

# Прогнозирование заболеваемости туберкулезом с применением метода машинного обучения

Н.П. Докторова<sup>1✉</sup>, <https://orcid.org/0000-0002-8890-8958>, drndok@mail.ru

И.А. Васильева<sup>1</sup>, <https://orcid.org/0000-0002-0637-7955>, nmrc@nmrc.ru

Л.Е. Паролина<sup>1</sup>, <https://orcid.org/0000-0003-4365-5894>, ParolinaLE@nmrc.ru

Н.Ю. Николенко<sup>2</sup>, <https://orcid.org/0000-0002-1071-2680>, nynikolenko@me.com

Д.А. Кудлай<sup>3,4,5</sup>, <https://orcid.org/0000-0003-1878-4467>, D624254@gmail.com

<sup>1</sup> Национальный медицинский исследовательский центр фтизиопульмонологии и инфекционных заболеваний; 127473, Россия, Москва, ул. Достоевского, д. 4, корп. 2

<sup>2</sup> Московский городской научно-практический центр борьбы с туберкулезом; 107014, Россия, Москва, ул. Стромьнка, д. 10, стр. 1

<sup>3</sup> Первый Московский государственный медицинский университет имени И.М. Сеченова (Сеченовский Университет); 119991, Россия, Москва, ул. Трубецкая, д. 8, стр. 2

<sup>4</sup> Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова; 119991, Россия, Москва, Ленинские горы, д. 1

<sup>5</sup> Государственный научный центр «Институт иммунологии» Федерального медико-биологического агентства; 115478, Россия, Москва, Каширское шоссе, д. 24

## Резюме

**Введение.** Прогнозирование развития эпидемического процесса туберкулеза (ТБ) является сложной задачей, поскольку эпидемический процесс как явление представляет собой мультифакторный феномен.

**Цель.** Создать динамическую модель долгосрочного прогноза заболеваемости ТБ в Российской Федерации (РФ) с применением методов машинного обучения для планирования и проведения научно обоснованных профилактических мероприятий с учетом региональных особенностей эпидемической ситуации.

**Материалы и методы.** Разработка динамической модели прогноза включала отбор эпидемиологических, социальных, демографических, экономических факторов, имеющих наибольшее влияние на развитие эпидемического процесса ТБ, на основе метода экспертных оценок Delphi; определение веса каждого фактора; ранжирование субъектов РФ по уровню экономического развития, заболеваемости и смертности от ТБ; создание математической модели с использованием методов машинного обучения. В качестве модели машинного обучения выбран гауссовский процесс. Обучение модели происходило на данных 2010–2016 гг., валидация – на данных 2017–2021 гг. Модели реализовывали на языке Python 3 с использованием открытой библиотеки scikit-learn и CatBoost.

**Результаты.** Матрицу модели составили показатели, оказывающие наиболее значимое влияние на развитие эпидемического процесса ТБ: величина валового регионального продукта, количество безработных, ожидаемая продолжительность жизни; заболеваемость ТБ; доля впервые выявленных больных ТБ легких с бактериовыделением, выявленным при бактериоскопии и посеве мокроты; доля первичной множественной лекарственной устойчивости микобактерий ТБ; количество умерших от ТБ в течение первого года наблюдения. Полученная динамическая модель заболеваемости ТБ с использованием методов машинного обучения обладает высокой предиктивной способностью ( $R^2 = 0,78$ ).

**Выводы.** Динамическая модель прогноза заболеваемости ТБ обладает высокими прогностическими возможностями независимо от уровня экономического развития субъекта РФ и может служить основой для формирования индивидуализированных алгоритмов выбора мер по оптимизации выявления, лечения и профилактики ТБ.

**Ключевые слова:** туберкулез, эпидемический процесс, динамическая модель, ранжирование регионов, методы машинного обучения

**Для цитирования:** Докторова НП, Васильева ИА, Паролина ЛЕ, Николенко НЮ, Кудлай ДА. Прогнозирование заболеваемости туберкулезом с применением метода машинного обучения. *Медицинский совет.* 2026;20(9). <https://doi.org/10.21518/ms2026-112>.

**Конфликт интересов:** авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

## Predicting tuberculosis incidence using machine learning

Natalia P. Doktorova<sup>1✉</sup>, <https://orcid.org/0000-0002-8890-8958>, drndok@mail.ru

Irina A. Vasilyeva<sup>1</sup>, <https://orcid.org/0000-0002-0637-7955>, nmrc@nmrc.ru

Liubov E. Parolina<sup>1</sup>, <https://orcid.org/0000-0003-4365-5894>, ParolinaLE@nmrc.ru

Nikolay Yu. Nikolenko<sup>2</sup>, <https://orcid.org/0000-0002-1071-2680>, nynikolenko@me.com

Dmitry A. Kudlay<sup>3,4,5</sup>, <https://orcid.org/0000-0003-1878-4467>, D624254@gmail.com

<sup>1</sup> National Medical Research Center for Phthisiopulmonology and Infectious Diseases; 4, Bldg. 2, Dostoevsky St., Moscow, 127473, Russia

<sup>2</sup> Moscow Scientific and Practical Center for Tuberculosis Control; 10, Stromynka St., Moscow, 107014, Russia

<sup>3</sup> Sechenov First Moscow State Medical University; 8, Bldg. 2, Trubetskaya St., Moscow, 119991, Russia

<sup>4</sup> Lomonosov Moscow State University; 1, Lenin Hills, Moscow, 119991, Russia

<sup>5</sup> National Research Center – Institute of Immunology, Federal Medical-Biological Agency of Russia; 24, Kashirskoye Shosse, Moscow, 115478, Russia

## Abstract

**Introduction.** Forecasting the development of the tuberculosis (TB) epidemic is a complex task, as the epidemic process as a phenomenon is multifactorial.

**Aim.** To create a dynamic model for long-term forecasting of TB incidence in the Russian Federation (RF) using machine learning methods for planning and implementing evidence-based preventive measures, taking into account regional characteristics of the epidemic situation.

**Materials and methods.** The development of the dynamic forecast model included the selection of epidemiological, social, demographic, and economic factors with the greatest influence on the development of the TB epidemic using the Delphi expert assessment method; determination of the weight of each factor; ranking of the constituent entities of the Russian Federation by level of economic development, TB incidence, and mortality; and the creation of a mathematical model using machine learning methods. A Gaussian process was chosen as the machine learning model. The model was trained on data from 2010–2016 and validated on data from 2017–2021. The models were implemented in Python 3 using the open-source scikit-learn library and CatBoost.

**Results.** The model matrix consisted of indicators that have the greatest impact on the development of the TB epidemic: gross regional product, unemployment rate, life expectancy; TB incidence; the proportion of newly diagnosed pulmonary TB patients with bacterial isolation detected by sputum smear microscopy and culture, the proportion of primary multidrug-resistant TB cases, and the number of TB-related deaths during the first year of observation. The resulting dynamic model of TB incidence using machine learning methods has high predictive ability ( $R^2 = 0.78$ ).

**Conclusions.** The dynamic model for predicting TB incidence has high predictive capabilities regardless of the level of economic development of a constituent entity of the Russian Federation and can serve as the basis for developing individualized algorithms for selecting measures to optimize the detection, treatment, and prevention of TB.

