

# COVID-19の流行を 予測するモデルの作成 (修士の研究)

---

名古屋工業大学大学院舟橋研究室2年生

福田 太一

## 2. COVID-19の流行を予測するモデルの作成

---

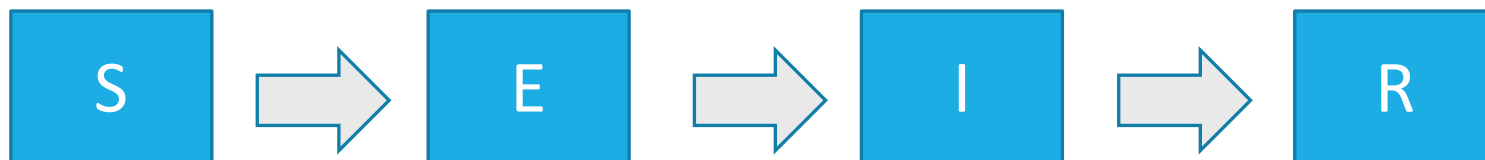
現在進行中の研究「COVID-19の流行に伴う人々の行動パターン分析」の一環として感染症流行予測モデル (SEIRモデル) [2] をRで実装.

ソースコード: [bond2580/virus \(github.com\)](https://github.com/bond2580/virus)

[2]「感染症流行の予測: 感染症数理モデルにおける 定量的課題」, 西浦 博, 稲葉 寿, 統計数理第54巻第2号, p.p461-480, 2006.

# SEIRモデルとは

4つの感染段階の人口をボトムアップで予測



S: 感受性人口 (Susceptible: ウィルスに免疫を持たない人口)

E: 潜伏人口 (Exposed: ウィルスに感染し, 潜伏している人口)

I: 発症人口 (Infected: 発症し, ウィルスを人に移しかねない人口)

R: 回復人口 (Recovered: 症状が回復し免疫を獲得した人口)

$$S + E + I + R = \text{国内の総人口 (N)}$$

# SEIRモデルのパラメータ

$R_0$ : 基本再生産数 一人が感受性者にウィルスを移す人数の限界

$e$ : 平均潜伏期間 感染してから発症するまでの期間

$l$ : 平均発症期間 発症してから回復・死亡するまでの期間

パラメータ	区間
$R_0$	0.1 ~ 3.0 (人)
$e$	5 ~ 10 (日)
$l$	8 ~ 14 (日)

# モデルを用いた予測の手順

---

1. 過去のデータを用いてパラメータチューニング
2. I.の結果から未来のパラメータを導出
3. II.の結果をSEIRモデルに投入して未来の流行を予測

# 1.過去のデータを用いて パラメータチューニング

---

過去のデータ[3]の中でも明確なSusceptibleとRecoveredの観測値と予測値の誤差が小さくなるパラメータを探す。

予測開始日: 2020年7月1日～2021年2月28日

予測範囲: 7, 14, 21, 28, 35日間のいずれか

評価指標: 平均二乗誤差

[3][新型コロナウイルス 国内感染の状況 \(toyokeizai.net\)](https://toyokeizai.net)

# 1. SEIRモデルの予測範囲 $S$ と 予測開始日 $t$ について

---

過去の流行を予測するにあたって, SEIRモデルで何日分の予測結果を評価するかを定める。(Sとする)

過去のデータの**最終日のインデックス $T$** とすると,  
過去のデータの**予測開始日のインデックス $t$** の範囲は

$$0 \leq t \leq T - S$$

# 1. 過去の最適パラメータの推測

---

予測開始日のインデックス  $t$  から  $S$  日分の予測における  
最適パラメータのベクトルを  $\mathbf{P}_t$  とすると

$$\mathbf{P}_t = \underset{\mathbf{R}_0, \mathbf{e}, \mathbf{l}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=t}^{t+S} \{E_{Si}(\mathbf{R}_0, \mathbf{e}) + E_{Ri}(\mathbf{l})\}$$

