



Исследование модели распространения
коронавирусной эпидемии методами
искусственного интеллекта

Захарова Оксана Игоревна, Левашкин Сергей Павлович

Самара
2020



CORONAVIRUS (COVID-19)

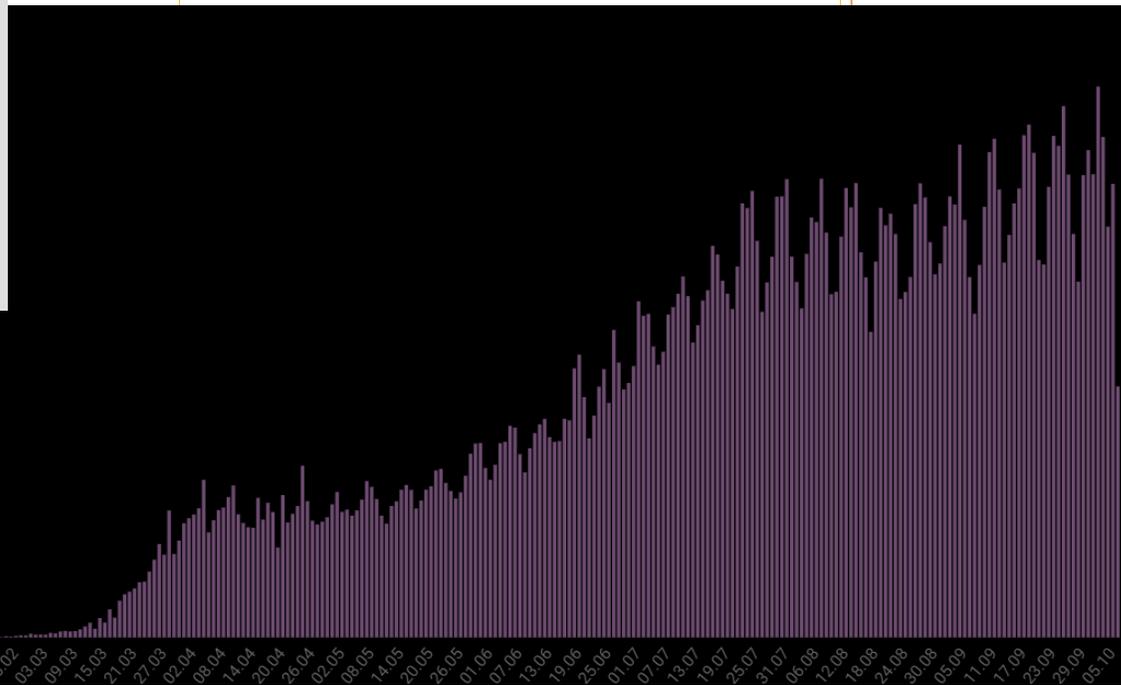
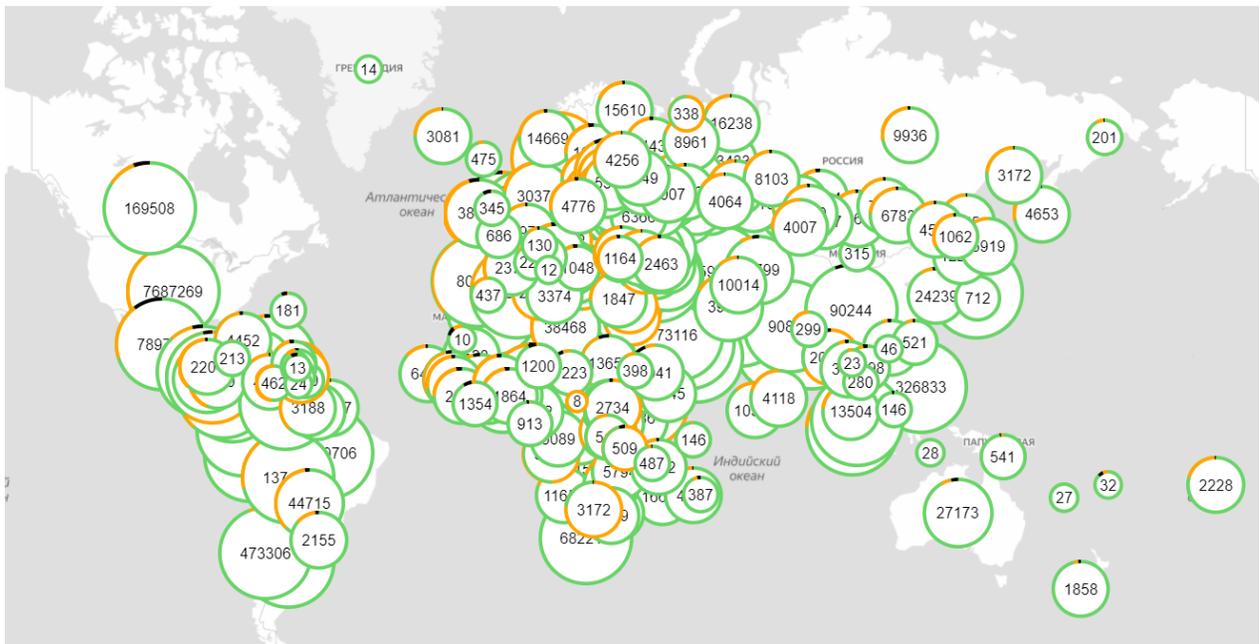
Зараженных:	5647700
Смертей:	351743
Вылеченных:	2410917

май 2020

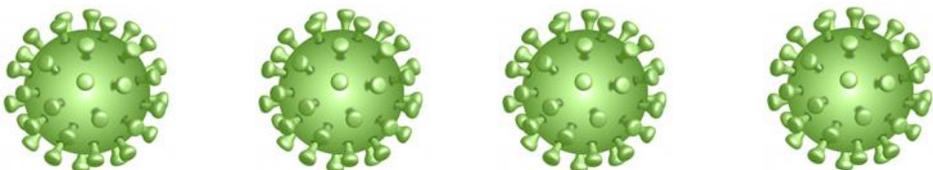
Подробная статистика по коронавирусу

Зараженных:	35841549
Смертей:	1055250
Вылеченных:	26855040

октябрь 2020



<https://coronavirus-monitor.ru/statistika/>



Заражение COVID-19 по регионам России



МИНИСТЕРСТВО
ЗДРАВООХРАНЕНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Коронавирус

Профилактика

Вопросы и ответы

Карта распространения



ЗАРАЖЕНИЯ ПО РЕГИОНАМ

Москва	311 559	Югра	
Московская Область	75 317	Ростовская Область	23 302
Санкт-Петербург	45 176	Красноярский Край	20 724
Нижегородская Область	33 578	Иркутская Область	19 686
Свердловская Область	30 163	Воронежская Область	19 074
Ханты-Мансийский Автономный Округ	23 433	Ставропольский Край	16 978
		Ульяновская Область	16 304



СТАТИСТИКА

1 237 504	Подтверждено	21 663	Смертей
988 576	Выздоровело	17 803 955	Тестов

Гибридная модель распространения вирусных заболеваний

Ядро модели - ОДУ

Теория сложных систем

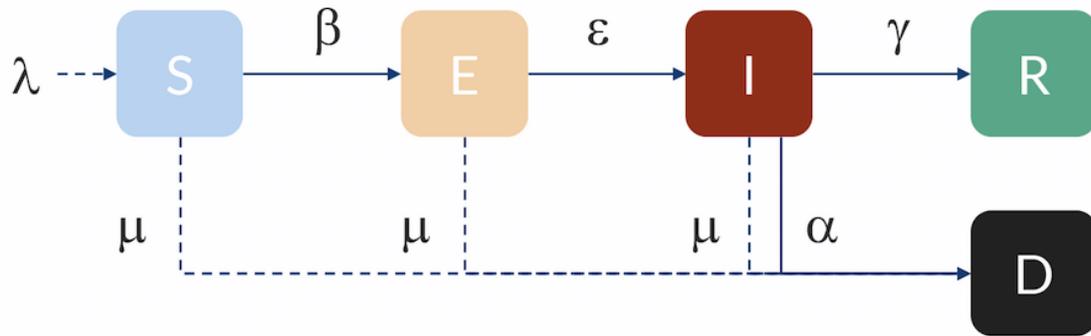
Настройка параметров

Интеллектуальный анализ данных

Решение

Методы машинного обучения

Базовая модель



$$\begin{cases}
 S' &= -\frac{\beta_0 S F}{N} - \frac{\beta(t) S I}{N} - \mu S, \\
 E' &= \frac{\beta_0 S F}{N} + \frac{\beta(t) S I}{N} - (\sigma + \mu) E, \\
 I' &= \sigma E - (\gamma + \mu) I, \\
 R' &= \gamma I - \mu R, \\
 N' &= -\mu N, \\
 D' &= d \gamma I - \lambda D, \quad \text{and} \\
 C' &= \sigma E,
 \end{cases} \quad (1)$$

S, E и I обозначают восприимчивые, подверженные и заразные группы населения, R обозначает удаленную группу (то есть выздоровевших или умерших).

