

Управление в медико-биологических системах

© 2026 г. В.Я. КИСЕЛЕВСКАЯ-БАБИНИНА (silvaze@yandex.ru)
(Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова)

МОДЕЛИРОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ РАСПРОСТРАНЕННОСТИ ХРОНИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ НА СМЕРТНОСТЬ ОТ COVID-19¹

Представлена модель эпидемии COVID-19 в неоднородной по хроническим неинфекционным заболеваниям популяции. Воссоздается синтетическая популяция с сохранением причинно-следственной связи между хроническими заболеваниями, полом и возрастом. Имитируется заражение индивидов популяции и моделируется эффект зависимости течения COVID-19 от наличия и вида конкретных хронических заболеваний у зараженных индивидов. Проведено сравнение результатов моделирования эпидемии в исходной популяции и в популяциях со сниженными распространенностями хронических неинфекционных заболеваний. Определены заболевания, снижение распространенности которых приводит к наибольшему снижению смертности от COVID-19, числу потерянных лет жизни и нагрузки на ресурсы здравоохранения.

Ключевые слова: байесовская сеть, марковская модель, синтетическая популяция.

DOI: 10.7868/S2413977726080068

1. Введение

Одним из параметров уязвимости населения к инфекционным заболеваниям является распространенность в популяции хронических неинфекционных заболеваний, отражающих износ организма и снижение его устойчивости. С увеличением числа хронических заболеваний у человека наблюдается ухудшение прогноза при инфекционном заболевании [1, 2]. Структура хронических заболеваний популяции является одним из значимых факторов, определяющих различия в уровне смертности от COVID-19 в разных странах [3]. Эффективное управление хроническими заболеваниями и разработка политик, направленных на снижение их распространенности, поможет снизить негативные последствия от эпидемии инфекционного заболевания.

Исследования влияния хронических заболеваний на эпидемию COVID-19 проводились при помощи математических моделей на основе системы дифференциальных уравнений и при помощи агентного моделирования. Метод,

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Московского центра фундаментальной и прикладной математики в ИВМ РАН (Соглашение с Минобрнауки России № 075-15-2025-347).

применяемый в моделях на основе системы дифференциальных уравнений, заключается в разделении всей популяции на группы людей с хроническими заболеваниями и без хронических заболеваний [4–6]. В [5] показано, что наиболее экономически эффективная стратегия лечения COVID-19 – это снижение заражаемости пациентов с хроническими заболеваниями из-за их высокой уязвимости. Агентные модели чаще всего учитывают хронические заболевания индивидов опосредованно через возраст [7]. Однако в [8] показано, что условная вероятность госпитализации индивида при COVID-19 при учете коморбидностей и возраста выше, чем при учете одного только возраста.

Математические модели в основном не учитывают вид и число хронических заболеваний индивидов, в то время как данные наблюдений отмечают разное увеличение рисков летального исхода при разных заболеваниях, а также наличие нелинейного кумулятивного эффекта [9]. Хроническое заболевание, увеличивающее вероятность тяжелого состояния и госпитализации, может не оказывать влияния на вероятность летального исхода [10]. Моделирование нескольких заболеваний одновременно осложняется тем, что хронические заболевания образуют причинно-следственную сеть, в которой появление одного заболевания увеличивает вероятность появления со временем определенного вида других [11–13].

В данной работе представлена математическая модель, учитывающая сложные механизмы взаимодействия нескольких хронических заболеваний и инфекционного заболевания. Цель работы – определение того, как распространенность различных хронических заболеваний в популяции влияет на смертность популяции от COVID-19. В работе проводится серия вычислительных экспериментов со сниженными уровнями распространенности разных хронических заболеваний для определения их вклада в смертность населения и загруженность ресурсов здравоохранения в период эпидемии COVID-19.

2. Механизмы модели

Разработанная модель нацелена на воспроизведение эпидемии COVID-19 в популяции большого города, основой для модели служила эпидемия COVID-19 в Москве в 2020–2021 гг. Процесс заражения индивидов популяции COVID-19 рассматривался как случайный с равномерным распределением вероятности, а популяция – как равномерно перемешанная, неоднородная по таким характеристикам, как пол, возраст и хронические заболевания.

Наличие у индивидов разных хронических заболеваний в данной модели являлось зависимой случайной величиной. С возрастом увеличивается вероятность развития хронических заболеваний и их число. Также возникновение у человека определенного вида хронических заболеваний зависит от пола и наличия других хронических заболеваний. Исследования отмечают группы заболеваний, которые возникают вместе с вероятностью, большей возникновения одного заболевания [12]. Последовательность возникновения хрониче-

ских заболеваний образует собой сеть с выделяющимися группами. Для воспроизведения этих зависимостей была создана байесовская сеть и оценены ее параметры.

