

DOI: <https://doi.org/10.17816/humeco595937>

# Статистические подходы к оценке избыточной смертности: обзор предметного поля на примере пандемии COVID-19

Е.А. Кригер<sup>1</sup>, В.А. Постоев<sup>1</sup>, А.М. Гржибовский<sup>1, 2</sup><sup>1</sup> Северный государственный медицинский университет, Архангельск, Российская Федерация;<sup>2</sup> Северный (Арктический) федеральный университет им. М.В. Ломоносова, Архангельск, Российская Федерация

## АННОТАЦИЯ

Избыточная смертность определяется как временное увеличение смертности в популяции по сравнению с ожидаемой. Она может быть обусловлена различными природными или техногенными катастрофами. В период пандемии новой коронавирусной инфекции (COVID-19) во всех странах мира наблюдалось увеличение смертности, однако далеко не все летальные случаи были вызваны непосредственно коронавирусной инфекцией. Оценка избыточной смертности во время пандемии, особенно в разрезе основных причин смерти, представляет собой важную задачу общественного здравоохранения. Результаты расчётов, однако, могут сильно различаться в зависимости от используемых методологических подходов к оценке избыточной смертности.

Целью данной работы стал обзор аналитических подходов к количественной оценке избыточной смертности в период пандемии COVID-19. Для исследования были систематически отобраны полнотекстовые публикации на русском и английском языке, опубликованные в 2020–2022 гг., посвящённые оценке избыточной смертности в период пандемии COVID-19. Поиск полнотекстовых англоязычных публикаций проводили в базе данных MEDLINE ([www.pubmed.gov](http://www.pubmed.gov)), русскоязычных — в базе данных научной электронной библиотеки eLIBRARY.RU ([www.elibrary.ru](http://www.elibrary.ru)). Из 725 идентифицированных публикаций в обзор включено 83 оригинальных исследования. Наиболее часто используемыми статистическими методами для оценки избыточной смертности были регрессия Пуассона с коррекцией на избыточную дисперсию и ряд адаптивных моделей, основанных на авторегрессии и проинтегрированном скользящем среднем. Выбор модели основывался на длительности имеющегося вариационного ряда, его характеристик и интервала для прогнозирования. Данный обзор может служить отправной точкой для выбора аналитического подхода при анализе избыточной смертности во время пандемии COVID-19 в субъектах Российской Федерации.

**Ключевые слова:** избыточная смертность; статистика; математическое моделирование; COVID-19.

## Как цитировать:

Кригер Е.А., Постоев В.А., Гржибовский А.М. Статистические подходы к оценке избыточной смертности: обзор предметного поля на примере пандемии COVID-19 // Экология человека. 2023. Т. 30, № 7. С. 483–498. DOI: <https://doi.org/10.17816/humeco595937>

DOI: <https://doi.org/10.17816/humeco595937>

# Statistical approaches for assessing excess mortality during the COVID-19 pandemic: a scoping review

Ekaterina A. Krieger<sup>1</sup>, Vitaly A. Postoev<sup>2</sup>, Andrej M. Grjibovski<sup>1, 2</sup>

<sup>1</sup> Northern State Medical University, Arkhangelsk, Russian Federation;

<sup>2</sup> Northern (Arctic) Federal University named after M.V. Lomonosov, Arkhangelsk, Russian Federation

## ABSTRACT

Excess mortality is a measure of the increase in the number of deaths in a population during a certain time period compared to the expected values. This phenomenon can be triggered by a variety of natural or man-made disasters. Throughout the global COVID-19 pandemic, all countries experienced a rise in mortality rates, although not all deaths were directly caused by the coronavirus infection. Estimation of excess mortality during a pandemic, particularly stratified by the leading causes of death, is an important public health issue. The outcomes of these calculations, however, can vary significantly depending on the methodological approaches employed to estimate excess mortality.

The aim of this study was to provide a systematic review of the analytical methods used by the international research community to quantify excess mortality during the COVID-19 pandemic. Full-text publications in both Russian and English, published between 2020 and 2022, that focused on assessing excess mortality during the COVID-19 were reviewed. The search for English-language publications was conducted in the MEDLINE database ([www.pubmed.gov](http://www.pubmed.gov)), while Russian-language publications were sourced from the scientific electronic library database eLIBRARY.RU ([www.elibrary.ru](http://www.elibrary.ru)). Out of the 725 publications initially identified, we included 83 original studies in this review. Among the various statistical methods employed to estimate excess mortality, the most utilized approaches were Poisson regression with correction for overdispersion and a range of adaptive models based on autoregression and integrated moving average. The selection of a specific model depended on factors such as the duration of the existing time series, its characteristics, and the forecasting interval.

This review may serve as a resource for Russian-speaking researchers and analysts seeking guidance on selecting an appropriate analytical approach when examining excess deaths during the COVID-19 pandemic in Russia.

**Keywords:** excess mortality; statistics; mathematical modeling; COVID-19.

## To cite this article:

Krieger EA, Postoev VA, Grjibovski AM. Statistical approaches for assessing excess mortality during the COVID-19 pandemic: a scoping review. *Ekologiya cheloveka (Human Ecology)*. 2023;30(7):483–498. DOI: <https://doi.org/10.17816/humeco595937>

Received: 29.09.2023

Accepted: 30.10.2023

Published online: 08.11.2023

## ВВЕДЕНИЕ

В период пандемии новой коронавирусной инфекции (COVID-19) во всех странах мира наблюдалось увеличение смертности. При этом прирост её лишь отчасти был обусловлен непосредственно COVID-19. Увеличение смертности от других причин происходило вследствие снижения объёмов оказания плановой медицинской помощи, несвоевременного обращения за медицинской помощью из-за страха заражения COVID-19 и, как следствие, поздней диагностики ряда состояний [1–3], а также снижения доступности медицинской помощи ввиду большой нагрузки на систему здравоохранения, требующей реструктуризации и перераспределения ресурсов для лечения пациентов с COVID-19. При этом из-за ограничительных мероприятий в период пандемии наблюдалось снижение смертности от других респираторных инфекций [4], а также вследствие травм, несчастных случаев, дорожно-транспортных происшествий [5]. Наиболее объективную оценку как прямого, так и косвенного влияния пандемии COVID-19 на смертность населения даёт показатель избыточной смертности, который можно определить как число (или долю) добавочных смертей за определённый период времени к уровню, спрогнозированному для изучаемого периода с использованием данных о смертности за предыдущий период времени. Следовательно, это количественный статистический показатель, который можно измерить, однако величина избыточной смертности будет варьировать в зависимости от способа расчёта ожидаемых показателей, а также от того, какой разброс будет считаться допустимым в рамках случайной вариации вокруг предсказанных значений. Избыточная смертность

может быть обусловлена различными природными (волны жары, волны холода, землетрясения, цунами и пр.) или техногенными катастрофами.

Пандемия COVID-19 была объявлена Всемирной организацией здравоохранения 11 марта 2020 г. Начиная с лета того же года в международной литературе стали появляться публикации об избыточной смертности, уровень которой сильно различался между странами и в зависимости от пола, возраста, этнической принадлежности, социального статуса и прочих характеристик [6]. Географические вариации могли быть обусловлены различиями в восприимчивости и возрастном составе населения разных стран и регионов, плотностью населения, транспортной инфраструктурой, качеством воздуха и т.д. Кроме того, величина избыточной смертности могла быть частично обусловлена различиями в методологических подходах её оценки, что вызывает необходимость систематизировать существующие аналитические подходы и статистические методики.

Целью данной работы является обзор аналитических подходов к количественной оценке избыточной смертности в период пандемии COVID-19.

## МЕТОДОЛОГИЯ ПОИСКА ИСТОЧНИКОВ

Систематический поиск, отбор, синтез и представление результатов эмпирических исследований подготовлены в соответствии с рекомендациями PRISMA (Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses). В обзор включали полнотекстовые публикации на русском и английском языке, опубликованные в 2020–2022 гг.,



Рис. 1. Блок-схема отбора публикаций.

Fig. 1. Flow-chart of the article selection procedure.

посвящённые оценке избыточной смертности в период пандемии COVID-19. Поиск полнотекстовых англоязычных публикаций проводили в базе данных MEDLINE (<http://www.pubmed.gov>) по запросу “excess mortality” AND (“pandemic” OR “COVID-19”) на 31.05.2023 г.

Критерии включения — оригинальные исследования, целью которых была оценка избыточной смертности на основании рутинно собираемых статистических данных с подробным описанием применяемых методов статистического анализа и источников информации, использованных при проведении исследования. Критерии исключения — использование методов машинного обучения, недостаточно полное описание применяемых статистических подходов. Отбор статей проводили независимо двумя первыми авторами с последующим обсуждением с третьим автором до достижения консенсуса.

В результате систематического поиска в базе данных MEDLINE идентифицировали 461 статью, после удаления дубликатов ( $n=12$ ) 99 статей были исключены по причине несоответствия цели исследования тематике обзора. После изучения 350 аннотаций отобрали 147 работ для детального анализа, из которых 68 соответствовали критериям включения — они и были включены в обзор. Русскоязычные полнотекстовые журнальные статьи отобрали с использованием научной электронной библиотеки eLIBRARY.RU по поисковому запросу “избыточная смертность, COVID-19”. Найдено 264 публикации, из них по результатам анализа аннотаций для дальнейшего изучения было отобрано 43 статьи. Критериям включения в обзор соответствовали 5 из них. Таким образом, данный обзор включает 83 оригинальных исследования, опубликованных на русском и английском языках с начала пандемии до 31.05.2023 г. Блок-схема отбора публикаций представлена на рис. 1.

## РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Основные аналитические подходы к оценке избыточной смертности в применении к пандемии новой коронавирусной инфекции, встречающиеся в литературе, представлены в табл. 1. (см. приложение 1, doi: 10.17816/humeco595937-4185856)

### Подходы к определению избыточной смертности

Со статистической точки зрения избыточная смертность — это разность или отношение между фактическим числом умерших за определённый промежуток времени (день, неделю или месяц) в течение пандемии COVID-19, и ожидаемым числом умерших, предсказанным на основании анализа временных рядов с использованием агрегированных статистических данных о смертности за предыдущий период времени. Чаще всего используют интервал 5 или 10 лет для расчёта ожидаемых показателей смертности, однако в некоторых случаях

возможно применение и более коротких временных промежутков.

Анализ временного ряда данных о смертности начинается с оценки регулярных (тренд, цикличность, сезонность) и нерегулярных (шум) компонентов. Затем проводится поиск закономерностей и построение математической модели, описывающей данный временной ряд. Полученная модель используется для построения прогноза ожидаемого уровня смертности, который наблюдался бы при отсутствии пандемии COVID-19, исходя из тенденций предыдущих лет.