N — общий размер популяции

Два дополнительных класса:

«D» имитирующими общественное восприятие риска в отношении числа тяжелых и критических случаев и смертей

«C» представляющими количество кумулятивных случаев (как зарегистрированных, так и не зарегистрированных)

where

$$\beta(t) = \beta_0 (1 - \alpha) \left(1 - \frac{D}{N}\right)^\kappa. \quad (2)$$

Общая структура системы комплексного мониторинга социальных явлений



Параметры, потенциально доступные для извлечения с помощью технологии Интернет-мониторинга открытых ИСТОЧНИКОВ

1. Показатель загруженности автомобильных дорог (пробки на дорогах)
2. Показатели самоизоляции населения (показатель передвижения людей по городу)
3. Сведения о погоде, погодные явления, способствующие простудным заболеваниям
4. Сведения о погоде, погодные явления, способствующие передвижению людей по городу
5. Доля закрытых ТРЦ/магазинов/предприятий общепита
6. Количество новостей по теме – число в абсолютных или условных единицах
7. Класс реакции населения на сообщения о развития ситуации с вирусом, об объективных показателях – набор чисел, показывающих принадлежность к классу реакций
8. Класс реакции населения на сообщения о противоэпидемических ограничениях
9. Количественная оценка реакция на официальные сообщения (количество лайков, репостов, комментариев)

АСМ-SEIR

Параметры модели

F – число передачи вируса от животного к человеку
N0 - начальная популяция
S0 - начальная восприимчивая к вирусу популяция
beta0 – степень передачи
alpha - сила действий правительства
k = 1111 – сила действий всего населения
mu = 0.00 – уровень иммиграции
sigma – латентный период
gamma – инфекционный период
d – процент тяжелых случаев
lambda – время публичной реакции населения
E0 – начальное число заразившихся
I0 – начальное число инфицированных
R0 – начальное число удаленных из заразившихся
D0 – отношение населения к тяжелым случаям
C0 – кумулятивное число всех случаев заболевания



iACM-SEIR

Фрагмент программного кода

In [1]:

```
from scipy.integrate import odeint
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
import mpld3
mpld3.enable_notebook()
```

In [2]:

```
def plotseird(t, colors, **kwargs):
    f, ax = plt.subplots(1,1,figsize=(10, 6))
    for metric_name, metric_values in kwargs.items():
        color = colors.get(metric_name, 'b')
        ax.plot(t, metric_values, color, alpha=0.8, linewidth=2.5,
label=metric_name)
    ax.set_xlabel('Time (days)', labelpad = 12)
    # ax.set_ylabel('Population', labelpad = 35)
    ax.yaxis.set_tick_params(length=0)
    ax.xaxis.set_tick_params(length=0)
    ax.grid(b=True, which='major', c='w', lw=2, ls='-')
    legend = ax.legend(borderpad=2.0)
    legend.get_frame().set_alpha(0.6)
    for spine in ('top', 'right', 'bottom', 'left'):
        ax.spines[spine].set_visible(False)
    plt.savefig('last.png')
    plt.show()
```

In [3]:

```
def deriv(y, t, beta0, k, mu, F, sigma, gamma, d, alpha, lmbda):
    S, E, I, R, N, D, C = y
    if callable(alpha):
        alpha = alpha(t)
        if callable(beta0):
            beta0 = beta0(t)
        if callable(k):
            k = k(t)
            beta_t = beta0 * (1 - alpha)*((1 - D/N)**k)
            dSdt = - (beta0 * S * F / N) - (beta_t * S * I / N) - mu * S
            dEdt = (beta0 * S * F / N) + (beta_t * S * I / N) - (sigma + mu) * E
            dIdt = sigma * E - (gamma + mu) * I
            dRdt = gamma * I - mu * R
            dNdt = - mu * N
            dDdt = d * gamma * I - lmbda * D
            dCdt = sigma * E
            return dSdt, dEdt, dIdt, dRdt, dNdt, dDdt, dCdt
```

Расчет модели при нелинейных параметрах. Ступенчатый характер β_0 , $t = 50$

Результаты моделирования при ступенчатом характере функции. То есть при таком характере, когда β_0 (степень передачи) резко вырастает в определенный день t с 0.5944 до 1.68.

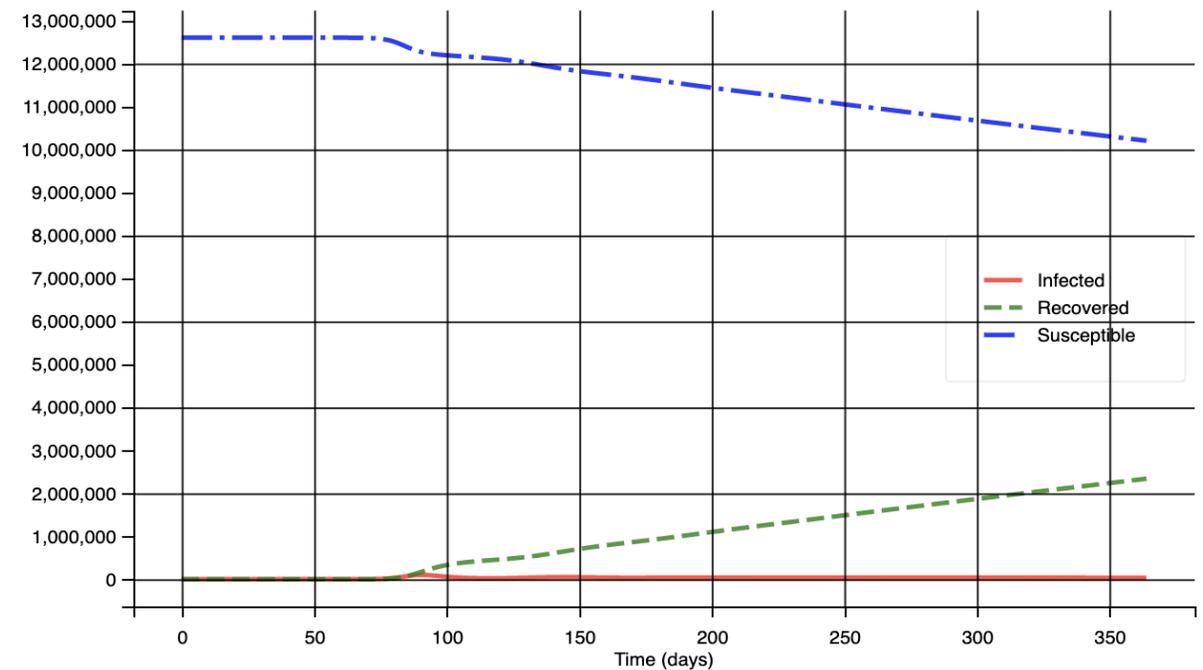
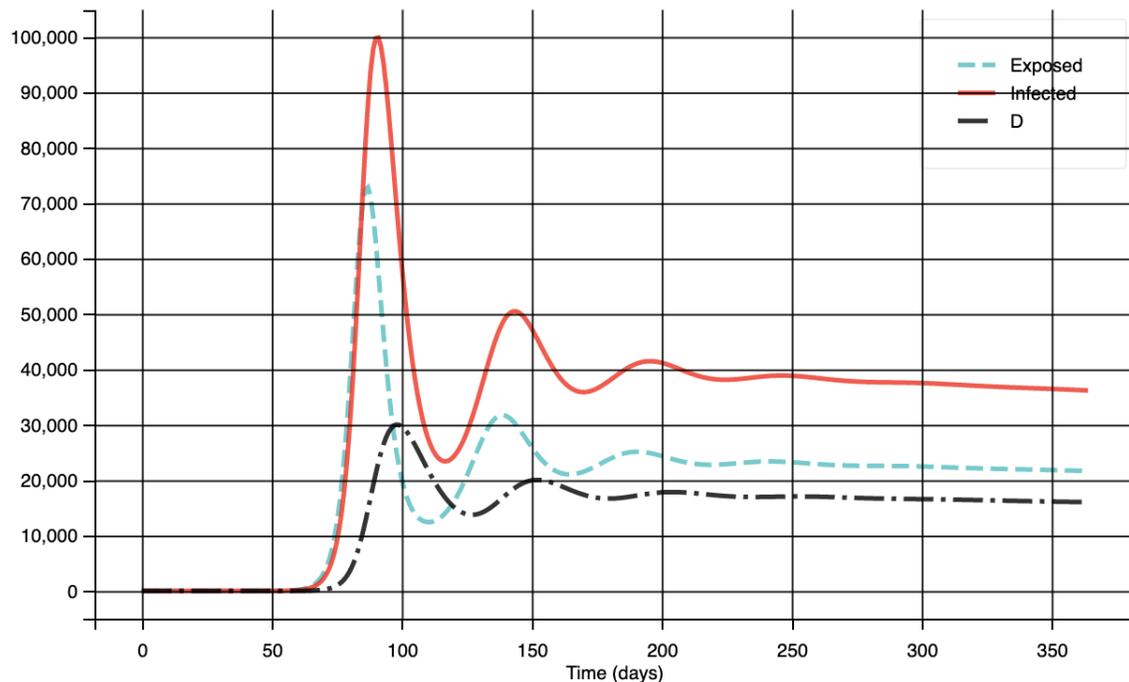


Рис. 1. Результат моделирования при ступенчатом характере β_0 ($t = 50$)