Заражение COVID-19 вызывает разрушение клеток легочного эпителия, что приводит к нарушению функции дыхания и необходимости госпитализации пациента. При большом поражении легких COVID-19 приводит к развитию пневмонии L-типа, затем, в случае дальнейшего ухудшения состояния, – H-типа [14]. При пневмонии L-типа рекомендуется выполнение дыхательной поддержки при помощи неинвазивной вентиляции легких, при пневмонии H-типа – при помощи инвазивной вентиляции легких (ИВЛ). Эти методы применяются в условиях наблюдения пациента в реанимации. Длительность лечения COVID-19 составляет в среднем от 2 до 6 недель [15]. Течение COVID-19 у зараженного моделировалось как серия переходов по степеням тяжести состояния при помощи марковской модели. В качестве состояний в модели использовались типы дыхания пациента: самостоятельное дыхание, применение неинвазивной или инвазивной вентиляции легких.

Течение COVID-19 зависит от наличия хронических заболеваний. При этом степень усугубления COVID-19 зависит и от вида хронических заболеваний, и от их количества. В данной модели был создан индекс предрасположенности к тяжелому течению COVID-19, значение индекса составляло сумму весов имеющихся у индивида заболеваний, чем больше значение, тем хуже прогноз. Для каждого заболевания определен относительный вес, отображающий вклад заболевания в увеличение вероятности летального исхода. Для моделирования зависимости переходные вероятности марковской модели являлись зависимыми величинами от значения индекса.

3. Математическое описание модели

В данном разделе последовательно описываются построение индекса предрасположенности к тяжелому течению COVID-19, построение марковской модели течения COVID-19, создание синтетической популяции при помощи байесовской сети и общий ход вычислительного эксперимента. Такой порядок обуславливается тем, что при создании индекса был определен список хронических заболеваний, которые должны присутствовать у индивидов, а при создании модели – возможные состояния индивидов в начальный момент времени. Эта информация в дальнейшем используется при построении синтетической популяции. Для построения индекса предрасположенности, марковской модели и байесовской сети использовались данные пациентов, пролеченных с COVID-19 в инфекционном отделении Москвы с марта 2020 г. по июнь 2021 г. [16].

3.1. Индекс предрасположенности к тяжелому течению COVID-19

В качестве индекса предрасположенности был использован индекс, описанный в [17].

Рассмотрим $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$, $x_i \in \mathbb{R}$ – список характеристик индивида. Предрасположенность индивида к тяжелому течению заболевания может быть воспроизведена функцией $\phi_{\Pi} = f(\mathbf{x})$, $\phi \in \mathbb{R}$, где $f(\mathbf{x})$ является функцией упорядочения. Если у пациента $\mathbf{x}_1$ предрасположенность больше, чем у пациента $\mathbf{x}_2$, то соответствующие значения функций будут:

$$\phi_{\Pi_1} = f(\mathbf{x}_1) > \phi_{\Pi_2} = f(\mathbf{x}_2).$$

Задача построения функции предрасположенности состоит в отыскании характеристик $(x_1, \dots, x_n)$ пациента, влияющих на течение инфекционного заболевания, и вида функции $f(\mathbf{x})$. В частности, поиск функции $f(\mathbf{x})$ может быть среди аддитивных функций, включающих в себя сумму одномерных операторов $[A]$ от каждой характеристики:

$$\varphi = f(\mathbf{x}) = A_1x_1 + A_2x_2 + \dots + A_nx_n.$$

Рассмотрим операторы $\{A_i\}$ в виде

$$A_ix_i = k_ix_i, \quad k_i \in \mathbb{Z}.$$

В качестве x_i будем рассматривать $x_i \in \{0, 1\}$, где 1 – наличие, а 0 – отсутствие хронического заболевания i .

Тогда

$$(1) \quad \phi_{\Pi} = \sum_i k_ix_i.$$

Назовем ϕ_{Π} индексом предрасположенности к тяжелому течению заболевания, а k_i – весом хронического заболевания i . Для удобства применения в клинической практике k_i лежат в области целых чисел.

