

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра дифференциальных уравнений и
математической экономики

**Имитационное моделирование развития эпидемии
коронавируса**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студентки 4 курса 441 группы

направления 09.03.03 Прикладная информатика

механико-математического факультета

Катковой Екатерины Михайловны

Научный руководитель
Профессор, д.э.н., профессор

В.А. Балаш

Заведующий кафедрой
Зав. кафедрой, д.ф.-м.н., профессор

С.И. Дудов

Саратов 2021

Введение. За последние 19 лет семейство коронавирусов стало причиной уже третьей эпидемии. На первый взгляд схожесть коронавирусной инфекции COVID-19 с вспышками атипичной пневмонии в 2002 году и ближневосточного респираторного синдрома в 2012 году не вызывала сильных опасений. Однако с учетом быстрого роста новых случаев заражения по всему миру и высокого уровня летальности 11 марта 2020 года Всемирная организация здравоохранения объявила о пандемии COVID-19.

Актуальность темы состоит в том, что имитационное моделирование является мощным инструментом исследования сложных процессов, в том числе различных эпидемий, и позволяет решать трудно формализуемые задачи в условиях неопределенности.

Целью данной работы является изучение сущности коронавируса, изучение различных моделей эпидемий, выбор подходящей модели для имитации развития ковид-19, а также применение имитационного моделирования на практике.

Для достижения цели необходимо решить следующие **задачи**:

1. Раскрыть сущность коронавируса;
2. Раскрыть сущность моделей эпидемий, рассмотреть разные компартментные модели и выбрать наиболее подходящую для имитации распространения covid-19;
3. Рассмотреть имитационное моделирование;
4. Рассчитать и построить простую модель эпидемии, провести эксперимент калибровки параметров;
5. Рассчитать и построить модель распространения коронавирусной инфекции при введении карантина;
6. Рассчитать и построить модель распространения заболевания при вакцинации населения.

Основное содержание работы. Работа состоит из введения, трех разделов, заключения, списка использованных источников, содержащего 25 наименований. Общий объем работы составляет 50 страниц.

Во **введении** обосновывается актуальность темы работы, формулируется цель работы и решаемые задачи, отмечается практическая значимость полученных результатов.

В **первом** разделе приводится сущность коронавируса.

Коронавирусы - это семейство РНК-содержащих вирусов диаметром от 60 до 140 нм с шипоподобными выступами на поверхности, способных инфицировать человека и некоторых животных.

Источником заболевания является инфицированный человек, в том числе в инкубационном периоде. Данный период составляет от 2 до 14 суток, в среднем от 5 до 7 дней. Максимальное выделение вируса от зараженного пациента происходит в первые три дня заболевания, но, по данным ряда публикаций, выделение вируса может начинаться за двое суток (48 ч) до появления клинической симптоматики. Выделение вируса обычно продолжается до двух недель (в среднем 12 дней) при легком и умеренном течении заболевания. В тяжелых случаях выделение вируса может наблюдаться более двух недель. Коронавирус распространяется главным образом через бессимптомных носителей.

Основные пути передачи COVID-19 - воздушно-капельный, воздушно-пылевой и контактный. Передается коронавирусная инфекция нового типа как правило при чихании, кашле и разговоре на расстоянии с источником инфекции менее 1,5-2 м. Кроме этого, инфекция распространяется при объятиях, рукопожатии, поцелуях и других вариантах непосредственного контакта с больным COVID-19. Предметы, любые поверхности, продукты питания, обсемененные вирусом, также могут стать факторами передачи инфекции.

По оценкам, репродуктивный индекс SARS-CoV-2 составляет от 2 до 3: каждый носитель SARS-CoV-2, как ожидается, заразит два - три человека в восприимчивой популяции. Для сравнения, среднее значение данного индекса для сезонного гриппа составляет около 1,3.

Восприимчивость к возбудителю SARS-CoV-2 высокая среди всех возрастных групп, но отмечается, что дети и люди более молодого возраста подвержены заболеванию в меньшей степени, хотя в последнее время данное предположение вызывает сомнения. К группе более высокого риска как заражения, так и неблагоприятного течения отнесены лица старше 65 лет, а также пациенты, имеющие хронические заболевания сердечно-сосудистой системы, болезни бронхо-легочной системы, сахарный диабет, онкологическую патологию и др.

Во **втором** разделе приводится сущность компартментных моделей, описание основной модели эпидемии, модификации этой модели, обоснование выбора модели для дальнейшего моделирования.

