

ISSN 1607-419X
ISSN 2411-8524 (Online)
УДК 616-036.98-036-07-08:578

Возможности математического прогнозирования коронавирусной инфекции в Российской Федерации

И. А. Лакман¹, А. А. Агапитов¹, Л. Ф. Садикова¹,
О. В. Черненко³, С. В. Новиков¹, Д. В. Попов¹,
В. Н. Павлов², Д. Ф. Гареева², Б. Т. Идрисов²,
А. Р. Билялов², Н. Ш. Загидуллин^{1,2}

¹ Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Уфимский государственный авиационный технический университет», Уфа, Россия

² Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Башкирский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения Российской Федерации, Уфа, Россия

³ ООО «Лаборатория гемодиализа», Уфа, Россия

Контактная информация:

Загидуллин Науфаль Шамилевич,
ФГБОУ ВО Башкирский
ГМУ Минздрава России,
ул. Ленина, д. 3, Уфа, Россия, 450008.
E-mail: znaufal@mail.ru

Статья поступила в редакцию
19.05.20 и принята к печати 04.06.20.

Резюме

Новая коронавирусная инфекция (КВИ) является вызовом медицинской системе Российской Федерации и требует точного прогнозирования течения для своевременного принятия необходимых мер. В статье приводится обзор современных математических инструментов для проведения прогнозирования течения КВИ в мире. Созданный проектный офис по прогнозированию КВИ позволил определить наиболее эффективные в Российской Федерации инструменты анализа — модель ARIMA, SIRD и экспоненциального сглаживания Хольта–Уинтерса. С их помощью с точностью до 99% получается прогнозировать краткосрочную заболеваемость, смертность и выживаемость пациентов как в Российской Федерации в целом, так и в отдельных регионах. Кроме того, выявлены особенности распространения КВИ. В частности, максимальная скорость распространения инфекции характерна для Москвы и Московской области, а регионы отстают по динамике заболеваемости на 1–3 недели. В статье также рассматриваются ограничения применяемых авторами прогнозных моделей. Полученные модели позволяют успешно прогнозировать течение болезни в регионах и своевременно принимать необходимые меры.

Ключевые слова: прогнозирование, COVID-19, новая коронавирусная инфекция, заболеваемость

Для цитирования: Лакман И. А., Агапитов А. А., Садикова Л. Ф., Черненко О. В., Новиков С. В., Попов Д. В., Павлов В. Н., Гареева Д. Ф., Идрисов Б. Т., Билялов А. Р., Загидуллин Н. Ш. Возможности математического прогнозирования коронавирусной инфекции в Российской Федерации. Артериальная гипертензия. 2020;26(3):288–294. doi:10.18705/1607-419X-2020-26-3-288-294

COVID-19 mathematical forecasting in the Russian Federation

I. A. Lakman¹, A. A. Agapitov¹, L. F. Sadikova¹,
O. V. Chernenko³, S. V. Novikov¹, D. V. Popov¹,
V. N. Pavlov², D. F. Gareeva², B. T. Idrisov²,
A. R. Bilyalov², N. Sh. Zagidullin^{1,2}

¹ Ufa State Aviation Technical University, Ufa, Russia

² Bashkir State Medical University, Ufa, Russia

³ LLC “Laboratory of Hemodialysis”, Ufa, Russia

Corresponding author:

Naufal Sh. Zagidullin,
Bashkir State Medical University,
3 Lenin street, Ufa, 450008 Russia.
E-mail: znaufal@mail.ru

Received 19 May 2020;
accepted 4 June 2020.

Abstract

A new coronavirus infection (CVI) is a challenge to the medical system of the Russian Federation and requires precise flow forecasting to take the necessary measures on time. The article provides an overview of modern mathematical tools for predicting the course of CVI in the world. The created CVI forecasting project office allowed to determine the most effective analysis tools in the Russian Federation — the ARIMA, SIRD and Holt–Winters exponential smoothing models. Implementation of these models allows for prediction of short-term morbidity, mortality and survival of patients with an accuracy of 99% both in the Russian Federation in general and in the regions. In addition, the distribution of CVI was characterized. Particularly, Moscow and Moscow region have the maximum spread of infection, and other regions are lagging behind in the dynamics of the incidence by 1–3 weeks. The obtained models allow us to predict the course of the disease in the regions successfully and take the necessary measures in a timely manner.