Рассмотрим логистическую регрессию, в которой зависимой величиной является летальный исход заболевания, а независимыми – характеристики $\mathbf{x}$

$$(2) \quad P(y|\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{-z(\mathbf{x})}},$$

где

$$z(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b, \quad \mathbf{w}, b \in \mathbb{R},$$

$z(\mathbf{x})$ – это монотонная функция от линейной комбинации. Таким образом,

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_1 > \mathbf{w}^T \mathbf{x}_2 \Rightarrow P(y|\mathbf{x}_1) > P(y|\mathbf{x}_2).$$

Поэтому операторы $A_i = w_i$ могут быть рассмотрены в качестве функции упорядочения для статуса здоровья. Поскольку $w_i, b \in \mathbb{R}$ – вещественные, а $k_i \in \mathbb{Z}$ – целочисленные, то

$$(3) \quad k_i = [w_i].$$

Для построения ϕ_{Π} в качестве характеристик $\mathbf{x}$ были отобраны хронические заболевания, которые имели относительный шанс летального исхода достоверно более 1,2 или менее 0,8. Была построена логистическая регрессия (формула 2) от $\mathbf{x}$, параметры регрессии $\mathbf{w}$ и b были определены методом наибольшего правдоподобия, получены веса заболеваний (формула 3). Итоговый список $\mathbf{x}$ содержит 13 заболеваний (ишемическая болезнь сердца, гипертония, аритмия, цереброваскулярное заболевание, тромбозы сосудов, анемия, хроническая болезнь почек 1–3 стадии, эмфизема легких, жировой гепатоз печени, метастатический рак и аутоиммунное заболевание) с весами k_i от -4 до 1 .

3.2. Марковская модель течения COVID-19

Моделирование лечения COVID-19 в стационаре было проведено при помощи марковской модели течения COVID-19 [18].

$\{S_t, t = 0, 1, 2, 3, \dots\}$ – однородная цепь Маркова, определенная в измеримом пространстве $(E, \mathfrak{F})$, с переходными вероятностями

$$\mathbb{P}(s, B) = \mathbb{P}(D = S_{t+1} \in B | S_t = s), \quad s \in E, \quad B \in \mathfrak{F},$$

и начальным распределением вероятностей

$$(4) \quad \pi_0(B) = \mathbb{P}(S_0 \in B), \quad B \in \mathfrak{F}.$$

Пространство состояний E для марковской модели течения COVID-19 было составлено из пяти состояний: пребывание в стационаре без респираторной поддержки s_1 , пребывание на неинвазивной искусственной вентиляции легких s_2 , пребывание на инвазивной искусственной вентиляции легких s_3 , выздоровление s_4 и смерть в стационаре s_5 . Матрица переходных вероятностей модели

$$T = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} & p_{15} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} & p_{25} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} & p_{35} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \text{где } p_{ij} = \mathbb{P}(S_{t+1} = s_j | S_t = s_i).$$

Переходные вероятности p_{ij} модели были оценены методом мультиномиальных логистических регрессий, в которых зависимыми переменными являлись переходные вероятности из текущего состояния $P(S_t, B)$, а независимой переменной – значение ϕ_{Π} индекса предрасположенности к тяжелому течению (формула 1):

$$(5) \quad \begin{aligned} p_{il}(\phi_{\Pi}) &= \mathbb{P}(S_{t+1} = s_l | S_t = s_i) = \frac{e^{-\beta_{0l}^i - \beta_l^i \phi_{\Pi}}}{1 + \sum_{k=1}^5 e^{-\beta_{0k}^i - \beta_k^i \phi_{\Pi}}}, \\ p_{i5}(\phi_{\Pi}) &= \mathbb{P}(S_{t+1} = s_5 | S_t = s_i) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^5 e^{-\beta_{0k}^i - \beta_k^i \phi_{\Pi}}}, \end{aligned} \quad l = 1, \dots, 4, \forall i.$$

Прогноз течения для одного индивида n с шагом в один день

$$S_{t,n} = T^t(\phi_{П,n})S_{0,n}.$$

Оценки параметров $\{\beta\}$ для переходных вероятностей p_{ij} были получены методом наибольшего правдоподобия при помощи данных пациентов, пролеченных в стационаре с COVID-19.

3.3. Создание популяции

Была рассмотрена популяция $\mathcal{P}$ индивидов $\{a_n\}_{n=1}^N$, каждый индивид имел список V^n случайных величин, обозначающих характеристики индивидов. Список характеристик включал V_1^n – возрастную группу, V_2^n – пол, V_{3-16}^n – хронические заболевания, часть из которых соответствовала характеристикам x_i индекса предрасположенности из формулы 1, и $V_{17}^n = S_0^n$ – тип дыхания на момент госпитализации в стационар, соответствующий первому состоянию марковской модели π_0 в формуле 4.

