

人流抑制効果の推定

2021.8.15

筑波大学 倉橋節也

サマリー

1. 19時の繁華街滞留人口が感染率に強い影響を持つ

都内繁華街の時間帯別滞留人口および都外・府外からの流入人口で実効再生産数を統計的推定をした結果、19時の繁華街滞留人口が強い関係を持っていることが示された。

2. 19時の繁華街滞留人口を40%減少させると陽性者数が90%減少する可能性がある

2021/8/13を基準として、19時の繁華街滞留人口が40%減少した場合、新規陽性者数が90%減少することが推定された。同様に、重症患者数も90%以上減少する。

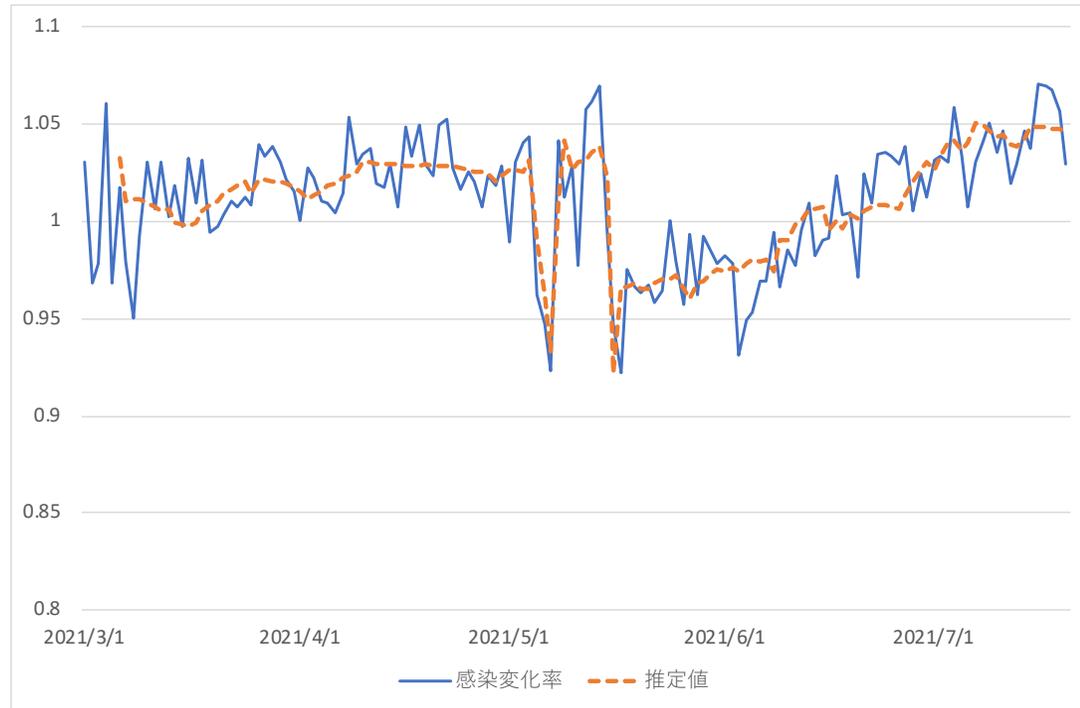
3. 勤務定時終了後の繁華街立ち寄りをできるだけ控え、早期帰宅が重要

繁華街の15時滞留人口を減少させることに加えて、19時滞留人口の減少の効果が大きいことから、勤務の定時終了・早期帰宅が重要であることが示唆された。加えて、大阪の場合は21時の繁華街滞留人口も同程度にリスクが高いことが示唆された。

4. ワクチン効果減衰の影響が予想される

第2回接種の180日後に64%まで感染抑制効果と免疫効果が減少する（イスラエル保健省）とした場合、11月以降の感染微増が継続することから、年末以降に第3回接種が必要となる可能性がある。

東京都流動人口による感染変化率推定モデル



LocationMind xPop © LocationMind Inc.

$$D_t = b_0 + \sum_{t=1}^2 f(b_t, x_{t+5})$$

D_t : 感染変化率 = $\sum_{t=1}^7 I_t / \sum_{t=1}^7 I_{t-1}$, (I :感染者数)

x_1 : 19時の都内繁華街滞留人口

x_2 : 都外からの流入人口

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
b_0	1.011725	0.001768	572.1	<2e-16 ***

	edf	Ref.df	F	p-value
$f(x_1)$	6.154	7.308	21.16	<2e-16 ***

$f(x_2)$	7.869	8.596	10.96	<2e-16 ***
----------	-------	-------	-------	------------