В качестве числового отображения избыточной смертности может применяться не только разность между ожидаемым и актуальным значением. Так, многими авторами проанализированных публикаций использовался показатель P-score, определяемый как отношение разности между наблюдаемым и верхним порогом ожидаемого значения смертности в популяции к верхнему порогу ожидаемого значения смертности. При этом в ряде случаев верхний порог определяется как ожидаемое значение плюс 2,5% доверительного интервала для данного ожидаемого значения, что позволяет учесть неопределённость, создаваемую естественной изменчивостью показателя смертности.

Альтернативным описанному подходу является применение Z-score. Такой подход используется, например, Европейским проектом по мониторингу смертности (EuroMOMO). Z-score определяется как отношение разности между наблюдаемым показателем смертности и ожидаемым показателем к стандартному отклонению ожидаемого значения для данной популяции, т.е. является стандартизованным показателем [7, 8].

### Расчёт среднего количества смертей за допандемический период

Подходы к оценке избыточной смертности различаются в первую очередь статистическим методом, используемым для прогнозирования ожидаемого уровня смертности. Самым простым способом определения ожидаемого уровня смертности среди отобранных авторами исследований является расчёт среднего числа смертей (с учётом доверительных интервалов) в период до начала пандемии [9–24]. Ряд исследователей дополняли оценку избыточной смертности расчётом P-score, представляющим собой долю избыточных смертей по отношению к числу зарегистрированных случаев, выраженную в процентах [14, 17, 18]. Однако эта методология не учитывает тенденции смертности по годам, а также сезонные изменения, социально-демографические факторы, что может приводить к ошибочной трактовке случайных вариаций смертности как избыточной [6]. Кроме того, на среднее недельное значение могут влиять пики повышенной смертности из-за периодов сильной жары/холода или сезонных эпидемий гриппа, наблюдавшихся то время, за которое анализируются данные.

## Использование методов математического моделирования

Другие использованные в анализируемых публикациях методы, основанные на статистических моделях, позволяют прогнозировать число смертей за определённый промежуток времени на основании имеющихся данных о количестве смертей за такие же промежутки времени в течение предыдущих 2, 5 или 10 лет с учётом внутригодовой несимметричности (сезонности), существующих трендов (рост или снижение смертности) и других изучаемых факторов. Данный подход может быть использован в целом для всей популяции либо в группах определённого возраста, пола и т.д. При этом для каждого из периодов времени (дней/недель/месяцев) строится отдельная модель. Классический регрессионный анализ — самый популярный из методов прогнозирования ожидаемого числа смертей среди использованных в анализируемых исследованиях, при этом авторы применяли следующие подходы: 1) методы, основанные на построении неадаптивных обобщённых линейных моделей (линейной регрессии, регрессии Пуассона, отрицательной биномиальной регрессии, модели Серфлинга), для оценки параметров которых используются все имеющиеся данные [5, 7, 25–70]; 2) методы, основанные на построении адаптивных моделей, значения параметров которых рассчитываются на основе скользящего окна наблюдений [71–79].

Особенностью неадаптивных регрессионных моделей является то, что они учитывают данные о смертности за весь имеющийся в арсенале исследователя период наблюдений. Однако, если паттерны смертности меняются, то наличие более ранних данных может ухудшать прогнозную ценность модели, в этой связи для построения неадаптивных моделей не рекомендуется использовать длительные периоды наблюдения. Адаптивные регрессионные модели, как правило, используют ограниченный временной период и более чувствительны к краткосрочным текущим изменениям смертности.

Адаптивные модели чаще применяют при краткосрочном прогнозировании, когда период предшествующего наблюдения, на основании которого рассчитываются данные об ожидаемом числе смертей, не превышает нескольких месяцев. При этом важно учитывать, что продолжительность данного периода тесно связана с видом регрессионной зависимости: чем больше число неизвестных параметров, тем больше требуется данных для получения их оценок, и наоборот, чем шире окно, тем сложнее может потребоваться функция для адекватного представления участка кривой, описывающей изменение числа смертей.

### Неадаптивное моделирование

Из числа неадаптивных моделей наиболее часто использовались различные варианты линейных моделей,

такие как линейная регрессия, обобщённая линейная регрессия [25–37]. Последняя является более широким обобщением линейной регрессии, которое используется в случаях, когда распределение зависимой переменной (в данном случае — ожидаемого числа смертей) отличается от нормального, и связь между данной переменной и её предикторами является не линейной, а задаётся той или иной функцией.

В большинстве проанализированных работ для обеспечения связи зависимой переменной с линейным выражением вида  $\beta_0 + \beta x + \varepsilon$  (где  $\beta_0$  — константа,  $\beta x$  — коэффициенты регрессии,  $\varepsilon$  — случайная ошибка модели) применялись так называемые преобразующие функции (link function). Этот подход охватывает широко используемые статистические модели, такие как регрессия Пуассона [7, 38–53], негативная биномиальная регрессия [5, 54–59], регрессия Серфлинга [60, 62] и другие. Вид регрессионной модели определяется исходя из свойств анализируемого временного ряда. Исключительно полиномиальные или степенные функции используются редко, так как в большинстве случаев модель должна учитывать сезонные колебания смертности, связанные с температурными факторами, ростом числа респираторных вирусных инфекций. Для этих целей можно использовать, например, модель Серфлинга [80], которая представляет из себя циклическую функцию вида:

$$\hat{y}_t = \sum \alpha_j t_j + \sum (\beta_{2j-1} \sin \theta_j + \beta_{2j} \cos \theta_j),$$

где  $\hat{y}_t$  — оценка заболеваемости в момент времени  $t$ ;  $\alpha_j$  и  $\beta_j$  — параметры регрессии;  $\theta_j$  — линейная функция времени  $t$ . Обычно используют  $\theta_j = 2\pi j t / T$ , где  $T$  — период сезонности, например 12 мес или 52 нед.

Неадаптивные модели такого вида предполагают, что сезонность каждый год проявляется схожим образом. Модель Серфлинга — однофакторная и предназначена для экстраполяции исторически сложившихся эпидемических кривых с выраженной сезонностью. Подобный подход использован S. Dahal и соавт. [60] при анализе избыточной смертности в 2020 году в Мексике с использованием данных официальной статистики за 2015–2019 гг. Авторы оценили базовый еженедельный уровень смертности путём подбора циклических регрессионных моделей Серфлинга к смертности от всех причин за период 2015–2020 гг., после исключения данных с марта по декабрь 2020 года путём составления уравнения вида

$$\text{Недельная смертность } (t) = a + \alpha \times t + \beta \times \sin(2 \times \pi / 52, 17 \times t) + \gamma \times \cos(2 \times \pi / 52, 17 \times t),$$

где  $a$  — константа (точка пересечения оси  $y$  с графиком регрессии),  $\alpha$ ,  $\beta$  — параметры регрессионной модели,  $t$  — время в неделях.

В данную функцию были включены как линейная составляющая, описывающая общий тренд изменения смертности, так и комбинация синусоидальных и косинусоидальных членов, отражающих сезонность в изменении

данного показателя. Для рассчитанной таким образом смертности были оценены 95% доверительные интервалы и определены недели в периоды пандемии, когда наблюдаемая смертность от всех причин превышала верхний 95% доверительный предел базового уровня смертности.

В случае, если число наблюдений мало (менее пяти лет при периоде сезонности в один год), но доступны временные ряды для нескольких предикторов, часто применяют регрессию Пуассона. Распределение Пуассона моделирует случайную величину, представляющую собой число событий, произошедших за фиксированное время, при условии, что данные события происходят с некоторой фиксированной средней интенсивностью и независимы друг от друга. В таком случае регрессия Пуассона является наиболее подходящим подходом к моделированию ожидаемого числа исходов. Так как при оценке ожидаемого числа смертей используется период в неделю или месяц, и при этом считается, что ежедневное или еженедельное число смертей являются независимыми друг от друга величинами, применение регрессии Пуассона для оценки ожидаемого числа смертей служит оправданным подходом. В случае регрессии Пуассона преобразующей функцией служит натуральный логарифм —  $\ln(y)$ , поэтому её называют логарифмически линейной или лог-линейной. В общем виде уравнение регрессии Пуассона имеет вид:

$$\ln(y) = \beta_0 + \beta x + \varepsilon,$$

где  $\beta_0$  — константа,  $\beta x$  — коэффициенты регрессии,  $\varepsilon$  — случайная ошибка модели.

Уравнение регрессии Пуассона используется для описания зависимости пуассоновской переменной (в нашем случае — числа смертей за определённый промежуток времени) от множества переменных  $x_1, x_2, \dots, x_k$ .

В частности, в исследовании N. Islam с соавт. [50] выполнена оценка избыточной смертности в 29 развитых странах с использованием агрегированных данных из базы «Short-term Mortality Fluctuations» (STMF) (является частью «Human Mortality Database» (HMD)). Авторами составлено следующее уравнение функции, описывающей ожидаемое количество смертей:

$$\mu(s, c, a)(t) = N(s, c, a)(t) \exp[\beta t + g(s, c, a)(wt)] \text{ for } t \in I(c),$$

где  $t$  — ожидаемое число смертей на неделе для лиц одного пола ( $s$ ), проживавших в стране ( $c$ ) и принадлежавших к одной возрастной группе ( $a$ );  $t$  представлено как  $\mu(s, c, a)(t)$ ;  $N(s, c, a)(t)$  — смещение, которое учитывает размер популяции;  $\beta$  — линейный тренд, который учитывает многолетние изменения смертности;  $g(s, c, a)(wt)$  — функция, учитывающая сезонные тенденции, где  $wt \in [1, 52]$  представляет собой неделю года;  $I(c)$  — интервал «допандемических» данных для конкретной страны, который использован для расчёта ожидаемого числа смертей [50].

К ограничениям использования регрессии Пуассона помимо независимости числа исходов относят также

то, что дисперсия переменной должна быть равна её среднему значению, но в реальных ситуациях это условие сложно реализуемо, особенно при изучении редких исходов. Часто дисперсия значительно превышает среднюю величину, т.е. данные сверхдисперсны. Двумя альтернативными подходами, рекомендуемыми при наличии признаков сверхдисперсии, являются квазипуассоновские модели [61, 63–70] и метод отрицательной биномиальной регрессии [5, 54–59]. Квазипуассоновские и отрицательные биномиальные модели допускают большую дисперсию данных, чем в модели Пуассона, за счёт того, что используют дополнительный параметр, учитывающий дисперсию. В квазипуассоновских моделях  $p$ -значения параметра оценки основаны на  $t$ -статистике, а не на  $z$ -статистике. Среднее значение как для квазипуассоновской, так и для отрицательной биномиальной модели служит единственным параметром, который может варьировать в зависимости от ковариат. Дисперсия в квазипуассоновской модели является линейной функцией среднего, в то время как дисперсия в отрицательной биномиальной модели — квадратичной функцией среднего. Эти отклонения влияют на веса в итеративно взвешенном алгоритме наименьших квадратов подбора моделей к данным, поскольку эти веса обратно пропорциональны дисперсии.

