



コロナ感染と人流の相関関係

2021年9月27日

藤井大輔・森田勝博・仲田泰祐・
岡本亘（東京大学）

背景

- 東京都では7月後半・8月前半に感染が急拡大
- 当時聞かれた主張
 - 「ロックダウンをしないと感染減少は困難」
 - 「人流を50%削減しないと感染は減少しない」
- 8月下旬から様々な人流データが増加しているにもかかわらず、感染は急速に減少
- 素朴な疑問
 - 人流と感染は関係があるの？
 - ロックダウン・緊急事態宣言は感染抑制に必要？
 - これまでの緊急事態宣言は効果があったの？

分析

- 東京での人流関連データと感染の相関を分析
 - 様々な人流関連データ
 - 相関の有無・強さ
 - 相関の安定性
- 人流以外に感染と相関のあるデータを幾つか紹介
 - 気温
 - 周期（月次ダミー・Sine Curve）
 - 緊急事態宣言が出ているか否か
 - 重症病床使用率

結果

- 相関の低い変数もあれば、高い変数もある
 - 高い変数の例：Google Mobility（小売・娯楽）、主要繁華街夜間滞留人口、銀座（Location Mind）
 - 低い変数の例：Google Mobility（食料品店・薬局）、自肃率Index（20代）、東京駅（Location Mind）
- 相関が高いケースでも、「説明できない部分」は大きい
 - 相関の高い変数の実効再生産数の変動の説明力（R²）は0.6位。4割は説明できないという事
 - 2週間先の新規感染者数予測の平均誤差（RMSE）は500人以上。多いときには誤差は1000人以上
- 相関が高いケースでも、必ずしも安定的ではない
- 人流以外にも相関の高い変数はある

重要ポイント

- 理論的には、感染は人ととの接触で広がる
- 実証的には、いくつかの人流関連データは感染とある程度強い相関がある
 - が、相関関係は必ずしも安定していない。そして「相関関係＝因果関係」ではない
- 政策分析の指針
 - 人流データをモニタリングしていくことは重要
 - だが、人流データのみに依存するのは望ましくない。他の感染決定要素も考慮すべき
 - 「(8月10日) 自主的な行動変容による感染拡大抑制シナリオ」 https://covid19outputjapan.github.io/JP/tokyo_20210810.html
 - 「(Forthcoming) 東京での感染減少の定量分析」
 - 感染に影響を与える要素は沢山あると考えられる
 - 分析者は「測れるもの」に依存しやすい。が、「測れるもの」が必ずしも一番重要であるとは限らない
 - 政策分析においては、「測れないもの」の重要性を考慮しつつ分析をする・分析結果を解釈することが重要
 - 政策分析においては、一つの視点だけではなく多様な視点から分析をすることが望ましい

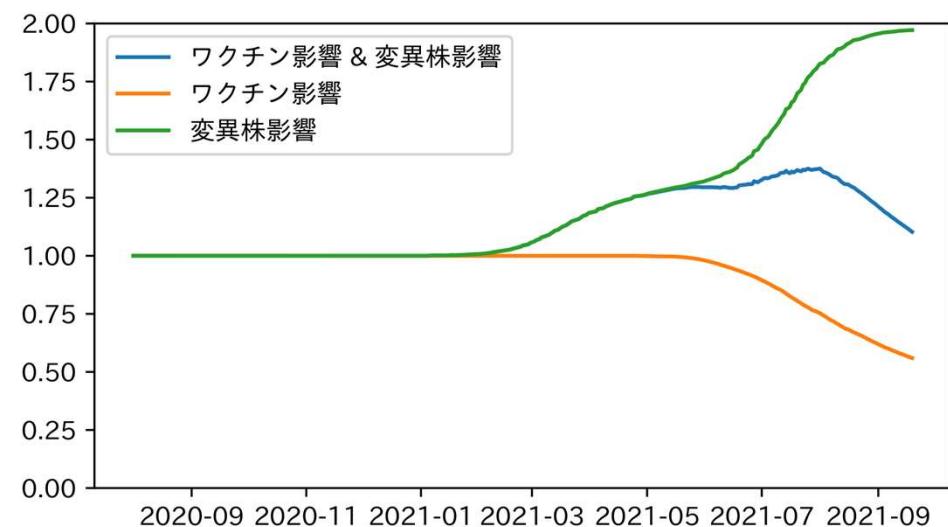
教訓

- ロックダウン・追加的人流抑制をしなくても、感染が急速に減少することもある
- 教訓
 - 今後は、今まで以上にロックダウン・人流抑制には慎重になるべき
 - 何故？（1）人流抑制政策の効果の不確実性が上昇したから。（2）こうした政策には多大なコスト（社会・経済・文化・教育への負の影響）があるから
 - 政策オプションから完全に排除すべきとは必ずしも言えない
 - 「追加的人流抑制が無くとも感染減少することがある」は「人流抑制が感染減少に常に役に立たない」と同じではない
 - 人流抑制が感染減少に効果的と考えられ、その負の影響を緩和できる策がとれるならば、検討すればよい
 - その際は、出来る限り因果関係に関するエビデンスを提示することが望ましい

分析の詳細

実効再生産数の中身の説明

- 都内における実効再生産数の時系列データを東洋経済オンライン※より取得
 - 東洋経済の実効再生産数の詳細は Appendices 参照
- 実効再生産数のベースラインは変異株の蔓延により上昇する一方で、ワクチンの配布が進めば減少する
 - 異なる時期において実効再生産数の比較を可能にするため、これら2つのファクターの影響を割り引く
 - これを「調整済み実効再生産数」として使用
 - 調整方法の詳細は Appendices に記載
- 変異株の仮定
 - アルファ株の感染力：従来株の1.3倍
 - デルタ株の感染力：アルファ株の1.5倍
- ワクチンの仮定
 - 1回目接種完了後、1週間を経過したのち、50%が免疫を獲得
 - 2回目接種完了後、1週間を経過したのち、80%が免疫を獲得



※『東洋経済オンライン「新型コロナウイルス 国内感染の状況」』<https://toyokeizai.net/sp/visual/tko/covid19/>

回帰モデル

- 調整済み実効再生産数の対数系列を目的変数として、ラグ付きの線形回帰モデルを作成。
 - タイムラグは主にウイルスの潜伏期間+発症から報告までのラグによるもの
 - 以後、相関係数・決定係数は実効再生産数の対数系列と2週間前の人流データに対して計算するものとする

$$\log(ERN_{adj}(t)) = a_0 + a_1 Mobility(t - lag_e) + a_2 X(t - lag_e) + \epsilon$$

ERN_{adj} : 調整済み実効再生産数（調整方法は Appendices を参照）

$Mobility$: 人流データ, X : 人流以外の説明変数（季節性・周期性・重症病床使用率・緊急事態宣言）

a_0 : 定数項, ϵ : 誤差項

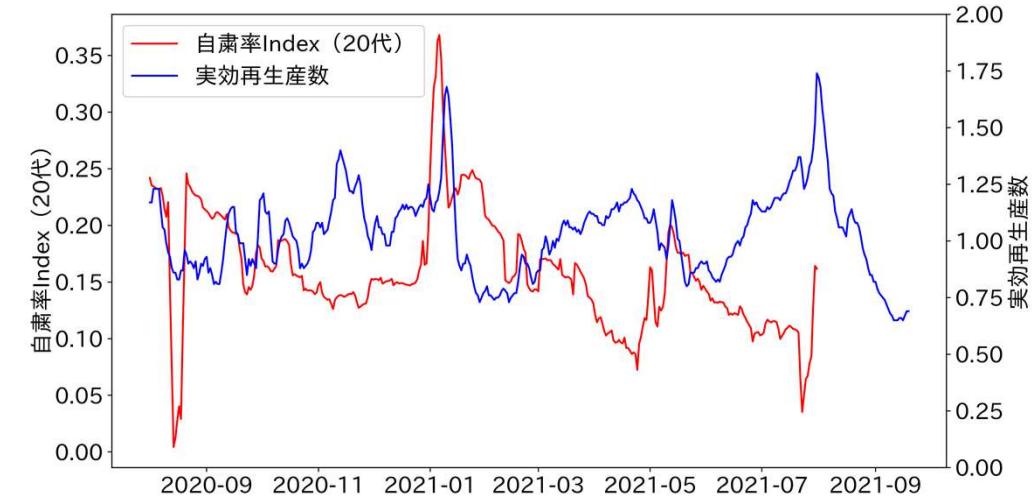
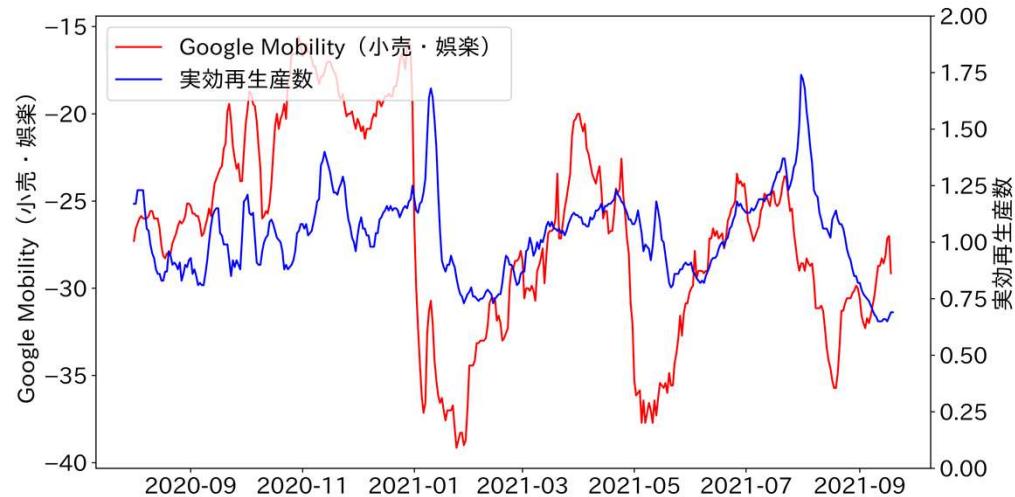
lag_e : 人々の行動が実効再生産数として観測されるまでのタイムラグ（2週間に設定）

- 回帰式作成にあたり、以下の先行研究を参考にした。.

Nouvellet, P., Bhatia, S., Cori, A. et al. Reduction in mobility and COVID-19 transmission. *Nat Commun* 12, 1090 (2021).
<https://doi.org/10.1038/s41467-021-21358-2>

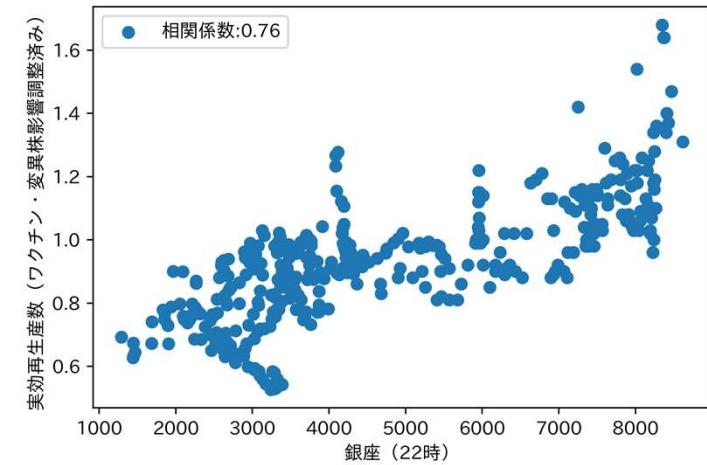
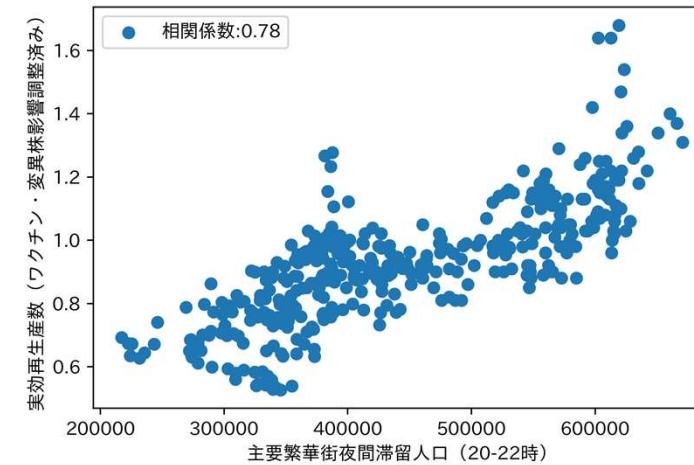
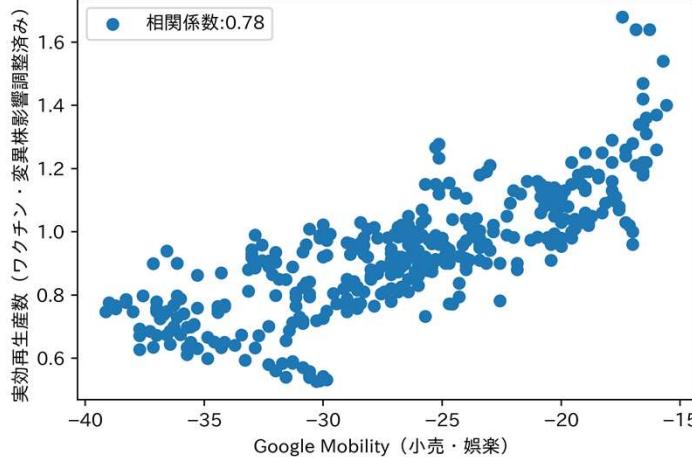
人流関連データ