R-squared: 0.594

GCV = 0.00049665

	b_1	b_2
VIF	2.19	2.19

東京都滞留人口抑制による陽性患者数減少効果

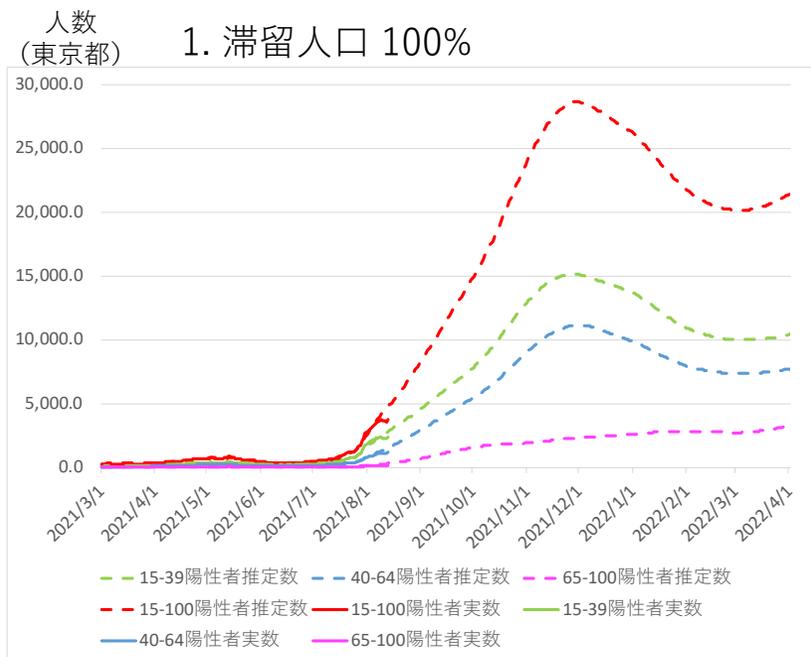
- 8/7~13平均を基準に、100%のまま継続（7/12基準で72%）
- 8/7~13平均を基準に、8/16以降に人流を80%に抑制*（7/12基準で58%）
- 8/7~13平均を基準に、8/16以降に人流を60%に抑制*（7/12基準で43%）

都内繁華街（新宿・銀座・渋谷・上野・池袋・六本木）の19時時点の滞留人口から推定

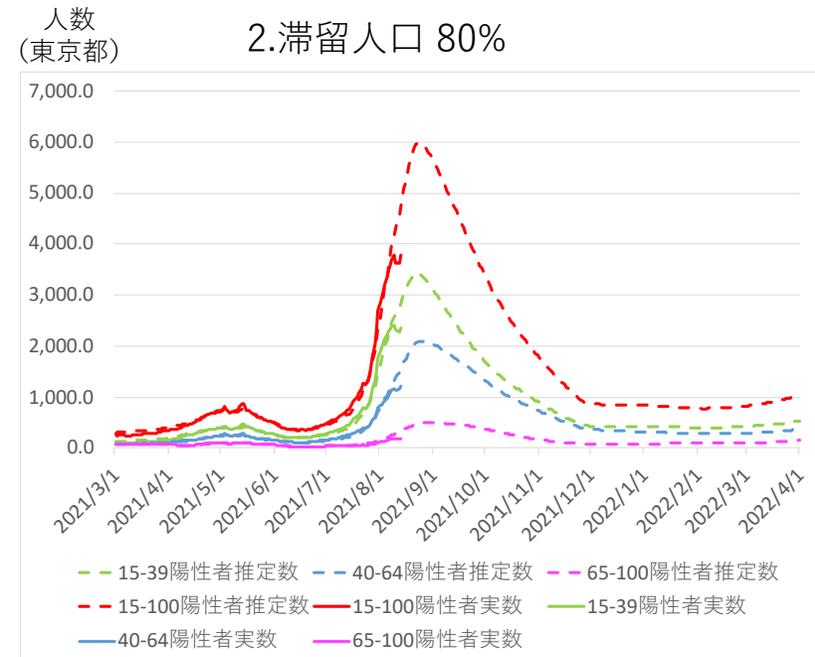
ただし、陽性患者数は15歳以上であり、14歳以下を加えると約1.1倍になる

*完全効果は7日後、都外からの流入人口は7%減

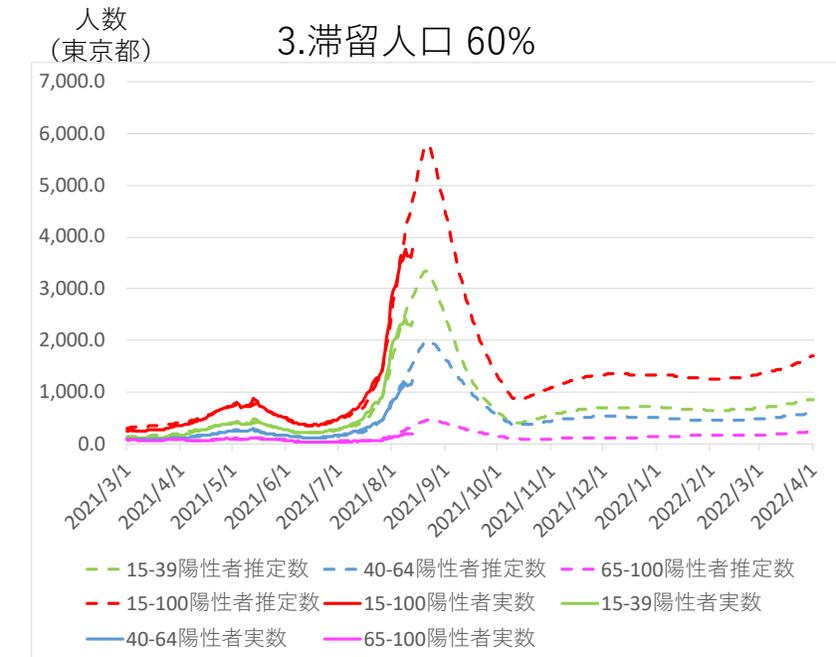
赤：新規陽性患者数（15歳以上）
 緑：新規陽性患者数（15歳～39歳）
 青：新規陽性患者数（40歳～64歳）
 紫：新規陽性患者数（65歳～）
 実線：実測数 波線：推定数
 *数値は15歳以上7日間移動平均