$E_{Si}$ : 時点  $i$  における  $S$  の二乗誤差

$E_{Ri}$ : 時点  $i$  における  $R$  の二乗誤差

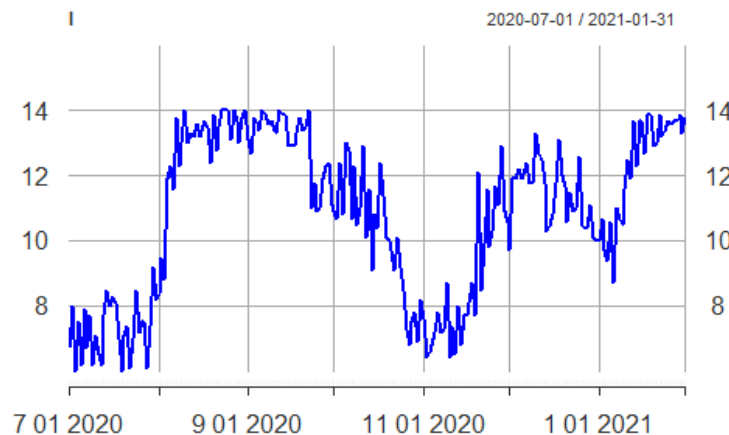
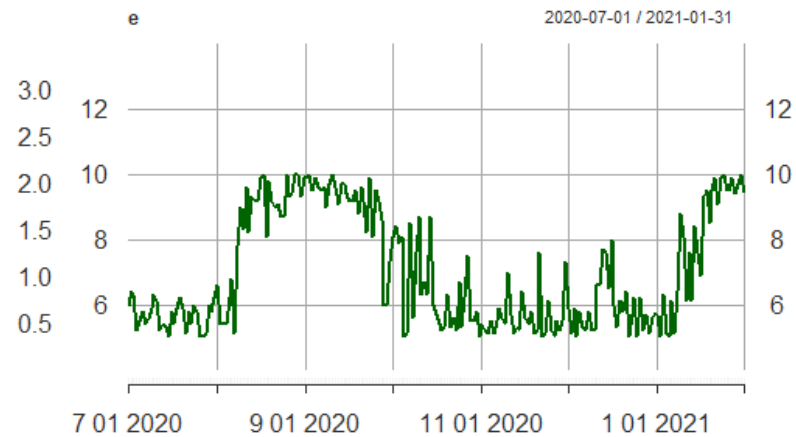
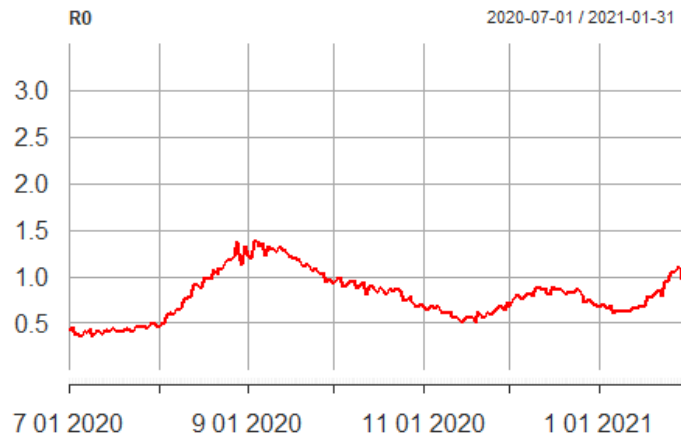
$\mathbf{P}_t$  を  $t$  ( $0 \leq t \leq T - \text{Span}$ ) について全て推測すると

過去の最適パラメータの時系列  $\mathbf{P}_{past}$  が生成される

$$\mathbf{P}_{past} = (\mathbf{P}_0, \mathbf{P}_1, \dots, \mathbf{P}_{T-S})$$



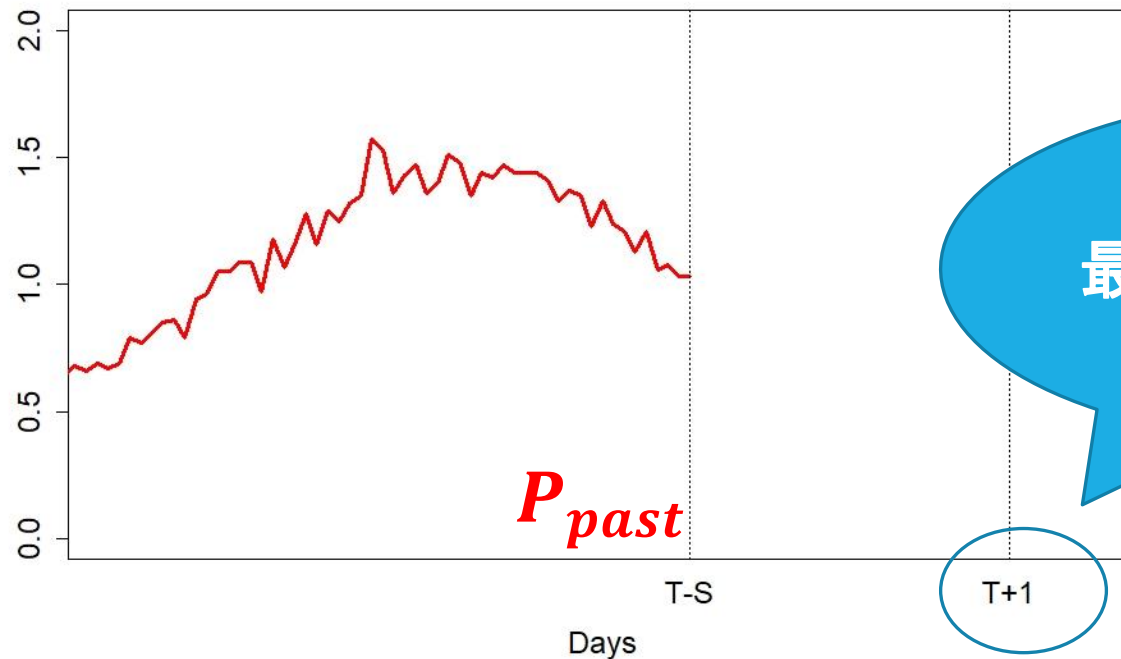
# 1. チューニングされた 過去の最適パラメータ(Span=28)