Key words: prediction, forecast, COVID-19, coronavirus infection, morbidity

For citation: Lakman IA, Agapitov AA, Sadikova LF, Chernenko OV, Novikov SV, Popov DV, Pavlov VN, Gareeva DF, Idrisov BT, Bilyalov AR, Zagidullin NSh. COVID-19 mathematical forecasting in the Russian Federation. Arterial'naya Gipertenziya = Arterial Hypertension. 2020;26(3):288–294. doi:10.18705/1607-419X-2020-26-3-288-294

Введение

11 марта 2020 года Всемирная организация здравоохранения объявила о начале пандемии новой коронавирусной инфекции (КВИ), получившей международное название COVID-19 в мире. Последствиями распространения пандемии в мире стал масштабный экономический кризис, затронувший крупнейшие мировые экономики. Россия не стала исключением, начиная с мая 2020 года страна уже вышла на 2-е место по заболеваемости КВИ. В связи с этим прогнозирование развития эпидемии коронавирусной инфекции приобретает стратегическое значение. Оно позволит регулировать степень карантинных мероприятий, мощности медицинских и немедицинских учреждений, ориентированных на коронавирусную инфекцию.

Существующие стратегии прогнозирования эпидемий

Существует стандартный подход к среднесрочному прогнозированию развития эпидемий, основанный на обобщенной логистической модели роста, или модели роста Ричардса [1], иногда используют модели субэпидемической волны [2], основанные на исследовании запаздывания развития эпидемии в одной стране от развития в другой стране. Однако особый интерес приобретает также построение краткосрочных прогнозов высокой точности для распространения подтвержденных случаев заболевания, а также анализа количества смертей и выздоровлений.

Тема построения краткосрочных прогнозов развития КВИ крайне актуальна в последние 2 месяца.

Существуют исследования, посвященные прогнозированию распространения эпидемии как в отдельных странах и территориях, так и в мире в целом. При этом горизонт краткосрочного прогнозирования обычно составляет 3–7 дней. По применяемому математическому аппарату к построению прогнозных моделей многие исследования условно можно разделить на 3 категории: классические эпидемиологические модели переходов состояний; авторегрессионные модели скользящего среднего (ARIMA); модели адаптивного сглаживания.

Так, в Китайской Народной Республике (КНР) инструменты эпидемиологического моделирования использовались в работе для краткосрочного прогнозирования развития эпидемии КВИ [3]. Использовалась классическая модель SIR, проигнорировавшая инкубационный период заболевания и смертность КВИ, что не позволило обеспечить высокое качество получаемых прогнозов и удлинить горизонт прогнозирования. В других работах используются более усложненные модели, учитывающие как выбывание инфицированных из-за смертности (модель SIRD в КНР) [4], так и инкубационный период заболевания (модель SEIR) для краткосрочного прогнозирования развития эпидемии в Мексике [5]. В ряде работ классические эпидемиологические модели модифицируются. Например, в работе K. Prem с соавторами (2020) для прогноза развития эпидемии классическая модель SEIR была адаптирована к половозрастной структуре населения страны [6].

Модели, основанные на анализе временных рядов, в частности ARIMA-модели, являются сложно настраиваемыми при проведении полного анализа, однако дают практически всегда хороший результат там, где требуется качественный прогноз на среднесрочный и краткосрочный период. D. Benvenuto с соавторами (2020) оценивали модель ARIMA для прогнозирования эволюции пандемии КВИ в мире на данных 1,5-месячной динамики (январь–февраль 2020 года) и пришли к выводу, что оптимальной будет модель с порядком интегрирования $d = 2$ [7]. Однако дальнейшее развитие пандемии в мире с марта 2020 года стало подчиняться экспоненциальному росту. Делались попытки подобрать параметры модели ARIMA под развитие эпидемии в различных странах. В частности, для описания развития эпидемии КВИ в Иране подходит модель с порядком интегрирования $d = 3$ (характерно для очень взрывного роста процесса) [8], а для остальных стран (Италия, Тайланд, Южная Корея) — модель с гораздо более низким показателем [9]. Однако следует отметить, что подобное сравнение для подбора гиперпараметров моделей некорректно, так как развитие эпидемии в этих странах не началось

одномоментно. В работе M. H. Ribeiro и соавторы (2020) использовали модель ARIMA, однако лишь как эталонный инструмент прогнозирования, результаты которого сравниваются с данными, полученными с помощью других методов [10].