15-39歳陽性者数	40-64歳陽性者数	65歳以上陽性者数	陽性者数 (15-100合計)
2021/11/28	2021/12/2	2022/4/2	2021/12/1
15,167	11,159	3,288	28,636



15-39歳陽性者数	40-64歳陽性者数	65歳以上陽性者数	陽性者数 (15-100合計)
2021/8/23	2021/8/27	2021/9/1	2021/8/25
3,432	2,094	496	5,987



15-39歳陽性者数	40-64歳陽性者数	65歳以上陽性者数	陽性者数 (15-100合計)
2021/8/22	2021/8/23	2021/8/24	2021/8/22
3,340	1,996	454	5,776

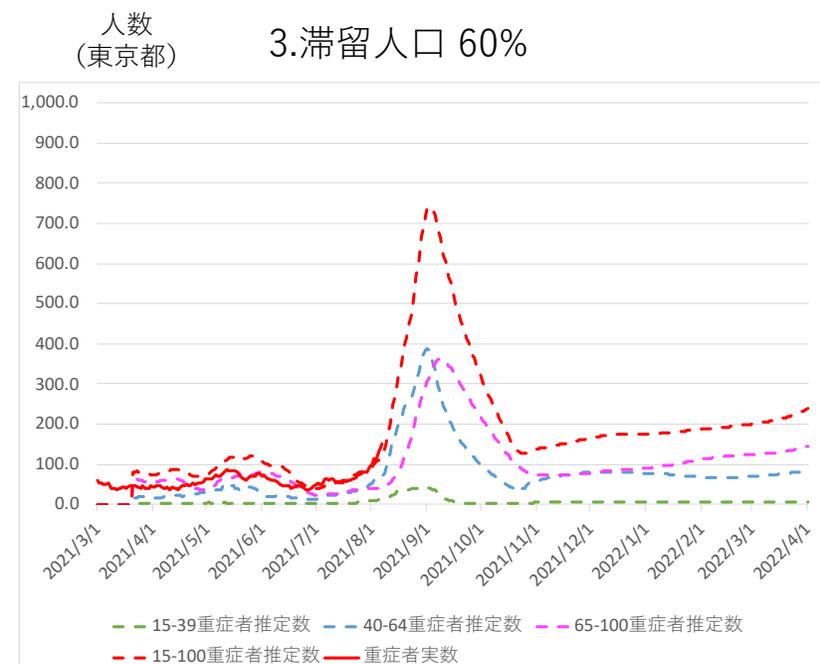
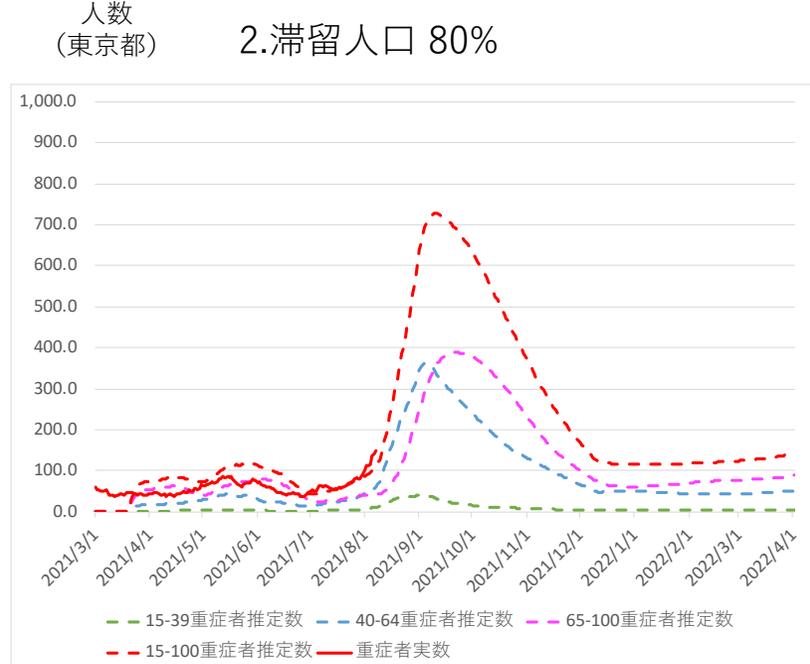
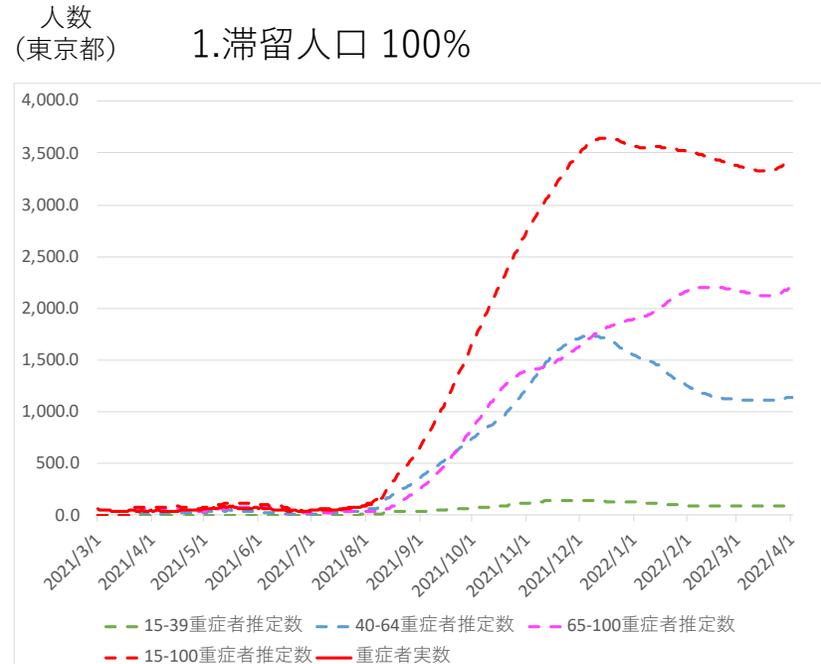
東京都滞留人口抑制による重症患者数減少効果