**Keywords:** tuberculosis, epidemic process, dynamic model, regional ranking, machine learning methods

**For citation:** Doktorova NP, Vasilyeva IA, Parolina LE, Nikolenko NYu, Kudlay DA. Predicting tuberculosis incidence using machine learning. *Meditsinskiy Sovet*. 2026;20(9). (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/ms2026-112>.

**Conflict of interest:** the authors declare no conflict of interest.

## ВВЕДЕНИЕ

Ключевым аспектом современной концепции оказания медицинской помощи является акцент на профилактических мероприятиях, направленных на снижение заболеваемости и смертности от социально значимых болезней [1], в связи с чем активно развивается направление предиктивно-превентивной и персонифицированной медицины [2]. Известно, что отражением развития эпидемического процесса туберкулеза (ТБ) является динамика показателей заболеваемости и смертности [3]. Планирование действенных профилактических мер, направленных на снижение заболеваемости и смертности от ТБ невозможно без непрерывного мониторинга, анализа и долговременного прогнозирования изменений в эпидемической ситуации. Вместе с тем прогнозирование развития эпидемического процесса ТБ является сложной задачей, поскольку эпидемический процесс как явление представляет собой мультифакторный феномен, включающий множество показателей, взаимосвязь между которыми не всегда очевидна. Нередко со значением какого-либо показателя коррелирует группа эпидемиологических показателей, которые могут быть идентичны по смыслу и значению, но рассчитаны для разных лет [4]. Для преодоления подобных проблем необходимо использование междисциплинарного подхода [5]. В современных условиях традиционные

методы прогнозирования оказываются неэффективными, поскольку не учитывают большой объем и разнородность данных, что приводит к снижению точности прогноза [6, 7]. Для повышения точности прогноза в динамичных и сложных условиях меняющейся эпидемической и социально-экономической ситуации все чаще используют методы анализа данных и машинного обучения, позволяющие быстро и точно обрабатывать и анализировать большие объемы данных, выявлять закономерности и тенденции [6, 8–11]. Работа с нейронными сетями позволяет значительно ускорить процесс обработки многокомпонентной информации и уменьшить ошибки прогнозирования при принятии решений. Нейронная сеть представляет собой программное или аппаратное воплощение математической модели биологических нейронных сетей. После разработки алгоритмов обучения на ограниченном множестве показателей нейронная сеть способна обобщать полученную информацию и показывать достоверные результаты на данных, не использовавшихся при ее обучении, что важно для развития системы мониторинга эпидемического процесса ТБ [12–14].

**Цель** – создание динамической математической модели долговременного прогноза заболеваемости ТБ в Российской Федерации (РФ) с применением методов машинного обучения для планирования и проведения научно обоснованных профилактических мероприятий с учетом региональных особенностей эпидемической ситуации.

**Задачи исследования:**

1. Провести отбор эпидемиологических, социально-экономических и демографических показателей, ассоциированных с изменением заболеваемости ТБ, на основе экспертных оценок по методу Delphi.
2. Выполнить ранжирование регионов РФ по уровню экономического развития на основе величины показателя валового регионального продукта (ВРП) на душу населения, выделив три кластера регионов: с высоким, средним и низким социально-экономическим развитием.
3. Определить важность показателей, отобрав для матрицы математической модели величины с наибольшим весом.
4. Построить динамическую модель прогноза заболеваемости ТБ.
5. Осуществить моделирование развития эпидемической ситуации в субъектах РФ с использованием разработанной модели, сопоставив прогнозные значения с реальными величинами показателей.

**МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ**

Отбор показателей для включения в рабочую матрицу модели проводился с помощью метода экспертных оценок Delphi. Формализация мнений экспертов выполнялась на основании оценки значимости каждого параметра по десятибалльной шкале. Оценочная шкала формировалась с учетом двух крайних точек, характеризующих наивысший и наименьший уровень значимости фактора. Были определены 17 переменных, оказывающих влияние на эпидемические процессы ТБ (14 медицинских и 3 социальных). Созданию матрицы модели предшествовал углубленный анализ статистических форм по ТБ по регионам РФ: форма №8 «Сведения о заболеваниях активным туберкулезом», форма №33 «Сведения о больных туберкулезом», форма №2-ТБ «Сведения о больных, зарегистрированных для лечения», форма №7-ТБ «Сведения о впервые выявленных больных и рецидивах заболеваний туберкулезом» по гражданскому здравоохранению, форма №8-ТБ «Сведения о результатах курсов химиотерапии больных туберкулезом легких», форма №ВР-5МЛУ «Сведения об исходах случаев лечения туберкулеза по IV, V режиму химиотерапии», №С51 «Распределение умерших по полу, возрастным группам и причинам смерти».

База данных эпидемиологических показателей за период с 2010 по 2020 г. сформирована по переменным, оказывающим влияние на эпидемический процесс ТБ, с обеспечением возможности построения 12-летнего динамического ряда, в том числе по федеральным округам, с указанием величины постоянного состава населения каждого округа в субъектах федерации. В результате анализа и стандартизации показателей в отдельных субъектах РФ были выделены крайние по величине эпидемических показателей территории, объединены базы данных по субъектам в единый файл, который был использован для создания математической модели и машинного обучения.

База данных социально-экономических и демографических показателей сформирована по данным Росстата по каждому субъекту РФ за период 2010–2020 гг.

В указанной базе отражены сведения, получаемые органами государственной статистики от юридических лиц и населения путем проведения федерального статистического наблюдения, выборочных обследований, а также данные министерств и ведомств РФ о медико-демографических аспектах здоровья населения и его отдельных социально-демографических групп, организации лечебно-профилактической помощи, состоянии рынка труда, производстве товаров, потребительском рынке товаров и услуг, состоянии окружающей среды и санитарно-эпидемиологическом контроле. Полученная база данных включала переменные, позволяющие в динамике оценить статус территорий. Они были объединены в электронные таблицы на основе данных Росстата с экономическими, демографическими и социальными показателями, характеризующими социально-экономическое положение каждого субъекта РФ.

Далее было проведено ранжирование регионов по уровню экономического развития на основе величины показателя ВРП на душу населения. Для оценок ВРП был выполнен линейный регрессионный анализ представленных ключевых показателей и их вклада в ВРП, перед началом которого данные были нормированы (из каждого параметра было вычислено среднее, а результат поделен на стандартное отклонение). Затем было построено линейное приближение ВРП по нормированным данным с наименьшим квадратом отклонения от реальных данных. Проведена оценка важности параметров прогнозирования для субъектов РФ с разным уровнем заболеваемости. На основе полученных результатов построена динамическая модель прогноза заболеваемости ТБ для субъекта РФ и выполнено моделирование заболеваемости ТБ для субъектов с разной эпидемической ситуацией [15]. В качестве моделей машинного обучения были выбраны шесть вариантов моделирования: линейная регрессия, обобщенная линейная регрессия с нормальным распределением, обобщенная линейная регрессия с экспоненциальным распределением, Ridge-регрессия, гауссовский процесс, случайный лес, CatBoost. Только гауссовский процесс дал предсказание, показывающее дальнейшую тенденцию заболеваемости. Обучение модели происходило на данных 2010–2016 гг., валидация – на данных 2017–2021 гг. Модели реализовывали на языке Python 3 с использованием открытой библиотеки scikit-learn и CatBoost [16, 17]. Все модели создавали, исходя из величин показателей за предшествующие 3 года, для прогнозирования заболеваемости на следующий год.