Расчет модели при нелинейных параметрах. Ступенчатый характер β_0 , $t = 100$

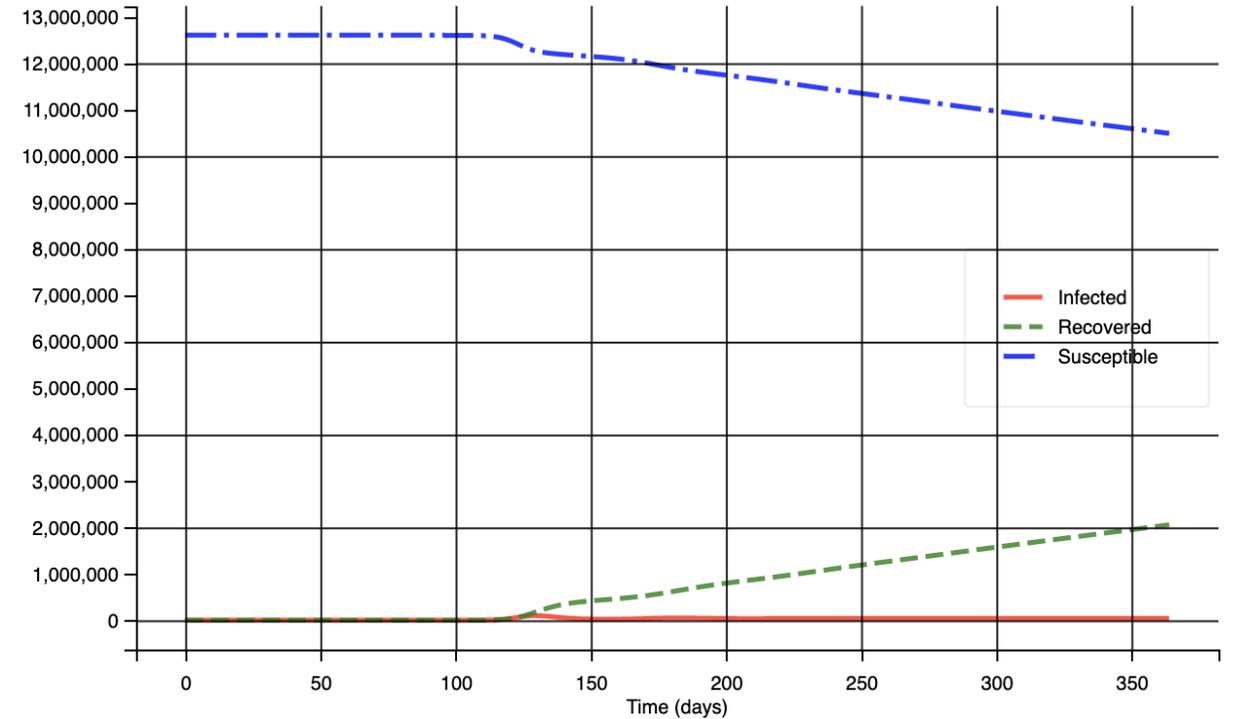
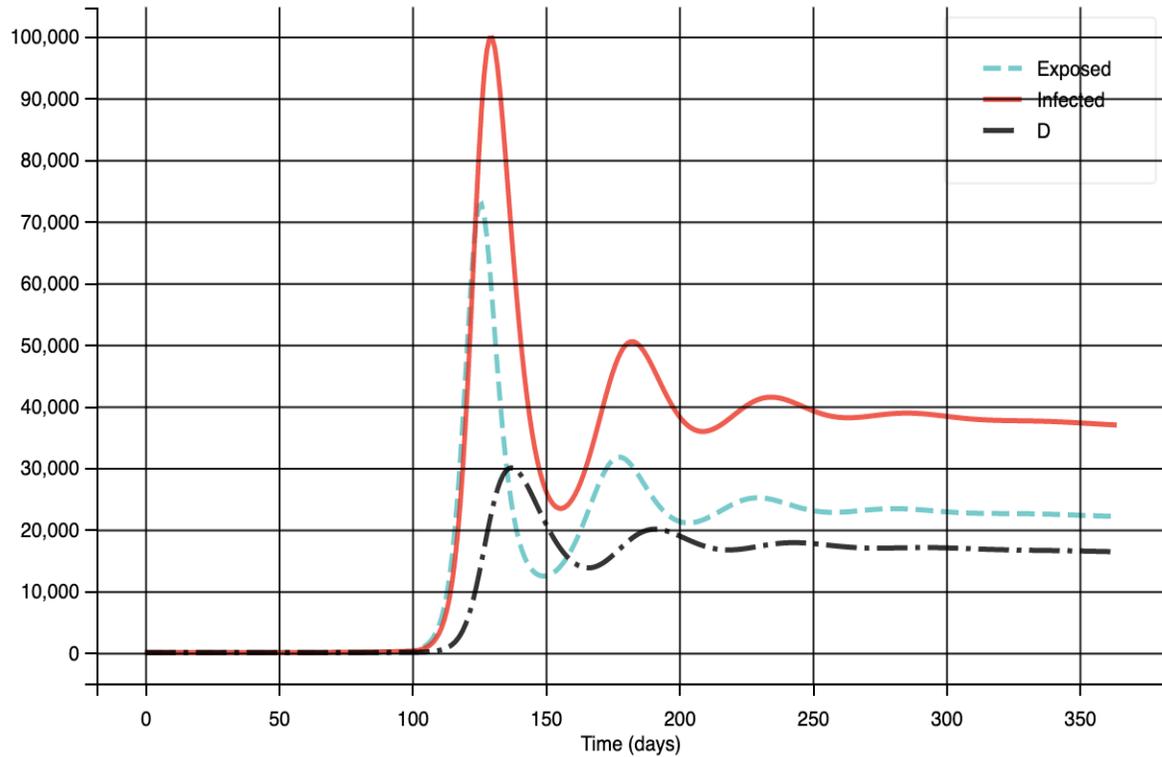


Рис. 2. Результат моделирования при ступенчатом характере β_0 ($t = 100$)

Расчет модели при нелинейных параметрах. Ступенчатый характер β_0 , $t = 200$

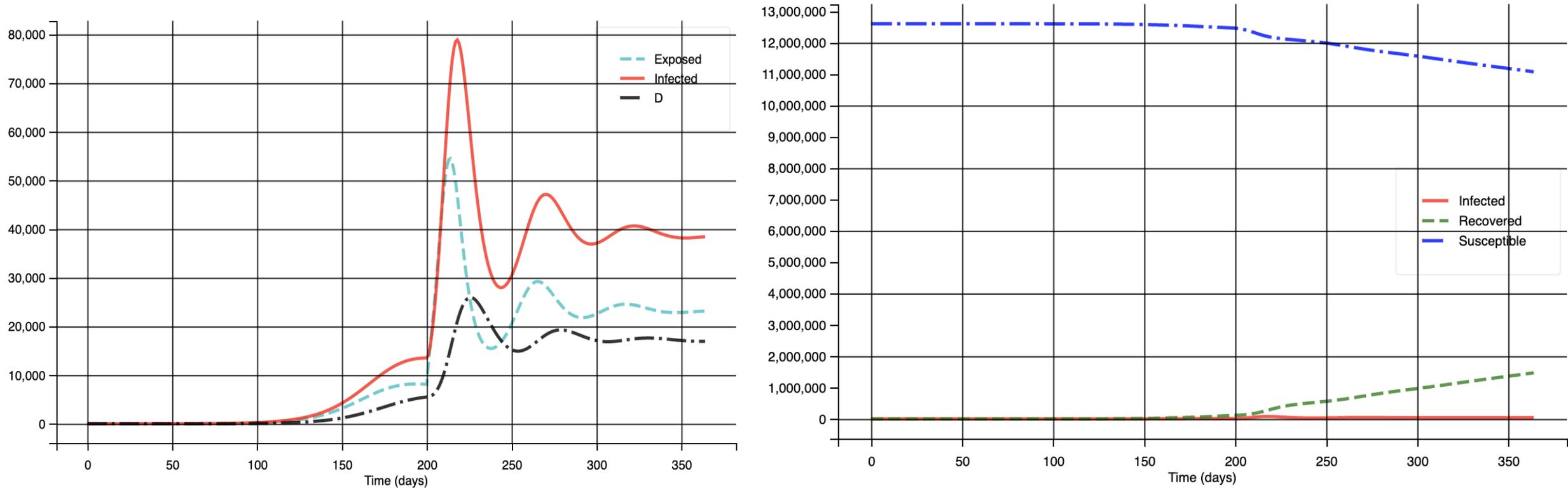


Рис. 3. Результат моделирования при ступенчатом характере β_0 ($t = 200$)

Видно, что ступенчатый характер функции β_0 резко запускает процессы распространения вируса. При росте β_0 на двухсотый день видно резкое изменение скорости заражений.

Расчет модели при нелинейных параметрах. Ступенчатый характер Alpha ($t = 50$)

Результаты моделирования при ступенчатом характере параметра alpha (сила действий правительства). При alpha резко растущем в день t с 0.42 до 0.84.

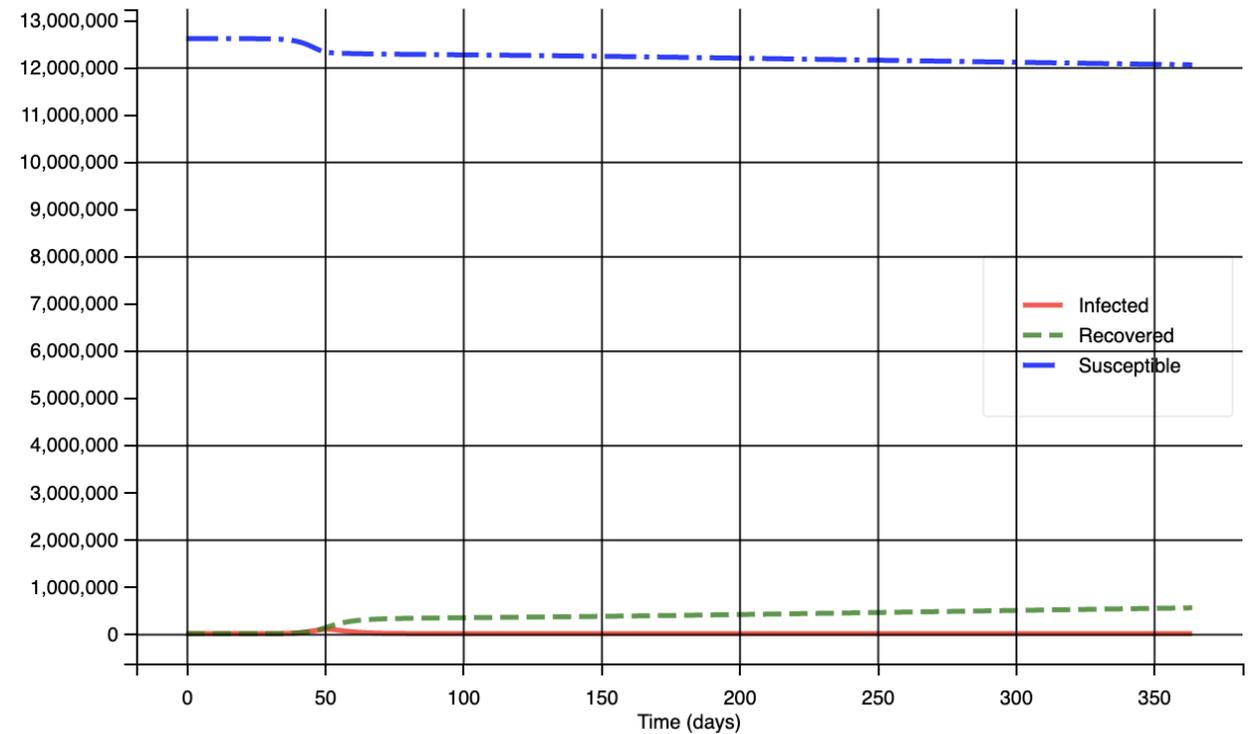
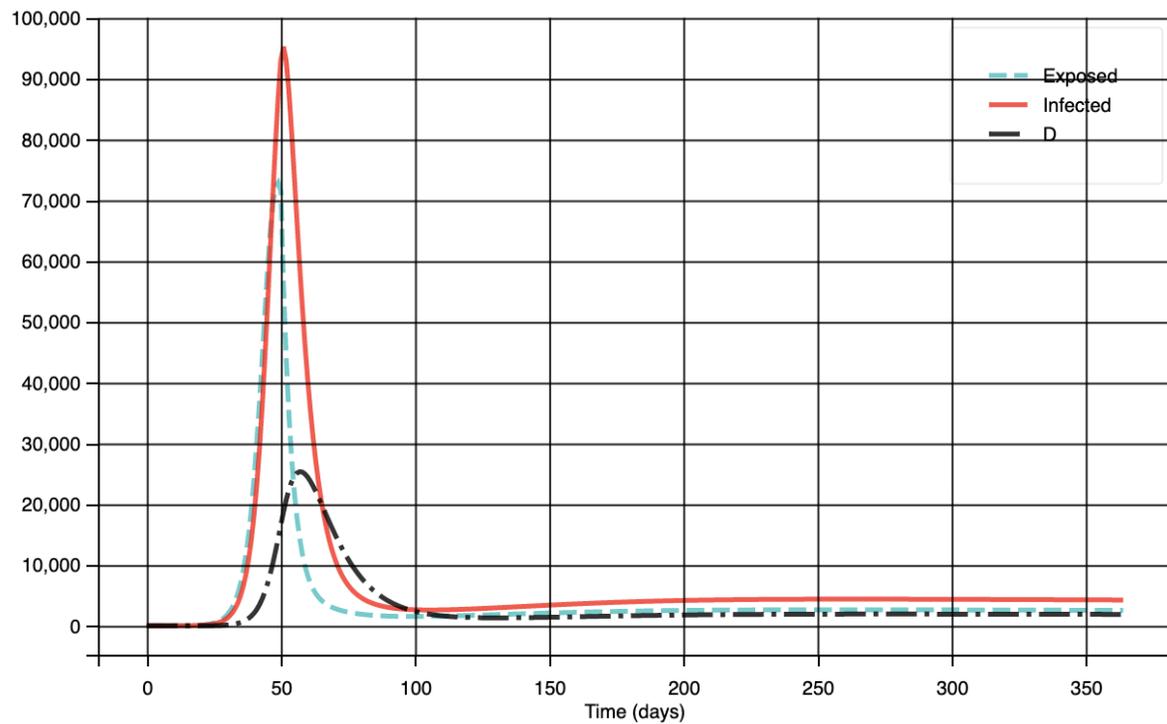