Рассмотрим применение отрицательной биномиальной регрессии на примере работы M. Doriguzzi и соавт. [58]. Исследователи применили отрицательную биномиальную модель для учёта чрезмерной дисперсии, наблюдаемой в распределении числа смертей (т.е. для получения модели с показателем хи-квадрат/степень свободы ближе к 1). Ежедневное количество смертей за период времени с 1 января по 31 декабря 2020 г. было зависимой переменной в использованных моделях, ковариатами которой служили следующие: время; категориальная переменная, закодированная как 1 для 2020 года и как 0 для предыдущих предпандемических лет (2015–2019 гг.); и их взаимодействие [58].

S. Achilleos и соавт. [38] смоделировали ожидаемое еженедельное число смертей для 2020 года в 22 странах с помощью регрессии Пуассона, используя квазипуассоновское распределение, чтобы учесть чрезмерную дисперсию. Авторами использована модель с линейным временным трендом (в качестве единицы времени была выбрана неделя) для учёта долговременного тренда и с двумя синусоидальными и косинусоидальными членами для учёта годовых и полугодичных сезонных циклов.

Частным случаем применения регрессии Пуассона с коррекцией на сверхдисперсность является алгоритм оценки ожидаемого показателя смертности, используемый Европейским проектом по мониторингу смертности (EuroMOMO) [81]. Базовый уровень смертности в данном случае моделируется с использованием 5-летних исторических данных о смертности с учётом коррекции на период возможных задержек регистрации случаев смерти,

связанных с нерабочими днями. Метод коррекции задержек регистрации основан на предположении, что доля смертей, зарегистрированных за определённый период, пропорциональна количеству рабочих дней в данный период (неделя или месяц).

В целом для моделирования смертности в европейских странах используют подчиняющийся распределению Пуассона временной ряд, сочетающий тренд и, в некоторых случаях, циклические колебания в виде синусоидального цикла с периодом в один год. Авторы применили допущение, что зимой и летом смертность может изменяться под воздействием дополнительных факторов, в основном связанных с зимними подъёмами заболеваемости инфекциями, такими как грипп, и периодами летней жары, что может приводить к ежегодному превышению смертности в данные периоды с переменной амплитудой. При этом весна и осень менее подвержены влиянию дополнительных факторов, приводящих к превышению смертности, поэтому базовый уровень данного показателя можно смоделировать, используя только эти периоды года, в результате чего ожидаемым уровнем может являться количество смертей в такие периоды, оцененное по историческим данным.

EuroMOMO предлагает 4 статистические модели, каждая из которых имеет некоторые отличительные особенности для лучшего соответствия конкретной половозрастной структуре населения. Тренд во всех моделях представлен либо прямой линией, либо линейным сплайном с двумя узлами, т.е. нелинейные тенденции могут быть смоделированы с помощью трёх различных линейных сегментов, соединяющихся в узлах. Сезонность моделируется синусоидальной кривой с периодом в один год, но для возрастных групп 0–4 года, 5–14 лет также может быть использована линейная модель без учёта сезонных колебаний. Для остальных возрастных групп наряду с линейным трендом показателя смертности следует учитывать сезонность. Указанные модели разработаны в виде дополнительных пакетов в программной среде R [81], что обеспечивает их свободное использование в исследовательской практике.

## Адаптивное моделирование

Примером адаптивных моделей, используемых для прогнозирования ожидаемого уровня смертности, являются экспоненциальное сглаживание (exponential smoothing) и АРПСС/ARIMA (авторегрессия и проинтегрированное скользящее среднее/autoregressive integrated moving average) [76, 78, 82]. В большинстве работ, в которых использовались адаптивные модели прогнозирования, применялись модели на основе экспоненциального сглаживания [71–79]. При экспоненциальном сглаживании прогнозирование осуществляется на основе взвешенной комбинации предыдущих значений уровня смертности. Экспоненциальное сглаживание предполагает, что вес наблюдений убывает экспоненциально по мере их

старения, т.е. последние (недавние) наблюдения используются в прогнозировании с большим весом, чем отдалённые. Модель экспоненциального сглаживания может быть расширена для учёта тренда и сезонности. Тип модели экспоненциального сглаживания зависит от сезонности и характера тренда, присущего временному ряду, на основании которого строится прогноз. Если на графике не наблюдается увеличения или уменьшения значений ряда (нет тренда) и отсутствуют колебания, повторяющиеся с определённой периодичностью (нет сезонности), используют простое экспоненциальное сглаживание. Формула модели в данном случае имеет следующий вид:

$$S_{(t)} = \alpha \times y_{(t)} + (1 - \alpha) \times S_{(t-1)},$$

а предсказанное значение в момент времени, отстоящий на  $x$  шагов вперёд, равно  $y_{(t+x)} = S_{(t)}$ . В приведённом уравнении  $y_{(t)}$  — значение исходного временного ряда в момент времени  $t$ ;  $S_{(t-1)}$  — сглаженное значение ряда в момент времени  $(t-1)$ ;  $\alpha$  — сглаживающий параметр для уровня ряда, варьирующий от 0 и 1 (чем ближе  $\alpha$  к 1, тем больший вес имеют текущие наблюдения в сравнении с предшествующими значениями);  $S_{(t)}$  — сглаженный уровень ряда в момент времени  $t$ . При наличии линейного тренда используются модели Брауна и Хольта, а при наличии сезонности — простая сезонная модель. Экспоненциальное сглаживание с применением модели Хольта–Уинтерса позволяет учитывать как наличие тренда, так и сезонность, поэтому авторы проанализированных публикаций чаще всего при оценке ожидаемой смертности использовали именно этот подход [72–79]. Важно отметить, что методы экспоненциального сглаживания дают наилучшие результаты при прогнозировании на короткий интервал времени.

Модели АРПСС в свою очередь могут учитывать влияние предикторов, обеспечивая более точный прогноз. В их основе лежит предположение, что вариация ожидаемого уровня смертности определяется следующими компонентами: авторегрессия, интегрирование и дифференцирование, а также скользящее среднее. Модель АРПСС может включать любой из вышеперечисленных компонентов как для сезонной, так и для несезонной составляющих. При прогнозировании значений временного ряда важно помнить, что факторы и среда, определяющие тренд в прошлом, могут измениться в будущем, поэтому в авторегрессии для прогнозирования ожидаемого уровня смертности (зависимая переменная) в качестве предикторов используются предсказанные значения уровня смертности (та же зависимая переменная), взятые с лагом (временным сдвигом). Значения зависимой переменной с лагами позволяют объяснить часть текущих вариаций прогнозируемых значений. Порядок авторегрессии является интервалом времени между зависимой переменной и зависимой переменной с лагом, используемой в качестве предиктора. Период времени (размер лага) определяется исследователем. В большинстве случаев он рассчитывается как число точек в одном временном ряду,

делённое на 4. Например, в случае временного ряда, содержащего помесечные значения смертности за 12 мес, число точек будет равняться 12, а лаг составит 3 мес. Если на зависимую переменную влияет зависимая переменная с лагом, равным одному периоду времени (в нашем примере — 3 мес), то такая модель авторегрессии имеет 1 порядок. Таким образом, значение зависимой переменной в предыдущий момент времени ( $t-1$ ) является хорошим индикатором/предиктором значения зависимой переменной в настоящий момент времени  $t$ . Если хорошим предиктором зависимой переменной служит зависимая переменная, взятая два периода назад (в нашем примере — 6 мес), то процесс ауторегрессии имеет порядок 2 и так далее. Уравнение простой авторегрессионной модели можно представить как

$$y_{(t)} = \Phi_1 \times y_{(t-1)} + e_{(t)} + a,$$

где значение уровня смертности в определённый период времени —  $y_{(t)}$  — равно: 1) сумме предыдущего значения временного ряда —  $y_{(t-1)}$ , умноженного на взвешивающий коэффициент  $\Phi_1$ ; 2) среднего значения ряда  $a$  и 3) ошибки в текущий момент времени  $e_{(t)}$ .

Зависимая переменная в модели АРПСС должна быть стационарной, чтобы удовлетворять условиям применения данного метода. Стационарный ряд обладает следующими характеристиками: 1 — постоянный средний уровень, 2 — дисперсия постоянна для всего ряда. Следовательно, если величина сезонных колебаний ряда увеличивается/уменьшается с течением времени, то данный ряд не является стационарным. Помимо этого, если структура взаимосвязей значений ряда имеет порядок 2, то предполагается, что это верно для всего ряда. Нарушение условия стационарности затрудняет определение вариации зависимой переменной. Если среднее значение ряда меняется с течением времени, то выявленные взаимосвязи окажутся искажёнными. В этом случае используется компонент дифференцирования в модели АРПСС, который позволяет исключить тренд и сформировать стационарный ряд, а последующее интегрирование (обратная операция), выполняемое при построении прогноза, возвращает тренд назад.

Компонент скользящего среднего модели АРПСС отличается от авторегрессии тем, что в качестве независимой переменной вместо значений зависимой переменной с лагами используются значения ошибки модели с лагами. Формулу скользящего среднего можно записать как:

$$y_{(t)} = \Phi_1 \times e_{(t-1)} + e_{(t)} + a,$$

где значение уровня смертности в определённый период времени  $y_{(t)}$  равно: 1) сумме ошибки модели в предыдущий момент времени  $e_{(t-1)}$ , умноженной на взвешивающий коэффициент  $\Phi_1$ ; 2) среднего значения ряда  $a$  и 3) ошибки в текущий момент времени  $e_{(t)}$ .

Компонент скользящего среднего позволяет учитывать шумы (например, непредвиденные изменения окружающей среды), которые влияют на описываемую

временным рядом закономерность. Порядок скользящего среднего задаётся длиной лага между учитываемой ошибкой и зависимой переменной. Если на зависимую переменную влияет ошибка модели с лагом в один период, то это процесс скользящего среднего первого порядка. Данный факт свидетельствует о том, что ошибка модели в предыдущем периоде связана с текущим значением зависимой переменной.

Для прогнозирования значений ожидаемой смертности в модели АРПСС можно учитывать влияние предикторов как в определённый момент времени, так и с опережением или лагом. Несколько предикторов могут быть включены в модель с различными временными лагами. Простейший пример множественной модели АРПСС выглядит следующим образом:

$$y_{(t)} = b_1 \times x_{(t-1)} + e_{(t)} + a,$$

где значение уровня смертности в определённый период времени  $y_{(t)}$  равно сумме: 1) значения ряда предиктора в предыдущий момент времени  $x_{(t-1)}$ , умноженного на взвешивающий коэффициент  $b_1$ ; 2) среднего значения ряда  $a$ ; 3) ошибки в текущий момент времени  $e_{(t)}$ .