Достаточно популярным инструментом прогнозирования развития распространения коронавирусной инфекции являются адаптивные модели экспоненциального сглаживания. Так, Z. Zhang и соавторы (2020) используют мультипликативную модель Хольта–Уинтерса, а в работе для подбора прогнозных моделей для разных стран применены различные спецификации моделей адаптивного сглаживания [11]: Хольта, Брауна и другие. Также модель Хольта была использована для прогнозирования развития эпидемии КВИ в Нигерии [12]. Простое экспоненциальное сглаживание использовалось также в исследовании работе H. H. Elmousalami и A. E. Hassanien (2020) [13], а мультипликативные модели экспоненциального сглаживания (Хольта–Уинтерса) — в работе F. Petropoulos и S. Makridakis (2020) [14]. Основным недостатком всех этих работ является отсутствие объяснения выбора соответствующей спецификации моделей, а также отсутствие «объяснения» подбора гиперпараметров моделей прогнозирования.

Таким образом, анализ источников позволил определиться с использованием методов краткосрочного прогнозирования развития эпидемии КВИ в России: модель ARIMA, модель экспоненциального сглаживания Хольта–Уинтерса и эпидемиологическая модель SIRD.

Материалы и методы

Для прогнозирования КВИ в Республике Башкортостан и Российской Федерации 15 марта 2020 года был подписан меморандум между Башкирским государственным медицинским и Уфимским государственным авиационным техническим университетами о создании проектного офиса по прогнозированию инфекции, которые уже имеют значительный опыт проведения эпидемиологических исследований [15]. Для построения прогнозов развития использовали официальные данные Роспотребнадзора по ежедневной и кумулятивной динамике новых случаев инфицирования КВИ, по выздоровевшим и умершим в период с 23 марта по 10 мая 2020 года. В рамках решения задачи прогнозирования развития эпидемии КВИ в России использовали следующие модели: ARIMA, SIRD, мультипликативную модель Хольта–Уинтерса с экспоненциальным трендом.

Модель ARIMA (p, d, q) в общем случае имеет три гиперпараметра, которые необходимо задать для получения корректной спецификации модели:

d — порядок взятия разностей ($\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$) от временного ряда y_t до тех пор, пока ряд не станет стационарным в широком смысле, то есть пока математическое ожидание и дисперсия ряда не станут постоянными, а ковариация между любыми двумя значениями ряда будет зависеть только от временного интервала между ними; p — порядок авторегрессии (AR), равный лагу запаздывания предыдущих значений временного ряда, от которых в данный момент линейно зависит само значение этого же ряда y_t ; q — порядок скользящего среднего (MA), равный лагу запаздывания прошлых статистически значимых ошибок ε_t , допущенных на предыдущих временных интервалах прогнозирования.

В итоге общий вид ARIMA-модели, используемой в настоящей работе, представлен следующим образом:

$$\Delta^d y_t = \alpha_1 \Delta^d y_{t-1} + \dots + \alpha_p \Delta^d y_{t-p} - \beta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \beta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

где $\Delta^d y_t$ — разности порядка d ряда общего количества новых случаев инфицирования КВИ в РФ; p — порядок авторегрессии; q — порядок скользящей средней; ε_t — остаточная компонента на шаге t ; α_p , β_i — коэффициенты модели, подлежащие оценке.