- 8/7-13平均を基準に、100%のまま継続（7/12基準で72%）
- 8/7-13平均を基準に、8/16以降*に人流を80%に抑制（7/12基準で58%）
- 8/7-13平均を基準に、8/16以降*に人流を60%に抑制（7/12基準で43%）

都内繁華街（新宿・銀座・渋谷・上野・池袋・六本木）の19時時点の滞留人口から推定

*完全効果は7日後、重症定義は東京都基準

赤：重症入院者数（15歳以上）
 緑：重症入院者数（15歳～39歳）
 青：重症入院者数（40歳～64歳）
 紫：重症入院者数（65歳～）
 実線：実測数 波線：推定数
 *数値は以上7日間移動平均



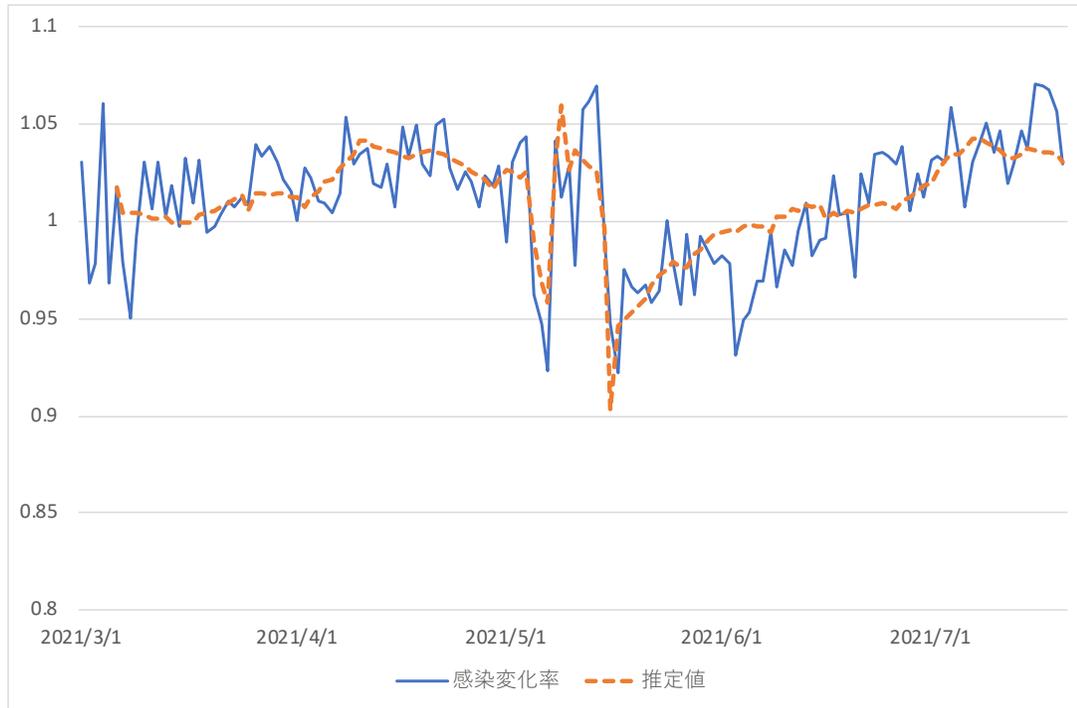
15-39歳重症者数	40-64歳重症者数	65歳以上重症者数	重症者数合計
2021/12/1	2021/12/9	2022/4/2	2021/12/18
147	1,736	2,212	3,650

15-39歳重症者数	40-64歳重症者数	65歳以上重症者数	重症者数合計
2021/9/4	2021/9/5	2021/9/23	2021/9/11
41	363	388	727

15-39歳重症者数	40-64歳重症者数	65歳以上重症者数	重症者数合計
2021/9/1	2021/9/2	2021/9/9	2021/9/3
42	388	363	743

東京都考察

15時の滞留人口を加えた分析の結果、15時滞留人口減少以上に19時滞留人口の減少効果が大きいことから、勤務終了後の早期帰宅の重要性が示唆される。



LocationMind xPop © LocationMind Inc.

$$D_t = b_0 + \sum_{t=1}^2 (b_t x_{t+5}) + f(b_3, x_4)$$

Dt : 感染変化率

x1 : 15時の都内繁華街滞留人口

x2 : 15時から19時の都内繁華街滞留人口変化数

x3 : 都外からの流入人口

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
b0	8.562e-01	3.517e-02	24.347	< 2e-16 ***
b1	6.064e-07	9.393e-08	6.456	1.90e-09 ***
b2	-7.345e-07	1.122e-07	-6.545	1.21e-09 ***