Рис. 4. Результат моделирования при ступенчатом характере alpha ($t = 50$)

Расчет модели при нелинейных параметрах. Ступенчатый характер Alpha ($t = 100$)

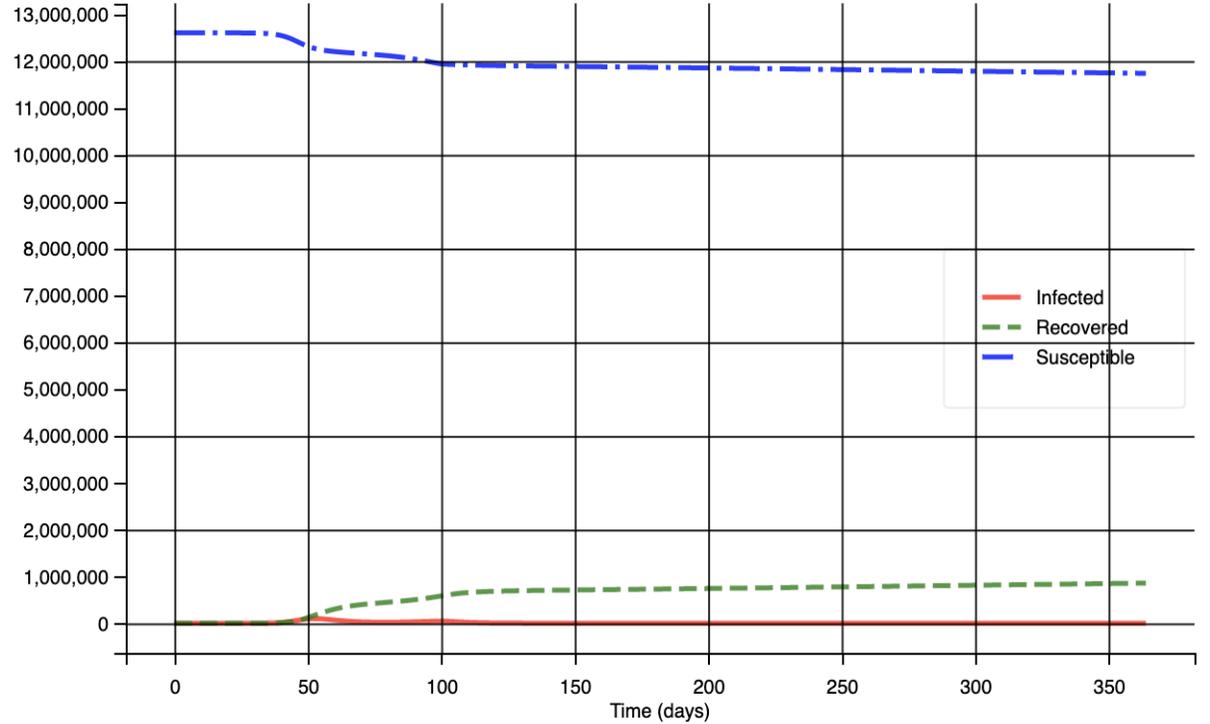
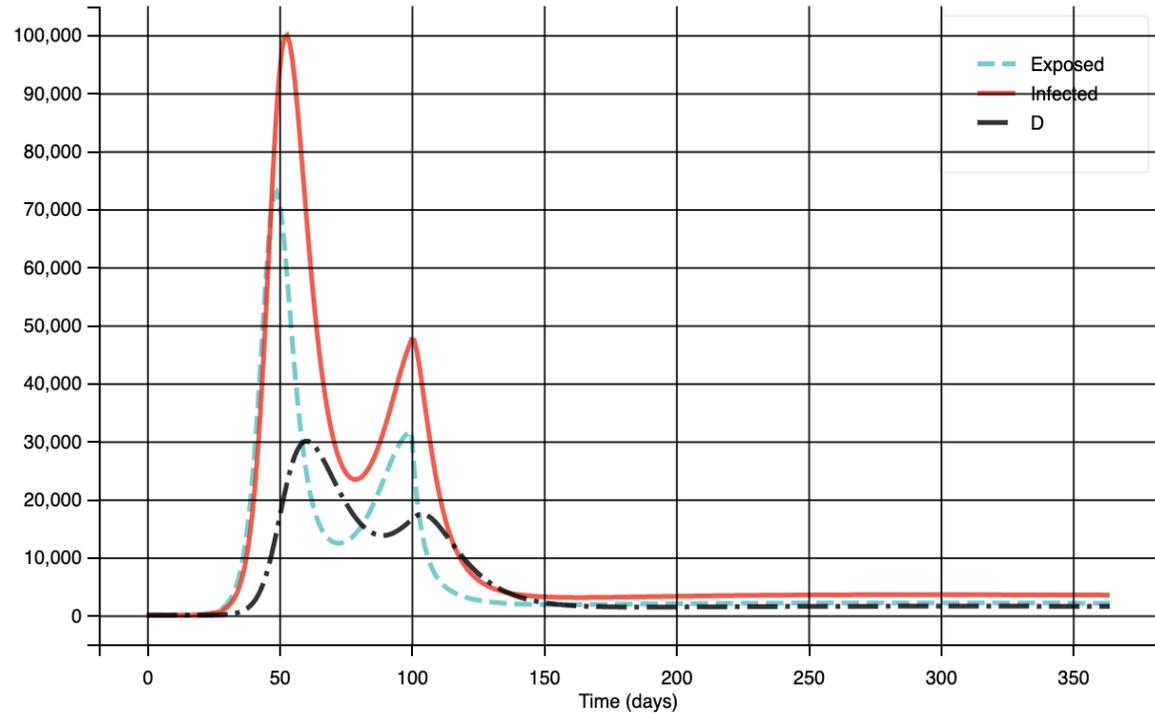


Рис. 5. Результат моделирования при ступенчатом характере alpha ($t = 100$)

Расчет модели при нелинейных параметрах. Ступенчатый характер Alpha (t = 200)