最終日の インデックス $T$	241 (2021/02/28)
予測開始日の インデックス $t$	0(2020/07/01) ~ 213(2021/01/31)

## 2. 未来の最適パラメータを推測(1/2)

未来の流行予測開始日を  
過去のデータの最終日の一日後とする ( $t = T + 1$ )



この時点での  
最適パラメータを  
推測したい

## 2. 未来の最適パラメータを 推測(2/2)




## 2.時系列分析

---

### 1. 時系列データの下調べ

 周波数スペクトルの確認

### 2. 未来の最適パラメータを推測するモデルの作成

 ホルトウィンターズ法

## 2-1. 周波数スペクトルとは

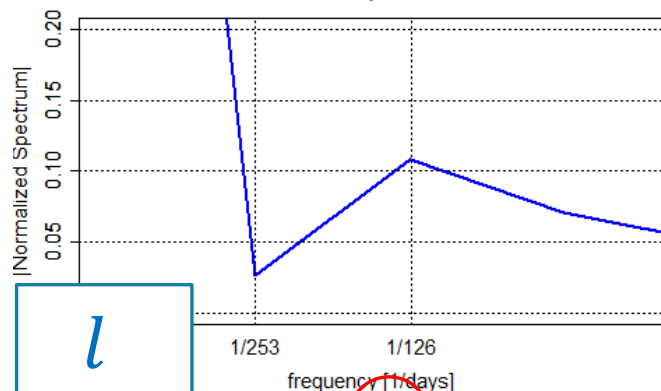
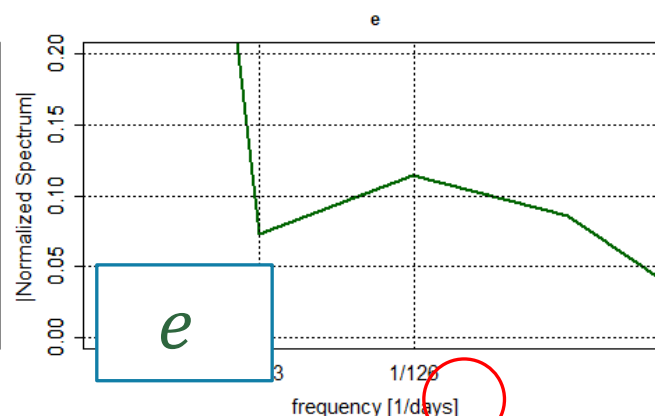
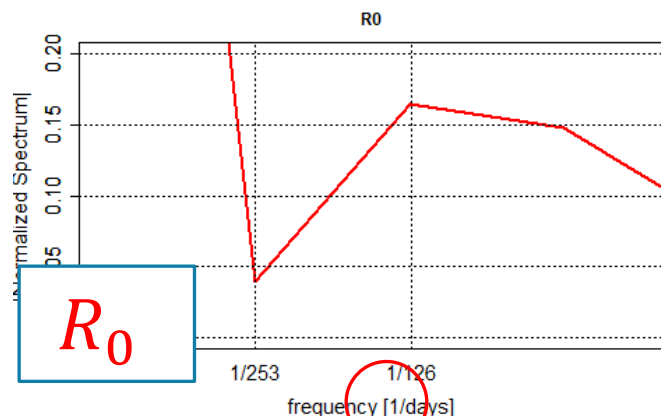
---