いろいろな人流データがある

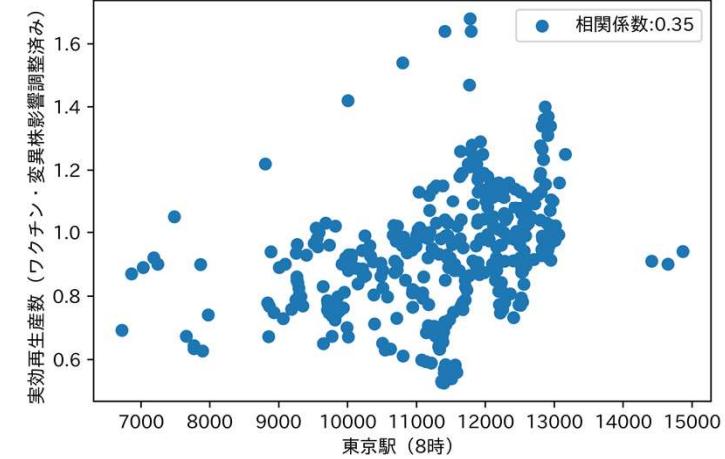
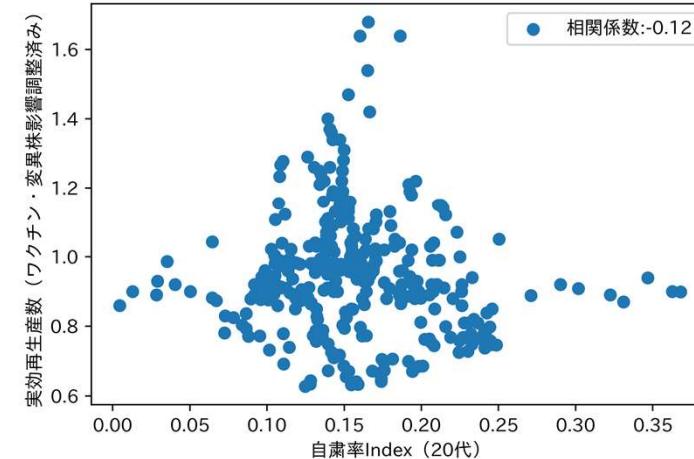
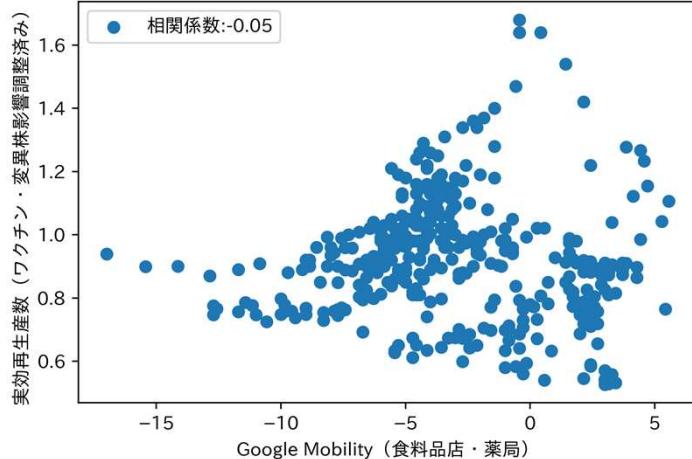


ポイント1：相関の高いデータもあれば、低いデータもある

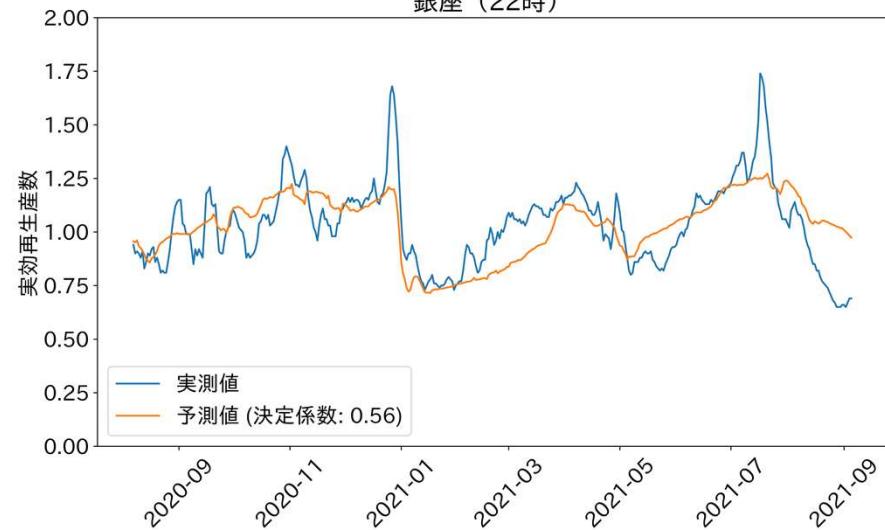
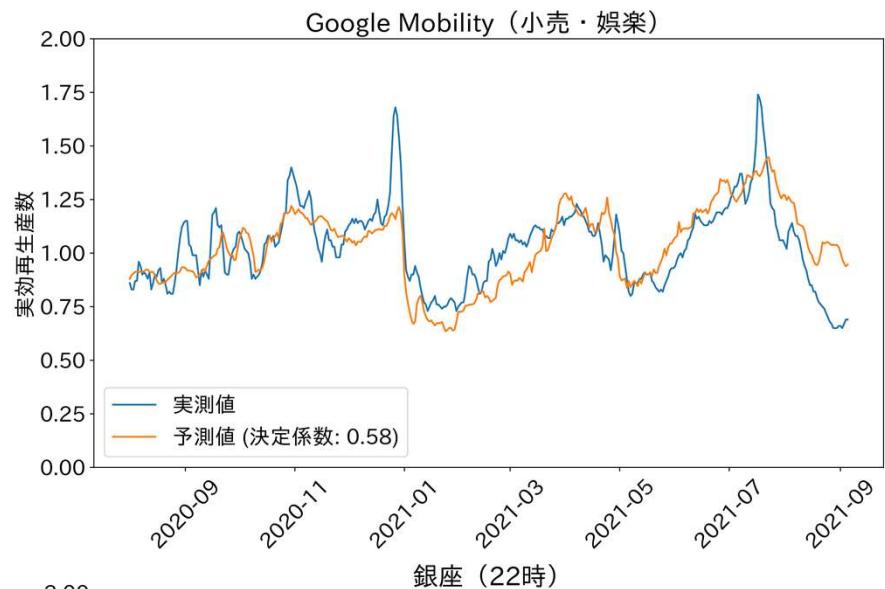
相関の高いデータの例