Стоит отметить, что чаще всего авторы вручную подбирают параметры для используемых временных рядов и проводят расчёты в широко используемых программах статистического анализа (например, R) для отдельных государств и регионов. При этом в большинстве проанализированных нами работ не приводится алгоритмов, позволяющих определить параметры моделей в автоматическом режиме.

## Комбинация и сравнение методов

В некоторых случаях исследователи использовали сразу несколько методов моделирования и оценки ожидаемого числа смертей/смертности. Так, J.M. Aburto и соавт. [83] при оценке избыточной смертности в Англии и Уэльсе использовали обобщённые аддитивные модели, предполагающие отрицательное биномиальное и пуассоновское распределение смертей за период исследования, которые учитывали различные лог-линейные тренды смертности, стратифицированные по полу и возрасту, сглаженные эффекты для возраста и сезонности и взаимодействие между ними. Кроме того, исследователями была использована обобщённая линейная модель по типу регрессии Серфлинга. Особенностью данного исследования явилось также применение так называемых индикаторных переменных для систематических задержек в регистрации смерти наблюдаемых в недели, совпадающие с праздниками (недели 1, 22 и 52). В качестве альтернативы представленным выше методам авторы использовали средний уровень показателей смертности, наблюдаемых в каждую неделю в 2015–2019 гг.

Помимо классических моделей оценки и прогнозирования смертности с недавнего времени появляются работы, демонстрирующие потенциал машинного обучения

для решения подобных задач, причём если в части работ машинное обучение применяется для совершенствования классических подходов, то в других прогнозирование осуществляется с помощью исключительно технологий искусственного интеллекта. Из использованных технологий можно перечислить глубокие и неглубокие свёрточные нейронные сети, «деревья решений», «случайный лес» и «градиентный бустинг» [84–86]. В отечественной литературе одной из первых таких попыток стала работа А.В. Гусева с соавт. [87], в которой использовались технологии Catboost для создания и сравнения краткосрочных предиктивных моделей смертности. Авторам удалось добиться уменьшения ошибки модели до 0,5% для 2019 года, но для 2020 года процент ошибки составлял 8–16%, причём характеристики регионов не увеличивали прогнозную ценность моделей, что, как отмечают авторы, «указывает на невозможность точного прогнозирования с помощью Catboost в условиях резких изменений, таких как пандемия», и это вызывает необходимость поиска и тестирования альтернативных моделей.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящее время в научной литературе встречается большое количество статистических моделей, позволяющих оценивать избыточную смертность исходя из моделирования демографических процессов на основе анализа исторических данных. Наиболее часто используемыми из них являются регрессия Пуассона с коррекцией на избыточную дисперсию и ряд адаптивных моделей, основанных на авторегрессии и проинтегрированном скользящем среднем. Выбор модели основывается на длительности имеющегося вариационного ряда, его характеристиках и интервале для прогнозирования. Для различных регионов, возрастных групп и классов причин смерти также применяются различные модели, что в настоящее время ограничивает вероятность использования универсального алгоритма для всех ситуаций и вместе с тем обосновывает необходимость разработки аналитических алгоритмов, способных определять наиболее подходящую модель для каждой конкретной ситуации. Использование технологий машинного обучения имеет большой потенциал

для прогнозирования ожидаемых популяционных значений смертности, но эти технологии нуждаются в адаптации для ситуаций с резкими отклонениями от типичных паттернов.

## ДОПОЛНИТЕЛЬНО

**Вклад авторов.** Все авторы подтверждают соответствие своего авторства международным критериям ICMJE. Е.А. Кригер — отбор литературы и её критическая оценка, качественный синтез информации, подготовка первой версии текста; В.А. Постоев — отбор литературы и её критическая оценка, качественный синтез информации, подготовка первой версии текста; А.М. Гржибовский — идея и дизайн исследования, подготовка финальной версии рукописи. Все авторы внесли существенный вклад в написание последующих версий статьи, прочли и одобрили финальную версию перед публикацией.

**Источник финансирования.** Работа поддержана грантом Российского научного фонда № 22-15-20059.

**Конфликт интересов.** Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

**Приложение 1.** Основные аналитические подходы к оценке избыточной смертности на примере пандемии COVID-19.  
doi: 10.17816/humeco595937-4185856



## ADDITIONAL INFORMATION

**Authors' contribution.** All authors confirm that their authorship meets the international ICMJE criteria. E.A. Krieger — literature search and critical evaluation of papers, writing the first draft; V.A. Postoev — literature search and critical evaluation of papers, writing the first draft; A.M. Grjibovski — study concept and design, final editing. All authors drafted the first and subsequent versions of the text, read and approved the final version of the manuscript.

**Funding source.** The study was supported by a grant from the Russian Science Foundation (Project 22-15-20059).

**Competing interests.** The authors declare that they have no competing interests.

**Supplement 1.** Analytical approaches for assessing excess mortality during the COVID-19 pandemic.  
doi: 10.17816/humeco595937-4185856



## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Wasim U., Tahir M.J., Siddiqi A.R., et al. The impact of the COVID-19 pandemic on impending cancer deaths due to delays in diagnosis in the UK // *J Med Virol*. 2022. Vol. 94, N 1. P. 20–21. doi: 10.1002/jmv.27305
2. Williams R., Jenkins D.A., Ashcroft D.M., et al. Diagnosis of physical and mental health conditions in primary care during the COVID-19 pandemic: a retrospective cohort study // *Lancet Public Health*. 2020. Vol. 5, N 10. P. e543–e550. doi: 10.1016/S2468-2667(20)30201-2
3. Mohamed M.O., Banerjee A., Clarke S., et al. Impact of COVID-19 on cardiac procedure activity in England and associated 30-day mortality // *Eur Heart J Qual Care Clin Outcomes*. 2021. Vol. 7, N 3. P. 247–256. doi: 10.1093/ehjqcco/qcaa079
4. Qi J., Zhang D., Zhang X., et al. Do lockdowns bring about additional mortality benefits or costs? Evidence based on Death Records from 300 million Chinese people // *medRxiv*. 2020. P. 20183699. doi: 10.1101/2020.08.28.20183699
5. Kontopantelis E., Mamas M.A., Webb R.T., et al. Excess deaths from COVID-19 and other causes by region, neighbourhood deprivation level and place of death during the first 30 weeks

- of the pandemic in England and Wales: a retrospective registry study // *Lancet Reg Health Eur.* 2021. Vol. 7. P. 100144. doi: 10.1016/j.lanepe.2021.100144
6. Vanella P., Basellini U., Lange B. Assessing excess mortality in times of pandemics based on principal component analysis of weekly mortality data—the case of COVID-19 // *Genus.* 2021. Vol. 77, N 1. P. 16. doi: 10.1186/s41118-021-00123-9
  7. Vestergaard L.S., Nielsen J., Richter L., et al. Excess all-cause mortality during the COVID-19 pandemic in Europe — preliminary pooled estimates from the EuroMOMO network, March to April 2020 // *Euro Surveill.* 2020. Vol. 25, N 26. P. 2001214. doi: 10.2807/1560-7917.ES.2020.25.26.2001214
  8. <https://euromomo.eu/> [интернет]. EuroMOMO. Methods [дата обращения: 26.04.2023]. Доступ по ссылке: <https://euromomo.eu/how-it-works/methods>
  9. Quevedo-Ramirez A., Al-Kassab-Córdova A., Mendez-Guerra C., et al. Altitude and excess mortality during COVID-19 pandemic in Peru // *Respir Physiol Neurobiol.* 2020. Vol. 281. P. 103512. doi: 10.1016/j.resp.2020.103512
  10. Ramírez-Soto M.C., Ortega-Cáceres G., Arroyo-Hernández H. Excess all-cause deaths stratified by sex and age in Peru: a time series analysis during the COVID-19 pandemic // *BMJ Open.* 2022. Vol. 12, N 3. P. e057056. doi: 10.1136/bmjopen-2021-057056
  11. Molenberghs G., Faes C., Verbeeck J., et al. COVID-19 mortality, excess mortality, deaths per million and infection fatality ratio, Belgium, 9 March 2020 to 28 June 2020 // *Euro Surveill.* 2022. Vol. 27, N 7. P. 2002060. doi: 10.2807/1560-7917.ES.2022.27.7.2002060
  12. Modig K., Ahlbom A., Ebeling M. Excess mortality from COVID-19: weekly excess death rates by age and sex for Sweden and its most affected region // *Eur J Public Health.* 2021. Vol. 31, N 1. P. 17–22. doi: 10.1093/eurpub/ckaa218
  13. Mannucci E., Nreu B., Monami M. Factors associated with increased all-cause mortality during the COVID-19 pandemic in Italy // *Int J Infect Dis.* 2020. Vol. 98. P. 121–124. doi: 10.1016/j.ijid.2020.06.077
  14. Lima E.E.C., Vilela E.A., Peralta A., et al. Investigating regional excess mortality during 2020 COVID-19 pandemic in selected Latin American countries // *Genus.* 2021. Vol. 77, N 1. P. 30. doi: 10.1186/s41118-021-00139-1
  15. Liu J., Zhang L., Yan Y., et al. Excess mortality in Wuhan city and other parts of China during the three months of the COVID-19 outbreak: findings from nationwide mortality registries // *BMJ.* 2021. Vol. 372. P. n415. doi: 10.1136/bmj.n415
  16. Pimenoff V.N., Elfström M., Baussano I., et al. Estimating total excess mortality during a coronavirus disease 2019 outbreak in Stockholm, Sweden // *Clin Infect Dis.* 2021. Vol. 72, N 11. P. e890–e892. doi: 10.1093/cid/ciaa1593
  17. Kapitsinis N. The underlying factors of excess mortality in 2020: a cross-country analysis of pre-pandemic healthcare conditions and strategies to cope with Covid-19 // *BMC Health Serv Res.* 2021. Vol. 21, N 1. P. 1197. doi: 10.1186/s12913-021-07169-7
  18. Cusack D.A. COVID-19 pandemic: coroner's database of death inquiries with clinical epidemiology and total and excess mortality analyses in the district of Kildare March to June 2020 // *J Forensic Leg Med.* 2020. Vol. 76. P. 102072. doi: 10.1016/j.jflm.2020.102072
  19. Bogos K., Kiss Z., Kerpel Fronius A., et al. Different trends in excess mortality in a central european country compared to main european regions in the year of the COVID-19 pandemic (2020): a Hungarian analysis // *Pathol Oncol Res.* 2021. N 27. P. 1609774. doi: 10.3389/pore.2021.1609774
  20. Драпкина О.М., Самородская И.В., Какорина Е.П. Вопросы при кодировании причин смерти в период эпидемии COVID-19 // *Профилактическая медицина.* 2020. Т. 23, № 7. С. 23–32. doi: 10.17116/profmed20202307123
  21. Драпкина О.М., Самородская И.В., Какорина Е.П., Семенов В.Ю. COVID-19 и региональная смертность в Российской Федерации // *Профилактическая медицина.* 2021. Т. 24, № 7. С. 14–21. doi: 10.17116/profmed20212407114
  22. Горошко Н.В., Пацала С.В. Избыточная смертность в период пандемии COVID-19: регионы России на фоне страны // *Социально-трудовые исследования.* 2022. № 1. С. 103–116. doi: 10.34022/2658-3712-2022-46-1-103-116
  23. Горошко Н.В., Пацала С.В. Основные причины избыточной смертности населения в России в условиях пандемии COVID-19 // *Социальные аспекты здоровья населения.* 2021. Т. 67, № 6. С. 1. doi: 10.21045/2071-5021-2021-67-6-1
  24. Горошко Н.В., Пацала С.В. Избыточная смертность пожилого населения России в условиях пандемии COVID-19 // *Социальное пространство.* 2022. Т. 8, № 1. С. 1. doi: 10.15838/sa.2022.1.33.1
  25. Maruotti A., Jona-Lasinio G., Divino F., et al. Estimating COVID-19-induced excess mortality in Lombardy, Italy // *Aging Clin Exp Res.* 2022. Vol. 34, N 2. P. 475–479. doi: 10.1007/s40520-021-02060-1
  26. Leffler C.T., Lykins V.J.D., Das S., et al. Preliminary analysis of excess mortality in India during the COVID-19 pandemic // *Am J Trop Med Hyg.* 2022. Vol. 106, N 5. P. 1507–1510. doi: 10.4269/ajtmh.21-0864
  27. Verbeeck J., Faes C., Neyens T., et al. A linear mixed model to estimate COVID-19-induced excess mortality // *Biometrics.* 2023. Vol. 79, N 1. P. 417–425. doi: 10.1111/biom.13578
  28. Gibertoni D., Adja K.Y.C., Golinelli D., et al. Patterns of COVID-19 related excess mortality in the municipalities of Northern Italy during the first wave of the pandemic // *Health Place.* 2021. Vol. 67. P. 102508. doi: 10.1016/j.healthplace.2021.102508
  29. Chan E.Y.S., Cheng D., Martin J. Impact of COVID-19 on excess mortality, life expectancy, and years of life lost in the United States // *PLoS One.* 2021. Vol. 16, N 9. P. e0256835. doi: 10.1371/journal.pone.0256835
  30. Tadbiri H., Moradi-Lakeh M., Naghavi M. All-cause excess mortality and COVID-19-related deaths in Iran // *Med J Islam Repub Iran.* 2020. Vol. 34. P. 80. doi: 10.34171/mjiri.34.80
  31. Gibertoni D., Sanmarchi F., Adja K.Y.C., et al. Small-scale spatial distribution of COVID-19-related excess mortality // *MethodsX.* 2021. Vol. 8. P. 101257. doi: 10.1016/j.mex.2021.101257
  32. Karlinsky A., Kobak D. Tracking excess mortality across countries during the COVID-19 pandemic with the World Mortality Dataset // *Elife.* 2021. Vol. 10. P. e69336. doi: 10.7554/eLife.69336
  33. Paglino E., Lundberg D.J., Zhou Z., et al. Monthly excess mortality across counties in the United States during the Covid-19 pandemic, March 2020 to February 2022 // *medRxiv.* 2022. Vol. 2022.04.23.22274192. doi: 10.1101/2022.04.23.22274192