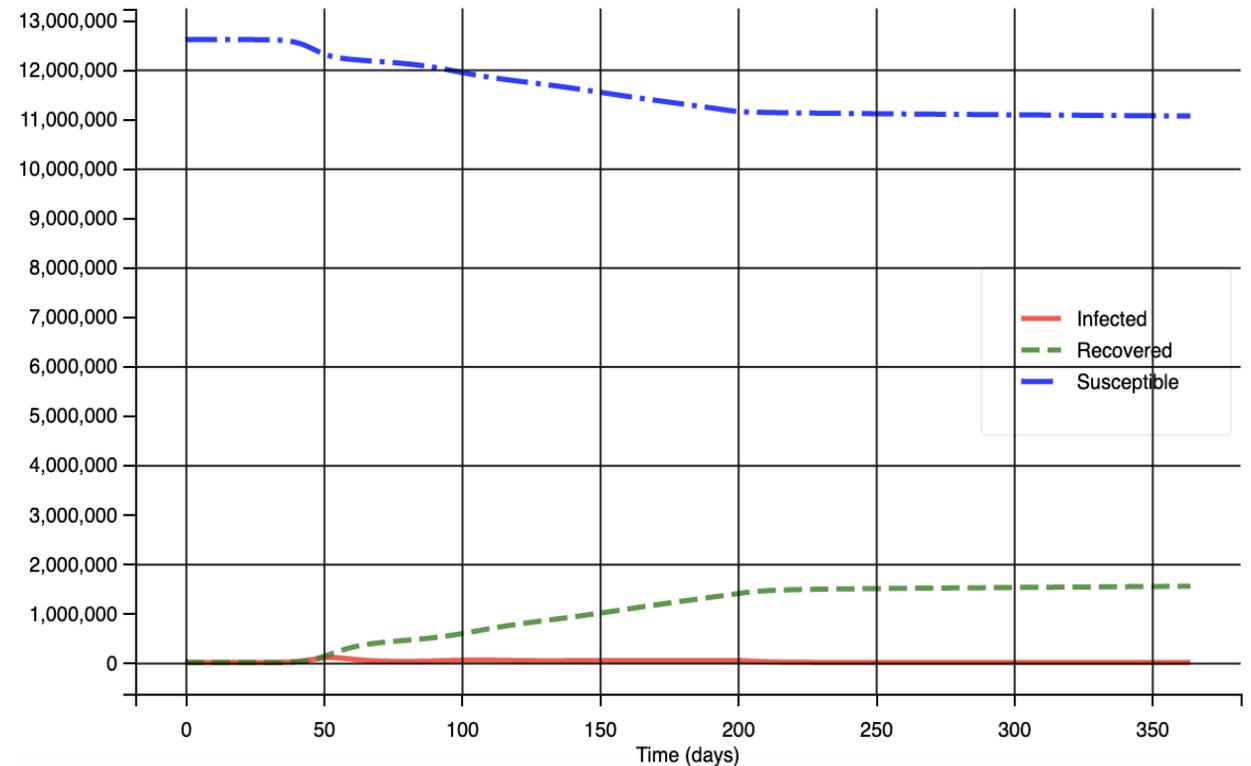
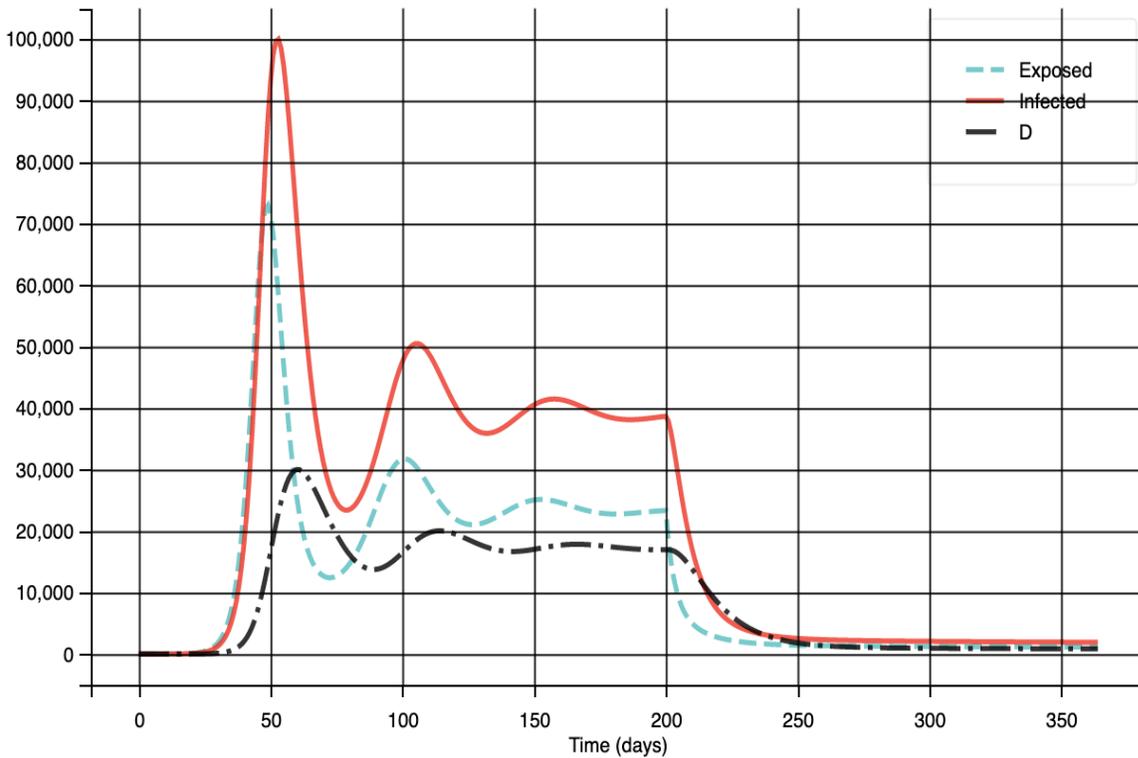


Рис. 6. Результат моделирования при ступенчатом характере alpha (t = 200)

Резкое увеличение параметра действий правительства существенно снижает количество заражений вирусом. Так, при $t = 50$ можно увидеть только один пик заболеваний, что говорит о важности быстрых действий правительства. Однако к резким изменениям можно отнести только серьезные запреты (карантин, закрытие границ), для более локальных норм больше подойдут функции с плавным ростом alpha

Графики распространения инфекции COVID-19

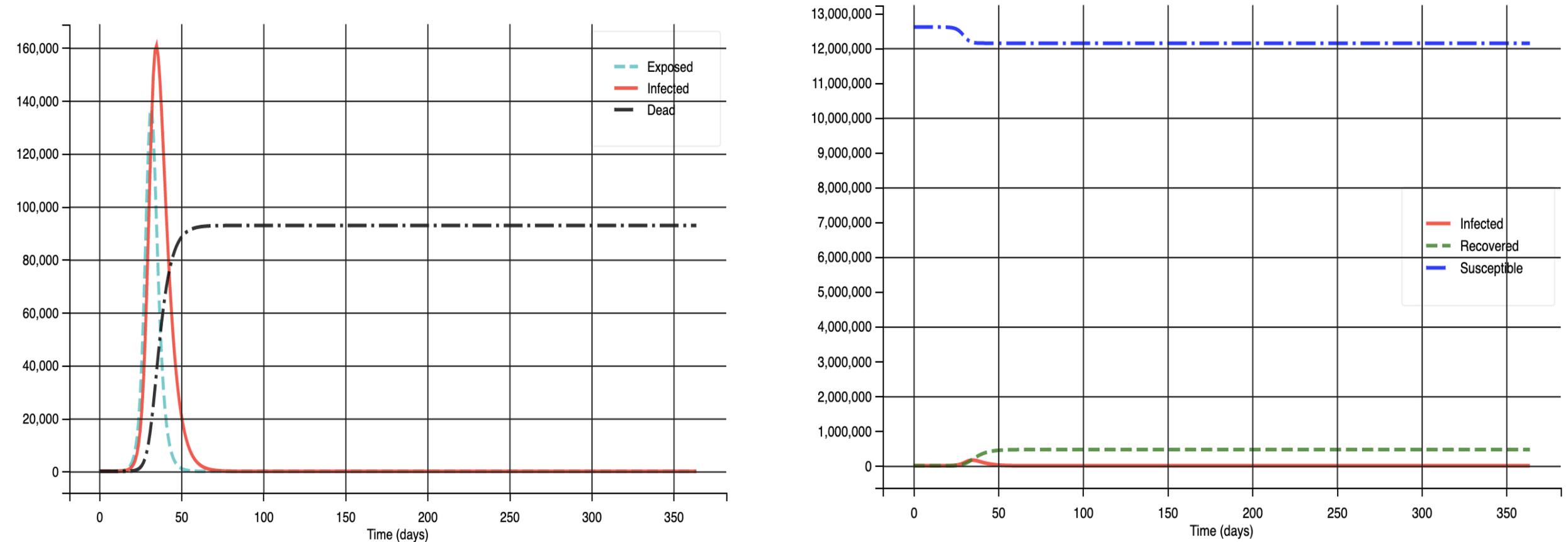


Рис. 7. Графики распространения инфекции COVID-19 при высоком уровне соблюдения индивидуальных правил защиты населения, но при отсутствии действий правительства