Также для прогнозирования в РФ использовали классическую эпидемиологическую модель SIRD (Susceptible-Infected-Removed-Died), которую можно описать системой дифференциальных уравнений:

$$\begin{aligned} \frac{dS(t)}{dt} &= -\frac{\beta S(t)I(t)}{N} \\ \frac{dI(t)}{dt} &= \frac{\beta S(t)I(t)}{N} - \gamma I(t) - \mu I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} &= \gamma I(t) \\ \frac{dD(t)}{dt} &= \mu I(t) \end{aligned}$$

$$S(t) + I(t) + R(t) + D(t) = N$$

где $S(t)$ — восприимчивые, это те, кто пока не заразились, но могут заразиться; $I(t)$ — инфицированные; $R(t)$ — выбывшие, то есть те, кто выздоровели (сформировался иммунитет); $D(t)$ — умершие; N — все население; β — коэффициент, отвечающий за вероятность инфицирования в результате контакта; $\gamma = 1/T$ — коэффициент, отвечающий за время излечения; T — время болезни; μ — коэффициент смертности от инфекции.

Для эпидемиологической модели важно задать все необходимые параметры, отвечающие за «свойства» инфекции. Основным параметром является так называемое базовое репродуктивное число вирусной инфекции $R_0 = \beta/\gamma$, определяющее динамику инфекционного процесса. По различным оценкам для

разных стран это число находится в пределах от 2,2 до 2,9. Для точного его подбора для России использовали технологию Grid Search (сетка поиска), то есть перебирали все возможные значения параметра в интервале с небольшим шагом для последних пяти дней перед горизонтом прогнозирования, отбирая то значение, которое давало наименьшую ошибку прогноза. То есть под каждые пять дней оценивались свои параметры модели. Так, для 10 мая они составили: $\beta = 0,0000000004$, $\gamma = 0,017$, $\mu = 0,00053$.

Выбор спецификации модели адаптивного сглаживания основывался на исследовании структуры временного ряда, представляющего динамику развития эпидемии КВИ в России. Несмотря на то, что цикличности в инфицировании быть теоретически не должно, на практике имеется небольшое влияние недельной цикличности, что можно объяснить как графиком работы лабораторий, выполняющих тестирование, так и снижением социальных связей в выходные дни. В связи с этим для краткосрочного прогнозирования была выбрана мультипликативная модель Хольта–Уинтерса с периодом цикличности 7 дней и экспоненциальным трендом:

$$\tilde{x}_{t+\tau} = e^{(a_0 t + a_1 t \cdot \tau)} \cdot f_{t-l+\tau},$$

где $\tilde{x}_{t+\tau}$ — прогноз, выполненный на τ шагов адаптации после t шагов обучения модели; $f_{t-l+\tau}$ — поправка модели на цикличность с периодом l ; a_0 и a_1 — адаптируемые параметры.

Для оценки качества прогноза использовали среднюю ошибку аппроксимации:

$$MAPE_{series} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^T \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \cdot 100\%$$

где y_t — фактические значения; \hat{y}_t — расчетные (прогнозируемые) значения; n — количество наблюдений во временном ряду.

Результаты

При построении всех трех вариантов моделей столкнулись с основной особенностью протекания эпидемии в России: развитие эпидемии в регионах в среднем отстает от основного очага распространения инфицирования (Москвы) на 2–3 недели. В связи с этим модели обучались отдельно для Москвы и агрегированно для остальных регионов, полученные прогнозы складывались. В результате проведения численного моделирования для оценки коэффициентов эпидемиологической модели SIRD было подобрано репродуктивное базовое число $R_0 = 2,9$.

При построении модели ARIMA для каждого временного интервала пришлось подбирать свои

гиперпараметры p , d и q . Так, на период прогнозирования с 8 по 14 апреля 2020 года (соответственно период «обучения» модели 01.03.2020–07.04.2020) лучшими параметрами были 0,3,1 ($d = 3$ свидетельствует о резком начале взрывного процесса, характерного для развития эпидемии КВИ в РФ для этого периода), далее процесс развития эпидемии «ушел» в экспоненциальный рост, в связи с этим при построении моделей на горизонт прогнозирования 15 апреля — 4 мая 2020 года сходный ряд данных логарифмировался, и уже на прологарифмированном ряду подбирались параметры: для периода составления прогноза 15–19 апреля 2020 года (период обучения 08.03.2020–14.04.2020) — 2,1,1 (Россия) и 1,2,1 (Москва), с 20 апреля по 28 апреля 2020 года (период обучения 15.03.2020–19.04.2020) — 3,1,0 (Россия) и 2,2,1 (Москва), для периода с 28 апреля по 4 мая 2020 года (период обучения 21.03.2020–28.04.2020) — 1,2,0 (Россия) и 2,1,1 (Москва). Как видно, для периода прогнозирования с 28 апреля по 4 мая 2020 года в России отмечался быстрый рост не только скорости развития эпидемии, но и рост ускорения (для того чтобы прологарифмированный ряд данных стал стационарным, то есть, по сути, не зависел бы от времени, потребовалось последовательно дважды переходить к разностям). Подходя к периоду прогнозирования, 5–10 мая 2020 года процесс развития эпидемии замедлился, экспоненциальных тенденций роста не наблюдалось, и порядки модели ARIMA стали 3, 2, 2 по данным Москвы и 1, 2, 2 по данным остальных регионов.