Компартментные модели упрощают математическое моделирование инфекционных заболеваний. Компартментарные модели – это модели, в которых исследуемая популяция делится на отсеки с предположениями о характере и скорости перемещения из одного отсека в другой. Заболевания, дающие иммунитет, имеют компартментальную структуру, отличную от болезней без иммунитета. Модели чаще всего работают с обыкновенными дифференциальными уравнениями (которые являются детерминированными), но также могут использоваться со стохастической (случайной) структурой, которая более реалистична, но гораздо сложнее для анализа.

Модели предсказывают такие вещи, как распространение болезни, общее число инфицированных, продолжительность эпидемии, а также с помощью них можно оценить различные эпидемиологические параметры, такие как репродуктивное число (среднее количество лиц, напрямую инфицированных больным в течение всего заразного периода при условии попадания его в уязвимую популяцию). Такие модели могут показать, как различные меры общественного здравоохранения могут повлиять на исход эпидемии.

В 1927 году Кермак и Маккендрик создали модель, в которой они рассматривали фиксированную популяцию только с тремя отсеками: восприимчивые (S), зараженные (I) и переболевшие (R). Чтобы количество восприимчивых, заразных и переболевших особей могло меняться со временем (даже если общая численность популяции остается постоянной), точные числа становятся функцией времени t : $S(t)$, $I(t)$ и $R(t)$. Для конкретного заболевания в конкретной популяции эти функции могут быть разработаны для прогнозирования возможных вспышек и их контроля.

Существует множество модификаций модели SIR, в том числе те, которые включают рождение и смерть, где после выздоровления нет иммунитета (модель SIS), где иммунитет длится только в течение короткого периода времени (SIRS), где есть латентный период заболевания, при котором человек не заразен (SEIS и SEIR) и при котором младенцы могут родиться с иммунитетом (MSIR).

Для моделирования коронавируса подходит модель SEIR, так как при заболевании коронавирусом есть инкубационный период, в течение которого люди были инфицированы, но сами еще не заразны, и после болезни приобретает иммунитет.

В **третьем** разделе приводится определение имитационного моделирования, а также построена простая модель эпидемии, проведён эксперимент калибровки параметров, построены модели распространения коронавирусной инфекции при введении карантина и при вакцинации населения.

Моделирование является одним из способов решения практических задач. Зачастую решение проблемы нельзя найти путем проведения натуральных экспериментов: строить новые объекты, разрушать или вносить изменения в уже имеющуюся инфраструктуру может быть слишком дорого, опасно или просто невозможно. В таких случаях строится модель реальной системы, то есть она описывается на языке моделирования. Система в реальном мире всегда сложнее своей модели.

Для реализации работы будет использоваться AnyLogic - программное обеспечение для имитационного моделирования. Инструмент обладает современным графическим интерфейсом и позволяет использовать язык Java для разработки моделей.

Накопители характеризуют состояние системы. Они содержат память системы. Модель работает только с совокупностью объектов: отдельные элементы, содержащиеся в накопителе, не различимы. Потoki представляют интенсивность, с которой меняются эти состояния системы. Входящий в накопитель поток увеличивает значение данного накопителя, исходящий из накопителя поток уменьшает его значение.

В рамках работы использовались следующие входные данные:

- Параметр TotalPopulation - численность населения, равная 144 000 000 человек (приблизительное население России);
- Параметр ContactRateInfectious показывает количество людей, с которыми контактирует больной человек каждый день. В среднем это значение составляет 8;
- Если заразившийся человек контактирует с восприимчивым к болезни, то вероятность передачи инфекции Infectivity равняется 0.3;

- После того, как человек заражается, инкубационный период $AverageIncubationTime$ длится в среднем 6 дней;
- Средняя длительность болезни после инкубационного периода $AverageIllnessDuration$ (другими словами, длительность периода, когда этот человек может заражать других) составляет 15 дней.

Используемые накопители:

- $Susceptible$ – восприимчивые к заражению люди, которые еще не были заражены вирусом. Начальное значение накопителя задается выражением $TotalPopulation - 1$ (так как вначале заражен только один человек, а все остальные лишь восприимчивы к болезни);
- $Exposed$ – люди, находящиеся в латентной стадии заражения (они уже заражены, но еще не могут заражать других);
- $Infectious$ – люди в активной стадии заражения (они могут заражать других людей). Начальное значение накопителя – 1;
- $Recovered$ – выздоровевшие люди (они приобрели иммунитет к данному заболеванию). Из-за недостатка точной информации о том, как долго иммунитет человека, выработанный после излечения от коронавируса, может его защищать, в данной работе предполагается, что выздоровевшие люди получают иммунитет к болезни и не могут снова заболеть.

