



Каскадная модель для оценки и прогнозирования предотвращенных потерь здоровью в результате контрольно-надзорной деятельности Роспотребнадзора

Д.А. Кирьянов, М.Р. Камалтдинов, М.Ю. Цинкер, В.М. Чигвинцев, С.В. Бабина, А.И. Кучуков

ФБУН «ФНЦ медико-профилактических технологий управления рисками здоровью населения»,
ул. Монастырская, д. 82, г. Пермь, 614045, Российская Федерация

Резюме

Введение. Решение проблем, связанных с уменьшением заболеваемости и смертности населения, увеличением продолжительности жизни, является одной из стратегических целей развития Российской Федерации.

Цель исследования: совершенствование подходов к оценке предотвращенных потерь здоровью населения в результате контрольно-надзорной деятельности органов и организаций Роспотребнадзора.

Материалы и методы. Впервые предложена новая каскадная модель для оценки и прогнозирования предотвращенных потерь здоровью в тройственной системе «контрольно-надзорная деятельность Роспотребнадзора – показатели качества среды обитания – здоровье населения». Получено 35 новых нейросетевых моделей для описания связей между факторами, характеризующими деятельность Роспотребнадзора, и показателями качества среды обитания. Разработаны новые подходы, позволяющие выполнить оценку сокращения числа лет модифицированного показателя ожидаемой продолжительности жизни, характеризующего продолжительность здоровой жизни, по предотвращенным случаям заболеваний и смертей.

Результаты. Для иллюстрации работоспособности предложенных подходов выполнена апробация на примере Российской Федерации в целом. Результаты оценочных расчетов показали, что доля предотвращенных случаев заболеваемости от фактических уровней для всего населения варьируется от 0,8 до 32,6 % в зависимости от класса заболеваний, а доля предотвращенных случаев смертности – от 1,8 до 13,4 %. Всего около 4,8 % случаев от общей заболеваемости и 2,6 % случаев от общей смертности предотвращено в результате контрольно-надзорной деятельности, при этом предотвращенные потери модифицированного показателя ожидаемой продолжительности жизни составили в целом около 1,14 года.

Выводы. Результаты работы в дальнейшем могут быть использованы для оценки связанных с потерями здоровьем экономических ущербов и оценки эффективности и результативности контрольно-надзорной деятельности. Для выявления приоритетных видов деятельности и мероприятий контрольно-надзорной деятельности требуется проведение дополнительных численных экспериментов, что может являться предметом дальнейших исследований.

Ключевые слова: потери здоровью, ассоциированные и предотвращенные случаи, заболеваемость и смертность населения, показатели деятельности, нейросетевое моделирование, регрессионные модели, ожидаемая продолжительность жизни.

Для цитирования: Кирьянов Д.А., Камалтдинов М.Р., Цинкер М.Ю., Чигвинцев В.М., Бабина С.В., Кучуков А.И. Каскадная модель для оценки и прогнозирования предотвращенных потерь здоровью в результате контрольно-надзорной деятельности Роспотребнадзора // Здоровье населения и среда обитания. 2023. Т. 31. № 11. С. 27–36. doi: 10.35627/2219-5238/2023-31-11-27-36

Cascade Model for Assessing and Predicting Health Losses Prevented through Control and Supervisory Activities of Rospotrebnadzor

Dmitry A. Kiryanov, Marat R. Kamaltdinov, Mikhail Yu. Tsinker, Vladimir M. Chigvintsev,
Svetlana V. Babina, Arthur I. Kuchukov

Federal Scientific Center for Medical and Preventive Health Risk Management Technologies,
82 Monastyrskaya Street, Perm, 614045, Russian Federation

Summary

Introduction: Solving problems related to reducing morbidity and mortality of the population and increasing life expectancy is one of the strategic goals of the development of the Russian Federation.

Objective: To improve approaches to assessing losses to public health prevented through control and supervisory activities of the bodies and institutions of the Federal Service for Surveillance on Consumer Rights Protection and Human Wellbeing (Rospotrebnadzor).

Materials and methods: For the first time, a new cascade model has been proposed for assessing and predicting prevented health losses in the triple system “control and supervisory activities of Rospotrebnadzor – environmental quality indicators – population health.” Thirty-five new neural network models were obtained to describe the relationships between factors characterizing the activities of Rospotrebnadzor and indicators of the quality of environmental media. New approaches have been developed to estimate the decrease in the modified indicator of life expectancy, which describes healthy life expectancy, based on prevented disease and death cases.

Results: The proposed approaches were tested using the example of the Russian Federation as a whole. The estimates showed that the proportion of prevented cases relative to actual levels for the entire population ranged from 0.8 % to 32.6 % depending on the disease category while the proportion of averted deaths ranged from 1.8 % to 13.4 %. In total, about 4.8 % of cases of total morbidity and 2.6 % of cases of all-cause mortality were prevented as a result of control and surveillance activities, while the prevented loss of modified life expectancy was about 1.14 years.

Conclusions: The results of this work can be used in the future to assess economic losses associated with health damage and to evaluate the efficiency of control and supervisory activities. To establish priority types of the latter, additional numerical experiments are required, which may be the subject of further research.

Keywords: health loss, associated and prevented cases, morbidity and mortality of the population, performance indicators, neural network modeling, regression models, life expectancy.

For citation: Kiryanov DA, Kamaltdinov MR, Tsinker MYu, Chigvintsev VM, Babina SV, Kuchukov AI. Cascade model for assessing and predicting health losses prevented through control and supervisory activities of Rospotrebnadzor. *Zdorov'e Naseleniya i Sreda Obitaniya*. 2023;31(11):27–36. (In Russ.) doi: 10.35627/2219-5238/2023-31-11-27-36

Введение. Решение проблем, связанных с уменьшением показателей заболеваемости и смертности, увеличением ожидаемой продолжительности жизни (ОПЖ) населения, является одной из стратегических целей развития Российской Федерации (РФ). Согласно указу президента РФ «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года», установлен целевой показатель повышения ОПЖ до 78 лет¹. В рамках «Единого плана по достижению национальных целей развития Российской Федерации на период до 2024 года и на плановый период до 2030 года»² планируется снижение смертности от всех причин до 11,5 на 1000 населения, в том числе за счет приоритетных причин – болезней системы кровообращения, новообразований.

В многочисленных исследованиях показано влияние факторов среды обитания, в том числе загрязнения атмосферного воздуха, питьевой воды, почв селитебных территорий, на показатели заболеваемости и смертности населения [1–8]. Кроме того, негативное воздействие на здоровье населения оказывают физические факторы (шум, вибрация, электромагнитное излучение), социально-экономические и др. [9]. В свою очередь, дополнительная, связанная с воздействием факторов, смертность, приводит к уменьшению ожидаемой продолжительности жизни, а заболеваемость – к уменьшению продолжительности здоровой жизни [10]. Часть дополнительной (ассоциированной) заболеваемости и смертности может быть снижена за счет управленческих и/или профилактических действий, в том числе в результате деятельности органов и организаций Роспотребнадзора [11]. В этом случае можно оперировать понятиями «предотвращенная заболеваемость и смертность», количественные выражения которых, по сути, являются мерой сохранения здоровья [12]. По ассоциированным и предотвращенным случаям может быть выполнена оценка экономических ущербов [13–19].

