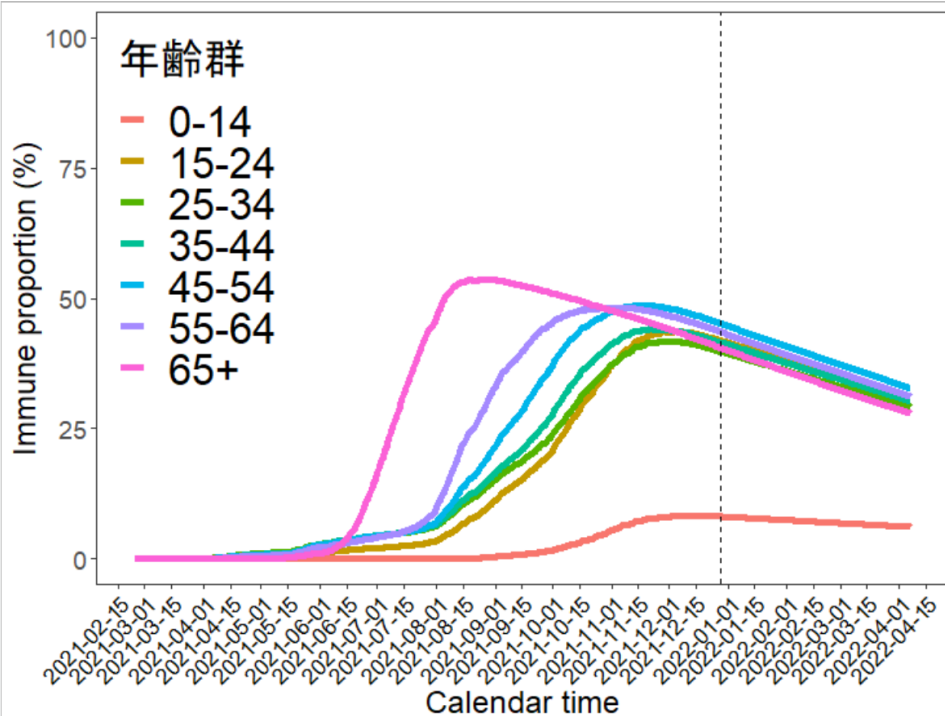
[GitHub - goldingn/neuts2efficacy: modelling SARS-CoV-2 vaccine efficacy from antibody titres, and impact of waning and variants on transmission](https://github.com/goldingn/neuts2efficacy)



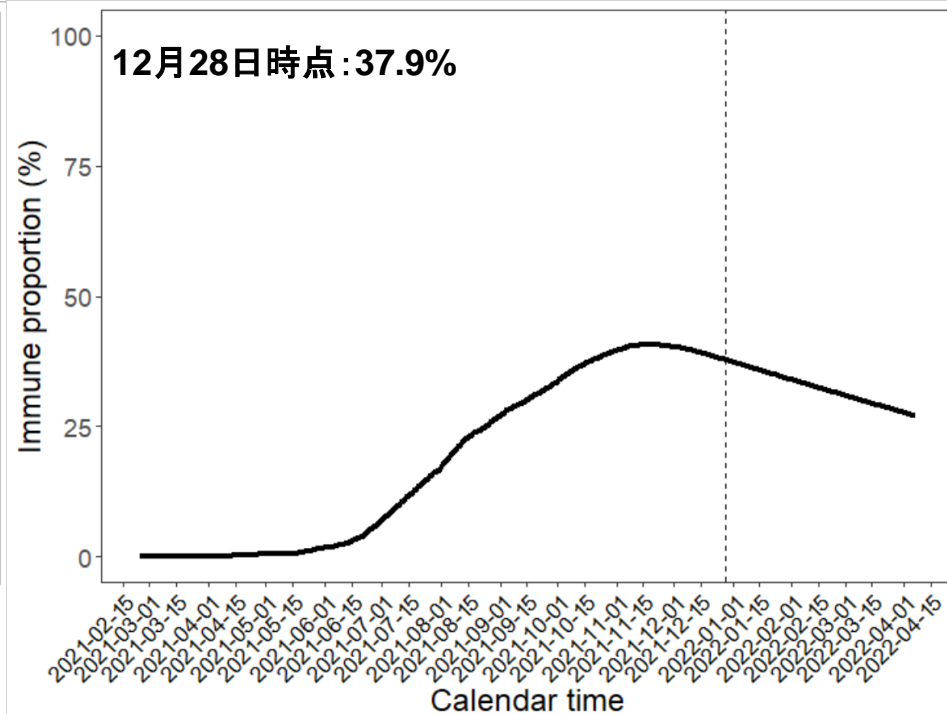
わが国におけるワクチン効果の減弱を加味した免疫保持者割合の推定(重症化予防効果)  
(Golding教授らの推定値を利用した場合)

## オミクロン株

年齢群ごとの入院阻止のワクチン効果(%)



人口全体の入院阻止のワクチン効果(%)



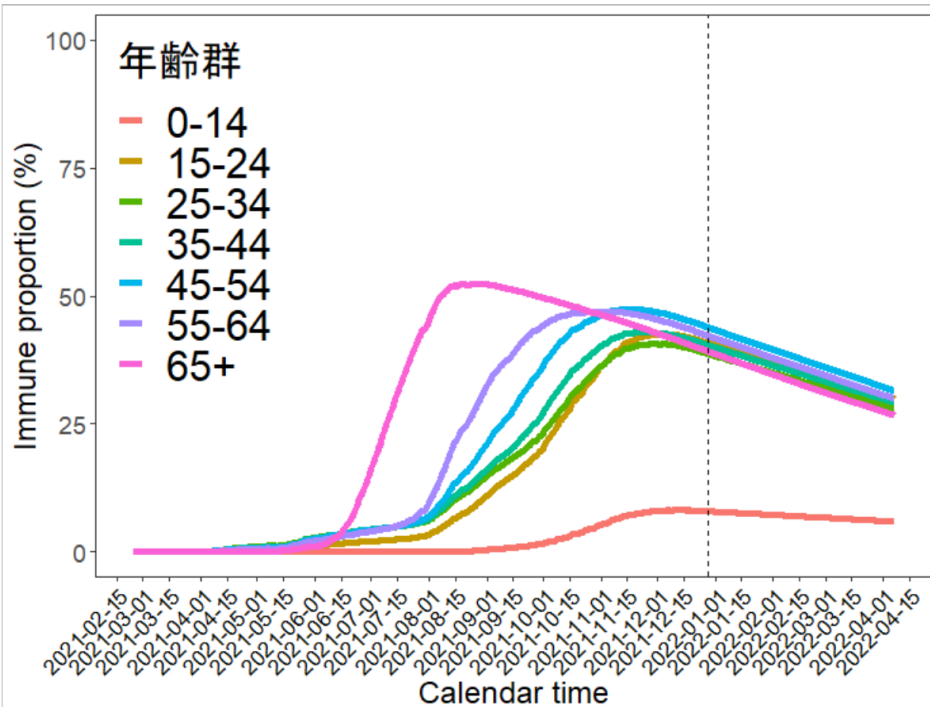
オミクロン株に対するワクチン効果とその減弱の推定値参考:

[GitHub - goldingn/neuts2efficacy: modelling SARS-CoV-2 vaccine efficacy from antibody titres, and impact of waning and variants on transmission](https://github.com/goldingn/neuts2efficacy)

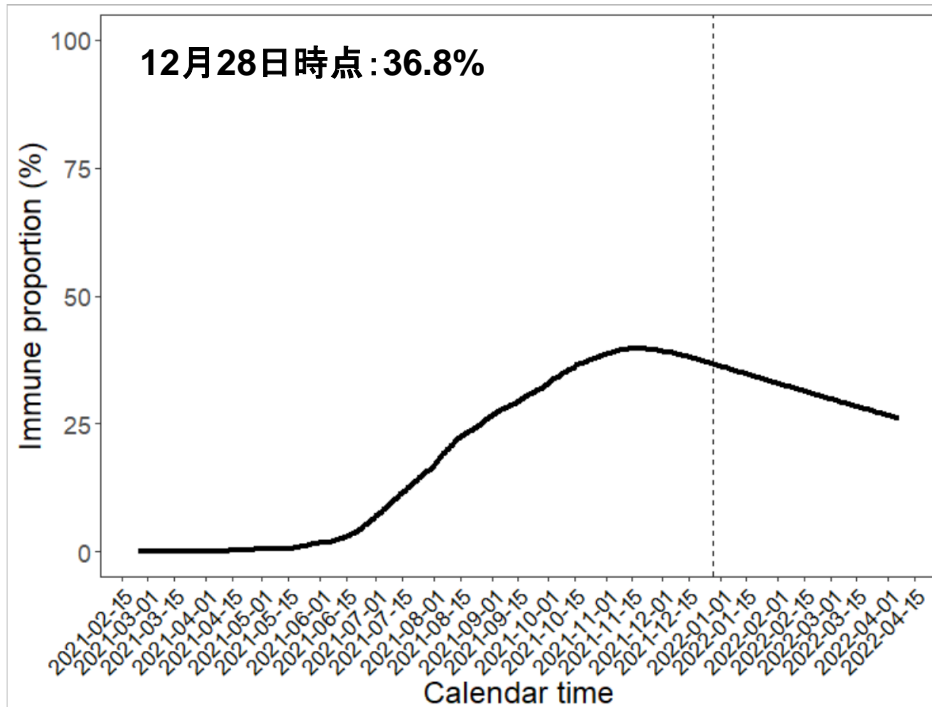
わが国におけるワクチン効果の減弱を加味した免疫保持者割合の推定(死亡抑制効果)  
 (Golding教授らの推定値を利用した場合)

## オミクロン株

年齢群ごとの死亡回避のワクチン効果(%)