Для модели Хольта–Уинтерса с экспоненциальным трендом подбирались параметры адаптации,

обучающиеся на ретроспективе ряда для периода прогнозирования с 8 апреля по 4 мая 2020 года, исходя из минимума средней абсолютной процентной ошибки; для периода прогнозирования 5–10 мая 2020 года, когда отмечалось замедление развития эпидемии КВИ в РФ, использовали линейный тренд.

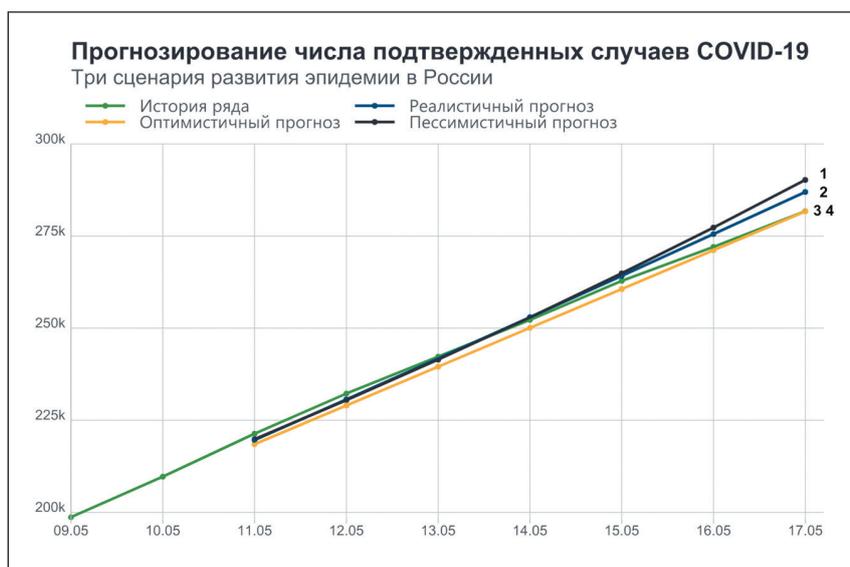
Результат прогнозирования общего числа инфицированных КВИ по РФ по всем трем моделям на период 11–17 мая 2020 года, а также рассчитанная ошибка в процентах к предыдущему значению на каждую дату сведены в таблицу. На рисунке изображены фактические значения и прогнозы, построенные в соответствии с тремя предлагаемыми в исследовании моделями.

Обсуждение

Полученные результаты прогнозирования свидетельствуют об очень высокой точности получаемых прогнозов, отличие в ошибке прогнозов в соответствии с тремя вариантами применения моделей составляет около 0,3%. Так, в период 11–17 мая 2020 года средняя абсолютная процентная ошибка по модели Хольта–Уинтерса 0,84%, по модели SIRD, дающей самый пессимистичный прогноз, — 1,1%, по модели ARIMA — 0,8%.

Следует отметить ограничения примененных методов и моделей. Так, например, модель Хольта–Уинтерса фактически никак не объясняет суть процесса развития эпидемии и исключительно ориентируется на сами данные, в которых отмечается явление незначительной семидневной цикличности, связанной в первую очередь не с истинным развитием процесса инфицирования, а с графиком работы

Рисунок 1. Прогноз развития эпидемии коронавирусной инфекции в России



Примечание: 1 — в соответствии с моделью SIRD; 2 — в соответствии с моделью Хольта–Уинтерса; 3 — в соответствии с моделью ARIMA; 4 — фактические значения.