Разработка модели проводилась сотрудниками Института вычислительной математики и математической геофизики Сибирского отделения Российской академии наук.

**РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ**

В ходе регрессионного и корреляционного анализа авторами получены коэффициенты линейной функции с положительной и отрицательной корреляцией, определяющие важность ключевых параметров (табл. 1, 2). Параметры с весами менее 0,1 считались незначительно влияющими или не коррелирующими с уровнем развития региона.

● **Таблица 1.** Параметры, оказывающие влияние на размер валового регионального продукта с положительной корреляцией

● **Table 1.** Parameters affecting the GRP size with a positive correlation

№ п/п	Изучаемые параметры	Вес показателя
1	Коэффициент миграционного прироста	<b>0,160</b>
2	Распределение числа прибывших из-за пределов России	0,083
3	Общая численность безработных	0,096
4	Численность зарегистрированных безработных	0,073
5	Уровень безработицы	<b>0,142</b>
6	Величина среднедушевых денежных доходов населения	<b>1,256</b>
7	Численность населения на одного врача	<b>0,156</b>
8	Число зарегистрированных преступлений	0,061
9	Средний размер назначенных пенсий	<b>0,196</b>
10	Средний возраст	<b>0,377</b>

На увеличение размера ВРП оказывали значимое прямое влияние величина среднедушевых доходов, средний возраст населения, средний размер назначенных пенсий и, в меньшей степени, численность населения на одного врача, коэффициент миграционного прироста и уровень безработицы (*табл. 1*). При этом сильная прямая связь (вес показателя  $\geq 1,0$ ) выявлена только у показателя «величина среднедушевых денежных доходов населения», непосредственно отражающего размер ВРП и возможность региона реализовывать социальные программы, в том числе в сфере здравоохранения.

Следует отметить отрицательную корреляцию распределения населения по возрастам, слабо влияющую на итоговую величину ВРП (*табл. 2*), даже с учетом высокого веса показателей, т.к. эти параметры остаются неизменными с течением времени и имеют малый разброс, что позволяет считать их добавочной постоянной. Более значимыми являются величина коэффициента демографической нагрузки и количество в регионе населения трудоспособного возраста.

С учетом рассчитанных весов показателей проведено ранжирование и выделение территорий с максимально высоким, максимально низким и средним уровнем экономического развития.

Ранжирование территорий по уровням экономического развития производили с помощью метода кластеризации *k-means* [18]. Для анализа были выбраны показатели из *табл. 2, 3* без учета знака. Данный алгоритм оказался неустойчивым относительно выбранного для анализа периода наблюдения, поэтому от использования метода кластеризации по годам отказались. Регионы были разделены по уровням развития (высокий, средний, низкий) с помощью квантильного анализа: лучшие 10%, средние 80% и худшие 10%.

● **Таблица 2.** Параметры, оказывающие влияние на размер валового регионального продукта с отрицательной корреляцией

● **Table 2.** Parameters affecting the GRP size with a negative correlation

№ п/п	Изучаемые параметры	Вес показателя
1	Численность населения среднегодовая	<b>-0,232</b>
2	Удельный вес городского населения в общей численности населения	-0,018
3	Население в трудоспособном возрасте	<b>-1,046</b>
4	Население старше трудоспособного возраста	<b>-0,295</b>
5	Коэффициенты демографической нагрузки	<b>-1,222</b>
6	Соотношение мужчин/женщин	-0,024
7	Изменение численности населения	<b>-0,133</b>
8	Общие коэффициенты рождаемости	<b>-0,344</b>
9	Ожидаемая продолжительность жизни при рождении	<b>-0,115</b>
10	Реальные доходы населения	-0,030
11	Доля населения с доходами ниже прожиточного минимума	-0,034
12	Потребление мяса и мясopодуков	-0,019
13	Общая площадь жилых помещений на одного жителя	-0,068
14	Численность населения на одного работника среднего медицинского персонала	-0,081
15	Количество преступлений, зарегистрированных в отчетном периоде	<b>-0,304</b>
16	Индексы потребительских цен	-0,058
17	Возраст 15–19 лет	<b>-0,978</b>
18	Возраст 20–29 лет	<b>-2,900</b>
19	Возраст 30–39 лет	<b>-1,409</b>
20	Возраст 40–49 лет	<b>-1,396</b>
21	Возраст 50–59 лет	<b>-2,315</b>
22	Возраст 60–69 лет	<b>-1,552</b>
23	Возраст 70 лет и старше	-0,085
24	Среднемесячная начисленная заработная плата работников организаций	<b>-0,132</b>

В группу с высоким уровнем экономического развития вошли: Ямало-Ненецкий автономный округ, Ненецкий автономный округ, Чукотский автономный округ, Ханты-Мансийский автономный округ – Югра, Тюменская область, Сахалинская область, Республика Саха (Якутия), Магаданская область, Москва, Санкт-Петербург. К группе с низким уровнем экономического развития отнесены: Республика Тыва, Амурская область, Оренбургская область, Республика Алтай, Алтайский край, Республика Калмыкия, Кемеровская область, Кировская область, Пензенская область, Чувашская Республика, Республика Мордовия,

Саратовская область. В группу со средним уровнем развития вошли остальные регионы.

Далее было произведено квантильное ранжирование территорий (на уровне 0,33 и 0,66) на регионы с низким, высоким и средним уровнем заболеваемости и смертности от ТБ. Данные статистики были нормированы на количество населения региона. Ранжирование проводилось отдельно по заболеваемости и смертности, при этом в 70% случаев уровни по обоим показателям совпадали. В случае несовпадения показателей смертности и заболеваемости региону присваивался тот уровень, который был получен для показателя смертности [19].

Регионы, относящиеся к первым 30% по уровням заболеваемости и смертности от ТБ за весь период наблюдения (т. е. данным регионам был присвоен высокий уровень заболеваемости и смертности за каждый год в период с 2010 по 2020 г.), представлены в *табл. 3*. Уровни заболеваемости и смертности были нормированы на численность населения региона. Проведено ранжирование и выделение территорий с максимально высокими уровнями заболеваемости и смертности от ТБ за 10 лет (*табл. 3*).

Уровень заболеваемости и смертности был рассчитан как отношение числа заболевших или умерших в данном году к численности населения соответствующего региона [20–22].

● **Таблица 3.** Рейтинг регионов с высоким уровнем заболеваемости на протяжении 10 лет (с 2010 по 2020 г.)