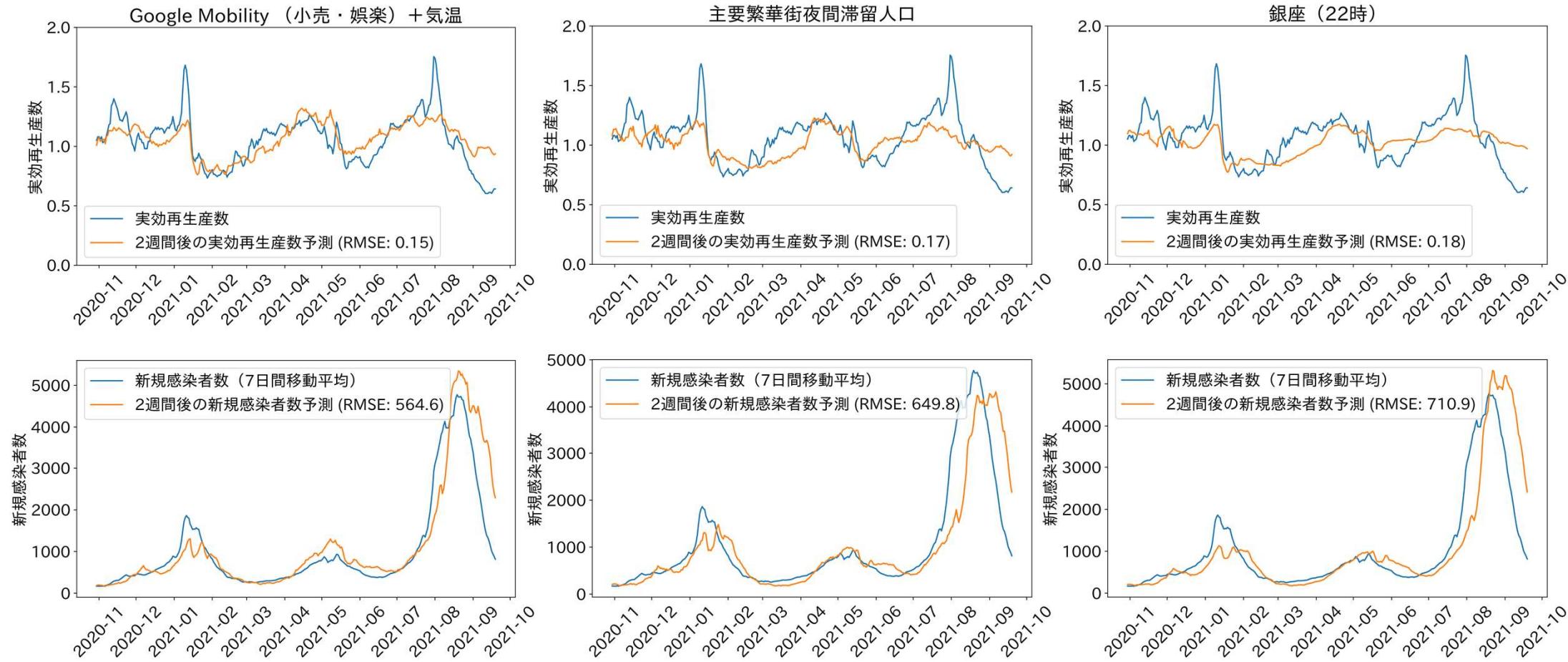
相関の低いデータの例



ポイント2：説明力は0.6くらい



ポイント2.A：新規感染者数予測（2週間先）のRMSEは500人以上



※実効再生産数の定義（Appendices 参照）に基づき、新規感染者数へ換算。

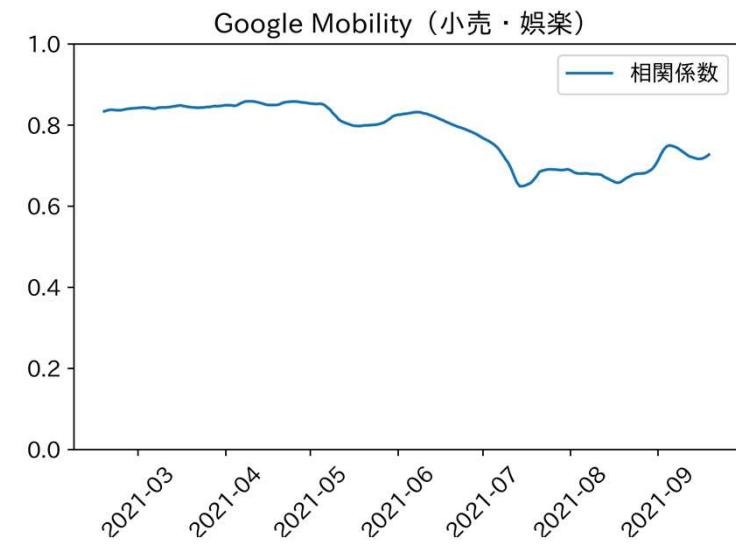
ポイント3： 相関は必ずしも安定的ではない

3か月のRolling Window



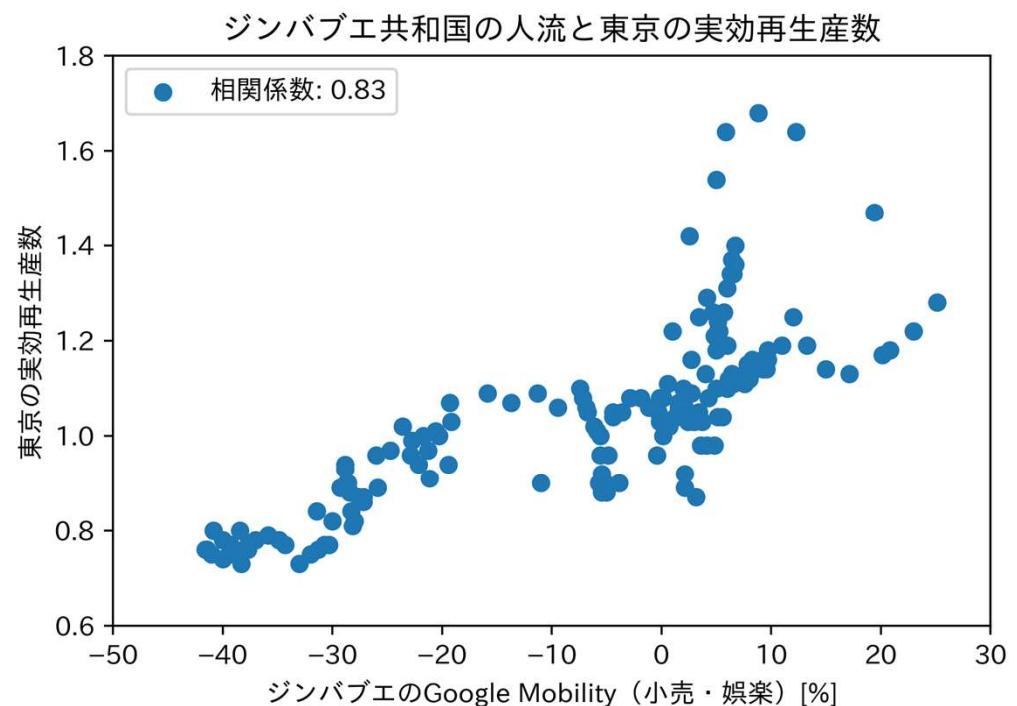
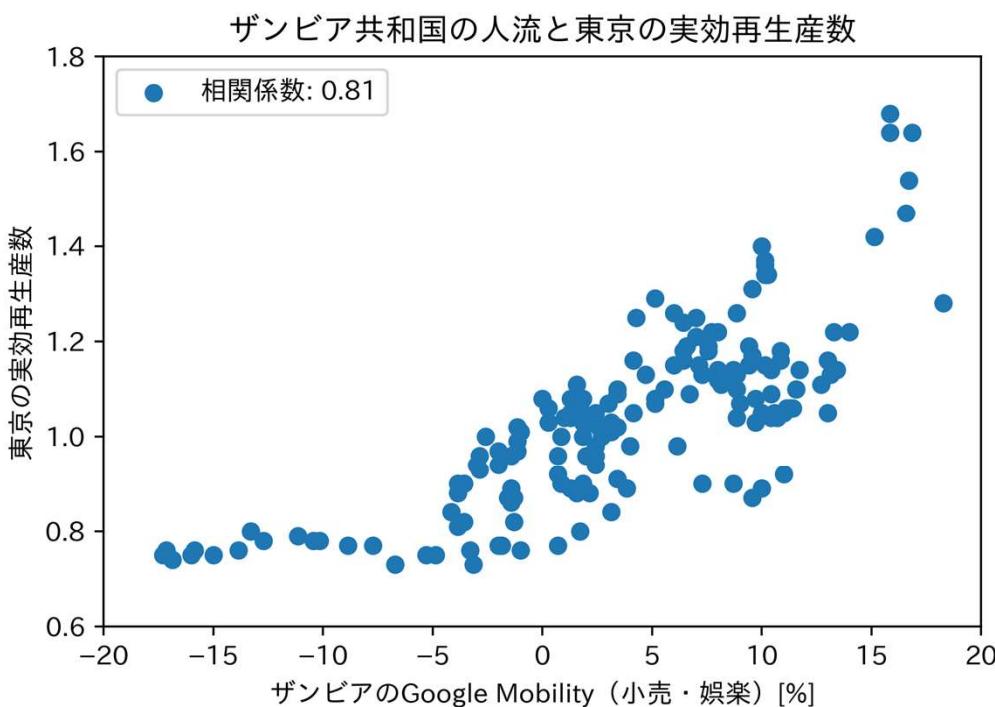
ポイント3： 相関は必ずしも安定的ではない

6か月のRolling Window



ポイント4：相関関係=因果関係ではない

相関係数は高いが因果関係が無いと思われるデータの例



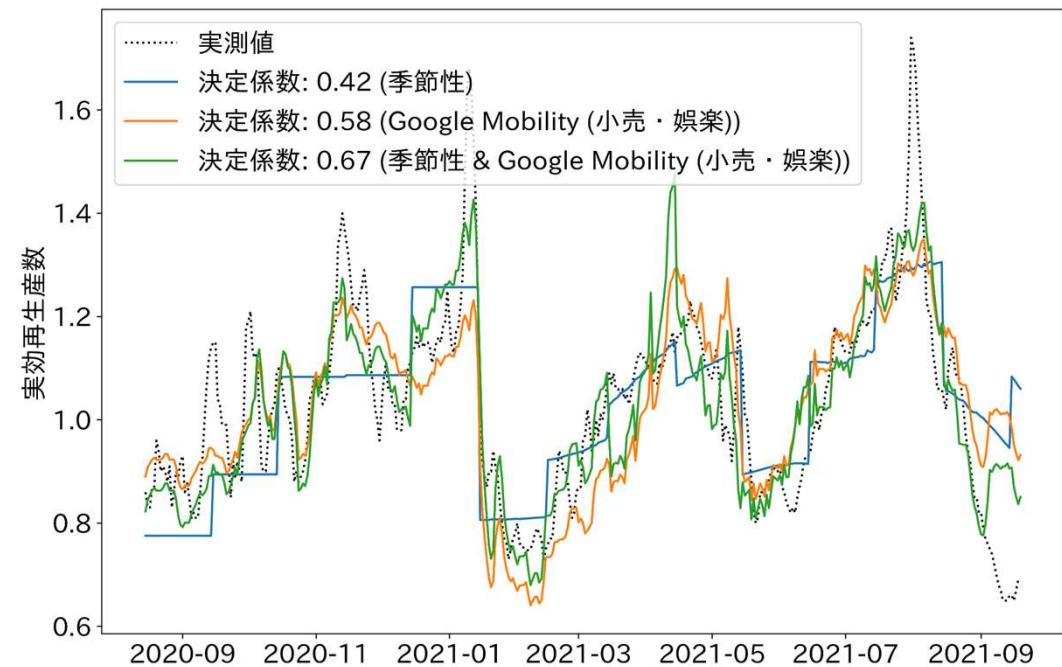
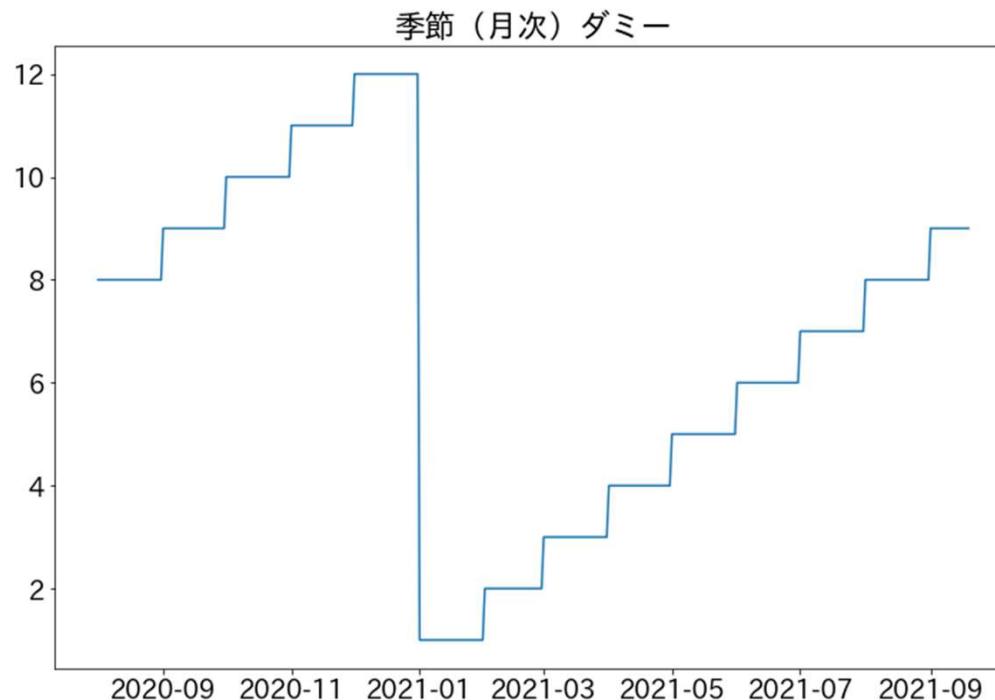
※対象期間：2020/09/01 ~ 2021/02/28 の半年間（欠測日を除く）

Googleコミュニティモビリティレポート (<https://www.google.com/covid19/mobility/>) を使用

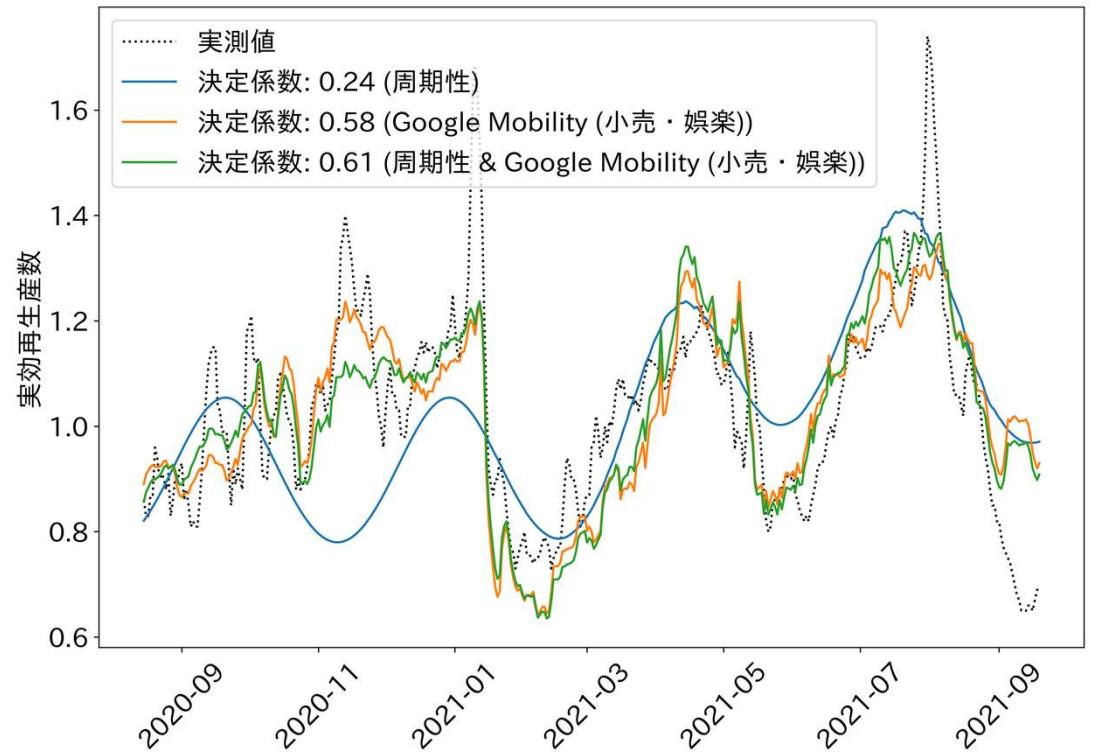
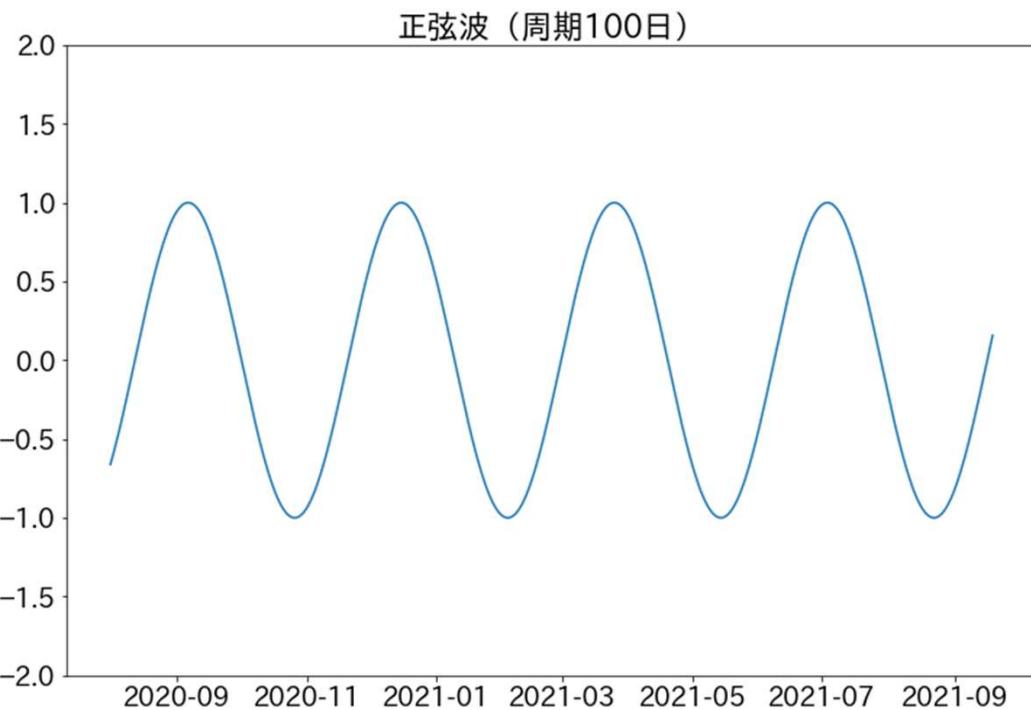
季節・周期・緊急事態宣言