Для создания синтетической популяции была использована байесовская сеть [19]. Байесовская сеть представляла собой направленный ациклический граф, вершинами которого являлись случайные величины – характеристики V_i индивидов, а ребрами r_i обозначались условные зависимости случайных величин друг от друга. В каждой корневой вершине задается распределение вероятности значений соответствующей случайной величины $\mathbb{P}(V_i)$. В каждой дочерней вершине задаются распределения условных вероятностей значений случайных величин в зависимости от значения родительской вершины: $\mathbb{P}(V_i | \text{parents}(V_i))$.

Безусловная совместная вероятность всех случайных величин сети выражается через произведение всех вероятностей родителей и родителей родителей вершин:

$$(6) \quad \mathbb{P}(V_1, \dots, V_n) = \prod_{i=1}^n \mathbb{P}(V_i | \text{parents}(V_i)).$$

Эта формула позволяет создать список индивидов с заданными характеристиками последовательным вычислением.

Байесовская сеть рассматриваемой синтетической популяции была создана в три этапа. На первом этапе была создана основная сеть, для которой были использованы данные системы наблюдения за поведенческим фактором риска (Behavioral Risk Factor Surveillance System, BRFS) за 2021 г., собранные Центрами по контролю и профилактике заболеваний США. Данные представляют собой результаты телефонных опросов 438 693 жителей США о наличии у них установленных лечащими врачами хронических заболеваний, поведении, питании, условиях проживания, а также информацию о штате проживания, поле, возрасте, дате опроса и прочую информацию. Из данных отобрали ответы респондентов по полу, возрастной группе, наличию высокого

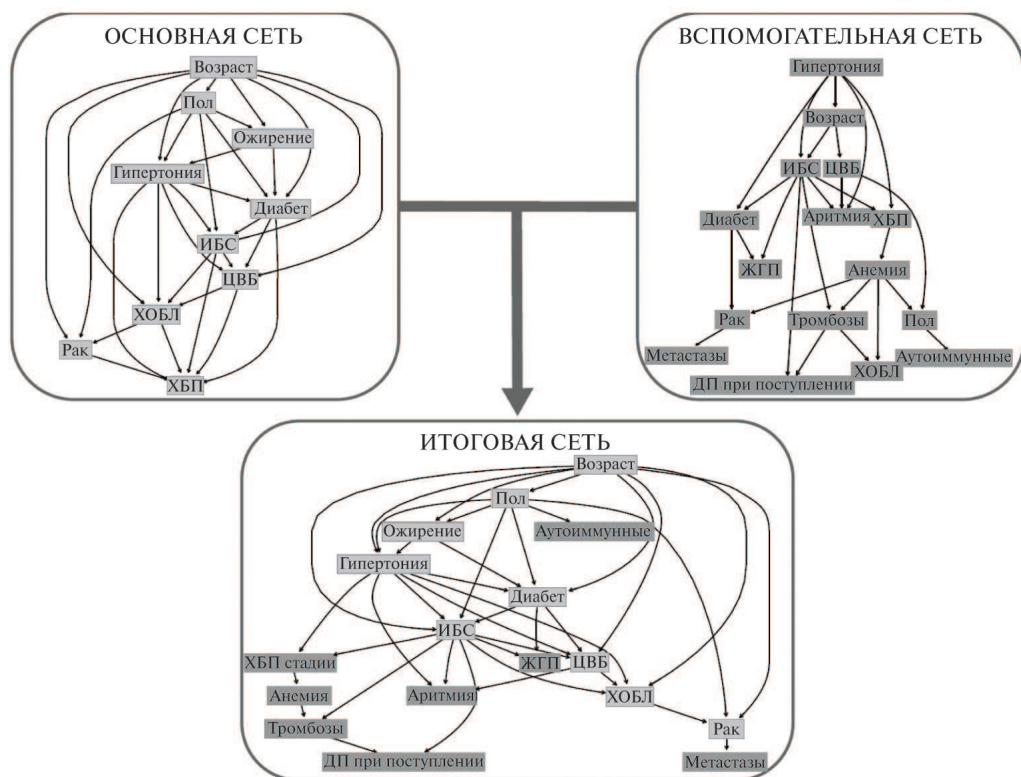


Рис. 1. Схема объединения графа байесовской сети по опросникам и графа байесовской сети по госпитализированным пациентам. ИБС – ишемическая болезнь сердца, ЦВБ – цереброваскулярная болезнь сердца, ХОБЛ – хроническая обструктивная болезнь легких, ХБП – хроническая болезнь почек, ЖГП – жировой гепатоз печени.

давления (гипертонии), инфаркта миокарда и ишемической болезни сердца, инсульта, рака, хронической обструктивной болезни легких, хронических болезней почек, диабета и ожирения; эти характеристики составили вершины основной байесовской сети. Всего в основной сети было 10 вершин. Однако эти данные не содержали сведений о всех необходимых хронических заболеваниях, входящих в индекс $\phi_{П}$.

