

УДК 616.98-036.21:614.23:519.23/24:004.43
<https://doi.org/10.18692/1810-4800-2024-1-13-24>

Моделирование «ковидного провала» плановой госпитализации в период разгара пандемии COVID-19: анализ и оценка потерь использованной коечной мощности специализированного оториноларингологического стационара

А. А. Корнеев¹, П. А. Овчинников², Е. Э. Вяземская¹, А. Ю. Медведева¹, Ю. К. Янов^{3,4}

¹ Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт уха, горла, носа и речи, Санкт-Петербург, 190013, Россия

² 3 Центральный военно-клинический госпиталь имени А. А. Вишневого, Красногорск, 143409, Россия

³ Северо-Западный государственный медицинский университет им. И. И. Мечникова, Санкт-Петербург, 191015, Россия

⁴ Военно-медицинская академия им. С. М. Кирова, Санкт-Петербург, 194044, Россия

Введение. В разгар пандемии COVID-19 медицинские организации во всем мире были вынуждены изменить режим работы, а некоторые, особенно оказывающие специализированную медицинскую помощь, ее полностью прекратить. Цель исследования. На основе многолетних данных движения стационарных больных разработать погодную модель движения больных до пандемии и в ее разгар. С ее помощью провести анализ возможных потерь загрузки коечного фонда (выраженных в количестве койко-дней простоя или необслуженных пациентов) от пандемии в течение 2020 года — года разгара пандемии. **Материалы и методы.** Исследование выполнялось по дизайну наблюдательного ретроспективного аналитического исследования. В качестве материалов исследования использованы обезличенные данные о количестве больных, состоявших в стационаре в ФГБУ «СПб НИИ ЛОР» Минздрава России, полученные из формы учетной медицинской документации № 007/у-02 «Листок ежедневного учета движения больных и коечного фонда стационара круглосуточного пребывания, дневного стационара при больничном учреждении». В качестве основного программного продукта для решения статистических задач использована программная среда R и RStudio. **Результаты.** Создана модель загрузки (числа ежедневно находящихся на лечении стационарных больных) в течение года. Создана аналитическая модель «ковидного провала» загрузки коечного фонда в период разгара пандемии. Вычислены координаты динамических точек освобождения коечного фонда и возвращения к типичным значениям заполнения коечного фонда для этого периода времени (с помощью прогнозирования по линейной регрессии). Рассчитана, оценена доля потерь стационара за период пандемии. **Обсуждение.** Использование данных «ковидного провала», наложенных на «доковидные» показатели, позволяет не только оценить годовые потери, но и прогностически минимизировать потери при плановых закрытиях коечного фонда, например на ремонт, учитывая, что возобновление работы коечного фонда медицинского учреждения зачастую будет медленнее, чем скорость остановки работы. Анализ коэффициентов линейной регрессии показателей освобождения и заполнения коечного фонда может дать представление о скорости выхода на типовые значения объемов оказания медицинской помощи. Как показали исследования в период пандемии COVID-19, минимальное значение карантинного периода после полного освобождения коек составляет 14 дней, а для сценариев высокого риска — 21 день. Исходя из этого для условий организации медицинской оториноларингологической помощи, минимальное прогнозное значение времени от закрытия госпитализации до ее открытия может быть около 37 дней после начала выписки пациентов. Приведенный в статье подход и математический функционал можно использовать на исходных данных других учреждений, а также в рамках подготовки к пандемии «болезни X».

Ключевые слова: коечная мощность использования, использование коечного фонда, оценка объемов госпитализации, последствия пандемии, COVID-19, экономические потери, планирование пандемии, болезнь X, модели прогнозирования, программа R, R-язык.

Для цитирования: Корнеев А. А., Овчинников П. А., Вяземская Е. Э., Медведева А. Ю., Янов Ю. К. Моделирование «ковидного провала» плановой госпитализации в период разгара пандемии COVID-19: анализ и оценка потерь использованной коечной мощности специализированного оториноларингологического стационара. *Российская оториноларингология*. 2024;23(1):13–24. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2024-1-13-24>

Modeling the “Covid failure” of planned hospitalization during the height of the COVID-19 pandemic: analysis and assessment of losses of used bed capacity of a specialized otolaryngology hospital

A. A. Korneenkov¹, P. A. Ovchinnikov², E. E. Vyazemskaya¹, A. Yu. Medvedeva¹, Yu. K. Yanov^{3,4}

¹ Saint Petersburg Research Institute of Ear, Throat, Nose and Speech, Saint Petersburg, 190013, Russia

² Vishnevsky 3 Central Military Clinical Hospital, Krasnogorsk, 143409, Russia

³ Mechnikov North-Western State Medical University, Saint Petersburg, 191015, Russia

⁴ Kirov Military Medical Academy, Saint Petersburg, 194044, Russia

Introduction. In the midst of the COVID-19 pandemic, healthcare organizations around the world were forced to change their operating hours, and some, especially those providing specialized medical care, were forced to stop operating completely. The purpose of the study is to develop a year-by-year model of the movement of patients before the pandemic and at its height, based on long-term data on the movement of inpatients. With its help, analyze possible losses in bed capacity (expressed in the number of idle bed days, or unserved patients) from the pandemic during 2020 — the year of the height of the pandemic. **Materials and methods.** The study was carried out according to the design of an observational retrospective analytical study. As research materials, we used anonymized data on the number of patients in the hospital at the Federal State Budgetary Institution «St. Petersburg Research Institute of ENT» of the Ministry of Health of Russia, obtained from the medical registration form N 007/u-02 „Sheet of daily records of the movement of patients and the bed capacity of a round-the-clock hospital, day hospital at a hospital facility“). The R and RStudio software environment was used as the main software product for solving statistical problems. **Results.** A load model has been created (the number of daily inpatients undergoing treatment) during the year. An analytical model of the “Covid failure” of bed capacity utilization during the height of the pandemic has been created. The coordinates of the dynamic points of bed release and return to typical bed occupancy values for this period of time were calculated (using linear regression forecasting). The share of hospital losses during the pandemic was calculated and assessed. **Discussion.** The use of “Covid failure” data superimposed on “pre-Covid” indicators allows not only to estimate annual losses, but also to predictively minimize losses during planned closures of hospital beds, for example, for repairs, given that the resumption of work of a medical institution’s beds will often be slower than the speed at which work stops. Analysis of linear regression coefficients of bed release and occupancy rates can give an idea of the speed of reaching standard values for the volume of medical care. As studies have shown during the COVID-19 pandemic, the minimum value of the quarantine period after the complete vacancy of beds is 14 days, and for high-risk scenarios 21 days. Based on this, for the conditions of organizing medical otorhinolaryngological care, the minimum predicted value of the time from the closure of hospitalization to its opening may be about 37 days after the start of patient discharge. The approach and mathematical functionality presented in the article can be used on the initial data of other institutions, as well as in preparation for the “Disease X” pandemic.

Keywords: bed utilization capacity, bed utilization, assessment of hospitalization volumes, consequences of the pandemic, COVID-19, economic losses, disease X, forecasting models, R program, R language.