Традиционным способом оценки и прогноза ассоциированных и предотвращенных потерь здоровью является использование множественных линейных регрессионных моделей в тройственной системе «контрольно-надзорная деятельность (КНД) Роспотребнадзора – качество объектов окружающей среды – заболеваемость и смертность населения» [20]. Особенно популярно использование линейных моделей для звена «показатели качества среды обитания – показатели заболеваемости и смертности населения». К основным преимуществам линейных моделей относится простота интерпретации полученных результатов, очевидность вкладов воздействующих факторов. В некоторых исследованиях показано, что по сравнению с нейронными сетями регрессионные модели обладают сопоставимой точностью при прогнозировании [21]. Тем не менее, когда число воздействующих факторов измеряется десятками, представляется целесообразным исполь-

зование нейросетевых моделей, имеющих отличную предсказательную силу [22–31]. Использование комбинированных моделей на основе Ли-Картер алгоритма и нейронных сетей позволяет повысить точность прогнозных оценок [32].

К недостаткам и ограничениям рассмотренных подходов следует отнести монокомпонентность рассматриваемых откликов со стороны здоровья. Кроме того, для идентификации параметров и успешного построения точной нейронной сети требуется большое количество данных, особенно при многофакторном воздействии. В этой связи авторы статьи предлагают новый современный подход, позволяющий преодолеть указанные проблемы.

Целью исследования является совершенствование подходов к оценке предотвращенных потерь здоровью населения в результате контрольно-надзорной деятельности органов и организаций Роспотребнадзора.

Для достижения поставленной цели решены следующие задачи:

- предложена новая концептуальная схема каскадной модели для оценки и прогнозирования предотвращенных потерь здоровью в тройственной системе «КНД Роспотребнадзора (РПН) – показатели качества среды обитания (СО) – здоровье населения»;
- для снижения размерности входных данных выполнен факторный анализ показателей КНД Роспотребнадзора;
- выполнено нейросетевое моделирование для установления связей между общими факторами, полученными в результате факторного преобразования, и показателями качества СО;
- определены параметры множественных регрессионных моделей между показателями качества СО и заболеваемостью по классам заболеваний, смертностью по причинам болезней с учетом деления на возрастные группы;
- выполнена оценка предотвращенных случаев заболеваемости и смертности населения, а также связанных с ними предотвращенных потерь ожидаемой продолжительности жизни за счет КНД в целом по Российской Федерации.

Таким образом, в рамках представленной статьи предлагается инновационный подход с комбинированным использованием линейных регрессионных и нейросетевых моделей. В результатах работы приводится сравнение с оценками, полученными по классической схеме «КНД Роспотребнадзора – качество объектов окружающей среды – заболеваемость и смертность населения» с использованием только линейных моделей.

Материалы и методы. В работе использованы методы системного анализа, математического моделирования, статистического, регрессионного и нейросетевого анализа.

На рисунке приведена схема предлагаемой каскадной модели для оценки и прогнозирования предотвращенных потерь здоровью. В соответствии

¹ О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года: Указ Президента Российской Федерации № 474 от 21 июля 2020 года [Электронный ресурс]. Официальные сетевые ресурсы Президента России. 2020. Доступно по: <http://kremlin.ru/events/president/news/63728> (дата обращения: 22.11.2023).

² Единый план по достижению национальных целей развития Российской Федерации на период до 2024 года и на плановый период до 2030 года: распоряжение Правительства РФ от 01.10.2021 № 2765-р [Электронный ресурс]. Официальный сайт Минэкономразвития России. 2021. Доступно по: https://www.economy.gov.ru/material/dokumenty/edinyy_plan_po_dostizheniyu_natsionalnyh_celley_razvitiya_rossiyskoy_federacii_na_period_do_2024_goda_i_na_planovyy_period_do_2030_goda.html (дата обращения: 22.11.2023).

со схемой выполняется последовательная процедура расчета потерь здоровью, не предусматривающая возвращение на предыдущие этапы. Указанные на схеме связи помимо статистической значимости должны удовлетворять критериям медико-биологических экспертиз между воздействующими показателями и ответами. Следует отметить, что при построении моделей прочие специфичные факторы, характеризующие региональные особенности (климатические особенности, характер питания, национальность и пр.) и влияющие на здоровье, не учитывались.

В качестве первичного звена в предложенной схеме рассматриваются только показатели контрольно-надзорной деятельности, приведенные в форме ведомственного статистического наблюдения: Форма 1 «Сведения о результатах осуществления федерального государственного надзора территориальными органами Роспотребнадзора», а также другие показатели, которые могут быть получены расчетным путем из показателей формы. На основе экспертного анализа специалистами в области организации здравоохранения и медицины было отобрано более 1000 показателей КНД, которые могут оказывать влияние на качество среды обитания. Для снижения размерности матрицы исходных данных проведен факторный анализ системы показателей КНД Роспотребнадзора по данным 2010–2021 гг. в разрезе субъектов Российской Федерации. Перед факторным анализом выполнена предварительная подготовка данных с учетом:

- удаления показателей с малым числом наблюдений;
- процедуры заполнения пустот, которая основана на подстановке среднего значения для конкретного региона РФ по временному ряду 2010–2021 гг.; если для региона отсутствуют данные для всего временного ряда, тогда используются средние значения по всей исходной выборке;
- заполнения матрицы экспертных оценок потенциальных связей между показателями, характеризующих контрольно-надзорную деятельность Роспотребнадзора, и факторами СО (доли проб, не соответствующих гигиеническим нормативам).

В табл. 1 приведены результаты снижения размерности исходных данных (шесть факторных анализ).

В качестве экспозиции факторов среды обитания (показатели качества СО на схеме) выступают доли проб, не соответствующих гигиеническим нормативам, по данным федерального информационного фонда социально-гигиенического мониторинга (ФИФ СГМ). Связь между общими факторами, характеризующими деятельность Роспотребнадзора (РПН), и показателями качества среды обитания устанавливается методами нейросетевого анализа. Построение нейронных сетей проводилось с использованием библиотеки *neuralnet* в программном продукте R. Идентификация параметров нейросети выполнялась методом обратного распространения (Back Propagation). Для каждого показателя качества среды обитания построена собственная нейросетевая модель по принципу «множество входов – один выход». В каждом случае подбирались оптимальная двуслойная модель. Перебор количества нейронов осуществлялся между 3 и 8 на первом внутреннем слое и между 2 и 6 на втором внутреннем слое, при этом на втором слое всегда использовалось меньшее количество нейронов, чем на первом внутреннем слое. Обучение сети проводилось на случайно выбранных 75 % наблюдений. Проверка нейросетевой модели выполнялась на контрольной выборке (остальные 25 % наблюдений). При построении моделей использован временной лаг в 1 год, то есть предположение, что действия Роспотребнадзора в текущем календарном году проявляются в изменении показателей среды обитания только в следующем календарном году. Все построенные сети имеют два внутренних слоя нейронов, также можно отметить, что чаще всего на первом слое содержится четыре нейрона, а на втором – два нейрона. Всего построено 35 нейросетевых моделей – только для тех показателей качества среды обитания, по которым получены множественные регрессионные модели с заболеваемостью и смертностью населения.