Используемые потоки:

- Поток, выходящий из накопителя S и входящий в накопитель E – $ExposedRate = Infectious * ContactRate * Infectious * Infectivity * Susceptible / TotalPopulation$ (число зараженных людей * интенсивность контактов * вероятность заражения * число восприимчивых людей / численность населения);
- Поток, выходящий из накопителя E и входящий в накопитель I – $InfectiousRate = Exposed / AverageIncubationTime$ (число зараженных людей, которые еще не могут заражать других / длительность инкубационного периода);
- Поток, выходящий из накопителя I и входящий в накопитель R – $RecoveredRate = Infectious / AverageIllnessDuration$ (число зараженных людей / длительность периода, когда человек может заражать других). Модельное

время в 2 раза больше, чем реальное, единица измерения - дни. Полученная модель представлена на рисунке 1:

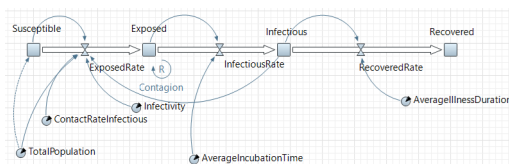


Рисунок 1 — Модель распространения коронавирусной инфекции

В модели содержится цикл Contagion, он не задает саму логику зависимостей в моделируемой системе, а только показывает информацию об образовавшемся цикле влияний переменных друг на друга.

После запуска модели получим следующий график (рисунок 2), отображающий поведение каждого накопителя:

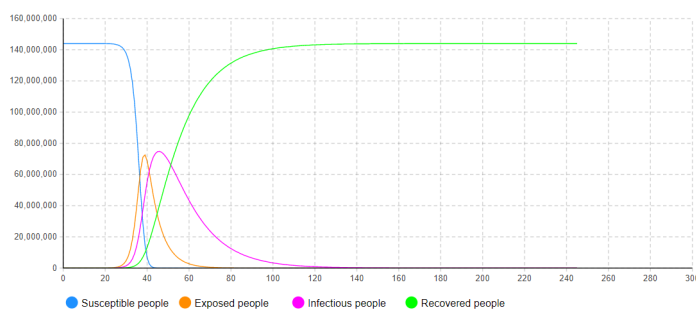


Рисунок 2 — Первый запуск модели

Полученный график отличается от графика реальных данных (рисунок 3), так как максимальное число заболевших за сутки в России достигало отметки 29935 человек, а на графике, полученном в результате запуска модели, это значение превышает 70 миллионов человек.

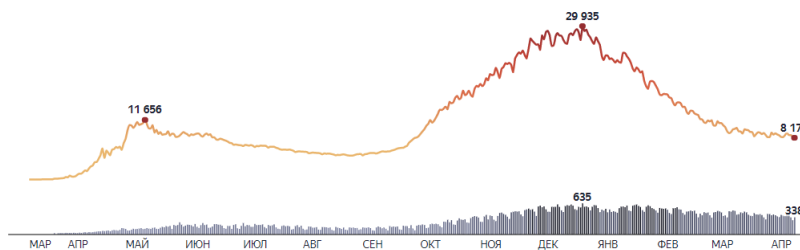


Рисунок 3 — Статистика заболеваний коронавирусом за сутки в России

Для того, чтобы приблизить результат работы модели к действительности, необходимо провести эксперимент калибровки - эксперимент, который подбирает значения параметров таким образом, чтобы поведение модели наиболее точно совпадало с поведением моделируемого объекта реального мира.

Используя табличную функцию, в AnyLogic заносятся реальные данные по количеству заболевших (2 столбца: номер дня и число людей, заболевших в этот день).

Для калибровки были выбраны следующие параметры: `ContactRateInfectious` (интенсивность контактов), `Infectivity` (вероятность заражения при контакте).

После этого в результате запуска модели получается следующий график, изображённый на рисунке 4:

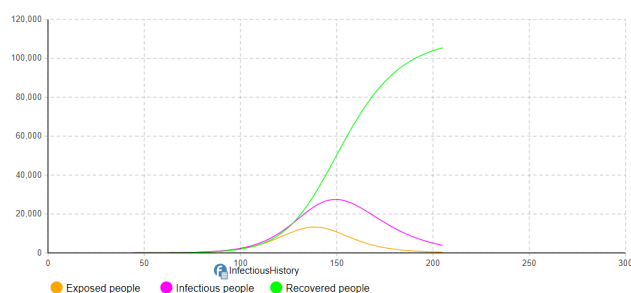


Рисунок 4 — Результат работы модели после калибровки параметров

Значения параметров после калибровки:

- `ContactRateInfectious` = 5.9 (было 8);
- `Infectivity` = 0.028 (было 0.3).