34. Quast T., Andel R. Excess mortality associated with COVID-19 by demographic group: evidence from Florida and Ohio // *Public Health Rep.* 2021. Vol. 136, N 6. P. 782–790. doi: 10.1177/00333549211041550
35. Goujon A., Natale F., Ghio D., Conte A. Demographic and territorial characteristics of COVID-19 cases and excess mortality in the European Union during the first wave // *J Popul Res (Canberra)*. 2022. Vol. 39, N 4. P. 533–556. doi: 10.1007/s12546-021-09263-3
36. Warsame A., Bashiir F., Freemantle T., et al. Excess mortality during the COVID-19 pandemic: a geospatial and statistical analysis in Mogadishu, Somalia // *Int J Infect Dis.* 2021. Vol. 113. P. 190–199. doi: 10.1016/j.ijid.2021.09.049
37. Stokes A.C., Lundberg D.J., Elo I.T., et al. Assessing the impact of the Covid-19 pandemic on US mortality: a county-level analysis // *medRxiv.* 2021. Vol. 2020.08.31.20184036. doi: 10.1101/2020.08.31.20184036
38. Achilleos S., Quattrocchi A., Gabel J., et al. Excess all-cause mortality and COVID-19-related mortality: a temporal analysis in 22 countries, from January until August 2020 // *Int J Epidemiol.* 2022. Vol. 51, N 1. P. 35–53. doi: 10.1093/ije/dyab123
39. Wu J., Mafham M., Mamas M.A., et al. Place and underlying cause of death during the COVID-19 pandemic: retrospective cohort study of 3.5 million deaths in England and Wales, 2014 to 2020 // *Mayo Clin Proc.* 2021. Vol. 96, N 4. P. 952–963. doi: 10.1016/j.mayocp.2021.02.007
40. Alicandro G., Remuzzi G., Centanni S., et al. Excess total mortality during the Covid-19 pandemic in Italy: updated estimates indicate persistent excess in recent months // *Med Lav.* 2022. Vol. 113, N 2. P. e2022021. doi: 10.23749/mdl.v113i2.13108
41. Modig K., Lambe M., Ahlbom A., Ebeling M. Excess mortality for men and women above age 70 according to level of care during the first wave of COVID-19 pandemic in Sweden: a population-based study // *Lancet Reg Health Eur.* 2021. Vol. 4. P. 100072. doi: 10.1016/j.lanep.2021.100072
42. Gadeyne S., Rodriguez-Loureiro L., Surkyn J., et al. Are we really all in this together? The social patterning of mortality during the first wave of the COVID-19 pandemic in Belgium // *Int J Equity Health.* 2021. Vol. 20, N 1. P. 258. doi: 10.1186/s12939-021-01594-0
43. Conti S., Ferrara P., Mazzaglia G., et al. Magnitude and time-course of excess mortality during COVID-19 outbreak: population-based empirical evidence from highly impacted provinces in northern Italy // *ERJ Open Res.* 2020. Vol. 6, N 3. P. 00458-2020. doi: 10.1183/23120541.00458-2020
44. Nielsen J., Nørgaard S.K., Lanzieri G., et al. Sex-differences in COVID-19 associated excess mortality is not exceptional for the COVID-19 pandemic // *Sci Rep.* 2021. Vol. 11, N 1. P. 20815. doi: 10.1038/s41598-021-00213-w
45. Fouillet A., Pontais I., Caserio-Schönemann C. Excess all-cause mortality during the first wave of the COVID-19 epidemic in France, March to May 2020 // *Euro Surveill.* 2020. Vol. 25, N 34. P. 2001485. doi: 10.2807/1560-7917.ES.2020.25.34.2001485
46. Décarie Y., Michaud P.C. Counting the dead: COVID-19 and mortality in Quebec and British Columbia during the first wave // *Can Stud Popul.* 2021. Vol. 48, N 2-3. P. 139–164. doi: 10.1007/s42650-021-00053-z
47. Brant L.C.C., Nascimento B.R., Teixeira R.A., et al. Excess of cardiovascular deaths during the COVID-19 pandemic in Brazilian capital cities // *Heart.* 2020. Vol. 106, N 24. P. 1898–1905. doi: 10.1136/heartjnl-2020-317663
48. Teixeira R.A., Vasconcelos A.M.N., Torens A., et al. Excess mortality due to natural causes among whites and blacks during the COVID-19 pandemic in Brazil // *Rev Soc Bras Med Trop.* 2022. Vol. 55(suppl. 1). P. e0283. doi: 10.1590/0037-8682-0283-2021
49. Todd M., Pharis M., Gulino S.P., et al. Excess mortality during the COVID-19 pandemic in Philadelphia // *Am J Public Health.* 2021. Vol. 111, N 7. P. 1352–1357. doi: 10.2105/AJPH.2021.306285
50. Islam N., Shkolnikov V.M., Acosta R.J., et al. Excess deaths associated with covid-19 pandemic in 2020: age and sex disaggregated time series analysis in 29 high income countries // *BMJ.* 2021. Vol. 373. P. n1137. doi: 10.1136/bmj.n1137
51. Khader Y., Al Nsour M. Excess mortality during the COVID-19 pandemic in Jordan: secondary data analysis // *JMIR Public Health Surveill.* 2021. Vol. 7, N 10. P. e32559. doi: 10.2196/32559
52. Akhmetzhanov A.R. Estimation of delay-adjusted all-cause excess mortality in the USA: March–December 2020 // *Epidemiol Infect.* 2021. Vol. 149. P. e156. doi: 10.1017/S0950268821001527
53. Bilinski A., Emanuel E.J. COVID-19 and excess all-cause mortality in the US and 18 comparison countries // *JAMA.* 2020. Vol. 324, N 20. P. 2100–2102. doi: 10.1001/jama.2020.20717
54. Traub E., Amoon A.T., Rollin-Alamillo L., et al. Excess mortality associated with the COVID-19 pandemic Los Angeles County, March–September 2020 // *J Public Health Manag Pract.* 2021. Vol. 27, N 3. P. 233–239. doi: 10.1097/PHH.0000000000001344
55. Strongman H., Carreira H., De Stavola B.L., et al. Factors associated with excess all-cause mortality in the first wave of the COVID-19 pandemic in the UK: a time series analysis using the Clinical Practice Research Datalink // *PLoS Med.* 2022. Vol. 19, N 1. P. e1003870. doi: 10.1371/journal.pmed.1003870
56. Sanmarchi F., Golinelli D., Lenzi J., et al. Exploring the gap between excess mortality and COVID-19 deaths in 67 countries // *JAMA Netw Open.* 2021. Vol. 4, N 7. P. e2117359. doi: 10.1001/jamanetworkopen.2021.17359
57. Lajous M., Huerta-Gutiérrez R., Kennedy J., et al. Excess deaths in Mexico city and New York city during the COVID-19 pandemic, March to August 2020 // *Am J Public Health.* 2021. Vol. 111, N 10. P. 1847–1850. doi: 10.2105/AJPH.2021.306430
58. Dorrucchi M., Minelli G., Boros S., et al. Excess mortality in Italy during the COVID-19 pandemic: assessing the differences between the first and the second wave, year 2020 // *Front Public Health.* 2021. Vol. 9. P. 669209. doi: 10.3389/fpubh.2021.669209
59. Santos A.M.D., Souza B.F., Carvalho C.A., et al. Excess deaths from all causes and by COVID-19 in Brazil in 2020 // *Rev Saude Publica.* 2021. Vol. 55. P. 71. doi: 10.11606/s1518-8787.2021055004137
60. Dahal S., Banda J.M., Bento A.I., et al. Characterizing all-cause excess mortality patterns during COVID-19 pandemic in Mexico // *BMC Infect Dis.* 2021. Vol. 21, N 1. P. 432. doi: 10.1186/s12879-021-06122-7
61. Peretz C., Rotem N., Keinan-Boker L., et al. Excess mortality in Israel associated with COVID-19 in 2020–2021 by age group and with estimates based on daily mortality patterns in 2000–2019 // *Int J Epidemiol.* 2022. Vol. 51, N 3. P. 727–736. doi: 10.1093/ije/dyab047