Графики распространения инфекции COVID-19

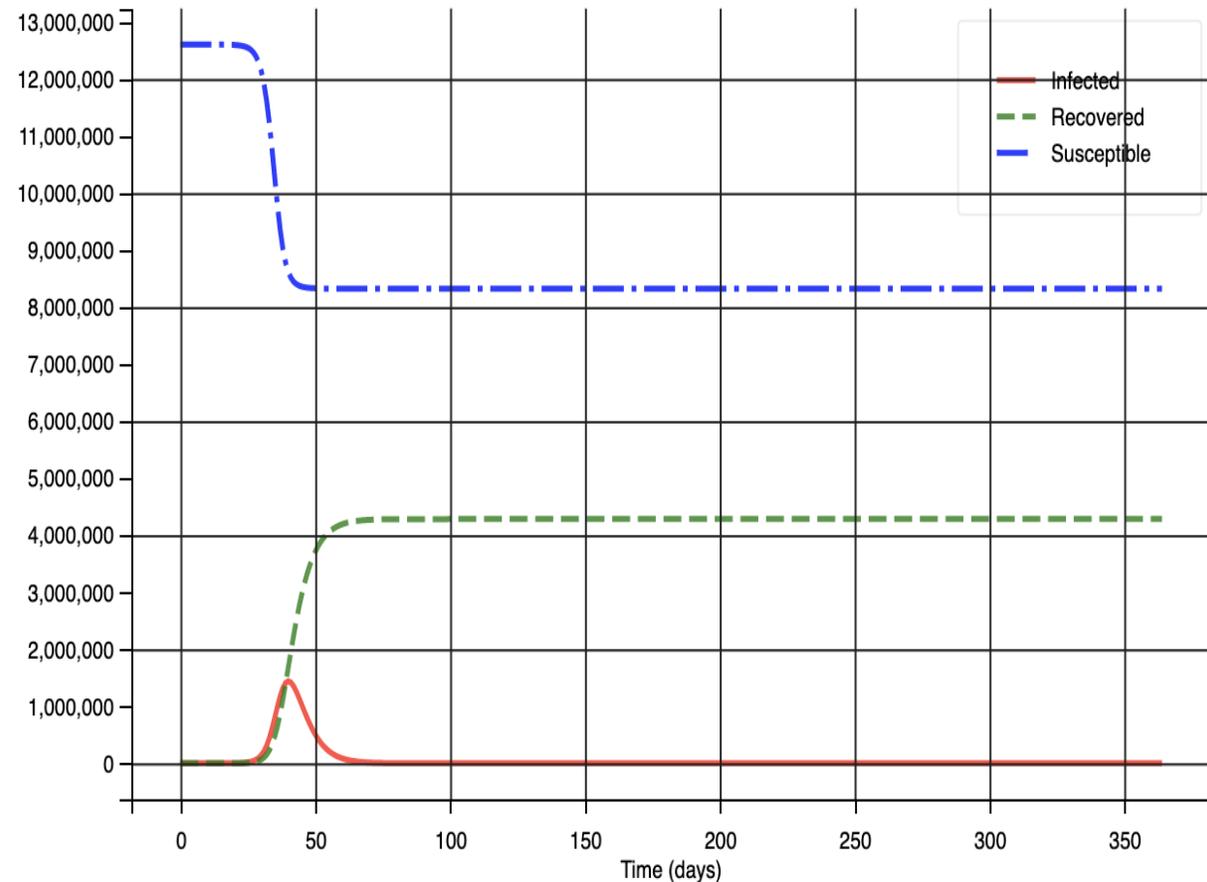
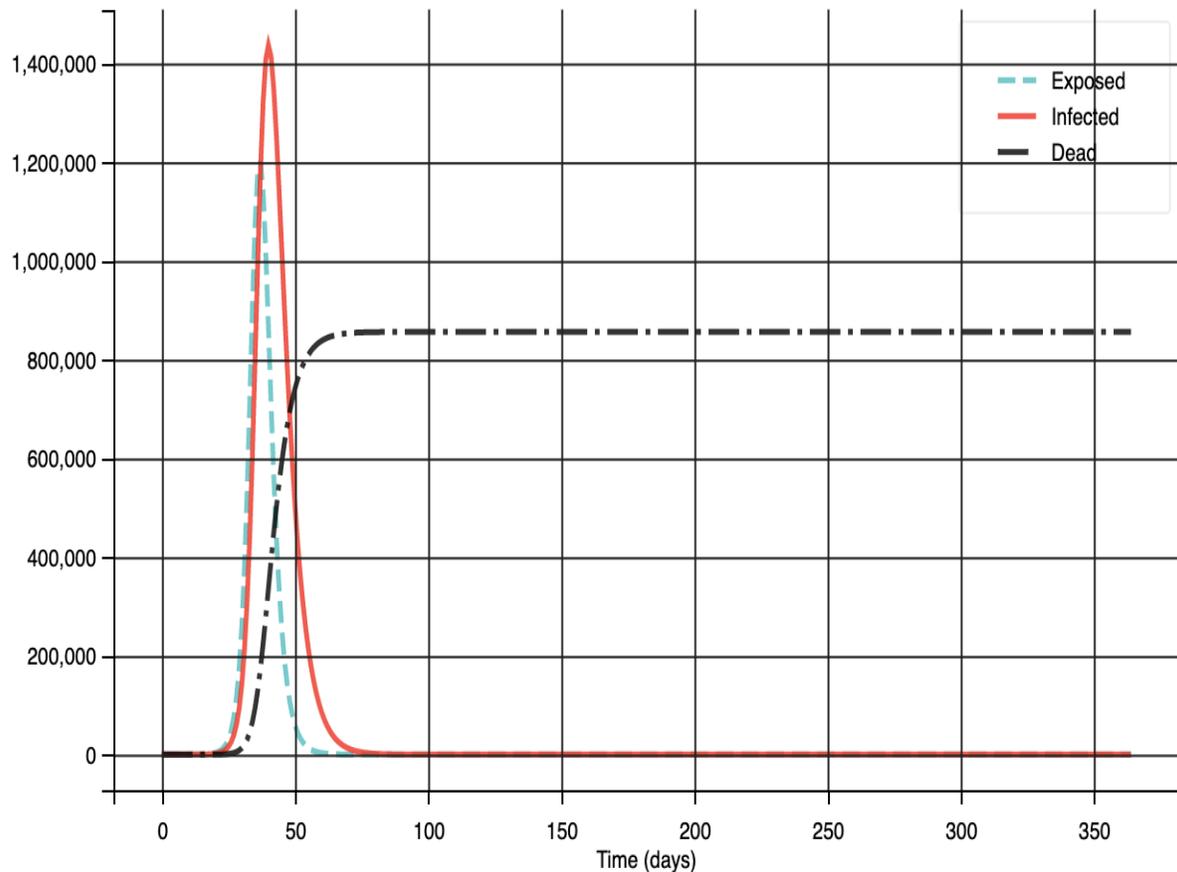


Рис. 8. Графики распространения инфекции COVID-19 при низком уровне соблюдения индивидуальных правил защиты и при отсутствии действий государства

Графики распространения инфекции COVID-19

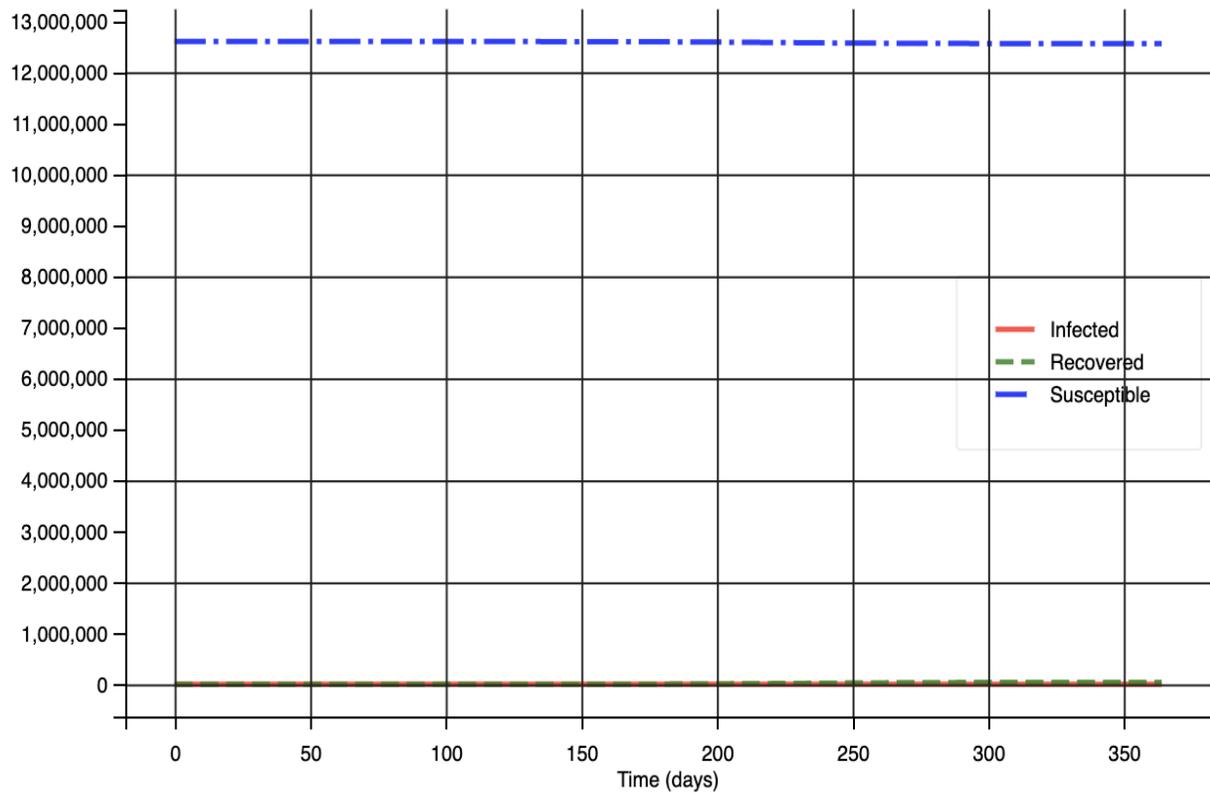
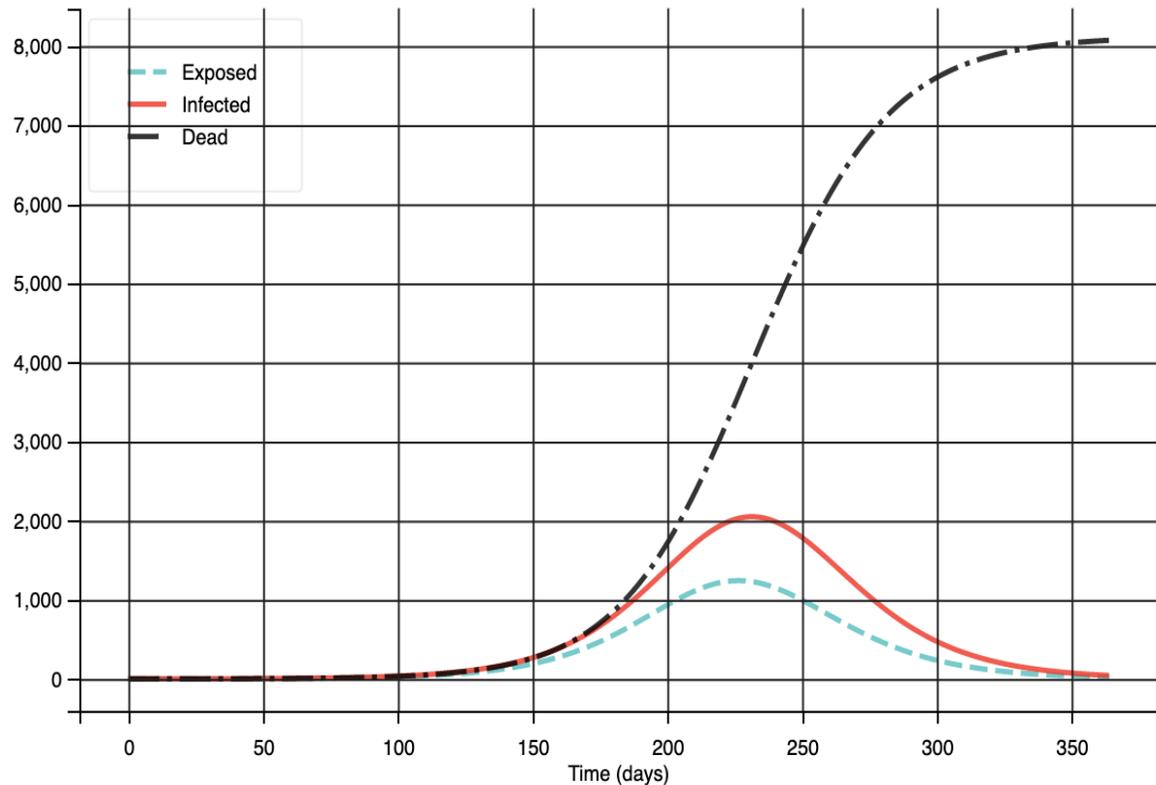


Рис. 9. Графики распространения инфекции COVID-19 при высоком уровне соблюдения индивидуальных правил защиты и при активных действиях правительства

Уменьшение Alpha после пика

Результаты моделирования при линейном возрастании, а потом уменьшении параметра alpha (сила действий правительства) после пика заболеваний.