Таблица

**РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В СООТВЕТСТВИИ С РАЗЛИЧНЫМИ ВАРИАНТАМИ МОДЕЛЕЙ
В ПЕРИОД 11–17 МАЯ 2020 ГОДА**

Дата	Заболеваемость	SIRD		Модель Хольта–Уинтерса		ARIMA	
		Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка	Прогноз	Ошибка
11 мая	221344	219855	0,67%	218468	1,30%	219615	0,78%
12 мая	232243	230439	0,78%	229005	1,39%	230661	0,68%
13 мая	242271	241457	0,34%	239538	1,13%	241780	0,20%
14 мая	252245	252926	0,27%	250073	0,86%	252946	0,28%
15 мая	262843	264865	0,77%	260608	0,85%	264194	0,51%
16 мая	272043	277293	1,93%	271143	0,33%	275541	1,29%
17 мая	281752	290230	3,01%	281679	0,03%	286958	1,85%

отдельных служб здравоохранения (лабораторий, производящих тестирование, а также административных служб). Применение модели ARIMA также потребовало постоянного «дообучения» моделей на разных этапах развития эпидемии, и всякий раз приходилось менять не только оцениваемые коэффициенты модели, но и число гиперпараметров модели. Кроме того, несмотря на то, что наименьшее расхождение прогноза с фактическими данными показала модель ARIMA, данный инструмент хорошо подходит для краткосрочного прогнозирования (сроком до 7 дней). Для чуть более отдаленной перспективы горизонта планирования предпочтительно использовать эпидемиологическую модель SIRD или ее модификации. Особенностью применения эпидемиологической модели SIRD является то, что в ней принимаются постоянными значения коэффициентов, отвечающих за вероятность инфицирования, вероятность излечения и вероятность смерти. Однако коронавирусная эпидемия в России требует от руководства страны и регионов вырабатывать меры сдерживания по ходу ее развития, что сказывается на изменении траектории эпидемии и, как следствие, приводит к тому, что коэффициенты подобной модели становятся переменными. Динамическое оценивание изменяющихся коэффициентов составляет отдельную задачу. В статье авторы с шагом в 5 дней переобучают коэффициенты модели по вновь поступившим данным, что оправдано для получения краткосрочных прогнозов (до 10 дней) высокой точности.

Заключение

Таким образом, в статье показана возможность прогнозирования КВИ в Российской Федерации, подобраны необходимые математические инструменты, указаны ограничения их применения и показана высокая точность для краткосрочного прогнозирования.

Результаты прогнозирования регулярно представляются в органы исполнительной власти для

решения медицинских и карантинных стратегий профилактики инфекции. Кроме того, результаты исследований регулярно представляются в открытом доступе на сайте <http://covid-forecast.ru/> для широкого круга медицинских и немедицинских специалистов и читателей.

Благодарность / Acknowledgements

Коллектив авторов выражает благодарность компании ООО «ISD» за поддержку сайта <http://covid-forecast.ru/>, а также инвестиционному фонду Botan Investment за обеспечение поддержки тренингов по прогнозированию среди студентов.

Конфликт интересов / Conflict of interest

Авторы заявили об отсутствии конфликта интересов. / The authors declare no conflict of interest.