時系列データの持つ周波数に応じた  
エネルギーの強さ



**スペクトルの大きくなる周波数から  
データの周期が分かる**

## 2-1.過去の最適パラメータ( $S=28$ )の 周波数スペクトル (図は拡大したものを使用)



$R_0, e, l$  の全てにおいて  
**126日周期**であると推測

## 2-2.ホルトウィンターズ法による パラメータ推測モデル作成

時系列データの3つの成分を利用して推測モデルを作成

$R0$  : トレンド + レベル + 周期性

$e$  : トレンド + レベル + 周期性

$I$  : トレンド + レベル + 周期性

トレンド : 時系列データの傾き

レベル : 時系列データのランダムに変化する値

周期性 : 時系列データの周期性

## 2-2.推測された未来のパラメータ (予測開始日2021年3月01日)

---

1.における 予測範囲sの長さ	$R_0$	$e$	$l$
7日	2.09	10.28	10.57
14日	3.18	10.00	14.00
21日	2.51	10.00	15.19
28日	1.08	10.00	13.96
35日	1.13	10.00	13.96



### 3. 未来の流行を予測 (2021年3月01日 ~ 2021年3月31日)

---

2.で推測された未来の最適パラメータを用いて  
2021年3月01日 ~ 2021年3月31日の流行を予測

1.におけるsの長さ5通り (7, 14, 21, 28, 35日)において  
それぞれ予測精度を検証

### 3. MAPE (平均絶対偏差率)

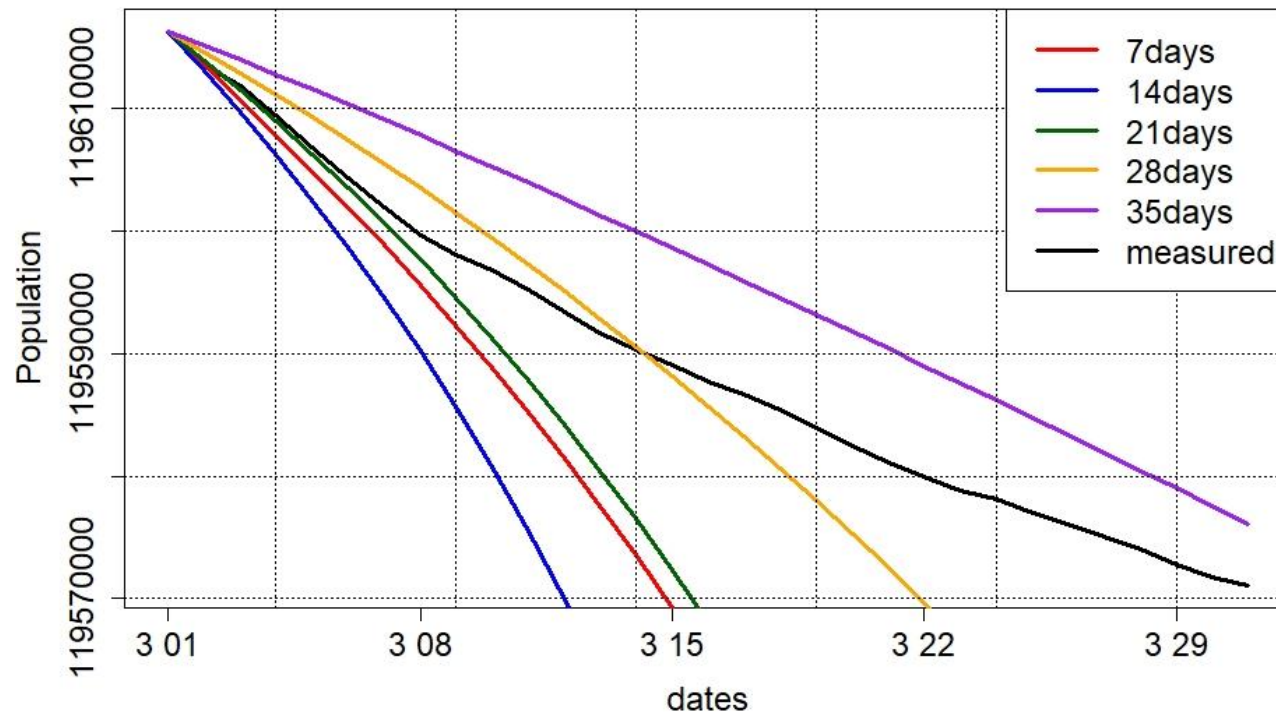
---

精度の評価指標には次のものを使用する

$$\text{MAPE} = \frac{1}{T - t} \sum_{i=t}^{T-1} \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i}$$