● **Table 3.** 10-year ranking of regions with high incidence rates (2010 to 2020)

Регион	Уровень заболеваемости	Уровень смертности
Республика Тыва	0,000727	0,000344
Новосибирская область	0,000662	0,000082
Кемеровская область	0,000614	0,000071
Приморский край	0,000581	0,000101
Иркутская область	0,000548	0,000107
Еврейская автономная область	0,000546	0,000152
Хабаровский край	0,000526	0,000071
Алтайский край	0,000512	0,000098
Астраханская область	0,000507	0,000074
Курганская область	0,00049	0,000145
Сахалинская область	0,000462	0,00008
Амурская область	0,000421	0,000107
Пермский край	0,000418	0,000055
Свердловская область	0,000405	0,000055
Красноярский край	0,000403	0,00008
Республика Калмыкия	0,000388	0,000048
Забайкальский край	0,000356	0,000038
Ростовская область	0,00021	0,000044

Примечание. Регионы ориентированы по заболеваемости в 2020 г.

Ранг региона определяли на основании величины показателя, представляющего собой отношение суммы нормированных значений заболеваемости и смертности к численности населения в регионе. Далее суммировали нормированные показатели заболеваемости и смертности в регионе с единичными весами и сортировали по убыванию величины итогового значения (чем ниже ранг, тем лучше эпидемиологическая ситуация в регионе). Корреляционный анализ выявил наличие обратной корреляционной связи («чем меньше, тем больше») ранга социально-экономического развития региона с величинами показателей заболеваемости и смертности от ТБ (*табл. 4*).

Созданию модели предшествовало определение важности (веса) параметров прогнозирования (17 медицинских, 3 социальных) для субъектов РФ с разным уровнем заболеваемости. Поскольку большинство данных из этих вариационных рядов либо были почти линейными и являлись следствием совокупного положения в регионе, либо характеризовались большой дисперсией, они могли привести к переобучению моделей, особенно на имеющейся малой выборке данных. В связи с этим из перечня были отобраны нелинейные параметры с малой дисперсией [23].

В результате проведенного вариационного анализа выявлены важные параметры для прогнозирования заболеваемости ТБ: размер ВРП без сдвига; количество безработных за предыдущий год; ожидаемая продолжительность жизни без сдвига; заболеваемость ТБ без ВИЧ за последние 3 года; доля впервые выявленных пациентов с ТБ легких с бактериовыделением, определенным методом бактериоскопии со сдвигом в 2 года; доля впервые выявленных пациентов с ТБ легких с бактериовыделением, определенным методом посева со сдвигом в 2 года; первичная множественная лекарственная устойчивость за последние 3 года; количество рецидивов ТБ за последние 3 года; количество умерших от ТБ в течение первого года наблюдения со сдвигом в 2 года. Экономические показатели позволяют незначительно уточнить прогноз, что не гарантирует точности результатов при различных доступных данных. Моделирование представляется невозможным при отсутствии данных (или их прогноза) со сдвигом относительно прогнозируемого года.

На примере Ленинградской области приводим итоговые «аналоги весов» полной модели и важных параметров (*табл. 5*). Установлена прямая связь между величиной весового коэффициента исследуемого параметра модели и степенью его влияния на прогноз.

Примеры результатов моделирования развития эпидемического процесса ТБ для регионов с разным уровнем экономического развития представлены на *рис. 1, 2*.

● **Таблица 4.** Корреляция между рангами уровня развития региона и рангами заболеваемости и смертности

● **Table 4.** Correlation between region development indices and incidence and mortality indices

Показатель	Ранг заболеваемости	Ранг смертности
Ранг Росстата	-0,008259	-0,015647
Ранг смертности	0,843224	1,00

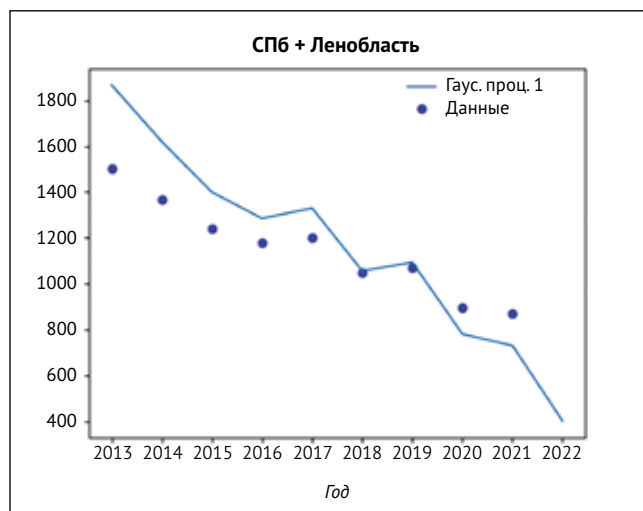
- **Таблица 5.** Итоговые «аналоги весов» модели важных параметров для Ленинградской области
- **Table 5.** Final “weight analogues” in the critical parameter model for the Leningrad Region

Параметр	Вес	Параметр	Вес
Заболееваемость туберкулезом без ВИЧ-инфекции 2 года назад	1,64305465e-01	Число пациентов с рецидивом 3 года назад	9,70108138e-02
Заболееваемость туберкулезом без ВИЧ-инфекции год назад	1,54655595e-01	Число пациентов с рецидивом 2 года назад	5,08475755e-02
Валовой региональный продукт на душу населения	1,47477658e-01	Число пациентов с рецидивом год назад	2,53073640e-02
Общая численность безработных	3,80216967e-02	Число больных, умерших от туберкулеза 2 года назад	2,96290717e-02
Численность населения	1,32382238e-01	Заболееваемость ВИЧ-инфекцией, форма 33, 3 года назад	-1,40017338e-01
Доля впервые выявленных больных туберкулезом легких с бактериовыделением, определенным методом бактериоскопии, 2 года назад	-5,86048717e-02	Заболееваемость ВИЧ-инфекцией, форма 33, 2 года назад	-6,55243198e-02
Доля впервые выявленных больных туберкулезом легких с бактериовыделением, определенным методом посева 2 года назад	-3,44770580e-02	Заболееваемость ВИЧ-инфекцией, форма 33, 1 год назад	-5,14101793e-02
Число пациентов с первичной множественной лекарственной устойчивостью микобактерий ТБ из числа обследованных 3 года назад	-8,31052894e-02	Число умерших от туберкулеза, состоявших на учете менее года, 2 года назад	-3,76334594e-02
Число пациентов с впервые выявленной множественной лекарственной устойчивостью микобактерий ТБ из числа обследованных год назад	-2,69868807e-02		

Примечание. ТБ – туберкулез.

- **Рисунок 1.** Пример результата прогнозирования для региона с высоким уровнем экономического развития за 2013–2022 гг.

- **Figure 1.** Example of highly-developed region prediction result for 2013–2022



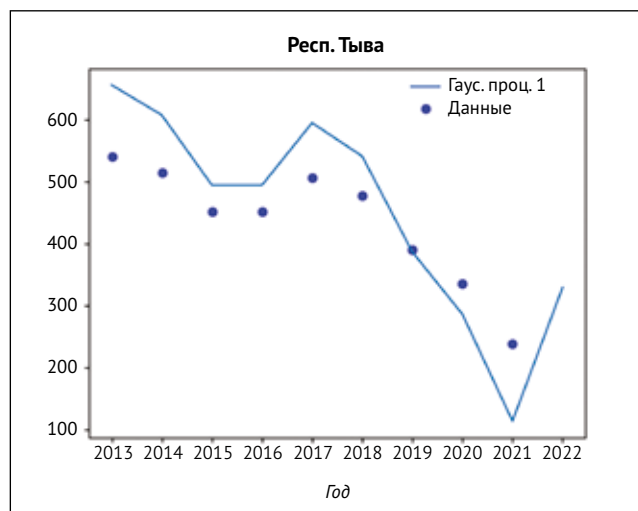
Пунктирная линия отражает расчетные данные величин показателя заболеваемости туберкулезом, непрерывная – прогнозные величины показателя в Санкт-Петербурге и Ленинградской области.