For citation: Korneenkov A. A., Ovchinnikov P. A., Vyazemskaya E. E., Medvedeva A. Yu., Yanov Yu. K. Modeling the “Covid failure” of planned hospitalization during the height of the COVID-19 pandemic: analysis and assessment of losses of used bed capacity of a specialized otolaryngology hospital. *Russian Otorhinolaryngology*. 2024;23(1):13-24. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2024-1-13-24>

Введение

К настоящему времени опубликовано много результатов исследований, посвященных оценке влияния пандемии на различные аспекты деятельности медицинских организаций нашей страны: финансовые, организационные, клинические и пр. Для организаций ЛОР-профиля, например, нами проводились исследования по анализу влияния пандемии на участников медицинской помощи: персонал, пациентов, медицинскую организацию. Отмечается существенная нагрузка на персонал медицинских организаций ЛОР-профиля [1–4], снижение самооценки специалистами условий труда, их эмоционального

состояния, готовности работы в системе здравоохранения и пр. Со стороны пациентов значительно ухудшилась (географическая) доступность специализированной ЛОР-помощи [5]. Со стороны медицинских организаций потери от прекращения госпитализации были существенными в годовом отношении и в целом соответствовали доли (%) периода времени закрытия от года.

Как известно, в разгар пандемии COVID-19 медицинские организации во всем мире были вынуждены изменить режим работы, а некоторые, особенно оказывающие специализированную медицинскую помощь, ее полностью прекратить. На пике пандемии были отменены не

только плановые операции, но и амбулаторные посещения специалистов [6–9]. В целом в начале пандемии количество госпитализаций резко сократилось, главным образом потому, что больницы ограничили количество плановых операций и неэкстренных медицинских услуг. Число госпитализаций по поводу острых заболеваний среди пациентов, не страдающих COVID-19, также снизилось [10–12].

Отмена плановых процедур поставила под угрозу платежеспособность медицинских организаций, особенно узкой специализации и профиля. Например, учитывая, что плановые операции по кохлеарной имплантации и последующей медицинской реабилитации пациентов являются основными источниками доходов специализированных отделений, потери оказались очень большими [8, 10, 13–17]. Как отмечают исследователи в других странах, финансовые последствия переносов, отмен посещений и госпитализаций были значительными: объем медицинской помощи сократился почти на 50% в течение первого года пандемии [12, 18–20]. Предыдущие эпидемии тоже приводили к изменению режима работы медицинских организаций [21], но полного прекращения процессов оказания плановой медицинской помощи, госпитализации такого масштаба в нашей стране не было. Хотя в целом в период разгара эпидемии негативный эффект был огромным, после восстановления режима работы, близкого к обычному, он достаточно быстро (в течение одного-двух месяцев) нивелировался различными административными воздействиями и мероприятиями.

Сейчас, спустя несколько лет (три года), когда накоплены большие статистические данные для моделирования процессов, уже можно оценивать среднесрочное влияние и способность системы оказания медицинской помощи вернуться если не к прежнему, то, по крайней мере, к стабильному состоянию [6, 12, 18, 22–25]. Вполне возможно, последствия и потери были меньше, если бы, имея информационно пригодную модель, можно прогнозировать влияние и управлять ими.

Цель исследования

На основе многолетних данных движения стационарных больных разработать погодную модель движения больных до пандемии и в ее разгар. С ее помощью провести анализ возможных потерь загрузки коечного фонда (выраженных в количестве койко-дней простоя или необслуженных пациентов) от пандемии в течение 2020 года – года разгара пандемии.

Учитывая, что в 2020 году в течение нескольких месяцев плановая госпитализация была закрыта, интерес представляют потери типичной (сформированной в течение ряда лет) условно

можно считать планируемой, потенциальной коечной мощности организации.

В качестве интересующего обобщенного показателя использовалось число больных, состоявших на койках на начало суток (СБ), в течение определенного периода. Показатель получен из графы 5 «состояло больных на начало истекших суток» форм № 007/у-02 «Листок ежедневного учета движения больных и коечного фонда стационара круглосуточного пребывания, дневного стационара при больничном учреждении». Другими словами, это число койко-дней, проведенных больными в стационаре за интересующий период времени.

Эффект от пандемии определялся как разница между двумя значениями: а) числом проведенных койко-дней всеми пациентами стационара по обобщенной аддитивной модели (GAM-модели, см. ниже) в течение каждого года в период до пандемии; б) числом проведенных койко-дней всеми пациентами стационара в год закрытия госпитализации.

Задачи исследования

Создать модель загрузки (ежедневного числа больных, состоявших на койках) в течение года.

Создать аналитическую модель «ковидного провала» загрузки коечного фонда в период разгара пандемии, вычислить координаты динамических точек очистки коечного фонда (0 пациентов) и возвращения к типичным значениям для этого периода времени (с помощью прогнозирования по линейной регрессии).

Рассчитать, оценить потерю потенциальных пациентов стационара в период пандемии.

В качестве задачи, которая демонстрирует возможности созданных моделей, и представляет исключительно теоретический интерес, были рассчитаны потери (в процентах от типичной годовой загрузки) при изменении даты начала закрытия госпитализации.

Материалы исследования

Исследование выполнялось по дизайну наблюдательного ретроспективного аналитического исследования. В качестве материалов исследования использованы обезличенные данные пациентов, проходивших стационарное лечение в ФГБУ «СПб НИИ ЛОР» Минздрава России (Санкт-Петербург, Бронницкая ул., д. 9).

Критическим значением ошибки первого рода было выбрано $\alpha = 0,05$. В исследуемый набор данных попали все пациенты, зарегистрированные в стационаре в период исследования, сплошным образом без предварительного отбора. Учитывая выбранный дизайн исследования, оценка размеров выборки не проводилась.

В качестве основного программного продукта для решения статистических задач использована программная среда R и RStudio (версия 2023.06.1 ± 524) с различными библиотеками для обработки и визуализации данных, которые хорошо зарекомендовали себя для решения широкого круга статистических задач [1–5, 26–28].

Особенностью исходных данных работы коечного фонда СПб НИИ ЛОР является то, что кривая от дня в году для показателя «состояло больных на начало суток» (СБ) каждый год начиналась и заканчивалась нулевым значением, так как в период новогодних каникул плановая стационарная медицинская помощь не оказывалась. Ввиду существенного влияния административных механизмов работы стационара анализа показателей динамики, сезонности, трендов не проводилось. Предполагалось, что этот показатель СБ между годами наблюдения не имеет тренда (т. е. погодного увеличения или уменьшения) и ежегодно кривая СБ основана на данных из одного и того же распределения вероятностей.

Предполагалось, что время (порядковый номер дня года) является основным фактором, обуславливающим изменения численности госпитализируемых пациентов в течение года.

Методы исследования

Исходными данными для построения моделей являлись случаи госпитализаций пациентов с 15 января 2016 г. по 31 декабря 2020 г. Каждый случай госпитализации включал дату поступления и дату выписки из стационара. После предварительной очистки и подготовки данных были получены частотные таблицы с числом ежедневно поступивших, выписанных и находящихся на стационарном лечении пациентов ($n = 22336$).

Случаи были разделены две группы: 1-я группа – случаи госпитализации до 2019 года; 2-я группа — случаи госпитализации в 2020 году.