人口全体の死亡回避のワクチン効果(%)



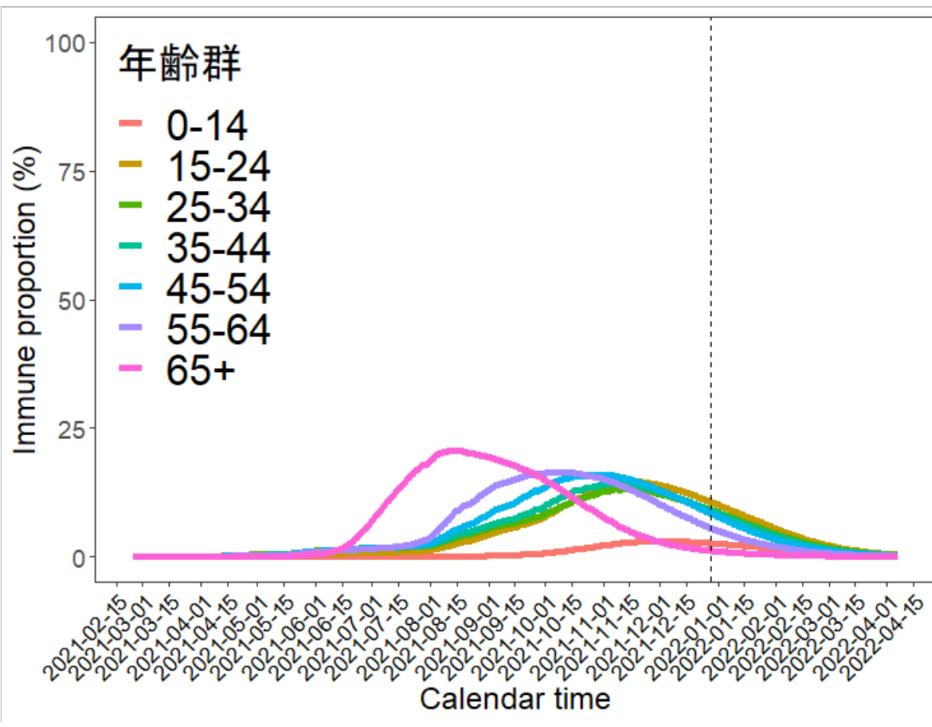
オミクロン株に対するワクチン効果とその減弱の推定値参考:

[GitHub - goldingn/neuts2efficacy: modelling SARS-CoV-2 vaccine efficacy from antibody titres, and impact of waning and variants on transmission](https://github.com/goldingn/neuts2efficacy)

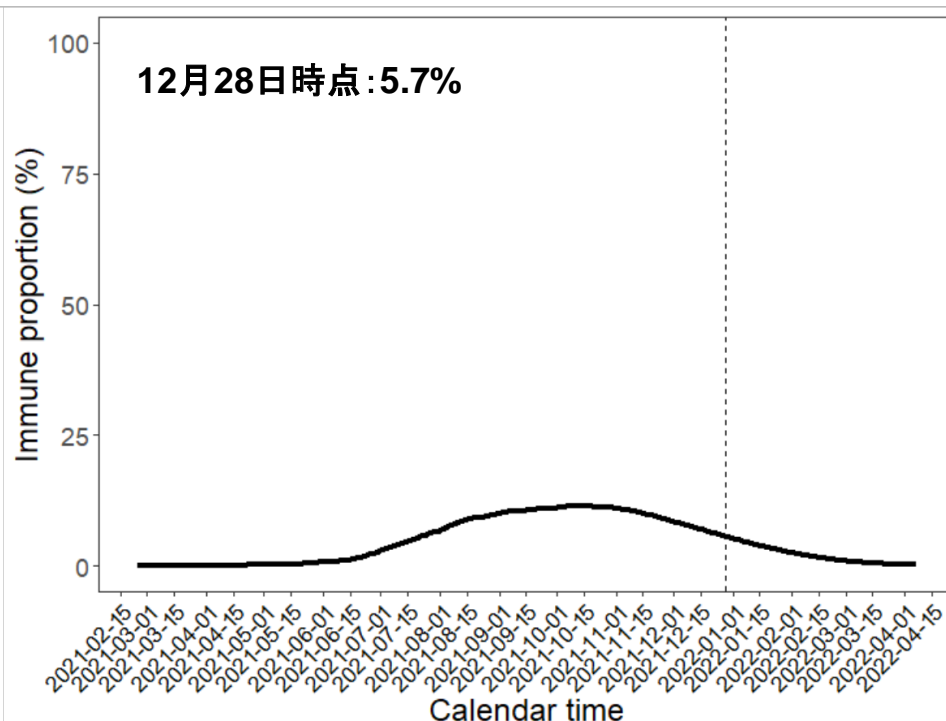
# わが国におけるワクチン効果の減弱を加味した免疫保持者割合の推定: 暫定版(発症予防効果) (Ghani教授らの推定値を利用した場合)

## オミクロン株

### 年齢群ごとの感染防御のワクチン効果(%)



### 人口全体の感染防御のワクチン効果(%)



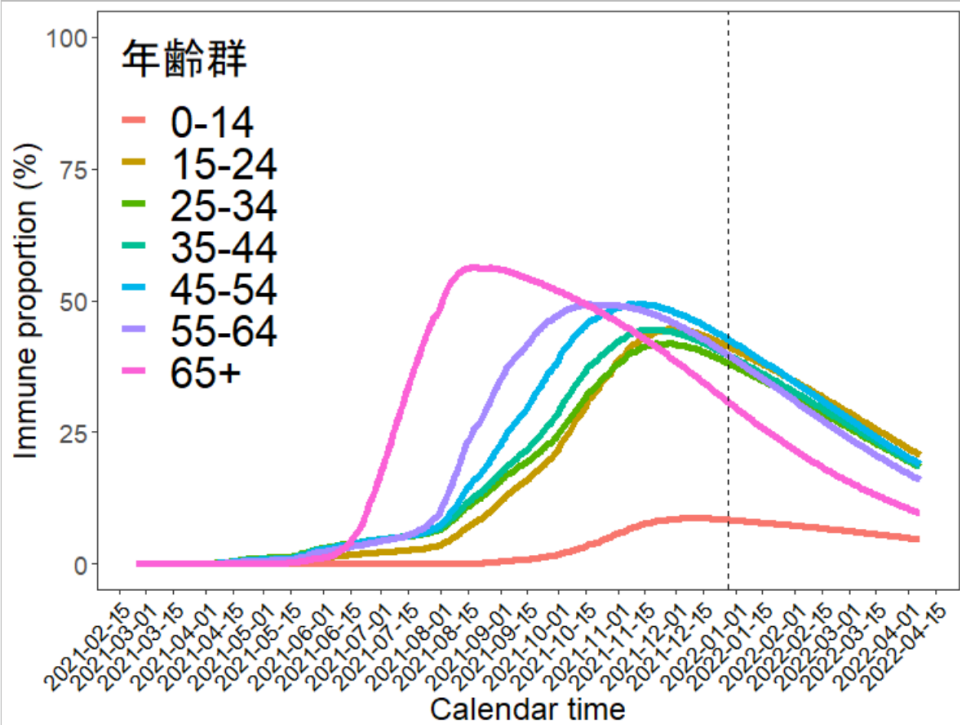
オミクロン株に対するワクチン効果とその減弱の推定値参考:

<https://www.imperial.ac.uk/mrc-global-infectious-disease-analysis/covid-19/report-48-global-omicron/>

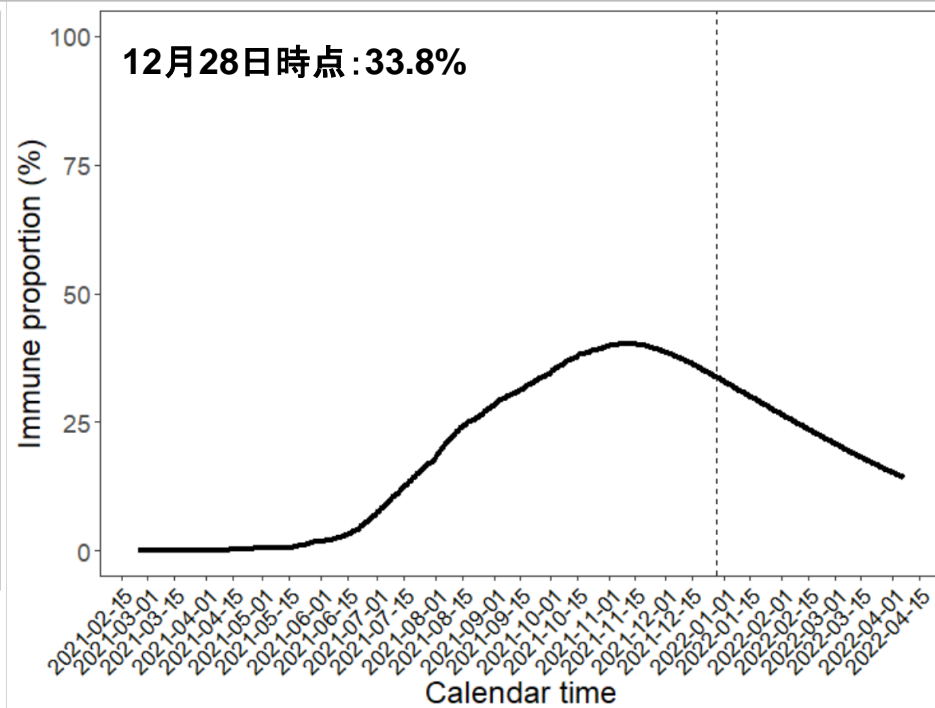
わが国におけるワクチン効果の減弱を加味した免疫保持者割合の推定(重症化予防効果)  
( Ghani教授らの推定値を利用した場合)