Представленный пример результата прогнозирования заболеваемости ТБ в Санкт-Петербурге и Ленинградской области (рис. 1) показывает совпадение прогнозируемого и реального векторов развития эпидемического процесса ТБ, указывая на снижение заболеваемости, выраженное в большей степени прогнозными величинами показателя.

Характер прогнозной (пунктирная линия) и расчетной (непрерывная линия) линий графика динамики показателя заболеваемости ТБ за период с 2013 по 2022 г.

- **Рисунок 2.** Пример результата прогнозирования для региона с низким уровнем экономического развития за 2013–2022 гг.

- **Figure 2.** Example of least-developed region prediction result for 2013–2022



Пунктирная линия отражает расчетные данные величин показателя заболеваемости туберкулезом, непрерывная – прогнозные величины показателя в Республике Тыва.

в Республике Тыва (рис. 2) демонстрирует их частичное совпадение. Рост показателя в 2022 г., вероятно, обусловлен регистрацией случаев ТБ, не выявленных в период пандемии COVID-19.

Полученная динамическая модель заболеваемости ТБ с использованием методов машинного обучения обладает высокой предиктивной способностью ( $R^2 = 0,78$ )<sup>1</sup>.

<sup>1</sup> Оценка регрессионных моделей. Режим доступа: [https://help.qlik.com/ru-RU/cloud-services/Subsystems/Hub/Content/Sense\\_Hub/AutoML/scoring-regression.htm](https://help.qlik.com/ru-RU/cloud-services/Subsystems/Hub/Content/Sense_Hub/AutoML/scoring-regression.htm).

## ОБСУЖДЕНИЕ

В целом для регионов отрицательную корреляцию с заболеваемостью и смертностью от ТБ имеют коэффициенты миграционного прироста (чем больше движение населения между регионами, тем выше заболеваемость ТБ), а также ожидаемая величина продолжительности жизни и общей площади жилых помещений на одного человека в регионе, которые являются одними из показателей благополучия региона.

Показатели, отражающие материальное состояние граждан, имеют положительную корреляцию с интересующими эпидемиологическими показателями, т. е. чем выше уровень безработицы и доля населения с доходами ниже прожиточного минимума, тем выше заболеваемость и смертность в регионе [24]. Любопытно, что реальные доходы населения также положительно коррелируют с заболеваемостью ТБ.

В свою очередь, такие характеристики, как численность безработных, удельный вес городского населения и количество преступлений за год, не имели существенной корреляции с заболеваемостью и смертностью от ТБ в регионах.

В ходе анализа установлено, что из социально-экономических показателей наибольшее влияние на эпидемиологическую ситуацию оказывают коэффициент миграционного прироста (отрицательное влияние) и доля населения с доходами ниже прожиточного минимума (положительное влияние).

Как и ожидалось, на примере региона с высоким уровнем экономического развития (Ленинградская область) показано, что наибольшую значимость (вес фактора) для динамики эпидемического процесса ТБ в указанном кластере регионов имеют показатели, характеризующие эффективность противотуберкулезных

мероприятий (табл. 5): число пациентов с рецидивом ТБ, установленным 3 года назад; число больных с первичной множественной лекарственной устойчивостью микобактерий ТБ, выявленной 3 года назад; доля больных ТБ легких с бактериовыделением, определенным методом бактериоскопии; а также заболеваемость ВИЧ-инфекцией 1 и 2 года назад, что согласуется с данными других авторов [25–29]. Перечисленные факторы подтверждают рекомендации ряда авторов, настаивающих на усилении контроля за выявлением ТБ у пациентов из групп повышенного риска развития заболевания [30, 31].

## ВЫВОДЫ

1. Итоги математического моделирования с использованием большого массива данных позволяют определять динамический долгосрочный прогноз со сдвигом в 2–3 года, что дает возможность планирования основных потоков финансирования противотуберкулезных мероприятий для каждого субъекта РФ.

2. Динамическая модель прогноза заболеваемости ТБ может быть использована независимо от уровня экономического развития субъекта РФ и служить основой формирования индивидуализированных (с учетом региональных особенностей) алгоритмов выбора мер по оптимизации выявления, лечения и профилактики ТБ.

3. Результаты работы могут быть использованы для принятия научно обоснованных управленческих решений и выбора наиболее эффективных способов борьбы с эпидемией в регионах и стране в целом, что будет способствовать оптимизации затрат на противотуберкулезные мероприятия в России.



Поступила / Received 03.03.2026

Поступила после рецензирования / Revised 17.03.2026

Принята в печать / Accepted 19.03.2026

## Список литературы / References

- Хальфин РА, Мадьянова ВВ, Столбов АП, Ефимова АО, Качкова ОЕ. Концепция организационной модели пациент-ориентированной системы оказания медицинской помощи в условиях цифровой трансформации здравоохранения. *Проблемы стандартизации в здравоохранении*. 2019;(11-12):50–57. <https://doi.org/10.26347/1607-2502201911-12050-057>. Khalfin RA, Madyanova VV, Stolbov AP, Efimova AO, Kachkova OE. Design of patient-centered health care system in the digital transformation of health care. *Health Care Standardization Problems*. 2019;(11-12):50–57. (In Russ.) <https://doi.org/10.26347/1607-2502201911-12050-057>.
- Сучков СВ, Ставицкая НВ, Notkins A, Лопухин ЮМ, Bunz F, Белов ЮВ и др. Введение в предиктивно-превентивную и персонализированную медицину: опыт прошлого и реальность дня завтрашнего. *Туберкулез и болезни легких*. 2014;91(7):77–89. Режим доступа: <https://www.tibl-journal.com/jour/article/view/109>. Suchkov SV, Stavitskaya NV, Notkins A, Lopukhin YuM, Bunz F, Belov YuV et al. Introduction to predictive, preventive and personalized medicine: past experience and future reality. *Tuberculosis and Lung Diseases*. 2014;91(7):77–89. (In Russ.) Available at: <https://www.tibl-journal.com/jour/article/view/109>.
- Яковлев АА. О роли глобальных и региональных факторов в развитии эпидемического процесса антропонозных инфекций. *Эпидемиология и вакцинопрофилактика*. 2020;19(6):86–100. <https://doi.org/10.31631/2073-3046-2020-19-6-86-100>. Yakovlev AA. On the Role of Global and Regional Factors in the Development of the Epidemic Process of Anthroponotic Infections. *Epidemiologiya i Vaksino profilaktika*. 2020;19(6):86–100. (In Russ.) <https://doi.org/10.31631/2073-3046-2020-19-6-86-100>.
- Мешков ИО, Ревакина ОВ, Краснов ВА, Шварц ЯШ, Петренко ТИ. Применение методов многомерной статистической обработки данных для выявления закономерностей течения туберкулеза в Сибирском и Дальневосточном федеральных округах. *Туберкулез и болезни легких*. 2018;96(6):30–37. <https://doi.org/10.21292/2075-1230-2018-96-6-30-37>. Meshkov IO, Revyakina OV, Krasnov VA, Shvarts YaSh, Petrenko TI. Methods of multidimensional statistic processing of data applied to find regularities in the course of tuberculosis in Siberian and Far Eastern federal districts. *Tuberculosis and Lung Diseases*. 2018;96(6):30–37. (In Russ.) <https://doi.org/10.21292/2075-1230-2018-96-6-30-37>.
- Крепс ТВ. Междисциплинарный подход в исследованиях и преподавании: преимущества и проблемы применения. *Научный вестник Южного института менеджмента*. 2019;(1):115–120. Режим доступа: <https://www.elibrary.ru/zdbern>. Kreps TV. Interdisciplinary approach in research and teaching: advantages and challenges of application. *Scientific Bulletin of the Southern Institute of Management*. 2019;(1):115–120. (In Russ.) Available at: <https://www.elibrary.ru/zdbern>.
- Роголин РС. Использование методов анализа данных и машинного обучения для прогнозирования и планирования спроса при управлении цепочек поставок. *Теоретическая экономика*. 2023;(8):35–53. Режим доступа: <https://theoreticaleconomy.ru/ru/nauka/article/81582/view>. Rogulin RS. Using data analytics and machine learning techniques to forecast and plan demand, to optimize inventory levels, reduce stockouts, and improve customer satisfaction. *Theoretical Economics*. 2023;(8):35–53. (In Russ.) Available at: <https://theoreticaleconomy.ru/ru/nauka/article/81582/view>.
- Авилов КК, Романюха АА, Белиловский ЕМ, Борисов СЕ. Сравнение схем моделирования естественного течения туберкулеза органов дыхания. *Математическая биология и биоинформатика*. 2019;14(2):570–587. <https://doi.org/10.17537/2019.14.570>.