Для математического описания изменения выбранных показателей в зависимости от дня года под данные двух групп были сформированы, подогнаны обобщенные аддитивные модели

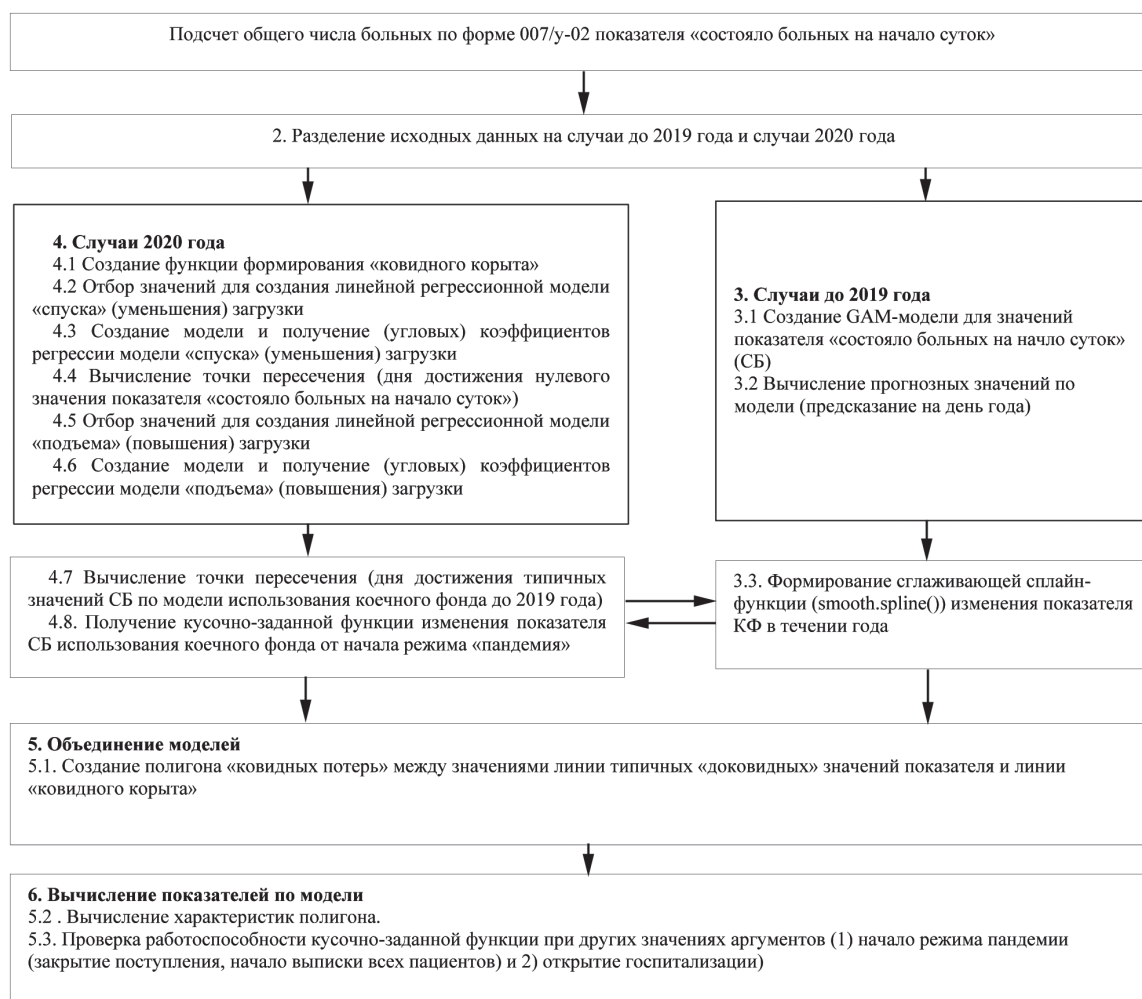


Рис. 1. Алгоритм исследования
Fig. 1. Research algorithm

(англ. generalized additive model, сокр. GAM) — GAM-модели.

Для группы 1 — случаев до 2019 г. ($n = 19\,326$) — была построена GAM-модель для показателя число больных, состоявших на койках на начало суток (СБ), рассматриваемая в дальнейшем как модель типичной загрузки коечного фонда в течение года. Сглаживающая сплайн-функция этой модели была создана для отображения изменений показателя СБ в течение года. Именно с этой «базовой» кривой находились точки пересечения кусочно-заданной функции «ковидного провала», полученной по данным 2020 года.

Для группы 2 — случаев 2020 г. ($n = 3010$) — создана функция формирования «ковидного корыта» потерь, осуществлен отбор значений для линейной регрессионной модели «спуска» (уменьшения) загрузки. Затем была создана модель с получением коэффициентов регрессии и вычислением ее точки пересечения с «базовой» кривой СБ. То же самое было сделано для модели «подъема» загрузки коечного фонда после открытия госпитализации.

Затем модели были объединены. Сформирован полигон «ковидных потерь» между значениями линии типичных «доковидных» значений показателя СБ и линии «ковидного корыта». Вычислены характеристики полигона и проведена проверка работоспособности кусочно-заданной функции при различных значениях аргументов, таких как дата (день года) начала режима пандемии и день года открытия госпитализации.

Влияние пандемии на загрузку коечного фонда оценивалось как площадь полигона «ковидных потерь», выраженная в процентах от площади под «базовой» кривой СБ, принятой за 100%.

Используемые математические модели

Обобщенная аддитивная модель. По 4-летним данным учета ежедневного движения больных была подогнана обобщенная аддитивная модель (англ. generalized additive model, GAM), она использует алгоритм обратной подгонки для объединения различных методов сглаживания [29]. Использованы методы локальной регрессии (local regression) и сглаживания сплайнов (smoothing splines). Для решения задач исследования использовался пакет mgcv для программной среды R. В качестве метода сглаживания использовался кубический сплайн — это, по сути, соединение нескольких кубических полиномиальных регрессий. Отдельные кубические полиномы помещаются на каждом участке, а затем соединяются в узлах, чтобы создать непрерывную кривую. Исследователь произвольно выбирал число узлов соединения k , определяя таким образом степень сглаженности итоговой кривой.

Результаты исследования

Из реестра случаев госпитализации после предварительной проверки на возможные ошибки регистрации или неточности были сформированы два набора данных:

- 1) из записей 2016–19 годов — 19 326 случаев;
- 2) из записей 2020 года — 3010 случаев.

Из этих наборов данных для каждого дня в году на основе алгоритма, определяющего число больных, состоящих на койке в указанный день, были созданы частотные таблицы с числом записей: 1447 — для набора данных за период 2016–2019 гг.; 366 — для набора данных високосного 2020 года. Частотные таблицы состояли из двух переменных: 1) дата; 2) число больных, состоящих на койках (СБ).

Модели изменения ежедневного числа больных, стоявших на койках: а) по данным 2016–2019 годов; б) по данным 2020 года

На основе полученных частотных таблиц были сформированы две GAM-модели. Параметры модели подбирались таким образом, чтобы объясненное моделью отклонение (deviance explained) было максимальным, а значение показателя обобщенной перекрестной проверки (generalised cross-validation, GCV) было минимальным.

Ниже приведена диаграмма исходных значений из частной таблицы и сглаженной кривой по полученной GAM-модели.

Для оценки подгонки модели наблюдаемым данным представлен ряд статистик. Подробнее о методике их вычисления и интерпретации описано в книге [29]. Учитывая то, что для подобных моделей известная статистика R^2 ($R\text{-sq.}$) как мера расхождения между наблюдениями и подобранными значениями не имеет особого смысла, вместо R^2 в обобщенных моделях мы измеряем это расхождение с помощью показателя отклонения (deviance). В статистике отклонение (deviance) — это показатель согласия статистической модели; он часто используется для проверки статистических гипотез. Объясненное отклонение (deviance explained) представляет собой долю отклонения, объясненного моделью, от общего отклонения по исходным данным. Обобщенная перекрестная проверка (generalised cross-validation, GCV) представляет собой оценку подогнанной GAM-модели. Чем меньше значения этой оценки, тем лучше подогнана модель.