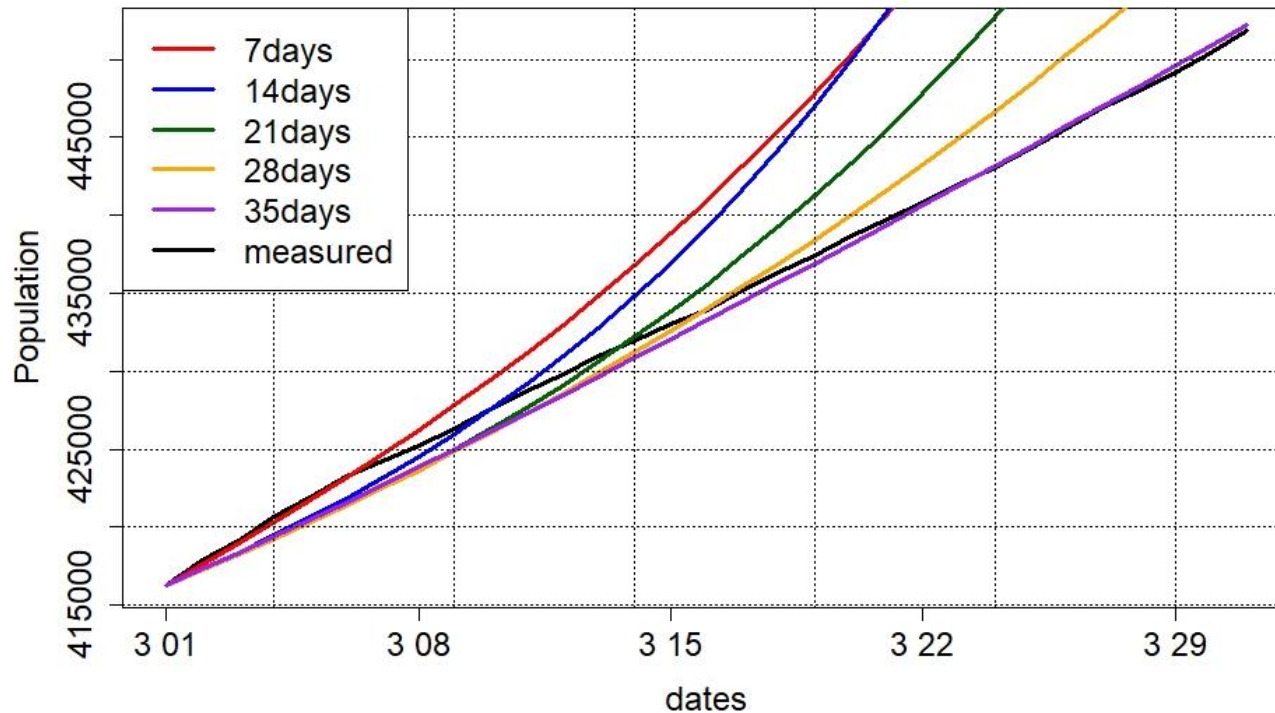
$t$ : 予測開始時点,  $T$ : 予測終了時点,  $\hat{y}_i$ : 予測値,  $y_i$  観測値

### 3. Susceptibleの予測結果 (2021年3月01日 ~ 2021年3月31日)



S=28, 35日の時の誤差が小さそうに見える

### 3. Recoveredの予測結果 (2021年3月01日 ~ 2021年3月31日)



**S=28, 35日の時の誤差が小さそうに見える**

### 3. MAPEのまとめ

---

2021年3月1日 ~ 2021年3月31日における予測のMAPE

Sの長さ	Susceptible	Recovered
7日	2.71e-04	2.35e-02
14日	5.54e-04	2.67e-02
21日	2.52e-04	1.27e-02
28日	7.00e-05	5.47e-03
35日	6.03e-05	1.74e-03

Sは未来の予測期間に近い方が高い精度が出る。

# むすび2

---

- 研究の概要

研究の段取りの一つとして  
COVID-19流行を予測するモデルを構築

- 結果

パラメータの推定法次第で高い精度が見込める

- 課題

モデルを改良, 新たな時系列分析法の導入  
モデルの予測値と人々の行動パターンとの関連付け



The background of the slide is a close-up photograph of various autumn leaves. The leaves are mostly in shades of brown, tan, and light green, with some showing signs of decay and discoloration. The lighting is soft, creating a gentle, nostalgic atmosphere. The leaves are scattered across the frame, with some overlapping others, creating a textured, layered effect.

# 最後に

---

**最後までご覧いただきありがとうございました。**