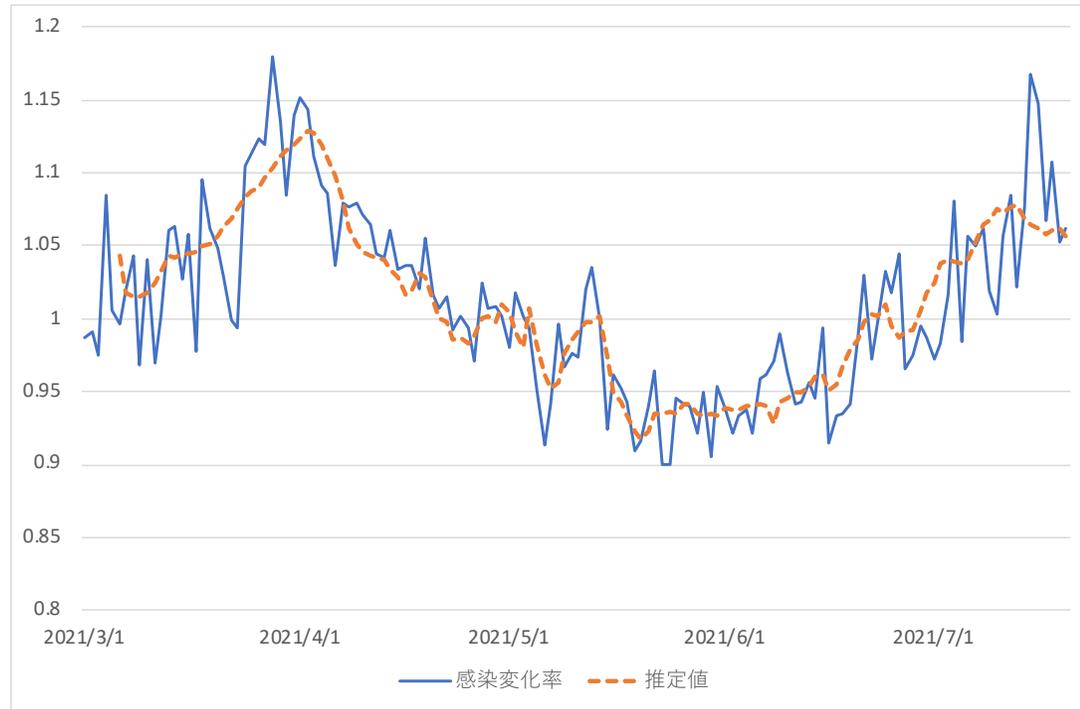
	edf	Ref.df	F	p-value
s(b3)	7.332	8.232	8.122	< 2e-16 ***

Multiple R-squared: 0.494

b1 b2 b3

vif 2.45 1.08 2.37

大阪府流動人口による感染変化率推定モデル



LocationMind xPop © LocationMind Inc.

$$D_t = b_0 + \sum_{t=1}^2 f(b_t, x_{t+5})$$

D_t : 感染変化率 = $\sum_{t=1}^7 I_t / \sum_{t=1}^7 I_{t-1}$, (I:感染者数)

x_1 : 19時の都内繁華街滞留人口

x_2 : 府外からの流入人口

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
b0	1.017154	0.002742	371	<2e-16 ***

	edf	Ref.df	F	p-value
f(x1)	7.982	8.688	26.076	< 2e-16 ***

f(x2)	5.257	6.459	6.703	2.93e-06 ***
-------	-------	-------	-------	--------------