Подобранная GAM-модель показателя «состояло больных в стационаре на начало суток», по данным 2016–2019 гг., описывается следующими статистиками:

Family: gaussian
Link function: identity

Formula:
 $\text{pat.st} \sim \text{s}(\text{yday}, \text{bs} = \text{«cs»}, k = 60)$

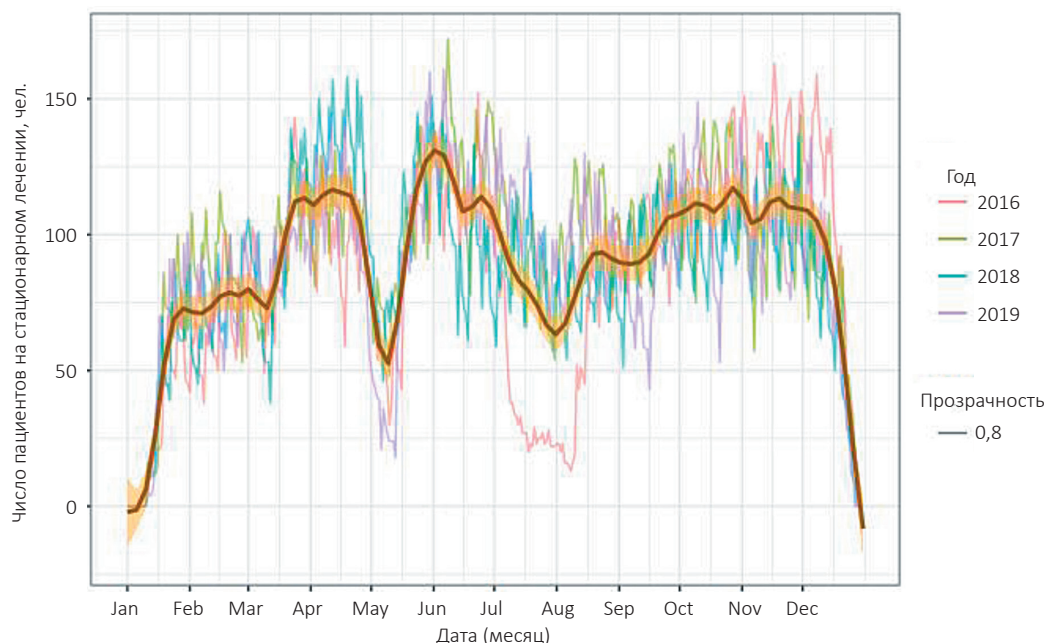


Рис. 2. Диаграмма исходных значений из частотной таблицы числа больных, состоящих на койках в 2016–2019 гг., и smoothed кривой по полученной GAM-модели по этим значениям

Fig. 2. Diagram of initial values from the frequency table of the number of patients in beds in 2016–2019, and the smoothed curve according to the obtained GAM model for these values

Parametric coefficients:
 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
 (Intercept) 89.84 0.51 176.2 <2e-16 ***

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Approximate significance of smooth terms:
 edf Ref.df F p-value
 s(yday) 44.35 59 50.38 <2e-16 ***

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

R-sq. (adj) = 0.671 Deviance explained = 68.2%
 GCV = 388.55 Scale est. = 376.38 n = 1447

Приведенные в выводе статистики предоставляют информацию о том, какая формула использована для построения модели, насколько хорошо модель соответствует данным и как точно она описывает зависимую переменную в данном случае. Общее количество наблюдений, использованных для построения модели, 1447. Формула моделей аппроксимации, построенная в среде R, выглядят следующим образом: $\text{pat.st} \sim \text{s}(\text{yday}, \text{bs} = \text{cs}, k = 60)$, где pat.st — зависимая переменная, подвергнутая эффекту сглаживания, — число больных, состоящих в стационаре (СБ); yday — независимая переменная — день в году; функция для построения модели — кубический сплайн ($\text{bs} = \text{cs}$), а k — количество узлов (параметр сглаживания). Значение $p < 2e - 16$ указывает на статистическую значимость модели. Показатель deviance explained указывает на то, что модель объясняет 68,2% отклонения.

Аналогичным образом подобрана GAM-модель на рис. 3, где представлены исходные данные пациентов, находившихся на лечении в 2020 году, и smoothed кривая к этим данным. В центральной части графика отчетливо виден провал в показателях СБ — «ковидное корыто» (масштаб оси у отличается от предыдущей диаграммы на рис. 2).

Статистики GAM-модели на рис. 3 имеют следующие характеристики:

Family: gaussian
 Link function: identity

Formula:
 $\text{pat.st} \sim \text{s}(\text{yday}, \text{bs} = \text{cs}, k = 60)$

Parametric coefficients:
 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
 (Intercept) 54.1421 0.4592 117.9 <2e-16 ***

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Approximate significance of smooth terms:
 edf Ref.df F p-value
 s(yday) 51.16 59 131.3 <2e-16 ***

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

R-sq. (adj) = 0.955 Deviance explained = 96.1%
 GCV = 89.991 Scale est. = 77.166 n = 366

Результатом моделирования стали две кривые линии GAM-моделей исходных данных 2016–2019 годов и исходных данных «ковидного» 2020 года.

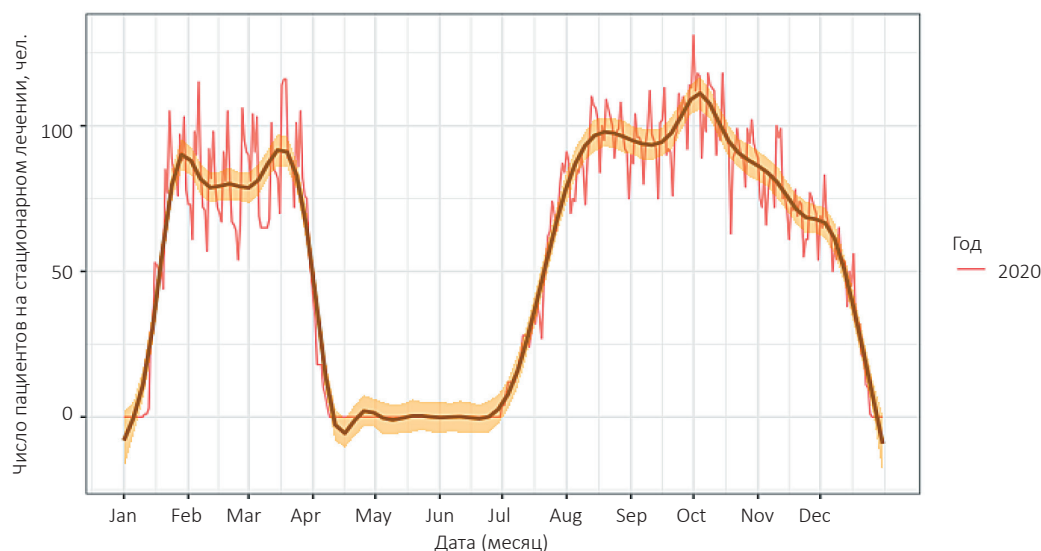


Рис. 3. Диаграмма исходных данных из частной таблицы числа больных, состоящих на койках в 2020 году (красная ломаная линия), и сглаженной кривой GAM-модели к этим данным (черная линия)

Fig. 3. Diagram of initial data from a private table of the number of patients in beds in 2020 (red broken line) and the smoothed curve of the GAM model to this data (black line)

Совмещение двух моделей наглядно иллюстрирует провал в объемах госпитализации в середине 2020 года (красная линия на рис. 4).

Модель «ковидного провала» в числе больных, стоявших на койках в 2020 году

«Ковидный провал» в числе больных, состоящих на койках (СБ), представляет собой кусочно-заданную функцию, которая при наложении на модель показателя 2016–2019 гг. «вырезает»

полигон из выпадающих случаев госпитализации на отрезке от начала режима «пандемия».