## オミクロン株

年齢群ごとの重症化阻止のワクチン効果(%)



人口全体の重症化阻止のワクチン効果(%)



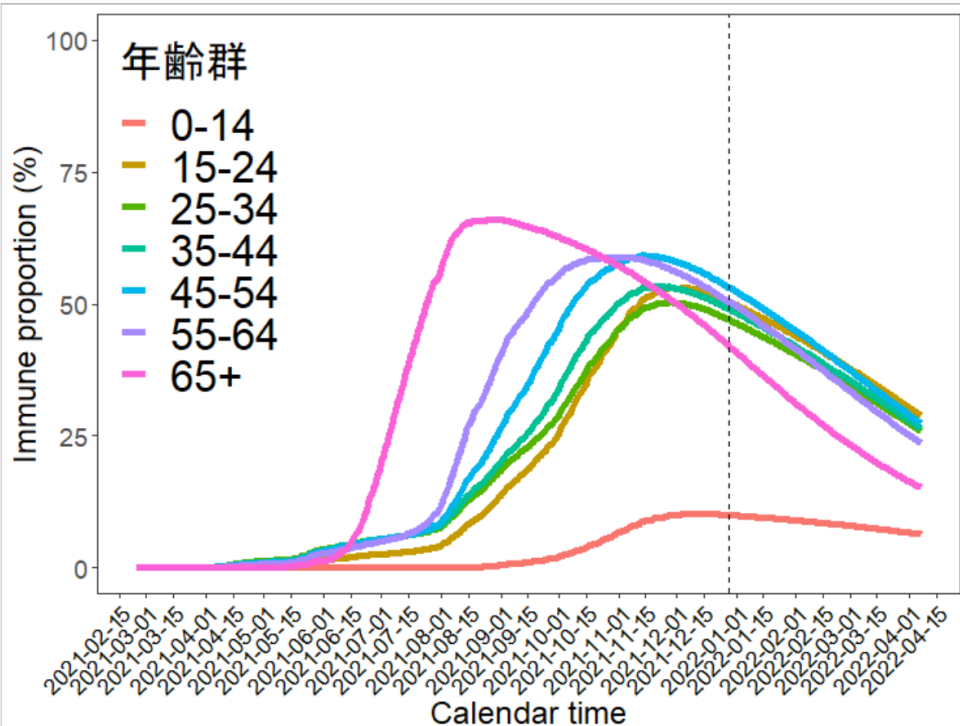
オミクロン株に対するワクチン効果とその減弱の推定値参考:

<https://www.imperial.ac.uk/mrc-global-infectious-disease-analysis/covid-19/report-48-global-omicron/>

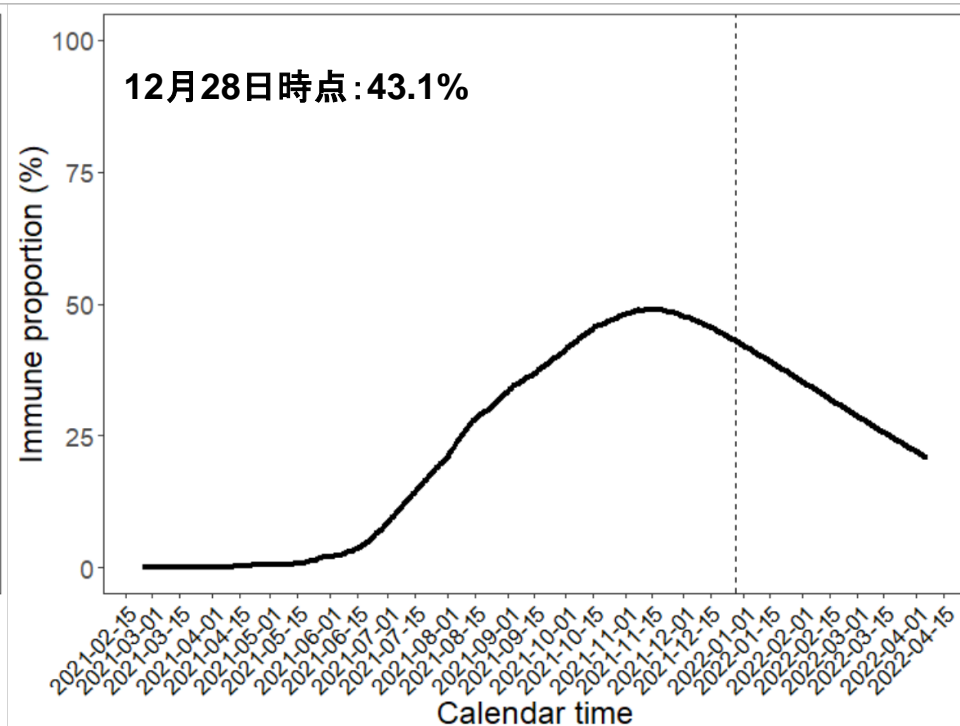
わが国におけるワクチン効果の減弱を加味した免疫保持者割合の推定(死亡抑制効果)  
 ( Ghani教授らの推定値を利用した場合)

## オミクロン株

年齢群ごとの死亡回避のワクチン効果(%)



人口全体の死亡回避のワクチン効果(%)



オミクロン株に対するワクチン効果とその減弱の推定値参考:

<https://www.imperial.ac.uk/mrc-global-infectious-disease-analysis/covid-19/report-48-global-omicron/>

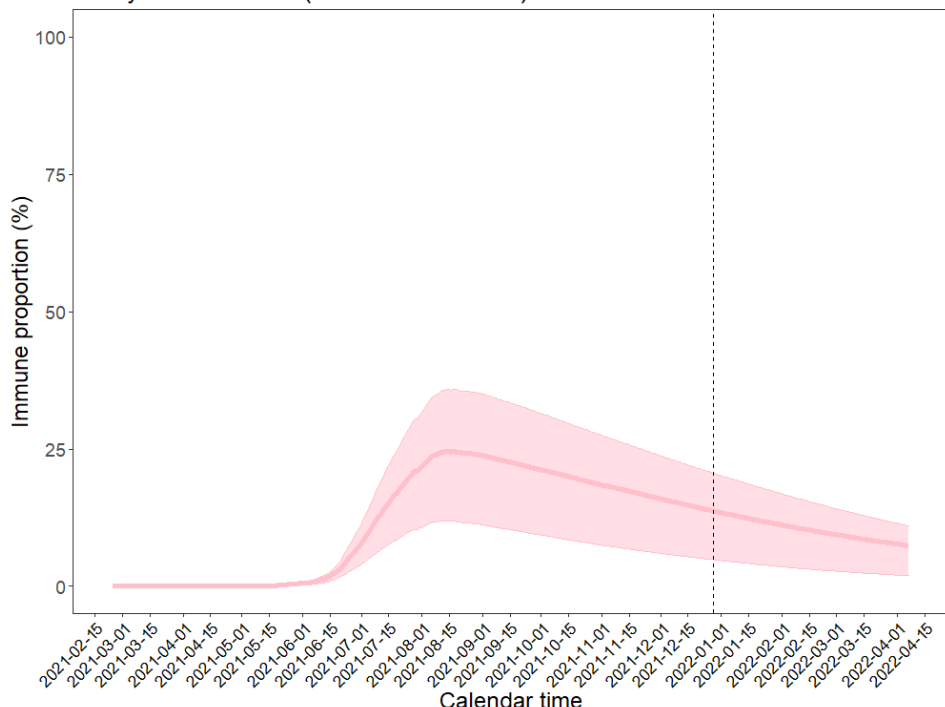
# わが国におけるワクチン効果の減弱を加味した**65歳以上**の免疫保持者割合の推定: 暫定版 (Golding教授らの推定値を利用した場合)

## オミクロン株

感染防御効果(12月28日時点)

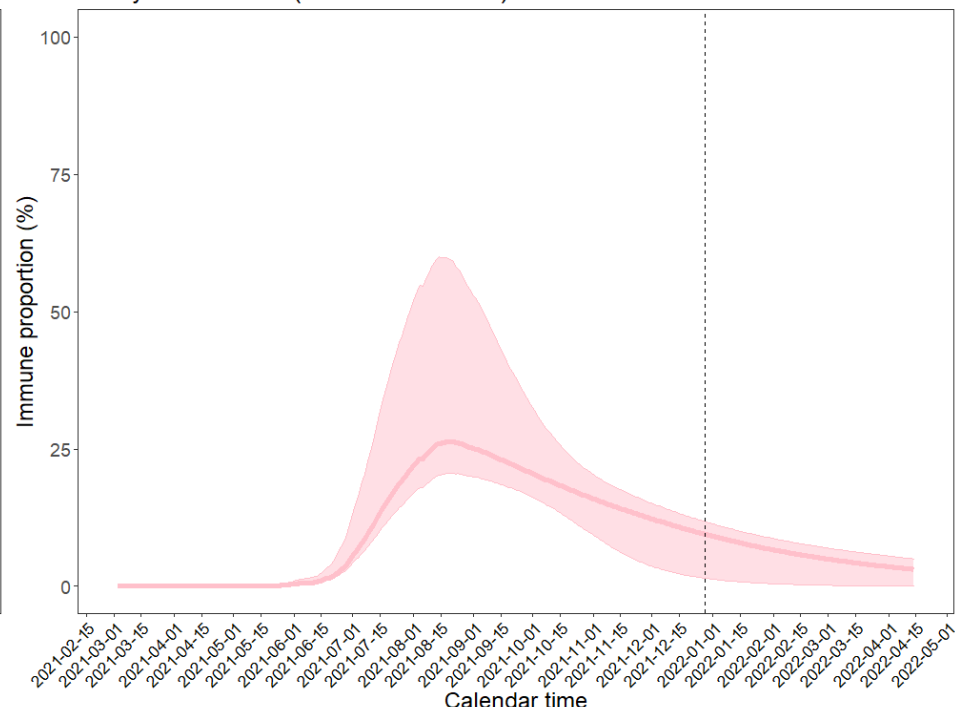
(Golding教授らの推定値を利用した場合)