Для оценки связей между показателями качества СО и заболеваемостью и смертностью населения



Рисунок. Схема каскадной модели для оценки и прогнозирования предотвращенных потерь здоровью
Figure. Scheme of a cascade model for assessing and predicting prevented health losses

Таблица 1. Результаты факторного анализа
Table 1. Results of the factor analysis

Показатель / Indicator	Число показателей контрольно-надзорной деятельности / Number of indicators of control and supervisory activities	Число общих факторов / Number of common factors
% исследованных проб (ИП) атмосферного воздуха с превышением ПДК (предельно допустимых концентраций) / % of tested samples (TS) of ambient air with excess of MAC (maximum allowable concentrations)	515	138
% ИП питьевой воды, превышающий ПДК / % TS of drinking water with excess of MAC	42	13
% ИП почв, не соответствующих гигиеническим нормативам / % TS of soils noncompliant with hygienic standards	527	135
% объектов, обследованных лабораторно, не соответствующих санитарным нормам (% ОЛ НН) по шуму / % of tested objects noncompliant with noise regulations	545	142
% ОЛ НН по вибрации / % of tested objects noncompliant with vibration regulations	391	111
% ОЛ НН по электромагнитному излучению / % of tested objects noncompliant with electromagnetic radiation regulations	99	31

использованы линейные множественные регрессионные модели. В качестве ответов со стороны здоровья населения выступают показатели заболеваемости по классам болезней, а также показатели смертности по основным классам болезней в разрезе субъектов Российской Федерации за 2010–2022 гг. в разрезе трех непересекающихся возрастных групп (детское население (0–17), население трудоспособного возраста, население старше трудоспособного возраста). Данные по смертности в разрезе данных возрастных групп представлены в ежегодных статистических сборниках «Медико-демографические показатели Российской Федерации» Министерства здравоохранения России. Данные по заболеваемости получены из ежегодных статистических сборников «Заболеваемость населения России» ФГБУ «Центрального научно-исследовательского института организации и информатизации здравоохранения» и в процессе подготовки были пересчитаны для этих же трех непересекающихся возрастных групп. Заболеваемость детского населения (0–17) получена через суммирование заболеваемости детей (0–14) и подростков (15–17); заболеваемость трудоспособного возраста получена через разность заболеваемости взрослого населения и заболеваемости населения старше трудоспособного возраста. Общий вид зависимости представлен множественной регрессионной моделью:

$$y_{jk} = a_{0jk} + \sum_i a_{ijk} x_i, \quad (1)$$

где y_{jk} – заболеваемость или смертность населения по j -й причине для k -й возрастной группы, сл./100 000 населения);

x_i – значение i -го показателя качества СО;

a_{0jk} – коэффициент модели, обозначающий фоновый уровень показателя здоровья при нулевом значении показателя качества среды обитания;

a_{ijk} – коэффициенты модели, характеризующие влияние i -го показателя качества СО на показатель смертности или заболеваемости населения по j -й причине для k -й возрастной группы.

Коэффициент a_{ijk} характеризует изменение отчета (показателя заболеваемости или смертности) в сл./100 000 населения при изменении фактора на единицу (например, на 1 % проб, не соответствующих нормативу). Количество случаев нарушений здоровья, предотвращенных в результате КНД Роспотребнадзора,

определяется по всей каскадной схеме как разность оценок, полученных в двух сценариях: при фактических уровнях показателей КНД и минимально возможных (нулевых). Коэффициенты моделей (1) определяются методом наименьших квадратов.

Разработаны новые подходы, позволяющие выполнить оценку сокращения числа лет модифицированного показателя ОПЖ по предотвращенным случаям заболеваний и смертей в возрастных группах, для которых получены модели (1). Отличие данного показателя от обычного ОПЖ заключается в том, что он учитывает в себе предотвращенные потери здоровью не только за счет смертности, но и за счет заболеваемости, то есть характеризует предотвращенные потери продолжительности здоровой жизни. Модифицированный показатель ожидаемой продолжительности жизни рассчитывается стандартным алгебраическим расчетом на основе модифицированных повозрастных коэффициентов смертности s'_l , рассчитываемых по формуле:

$$s'_l = s_l - L_l \sum_i (\Delta s_{ijk} + g_j \Delta z_{ijk}), \quad l \in k \quad (2)$$

где s_l – фактический показатель смертности в l -й пятилетней возрастной группе,

L_l – коэффициент перерасчета модифицированного коэффициента смертности из k -й возрастной группы в l -ю пятилетнюю группу,

Δs_{ijk} – значение показателя смертности населения по j -й причине для k -й возрастной группы, предотвращенное в результате влияния КНД на i -й показатель качества СО;

Δz_{ijk} – значение показателя смертности населения по j -й причине для k -й возрастной группы, предотвращенное в результате влияния КНД на i -й показатель качества СО;

g_j – показатель тяжести для j -го заболевания.

Предотвращенные случаи смерти складываются с предотвращенными случаями заболеваний, умноженными на тяжесть, в крупной возрастной группе k (детское население, население трудоспособного возраста, население старше трудоспособного возраста). Таким образом, получается предотвращенный модифицированный коэффициент смертности в k -й возрастной группе. Для переноса этого коэффициента на пятилетний возрастной интервал l используется поправочный коэффициент L_l . Значение коэффициента

<https://doi.org/10.35627/2219-5238/2023-31-12-27-36>

Original Research Article

L_1 равно 1/3 для пятилетних возрастов до 14 лет, 1/9,5 для возрастов – от 15 до 64 лет, 1/5 для пятилетних возрастов – старше 65 лет.

Результаты. Для иллюстрации работоспособности предложенных подходов выполнена апробация на примере Российской Федерации в целом. В табл. 2, 3

приведены результаты оценки абсолютных и относительных (на 100 000 населения) предотвращенных случаев за счет КНД, а также доли предотвращенных случаев от фактических показателей здоровья в 2022 г. в целом по РФ с агрегацией по причинам заболеваемости и смертности.