Можно сделать вывод, что модель совпадает с действительностью только на этапе спада, на этапе роста график более сглаженный (рисунок 4), чем на графике исторических данных (рисунок 3). Значит, для получения более точной модели, необходимо добавить в неё больше деталей.

Введём в модель карантин – мероприятия, направленные на снижение числа контактов. Для этого можно воспользоваться стейтчартом. Statechart - наиболее продвинутая конструкция для описания событийного и временного поведения. Statechart имеет состояния и переходы. Переходы могут быть вызваны тайм-аутами, сообщениями и условиями. Выполнение перехода приводит к изменению состояния конструкции.

Параметр `ContactRateInfectious` теперь становится динамической переменной, заданной формулой:

$$\text{ContactRateInfectious} = \text{CRI} - \text{CRI2} * k,$$

Где `CRI` – интенсивность контактов без карантина, начальное значение = 5.9; `CRI2` – интенсивность контактов, на которую нужно уменьшить `CRI` в случае введения карантина, начальное значение = 5; `k` – параметр, связывающий модель с стейтchartом (принимает значение 0, если нет карантина, 1 – если есть).

Стейтchart включает в себя 2 состояния: `without_karantin` (без карантина, `k = 0`), `with_karantin` (с карантином, `k = 1`). Между состояниями переход выполняется тогда, когда число заболевших превышает 10000 человек по всей стране за сутки, то есть выполняется условие: `Infectious > 10000`. Для параметров `CRI` и `CRI2` выполняется калибровка.

На графике (рисунок 5) поведение накопителей выглядит следующим образом:

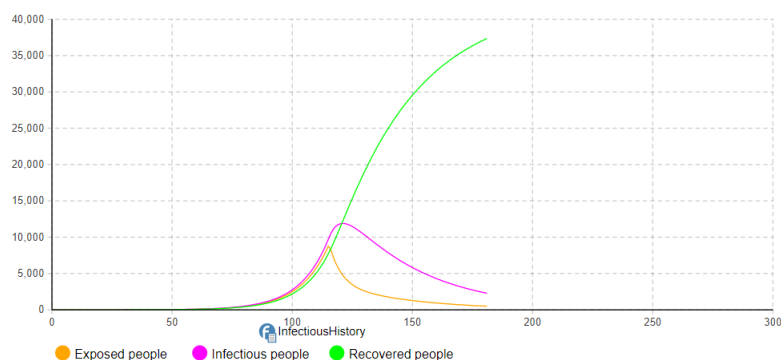


Рисунок 5 — Результат работы модели после введения карантина

Отсюда можно сделать вывод, что при предположении о снижении частоты контактов и соблюдении всеми людьми самоизоляции, распространение заболевания может длиться около месяца. Возвращаясь к историческим данным (рис. 3), видно, что после введения в России карантина 28 марта 2020 года число заболевших практически не изменилось, месяцем позже оно начало возрастать. Это говорит о том, что не все готовы выполнять карантинные меры.

Рассмотрим модель Басса, суть которой заключается в том, что рост количества потребителей инновационного продукта объясняется двумя эффектами:

- Эффект рекламы;
- Эффект межличностных коммуникаций.

Для того, чтобы предыдущая модель содержала в себе информацию о вакцинированных, добавим в неё следующие значения:

- Накопитель `Vaccinated1` содержит в себе людей, которые прошли первый этап вакцинирования. Начальное значение накопителя = 1;
- Параметр `ProbabilityOfStage2` – вероятность прохождения второго этапа вакцинации. Значение параметра = 0.76;
- Параметр `Vaccinated2` содержит в себе людей, которые прошли оба этапа вакцинации. Значение параметра задаётся формулой $Vaccinated1 * ProbabilityOfStage2$ (Люди, прошедшие первый этап вакцинации * Вероятность прохождения второго этапа);
- Параметр `CR2`. Пусть каждый человек общается в среднем с 2.2 людьми в день;
- Параметр `AdEffectiveness` показывает эффективность рекламы, значение по умолчанию = 0.011;
- Параметр `PowerOfPersuasion` показывает силу убеждения, значение = 0.015;
- Переменная `AdoptionFromAd` (влияние рекламы) = $Susceptible * AdEffectiveness$ (потенциальные клиенты * эффективность рекламы);
- Переменная `AdoptionFromWom` (влияние межличностного контакта) = $Susceptible * Vaccinated1 * CR2 * PowerOfPersuasion / Susceptible$ (Потенциальные клиенты * Те, кто уже прошёл один этап вакцины * Интенсивность контактов * Сила убеждения / Потенциальные клиенты);
- Поток, выходящий из накопителя `Susceptible` и входящий в накопитель `Vaccinated1`, $Stage1Rate = \text{limitMax}(AdoptionFromWom + AdoptionFromAd, 150000) * v$. Значение потока складывается из влияния рекламы и влияния межличностных коммуника-