62. Sinnathamby M.A., Whitaker H., Coughlan L., et al. All-cause excess mortality observed by age group and regions in the first wave of the COVID-19 pandemic in England // *Euro Surveill*. 2020. Vol. 25, N 28. P. 2001239. doi: 10.2807/1560-7917.ES.2020.25.28.2001239
63. Walkowiak M.P., Walkowiak D. Underestimation in reporting excess COVID-19 death data in Poland during the first three pandemic waves // *Int J Environ Res Public Health*. 2022. Vol. 19, N 6. P. 3692. doi: 10.3390/ijerph19063692
64. Ackley C.A., Lundberg D.J., Ma L., et al. County-level estimates of excess mortality associated with COVID-19 in the United States // *SSM Popul Health*. 2022. Vol. 17. P. 101021. doi: 10.1016/j.ssmph.2021.101021
65. Al Wahaibi A., Al-Maani A., Alyaquobi F., et al. Effects of COVID-19 on mortality: a 5-year population-based study in Oman // *Int J Infect Dis*. 2021. Vol. 104. P. 102–107. doi: 10.1016/j.ijid.2020.12.054
66. Iuliano A.D., Chang H.H., Patel N.N., et al. Estimating under-recognized COVID-19 deaths, United States, march 2020–may 2021 using an excess mortality modelling approach // *Lancet Reg Health Am*. 2021. Vol. 1. P. 100019. doi: 10.1016/j.lana.2021.100019
67. Scortichini M., Schneider Dos Santos R., De' Donato F., et al. Excess mortality during the COVID-19 outbreak in Italy: a two-stage interrupted time-series analysis // *Int J Epidemiol*. 2021. Vol. 49, N 6. P. 1909–1917. doi: 10.1093/ije/dyaa169
68. Shin M.S., Sim B., Jang W.M., Lee J.Y. Estimation of excess all-cause mortality during COVID-19 pandemic in Korea // *J Korean Med Sci*. 2021. Vol. 36, N 39. P. e280. doi: 10.3346/jkms.2021.36.e280
69. Barnard S., Fryers P., Fitzpatrick J., et al. Inequalities in excess premature mortality in England during the COVID-19 pandemic: a cross-sectional analysis of cumulative excess mortality by area deprivation and ethnicity // *BMJ Open*. 2021. Vol. 11, N 12. P. e052646. doi: 10.1136/bmjopen-2021-052646
70. Sempé L., Lloyd-Sherlock P., Martínez R., et al. Estimation of all-cause excess mortality by age-specific mortality patterns for countries with incomplete vital statistics: a population-based study of the case of Peru during the first wave of the COVID-19 pandemic // *Lancet Reg Health Am*. 2021. Vol. 2. P. 100039. doi: 10.1016/j.lana.2021.100039
71. Passos V.M.A., Brant L.C.C., Pinheiro P.C., et al. Higher mortality during the COVID-19 pandemic in socially vulnerable areas in Belo Horizonte: implications for vaccine prioritization. Maior mortalidade durante a pandemia de COVID-19 em áreas socialmente vulneráveis em Belo Horizonte: implicações para a priorização da vacinação // *Rev Bras Epidemiol*. 2021. Vol. 24. P. e210025. doi: 10.1590/1980-549720210025
72. Riley A.R., Chen Y.H., Matthay E.C., et al. Excess mortality among Latino people in California during the COVID-19 pandemic // *SSM Popul Health*. 2021. Vol. 15. P. 100860. doi: 10.1016/j.ssmph.2021.100860
73. Chen Y.H., Glymour M., Riley A., et al. Excess mortality associated with the COVID-19 pandemic among Californians 18–65 years of age, by occupational sector and occupation: March through November 2020 // *PLoS One*. 2021. Vol. 16, N 6. P. e0252454. doi: 10.1371/journal.pone.0252454
74. Nucci L.B., Enes C.C., Ferraz F.R., et al. Excess mortality associated with COVID-19 in Brazil: 2020–2021 // *J Public Health (Oxf)*. 2023. Vol. 45, N 1. P. e7–e9. doi: 10.1093/pubmed/fdab398
75. Kirpich A., Shishkin A., Weppelmann T.A., et al. Excess mortality in Belarus during the COVID-19 pandemic as the case study of a country with limited non-pharmaceutical interventions and limited reporting // *Sci Rep*. 2022. Vol. 12, N 1. P. 5475. doi: 10.1038/s41598-022-09345-z
76. Cevallos-Valdiviezo H., Vergara-Montesdeoca A., Zambrano-Zambrano G. Measuring the impact of the COVID-19 outbreak in Ecuador using preliminary estimates of excess mortality, March 17–October 22, 2020 // *Int J Infect Dis*. 2021. Vol. 104. P. 297–299. doi: 10.1016/j.ijid.2020.12.045
77. Kelly G., Petti S., Noah N. Covid-19, non-Covid-19 and excess mortality rates not comparable across countries // *Epidemiol Infect*. 2021. Vol. 149. P. e176. doi: 10.1017/S0950268821001850
78. Safavi-Naini S.A.A., Farsi Y., Alali W.Q., et al. Excess all-cause mortality and COVID-19 reported fatality in Iran (April 2013–September 2021): age and sex disaggregated time series analysis // *BMC Res Notes*. 2022. Vol. 15, N 1. P. 130. doi: 10.1186/s13104-022-06018-y
79. Vieira A., Peixoto V.R., Aguiar P., Abrantes A. Rapid estimation of excess mortality during the COVID-19 pandemic in Portugal — beyond reported deaths // *J Epidemiol Glob Health*. 2020. Vol. 10, N 3. P. 209–213. doi: 10.2991/jegeh.k.200628.001
80. Pelat C., Boëlle P.Y., Cowling B.J., et al. Online detection and quantification of epidemics // *BMC Med Inform Decis Mak*. 2007. Vol. 7. P. 29. doi: 10.1186/1472-6947-7-29
81. <https://github.com/> [интернет]. EuroMOMOnetwork / MOMO [дата обращения: 26.04.2023]. Доступ по ссылке: <https://github.com/EuroMOMOnetwork/MOMO>
82. Wiemken T.L., Rutschman A.S., Niemotka S., Prener C.G. Excess mortality in the United States in 2020: forecasting and anomaly detection // *Am J Infect Control*. 2021. Vol. 49, N 9. P. 1189–1190. doi: 10.1016/j.ajic.2021.03.013
83. Aburto J.M., Kashyap R., Schöley J., et al. Estimating the burden of the COVID-19 pandemic on mortality, life expectancy and lifespan inequality in England and Wales: a population-level analysis // *J Epidemiol Community Health*. 2021. Vol. 75, N 8. P. 735–740. doi: 10.1136/jech-2020-215505
84. Deprez P., Shevchenko P.V., Wüthrich M.V. Machine learning techniques for mortality modeling // *European Actuarial Journal*. 2017. Vol. 7, N 2. P. 337–352. doi: 10.1007/s13385-017-0152-4
85. Levantesi S., Pizzorusso V. Application of machine learning to mortality modeling and forecasting // *Risks*. 2019. Vol. 7, N 1. P. 26. doi: 10.3390/risks7010026
86. Perla F., Richman R., Scognamiglio S., Wuthrich M.V. Time-series forecasting of mortality rates using deep learning // *SSRN*. 2021. Vol. 2021, N 7. P. 572–598. doi: 10.2139/ssrn.3595426
87. Гусев А.В., Андрейченко А.Е., Котловский М.Ю., и др. Краткосрочное прогнозирование показателей смертности на основе оперативных данных методом машинного обучения // Демографическое обозрение. 2023. Т. 10, № 2. С. 132–142. doi: 10.17323/demreview.v10i2.17768