・医療逼迫度合い

季節

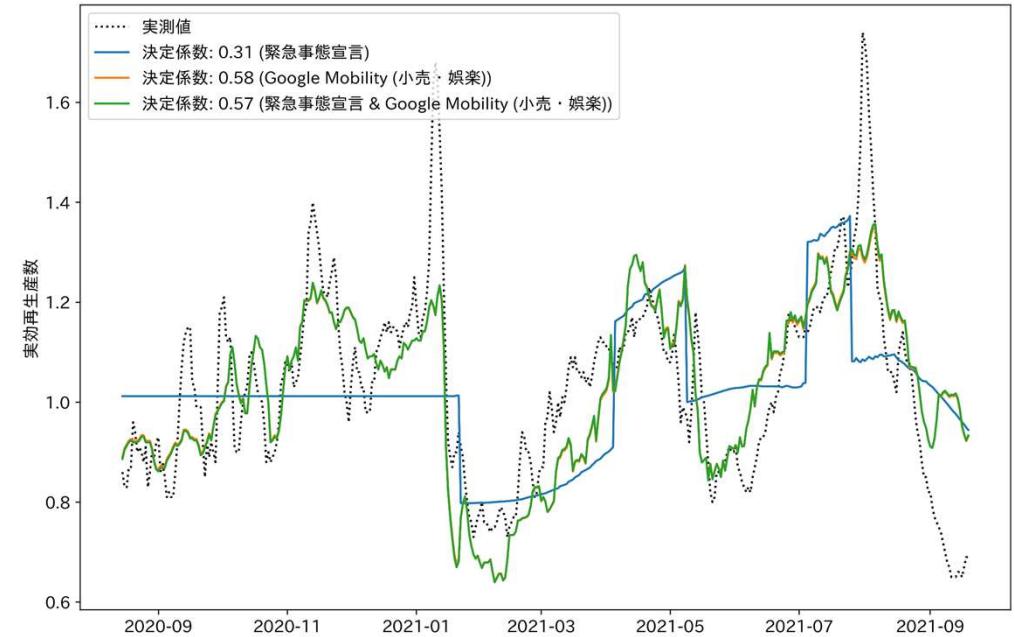
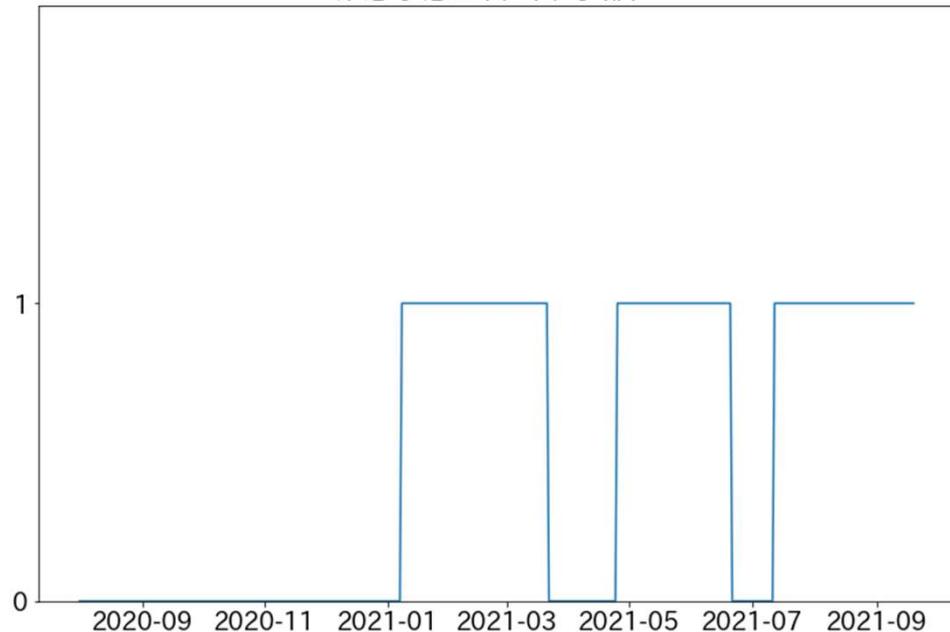


周期



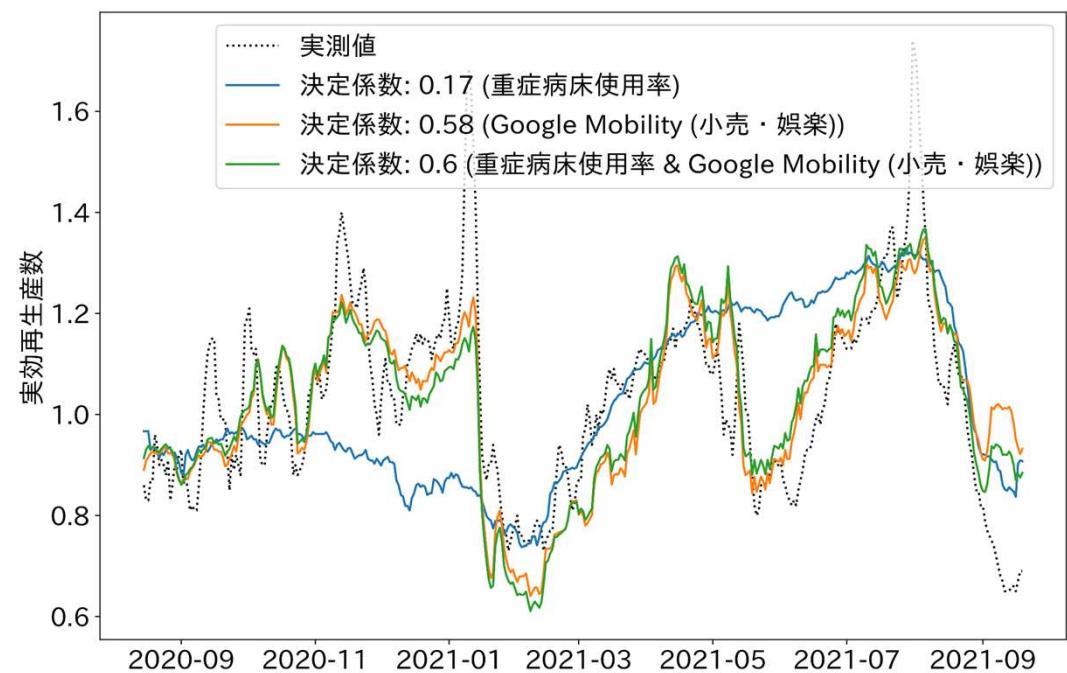
緊急事態宣言

緊急事態宣言（東京都）



※周期として100日, 200日, 400日の正弦波を合成

医療逼迫度合い



- 毎週火曜日分析を更新

<https://Covid19OutputJapan.github.io/JP/>

- 質問・分析のリクエスト等

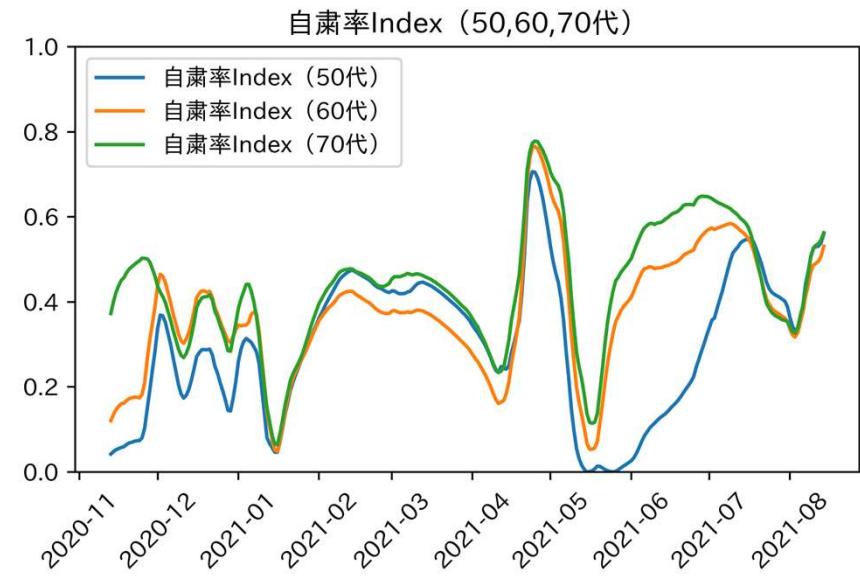
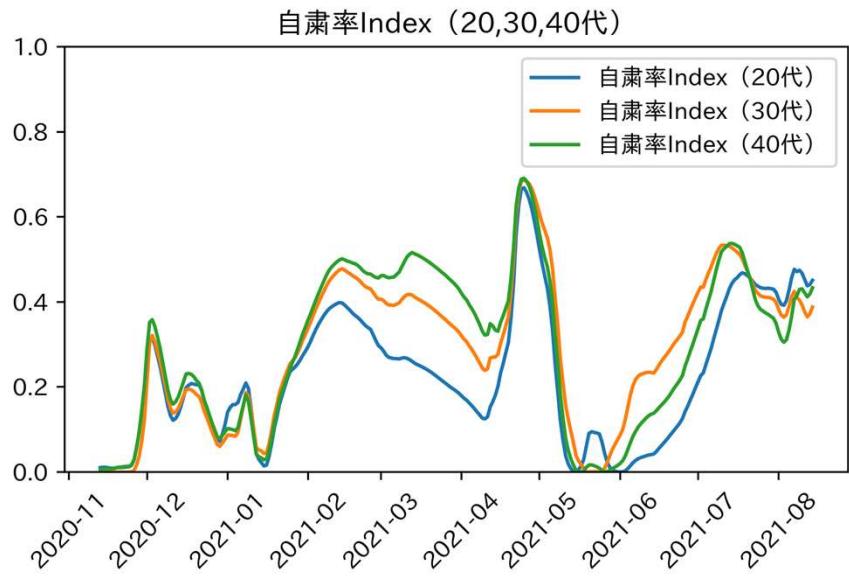
- dfujii@e.u-tokyo.ac.jp
- taisuke.nakata@e.u-tokyo.ac.jp

Appendices:

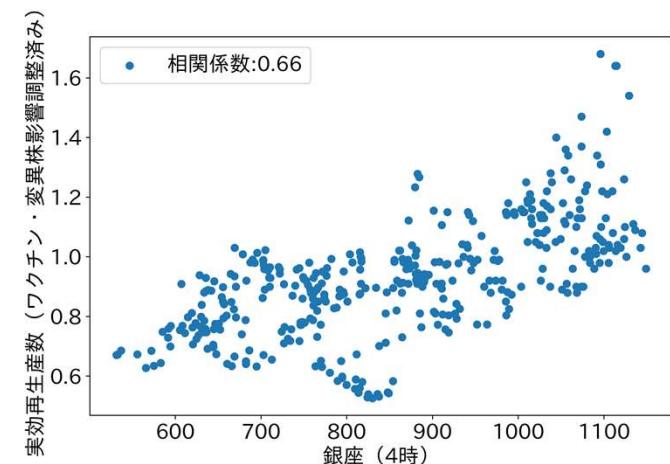
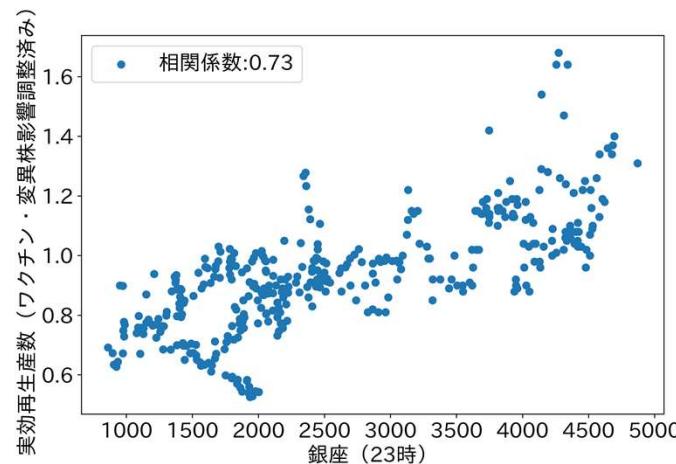
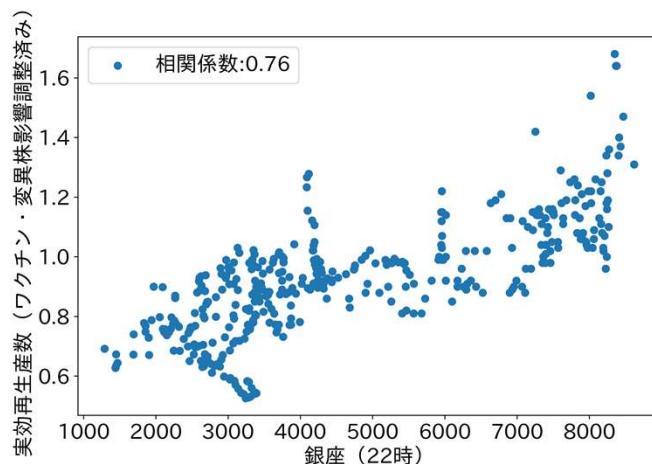
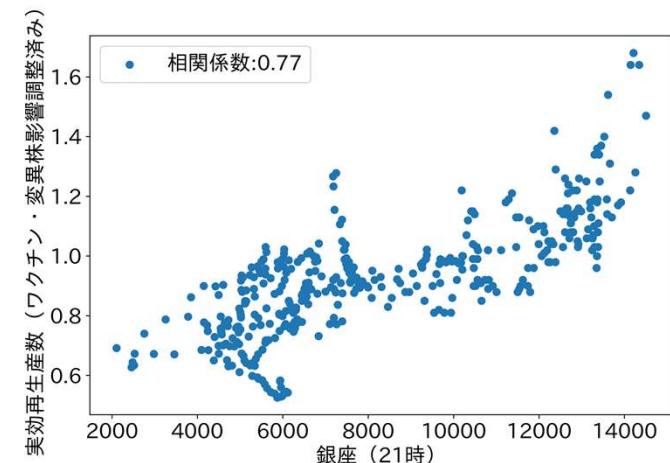
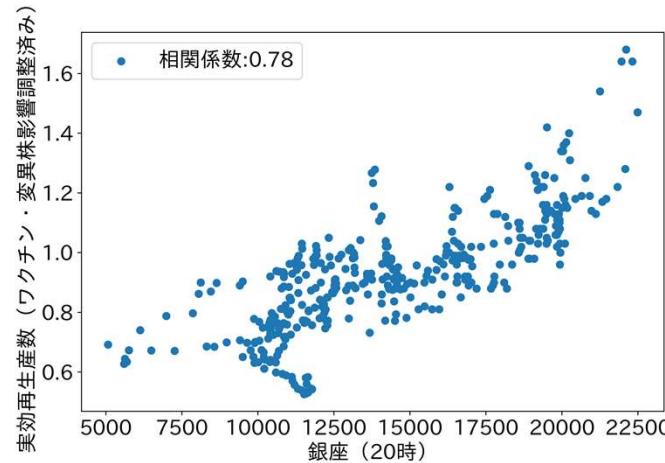
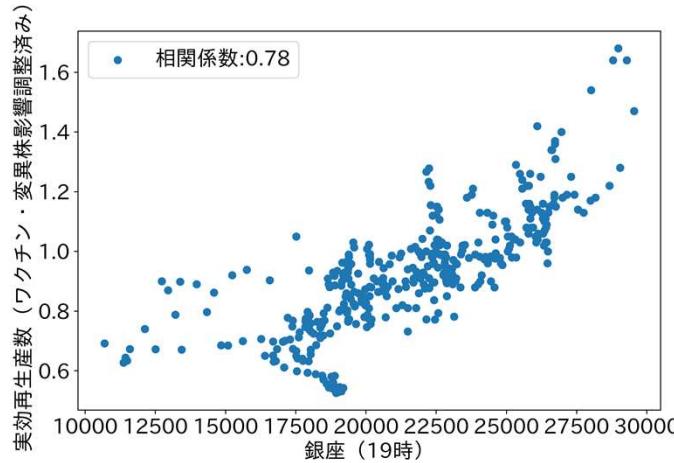
金融政策分析で出てくる不安定な相関関係の例

- マクロ経済に関わる変数同士の関係性は不安定な場合が多い
 - インフレ率と失業率（フィリップ曲線）
 - 金利と消費・投資の関係
 - 国債保有額と国債金利の関係
- こういった関係がどのように変化してきたかに関する膨大な実証・理論研究

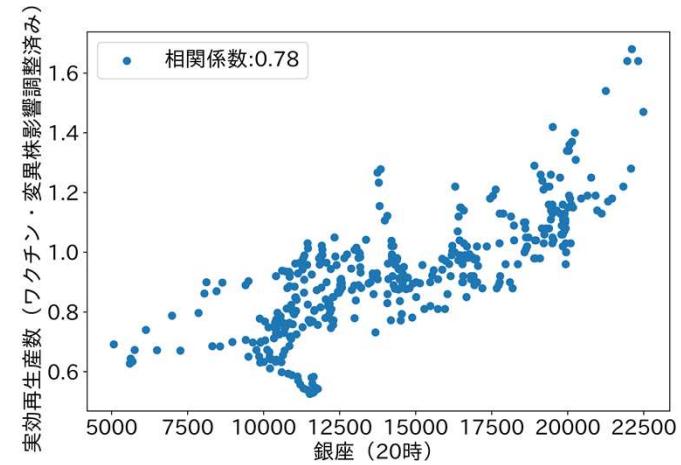
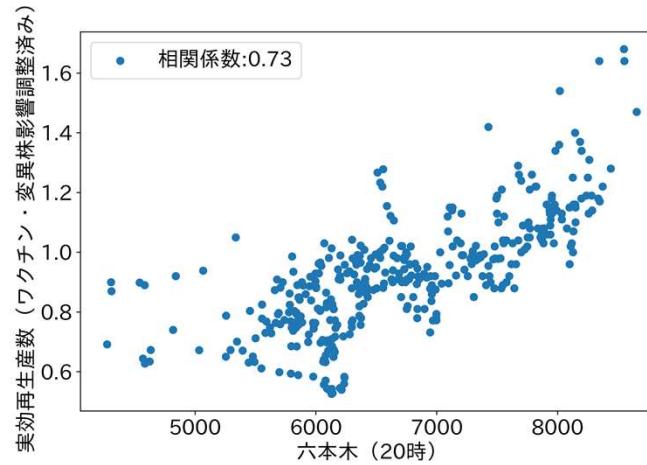
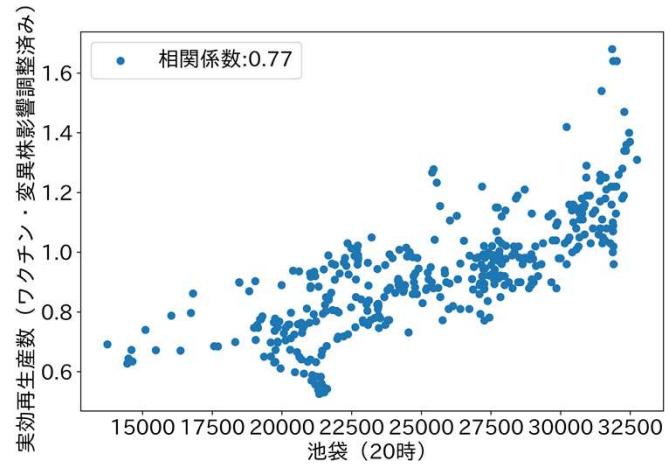
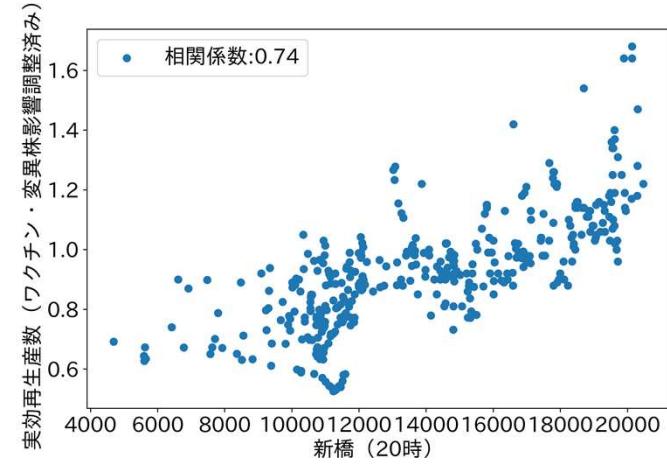
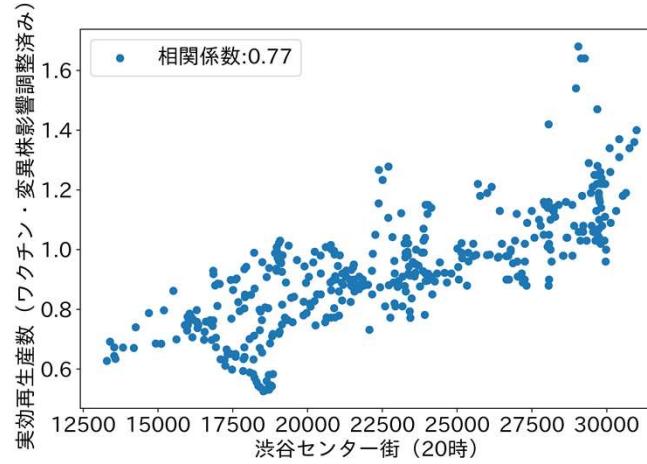
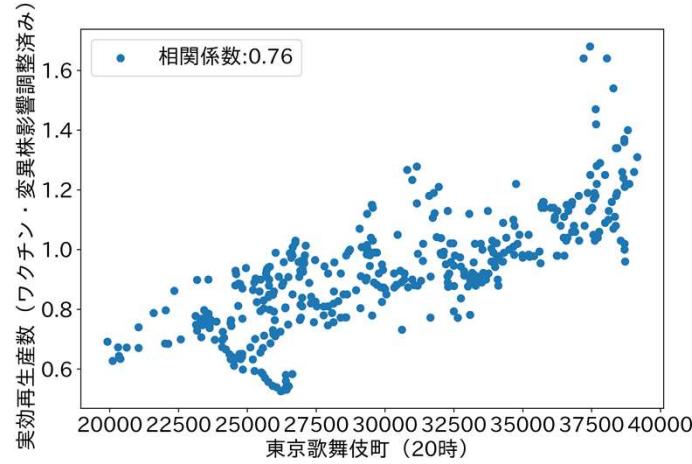
世代別自粛率と実効再生産数の関係