Таблица 2. Результаты оценки абсолютных и относительных (на 100 000 населения) предотвращенных случаев за счет КНД, а также доли предотвращенных случаев от фактической заболеваемости в 2022 г. в целом по РФ по классам заболеваний

Table 2. Results of assessing the number and rate (per 100,000 population) of disease cases prevented through control and surveillance activities, as well as the proportion of prevented cases to those registered in 2022 in the Russian Federation as a whole by disease category

Класс заболеваний / Disease category	Единицы измерения / Units	Детское население / Child population	Взрослое население трудоспособного возраста / Working-age population	Взрослое население пенсионного возраста / Elderly population	Все население / Total population
Болезни глаза и его придаточного аппарата / Diseases of the eye and adnexa	<i>n</i>	15 546	20 743	11 672	47 961
	сл./100 000 / cases/100,000	56,9	24,9	33,3	32,9
	% от факт. / % of registered	1,5 %	1,6 %	1,2 %	1,4 %
Болезни кожи и подкожной клетчатки / Diseases of the skin and subcutaneous tissue	<i>n</i>	22 910	11 722	6 690	41 322
	сл./100 000 / cases/100,000	83,9	14,1	19,1	28,4
	% от факт. / % of registered	1,5 %	0,5 %	0,7 %	0,8 %
Болезни костно-мышечной системы и соединительной ткани / Diseases of the musculoskeletal system and connective tissue	<i>n</i>	106 962	670 064	406 011	1 183 037
	сл./100 000 / cases/100,000	391,6	805,1	1 159,6	812,8
	% от факт. / % of registered	16,8 %	35,8 %	39,6 %	32,6 %
Болезни крови, кроветворных органов и отдельные нарушения, вовлекающие иммунный механизм / Diseases of the blood and blood-forming organs and certain disorders involving the immune mechanism	<i>n</i>	27 692	13 302	7 017	48 011
	сл./100 000 / cases/100,000	101,4	16,0	20,0	33,0
	% от факт. / % of registered	11,3 %	7,9 %	13,4 %	10,1 %
Болезни мочеполовой системы / Diseases of the genitourinary system	<i>n</i>	22 670	83 005	21 587	127 262
	сл./100 000 / cases/100,000	83,0	99,7	61,7	87,4
	% от факт. / % of registered	3,9 %	2,3 %	2,2 %	2,4 %
Болезни нервной системы / Diseases of the nervous system	<i>n</i>	23 619	13 719	11 735	49 072
	сл./100 000 / cases/100,000	86,5	16,5	33,5	33,7
	% от факт. / % of registered	3,0 %	1,8 %	5,3 %	2,7 %
Болезни органов дыхания / Diseases of the respiratory system	<i>n</i>	1 496 511	942 531	371 501	2 810 543
	сл./100 000 / cases/100,000	5 478,2	1 132,5	1 061,0	1 930,9
	% от факт. / % of registered	5,4 %	5,1 %	5,5 %	5,2 %
Болезни органов пищеварения / Diseases of the digestive system	<i>n</i>	165 269	281 510	92 415	539 194
	сл./100 000 / cases/100,000	605,0	338,2	263,9	370,4
	% от факт. / % of registered	13,0 %	16,5 %	12,3 %	14,1 %
Болезни системы кровообращения / Diseases of the circulatory system	<i>n</i>	18 086	7	37 269	55 362
	сл./100 000 / cases/100,000	66,2	0,0	106,4	38,0
	% от факт. / % of registered	13,4 %	0,0 %	1,8 %	1,3 %
Болезни эндокринной системы, расстройства питания и нарушения обмена веществ / Endocrine, nutritional and metabolic diseases	<i>n</i>	9 435	11 635	9 838	30 908
	сл./100 000 / cases/100,000	34,5	14,0	28,1	21,2
	% от факт. / % of registered	2,6 %	1,6 %	2,2 %	1,9 %
Болезни уха и сосцевидного отростка / Diseases of the ear and adnexa	<i>n</i>	21 912	27 032	16 968	65 912
	сл./100 000 / cases/100,000	80,2	32,5	48,5	45,3
	% от факт. / % of registered	2,3 %	2,2 %	2,2 %	2,2 %
Врожденные аномалии (пороки развития), деформации и хромосомные нарушения / Congenital malformations, deformations and chromosomal abnormalities	<i>n</i>	3 577	0	0	3 577
	сл./100 000 / cases/100,000	13,1	0,0	0,0	2,5
	% от факт. / % of registered	1,5 %	0	0	1,5 %
Некоторые инфекционные и паразитарные болезни / Certain infectious and parasitic diseases	<i>n</i>	128 802	97 191	22 254	248 248
	сл./100 000 / cases/100,000	471,5	116,8	63,6	170,5
	% от факт. / % of registered	9,3 %	8,2 %	5,5 %	8,3 %
Новообразования / Neoplasms	<i>n</i>	4 128	12 175	5 822	22 124
	сл./100 000 / cases/100,000	15,1	14,6	16,6	15,2
	% от факт. / % of registered	3,7 %	1,7 %	1,0 %	1,5 %
Всего / Total	<i>n</i>	2 067 121	2 184 635	1 020 778	5 272 535
	сл./100 000 / cases/100,000	7 567,0	2 624,9	2 915,4	3 622,3
	% от факт. / % of registered	5,1 %	4,5 %	5,1 %	4,8 %

Таблица 3. Результаты оценки абсолютных и относительных (на 100 000 населения) предотвращенных случаев за счет КНД, а также доли предотвращенных случаев от фактической смертности в 2022 г. в целом по РФ по классам заболеваний**Table 3. Results of assessing the number and rate (per 100,000 population) of deaths prevented through control and surveillance activities, as well as the proportion of prevented deaths to those registered in 2022 in the Russian Federation as a whole by cause of death**

Причина смерти / Cause of death	Единицы измерения / Units	Детское население / Child population	Взрослое население трудоспособного возраста / Working-age population	Взрослое население пенсионного возраста / Elderly population	Все население / Total population
Болезни органов дыхания / Diseases of the respiratory system	<i>n</i>	93	4512	7823	12 427
	сл./100 000 / cases/100,000	0,3	5,4	22,3	8,5
	% от факт. / % of registered	15,8 %	23,4 %	10,7 %	12,6 %
Болезни органов пищеварения / Diseases of the digestive system	<i>n</i>	44	11 915	2754	14 712
	сл./100 000 / cases/100,000	0,2	14,3	7,9	10,1
	% от факт. / % of registered	29,0 %	28,4 %	4,4 %	13,4 %
Болезни системы кровообращения / Diseases of the circulatory system	<i>n</i>	16	3810	19 817	23 642
	сл./100 000 / cases/100,000	0,1	4,6	56,6	16,2
	% от факт. / % of registered	4,0 %	2,9 %	2,6 %	2,5 %
Злокачественные новообразования / Malignant neoplasms	<i>n</i>	0	430	4872	5302
	сл./100 000 / cases/100,000	0,0	0,5	13,9	3,6
	% от факт. / % of registered	0,0 %	0,7 %	2,2 %	1,8 %
Некоторые инфекционные и паразитарные болезни / Certain infectious and parasitic diseases	<i>n</i>	32	1054	316	1401
	сл./100 000 / cases/100,000	0,1	1,3	0,9	1,0
	% от факт. / % of registered	7,3 %	4,4 %	7,1 %	4,6 %
Всего / Total	<i>n</i>	183	21 720	35 581	57 484
	сл./100 000 / cases/100 000	0,7	26,1	101,6	39,5
	% от факт. / % from actual	1,3 %	5,1 %	2,2 %	2,6 %

Наибольшее количество предотвращенных случаев по заболеваемости населения наблюдается по классам болезней органов дыхания – 2 810 543 случая (1930,9 случая на 100 000 населения), болезней костно-мышечной системы и соединительной ткани – 1 183 037 (812,8 случая на 100 000 населения), болезней органов пищеварения – 539 194 случая (370,4 случая на 100 000 населения). По предотвращенным случаям смерти лидирующее место занимают следующие причины: болезни системы кровообращения – 23 642 (16,2 случая на 100 000 населения), болезни органов пищеварения – 14 712 случаев (10,1 случая на 100 000 населения), болезни органов дыхания – 12 427 случаев (8,5 случая на 100 000 населения).