R-squared: 0.741

GCV = 0.0012383

b1	b2
VIF 3.88	3.88

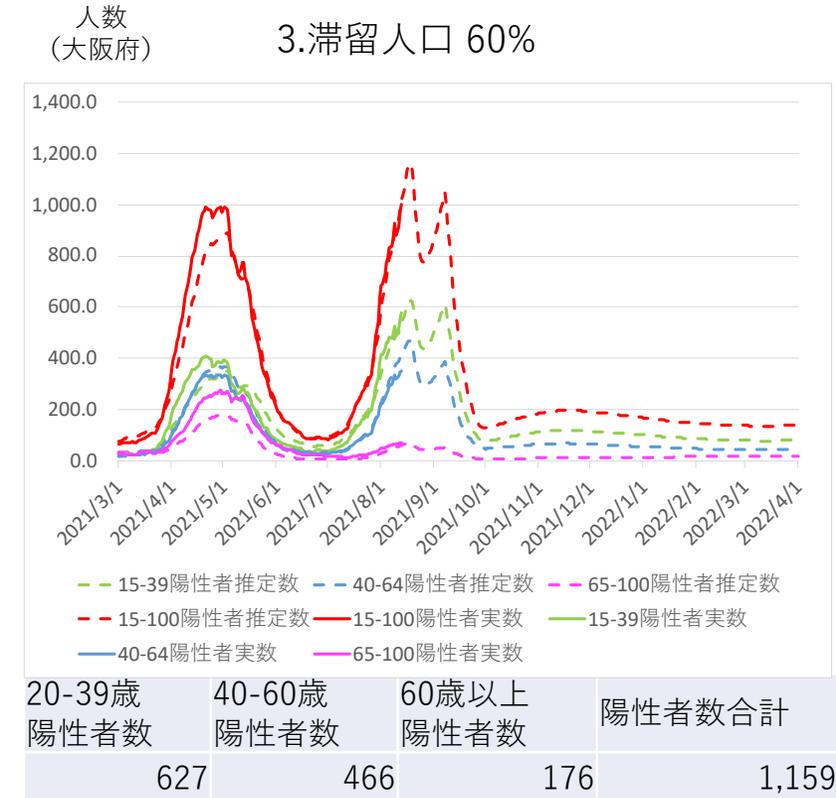
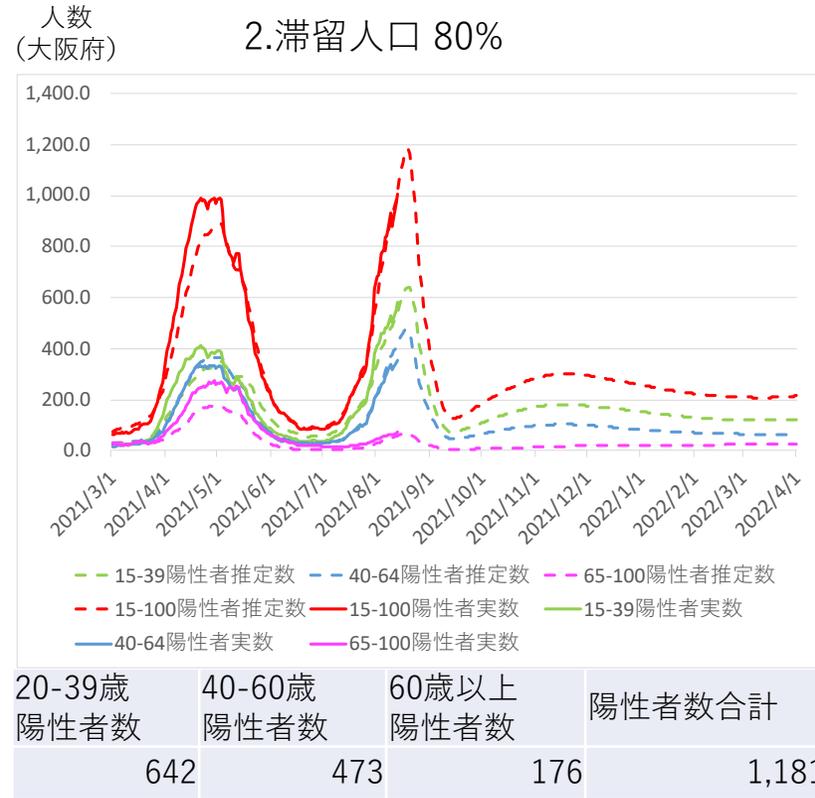
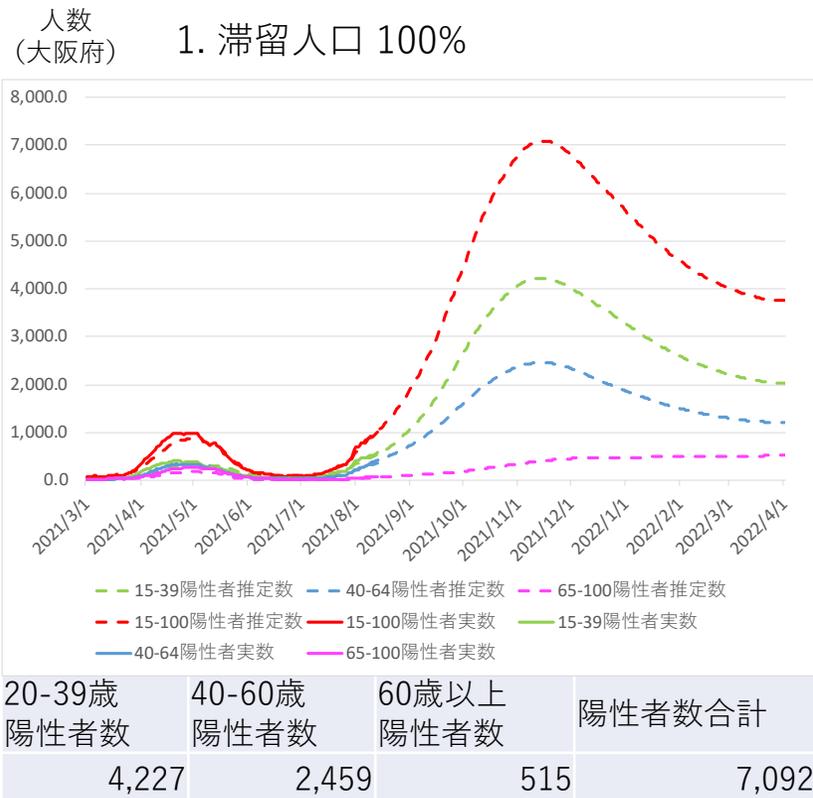
大阪府滞留人口抑制による陽性患者数減少効果

- 8/7~13平均を基準に、100%のまま継続（7/12基準で89%）
- 8/7~13平均を基準に、8/16以降に人流を80%に抑制*（7/12基準で71%）
- 8/7~13平均を基準に、8/16以降に人流を60%に抑制*（7/12基準で53%）

大阪府内繁華街（京橋・十三・大阪ミナミ・新世界・天王台・阿倍野）の19時時点の滞留人口から推定
ただし、陽性患者数は15歳以上であり、14歳以下を加えると約1.1倍になる