На втором этапе была создана вспомогательная сеть, для которой были использованы данные пациентов, пролеченных с COVID-19 в инфекционном отделении Москвы с марта 2020 г. по июнь 2021 г. [16]. Данные содержат пол, возраст пациента, дату госпитализации, длительность лечения, применение респираторной поддержки за каждый день лечения, исход лечения и имеющиеся хронические заболевания. Для вспомогательной байесовской сети отобрали данные по возрасту, полу; заболеваниям, присутствующим в BRFSS опроснике (гипертония, ишемическая болезнь сердца, инсульт, хроническая болезнь почек, диабет, рак, хроническая обструктивная болезнь легких); заболеваниям, входящим в индекс $\phi_{П}$ (мерцательная аритмия, тромбозы сосу-

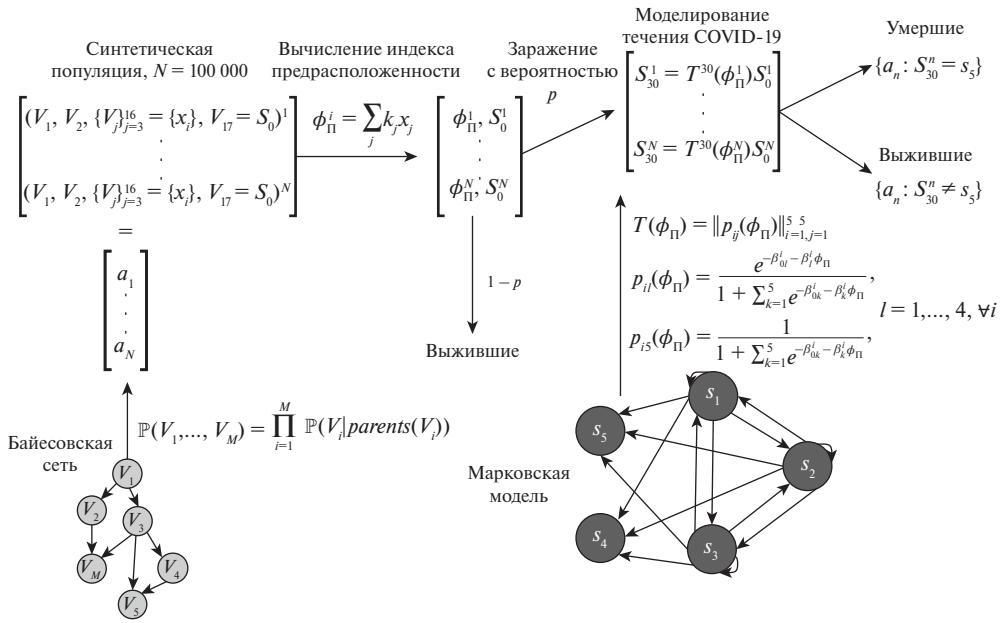


Рис. 2. Схема вычислительного эксперимента: создание популяции при помощи байесовской сети, вычисление для каждого индивида значения индекса предрасположенности, случайное заражение части популяции, моделирование течения COVID-19 у зараженных индивидов при помощи марковской модели.

дов, анемия, жировой гепатоз печени, метастазы, аутоиммунные заболевания); первоначальный тип дыхания пациента s_0 на момент поступления в стационар. Возраст пациентов разбили на группы, соответствующие группам BRFSS опросника. Эти характеристики составили 16 вершин вспомогательной сети.

Оптимизацию основной и вспомогательной сетей производили методом восхождения к вершине при помощи максимизации Байесовского информационного критерия

$$BIC(G|D) = \ln(P(D|G, \Theta)) - \frac{d}{2} \log m \xrightarrow{g, \Theta} \max,$$

где G – структура графа, D – данные наблюдений, Θ – оцененные параметры для выбранной структуры, d – число ребер графа, m – размер выборки D .

На третьем этапе обе байесовские сети были объединены в одну путем добавления к основной сети шести недостающих вершин из вспомогательной сети с сохранением родительских ребер и условных вероятностей (рис. 1).

3.4. Схема вычислительного эксперимента

Общая схема эксперимента представлена на рис. 2. По формуле 6 была создана популяция из 100 000 индивидов со случайно определенными характеристиками. Для каждого индивида было вычислено значение индекса

предрасположенности к тяжелому течению $\phi_{\Pi}^n = \sum_j k_j x_j^n$. Доля популяции p считалась зараженной COVID-19, и течение COVID-19 для всех зараженных индивидов было промоделировано при помощи марковской модели. Вероятность заражения p была оценена как отношение общего числа выявленных случаев COVID-19 по состоянию на январь 2025 г. к общей численности жителей Москвы за 2025 г. и составила 0,295. Для каждого зараженного индивида были вычислены переходные вероятности в зависимости от его значения индекса (формула 5); на основании переходных вероятностей за каждый шаг по времени в 1 день для каждого зараженного следующее состояние в модели выбиралось случайным образом. Прогноз для зараженного вычислялся на 30 дней.