Результаты показали, что доля предотвращенных случаев заболеваемости от фактических уровней для всего населения варьируется от 0,8 до 32,6 % в зависимости от класса заболеваний. Всего около 4,8 % случаев от общей заболеваемости предотвращено в результате КНД. Доля предотвращенных случаев смертности от фактических уровней для всего населения варьируется от 1,8 до 13,4 % в зависимости от класса причин смерти. Всего около 2,6 % случаев от общей смертности предотвращено в результате КНД. Предотвращенные потери модифицированного показателя ОПЖ за счет КНД составили в целом около 1,14 года.

Обсуждение. Оценки, полученные по классической схеме «КНД Роспотребнадзора – показатели СО – заболеваемость и смертность населения» с использованием только линейных моделей показывают, что в результате КНД предотвращено

около 4,3 млн случаев заболеваний и 32 тыс. случаев смертей, что на 18,4 и 45,3 % соответственно ниже уровней, полученных с комбинированным использованием линейных регрессионных и нейросетевых моделей (табл. 2, 3). Данный результат объясняется тем, что нейросетевые модели позволяют уловить более тонкие зависимости между фактором и ответом, которые могут быть не обнаружены в рамках линейного подхода. По данным исследований десятилетней давности [11] 2013 г. предотвращено порядка 160 тыс. случаев смертей и более 2 млн случаев заболеваний, которые состоялись бы в условиях отсутствия адекватных контрольно-надзорных мер в сфере обеспечения санитарно-эпидемиологического благополучия населения. Можно видеть разнонаправленный характер изменений, за 10 лет количество предотвращенных случаев заболеваний выросло примерно в 2–2,5 раза, а предотвращенная смертность показала снижение в 5 раз. Таким образом, управляемая смертность достигла некоторого предела насыщения и дальнейшее повышение показателей КНД не будет оказывать значимого эффекта.

Следует отметить, что на данные за 2020–2022 гг. значительное влияние оказало распространение инфекции COVID-19, кроме того, нормативное регулирование КНД в этот период претерпело существенные изменения. В то же время данные последних лет являются самыми актуальными, наиболее адекватно характеризующими текущую ситуацию в исследуемом процессе, поэтому их исключение может оказать критическое значение. Дополнительно отметим, что 2–3 года в статистической информации – это только

около 20 % от всех наблюдений, поэтому их вес при построении моделей не является высоким. Также наблюдается преимущественная однонаправленность изменения показателей по заболеваемости и смертности при расширении диапазона данных на новый год, что не влияет на вариативность показателей, а только корректирует коэффициенты моделей. С учетом представленных доводов сделан вывод о целесообразности использования данных за все имеющиеся в статистической информации года для построения математических моделей без внесения дополнительных корректировок.

Апробация предложенных подходов показала их применимость для получения адекватных оценок. Окончательные выводы об эффективности новых подходов с использованием нейросетевых моделей можно будет делать после проведения более обширной программы численных экспериментов. Следует отметить, что в ходе исследования результаты сценарного прогнозирования показали, что построенные нейросетевые модели обладают разной чувствительностью к изменению вектора входных переменных. В этой связи целесообразно выполнить расширенное исследование построенных нейросетей на устойчивость и чувствительность к изменению входных данных. Одним из вариантов решения указанной проблемы является проведение предварительного корреляционно-регрессионного анализа для отбора значимых показателей КНД, другой вариант – устранение слабоявляющих показателей из рассмотрения по результатам прогноза построенной нейронной сети.

Ограничение исследования. При пополнении временного ряда новыми данными требуется перепостроение нейросетевых моделей, так как используемые алгоритмы не предполагают дообучение. В этом случае возникает существенная потребность в вычислительных и временных ресурсах для повторного построения актуальных моделей. Кроме того, построенные модели работают только на том диапазоне значений входных переменных, на которых они обучены, что ограничивает их предсказательную силу.

Заключение. Таким образом, предложена новая концептуальная схема для оценки и прогнозирования предотвращенных потерь здоровью в тройственной системе «контрольно-надзорная деятельность Роспотребнадзора – среда обитания – здоровье населения». Получены новые коэффициенты нейросетевых моделей и коэффициенты модели факторного преобразования, позволяющие выполнять сценарное прогнозирование значений показателей СО в зависимости от значений показателей, характеризующих контрольно-надзорную деятельность. Разработан новый инструментарий для оценки и прогнозирования предотвращенных потерь (случаи заболевания, смерти) в результате контрольно-надзорной деятельности органов и организаций Роспотребнадзора.

Результаты работы в дальнейшем могут быть использованы для оценки связанных с потерями здоровью экономических ущербов и оценки эффективности и результативности КНД. Для выявления

приоритетных видов деятельности и мероприятий КНД требуется проведение дополнительных численных экспериментов, что может являться предметом дальнейших исследований. Также в качестве возможных путей развития следует отметить задачу автоматизации (разработки программного обеспечения) для оперативного выполнения расчетов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Зайцева Н.В., Устинова О.Ю., Валина С.Л. и др. Заболеваемость взрослого населения селитебных территорий в зоне влияния предприятий алюминиевого и целлюлозно-бумажного производства, ассоциированная с воздействием химических факторов риска // Вестник Пермского университета. Серия: Биология. 2017. № 2. С. 222–231.
2. Алексеев В.Б., Клейн С.В., Вековщина С.А., Андришунас А.М., Глухих М.В. Приоритетные факторы нарушения здоровья населения Российской Федерации, ассоциированные с качеством питьевой воды систем централизованного водоснабжения // Здоровоохранение Российской Федерации. 2022. Т. 66. № 5. С. 366–374. doi: 10.47470/0044-197X-2022-66-5-366-374
3. Kiryanov DA, Tsinker MYu, Khismatullin DR. Calculating the number of disease cases associated with acute short-term exposure to harmful chemicals in ambient air. *Health Risk Analysis*. 2023;(2):69–79. doi: 10.21668/health.risk/2023.2.06.eng
4. Nikiforova NV, Zaitseva NV, Kleyn SV. On assessing the morbidity of the population associated with the atmospheric air quality on the example of a Russian constituent entity. *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*. 2022;14(4):73–88. doi: 10.12731/2658-6649-2022-14-4-73-88
5. Дорохин С.А., Бакутина Ю.Ю., Васильева М.В., Мелихова Е.П., Скребнева А.В. Структура заболеваемости населения ассоциированная с водным фактором // Молодежный инновационный вестник. 2018. Т. 7. № 53. С. 22.
6. Гриценко Т.Д., Просвирякова И.А., Соколов С.М., Пшегорода А.Е. Анализ заболеваемости населения, ассоциированной с многокомпонентным загрязнением атмосферного воздуха населенных мест // Здоровье и окружающая среда. 2022. № 32. С. 16–21.
7. Goryaev DV, Tikhonova IV. Peculiarities of territorial distribution and dynamics in rates of population noncommunicable diseases in the Krasnoyarsk region associated with the influence of environmental risk factors. *Health Risk Analysis*. 2016;(4):49–57. doi: 10.21668/health.risk/2016.4.07.eng
8. Дрововозова Т.И., Гутенев В.В. Оценка ущерба, наносимого здоровью человека недоброкачественной питьевой водой // Экология урбанизированных территорий. 2007. № 4. С. 71–73.
9. Клейн С.В., Глухих М.В. Оценка потенциала роста ожидаемой продолжительности жизни населения с использованием искусственных нейронных сетей // Гигиена и санитария. 2022. Т. 101. № 11. С. 1424–1431. doi: 10.47470/0016-9900-2022-101-11-1424-1431
10. Алишева А.А. Влияние модифицируемых факторов риска на продолжительность жизни (обзорная статья) // Фармация Казахстана. 2022. № 4. С. 5–10.
11. Zaitseva NV, May IV, Shur PZ, Kiryanov DA. Methodological approaches for assessment performance and economical efficiency of the risk-oriented control and supervision of the Federal Service on Customers' Rights Protection and Human Well-being Surveillance (Rospotrebnadzor). *Health Risk Analysis*. 2014;(1):4–13.
12. Kiryanov DA, Tsinker MYu, Istorik OA, Stepanov EG, Davletnurov NKH, Efremov VM. On assessment of