- Avilov KK, Romanyukha AA, Belilovsky EM, Borisov SE. Comparison of Modeling Schemes for Natural Course of Pulmonary Tuberculosis. *Mathematical Biology and Bioinformatics*. 2019;14(2):570–587. (In Russ.) <https://doi.org/10.17537/2019.14.570>.
8. Nian SC, Fang YC, Huang MS. In-mold and Machine Sensing and Feature Extraction for Optimized IC-tray Manufacturing. *Polymers*. 2019;11(8):1348. <https://doi.org/10.3390/polym11081348>.
  9. Bruzda J. Demand forecasting under fill rate constraints – The case of re-order points. *Int J Forecast*. 2020;36(4):1342–1361. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.01.007>.
  10. Жуков ГА, Михайлусь ВЕ, Осадчая АВ. Применение нейросетей и машинного обучения в прогнозировании экономических процессов. *Индустриальная экономика*. 2025;(4):18–24. Режим доступа: <https://elibrary.ru/dpaafr>. Zhukov GA, Mikhailus VE, Osadchaya AV. The use of neural networks and machine learning in forecasting economic processes. *Industrial Economy*. 2025;(4):18–24. (In Russ.) Available at: <https://elibrary.ru/dpaafr>.
  11. Авиллов КК, Романоха АА. Математическое моделирование процессов распространения туберкулеза и выявления больных. *Автоматика и телемеханика*. 2007;(9):145–160. Режим доступа: <https://www.mathnet.ru/at1056>. Avilov KK, Romanyukha AA. Mathematical modeling of tuberculosis propagation and patient detection. *Autom Remote Control*. 2007;68:1604–1617. <https://doi.org/10.1134/S00052117907090159>.
  12. Бекембаева ГС, Хауадамова ГТ. Математическое моделирование в эпидемиологии туберкулеза детско-подросткового возраста в РК. *Медицина и экология*. 2009;(1):31–36. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/matematicheskoe-modelirovanie-v-epidemiologii-tuberkuleza-detskopodrostkovogo-naseleniya-v-rk>. Bekembayeva GS, Khauadamova GT. Mathematical modeling in epidemiology of tuberculosis of juvenile population in RK. *Medicine and Ecology*. 2009;(1):31–36. (In Russ.) Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/matematicheskoe-modelirovanie-v-epidemiologii-tuberkuleza-detskopodrostkovogo-naseleniya-v-rk>.
  13. Хантаева НС, Михалевиц ИМ, Кулеш ДВ. Анализ и прогнозирование эпидемиологических показателей по туберкулезу на основе использования многомерных методов исследования. *Бюллетень Восточно-Сибирского научного центра Сибирского отделения Российской академии медицинских наук*. 2011;(2):184–189. Режим доступа: <https://elibrary.ru/oigqdh>. Khantaeva NS, Mikhalevich IM, Kulesh DV. Analysis and prediction of epidemiological indices of tuberculosis on the basis of multidimensional methods. *Bulletin of the East Siberian Scientific Center SBRAMS*. 2011;(2):184–189. (In Russ.) Available at: <https://elibrary.ru/oigqdh>.
  14. Кузин АА, Глушаков РИ, Парфенов СА, Сапожников КВ, Лазарев АА. Разработка системы прогноза развития инфекционных заболеваний на основе искусственного интеллекта. *Фундаментальная и клиническая медицина*. 2023;8(3):143–154. <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2023-8-3-143-154>. Kuzin AA, Glushakov RI, Parfenov SA, Sapozhnikov KV, Lazarev AA. Development of an artificial intelligence system for the forecasting of infectious diseases. *Fundamental and Clinical Medicine*. 2023;8(3):143–154. (In Russ.) <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2023-8-3-143-154>.
  15. Черняев ИА, Цветков АИ, Чугаев ЮП, Чернавин ПФ. Прогнозирование тенденций эпидемической ситуации по туберкулезу с применением имитационной динамической модели. *Уральский медицинский журнал*. 2023;22(5):58–65. <https://doi.org/10.52420/2071-5943-2023-22-5-58-65>. Cherniaev IA, Tsvetkov AI, Chugaev YuP, Chernavin PF. Forecasting trends in the tuberculosis epidemic situation using a simulation dynamic model. *Ural Medical Journal*. 2023;22(5):58–65. (In Russ.) <https://doi.org/10.52420/2071-5943-2023-22-5-58-65>.
  16. Косова АА, Чалова ВИ, Ковтун ОП. Методы моделирования и прогнозирования динамики эпидемического процесса инфекционных болезней. *Уральский медицинский журнал*. 2023;22(4):102–112. <https://doi.org/10.52420/2071-5943-2023-22-4-102-112>. Kosova AA, Chalova VI, Kovtun OP. Methods for modelling and forecasting dynamics of infectious diseases. *Ural Medical Journal*. 2023;22(4):102–112. (In Russ.) <https://doi.org/10.52420/2071-5943-2023-22-4-102-112>.
  17. Криворотко ОИ, Андорная ДВ, Кабанихин СИ. Анализ чувствительности и практической идентифицируемости математических моделей биологии. *Сибирский журнал индустриальной математики*. 2020;23(1):107–125. <https://doi.org/10.33048/SIBJIM.2020.23.110>. Krivorotko OI, Andornaya DV, Kabanikhin SI. Sensitivity analysis and practical identifiability of some mathematical models in biology. *Siberian Journal of Industrial Mathematics*. 2020;23(1):107–125. (In Russ.) <https://doi.org/10.33048/SIBJIM.2020.23.110>.
  18. Сысоева ОВ, Васина АВ, Киселева ОН, Горячева ТВ. Кластеризация регионов по уровню достижения целей устойчивого развития при укреплении технологического суверенитета страны. *Ars Administrandi (Искусство управления)*. 2025;17(2):374–402. <https://doi.org/10.17072/2218-9173-2025-2-374-402>. Sysoeva OV, Vasina AV, Kiseleva ON, Goryacheva TV. Regions clusterization by achieving a sustainable development while strengthening the technological sovereignty of the country. *Ars Administrandi*. 2025;17(2):374–402. (In Russ.) <https://doi.org/10.17072/2218-9173-2025-2-374-402>.
  19. Сельцовский ПП, Чижова ОВ, Белиловский ЕМ. Классификация территорий по показателям заболеваемости и смертности от туберкулеза. *Туберкулез и социально значимые заболевания*. 2025;13(2):4–11. <https://doi.org/10.54921/2413-0346-2025-13-2-4-11>. Seltsovskiy PP, Chizhova OV, Belilovskiy EM. Classification of territories by incidence and mortality rates from tuberculosis. *Tuberculosis and Socially Significant Diseases*. 2025;13(2):4–11. (In Russ.) <https://doi.org/10.54921/2413-0346-2025-13-2-4-11>.
  20. Hernandez JBR, Kim PY. *Epidemiology Morbidity And Mortality*. In: *StatPearls*. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2022. Available at: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK547668/>.
  21. Austin PC. A Tutorial on Multilevel Survival Analysis: Methods, Models and Applications. *Int Stat Rev*. 2017;85(2):185–203. <https://doi.org/10.1111/insr.12214>.
  22. Nascimento AQ, Dantas DB, Melo GS, Gomes FC, de Melo Neto J. Impact of sociodemographic factors and screening, diagnosis, and treatment strategies on colorectal cancer mortality in Brazil: A 20-year ecological study. *PLoS ONE*. 2022;17(9):e0274572. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0274572>.
  23. Попков АЮ. Рандомизированное машинное обучение нелинейных моделей с применением к прогнозированию развития эпидемического процесса. *Автоматика и телемеханика*. 2021;(6):149–168. <https://doi.org/10.31857/S0005231021060064>. Popkov AyU. Randomized machine learning of nonlinear models with application to forecasting the development of an epidemic process. *Automation and Telemekhanics*. 2021;(6):149–168. (In Russ.) <https://doi.org/10.31857/S0005231021060064>.
  24. Редько АН, Михайлова ЮВ, Стерликов СА, Михайлов АЮ, Панкова ЯЮ. Трудовые потери вследствие туберкулеза в России в 2010–2022 гг. *Туберкулез и болезни легких*. 2025;103(2):80–87. <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2025-103-2-80-87>. Redko AN, Mikhaylova YuV, Sterlikov SA, Mikhaylov AyU, Pankova YaYu. Labor Losses due to Tuberculosis in Russia in 2010–2022. *Tuberculosis and Lung Diseases*. 2025;103(2):80–87. (In Russ.) <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2025-103-2-80-87>.
  25. Веселова ЕИ, Каминский ГД, Кочарян КА, Перегудова АБ, Ловачева ОВ, Самойлова АГ. Прогнозная модель течения ВИЧ-инфекции. *Туберкулез и болезни легких*. 2024;102(1):6–11. <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2024-102-1-6-11>. Veselova EI, Kaminskiy GD, Kocharyan KA, Peregudova AB, Lovacheva OV, Samoylova AG. A Predictive Model of the HIV Infection Course. *Tuberculosis and Lung Diseases*. 2024;102(1):6–11. (In Russ.) <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2024-102-1-6-11>.
  26. Загдын ЗМ, Кобесов НВ, Русакова ЛИ, Васильева ИА, Александрова ОЮ, Галоян АС. Глобальное бремя туберкулеза в России и в мире как проблема общественного здоровья (историко-аналитический обзор). *Туберкулез и болезни легких*. 2023;101(5):78–88. <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2023-101-5-78-88>. Zagdyn ZM, Kobesov NV, Rusakova LI, Vasilyeva TP, Aleksandrova OYu, Galoyan AS. Global tuberculosis burden in Russia and the world as a public health problem (historical and analytical review). *Tuberculosis and Lung Diseases*. 2023;101(5):78–88. (In Russ.) <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2023-101-5-78-88>.
  27. Бурыхин ВС, Васильева ИА, Стерликов СА, Тестов ВВ, Кудрина ВГ, Урушадзе НД. Моделирование условий и результатов внедрения укороченных режимов лечения больных туберкулезом. *Туберкулез и болезни легких*. 2023;101(6):8–12. <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2023-101-6-8-12>. Burykhin VS, Vasilyeva IA, Sterlikov SA, Testov VV, Kudrina VG, Urushadze ND. Simulation of Conditions and Results of Implementation of Short-Course Treatment Regimes in Tuberculosis Patients. *Tuberculosis and Lung Diseases*. 2023;101(6):8–12. (In Russ.) <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2023-101-6-8-12>.
  28. Старшинова АА, Довгалько ИФ, Осипов НН, Кудлай ДА. Уроки пандемии COVID-19: моделирование эпидемической ситуации по туберкулезу в зависимости от охвата скринингом населения. *Туберкулез и болезни легких*. 2023;101(6):56–65. <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2023-101-6-56-65>. Starshinova AA, Dovgalyuk IF, Osipov NN, Kudlay DA. Lessons Learned from the COVID-19 Pandemic: Simulation of the Tuberculosis Epidemic as a Function of Population Coverage with Screening. *Tuberculosis and Lung Diseases*. 2023;101(6):56–65. (In Russ.) <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2023-101-6-56-65>.
  29. Кравченко АФ, Смердин СВ, Фролов ЕГ, Унтанова ЛС. Цифровые технологии в системе мониторинга профилактического обследования лиц из групп риска по заболеванию туберкулезом. *Туберкулез и социально значимые заболевания*. 2025;13(3):4–11. <https://doi.org/10.54921/2413-0346-2025-13-3-4-11>. Kravchenko AF, Smerdin SV, Desyatskova EM, Frolov EG, Untanova LS. Digital technologies in the monitoring system for preventive examination of persons at risk of tuberculosis. *Tuberculosis and Socially Significant Diseases*. 2025;13(3):4–11. (In Russ.) <https://doi.org/10.54921/2413-0346-2025-13-3-4-11>.