Список литературы / References

1. Roosa K, Lee Y, Luo R, Kirpich A, Rothenberg R, Hyman JM, Yan P et al. Short-term forecasts of the COVID-19 epidemic in Guangdong and Zhejiang, China: February 13–23, 2020. *J Clin Med*. 2020;9(2):596. doi:10.3390/jcm9020596
2. Stübinger J, Schneider L Epidemiology of coronavirus COVID-19: forecasting the future incidence in different countries. *Healthcare*. 2020;8(2):99. doi:10.3390/healthcare8020099
3. Huang Y, Yang L, Dai H, Tian F, Chen K. Epidemic situation and forecasting of COVID-19 in and outside China. *Bulletin of the World Health Organization*. [Published online 16 March 2020]. doi:10.2471/BLT.20.255158
4. Sun D, Duan L, Xiong J, Wang D Modelling and forecasting the spread tendency of the COVID-19 in China. *BMC Infectious Diseases*. [Published online 8 May 2020]. doi:10.21203/rs.3.rs-26772/v1
5. Avila E, Canto FJA Fitting parameters of SEIR and SIRD models of COVID-19 pandemic in Mexico. [Published online 15 April 2020]. [Electronic resource]. URL: https://www.researchgate.net/publication/341165247_Fitting_parameters_of_SEIR_and_SIRD_models_of_COVID-19_pandemic_in_Mexico#fullTextFileContent
6. Prem K, Liu Y, Russell TW, Kucharski AJ, Eggo RM, Davies N et al. The effect of control strategies to reduce social mixing on outcomes of the COVID-19 epidemic in Wuhan, China: a modelling study. *Lancet Public Health* 2020;5(5):e261–270. doi:10.1016/S2468-2667(20)30073-6

7. Benvenuto D, Giovanetti M, Vassallo L, Angeletti S, Ciccozzi M Application of the ARIMA model on the COVID-2019 epidemic dataset. *Data Brief*. 2020;1053403. [Ahead of print, published online 26 February 2020]. doi:10.1016/j.dib.2020.105340

8. Dehesh T, Mardani-Fard HA, Dehesh P Forecasting of COVID-19 Confirmed Cases in Different Countries with ARIMA Models. *MedRxiv*. [Published online 18 March 2020]. doi:10.1101/2020.03.13.20035345

9. Yonar H, Yonar A, Tekindal MA, Tekindal M. Modeling and forecasting for the number of cases of the COVID-19 pandemic with the curve estimation models, the Box-Jenkins and exponential smoothing methods. *Euras J Med Oncol*. 2020;4(2):160–165. doi:10.14744/ejmo.2020.28273

10. Ribeiro MHD, Gomes da Silva R, Mariani VC, Coelho Ld S. Short-term forecasting COVID-19 cumulative confirmed cases: Perspectives for Brazil. *Chaos, Solitons and Fractals*. 2020;135:109853. doi:10.1016/j.chaos.2020.109853

11. Zhang Z, Wang X, Gong H, Liu X, Chen H, Chu Z et al. Daily tracking and forecasting of the global COVID-19 pandemic trend using Holt–Winters exponential smoothing. *Lancet*. [Published online 15 April 2020]. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3564413>

12. Abdulmajeed K, Adeleke M, Popoola L. Online forecasting of COVID-19 cases in Nigeria using limited data. *Data Brief*. 2020;30:105683. doi:10.1016/j.dib.2020.105683

13. Elmousalami HH, Hassanien AE. Day level forecasting for coronavirus disease (COVID-19) spread: analysis, modeling and recommendations. [Published online 15 March 2020]. [Electronic resource]. URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2003/2003.07778.pdf>

14. Petropoulos F, Makridakis S Forecasting the novel coronavirus COVID-19. *PLoS ONE* 15(3):e0231236. doi:10.1371/journal.pone.0231236

15. Zagidullin N, Motloch LJ, Gareeva D, Hamitova A, Lakman I, Krioni I et al. Combining novel biomarkers for risk stratification of two-year cardiovascular mortality in patients with ST-elevation myocardial infarction. *J Clin Med*. 2020;9(2):550. doi:10.3390/jcm9020550

Информация об авторах

Лакман Ирина Александровна — кандидат технических наук, доцент кафедры вычислительной математики и кибернетики ФГБОУ ВО «Уфимский государственный авиационный технический университет», e-mail: Lackmania@mail.ru, ORCID: 0000-0002-7698-8858;

Агапитов Александр Александрович — младший научный сотрудник, ФГБОУ ВО «Уфимский государственный авиационный технический университет», e-mail: aleks6321@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-3618-2657;

Садикова Лиана Флоритовна — младший научный сотрудник, ФГБОУ ВО «Уфимский государственный авиационный технический университет», e-mail: walsh.lea@gmail.com, ORCID: 0000-0001-9250-5548;

Черненко Олег Валерианович — кандидат медицинских наук, заместитель директора по развитию ООО «Лаборатория гемодиализа», e-mail: och@dializrb.ru, ORCID: 0000-0001-7907-806X;