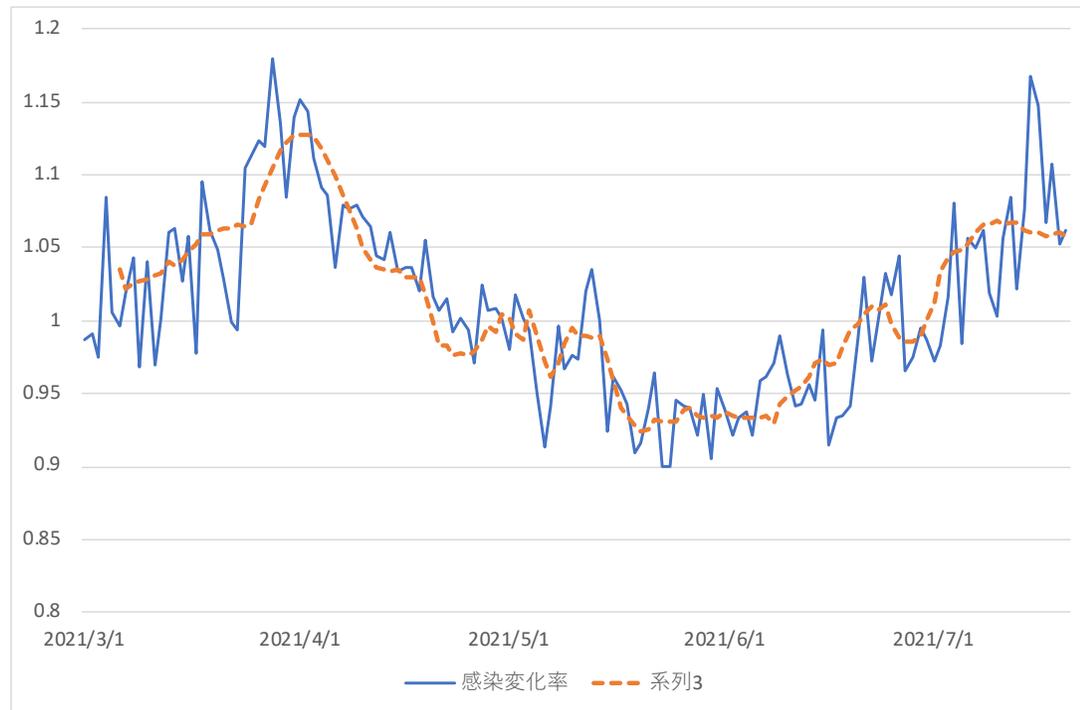
*完全効果は7日後

赤：新規陽性患者数（15歳以上）
 緑：新規陽性患者数（15歳～39歳）
 青：新規陽性患者数（40歳～64歳）
 紫：新規陽性患者数（65歳～）
 実線：実測数 波線：推定数
 *数値は15歳以上7日間移動平均



大阪府考察

21時の滞留人口を加えた分析の結果、19時滞留人口と同程度に21時滞留人口の減少効果が大きいことから、21時前後の滞留人口対策も重要となる。



LocationMind xPop © LocationMind Inc.

$$D_t = b_0 + \sum_{t=1}^2 f(b_t, x_{t+5})$$

D_t : 感染変化率 = $\sum_{t=1}^7 I_t / \sum_{t=1}^7 I_{t-1}$, (I:感染者数)

x_1 : 21時の都内繁華街滞留人口

x_2 : 府外からの流入人口

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
b0	1.017154	0.002742	371	<2e-16 ***

	edf	Ref.df	F	p-value
f(x1)	6.102	7.202	29.627	< 2e-16 ***

f(x2)	3.524	4.477	7.149	1.74e-05 ***
-------	-------	-------	-------	--------------

R-squared: 0.725

GCV = 0.0012764

b1	b2
VIF 3.39	3.39

モデル設定

1. SEIR数理モデルとAI最適化手法による感染モデル

人口流動を考慮したSEIRモデルとAI技術（進化的最適化+準ニュートン法）を用いて感染モデル推定の最適化を行うことで、15歳～39歳、40歳～59歳、65歳以上の3つの年代内および年代間での感染推定を行った*1。都外からの陽性患者流入者数をモバイル空間統計データおよびLocationMind xPop*2から推定してモデルに組み込み、2021年3月1日～6月30日のデータからモデルを学習させた。重症者数は、2021年6月21日～8月1日の東京都のデータから統計モデルを構築し、年代別陽性患者数推移から推定した。また、昨年（2020年）の第1次緊急事態宣言解除後と同等の都民の行動変容があったとして、昨年夏以降の実効再生産数と都内流動人口データを適用してシミュレーションを実施した。デルタ株は、推定したアルファ株の1.4倍の感染力（基本再生算数）を持つとした。

2. サーキットブレーカーの強度とワクチン接種効果を推定

アルファ株（従来株残存）とデルタ株を対象に、緊急事態宣言緩和の強度を設定した。

3. ワクチン効果と行動変容効果

- ワクチン効果は、アルファ株に対して、第1回で57%、第2回で94%の発症予防効果があるとし、デルタ株に対してはそれぞれ0.9倍とした。3/1 - 8/13 の実効再生産数・人口流動数の推移は実測値を使用。8/14以降は、直近の7日間移動平均感染変化率を使用した。
- ワクチン接種速度の設定
3/5以降人口の0.05%（医療従事者1回目実測数）
3/27日後 0.032%, 0.033%（医療従事者1回目, 2回目実測数）
4/12以降 0.069%, 0.030%（医療従事者1回目, 2回目実測数） 0.01%（高齢者1回目実測数）
5/4以降 0.064%, 0.078%（医療従事者1回目, 2回目実測数） 0.065%, 0.006%（高齢者1回目, 2回目実測数）
6/1以降 0.064%, 0.078%（医療従事者1回目, 2回目見込み） 0.08%, 0.065%（高齢者1回目, 2回目見込み）
6/21以降 $k/2\%$, $k/2\%$ （医療従事者1回目, 2回目見込み） $k/2\%$, $k/2\%$ （高齢者1回目, 2回目見込み） $k=0.9\%$
8/15以降1.3%
- ワクチン減衰効果
2回目ワクチン接種後180日で感染抑制効果が64%（イスラエル保健省）まで減衰するとした。免疫効果についてはデータがないため、同等とした。接種率は、15-39 65%、40-64 76%、65-100 89%