Для моделирования «ковидного провала» мы предполагаем следующее: 1) скорость выписки остается постоянной вплоть до полного освобождения коечного фонда; 2) скорость госпитализации после открытия приема на стационарное лечение остается постоянной вплоть до ее типичных значений (кривой по модели 2016–2019 годов).

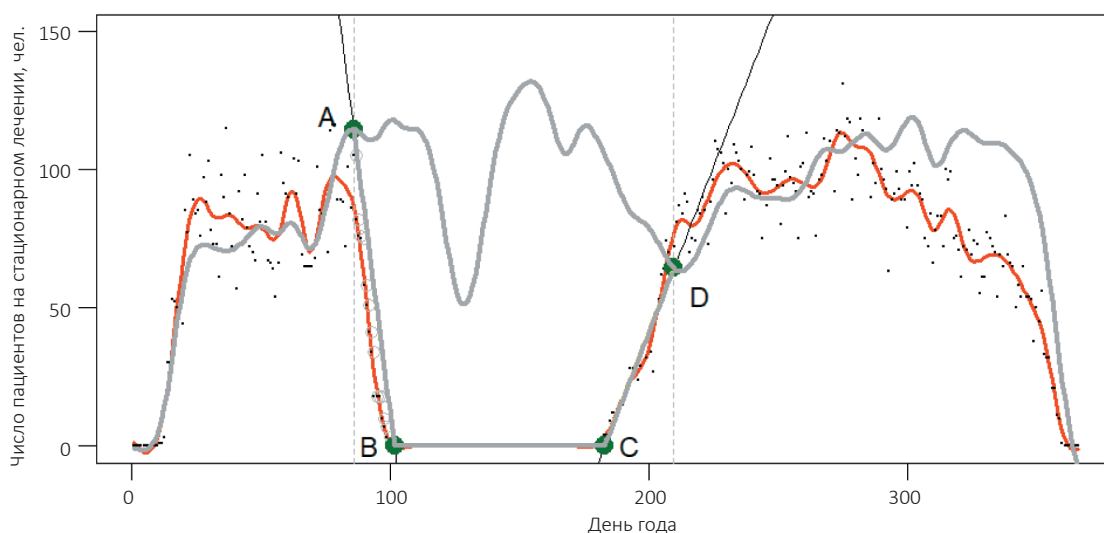


Рис. 4. «Ковидный провал» на модели «докوفيدных» данных с линиями регрессии через точки AB и CD. Обозначения: красная линия — смоделированная кривая GAM-модели исходных данных «ковидного» 2020 года; серая линия — смоделированная кривая сплайна по GAM-модели исходных данных 2016–2019 годов; точка A — дата приказа о закрытии коечного фонда; точка B — дата начала периода пустого коечного фонда; точка C — дата поступления первого пациента после простоя; точка D — дата достижения типичных значений заполнения коечного фонда

Fig. 4. «Covid failure» on the «pre-Covid» data model with regression lines through points AB and CD. Designations: red line — simulated spline curve according to the GAM model of the initial data of Covid 2020; gray line — simulated spline curve according to the GAM model of the initial data from 2016–2019; point A — date of the order to close the bed capacity; point B — start date of the period of empty beds; point C — date of admission of the first patient after downtime; point D — date of reaching typical bed capacity occupancy values

Точка А. Начало выписки всех пациентов — константа (отдается приказом по медицинской организации). Как правило, о принятии решения на запуск этой процедуры становится известно за несколько дней до этого, поэтому к моменту издания приказа процесс тотальной выписки уже идет.

Отрезок А–В. Начинается из точки А по линии (модели) регрессии показателя до точки В, когда на койках нет пациентов (пересечение линии регрессии и точки 'А' с 'y=0').

Отрезок В–С. Начинается от точки В до точки С — начала поступления пациентов, первой даты с непустыми койками. На этом отрезке все значения СБ равны нулю.

Отрезок С–D. Начинается из точки С по линии (модели) регрессии показателя до точки D — начала «насыщения» до типичных значений динамики показателя (т. е. медианного значения по «доковидным» данным).

Оценка коэффициентов модели линейной регрессии в R проводится с использованием функции `lm()`. Коэффициент регрессии для линейного процесса освобождения коечного фонда на отрезке А–В составляет –7,2250:

```
## lm(formula = pat.st ~ num, data = pat_st_down)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -14.5083  -4.5708  -0.8333   4.8792  14.6917
##
## Coefficients:
##      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  97.5333  4.2217  23.10 6.11e-12 ***
## num         -7.2250  0.4643 -15.56 8.77e-10 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*'
##                  0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 7.77 on 13 degrees
## of freedom
## Multiple R-squared:  0.949, Adjusted R-squared:
##  0.9451
## F-statistic: 242.1 on 1 and 13 DF, p-value:
## 8.773e-10
```

Коэффициент регрессии для линейного процесса заполнения коечного фонда на отрезке С–D составил 2,4031:

```
## lm(formula = pat.st ~ num, data = pat_st_up)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -18.6615  -2.0646  -0.6308   3.9662  16.3231
##
## Coefficients:
##      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -2.4000  2.8360  -0.846 0.406
## num          2.4031  0.1908  12.597 8.34e-12 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*'
##                  0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
```

Таблица

Координаты «ковидного провала»:

- 1) точка А — закрытие госпитализации и начало выписки; 2) точка В — окончание выписки (коечный фонд пустой); 3) точка С — окончание состояния пустого коечного фонда, начало госпитализации; 4) точка D — возвращение к обычным значениям

Table

Coordinates of the “Covid failure”: 1) point A — closure of hospitalization and beginning of discharge; 2) point B — end of discharge (bed capacity — empty); 3) point C — the end of the state of empty beds, the beginning of hospitalization; 4) point D — return to normal values

№ п/п	Точка интереса	День года (ось x day)	Число занятых коек, шт. (ось y pat.st)
1	A	86	115
2	B	102	0
3	C	183	0
4	D	210	64

```
## Residual standard error: 6.878 on 23 degrees
## of freedom
## Multiple R-squared:  0.8734, Adjusted
## R-squared:  0.8679
## F-statistic: 158.7 on 1 and 23 DF, p-value:
## 8.339e-12
```

Вычисленные координаты «ковидного провала» (табл.) и коэффициенты линейной регрессии дают представление о движении больных. Данный анализ показал, что скорость заполнения коечного фонда (2,4 пац./сут.) ниже, чем скорость освобождения, выписки (7,22 пац./сут.).

Оценка потерь загрузки коечного фонда

Модель «ковидного провала» позволяет оценить объем потерь плановой госпитализации за период простоя коечного фонда. Эффект воздействия пандемии на загрузку коечного фонда в данном случае определяется как разность площади под кривой GAM-модели типичных значений СБ, сформированных в 2016–19 годах, и площади полигона, полученного путем пересечения кусочно-заданной функцией модели «ковидного провала» (снизу) и кривой GAM-модели типичных значений СБ (сверху).

В данном конкретном случае площадь полигона «ковидный провал», составила 32,7% от площади под кривой GAM-модели типичных значений СБ. Иными словами, годовые потери от закрытия плановой госпитализации составили 32,7% от типичной коечной загрузки последних четырех лет.