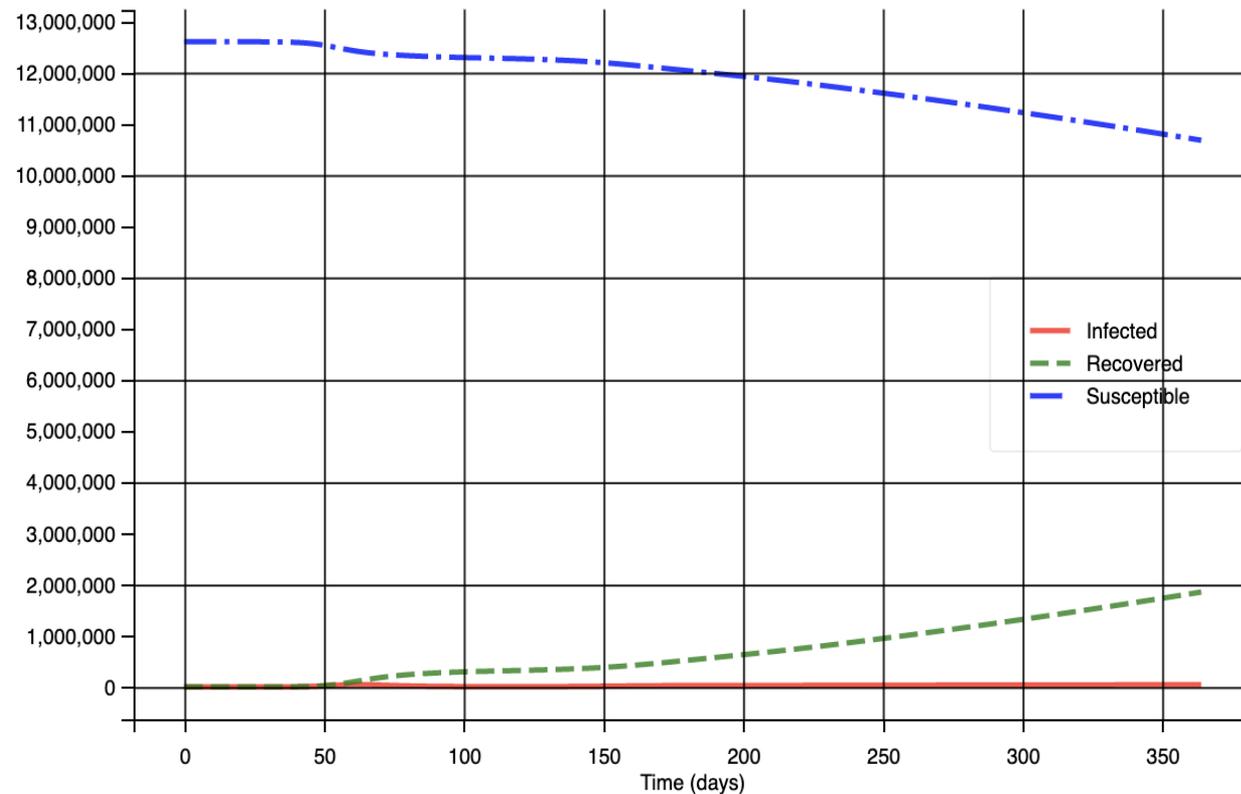
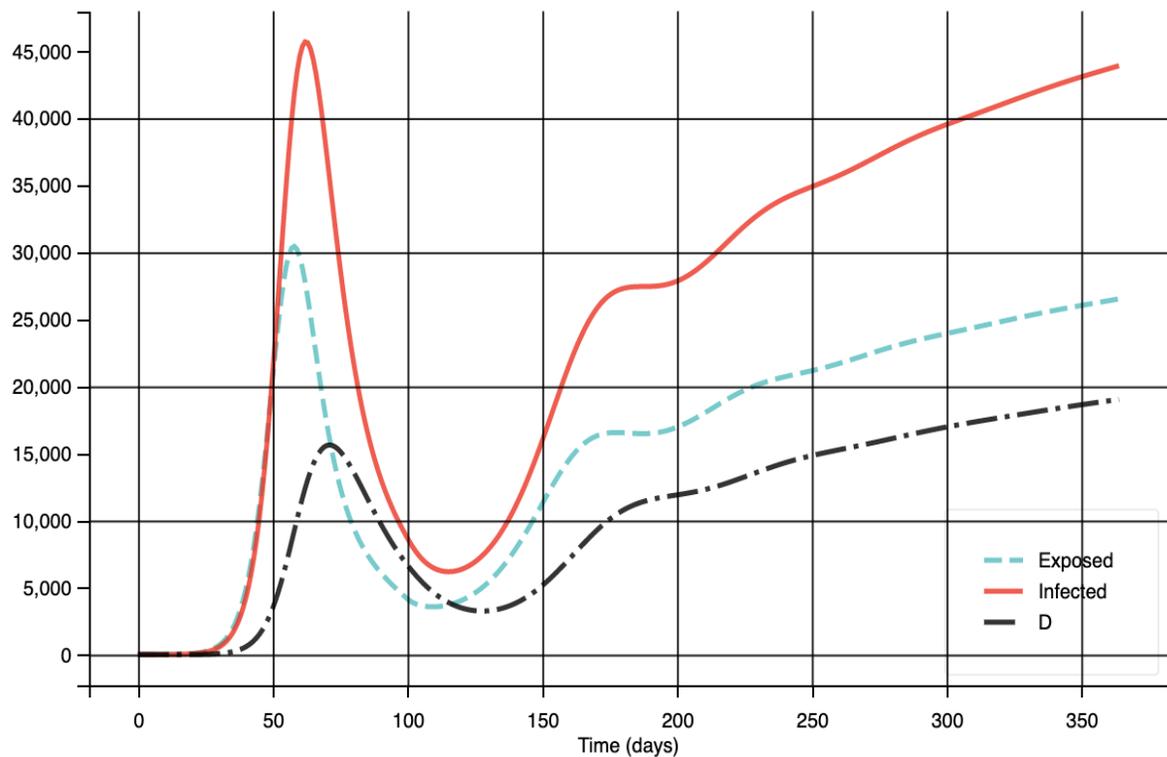


Рис. 10. Результат моделирования при уменьшении alpha после пика ($t = 100$)

Ослабление действий правительства на 150 день

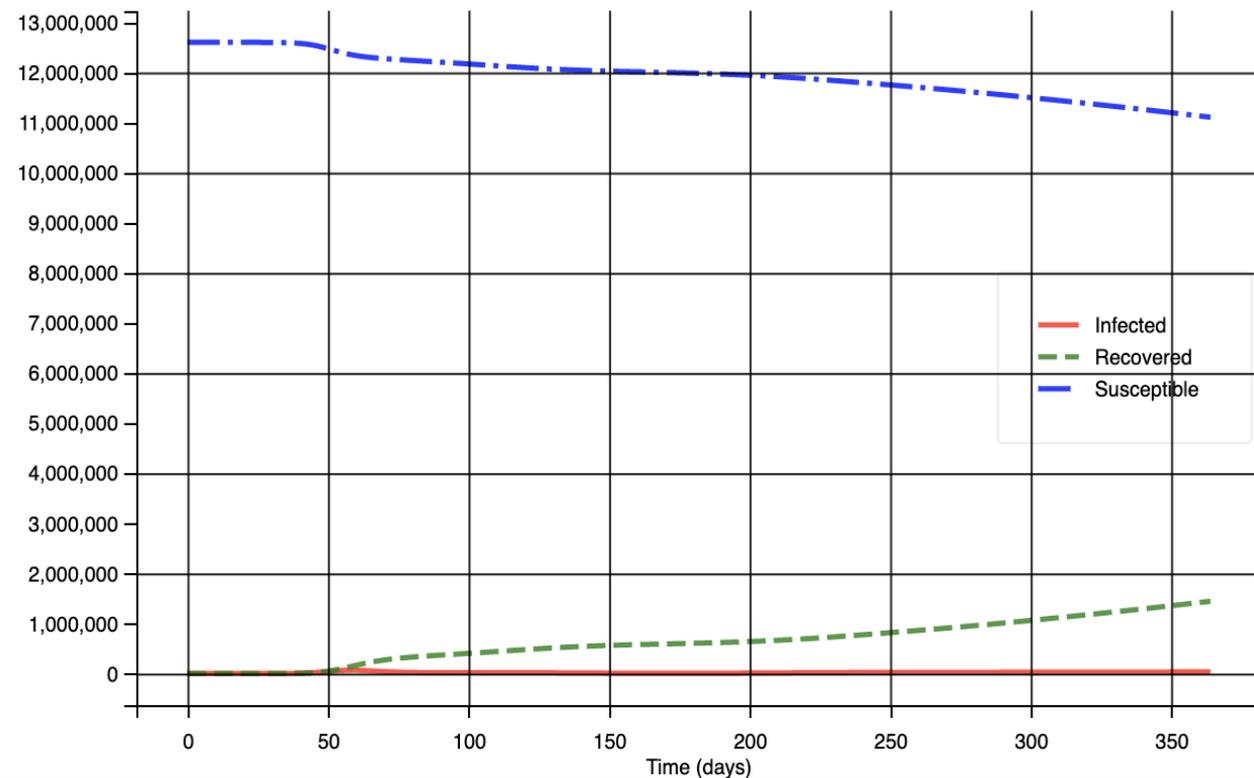
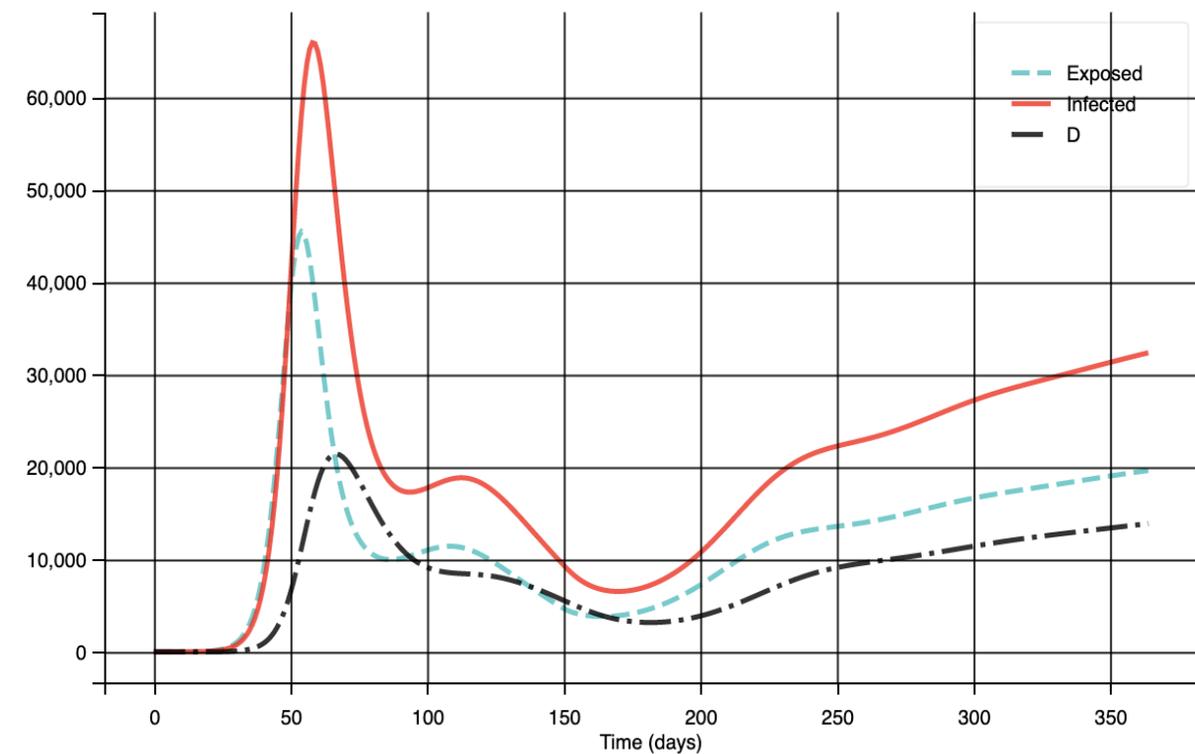