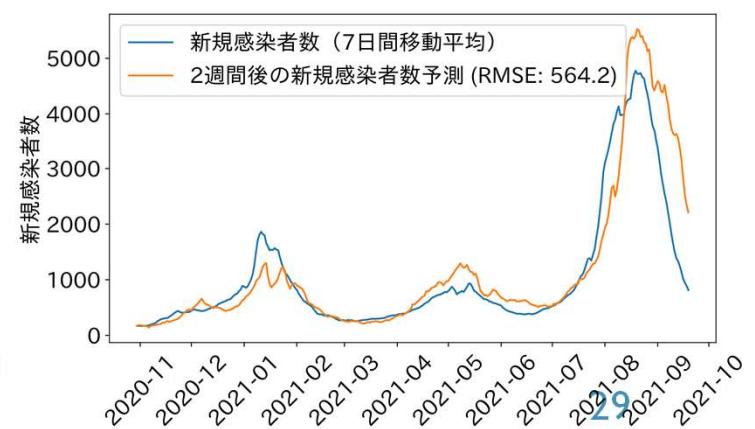
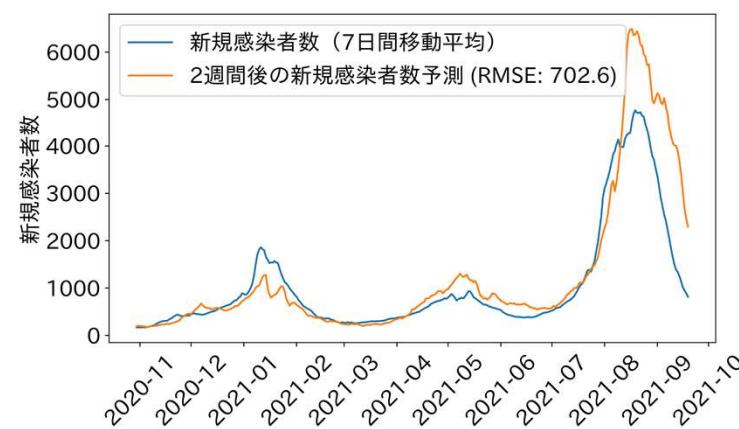
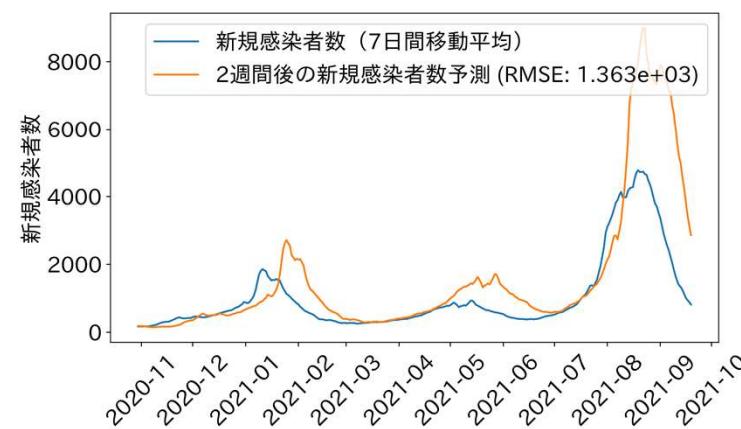
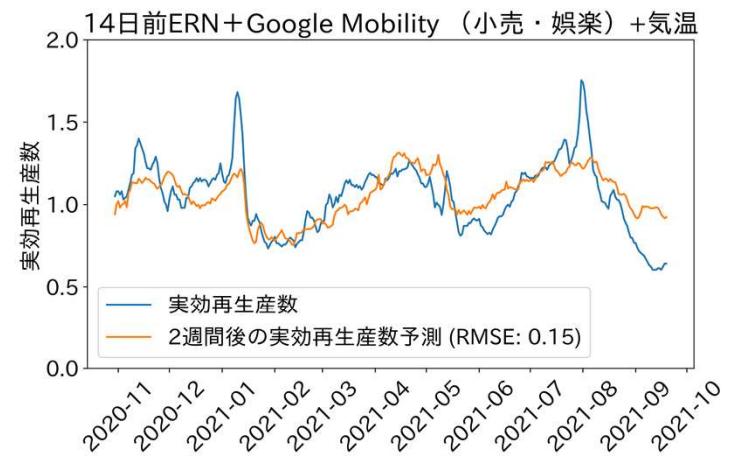
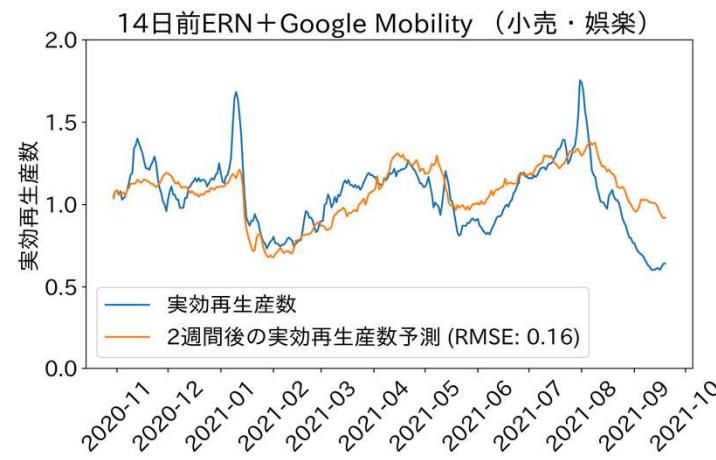
繁華街の時間帯別人流と実効再生産数の関係



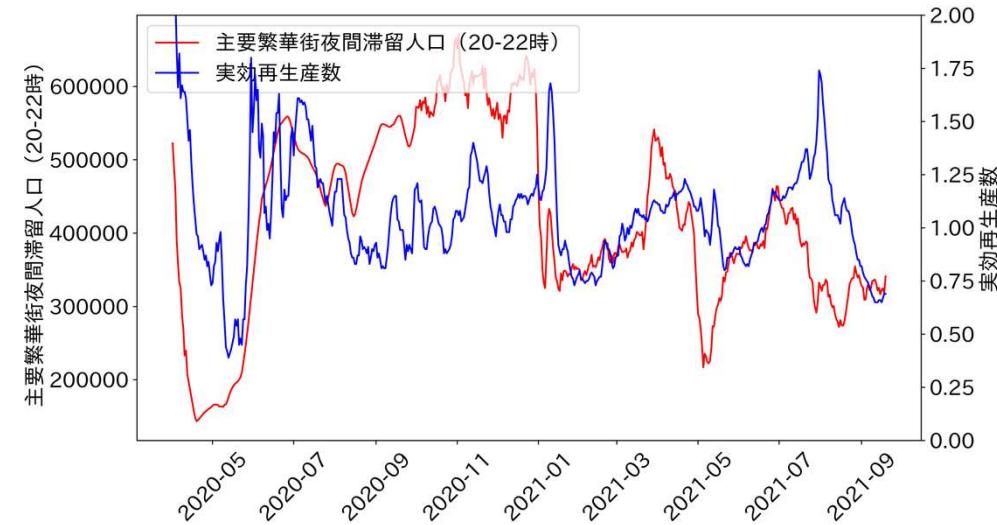
場所別人流と実効再生産数の関係



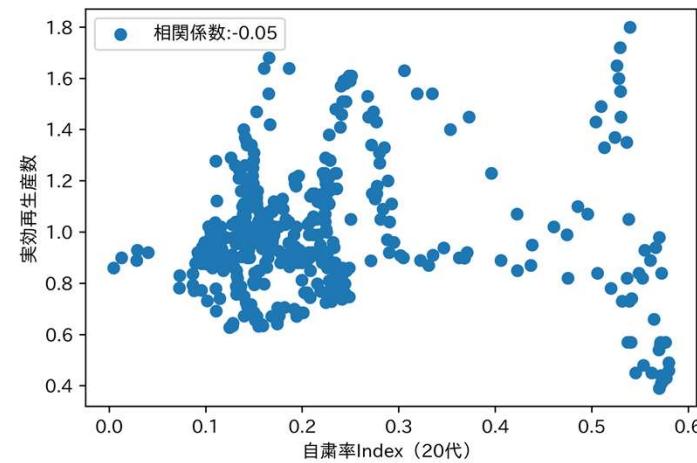
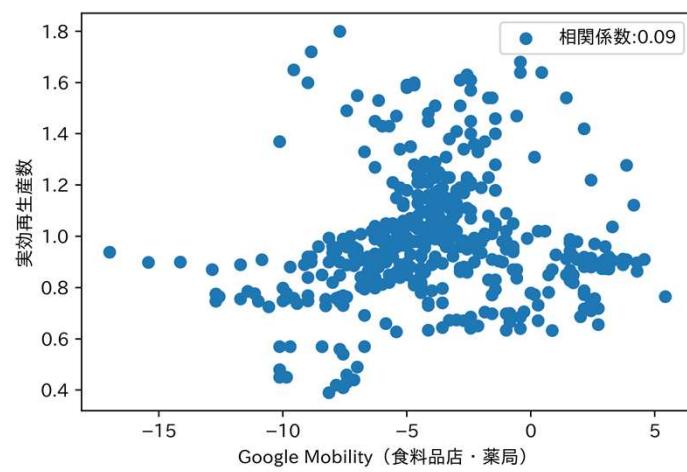
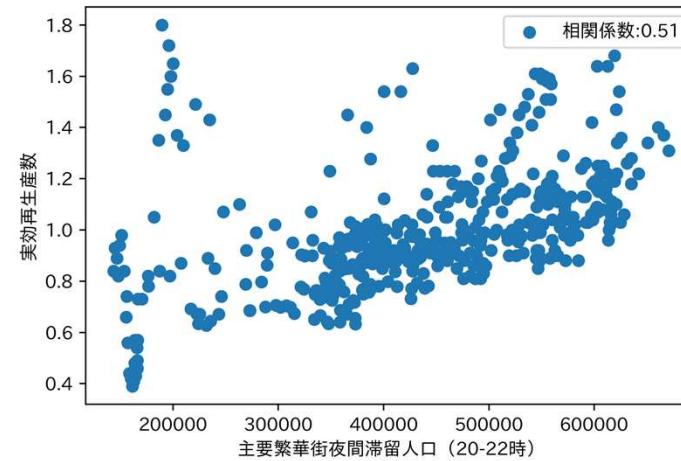
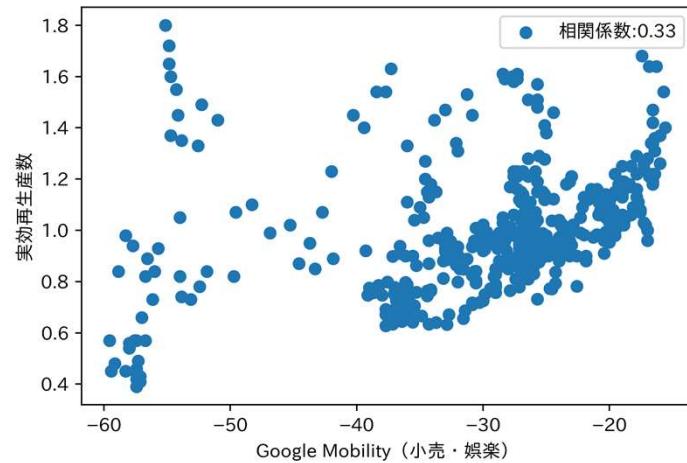
自己回帰モデルとの比較