- Rospotrebnadzor surveillance and control activities efficiency in regions: Assessment criteria being prevented economic losses caused by population morbidity and mortality and associated with negative impacts exerted by environmental factors. *Health Risk Analysis*. 2017;(3):12-20. doi: 10.21668/health.risk/2017.3.02.eng
13. Баланова Ю.А., Концевая А.В., Мырзаматова А.О., Муканеева Д.К., Худяков М.Б., Драпкина О.М. Экономический ущерб от артериальной гипертензии, обусловленный ее вкладом в заболеваемость и смертность от основных хронических неинфекционных заболеваний в Российской Федерации // Рациональная фармакотерапия в кардиологии. 2020. Т. 16. № 3. С. 415–423. doi: 10.20996/1819-6446-2020-05-03
 14. Сапунова И.Д., Концевая А.В., Мырзаматова А.О. и др. Экономический ущерб от курения, ассоциированный с четырьмя группами хронических неинфекционных заболеваний в Российской Федерации в 2016 году // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2019. Т. 18. № 6. С. 6–12. doi: 10.15829/1728-8800-2019-6-6-12
 15. Муканеева Д.К., Концевая А.В., Карамнова Н.С., Мырзаматова А.О., Худяков М.Б., Драпкина О.М. Экономический ущерб от недостаточного потребления овощей и фруктов в России // Экология человека. 2020. № 9. С. 28–35. doi: 10.33396/1728-0869-2020-9-28-35
 16. Брутова А.С., Обухова О.В., Базарова И.Н. Экономические потери Российской Федерации от заболеваемости населения за 2012–2014 гг. // Медицинские технологии. Оценка и выбор. 2017. Т. 28. № 2. С. 44–48.
 17. Шарафутдинова Н.Х., Мухаметзянов А.М., Павлова М.Ю., Киреева Э.Ф. Потери здоровья населения Уфы в связи со смертностью от цереброваскулярных заболеваний // Профилактическая медицина. 2014. Т. 17. № 5. С. 13–16.
 18. Ярушин С.В., Кузьмин Д.В., Шевчик А.А. и др. Ключевые аспекты оценки результативности и эффективности реализации федерального проекта "Чистый воздух" на примере комплексного плана мероприятий по снижению выбросов загрязняющих веществ в городе Нижний Тагил // Здоровье населения и среда обитания. 2020. Т. 330. № 9. С. 48–60. doi: 10.35627/2219-5238/2020-330-9-48-60
 19. Ананьев В.Ю., Шахгельдян К.И., Гмарь Д.В., Теук К.А., Транковская Л.В., Гельцер Б.И. Некоторые подходы к повышению эффективности использования ресурсов учреждений Роспотребнадзора // Здоровье населения и среда обитания. 2017. Т. 294. № 9. С. 23–28. doi: 10.35627/2219-5238/2017-294-9-23-28
 20. Попова А.Ю., Брагина И.В., Зайцева Н.В. и др. О научно-методическом обеспечении оценки результативности и эффективности контрольно-надзорной деятельности Федеральной службы в сфере защиты прав потребителей и благополучия человека // Гигиена и санитария. 2017. Т. 96. № 1. С. 5–9. doi: 10.18821/0016-9900-2017-96-1-5-9
 21. Khojasteh DN, Goudarzi G, Taghizadeh-Mehrjardi R, Asumadu-Sakyi AB, Fehrest-Sani M. Long-term effects of outdoor air pollution on mortality and morbidity-prediction using nonlinear autoregressive and artificial neural networks models. *Atmos Pollut Res*. 2021;12(2):46-56. doi: 10.1016/j.apr.2020.10.007
 22. Gismondi RC, Almeida RVM, Infantosi AFC. Artificial neural networks for infant mortality modelling. *Comput Methods Programs Biomed*. 2002;69(3):237-247. doi: 10.1016/S0169-2607(02)00006-8
 23. Rapant S, Letkovičová M, Čvečková V, Ďurža A, Fajčíková K, Zach H. Linking of environmental and health indicators by neural networks: Case of breast cancer mortality, Slovak Republic. *Open J Geol*. 2013;3(2):101-112. doi: 10.4236/ojg.2013.32014
 24. Guo C-Y, Liu T-W, Chen Y-H. A novel cross-validation strategy for artificial neural networks using distributed-lag environmental factors. *PLoS ONE*. 2021;16(1):e0244094. doi: 10.1371/journal.pone.0244094
 25. Hainaut D. A neural-network analyzer for mortality forecast. *ASTIN Bulletin*. 2018;48(2):481-508. doi: 10.1017/asb.2017.45
 26. Иванюкович В.А., Скулович О.З., Мухаметшина О.А. Нейросетевое моделирование ожидаемой продолжительности жизни человека // Экологический вестник. 2008. № 1. С. 97–101.
 27. Симонов К.В., Кириллова С.В., Кадена Л. Построение регрессионных моделей на основе нейросетей в задачах экологии человека // Информатизация и связь. 2013. № 5. С. 85–88.
 28. Бесью В.А., Кравец О.Я. Управление уровнем профессиональной заболеваемости в регионе на основе нейросетевого моделирования и прогнозирования // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2009. Т. 8. № 2. С. 477–481.
 29. Милькова И.А., Луис К., Симонов К.В. Построение экологических моделей на основе нейросетей // Образовательные ресурсы и технологии. 2014. Т. 4. № 1. С. 369–377.
 30. Петров С.Б., Жернов Ю.В. Оценка эффективности технологических мероприятий для управления риском здоровью населения при воздействии атмосферных выбросов многоотопливных теплоэлектроцентралей // Экология человека. 2022. № 11. С. 761–770. doi: 10.17816/humeco110989
 31. Dmitriev AN, Kotin VV. Time series prediction of morbidity using artificial neural networks. *Biomed Eng*. 2013;47(1):43-45. doi: 10.1007/s10527-013-9331-z
 32. Hong WH, Yap JH, Selvachandran G, Thong PH, Son LH. Forecasting mortality rates using hybrid Lee-Carter model, artificial neural network and random forest. *Complex Intell Syst*. 2021;7:163-189. doi: 10.1007/s40747-020-00185-w