Рис. 11. Результат моделирования при уменьшении alpha после пика ($t = 150$)

Таким образом, ослабления действий правительства могут вызвать вторую волну заболеваний, при определенных параметрах соизмеримую с первой.

Уменьшение К после пика

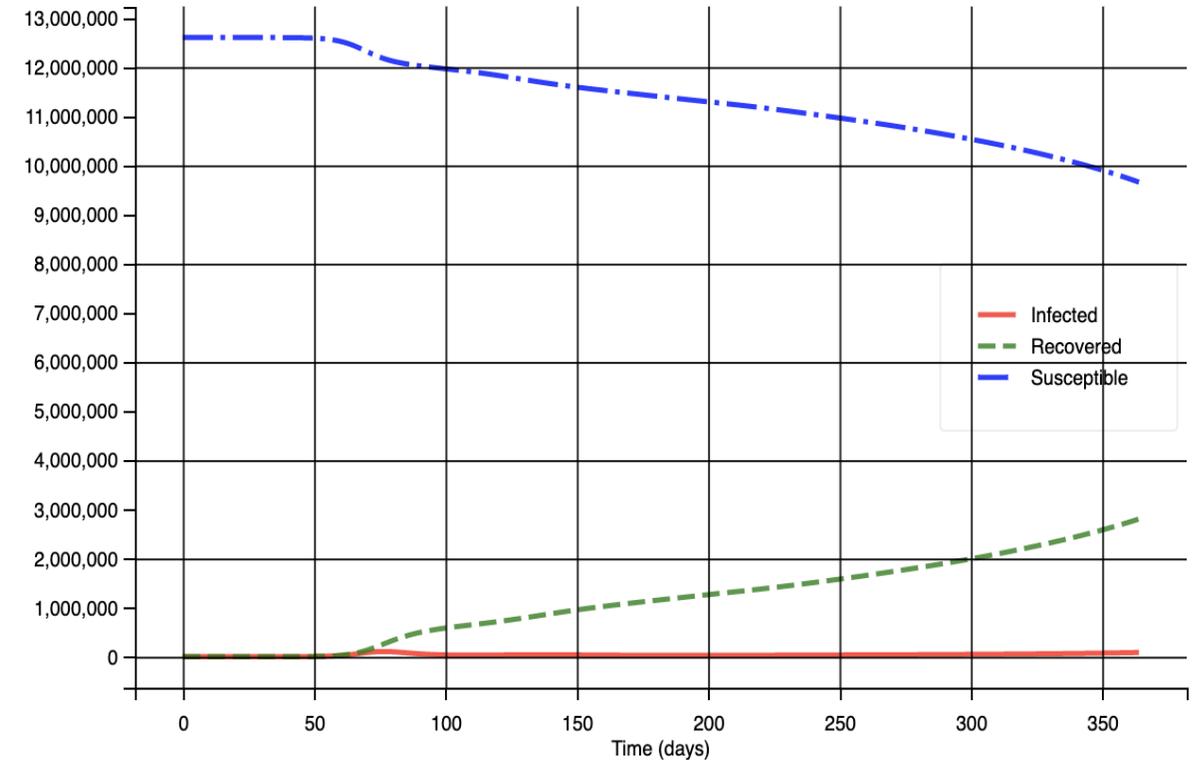
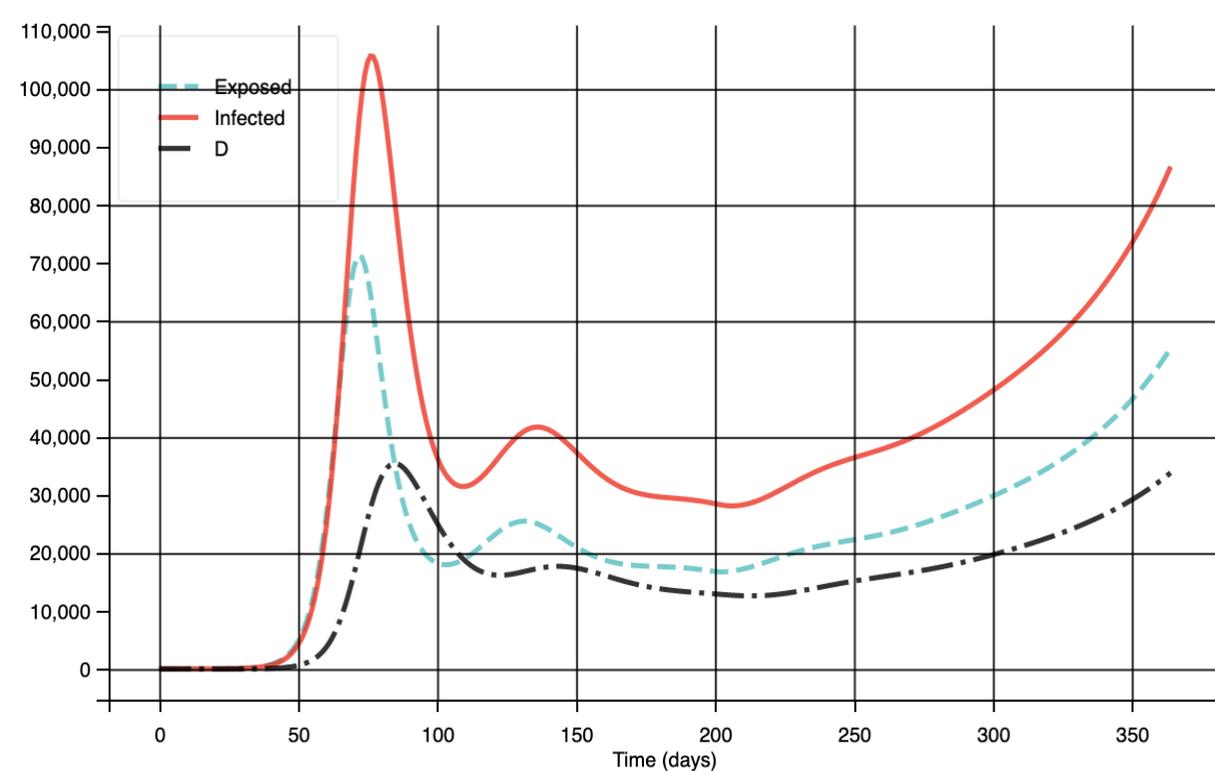


Рис. 12. Результат моделирования при уменьшении K , α после пика ($t = 200$)

Видно, что при уменьшении отклика населения (индивидуальные меры защиты), вторая волна заболеваний соизмерима с первой.

Заключение

Таким образом, поддержание силы действий правительства и индивидуальных правил защиты от вируса может ослабить вторые и последующие волны, однако ослабления действий правительства или населения может вызвать вторую волну заболеваний вирусом.

Можно сделать вывод, что два указанных социальных фактора оказывают существенное влияние на сокращение числа заражений и распространение коронавируса.

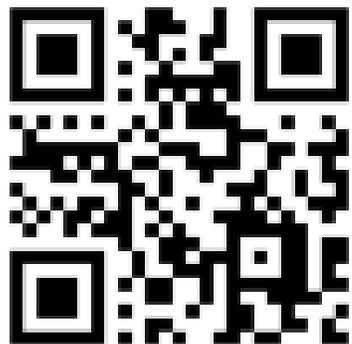
При оптимальном сочетании обоих факторов, результаты моделирования показывают уменьшение числа заболевших с миллионов до десятков тысяч.

Спасибо за внимание!

Левашкин Сергей Павлович

Профессор, к.ф.-м.н.,
заведующий НИЛ ИИ ПГУТИ

✉ serguei.levachkine@gmail.com



Захарова Оксана Игоревна

к.т.н., доцент каф. ИСТ ПГУТИ
зам. заведующего НИЛ ИИ ПГУТИ

✉ zaharovaoksanaai@gmail.com

+7 906 343 25 21