65+ years: 13.7% (50%CrI: 4.9-20.6)



(Ghani教授らの推定値を利用した場合)

65+ years: 9.5% (95%CI: 1.5-11.8)



ただし、95%信頼区間は、Azra Ghani 教授らの推定値を参考に、パラメトリックブートストラップ法によって推定

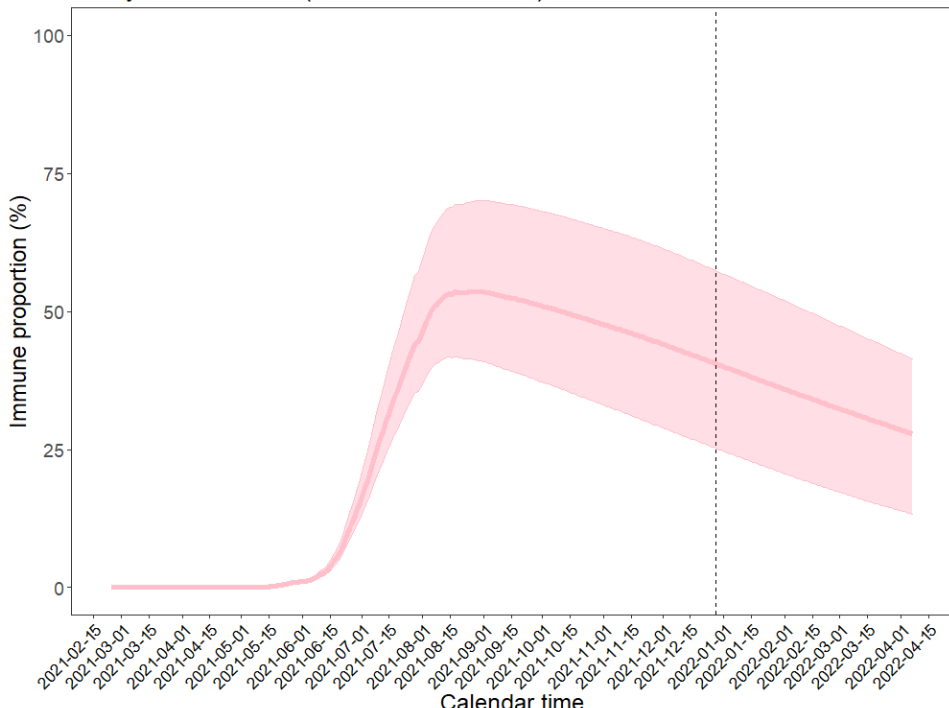
# わが国におけるワクチン効果の減弱を加味した**65歳以上**の免疫保持者割合の推定: 暫定版 (Golding教授らの推定値を利用した場合)

## オミクロン株

入院/重症化予防効果(12月28日時点)

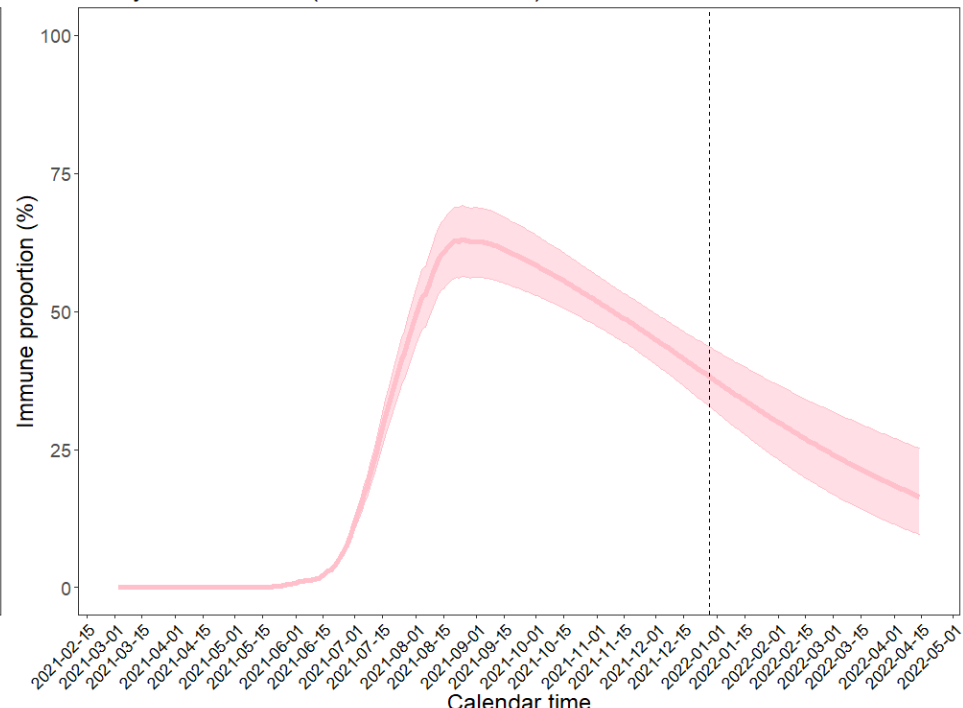
(Golding教授らの推定値を利用した場合)

65+ years: 40.6% (50%CrI: 25.3-57.4)



( Ghani教授らの推定値を利用した場合)

65+ years: 38.3% (95%CI: 32.8-43.6)



ただし、95%信頼区間は、Azra Ghani 教授らの推定値を参考に、パラメトリックブートストラップ法によって推定

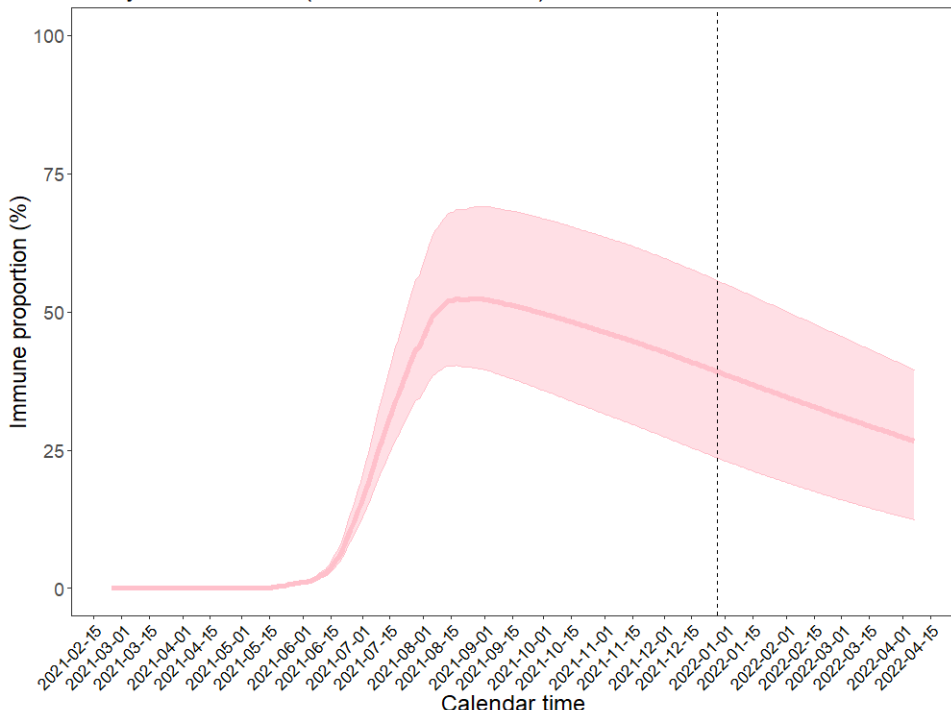
# わが国におけるワクチン効果の減弱を加味した**65歳以上**の免疫保持者割合の推定: 暫定版 (Golding教授らの推定値を利用した場合)

## オミクロン株

死亡回避効果(12月28日時点)

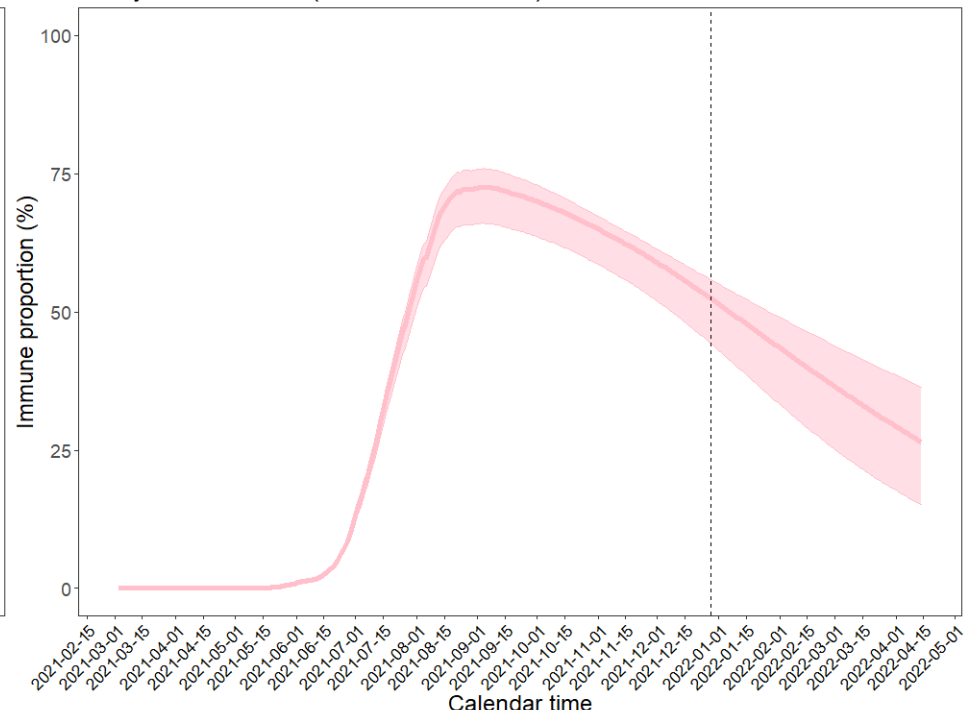
(Golding教授らの推定値を利用した場合)