30. Маркелов ЮМ, Щеголева ЛВ. Использование математической модели для оценки количества невыявленных больных в административных регионах Российской Федерации. *Экология человека*. 2010;(1):50–55. Режим доступа: <https://elibrary.ru/kyzhgh>.  
Markelov YuM, Shyegoleva LV. Use of mathematical model (simulator) for estimation of the amount of undetected bacillary patients in administrative regions of the Russian Federation. *Ekologiya cheloveka (Human Ecology)*. 2010;(1):50–55. (In Russ.) Available at: <https://elibrary.ru/kyzhgh>.
31. Маркелов ЮМ, Щеголева ЛВ. Оценка клинико-экономической эффективности и влияния массовых флюорографических осмотров на эпидемиологические показатели по туберкулезу в четырех федеральных округах РФ с различным уровнем охвата флюорографическими осмотрами населения. *Туберкулез и болезни легких*. 2023;101(1):8–16. <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2023-101-1-8-16>.  
Markelov YuM, Schegoleva LV. Evaluation of Clinical and Economic Efficiency and Impact of Mass Fluorography Screening on Tuberculosis Epidemiological Rates in Four Federal Districts of the Russian Federation with Different Levels of Population Coverage with Mass Fluorography Screening. *Tuberculosis and Lung Diseases*. 2023;101(1):8–16. (In Russ.) <https://doi.org/10.58838/2075-1230-2023-101-1-8-16>.