Были получены оценки числа выживших и умерших, их пол и средний возраст, средние длительности лечения. Были определены распространенность хронических заболеваний среди умерших индивидов, относительные риски летального исхода для разных заболеваний. Для умерших индивидов были получены оценки потерянных лет жизни на основе ожидаемой продолжительности жизни в возрастных группах по данным о смертности населения в Москве за 2014 г. базы данных о человеческой смертности (Human Mortality Database). Для получения достоверных оценок было проведено 100 случайных прогонов модели, результаты были усреднены с вычислением доверительных интервалов.

Была проведена серия моделирования эпидемии COVID-19 в популяции со сниженной распространенностью хронических заболеваний. В исходной байесовской сети были на 50% понижены условные вероятности $\mathbb{P}(V_i | \text{parents}(V_i))$ в одной или нескольких вершинах V_i , соответствующих хроническим заболеваниям, была создана новая синтетическая популяция. Для индивидов новой популяции было промоделировано случайное заражение COVID-19 и смоделирована траектория лечения в стационаре на протяжении 30 дней, получены летальность, сумма потерянных лет жизни и длительности пребывания. Были воспроизведены сценарии популяций со сниженной распространенностью гипертонии, ожирения, диабета, рака, ишемической болезни сердца, хронической обструктивной болезни легких, цереброваскулярных заболеваний. Также было промоделировано снижение распространенности нескольких заболеваний одновременно: гипертонии и диабета; гипертонии, ишемической болезни сердца и цереброваскулярных заболеваний; всех сердечно-сосудистых заболеваний (гипертония, ишемическая болезнь сердца, цереброваскулярные заболевания, анемия, мерцательная аритмия, тромбозы сосудов); всех заболеваний популяции. Полученные таким образом оценки сравнивались с оценками, полученными на исходной популяции.

4. Результаты моделирования

После 100 прогонов модели среднее число госпитализированных среди 100 000 индивидов составило 29 470 человек, число умерших после госпитализации – 3682 человек. Таким образом, общая летальность от COVID-19 в

синтетической популяции составила 0,037, летальность госпитализированных индивидов – 0,125. Средний возраст умершего индивида составил 57,6 лет, средний возраст умерших женщин был на 2 года старше. Число потерянных лет жизни в среднем составило 23,61 лет на человека, самое большое число потерянных лет жизни пришлось на возрастную группу от 60 до 69 лет.

Относительные изменения параметров эпидемии при снижении распространенности хронических заболеваний в синтетической популяции на 50%

Заболевание со сниженной распространенностью	Изменение числа умерших	Изменение числа пациентов на ИВЛ в первый день	Изменение числа дней ИВЛ	Изменение потерянных лет жизни
Гипертония	–8,73%	–2,57%	–3,31%	–6,9%
Ожирение	–1,38%	–0,47%	–0,49%	–1,3%
Диабет	–0,51%	–0,82%	–0,37%	–0,3%
Рак	–0,52%	=	–0,26%	–0,4%
ИБС	–4,61%	–5,87%	–3,31%	–2,9%
ХОБЛ	–1,96%	=	–1,02%	–1,5%
ЦВБ	–1,25%	=	–0,59%	–0,9%
Гипертония и диабет	–9,06%	–3,20%	–3,58%	–7,1%
Гипертония, ЦВБ, ИБС	–12,97%	–7,45%	–6,31%	–9,6%
Все сердечно-сосудистые заболевания	–22,31%	–20,74%	–12,95%	–19,5%
Все заболевания	–23,1%	–21,24%	–12,35%	–19,7%

Результаты проведенных численных экспериментов в исходной популяции и в популяции с пониженной распространенностью хронических заболеваний на 50% приведены в таблице. Наибольший эффект наблюдался при снижении условной вероятности гипертонии: уменьшение числа индивидов с гипертонией с 39 018 человек до 19 603 привело к снижению числа умерших на 8,73% и числа потерянных лет жизни на 6,9%. Если сравнивать эффект относительно числа индивидов, наибольший эффект наблюдался при снижении условной вероятности ишемической болезни сердца: уменьшение числа индивидов с ишемической болезнью сердца с 8096 до 4021 привело к снижению числа умерших на 4,61% и числа потерянных лет жизни на 2,9%; также наблюдался наибольший эффект снижения числа зараженных, нуждающихся в искусственной вентиляции легких в первый день лечения, – на 6%. Снижения распространенности ИБС и гипертонии оказали одинаковый эффект на снижение числа дней использования ИВЛ – на 3,31%.