65+ years: 39.2% (50%CrI: 23.6-55.7)



( Ghani教授らの推定値を利用した場合)

65+ years: 52.5% (95%CI: 44.3-55.9)



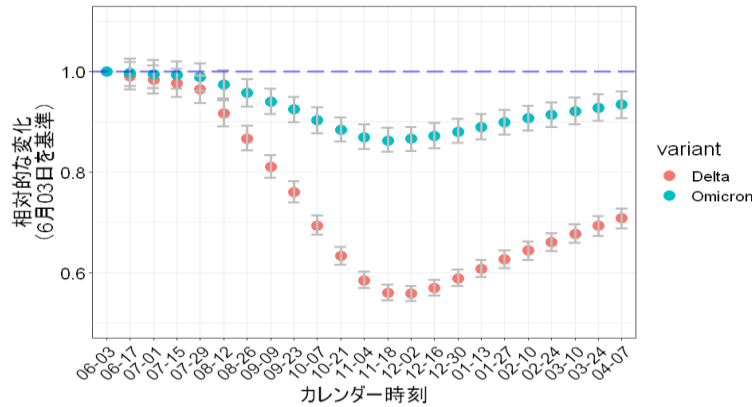
ただし、95%信頼区間は、Azra Ghani 教授らの推定値を参考に、パラメトリックブートストラップ法によって推定



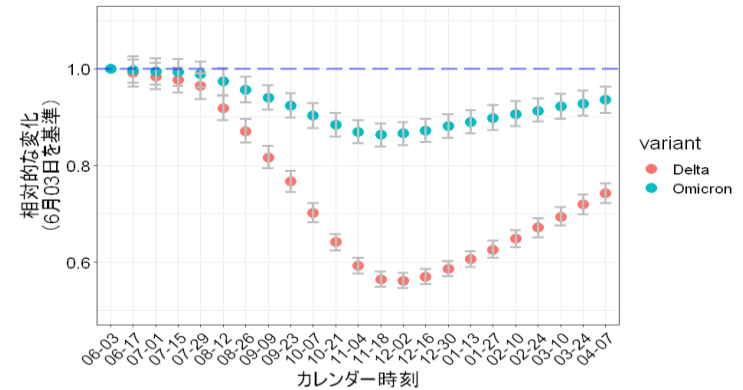
# ワクチン接種および免疫失活を加味した 最大固有値の推移と今後の見通し (参考国 イスラエル)

※免疫回避が著しい場合はこの限りでない

指数分布モデル: デルタ株

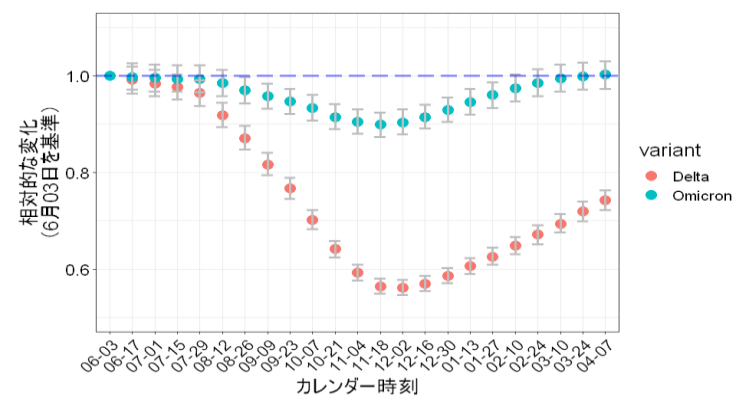
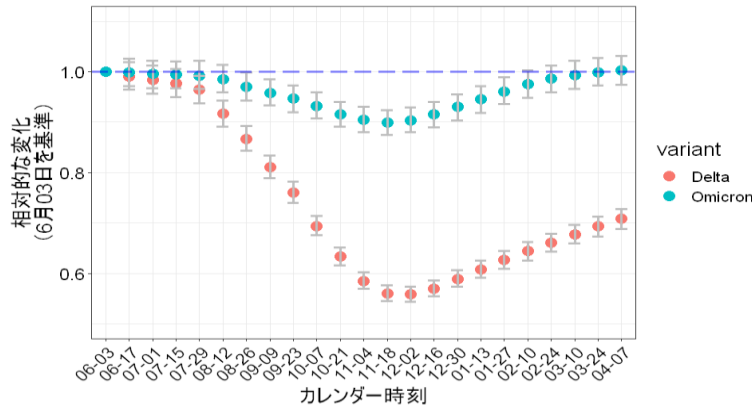


Gompertzモデル: デルタ株



Golging教授ら  
(Curtin University)の  
推定方法:  
オミクロン株

Ghani教授ら  
(Imperial College London大学)  
の推定方法:  
オミクロン株



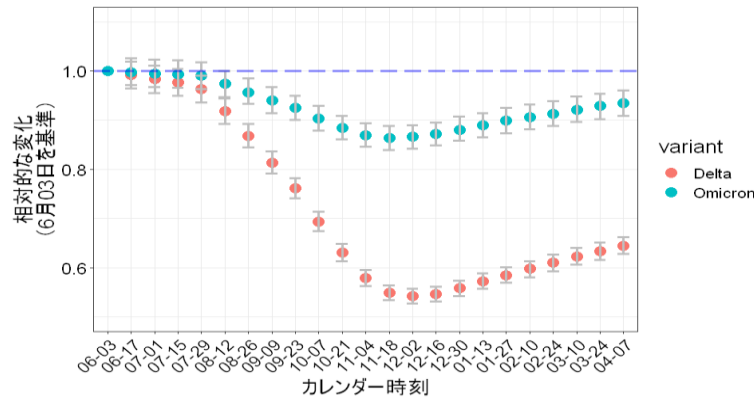
データ出典: HER-SYS、VRS、V-SYS  
データ

※次世代行列は第5波の東京都のデータから推定  
感受性割合はワクチン効果の減弱を加味した免疫保  
持者割合から推定

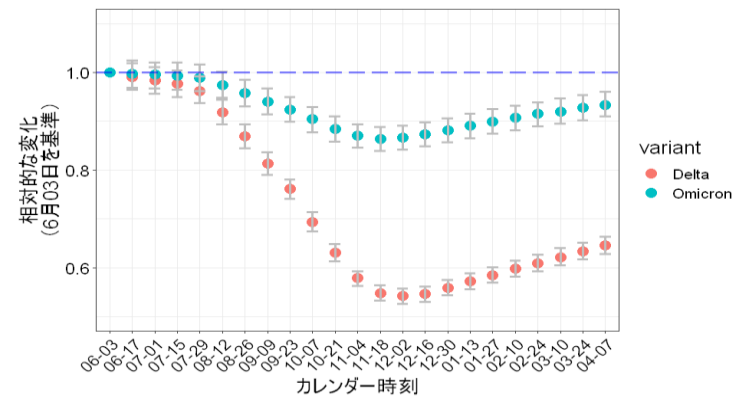
# ワクチン接種および免疫失活を加味した 最大固有値の推移と今後の見通し (参考国 英国)

※免疫回避が著しい場合はこの限りでない

指数分布モデル: デルタ株

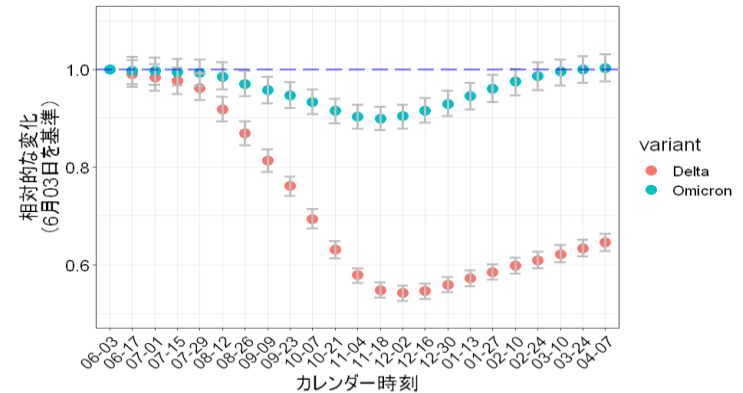
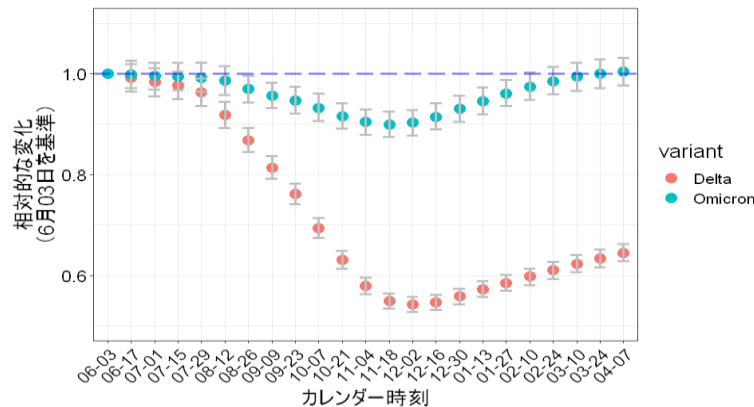