*1 新規陽性患者は、15歳以上の新規陽性者数（公表日）としているため、陽性患者総数よりも1割程度低めになっている。

*2 「LocationMind xPop」データは、NTTドコモが提供するアプリケーション(※)の利用者より、許諾を得た上で送信される携帯電話の位置情報を、NTTドコモが総体的かつ統計的に加工を行ったデータ。位置情報は最短5分毎に測位されるGPSデータ（緯度経度情報）であり、個人を特定する情報は含まれない。※ドコモ地図ナビサービス(地図アプリ・ご当地ガイド)等の一部のアプリ

モデル詳細

年代別ワクチン効果SEIRモデル

$$\frac{dS_i}{dt} = mN_i - mS_i - \sum_{i'} \frac{\alpha_{i,i'} b_{i,i',t} S_i (I_{i'} + in_risk_{i',t})}{N_i} - \sum_k \sigma_{i,k} \lambda_{i,k} N_i$$

$$\frac{dE_i}{dt} = \sum_{i'} \frac{\alpha_{i,i'} b_{i,i',t} S_i (I_{i'} + in_risk_{i',t})}{N_i} - (m + a) E_i$$

$$\frac{dI_i}{dt} = a E_i - (m + g) I_i$$

$$\frac{dR_i}{dt} = g I_i - m R_i + \sum_k \sigma_{i,k} \lambda_{i,k} N_i$$

$$S_i \leftarrow S_i + \sum_j S_leave_{i,j,t} - \sum_j S_leave_{j,i,t}$$

$$E_i \leftarrow E_i + \sum_j E_leave_{i,j,t} - \sum_j E_leave_{j,i,t}$$

$$I_i \leftarrow I_i + \sum_j I_leave_{i,j,t} - \sum_j I_leave_{j,i,t}$$

$$R_i \leftarrow R_i + \sum_j R_leave_{i,j,t} - \sum_j R_leave_{j,i,t}$$

$$N_i \leftarrow S_i + E_i + I_i + R_i$$

N_i = 年代 i の人口

S_i = 年代 i の免疫を持たない人の数

E_i = 年代 i の潜伏期間の人の数

I_i = 年代 i の発症者の数

R_i = 年代 i の回復者の数

t = 時間

m = 出生率=死亡率

$\alpha_{i,i'}$ = 年代間感染率

$b_{i,i',t}$ = 時刻 t における感染率

a = 感染症の発症率

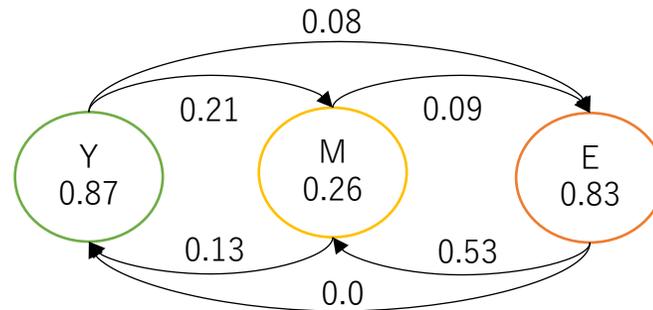
g = 感染症からの回復率

σ_k = k 回目の単位時間当たりのワクチン接種割合パラメータ

λ_k = k 回目のワクチンによる免疫獲得確率パラメータ

年代別感染推移確率 (右から左へ伝播)

		Age_Y	Age_M	Age_E
Age_Y	←	0.87	0.13	0.00
Age_M	←	0.21	0.26	0.53
Age_E	←	0.08	0.09	0.83



Yは15歳以上39歳以下、Mは40歳以上64歳以下、Eは65歳以上を表す。
15歳以上39歳以下への感染は、同年代(15歳以上39歳以下)からが97%、
40歳以上64歳以下からが3%、65歳以上からが0%であることを示す。
40歳以上64歳以下と65歳以上への感染についても同様。

逆シミュレーションモデル

$$flow_risk_t = \frac{\sum_{i=1}^j flow_{i,t} * c_{pt} * ur}{pop}$$

$$b_{i,j} = a_{i,j} (R_0 d_t^i c_1^i - c_2^i)$$

$$\min \sum_{t=1}^{now} (pred_t(b_{i,j}, S_0, E_0, I_0, R_0) - observ_t)^2$$

subject to.

$$x_1^i > 0$$

$$1 \geq a_{i,i} \geq 0$$

$$a_{i,i} + \sum_{j, i \neq j} a_{i,j} = 1$$

R_0 : 基本再生産数

$$d_t^i : \text{感染増加率} = \frac{ma_t^w ip}{ma_{t-1}^w ip}$$

ma_t^w : 7日間移動平均

ip : 感染者数

c_k^i : 増加率補正係数

$a_{i,j}$: 年代間感染係数