Заболевания, не оказывающие прямого эффекта на тяжесть COVID-19, способствовали смертности опосредованно, будучи причинами других патологий с прямым негативным вкладом. Так, снижение распространенности ожирения или диабета, которые не вошли в индекс предрасположенности к тя-

желому течению COVID-19, приводило к снижению смертности от COVID-19 из-за их связи с другими заболеваниями в байесовской сети.

Снижение распространенностей нескольких заболеваний одновременно имеет меньший эффект, чем сумма эффектов снижения распространенностей заболеваний по отдельности. Снижение распространенности всех заболеваний на 50% привело к снижению числа умерших на 23%, числа дней задерживания аппарата искусственной вентиляции легких на 12%, потерянных лет жизни на 20%. То есть снижение доли лиц с хроническими заболеваниями на 1% приводит к уменьшению числа летальных исходов от COVID-19 на 0,4%. При этом до 96% смертности были обусловлены высокой распространенностью сердечно-сосудистых заболеваний.

Результаты моделирования показали, что высокая распространенность хронических болезней в популяции значительно увеличивает смертность от инфекционного заболевания. Кроме того, хронические заболевания увеличивают нагрузку на ресурсы здравоохранения, что проявляется, в частности, в длительном применении аппарата искусственной вентиляции легких и реанимационного оборудования в связи с повышенной вероятностью тяжелого состояния на момент госпитализации. Эффект снижения потерянных лет жизни был меньше, чем снижения числа летальных исходов. Это обуславливается тем, что в основном происходит снижение числа умерших в старших возрастных группах.

5. Заключение

Разработана модель эпидемии COVID-19 в неоднородной по хроническим заболеваниям популяции. Результаты моделирования подтвердили, что высокая распространенность хронических неинфекционных заболеваний является одним из значимых факторов риска повышенной смертности от инфекционных болезней в популяции.

Модель позволила определить основные заболевания, оказывающие наибольшее влияние на смертность, – гипертония и ИБС. Было отмечено, что снижение распространенности ожирения и диабета, не имеющих прямого влияния на течение COVID-19, также приводит к снижению смертности от COVID-19 в популяции.

Определено соотношение снижения распространенности хронических заболеваний к уменьшению числа летальных исходов от COVID-19 как 1% к 0,4%. При этом до 96% смертности были обусловлены наличием сердечно-сосудистых заболеваний.