Gompertzモデル: デルタ株



Golging教授ら  
(Curtin University)の  
推定方法:  
オミクロン株

Ghani教授ら  
(Imperial College London大学)  
の推定方法:  
オミクロン株

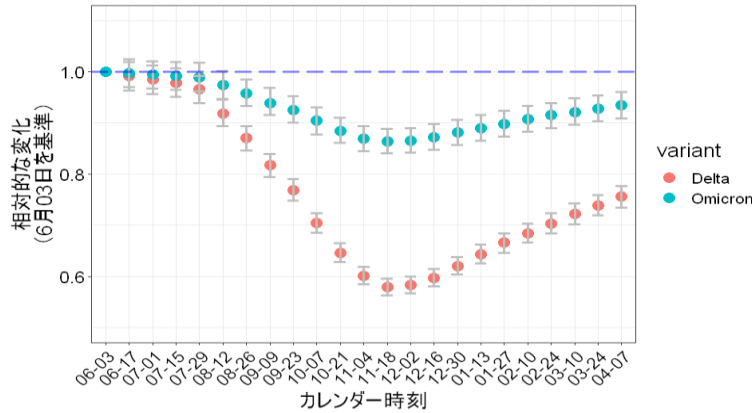


データ出典: HER-SYS、VRS、V-SYS  
データ

※次世代行列は第5波の東京都のデータから推定  
感受性割合はワクチン効果の減弱を加味した免疫保  
持者割合から推定

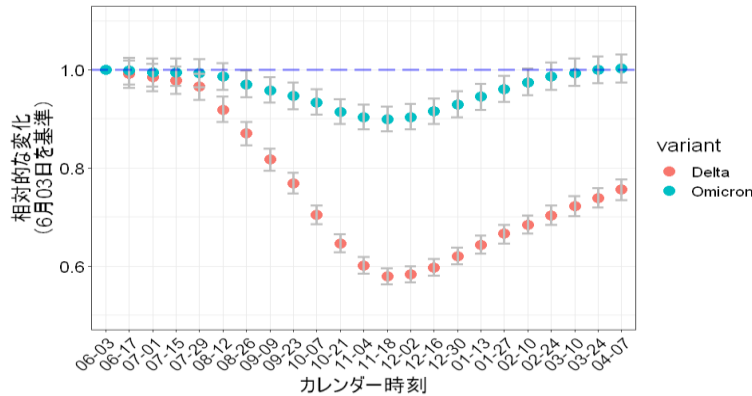
# ワクチン接種および免疫失活を加味した 最大固有値の推移と今後の見通し (参考国 米国)

指数分布モデル:デルタ株

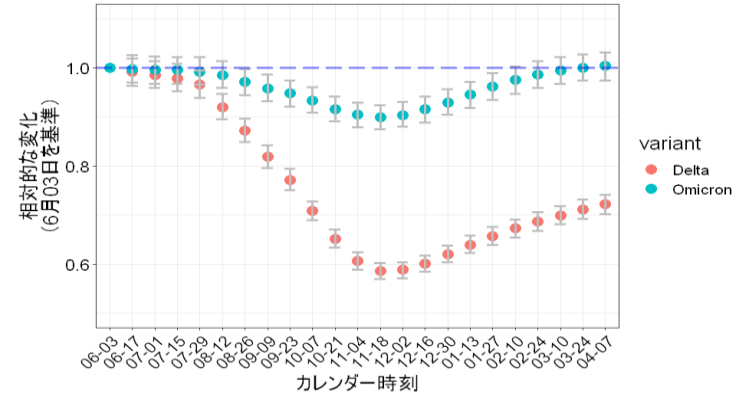
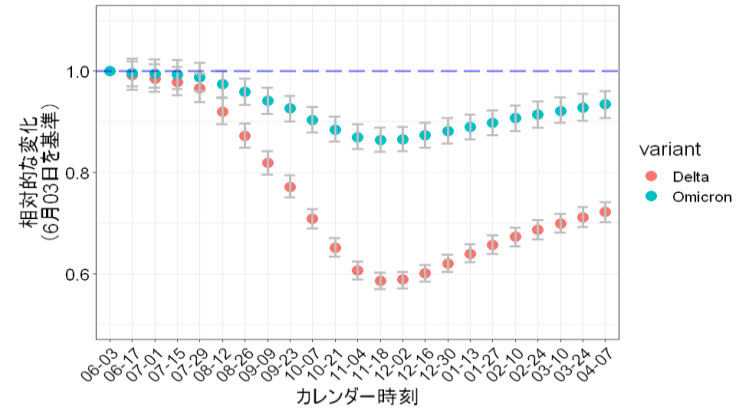


Golging教授ら  
(Curtin University)の  
推定方法:  
オミクロン株

Ghani教授ら  
(Imperial College London大学)  
の推定方法:  
オミクロン株



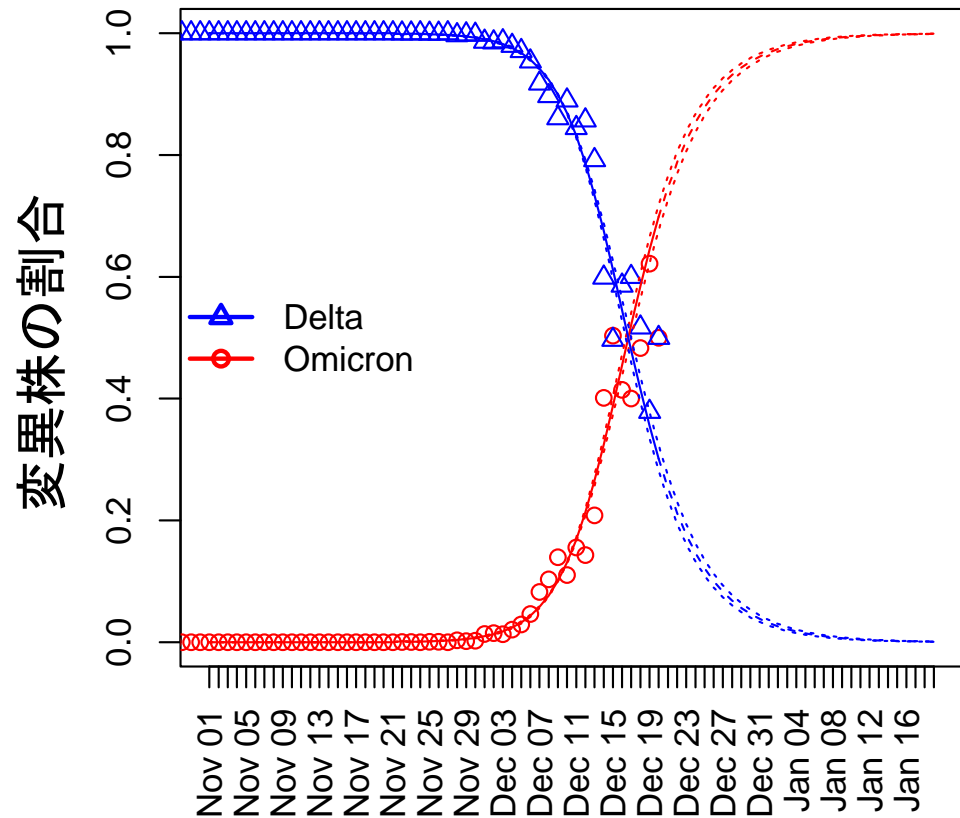
※免疫回避が著しい場合はこの限りでない  
Gompertzモデル:デルタ株



データ出典: HER-SYS、VRS、V-SYS  
データ

※次世代行列は第5波の東京都のデータから推定  
感受性割合はワクチン効果の減弱を加味した免疫保  
持者割合から推定

# Omicron株の割合予測(デンマーク)



## Delta株と比べた実効再生産数の倍率

Parameter	$R_{RI}$	95%CI
Omicron	<b>2.81倍*</b>	2.72–2.90倍

\*オミクロン株の世代時間がデルタ株と同じとした場合  
(もしも、オミクロン株の世代時間がデルタ株よりも短い場合、再生産数の相対度は低くなる。しかし、観察データに見られるように流行初期の相対的な増殖度は変わらない)