ций. Максимальное число потока может быть не больше 150000, так как в среднем в России ежедневно производят 150000 вакцин от ковида;

- Параметр v , начальное значение которого = 0. Так как вакцинирование в России началось не с начала эпидемии, а лишь 5 декабря 2020 года, необходимо снова использовать стейтchart, но теперь переход из состояния 1 (Without_Vacc) в состояние 2 (With_Vacc) происходит по тайм-ауту, заданному параметром SwitchTime = 150 дней (модельное время в 2 раза быстрее реального). При переходе из состояния 1 в состояние 2 значение параметра v становится равным 1, таким образом активизируется поток Stage1Rate и начинается вакцинирование населения.

Для корректной работы обновлённой модели k сейчас равно 0 (стейтchart не изменяет значение параметра) и интенсивность контакта с больными постоянна.

Получившаяся модель изображена на рисунке 6:

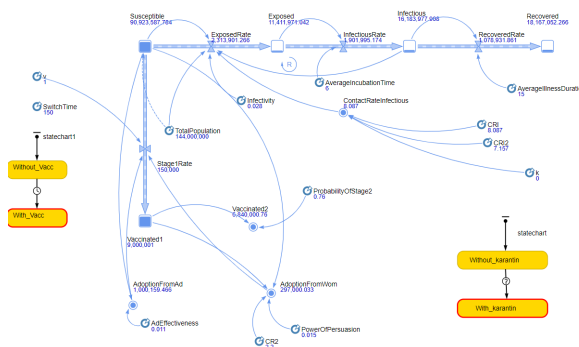


Рисунок 6 — Модель вакцинирования населения России

В результате запуска модели получим график (рисунок 7), показывающий полностью вакцинированных людей:

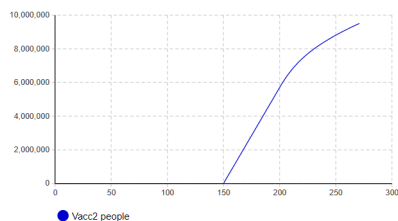


Рисунок 7 — График, показывающий количество людей, прошедших оба этапа вакцинации

На данный момент (на графике примерно 200-ый день) в России 5750000 человек прошли 2 этапа вакцинирования. Количество людей на графике приблизительно равно реальным данным, это говорит о том, что модель построена достаточно точно, и по ней можно делать прогнозы на будущее.

На графике (рисунок 7) видно, что почти 10 миллионов человек будут провакцинированы полностью к августу 2021 года в России при указанных выше условиях. Также по получившейся модели можно сделать вывод, что к осени 2021 года коронавирус станет ослабевать в нашей стране.

Прогнозированием в России занимаются ВОЗ, Минздрав, Роспотребнадзор в основном используя модель Лонджини. Эта модель была рассчитана биостатистом Айром Лонджини, который при расчетах учитывал двукратное замедление после появления вакцинации через 1-2 года, введение социального дистанцирования, а также группы людей с разной восприимчивостью. По словам высших сил здравоохранения ковид-19 в России начнёт ослабевать к 2022 году, и не ранее 2023 года при условии наращивания вакцинации можно будет говорить о полной победе над этой инфекцией.

В **заключении** приведены результаты бакалаврской работы.

Основные результаты

1. Определена сущность коронавируса;
2. Изучены различные модели эпидемий, выбрана наиболее подходящая модель для имитации распространения COVID-19;
3. Рассмотрено имитационное моделирование;
4. Рассчитана и построена простая модель эпидемии, проведён эксперимент калибровки параметров;
5. Рассчитана и построена модель распространения коронавирусной инфекции при введении карантина;
6. Рассчитана и построена модель распространения заболевания при вакцинации населения;
7. Произведён прогноз на будущее о количестве вакцинированных людей и о том, когда коронавирус начнёт ослабевать в России.