## REFERENCES

1. Wasim U, Tahir MJ, Siddiqi AR, et al. The impact of the COVID-19 pandemic on impending cancer deaths due to delays in diagnosis in the UK. *J Med Virol.* 2022;94(1):20–21. doi: 10.1002/jmv.27305
2. Williams R, Jenkins DA, Ashcroft DM, et al. Diagnosis of physical and mental health conditions in primary care during the COVID-19 pandemic: a retrospective cohort study. *Lancet Public Health.* 2020;5(10):e543–e550. doi: 10.1016/S2468-2667(20)30201-2
3. Mohamed MO, Banerjee A, Clarke S, et al. Impact of COVID-19 on cardiac procedure activity in England and associated 30-day mortality. *Eur Heart J Qual Care Clin Outcomes.* 2021;7(3):247–256. doi: 10.1093/ehjqcco/qcaa079
4. Qi J, Zhang D, Zhang X, et al. Do lockdowns bring about additional mortality benefits or costs? Evidence based on Death Records from 300 million Chinese people. *medRxiv.* 2020;20183699. doi: 10.1101/2020.08.28.20183699
5. Kontopantelis E, Mamas MA, Webb RT, et al. Excess deaths from COVID-19 and other causes by region, neighbourhood deprivation level and place of death during the first 30 weeks of the pandemic in England and Wales: a retrospective registry study. *Lancet Reg Health Eur.* 2021;7:100144. doi: 10.1016/j.lanpe.2021.100144
6. Vanella P, Basellini U, Lange B. Assessing excess mortality in times of pandemics based on principal component analysis of weekly mortality data—the case of COVID-19. *Genus.* 2021;77(1):16. doi: 10.1186/s41118-021-00123-9
7. Vestergaard LS, Nielsen J, Richter L, et al. Excess all-cause mortality during the COVID-19 pandemic in Europe — preliminary pooled estimates from the EuroMOMO network, March to April 2020. *Euro Surveill.* 2020;25(26):2001214. doi: 10.2807/1560-7917.ES.2020.25.26.2001214
8. <https://euromomo.eu/> [Internet]. Methods — EuroMOMO [дата обращения: 26.04.2023]. Available from: <https://euromomo.eu/how-it-works/methods>
9. Quevedo-Ramirez A, Al-Kassab-Córdova A, Mendez-Guerra C, et al. Altitude and excess mortality during COVID-19 pandemic in Peru. *Respir Physiol Neurobiol.* 2020;281:103512. doi: 10.1016/j.resp.2020.103512
10. Ramírez-Soto MC, Ortega-Cáceres G, Arroyo-Hernández H. Excess all-cause deaths stratified by sex and age in Peru: a time series analysis during the COVID-19 pandemic. *BMJ Open.* 2022;12(3):e057056. doi: 10.1136/bmjopen-2021-057056
11. Molenberghs G, Faes C, Verbeeck J, et al. COVID-19 mortality, excess mortality, deaths per million and infection fatality ratio, Belgium, 9 March 2020 to 28 June 2020. *Euro Surveill.* 2022;27(7):2002060. doi: 10.2807/1560-7917.ES.2022.27.7.2002060
12. Modig K, Ahlbom A, Ebeling M. Excess mortality from COVID-19: weekly excess death rates by age and sex for Sweden and its most affected region. *Eur J Public Health.* 2021;31(1):17–22. doi: 10.1093/eurpub/ckaa218
13. Mannucci E, Nreu B, Monami M. Factors associated with increased all-cause mortality during the COVID-19 pandemic in Italy. *Int J Infect Dis.* 2020;98:121–124. doi: 10.1016/j.ijid.2020.06.077
14. Lima EEC, Vilela EA, Peralta A, et al. Investigating regional excess mortality during 2020 COVID-19 pandemic in selected Latin American countries. *Genus.* 2021;77(1):30. doi: 10.1186/s41118-021-00139-1
15. Liu J, Zhang L, Yan Y, et al. Excess mortality in Wuhan city and other parts of China during the three months of the covid-19 outbreak: findings from nationwide mortality registries. *BMJ.* 2021;372:n415. doi: 10.1136/bmj.n415
16. Pimenoff VN, Elfström M, Baussano I, et al. Estimating total excess mortality during a coronavirus disease 2019 outbreak in Stockholm, Sweden. *Clin Infect Dis.* 2021;72(11):e890–e892. doi: 10.1093/cid/ciaa1593
17. Kapitsinis N. The underlying factors of excess mortality in 2020: a cross-country analysis of pre-pandemic healthcare conditions and strategies to cope with Covid-19. *BMC Health Serv Res.* 2021;21(1):1197. doi: 10.1186/s12913-021-07169-7
18. Cusack DA. COVID-19 pandemic: coroner's database of death inquiries with clinical epidemiology and total and excess mortality analyses in the district of Kildare March to June 2020. *J Forensic Leg Med.* 2020;76:102072. doi: 10.1016/j.jflm.2020.102072
19. Bogos K, Kiss Z, Kerpel Fronius A, et al. Different trends in excess mortality in a central european country compared to main european regions in the year of the COVID-19 pandemic (2020): a Hungarian analysis. *Pathol Oncol Res.* 2021;27:1609774. doi: 10.3389/pore.2021.1609774
20. Drapkina OM, Samorodskaya IV, Kakorina EP. Issues related to death reasons coding during the COVID-19 epidemic. *The Russian Journal of Preventive Medicine.* 2020;23(7):23–32. doi: 10.17116/profmed20202307123
21. Drapkina OM, Samorodskaya IV, Kakorina EP, Semenov VYu. COVID-19 and regional mortality in the Russian Federation. *The Russian Journal of Preventive Medicine.* 2021;24(7):14–21. doi: 10.17116/profmed20212407114
22. Goroshko NV, Patsala SV. Excess mortality during the COVID-19 pandemic: Russian regions against the backdrop of the country. *Social and Labor Research.* 2022;(1):103–116. doi: 10.34022/2658-3712-2022-46-1-103-116
23. Goroshko NV, Patsala SV. Main causes of excess mortality in Russia in the context of the COVID-19 pandemic. *Social Aspects of Population Health.* 2021;67(6):1. doi: 10.21045/2071-5021-2021-67-6-1
24. Goroshko NV, Patsala SV. Excess mortality in the elderly population of Russia under the COVID-19 pandemic. *Social Area.* 2022;8(1):1. doi: 10.15838/sa.2022.1.33.1
25. Maruotti A, Jona-Lasinio G, Divino F, et al. Estimating COVID-19-induced excess mortality in Lombardy, Italy. *Aging Clin Exp Res.* 2022;34(2):475–479. doi: 10.1007/s40520-021-02060-1
26. Leffler CT, Lykins V JD, Das S, et al. Preliminary analysis of excess mortality in india during the COVID-19 pandemic. *Am J Trop Med Hyg.* 2022;106(5):1507–1510. doi: 10.4269/ajtmh.21-0864
27. Verbeeck J, Faes C, Neyens T, et al. A linear mixed model to estimate COVID-19-induced excess mortality. *Biometrics.* 2023;79(1):417–425. doi: 10.1111/biom.13578
28. Gibertoni D, Adja KYC, Golinelli D, et al. Patterns of COVID-19 related excess mortality in the municipalities of Northern

- Italy during the first wave of the pandemic. *Health Place*. 2021;67:102508. doi: 10.1016/j.healthplace.2021.102508
29. Chan EYS, Cheng D, Martin J. Impact of COVID-19 on excess mortality, life expectancy, and years of life lost in the United States. *PLoS One*. 2021;16(9):e0256835.
  30. Tadbiri H, Moradi-Lakeh M, Naghavi M. All-cause excess mortality and COVID-19-related deaths in Iran. *Med J Islam Repub Iran*. 2020;34:80. doi: 10.1371/journal.pone.0256835
  31. Gibertoni D, Sanmarchi F, Adja KYC, et al. Small-scale spatial distribution of COVID-19-related excess mortality. *MethodsX*. 2021;8:101257. doi: 10.1016/j.mex.2021.101257
  32. Karlinsky A, Kobak D. Tracking excess mortality across countries during the COVID-19 pandemic with the World Mortality Dataset. *Elife*. 2021;10:e69336. doi: 10.7554/eLife.69336
  33. Paglino E, Lundberg DJ, Zhou Z, et al. Monthly excess mortality across counties in the United States during the Covid-19 pandemic, March 2020 to February 2022. *medRxiv*. 2022;2022.04.23.22274192. doi: 10.1101/2022.04.23.22274192
  34. Quast T, Andel R. Excess mortality associated with COVID-19 by demographic group: evidence from Florida and Ohio. *Public Health Rep*. 2021;136(6):782–790. doi: 10.1177/00333549211041550
  35. Goujon A, Natale F, Ghio D, Conte A. Demographic and territorial characteristics of COVID-19 cases and excess mortality in the European Union during the first wave. *J Popul Res (Canberra)*. 2022;39(4):533–556. doi: 10.1007/s12546-021-09263-3
  36. Warsame A, Bashir F, Freemantle T, et al. Excess mortality during the COVID-19 pandemic: a geospatial and statistical analysis in Mogadishu, Somalia. *Int J Infect Dis*. 2021;113:190–199. doi: 10.1016/j.ijid.2021.09.049
  37. Stokes AC, Lundberg DJ, Elo IT, et al. Assessing the impact of the Covid-19 pandemic on US mortality: a county-level analysis. *medRxiv*. 2021;2020.08.31.20184036. doi: 10.1101/2020.08.31.20184036
  38. Achilleos S, Quattrocchi A, Gabel J, et al. Excess all-cause mortality and COVID-19-related mortality: a temporal analysis in 22 countries, from January until August 2020. *Int J Epidemiol*. 2022;51(1):35–53. doi: 10.1093/ije/dyab123
  39. Wu J, Mafham M, Mamas MA, et al. Place and underlying cause of death during the COVID-19 pandemic: retrospective cohort study of 3.5 million deaths in England and Wales, 2014 to 2020. *Mayo Clin Proc*. 2021;96(4):952–963. doi: 10.1016/j.mayocp.2021.02.007
  40. Alicandro G, Remuzzi G, Centanni S, et al. Excess total mortality during the Covid-19 pandemic in Italy: updated estimates indicate persistent excess in recent months. *Med Lav*. 2022;113(2):e2022021. doi: 10.23749/mdl.v113i2.13108
  41. Modig K, Lambe M, Ahlbom A, Ebeling M. Excess mortality for men and women above age 70 according to level of care during the first wave of COVID-19 pandemic in Sweden: a population-based study. *Lancet Reg Health Eur*. 2021;4:100072. doi: 10.1016/j.lanep.2021.100072
  42. Gadeyne S, Rodriguez-Loureiro L, Surkyn J, et al. Are we really all in this together? The social patterning of mortality during the first wave of the COVID-19 pandemic in Belgium. *Int J Equity Health*. 2021;20(1):258. doi: 10.1186/s12939-021-01594-0
  43. Conti S, Ferrara P, Mazzaglia G, et al. Magnitude and time-course of excess mortality during COVID-19 outbreak: population-based empirical evidence from highly impacted provinces in northern Italy. *ERJ Open Res*. 2020;6(3):00458–2020. doi: 10.1183/23120541.00458-2020
  44. Nielsen J, Nørgaard SK, Lanzieri G, et al. Sex-differences in COVID-19 associated excess mortality is not exceptional for the COVID-19 pandemic. *Sci Rep*. 2021;11(1):20815. doi: 10.1038/s41598-021-00213-w
  45. Fouillet A, Pontais I, Caserio-Schönemann C. Excess all-cause mortality during the first wave of the COVID-19 epidemic in France, March to May 2020. *Euro Surveill*. 2020;25(34):2001485. doi: 10.2807/1560-7917.ES.2020.25.34.2001485
  46. Décarie Y, Michaud PC. Counting the dead: COVID-19 and mortality in Quebec and British Columbia during the first wave. *Can Stud Popul*. 2021;48(2–3):139–164. doi: 10.1007/s42650-021-00053-z
  47. Brant LCC, Nascimento BR, Teixeira RA, et al. Excess of cardiovascular deaths during the COVID-19 pandemic in Brazilian capital cities. *Heart*. 2020;106(24):1898–1905. doi: 10.1136/heartjnl-2020-317663
  48. Teixeira RA, Vasconcelos AMN, Torens A, et al. Excess mortality due to natural causes among whites and blacks during the COVID-19 pandemic in Brazil. *Rev Soc Bras Med Trop*. 2022;55(suppl 1):e0283. doi: 10.1590/0037-8682-0283-2021
  49. Todd M, Pharis M, Gulino SP, et al. Excess mortality during the COVID-19 pandemic in Philadelphia. *Am J Public Health*. 2021;111(7):1352–1357. doi: 10.2105/AJPH.2021.306285
  50. Islam N, Shkolnikov VM, Acosta RJ, et al. Excess deaths associated with covid-19 pandemic in 2020: age and sex disaggregated time series analysis in 29 high income countries. *BMJ*. 2021;373:n1137. doi: 10.1136/bmj.n1137
  51. Khader Y, Al Nsour M. Excess mortality during the COVID-19 pandemic in Jordan: secondary data analysis. *JMIR Public Health Surveill*. 2021;7(10):e32559. doi: 10.2196/32559
  52. Akhmetzhanov AR. Estimation of delay-adjusted all-cause excess mortality in the USA: March–December 2020. *Epidemiol Infect*. 2021;149:e156. doi: 10.1017/S0950268821001527
  53. Bilinski A, Emanuel EJ. COVID-19 and excess all-cause mortality in the US and 18 comparison countries. *JAMA*. 2020;324(20):2100–2102. doi: 10.1001/jama.2020.20717
  54. Traub E, Amoon AT, Rollin-Alamillo L, et al. Excess mortality associated with the COVID-19 pandemic Los Angeles county, March–September 2020. *J Public Health Manag Pract*. 2021;27(3):233–239. doi: 10.1097/PHH.0000000000001344
  55. Strongman H, Carreira H, De Stavola BL, et al. Factors associated with excess all-cause mortality in the first wave of the COVID-19 pandemic in the UK: a time series analysis using the clinical practice research datalink. *PLoS Med*. 2022;19(1):e1003870. doi: 10.1371/journal.pmed.1003870
  56. Sanmarchi F, Golinelli D, Lenzi J, et al. Exploring the gap between excess mortality and COVID-19 deaths in 67 countries. *JAMA Netw Open*. 2021;4(7):e2117359. doi: 10.1001/jamanetworkopen.2021.17359
  57. Lajous M, Huerta-Gutiérrez R, Kennedy J, et al. Excess deaths in Mexico city and New York City during the COVID-19 pandemic, March to August 2020. *Am J Public Health*. 2021;111(10):1847–1850. doi: 10.2105/AJPH.2021.306430
  58. Dorrucchi M, Minelli G, Boros S, et al. Excess mortality in Italy during the COVID-19 pandemic: assessing the differences