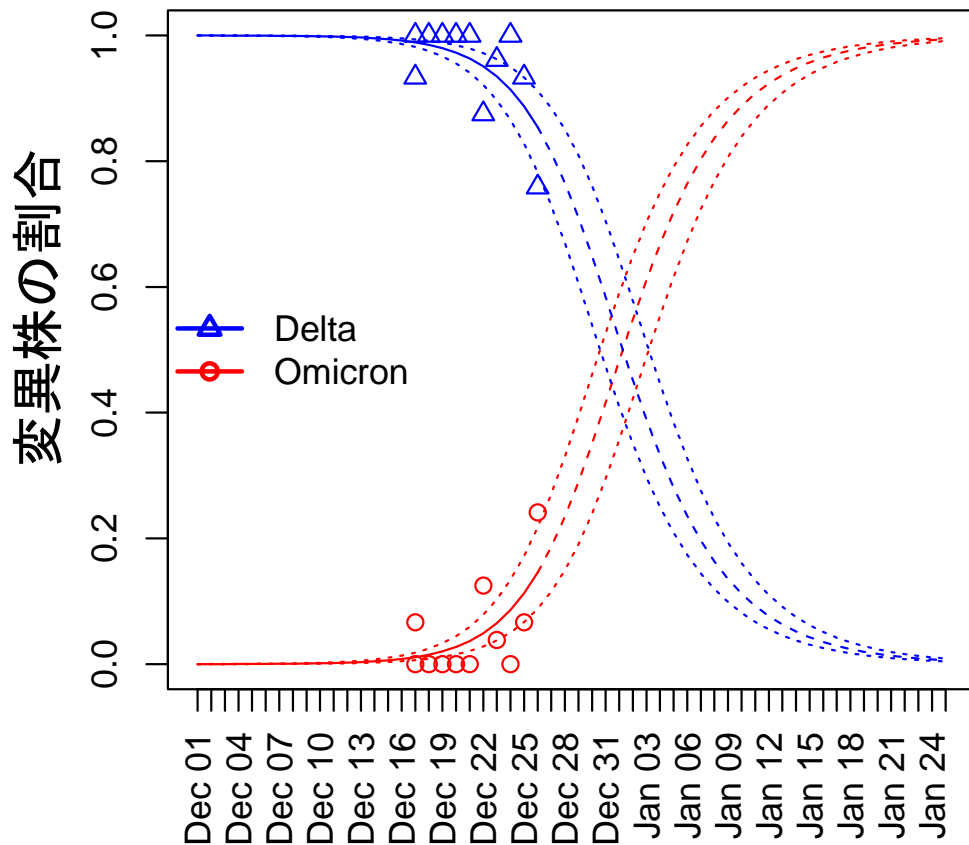
GISAIDのデンマークの株(12/26日現在)を解析した結果。

12月30日前後にOmicron株が95%を超えると予想される。

AMED伊藤班(JP20fk0108535) 共同研究  
北大・伊藤公人教授の分析結果

Ito, Piantham, Nishiura, *J Med Virol*, 2021  
のデータを最新に更新

# Omicron株の割合予測(大阪)



※推定結果は追跡された接触者の検査やオミクロン株陽性者の報告日付の誤差等で大きく変動し得るので注意

デンマークの推定値より, Delta株と比べた実効再生産数の倍率を2.81倍として計算。(前頁と同様、オミクロン株の世代時間がデルタ株と同じとした場合。もしも、オミクロン株の世代時間がデルタ株よりも短いなら、その再生産数は低くなる)

12月17日から12月27日の大阪府の新型コロナウイルス感染症患者の発生状況及び変異株PCR検査の結果に基づく

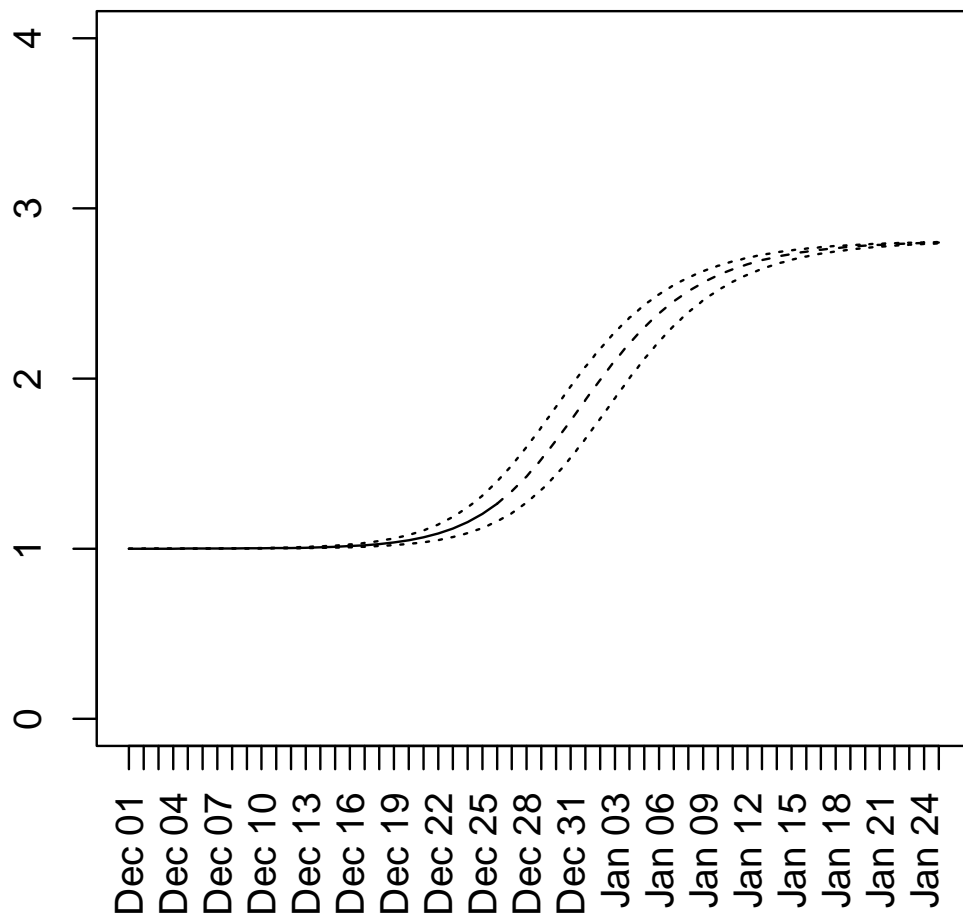
Omicron株の割合が90%を超えるのは2022年1月11日(95%CI: 1月9日-1月13日)と予想される。

AMED伊藤班(JP20fk0108535) 共同研究  
北大・伊藤公人教授の分析結果

Ito, Piantham, Nishiura, *Eurosurveillance*,  
2021 の方法に基づく

# 相対的な伝播性の推移 (大阪)

デルタ株からの伝播性の倍率



オミクロン株の増加に伴い、大阪のCOVID-19の伝播性が急増すると考えられる。

大阪では、1月11日のCOVID-19の伝播性はDelta株流行時から比べて2.64倍(95%CI: 2.57–2.69倍)になると考えられる\*。

\*オミクロン株の世代時間がデルタ株と同じとした場合。前々頁および前頁の通り、オミクロン株の世代時間が短い場合は相対的再生産数は低くなる。ただし、超過増殖度はここで示す通りの関係で変わらない。

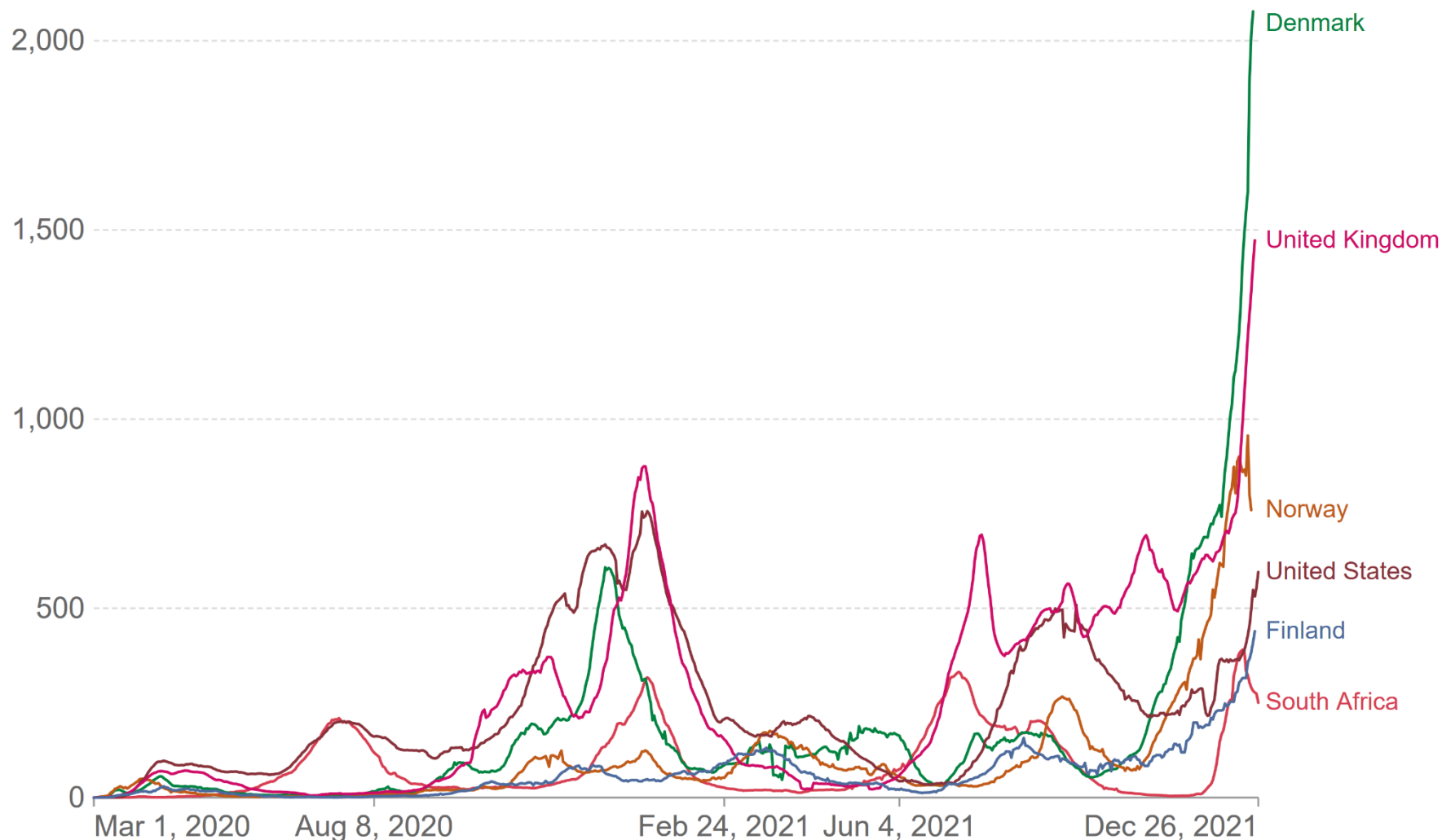
AMED伊藤班(JP20fk0108535)

共同研究

北大・伊藤公人教授の分析結果

# Daily new confirmed COVID-19 cases per million people

7-day rolling average. Due to limited testing, the number of confirmed cases is lower than the true number of infections.