REFERENCES

1. Zajceva NV, Ustinova OJ, Valina SL, et al. Morbidity of the adult population in resident areas exposed to of aluminum and pulp-and-paper industry enterprises and associated with the chemical risk factors. *Vestnik Permskogo Universiteta. Biologiya*. 2017;(2):222-231. (In Russ.)
2. Alekseev VB, Kleyn SV, Vekovshinina SA, Andrishunas AM, Glukhikh MV. Associated with the drinking water from centralised drinking water supply systems priority factors for deterioration of health of the population in the Russian Federation. *Zdravookhranenie Rossiyskoy Federatsii*. 2022;66(5):366-374. (In Russ.) doi: 10.47470/0044-197X-2022-66-5-366-374
3. Kiryanov DA, Tsinker MYu, Khismatullin DR. Calculating the number of disease cases associated with acute short-term exposure to harmful chemicals in ambient air. *Health Risk Analysis*. 2023;(2):69-79. doi: 10.21668/health.risk/2023.2.06.eng
4. Nikiforova NV, Zaitseva NV, Kleyn SV. On assessing the morbidity of the population associated with the atmospheric air quality on the example of a Russian constituent entity. *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*. 2022;14(4):73-88. doi: 10.12731/2658-6649-2022-14-4-73-88
5. Dorokhin SA, Bakutina YuYu, Vasilieva MV, Melikhova EP, Skrebneva AV. [Structure of population morbidity associated with the water factor.] *Molodezhnyy Innovatsionnyy Vestnik*. 2018;7(S3):22. (In Russ.)
6. Gritsenko TD, Prosviryakova IA, Sokolov SM, Pshegroda AE. Analysis of population morbidity, associated

- with multicomponent air pollution in public places. In: Sychik SI, ed. *Health and Environment (Zdorov'e i Okruzhayushchaya Sreda): Collection of Scientific Papers of the Research Center for Hygiene*. Minsk: BGU Publ.; 2022;(32):16-21. (In Russ.) Accessed December 29, 2023. http://rspch.by/Docs/v32_sbornik.pdf
7. Goryaev DV, Tikhonova IV. Peculiarities of territorial distribution and dynamics in rates of population noncommunicable diseases in the Krasnoyarsk region associated with the influence of environmental risk factors. *Health Risk Analysis*. 2016;(4):49-57. doi: 10.21668/health.risk/2016.4.07.eng
 8. Drovovozova TI, Goutinev VV. Evaluation of the damage environmental risks to the man's health caused by bad drinking water and economic damage. *Ekologiya Urbanizirovannykh Territoriy*. 2007;(4):71-73. (In Russ.)
 9. Kleyn SV, Glukhikh MV. Assessing potential of the gain in the life expectancy of population using artificial neural networks. *Gigiena i Sanitariya*. 2022;101(11):1424-1431. (In Russ.) doi: 10.47470/0016-9900-2022-101-11-1424-1431
 10. Alisheva AA. Influence of modifiable risk factors on life expectancy. *Farmatsiya Kazakhstana*. 2022;(4):5-10. (In Russ.)
 11. Zaitseva NV, May IV, Shur PZ, Kiryanov DA. Methodological approaches for assessment performance and economical efficiency of the risk-oriented control and supervision of the Federal Service on Customers' Rights Protection and Human Well-being Surveillance (Rospotrebnadzor). *Health Risk Analysis*. 2014;(1):4-13.
 12. Kiryanov DA, Tsinker MYu, Istorik OA, Stepanov EG, Davletnurov NKH, Efremov VM. On assessment of Rospotrebnadzor surveillance and control activities efficiency in regions: Assessment criteria being prevented economic losses caused by population morbidity and mortality and associated with negative impacts exerted by environmental factors. *Health Risk Analysis*. 2017;(3):12-20. doi: 10.21668/health.risk/2017.3.02.eng
 13. Balanova YuA, Kontsevaya AV, Myrzamatova AO, Mukaneeva DK, Khudyakov MB, Drapkina OM. Economic burden of hypertension in the Russian Federation. *Ratsional'naya Farmakoterapiya v Kardiologii*. 2020;16(3):415-423. (In Russ.) doi: 10.20996/1819-6446-2020-05-03
 14. Sapunova ID, Kontsevaya AV, Myrzamatova AO, et al. Economic damage from smoking associated with four groups of chronic non-communicable diseases in the Russian Federation in 2016. *Kardiovaskulyarnaya Terapiya i Profilaktika*. 2019;18(6):6-12. (In Russ.) doi: 10.15829/1728-8800-2019-6-6-12
 15. Mukaneeva DK, Kontsevaya AV, Karamnova NS, Myrzamatova AO, Khudyakov MB, Drapkina OM. Economic burden of insufficient consumption of vegetables and fruits in Russia. *Ekologiya Cheloveka (Human Ecology)*. 2020;27(9):28-35. (In Russ.) doi: 10.33396/1728-0869-2020-9-28-35
 16. Brutova AS, Obukhova OV, Bazarova IN. Economic losses of the Russian Federation caused by the morbidity of population in 2012–2014. *Meditinskiiye Tekhnologii. Otsenka i Vybory*. 2017;(2(28)):44-48. (In Russ.)
 17. Sharafutdinova NKH, Mukhametshina OM, Pavlova Mlu, Kireeva EF. Health losses due to death from cerebrovascular diseases in the population of Ufa. *Profilakticheskaya Meditsina*. 2014;17(5):13-16. (In Russ.)
 18. Yarushin SV, Kuzmin DV, Shevchik AA, et al. Key aspects of assessing effectiveness and efficiency of implementation of the Federal Clean Air Project on the example of the Comprehensive Emission Reduction Action Plan in Nizhny Tagil. *Zdorov'e Naseleniya i Sreda Obitaniya*. 2020;(9(330)):48-60. (In Russ.) doi: 10.35627/2219-5238/2020-330-9-48-60
 19. Ananyev VYu, Shakhgeldyan KI, Gmar DV, Teuk KA, Trankovskaya LV, Geltser BI. Some approaches to use resources of the health institutions of Rospotrebnadzor more efficiently. *Zdorov'e Naseleniya i Sreda Obitaniya*. 2017;(9(294)):23-28. (In Russ.) doi: 10.35627/2219-5238/2017-294-9-23-28
 20. Popova AYU, Bragina IV, Zaitseva NV, et al. On the scientific and methodological support of the assessment of the performance and effectiveness of the control and supervision activity of the Federal Service for Surveillance on Consumer Rights Protection and Human Wellbeing. *Gigiena i Sanitariya*. 2017;96(1):5-9. (In Russ.) doi: 10.18821/0016-9900-2017-96-1-5-9
 21. Khojasteh DN, Goudarzi G, Taghizadeh-Mehrjardi R, Asumadu-Sakyi AB, Fehrest-Sani M. Long-term effects of outdoor air pollution on mortality and morbidity—prediction using nonlinear autoregressive and artificial neural networks models. *Atmos Pollut Res*. 2021;12(2):46-56. doi: 10.1016/j.apr.2020.10.007
 22. Gismondi RC, Almeida RMVR, Infantosi AFC. Artificial neural networks for infant mortality modelling. *Comput Methods Programs Biomed*. 2002;69(3):237-247. doi: 10.1016/S0169-2607(02)00006-8
 23. Rapant S, Letkovičová M, Cvečková V, Ďurža A, Fajčíková K, Zach H. Linking of environmental and health indicators by neural networks: Case of breast cancer mortality, Slovak Republic. *Open J Geol*. 2013;3(2):101-112. doi: 10.4236/ojg.2013.32014
 24. Guo C-Y, Liu T-W, Chen Y-H. A novel cross-validation strategy for artificial neural networks using distributed-lag environmental factors. *PLoS ONE*. 2021;16(1):e0244094. doi: 10.1371/journal.pone.0244094
 25. Hainaut D. A neural-network analyzer for mortality forecast. *ASTIN Bulletin*. 2018;48(2):481-508. doi: 10.1017/asb.2017.45
 26. Ivaniukovich U, Skulovich O, Mukhametshina O. Neuralnet simulation of the life expectancy. *Ekologicheskii Vestnik*. 2008;(1):97-101. (In Russ.)
 27. Simonov KV, Kirillova SV, Cadena L. Construction of regression model based on neural network in the problem of human ecology. *Informatizatsiya i Svyaz'*. 2013;(5):85-88. (In Russ.)
 28. Besko VA, Kravets OY. The control of the professional diseases in the region on the base of neurosystem simulation and prognostication. *Sistemnyy Analiz i Upravlenie v Biomeditsinskikh Sistemakh*. 2009;8(2):477-481. (In Russ.)
 29. Mil'kova IA, Cadena L, Simonov KVE. Construction of regression model based on neural network in the problem of human ecology. *Obrazovatel'nye Resursy i Tekhnologii*. 2014;(1(4)):369-377. (In Russ.)
 30. Petrov SB, Zhernov YV. Evaluation of the effectiveness of technological measures to manage the risk to public health when exposed to atmospheric emissions of multi-fuel combined heat and power plants. *Ekologiya Cheloveka (Human Ecology)*. 2022;29(11):761-770. (In Russ.) doi: 10.17816/humeco110989
 31. Dmitriev AN, Kotin VV. Time series prediction of morbidity using artificial neural networks. *Biomed Eng*. 2013;47(1):43-45. doi: 10.1007/s10527-013-9331-z
 32. Hong WH, Yap JH, Selvachandran G, Thong PH, Son LH. Forecasting mortality rates using hybrid Lee–Carter model, artificial neural network and random forest. *Complex Intell Syst*. 2021;7:163-189. doi: 10.1007/s40747-020-00185-w