Обсуждение

В целом пандемия стала фактором, выведшим из стабильного, равновесного состояния систему

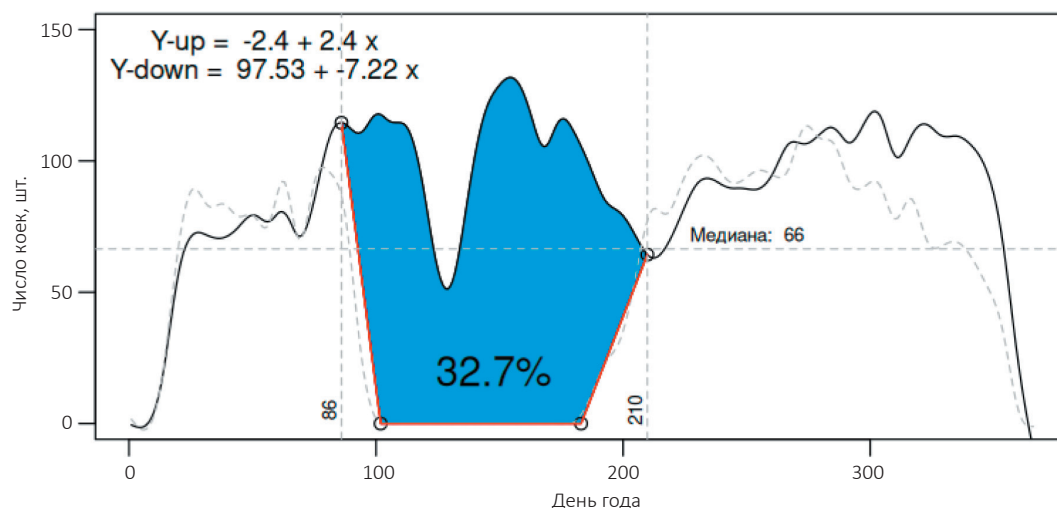


Рис. 5. Моделирование потерь от «ковидного провала» (синяя область) на исходные данные типичных годовых объемов заполнения коечного фонда «доковидного» периода в условиях специализированного стационара с плановым режимом госпитализации

Fig. 5. Modeling of losses from the Covid failure (blue area) based on the initial data of typical annual bed occupancy rate of the pre-Covid period in a specialized hospital with a planned hospitalization regime

оказания оториноларингологической помощи. Результат этого воздействия дал много информации, которую нельзя получить аналитически по абстрактным моделям. Анализ влияния и последствий пандемии еще не исчерпан, а полученные данные еще послужат для проверки других гипотез и моделирования.

Создание обобщенной модели загрузки коечного фонда до и во время пандемии позволило статистическим и визуальным образом выявить вполне ожидаемые особенности исследуемых процессов. Так, возобновление работы коечного фонда медицинской организации (МО) зачастую будет проходить медленнее, чем остановки работы. Анализ коэффициентов линейной регрессии дает представление о скорости выхода МО на типовые значения объемов оказания медицинской помощи.

Кроме описания динамического процесса движения больных в оториноларингологическом стационаре, мы получили ответы на важные вопросы: что и каким образом мы потеряли от пандемии по одному из показателей — плановой загрузке коечного фонда. И если ответ на вопрос «что?» применим только к исследуемой МО, то ответ на вопрос «каким образом?» позволяет дать прогноз для других МО и начальных условий.

Потери от «ковидного провала» для типичных «доковидных» годовых объемов заполнения коечного фонда, по нашим модельным оценкам, составили 32,7% от возможной типовой загрузки (рис. 4). Если использовать самый простой расчет, например посчитать долю времени года, закрытого для плановой госпитализации как разницу между началом и концом «режима эпидемии» (точка D = 210 минус точка A = 86), деленную на

количество дней в високосном году (366), то получится: $210 - 86 = 124 / 366 = 33,8\%$. Это число практически идентично нашим расчетам потерь в 32,7%! Хотя вероятность истинности такого заключения о равенстве невысока (малая мощность теста) и совпадение вполне может быть случайным, на него следует обратить внимание.

В нашем исследовании МО ежегодно выписывает всех больных к началу нового года. Спуск «ковидного провала» практически повторяет закрытие плановой госпитализации в конце года, а подъем в «ковидном провале» — открытие госпитализации в начале года.

Если посмотреть на рис. 4, то видно, что период закрытия госпитализации (от точки A до точки D) включает разнонаправленные пики типичной динамики СБ в течение года, которые компенсируют друг друга, усредняя значения потерь. Однако если бы период закрытия был меньше, то потери были бы более зависимыми от даты начала этого периода. С увеличением периода и количества наблюдений начинают работать стандартные статистические законы, и простые расчеты потерь, например путем расчета доли времени закрытия к числу дней в году, могут дать приемлемую оценку потерь. Однако если предполагается период закрытия относительно небольшой, то потери могут существенно различаться при разной дате начала закрытия госпитализации.

Решение о дате закрытия плановой стационарной помощи медицинская организация редко принимает самостоятельно, без указания соответствующих санитарных и противоэпидемических служб. А дата открытия госпитализации во многом зависит от готовности медицинской организации. Период закрытия должен вклю-

чать минимальный карантинный период заболевания, вызывающего эпидемию. Как показали исследования в период пандемии COVID-19, минимальное значение карантинного периода составляет 14 дней. Однако в исследовании Li и др. [30] доказывается, что усиление карантинных мер до 21 дня (т. е. 14+7) может быть разумным для сценариев высокого риска. Исходя из этого значения для условий организации медицинской оториноларингологической помощи, которую мы использовали в качестве объекта исследования, минимальное прогнозируемое значение времени от закрытия госпитализации до ее открытия может быть рассчитано следующим образом: от момента полного закрытия (точка В минус точка А: $102 - 86 = 16$) плюс 21 день = около 37 дней после начала выписки пациентов.

В целом, кроме предложенных расчетов, вполне разумным может быть решение закрывать госпитализацию после максимального пика