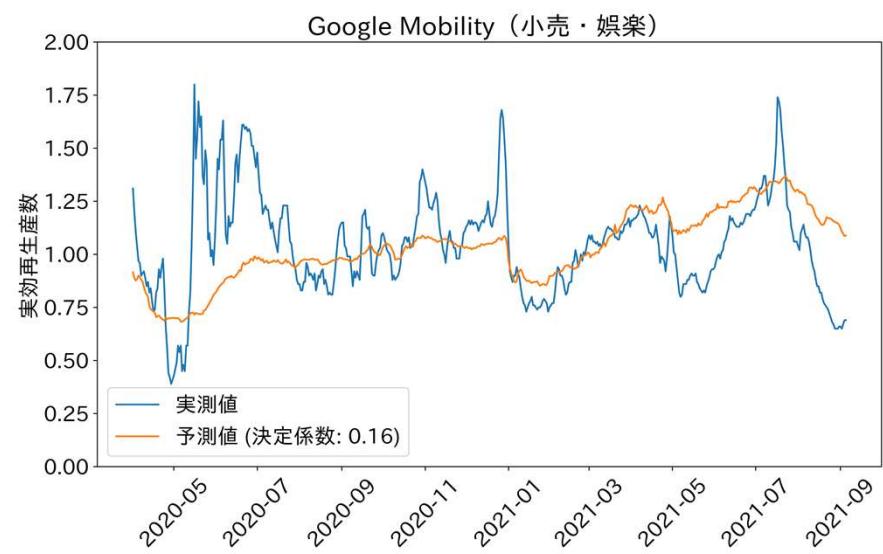
分析開始時期を2020年4月に設定した場合



分析開始時期を2020年4月に設定した場合

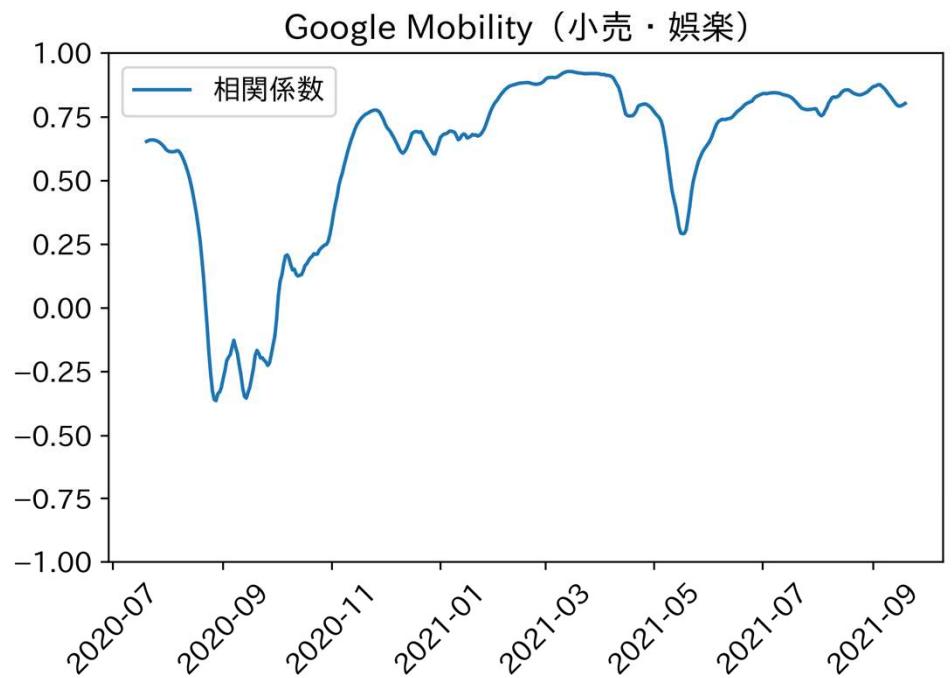


分析開始時期を2020年4月に設定した場合



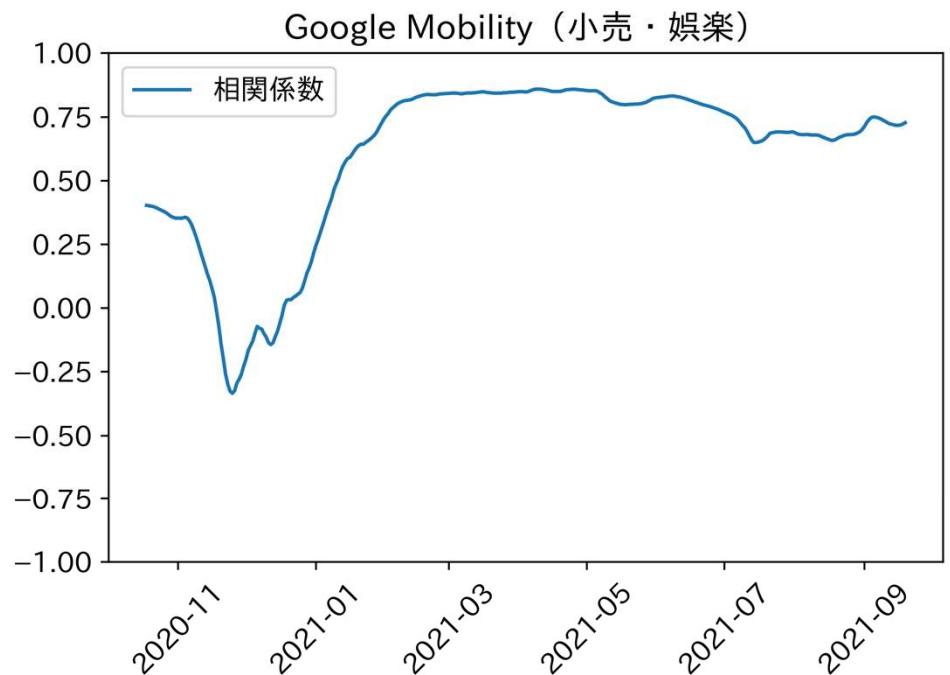
分析開始時期を2020年4月に設定した場合

3か月のRolling Window



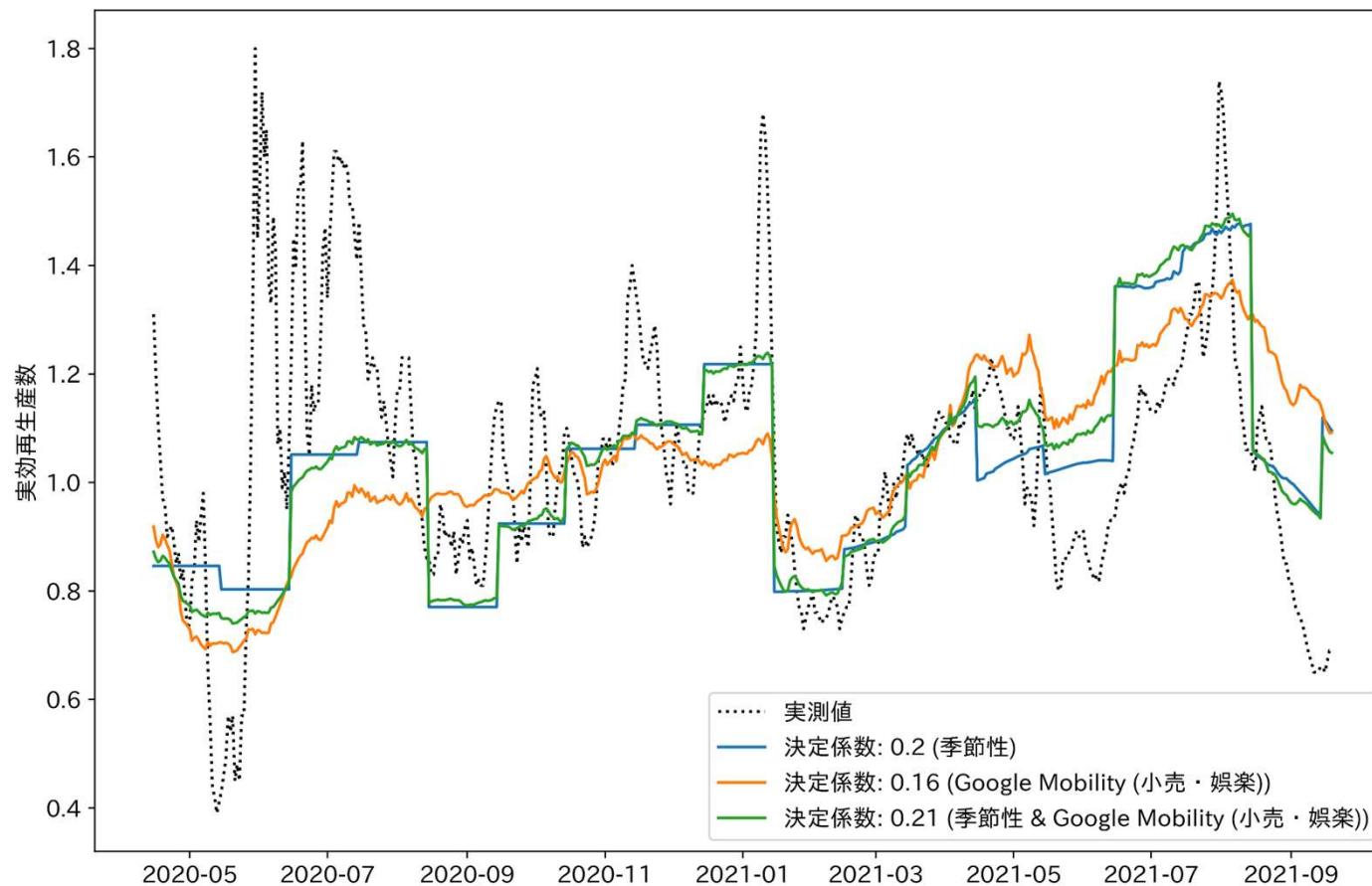
分析開始時期を2020年4月に設定した場合

6か月のRolling Window



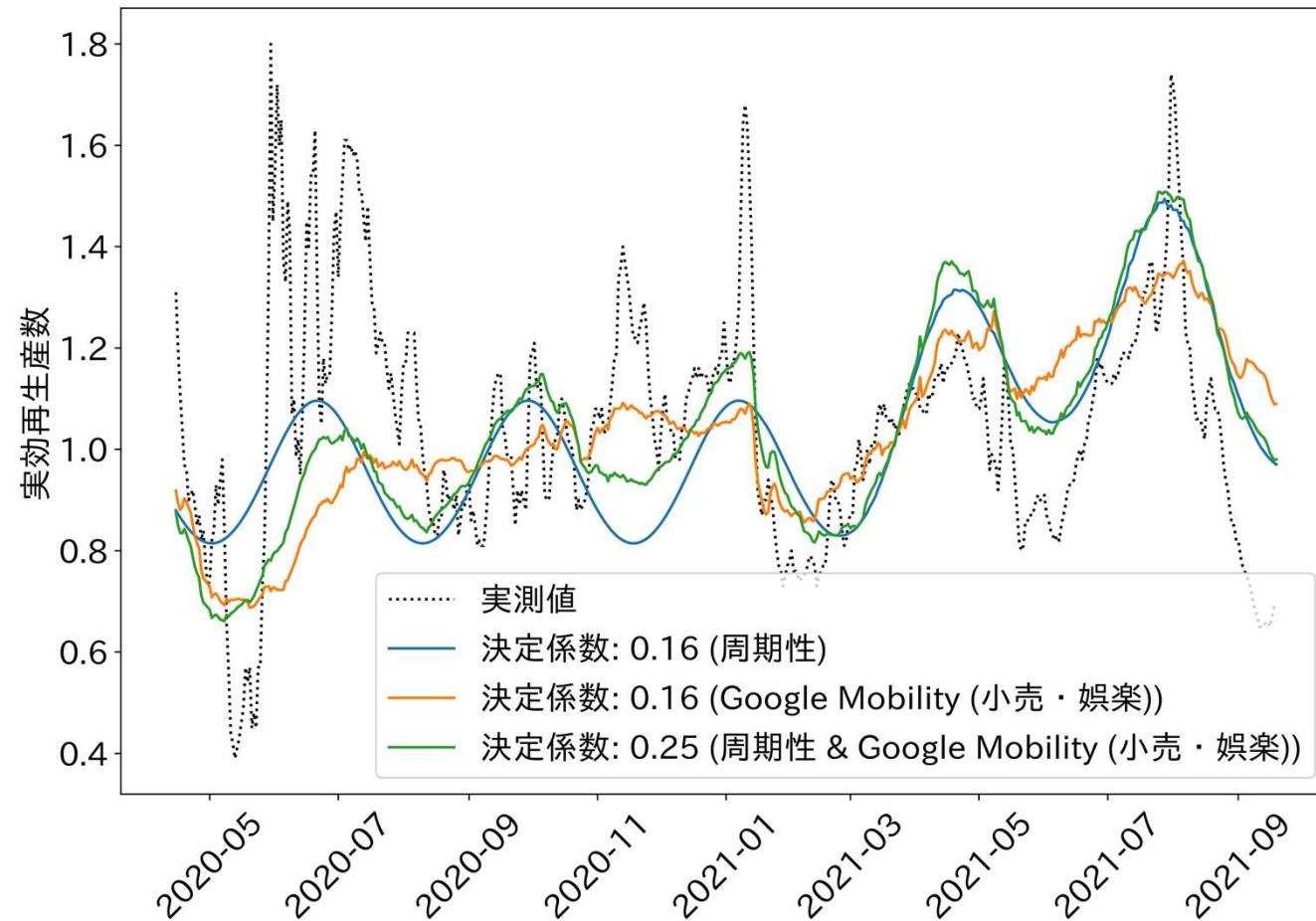
分析開始時期を2020年4月に設定した場合

季節



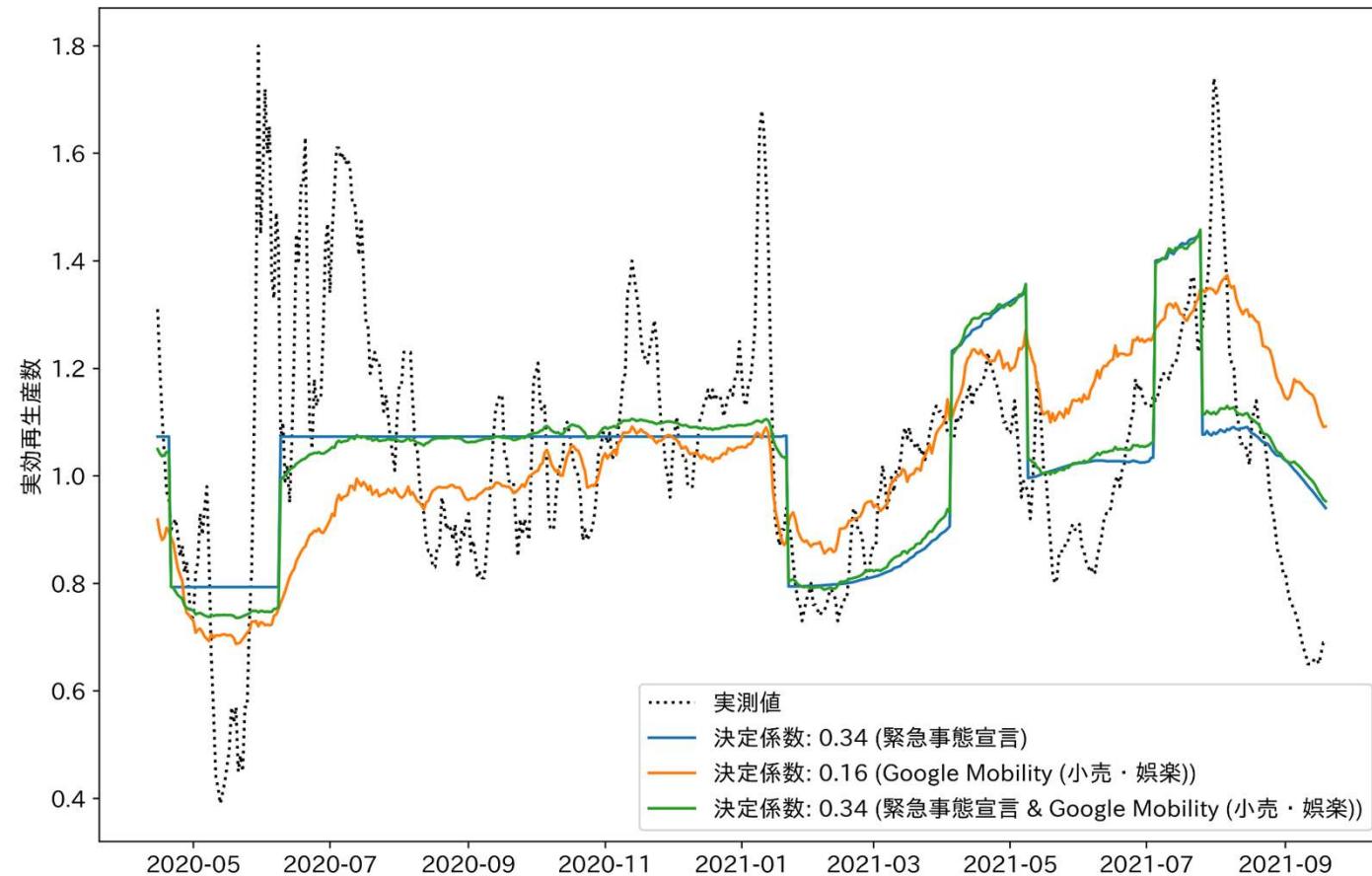
分析開始時期を2020年4月に設定した場合

周期



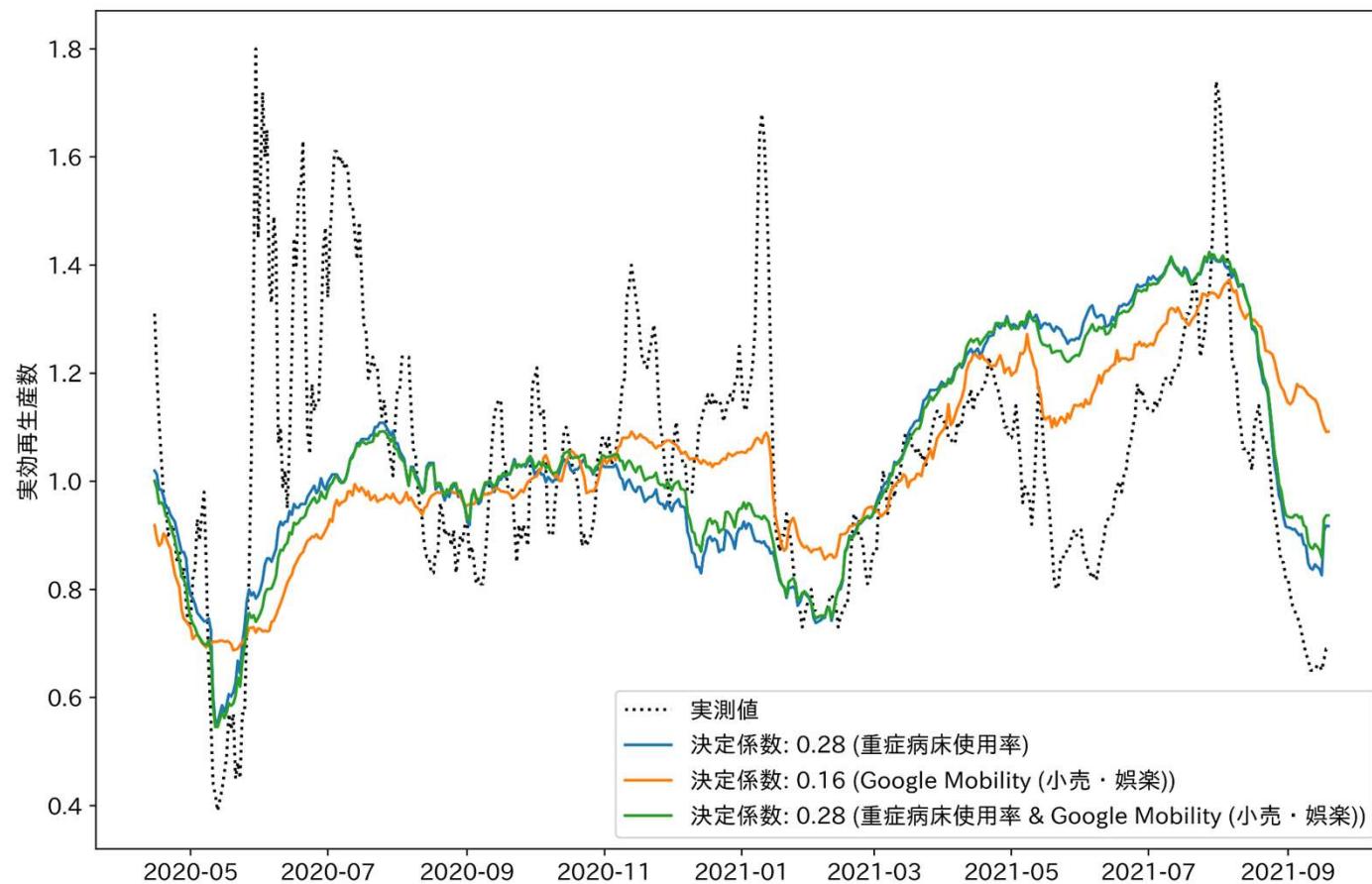
分析開始時期を2020年4月に設定した場合

緊急事態宣言

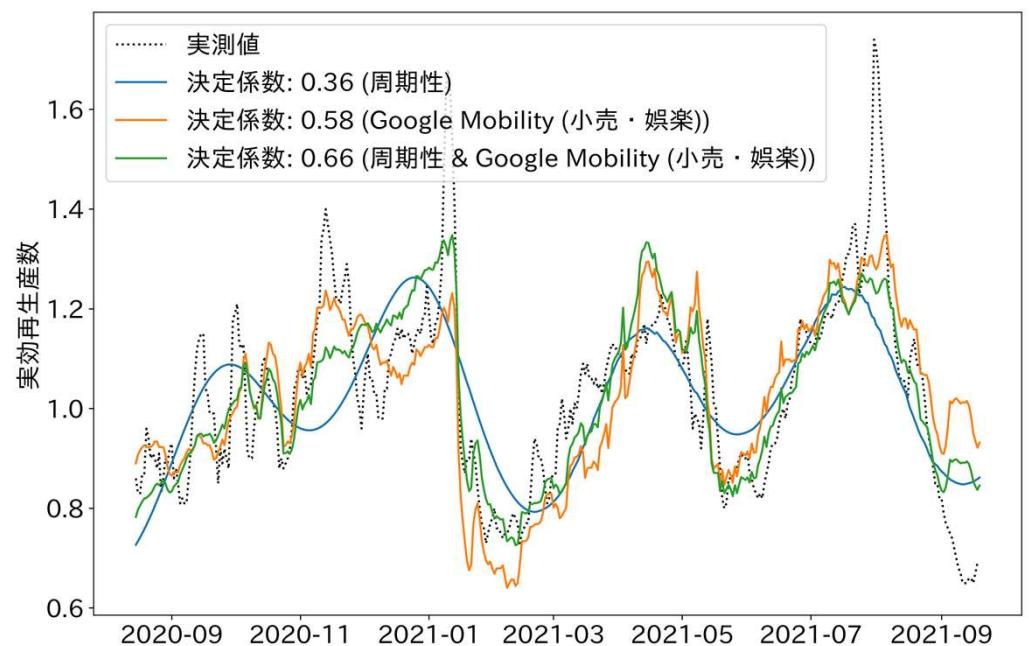
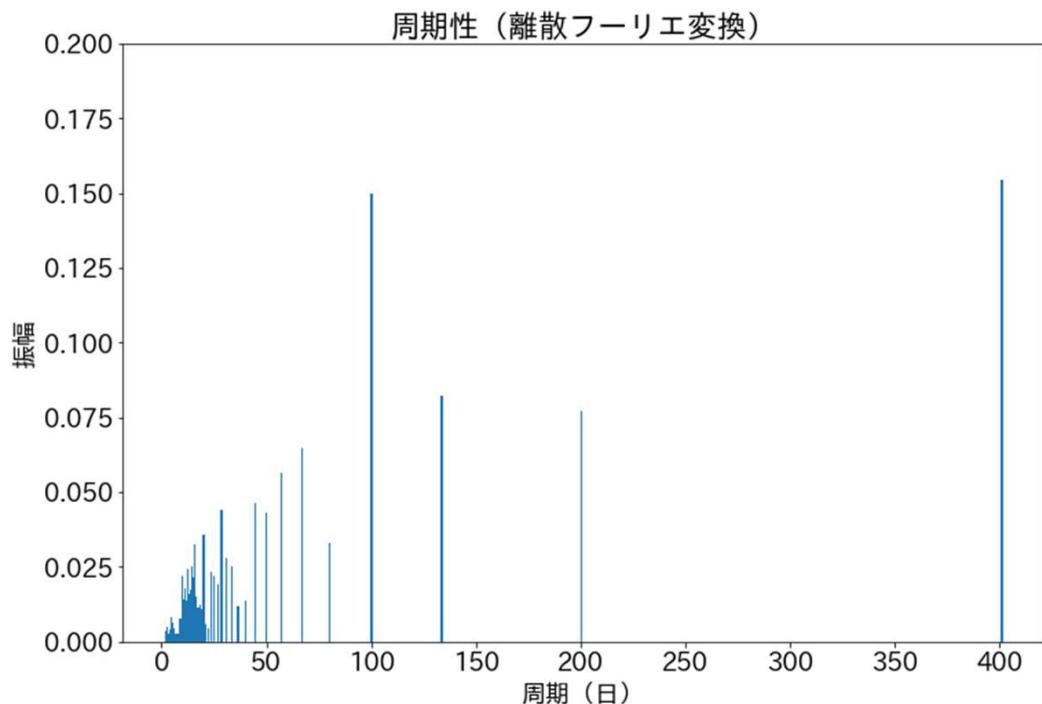


分析開始時期を2020年4月に設定した場合

医療逼迫度合い



周期（合成波）



※周期として100日, 200日, 400日の正弦波を合成

用いた各種データの出典

- 湿度：<https://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsdl/>
- Google Mobility：<https://www.google.com/covid19/mobility/>
- Location Mind：<https://locationmind.com/>
- 変異株割合：<https://www.mhlw.go.jp/content/10900000/000816622.pdf> p.112
- 自粛率Index：<https://www.yomiuri.co.jp/topics/covid19/japan-confirmed-cases-on-map/>
- 重症患者数、重症病床数、ワクチン接種回数：<https://stopcovid19.metro.tokyo.lg.jp/>
- 実効再生産数：<https://toyokeizai.net/sp/visual/tko/covid19/>
- 主要繁華街滞留人口：<https://www.igakuken.or.jp/r-info/monitoring.html#monitoring>

実効再生産数（東洋経済）について

- 京都大学の西浦博教授らが開発。