## 南アフリカにおける流行のピークアウトについての原因考察

### 【いくつかの可能性】

(病原体あるいはホストの内的要因; intrinsic factors)

1. 気付かれていない不顕性感染者数が極めて多く、本当のピークまでに相当数の感染が起こった
2. オミクロン株の世代時間がデルタ株や従来株のそれと比較して短く、その結果、感染者数の増加率は高いものの、基本再生産数は低い

(それらを除く、外的要因; extrinsic factors)

3. 流行対策の効果や伝播動態の時間変化の影響  
(例. 休暇や行動変容に伴う接触変動の影響、人口レベルでの接触減の影響)
4. 伝播に係る異質性の影響  
(例. 年齢群別の伝播、年齢に依存するハイリスク行動に伴うクラスタリングの影響)



## 指数関数的増殖度が所与のときの、世代時間と基本再生産数の関係

$$\frac{1}{R_0} = \int_0^{\infty} \exp(-rs) g(s) ds$$

g(s): 世代時間の確率密度関数  
 R<sub>0</sub>: 基本再生産数  
 r: 指数関数的増殖度 (/日)

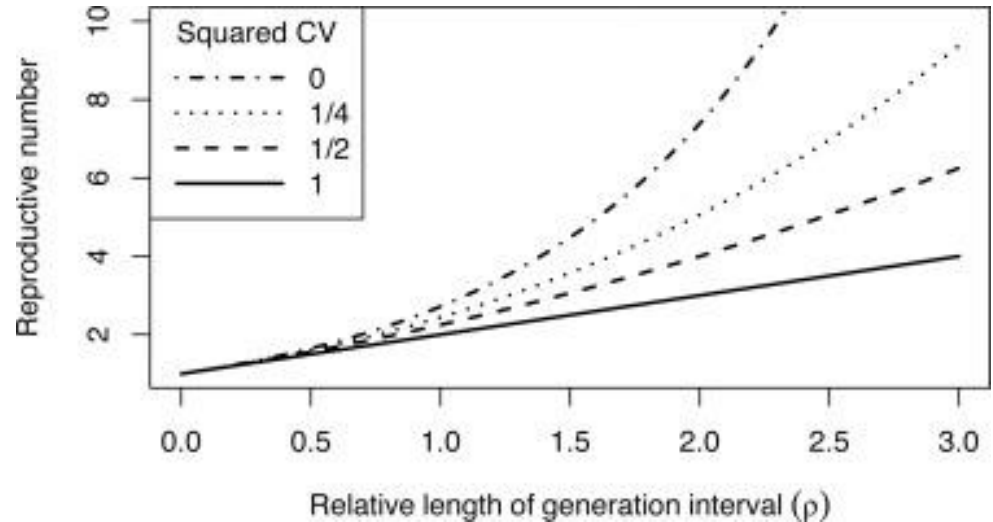
(解釈)

増殖度rが流行曲線から  
 推定された

=>

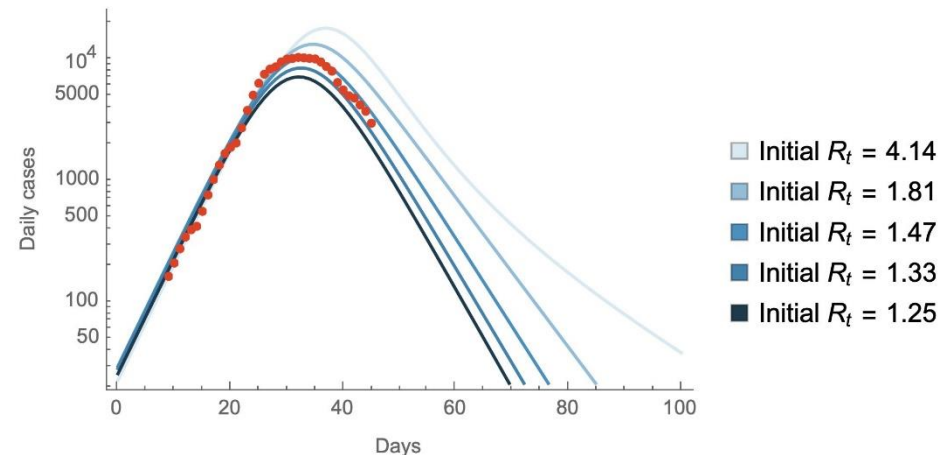
短い世代時間だと小さな  
 R<sub>0</sub>(流行サイズも小さい)

長い世代時間だと大きな  
 R<sub>0</sub>(流行サイズも大きい)



Park et al. Epidemics 2019

<https://doi.org/10.1016/j.epidem.2018.12.002>

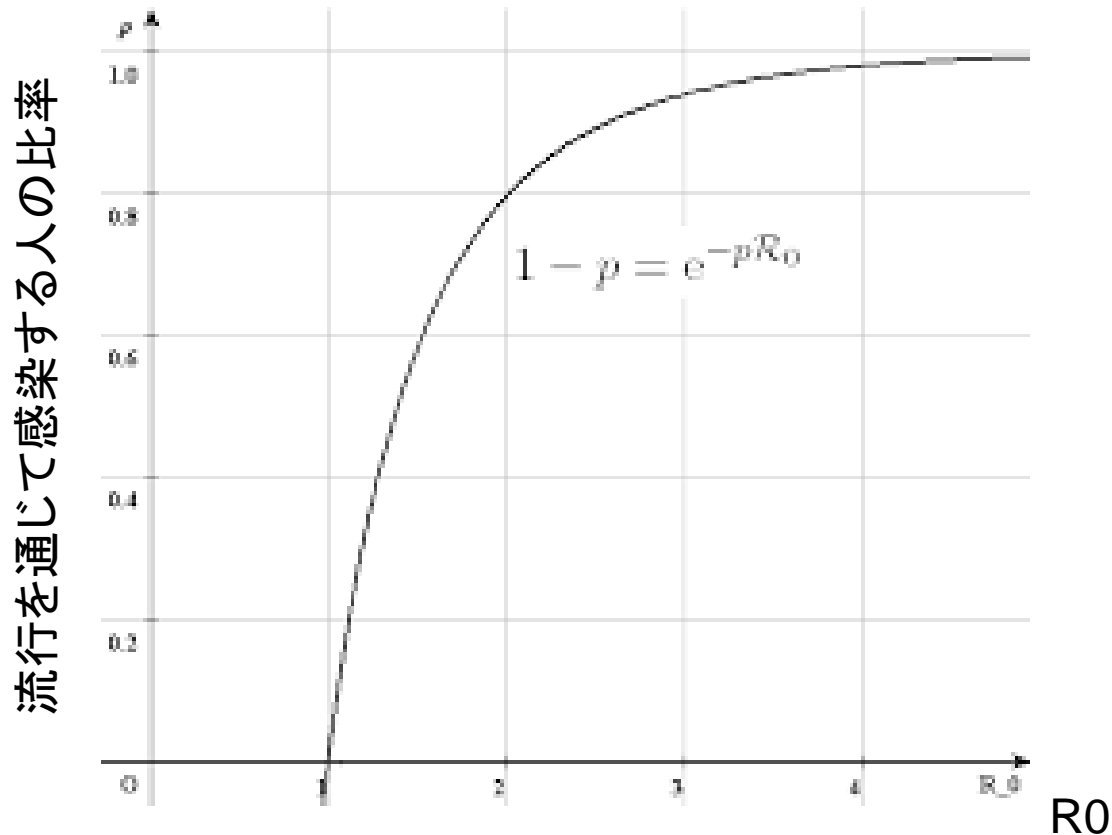


Trevor Bedford博士 (Fred Hutchinson Cancer Research Center)提供

## 最終規模方程式とはなにか

$R_0$ が大きい $\Rightarrow$ 3つの特性

1. 流行の累積罹患率が高い
2. 流行のピークが高い
3. 流行ピークの到来が早い



(流行対策など、現実にかかる話などは加味しない  
あくまで $R_0$ の大きさとその特性に関する理論的見解。)

## 考察

1. 世代時間が短く、オミクロン株の基本再生産数がデルタ株と比較して相当に低いとき、それが南アフリカにおけるピークを説明する可能性がある。
2. オミクロン株の基本再生産数が低く、早くにピークアウトする場合、オミクロン株自体の流行サイズは(世代時間をオミクロンとデルタ株他で同等と仮定した時と比較して)小さくなる
3. しかし、世代時間(あるいは発症間隔)に関する観察データに基づく実証研究・推定値は、厳しい批判的吟味が十分に可能なものは現時点までに得られていない(Kim et al. <https://doi.org/10.1101/2021.12.25.21268301> はあるが査読前であり、また推定手法・方法論の明示がない)
4. ピークアウトを疑う流行曲線はオミクロン株の流行地域のうち、南アフリカ(南半球)のみで明確に見られている。デンマークは明確でない。英国はロンドンで流行速度の低下がみられて横這い程度で、全国的には増加傾向。クリスマス休暇に伴う接触増や休暇時期の報告の遅れ・受診控えなどの影響もリアルタイムで捕捉しきれしていない
5. UKHSAの調査に基づく家庭内2次感染リスク(household secondary attack risk)はルーチン contact tracingでOmicron, 21.6% (95% CI: 16.7%-27.4%), Delta 10.7% (95%CI: 10.5%-10.8%)だったが、それもImmune evasionで説明可能かは要検証(予防接種率を考えるとあり得るが検証されていない)
6. 結論:南アフリカに続く他地域のピーク観察を要する。(オミクロン株による感染について、)英国レベルの流行が日本で起きた場合、医療提供体制のひっ迫が生じる可能性があり、楽観視できない。