Данная работа является одной из первых работ по изучению зависимости параметров инфекции в популяции от распространенности хронических заболеваний. Данный анализ может быть применен при разработке политики снижения бремени хронических заболеваний среди населения. Предложенный подход может быть расширен и применен к изучению влияния хронических заболеваний на течение и исходы других инфекционных заболеваний, например гриппа, риновируса, гепатита С.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Верткин А.Л., Румянцев М.А., Скотников А.С.* Коморбидность // Клиническая медицина. 2012. Т. 90. № 10. С. 4–11.
2. *Glezen W.P.* Impact of Respiratory Virus Infections on Persons With Chronic Underlying Conditions // JAMA. 2000. V. 283. No. 4. P. 499–505.
<https://doi.org/10.1001/jama.283.4.499>
3. *Corrao G., Rea F., Blangiardo G.C.* Lessons from COVID-19 Mortality Data across Countries // Journal of Hypertension. 2021. V. 39. No. 5. P. 856–860.
<https://doi.org/10.1097/HJH.0000000000002833>
4. *Das P., Upadhyay R.K., Misra A.K., et al.* Mathematical Model of COVID-19 with Comorbidity and Controlling Using Non-Pharmaceutical Interventions and Vaccination // Nonlinear Dynamics. 2021. V. 106. No. 2. P. 1213–1227.
<https://doi.org/10.1007/s11071-021-06517-w>
5. *Omame A., Sene N., Nometa I., et al.* Analysis of COVID-19 and Comorbidity Co-infection Model with Optimal Control // Optimal Control Applications and Methods. 2021. V. 42. No. 6. P. 1568–1590. <https://doi.org/10.1002/oca.2748>
6. *Ssebuliba J., Nakakawa J.N., Ssematimba A., et al.* Mathematical Modelling of COVID-19 Transmission Dynamics in a Partially Comorbid Community // Partial Differential Equations in Applied Mathematics. 2022. V. 5. P. 100212.
<https://doi.org/10.1016/j.padiff.2021.100212>
7. *Kerr C.C., Stuart R.M., Mistry D., et al.* Covasim: An agent-based model of COVID-19 dynamics and interventions // PLOS Computational Biology. 2021. V. 17. No. 7. P. e1009149. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1009149>
8. *Hadley E., Rhea S., Jones K., et al.* Enhancing the prediction of hospitalization from a COVID-19 agent-based model: A Bayesian method for model parameter estimation // PLOS ONE. 2022. V. 17. No. 3. P. e0264704.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0264704>
9. *Guan W., Liang W., Zhao Y., et al.* Comorbidity and Its Impact on 1590 Patients with COVID-19 in China: A Nationwide Analysis // European Respiratory Journal. 2020. V. 55. No. 5. P. 2000547. <https://doi.org/10.1183/13993003.00547-2020>
10. *Terada M., Ohtsu H., Saito S., et al.* Risk Factors for Severity on Admission and the Disease Progression during Hospitalisation in a Large Cohort of Patients with COVID-19 in Japan // BMJ Open. 2021. V. 11. No. 6. P. e047007.
<https://doi.org/10.1136/bmjopen-2020-047007>
11. *Jones P.J., Ma R., McNally R.J.* Bridge Centrality: A Network Approach to Understanding Comorbidity // Multivariate Behavioral Research. 2021. V. 56. No. 2. P. 353–367. <https://doi.org/10.1080/00273171.2019.1614898>
12. *Lappenschaar M., Hommersom A., Lucas P.J.F., et al.* Multilevel Temporal Bayesian Networks Can Model Longitudinal Change in Multimorbidity // Journal of Clinical Epidemiology. 2013. V. 66. No. 12. P. 1405–1416.
<https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2013.06.018>
13. *Aguado A., Moratalla-Navarro F., López-Simarro F., et al.* MorbiNet: Multimorbidity Networks in Adult General Population. Analysis of Type 2 Diabetes Mellitus Comorbidity // Scientific Reports. 2020. V. 10. No. 1. P. 2416.
<https://doi.org/10.1038/s41598-020-59336-1>

14. *Gattinoni L., Chiumello D., Caironi P., et al.* COVID-19 Pneumonia: Different Respiratory Treatments for Different Phenotypes? // *Intensive Care Medicine*. 2020. V. 46. No. 6. P. 1099–1102. <https://doi.org/10.1007/s00134-020-06033-2>
15. *Bar-On Y.M., Flamholz A., Phillips R., et al.* SARS-CoV-2 (COVID-19) by the Numbers // *eLife*. 2021. V. 9. P. e57309. <https://doi.org/10.7554/eLife.57309>
16. *Киселевская-Бабина В.Я., Попугаев К.А., Молодов В.А. и др.* Использование ресурсов инфекционного коечного фонда в период эпидемии COVID-19 в зависимости от характеристик пациентов // *Журнал им. Н.В. Склифосовского “Неотложная медицинская помощь”*. 2023. Т. 12. № 3. С. 481–488. <https://doi.org/10.23934/2223-9022-2023-12-3-481-488>
Kiselevskaya-Babinina V.Ya., Popugaev K.A., Molodov V.A., et al. The Use of Infectious Diseases Hospital Resources During the COVID-19 Epidemic Depending on Patient Characteristics // *Russian Sklifosovsky Journal “Emergency Medical Care”*. 2023. V. 12. No. 3. P. 481–488.
17. *Киселевская-Бабина В.Я., Санникова Т.Е.* Разработка индекса коморбидности CoRS-COVID и его валидация при помощи марковской модели // *Управление развитием крупномасштабных систем (MLSD’2023): труды Шестнадцатой международной конференции*. 2023. № 1. С. 1544–1552. <https://doi.org/10.25728/mlsd.2023.1544>
18. *Киселевская-Бабина В.Я., Романюха А.А., Санникова Т.Е.* Математическая модель течения COVID-19 и прогноз тяжести инфекции // *Математическое моделирование*. 2023. Т. 35. № 5. С. 31–46. <https://doi.org/10.20948/mm-2023-05-03>
Kisselevskaya-Babinina V.Y., Romanyukha A.A., Sannikova T.E. Mathematical model of COVID-19 course and severity prediction // *Math Models Comput Simul*. 2023. V. 15. No. 6. P. 987–998. <https://doi.org/10.1134/S2070048223060121>
19. *Sun L., Erath A.* A Bayesian network approach for population synthesis // *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. 2015. V. 61. P. 49–62. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.10.010>

Статья представлена к публикации членом редколлегии А.И. Михальским.

Поступила в редакцию 03.11.2025

После доработки 26.01.2026

Принята к публикации 29.01.2026