типичной загрузки предыдущих лет, а открывать с таким расчетом, чтобы линейно прийти к следующему пику типичной загрузки. В этом случае потери по госпитализации могут быть менее случайного решения.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на построение моделей оказания медицинской помощи в условиях эпидемий с большей дискриминационной способностью и валидностью, выявление сопутствующих факторов и ассоциаций. Изменение характера внутренних процессов в организациях, незапланированная остановка работы важны для прогнозирования последствий и дают богатую почву для разработки мер антикризисного поведения в будущем. Учитывая, что, согласно прогнозам ВОЗ, мир находится в ожидании новых эпидемиологических угроз, эти исследования будут очень полезны.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Корнеев А. А., Овчинников П. А., Вяземская Е. Э., Дворянчиков В. В., Рязанцев С. В., Янов Ю. К., Фанта И. В. Оценка условий труда и риски, обусловленные пандемией COVID-19: результаты онлайн-опроса персонала медицинских организаций. *Медицинский Совет*. 2023;(7):160–169. <https://doi.org/10.21518/ms2023-071>
Korneenkov A. A., Ovchinnikov P. A., Vyazemskaya E. E., Dvoryanchikov V. V., Ryazantsev S. V., Yanov Yu. K., Fanta I. V. Assessment of working conditions and risks caused by the COVID-19 pandemic: results of an online survey of personnel of medical organizations. *Meditinskiy sovet = Medical Council*. 2023;(7):160-169. (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/ms2023-071>
2. Корнеев А. А., Овчинников П. А., Вяземская Е. Э., Фанта И. В., Дворянчиков В. В., Янов Ю. К. Оценка эмоционального состояния медицинского персонала и изменений поведения под влиянием пандемии COVID-19: результаты кросс-секционного опроса медицинских работников. *Российская оториноларингология*. 2022;21(4):35–45. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2022-4-35-45>
Korneenkov A. A., Ovchinnikov P. A., Vyazemskaya E. E., Fanta I. V., Dvoryanchikov V. V., Yanov Yu. K. Assessment of health staff emotional state and behavioural changes as a result of the COVID-19 pandemic: results of a cross-sectional survey of healthcare workers. *Rossiiskaya otorinolaringologiya*. 2022;21(4):35-45. (In Russ.) <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2022-4-35-45>
3. Корнеев А. А., Овчинников П. А., Вяземская Е. Э., Фанта И. В., Дворянчиков В. В., Янов Ю. К. Оценка работы медицинской организации в условиях пандемии COVID-19: результаты кросс-секционного опроса медицинских работников. *Российская оториноларингология*. 2022;21(3):60–69. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2022-3-60-69>
Korneenkov A. A., Ovchinnikov P. A., Vyazemskaya E. E., Fanta I. V., Dvoryanchikov V. V., Yanov Yu. K. Assessing the performance of healthcare facilities in the context of the COVID-19 pandemic: results of a cross-sectional survey of healthcare workers. *Rossiiskaya otorinolaringologiya*. 2022;22(3):60-69 (In Russ.) <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2022-3-60-69>
4. Овчинников П. А., Дворянчиков В. В., Янов Ю. К., Рязанцев С. В., Вяземская Е. Э., Фанта И. В., Корнеев А. А. Исследование вопросов информированности персонала медицинских организаций оториноларингологического профиля в условиях пандемии COVID-19. *Российская оториноларингология*. 2022;21(2):51–61. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2022-2-51-61>
Ovchinnikov P. A., Dvoryanchikov V. V., Yanov Yu. K., Ryazantsev S. V., Vyazemskaya E. E., Fanta I. V., Korneenkov A. A. Study of staff awareness at ent facilities in pandemic COVID-19. *Rossiiskaya otorinolaringologiya*. 2022;21(2):51-61. (In Russ.) <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2022-2-51-61>
5. Корнеев А. А., Овчинников П. А., Вяземская Е. Э., Медведева А. Ю., Янов Ю. К. География пациентов федерального ЛОР-стационара до и после пандемии COVID-19: изменение пространственных паттернов и характеристик. *Медицинский Совет*. 2023;(19):206–215. <https://doi.org/10.21518/ms2023-395>
Korneenkov A. A., Ovchinnikov P. A., Vyazemskaya E. E., Medvedeva A. Yu., Yanov Yu. K. Geography of patients in the federal ENT hospital before and after the COVID-19 pandemic: changing spatial patterns and characteristics. *Meditinskiy sovet = Medical Council*. 2023;(19):206-215. (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/ms2023-395>
6. Antony J., James W. T., Neriamparambil A. J., Barot D. D., Withers T. An Australian Response to the COVID-19 Pandemic and Its Implications on the Practice of Neurosurgery. *World Neurosurg*. 2020 Jul;139:e864-e871. <https://doi.org/10.1016/j.wneu.2020.05.136>

7. Barnett M. L., Mehrotra A., Landon B. E. COVID-19 and the upcoming financial crisis in health care. *NEJM Catalyst*. 2020, April 29;1(2). <https://catalyst.nejm.org/doi/full/10.1056/CAT.20.0153>
8. Gerhardt W., Arora A. Hospital revenue trends: Outpatient, home, virtual, and other care settings are becoming more common. 2020. <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/industry/health-care/outpatient-virtual-health-care-trends.html>
9. Grimm C. A. Hospitals reported that the COVID-19 pandemic has significantly strained health care delivery. U.S. Department of Health and Human Services. 2021, March. <https://oig.hhs.gov/oei/reports/OEI-09-21-00140.asp>
10. Anoushiravani A. A., O'Connor C. M., DiCaprio M. R., Iorio R. Economic impacts of the COVID-19 crisis: An orthopaedic perspective. *Journal of Bone and Joint Surgery*, 2020;102(11):937-941. <https://doi.org/10.2106/JBJS.20.00557>
11. Birkmeyer J. D., Barnato A., Birkmeyer N., Bessler R., Skinner J. The impact of the COVID-19 pandemic on hospital admissions in the United States: Study examines trends in US hospital admissions during the COVID-19 pandemic. *Health Affairs (Millwood)*. 2020;39(11):2010-2017. <https://doi.org/10.1377/hlthaff.2020.00980>
12. Khullar D., Bond A. M., Schpero W. L. COVID-19 and the financial health of US hospitals. *JAMA*. 2020;323(21):2127-2128. <https://doi.org/10.1001/jama.2020.6269>
13. Rosko M., Al-Amin M., Tavakoli M. Efficiency and profitability in US not-for-profit hospitals. *International Journal of Health Economics and Management*. 2020;20(4):359-379. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10754-020-09284-0> <https://doi.org/10.1007/s10754-020-09284-0>
14. Rosko M., Goddard J., Al-Amin M., Tavakoli M. Predictors of hospital profitability: A panel study including the early years of the ACA. *Journal of Health Care Finance*. 2018;44(3):359-379. <http://www.healthfinancejournal.com/index.php/johcf/article/download/148/152>
15. Weiss A. J., Elixhauser A., Andrews R. M. Characteristics of operating room procedures in US hospitals, 2011 [Statistical brief 170]. Agency for Healthcare Research and Quality. 2014, February <https://hcup-us.ahrq.gov/reports/statbriefs/sb170-Operating-Room-Procedures-United-States-2011.jsp> [PubMed] [Google Scholar]
16. Заботина А. Нефрология: новая реальность — медицина на дому. Электронный журнал Эксперт Северо-Запад. 9 декабря 2020; 3(3). <https://expertnw.com/naglyadno/novaya-realnost-meditcina-na-domu/>
Zabotina A. Nephrology: a new reality — home medicine. Electronic magazine Expert North-West. December 9, 2020; 3(3). (In Russ.) <https://expertnw.com/naglyadno/novaya-realnost-meditcina-na-domu/>
17. Тимербулатов Ш. В., Забелин М. В., Тимербулатов М. В., Гафарова А. Р., Тимербулатов В. М., Гараев Р. Р. Последствия пандемии COVID-19 для хирургической службы. Хирургия. Журнал им. Н. И. Пирогова. 2023;(12):103–109.
Timerbulatov Sh. V., Zabelin M. V., Timerbulatov M. V., Gafarov A. R., Timerbulatov V. M., Garayev R. R. Consequences of the COVID-19 pandemic for surgical service. *Pirogov Russian Journal of Surgery = Khirurgiya. Zhurnal im. N. I. Pirogova*. 2023;(12):103-109. (In Russ.) <https://doi.org/10.17116/hirurgia2023121103>
18. Бударин С. С., Ватолин Д. О., Эльбек Ю. В. Кросс-страновой анализ моделей финансирования медицинских организаций в условиях пандемии COVID-19. Вестник МГИМО-Университета. 2020;13(5):352–374. <https://doi.org/10.24833/2071-8160-2020-5-74-352-374>
Budarin S. S., Vatolin D. O., Elbek I. V. Cross-Country Analysis of Funding Models of Medical Organizations in the Context of the COVID-19 Pandemic. *MGIMO Review of International Relations*. 2020;13(5):352-374. (In Russ.) <https://doi.org/10.24833/2071-8160-2020-5-74-352-374>
19. Cutler D. M., Nikpay S., Huckman R. S. The business of medicine in the era of COVID-19. *JAMA*. 2020;323(20):2003-2004. <https://doi.org/10.1001/jama.2020.7242>
20. Wang Y., Witman A. E., Cho D. D., Watson E. D. Financial outcomes associated with the COVID-19 pandemic in California hospitals. *JAMA Health Forum*. 2022, September;3(9):e223056. <https://doi.org/10.1001/jamahealthforum.2022.3056>
21. Summerfield F., Di Matteo L. Influenza pandemics and macroeconomic fluctuations 1871–2016. *Cliometrica*. 2023. <https://doi.org/10.1007/s11698-023-00269-w>
22. Kaufman B. G., Whitaker R., Pink G., Holmes G. M. Half of rural residents at high risk of serious illness due to COVID-19, creating stress on rural hospitals. *Journal of Rural Health*. 2020;36(4):584-590. <https://doi.org/10.1111/jrh.12481>
23. Kaufman Hall. Reliance on contract labor during pandemic means higher hospital expenses. 2022, May 11 [News release]. <https://www.kaufmanhall.com/news/reliance-contract-labor-during-pandemic-means-higher-hospital-expenses>
24. Готовяхина Т. В., Степанова Ю. Е., Корень Е. Е. Влияние пандемии COVID-19 на заболеваемость гортани. Российская оториноларингология. 2022;21(4):29–34. <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2022-4-29-34>
Gotovyakhina T. V., Stepanova Yu. E., Koren' E. E. Impact of covid-19 pandemic on laryngeal morbidity. *Rossiiskaya otorinolaringologiya*. 2022;21(4):29-34. (In Russ.) <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2022-4-29-34>
25. Рязанцев С. В., Ткачук И. В., Голованов А. Е., Киреев П. В., Балацкая К. А., Донская О. С. Особенности лечения острого среднего отита в пандемию COVID-19. Медицинский совет. 2022;16(8):62–66. <https://doi.org/10.21518/2079-701X-2022-16-8-62-66>
Ryazantsev S. V., Tkachuk I. V., Golovanov A. E., Kireev P. V., Balatskaya K. A., Donskaya O. S. Features of the treatment of acute otitis media in the COVID-19 pandemic. *Meditinskiy Sovet*. 2022;16(8):62-66. (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/2079-701X-2022-16-8-62-66>
26. Корнеенков А. А., Рязанцев С. В., Вяземская Е. Э., Будковая М. А. Меры информативности диагностических медицинских технологий в оториноларингологии: вычисление и интерпретация. Российская оториноларингология. 2020;19(1):46–55.