Сведения об авторах:

Кирьянов Дмитрий Александрович – к.т.н., заведующий отделом математического моделирования систем и процессов; e-mail: kda@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5406-4961>.

✉ **Камалтдинов** Марат Решидович – к.ф.-м.н., заведующий лабораторией ситуационного моделирования и экспертно-аналитических методов управления; e-mail: kmr@fcrisk.ru; ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-0969-9252>.

Цинкер Михаил Юрьевич – младший научный сотрудник лаборатории ситуационного моделирования и экспертно-аналитических методов управления; e-mail: cinker@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2639-5368>.

Чигвинцев Владимир Михайлович – к.ф.-м.н., научный сотрудник лаборатории ситуационного моделирования и экспертно-аналитических методов управления; e-mail: cvm@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0345-3895>.

Бабина Светлана Владимировна – заведующий лабораторией информационно-вычислительных систем и технологий; e-mail: bsv@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9222-6805>.

Кучуков Артур Ильдарович – математик лаборатории ситуационного моделирования и экспертно-аналитических методов управления; e-mail: kuchukov@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-0330-245X>.

Информация о вкладе авторов: концепция и дизайн исследования: *Кирьянов Д.А., Камалтдинов М.Р.*; сбор данных: *Бабина С.В., Цинкер М.Ю., Кучуков А.И.*; анализ и интерпретация результатов: *Чигвинцев В.М., Кирьянов Д.А., Камалтдинов М.Р.*; литературный обзор: *Камалтдинов М.Р., Цинкер М.Ю.*; подготовка рукописи: *Камалтдинов М.Р.* Все авторы ознакомились с результатами работы и одобрили окончательный вариант рукописи.

Соблюдение этических стандартов: исследование одобрено на заседании комитета по этике ФБУН «ФНЦ медико-профилактических технологий управления рисками здоровью населения» (Протокол № 2 от 10.02.2022).

Финансирование: исследование проведено без спонсорской поддержки.

Конфликт интересов: авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов в связи с публикацией данной статьи.

Статья получена: 04.10.23 / Принята к публикации: 11.12.23 / Опубликовано: 29.12.23

Author information:

Dmitry A. Kiryanov, Cand. Sci. (Tech.), Head of the Department for Mathematical Modeling of Systems and Processes; e-mail: kda@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5406-4961>.

✉ Marat R. Kamaltdinov, Cand. Sci. (Phys.-Math.), Head of the Situation Modeling and Expert and Analytical Management Techniques Laboratory; e-mail: kmr@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0969-9252>.

Mikhail Yu. Tsinker, Junior Researcher, Situation Modeling and Expert and Analytical Management Techniques Laboratory; e-mail: cinker@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2639-5368>.

Vladimir M. Chigvintsev, Cand. Sci. (Phys.-Math.), Researcher, Situation Modeling and Expert and Analytical Management Techniques Laboratory; e-mail: cvm@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0345-3895>.

Svetlana V. Babina, Head of the Information and Computing Systems and Technologies Laboratory; e-mail: bsv@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9222-6805>.

Arthur I. Kuchukov, Mathematician, Information and Computing Systems and Technologies Laboratory; e-mail: kuchukov@fcrisk.ru; ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-0330-245X>.

Author contributions: study conception and design: *Kiryanov D.A., Kamaltdinov M.R.*; data collection: *Babina S.V., Tsinker M.Yu., Kuchukov A.I.*; analysis and interpretation of results: *Chigvintsev V.M., Kiryanov D.A., Kamaltdinov M.R.*; literature review: *Kamaltdinov M.R., Tsinker M.Yu.*; draft manuscript preparation: *Kamaltdinov M.R.* All authors reviewed the results and approved the final version of the manuscript.

Compliance with ethical standards: The study was approved by the Ethics Committee of the Federal Scientific Center for Medical and Preventive Health Risk Management Technologies (Protocol No. 2 of February 10, 2022).

Funding: This research received no external funding.

Conflict of interest: The authors have no conflicts of interest to declare.

Received: October 4, 2023 / Accepted: December 11, 2023 / Published: December 30, 2023