Новиков Сергей Владимирович — кандидат экономических наук, исполняющий обязанности ректора ФГБОУ ВО «Уфимский государственный авиационный технический университет», e-mail: sn917774405@gmail.com, ORCID: 0000-0002-8439-8620;

Попов Денис Владимирович — кандидат технических наук, доцент кафедры вычислительной математики и кибернетики ФГБОУ ВО «Уфимский государственный авиационный технический университет», e-mail: popov.denis@inbox.ru, ORCID: 0000-0002-7698-8858;

Павлов Валентин Николаевич — доктор медицинских наук, профессор, член-корреспондент Российской академии наук, ректор ФГБОУ ВО «Башкирский государственный медицинский университет» Минздрава России, e-mail: pavlov@bashgmu.ru, ORCID: 0000-0003-0132-3269;

Гареева Диана Фирдавиевна — кандидат медицинских наук, врач-кардиолог, ассистент кафедры пропедевтики внутренних болезней, ФГБОУ ВО «Башкирский государственный медицинский университет», e-mail: danika09@mail.ru, ORCID: 0000-0002-1874-8661;

Идрисов Булат Тагирович — ассистент кафедры инфекционных болезней ФГБОУ ВО «Башкирский государственный медицинский университет», e-mail: bidrisov@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1971-2572;

Биялялов Азат Ринатович — кандидат медицинских наук, начальник управления информационных технологий, доцент кафедры травматологии и ортопедии с курсом Института дополнительного профессионального образования ФГБОУ ВО «Башкирский государственный медицинский университет», e-mail: azat.bilyalov@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1273-9430;

Загидуллин Науфаль Шамилович — доктор медицинских наук, профессор, директор Научно-исследовательского института «Кардиология», заведующий кафедрой пропедевтики внутренних болезней ФГБОУ ВО Башкирский ГМУ Минздрава России.

Author information

Irina A. Lakman, PhD in Technics, Associate Professor, Department of Computational Mathematics and Cybernetics, Ufa State Aviation Technical University, e-mail: Lackmania@mail.ru, ORCID: 0000-0002-7698-8858;

Aleksandr A. Agapitov, Junior Researcher, Ufa State Aviation Technical University, e-mail: aleks6321@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-3618-2657;

Liana F. Sadikova, Junior Researcher, Ufa State Aviation Technical University, e-mail: walsh.lea@gmail.com, ORCID: 0000-0001-9250-5548;

Oleg V. Chernenko, MD, PhD, Deputy Director for Development, LLC “Laboratory of hemodialysis”, e-mail: och@dializrb.ru, ORCID: 0000-0002-8439-862;

Sergey V. Novikov, PhD in Economics, Acting Rector, Ufa State Aviation Technical University, e-mail: sn917774405@gmail.com, ORCID: 0000-0002-8439-8620;

Denis V. Popov, PhD in Technics, Associate Professor, Department of Computational Mathematics and Cybernetics, Ufa State Aviation Technical University, e-mail: popov.denis@inbox.ru, ORCID: 0000-0002-8439-862;

Valentin N. Pavlov, MD, PhD, DSc, Professor, Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences, Rector, Bashkir State Medical University, e-mail: pavlov@bashgmu.ru, ORCID: 0000-0003-0132-3269;

Diana F. Gareeva, MD, PhD, Cardiologist, Assistant, Department of Propaedeutics of Internal Diseases, Bashkir State Medical University, e-mail: danika09@mail.ru, ORCID: 0000-0002-1874-8661;

Bulat T. Idrisov, MD, Assistant, Department of Infectious Diseases, Bashkir State Medical University, e-mail: bidrisov@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1971-2572;

Azat R. Bilyalov, MD, PhD, Head, Department of Information Technologies, Associate Professor, Department of Traumatology and Orthopedics, Bashkir State Medical University, e-mail: azat.bilyalov@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1273-9430;

Naufal Sh. Zagidullin, MD, PhD, DSc, Professor, Director, Research Institute of Cardiology, Head, Department of Propaedeutics of Internal Diseases, Bashkir State Medical University, e-mail: znaufal@mail.ru; ORCID: 0000-0003-2386-6707.