- Korneenkov A. A., Ryazantsev S. V., Vyazemskaya E. E., Budkovaya M. A. The measures of informativeness of diagnostic medical technologies in otorhinolaryngology: calculation and interpretation. *Rossiiskaya otorinolaringologiya*. 2020;19(1):46-55. (In Russ.) <https://doi.org/10.18692/1810-4800-2020-1-46-55>
27. Korneenkov A., Ryazantsev S., Khramov A., Levin S. Environmental factor in the spatial analysis of hearing impairments in residents of the Chalyabinsk region. *Journal Akustika*. 2021;39(39):191-194. <https://www.journalakustika.com/index.php/akustika/article/view/22>
 28. Корнеев А. А., Янов Ю. К., Рязанцев С. В., Вяземская Е. Э., Астащенко С. В., Рязанцева Е. С. Метаанализ клинических исследований в оториноларингологии. *Вестник оториноларингологии*. 2020;85(2):26-30. <https://doi.org/10.17116/otorino20208502126>
 - Korneenkov A. A., Yanov Yu. K., Ryazantsev S. V., Vyazemskaya E. E., Astashchenko S. V., Ryazantseva E. S. A meta-analysis of clinical studies in otorhinolaryngology. *Vestnik otorinolaringologii*. 2020;85(2):26-30. (In Russ.) <https://doi.org/10.17116/otorino20208502126>
 29. Wood Simon N. Generalized additive models: an introduction with R. Boca Raton, Florida, U. S. A. : Chapman & Hall, 2006. 392 p. (Texts in Statistical Science). <http://www.crcpress.com/product/isbn/9781584884743>
 30. Li Z. Y., Zhang Y., Peng L. Q. et al. Demand for longer quarantine period among common and uncommon COVID-19 infections: a scoping review. *Infect Dis Poverty*. 2021;10:56. <https://doi.org/10.1186/s40249-021-00847-y>

Информация об авторах

Корнеев Алексей Александрович — доктор медицинских наук, профессор, заведующий научно-исследовательской лабораторией клинической информатики и биостатистики, Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт уха, горла, носа и речи (190013, Россия, Санкт-Петербург, Бронницкая ул., д. 9); e-mail: korneyenkov@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5870-8042>

Овчинников Павел Александрович — кандидат медицинских наук, начальник 60-го оториноларингологического отделения, Центральный военно-клинический госпиталь имени А. А. Вишневого (143420, Московская обл., Красногорский р-н, п/о Архангельское, пос. Новый, д. 1); e-mail: generallor@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5235-085X>

Вяземская Елена Эмильевна — инженер научно-исследовательской лаборатории клинической информатики и биостатистики, Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт уха, горла, носа и речи (190013, Россия, Санкт-Петербург, Бронницкая ул., д. 9); e-mail: vyazemskaya.elena@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4141-2226>

Медведева Анна Юрьевна — техник научно-исследовательской лаборатории клинической информатики и биостатистики, Санкт-Петербургский научно-исследовательский институт уха, горла, носа и речи (190013, Россия, Санкт-Петербург, Бронницкая ул., д. 9); e-mail: smandtafo@yandex.ru

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-6921-5299>

Янов Юрий Константинович — доктор медицинских наук, профессор, академик РАН, Северо-Западный государственный медицинский университет им. И. И. Мечникова (191015, Россия, Санкт-Петербург, Кирочная ул., д. 41); Военно-медицинская академия им. С. М. Кирова (194044, Россия, Санкт-Петербург, ул. Академика Лебедева, д. 37А); e-mail: 9153864@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9195-128X>

Information about authors

Alexei A. Korneenkov — MD, Professor, Head of the Research Laboratory of Clinical Informatics and Biostatistics, Saint Petersburg Research Institute of Ear, Throat, Nose and Speech (9, Bronnitskaya str., Saint Petersburg, Russia, 190013); e-mail: korneyenkov@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5870-8042>

Pavel A. Ovchinnikov — PhD (Medicine), Head of the 60th Otorhinolaryngological Department, Vishnevsky 3rd Central Military Clinical Hospital (1, settlement Novy, p/o Arkhangelskoe, Krasnogorsk district, Moscow region, 143420); e-mail: generallor@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5235-085X>

Elena E. Vyazemskaya — Engineer of the Research Laboratory of Clinical Informatics and Biostatistics, Saint Petersburg Research Institute of Ear, Throat, Nose and Speech (9, Bronnitskaya str., Saint Petersburg, Russia, 190013); e-mail: vyazemskaya.elena@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4141-2226>

Anna Yu. Medvedeva — Technician of the Research Laboratory of Clinical Informatics and Biostatistics, Saint Petersburg Research Institute of Ear, Throat, Nose and Speech (9, Bronnitskaya str., Saint Petersburg, Russia, 190013); e-mail: smandtafo@yandex.ru

ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-6921-5299>

Yurii K. Yanov — MD, Professor, Member of the Russian Academy of Sciences, Mechnikov North-Western State Medical University (41, Kirochnaya str., Saint Petersburg, 190013, Russia); Kirov Military Medical Academy (37A, Akademika Lebedeva str., Saint Petersburg, Russia, 1940044); e-mail: 9153864@mail.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9195-128X>

Статья поступила 11.11.2023

Принята в печать 11.01.2024