 - <https://toyokeizai.net/sp/visual/tko/covid19/>
- リアルタイム性を重視するため、シンプルで誰でも手軽に計算できることが特徴。厚生労働省・アドバイザリーボードへの報告資料でも使われている。
- 導出方法は以下のスライドを参照
 - https://github.com/contactmodel/COVID19-Japan-Reff/blob/master/nishiura_Rt%E4%BC%9A%E8%AD%B0_12May2020.pdf

$$ERN(t) := \left(\frac{N(t)}{N(t-1)} \right)^{\frac{\text{Mean generation time}}{\text{Length of reporting time}}}$$

N(t) : 第t週における新規感染者数, Length of reporting time : 報告間隔,
Mean generation time : 平均世代時間（感染源の感染から2次感染者の感染までに要する時間）

- 41
- Mean generation time = 5日間, length of reporting time = 7日間と仮定している。

変異株・ワクチン影響の調整について①

基本的な考え方

①もし変異株が蔓延していなかつたら... ②もしワクチンが配布されていなかつたら...

⇒ 実効再生産数はどうなっていたかを計算

$$ERN_{adj}(t) = \frac{ERN_T(t)}{(1 - VS(t - lag_e)) * VE(t - lag_e)}$$

$$VS(t) = ve_1 \frac{V_1(t - lag_v) - V_2(t - lag_v)}{POP} + ve_2 \frac{V_2(t - lag_v)}{POP}$$

$$VE(t) = (1 - r_\alpha(t) - r_\delta(t)) + R_\alpha r_\alpha(t) + R_\delta r_\delta(t)$$

ERN_{adj} : 調整済み実効再生産数, $ERN_T(t)$: 実効再生産数（東洋経済）, VS : 免疫獲得割合, VE : 変異株影響
 V_1 : ワクチン接種回数（1本目）, V_2 : ワクチン接種回数（2本目）, POP : 東京都の人口
 r_α : アルファ株割合, r_δ : デルタ株割合

変異株・ワクチン影響の調整について②

パラメーター一覧

パラメータ	値	説明
lag_e	14	観測される実効再生産数のタイムラグ
ve_1	0.5	1回目のワクチン接種で免疫を獲得する確率
ve_2	0.8	2回目のワクチン接種で免疫を獲得する確率
lag_v	7	ワクチン接種後、免疫を獲得するまでの平均日数
R_α	1.32	アルファ株の従来株比の感染力
R_δ	1.98	デルタ株の従来株比の感染力（※アルファ株のさらに1.5倍）