### Вклад авторов:

Концепция статьи – Н.П. Докторова, И.А. Васильева, Д.А. Кудлай  
 Концепция и дизайн исследования – Н.П. Докторова, Л.Е. Паролина  
 Написание текста – Н.П. Докторова, Л.Е. Паролина  
 Сбор и обработка материала – Н.П. Докторова, Л.Е. Паролина, Н.Ю. Николенко  
 Обзор литературы – Н.П. Докторова  
 Анализ материала – Н.П. Докторова, Л.Е. Паролина  
 Статистическая обработка – Н.П. Докторова, Л.Е. Паролина  
 Редактирование – Н.П. Докторова, Л.Е. Паролина, И.А. Васильева, Д.А. Кудлай  
 Утверждение окончательного варианта статьи – И.А. Васильева, Л.Е. Паролина, Д.А. Кудлай

### Contribution of authors:

Concept of the article – Natalia P. Doktorova, Irina A. Vasilyeva, Dmitry A. Kudlay  
 Study concept and design – Natalia P. Doktorova, Liubov E. Parolina  
 Text development – Natalia P. Doktorova, Liubov E. Parolina  
 Collection and processing of material – Natalia P. Doktorova, Liubov E. Parolina, Nikolay Yu. Nikolenko  
 Literature review – Natalia P. Doktorova  
 Material analysis – Natalia P. Doktorova, Liubov E. Parolina  
 Statistical processing – Natalia P. Doktorova, Liubov E. Parolina  
 Editing – Natalia P. Doktorova, Liubov E. Parolina, Irina A. Vasilyeva, Dmitry A. Kudlay  
 Approval of the final version of the article – Irina A. Vasilyeva, Liubov E. Parolina, Dmitry A. Kudlay

### Информация об авторах:

**Докторова Наталья Петровна**, к.м.н., научный сотрудник научного отдела дифференциальной диагностики и лечения туберкулеза и сочетанных инфекций, Национальный медицинский исследовательский центр фтизиопульмонологии и инфекционных заболеваний; 127473, Россия, Москва, ул. Достоевского, д. 4, корп. 2; [drndok@mail.ru](mailto:drndok@mail.ru)

**Васильева Ирина Анатольевна**, д.м.н., профессор, директор, Национальный медицинский исследовательский центр фтизиопульмонологии и инфекционных заболеваний; 127473, Россия, Москва, ул. Достоевского, д. 4, корп. 2; [nmrc@nmrc.ru](mailto:nmrc@nmrc.ru)

**Паролина Любовь Евгеньевна**, д.м.н., профессор, руководитель Центра образования, главный научный сотрудник, Национальный медицинский исследовательский центр фтизиопульмонологии и инфекционных заболеваний; 127473, Россия, Москва, ул. Достоевского, д. 4, корп. 2; [ParolinaLE@nmrc.ru](mailto:ParolinaLE@nmrc.ru)

**Николенко Николай Юрьевич**, к.фарм.н., научный сотрудник научно-клинического отдела, Московский городской научно-практический центр борьбы с туберкулезом; 107014, Россия, Москва, ул. Стромынка, д. 10, стр. 1; [nynikolenko@me.com](mailto:nynikolenko@me.com)

**Кудлай Дмитрий Анатольевич**, чл.-корр. РАН, д.м.н., профессор кафедры фармакологии Института фармации, Первый Московский государственный медицинский университет имени И.М. Сеченова (Сеченовский Университет); 119991, Россия, Москва, ул. Трубецкая, д. 8, стр. 2; заместитель декана по научно-технологическому развитию факультета биоинженерии и биоинформатики, старший научный сотрудник факультета биоинженерии и биоинформатики, Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова; 119991, Россия, Москва, Ленинские горы, д. 1; ведущий научный сотрудник лаборатории персонализированной медицины и молекулярной иммунологии №71, Государственный научный центр «Институт иммунологии» Федерального медико-биологического агентства; 115478, Россия, Москва, Каширское шоссе, д. 24; [D624254@gmail.com](mailto:D624254@gmail.com)

### Information about the authors:

**Natalia P. Doktorova**, Cand. Sci. (Med.), Researcher of the Department of Differential Diagnosis and Treatment of Tuberculosis and Co-infections, National Medical Research Center for Phthisiopulmonology and Infectious Diseases; 4, Bldg. 2, Dostoevsky St., Moscow, 127473, Russia; [drndok@mail.ru](mailto:drndok@mail.ru)

**Irina A. Vasilyeva**, Dr. Sci. (Med.), Professor, Director, National Medical Research Center for Phthisiopulmonology and Infectious Diseases; 4, Bldg. 2, Dostoevsky St., Moscow, 127473, Russia; [nmrc@nmrc.ru](mailto:nmrc@nmrc.ru)

**Liubov E. Parolina**, Dr. Sci. (Med.), Professor, Head of the Education Center, National Medical Research Center for Phthisiopulmonology and Infectious Diseases; 4, Bldg. 2, Dostoevsky St., Moscow, 127473, Russia; [ParolinaLE@nmrc.ru](mailto:ParolinaLE@nmrc.ru)

**Nikolay Yu. Nikolenko**, Cand. Sci. (Pharm.), Researcher of the Scientific and Clinical Department, Moscow Scientific and Practical Center for Tuberculosis Control; 10, Stromynka St., Moscow, 107014, Russia; [nynikolenko@me.com](mailto:nynikolenko@me.com)

**Dmitry A. Kudlay**, Corr. Member RAS, Dr. Sci. (Med.), Professor of the Department of Pharmacology, Institute of Pharmacy, Sechenov First Moscow State Medical University; 8, Bldg. 2, Trubetskaya St., Moscow, 119991, Russia; Deputy Dean for Scientific and Technological Development of the Faculty of Bioengineering and Bioinformatics, Senior Researcher, Faculty of Bioengineering and Bioinformatics, Lomonosov Moscow State University; 1, Lenin Hills, Moscow, 119991, Russia; Leading Researcher of the Laboratory of Personalized Medicine and Molecular Immunology No. 71, National Research Center – Institute of Immunology, Federal Medical-Biological Agency of Russia; 24, Kashirskoye Shosse, Moscow, 115478, Russia; [D624254@gmail.com](mailto:D624254@gmail.com)