- between the first and the second wave, year 2020. *Front Public Health*. 2021;9:669209. doi: 10.3389/fpubh.2021.669209
59. Santos AMD, Souza BF, Carvalho CA, et al. Excess deaths from all causes and by COVID-19 in Brazil in 2020. *Rev Saude Publica*. 2021;55:71. doi: 10.11606/s1518-8787.2021055004137
60. Dahal S, Banda JM, Bento AI, et al. Characterizing all-cause excess mortality patterns during COVID-19 pandemic in Mexico. *BMC Infect Dis*. 2021;21(1):432. doi: 10.1186/s12879-021-06122-7
61. Peretz C, Rotem N, Keinan-Boker L, et al. Excess mortality in Israel associated with COVID-19 in 2020–2021 by age group and with estimates based on daily mortality patterns in 2000–2019. *Int J Epidemiol*. 2022;51(3):727–736. doi: 10.1093/ije/dyaa047
62. Sinnathamby MA, Whitaker H, Coughlan L, et al. All-cause excess mortality observed by age group and regions in the first wave of the COVID-19 pandemic in England. *Euro Surveill*. 2020;25(28):2001239. doi: 10.2807/1560-7917.ES.2020.25.28.2001239
63. Walkowiak MP, Walkowiak D. Underestimation in reporting excess COVID-19 death data in Poland during the first three pandemic waves. *Int J Environ Res Public Health*. 2022;19(6):3692. doi: 10.3390/ijerph19063692
64. Ackley CA, Lundberg DJ, Ma L, et al. County-level estimates of excess mortality associated with COVID-19 in the United States. *SSM Popul Health*. 2022;17:101021. doi: 10.1016/j.ssmph.2021.101021
65. Al Wahaibi A, Al-Maani A, Alyaquobi F, et al. Effects of COVID-19 on mortality: a 5-year population-based study in Oman. *Int J Infect Dis*. 2021;104:102–107. doi: 10.1016/j.ijid.2020.12.054
66. Iuliano AD, Chang HH, Patel NN, et al. Estimating under-recognized COVID-19 deaths, United States, March 2020–May 2021 using an excess mortality modelling approach. *Lancet Reg Health Am*. 2021;1:100019. doi: 10.1016/j.lana.2021.100019
67. Scortichini M, Schneider Dos Santos R, De' Donato F, et al. Excess mortality during the COVID-19 outbreak in Italy: a two-stage interrupted time-series analysis. *Int J Epidemiol*. 2021;49(6):1909–1917. doi: 10.1093/ije/dyaa169
68. Shin MS, Sim B, Jang WM, Lee JY. Estimation of excess all-cause mortality during COVID-19 pandemic in Korea. *J Korean Med Sci*. 2021;36(39):e280. doi: 10.3346/jkms.2021.36.e280
69. Barnard S, Fryers P, Fitzpatrick J, et al. Inequalities in excess premature mortality in England during the COVID-19 pandemic: a cross-sectional analysis of cumulative excess mortality by area deprivation and ethnicity. *BMJ Open*. 2021;11(12):e052646. doi: 10.1136/bmjopen-2021-052646
70. Sempé L, Lloyd-Sherlock P, Martínez R, et al. Estimation of all-cause excess mortality by age-specific mortality patterns for countries with incomplete vital statistics: a population-based study of the case of Peru during the first wave of the COVID-19 pandemic. *Lancet Reg Health Am*. 2021;2:100039. doi: 10.1016/j.lana.2021.100039
71. Passos VMA, Brant LCC, Pinheiro PC, et al. Higher mortality during the COVID-19 pandemic in socially vulnerable areas in Belo Horizonte: implications for vaccine prioritization. Maior mortalidade durante a pandemia de COVID-19 em áreas socialmente vulneráveis em Belo Horizonte: implicações para a priorização da vacinação. *Rev Bras Epidemiol*. 2021;24:e210025. doi: 10.1590/1980-549720210025
72. Riley AR, Chen YH, Matthay EC, et al. Excess mortality among Latino people in California during the COVID-19 pandemic. *SSM Popul Health*. 2021;15:100860. doi: 10.1016/j.ssmph.2021.100860
73. Chen YH, Glymour M, Riley A, et al. Excess mortality associated with the COVID-19 pandemic among Californians 18–65 years of age, by occupational sector and occupation: March through November 2020. *PLoS One*. 2021;16(6):e0252454. doi: 10.1371/journal.pone.0252454
74. Nucci LB, Enes CC, Ferraz FR, et al. Excess mortality associated with COVID-19 in Brazil: 2020–2021. *J Public Health (Oxf)*. 2023;45(1):e7–e9. doi: 10.1093/pubmed/fdab398
75. Kirpich A, Shishkin A, Weppelmann TA, et al. Excess mortality in Belarus during the COVID-19 pandemic as the case study of a country with limited non-pharmaceutical interventions and limited reporting. *Sci Rep*. 2022;12(1):5475. doi: 10.1038/s41598-022-09345-z
76. Cevallos-Valdiviezo H, Vergara-Montesdeoca A, Zambrano-Zambrano G. Measuring the impact of the COVID-19 outbreak in Ecuador using preliminary estimates of excess mortality, March 17–October 22, 2020. *Int J Infect Dis*. 2021;104:297–299. doi: 10.1016/j.ijid.2020.12.045
77. Kelly G, Petti S, Noah N. Covid-19, non-Covid-19 and excess mortality rates not comparable across countries. *Epidemiol Infect*. 2021;149:e176. doi: 10.1017/S0950268821001850
78. Safavi-Naini SAA, Farsi Y, Alali WQ, et al. Excess all-cause mortality and COVID-19 reported fatality in Iran (April 2013–September 2021): age and sex disaggregated time series analysis. *BMC Res Notes*. 2022;15(1):130. doi: 10.1186/s13104-022-06018-y
79. Vieira A, Peixoto VR, Aguiar P, Abrantes A. Rapid estimation of excess mortality during the COVID-19 pandemic in Portugal — beyond reported deaths. *J Epidemiol Glob Health*. 2020;10(3):209–213. doi: 10.2991/jegh.k.200628.001
80. Pelat C, Boëlle PY, Cowling BJ, et al. Online detection and quantification of epidemics. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2007;7:29. doi: 10.1186/1472-6947-7-29
81. [https://github.com/\[Internet\].EuroMOMOnetwork / MOMO](https://github.com/[Internet].EuroMOMOnetwork/MOMO) [дата обращения: 26.04.2023]. Available from: <https://github.com/EuroMOMOnetwork/MOMO>
82. Wiemken TL, Rutschman AS, Niemotka S, Prener CG. Excess mortality in the United States in 2020: forecasting and anomaly detection. *Am J Infect Control*. 2021;49(9):1189–1190. doi: 10.1016/j.ajic.2021.03.013
83. Aburto JM, Kashyap R, Schöley J, et al. Estimating the burden of the COVID-19 pandemic on mortality, life expectancy and lifespan inequality in England and Wales: a population-level analysis. *J Epidemiol Community Health*. 2021;75(8):735–740. doi: 10.1136/jech-2020-215505
84. Deprez P, Shevchenko PV, Wüthrich MV. Machine learning techniques for mortality modeling. *European Actuarial Journal*. 2017;7(2):337–352. doi: 10.1007/s13385-017-0152-4
85. Levantesi S, Pizzorusso V. Application of machine learning to mortality modeling and forecasting. *Risks*. 2019;7(1):26. doi: 10.3390/risks7010026

**86.** Perla F, Richman R, Scognamiglio S, Wüthrich MV. Time-series forecasting of mortality rates using deep learning. *SSRN*. 2021;2021(7):572–598. doi: 10.2139/ssrn.3595426

**87.** Gusev A, Andreychenko A, Kotlovskii M, et al. Short-term forecasting of mortality rates based on operational data using machine learning methods. *Demographic Review*. 2023;10(2):132–142. doi: 10.17323/demreview.v10i2.17768

## ОБ АВТОРАХ

\* **Кригер Екатерина Анатольевна**, к.м.н., доцент;  
адрес: Российская Федерация, 163061, Архангельск,  
Троицкий проспект, д. 51;  
ORCID: 0000-0001-5179-5737;  
eLibrary SPIN: 2686-7226;  
e-mail: kate-krieger@mail.ru

**Постоев Виталий Александрович**, к.м.н., PhD, доцент;  
ORCID: 0000-0003-4982-4169;  
eLibrary SPIN: 6070-2486;  
e-mail: ispha@nsmu.ru

**Гржибовский Андрей Мечиславович**, PhD;  
ORCID: 0000-0002-5464-0498;  
eLibrary SPIN: 5118-0081;  
e-mail: a.grjibovski@yandex.ru

\* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author

## AUTHORS' INFO

\* **Ekaterina A. Krieger**, MD, Cand. Sci. (Med.), MPH,  
Associate Professor;  
address: 51 Troickij avenue, 163061 Arhangel'sk,  
Russian Federation;  
ORCID: 0000-0001-5179-5737;  
eLibrary SPIN: 2686-7226;  
e-mail: kate-krieger@mail.ru

**Vitaly A. Postoev**, MD, Cand. Sci. (Med.), MPH, PhD,  
Associate Professor;  
ORCID: 0000-0003-4982-4169;  
eLibrary SPIN: 6070-2486;  
e-mail: ispha@nsmu.ru

**Andrej M. Grjibovski**, MD, MPhil, PhD;  
ORCID: 0000-0002-5464-0498;  
eLibrary SPIN: 5118-0081;  
e-mail: a.grjibovski@yandex.ru