



Комплексный анализ социальных детерминант здоровья регионов России методами машинного обучения

Т.П. Васильева¹, Д.О. Каримов^{1,2}, Ю.В. Рябова²

¹ ФГБНУ «Национальный НИИ общественного здоровья имени Н.А. Семашко»,
ул. Воронцово поле, д. 12, стр. 1, г. Москва, 105064, Российская Федерация

² ФБУН «Уфимский НИИ медицины труда и экологии человека»,
ул. Степана Кувыкина, д. 94, г. Уфа, 450106, Российская Федерация

Резюме

Введение. Социальные детерминанты – первопричинные силы, которые формируют социальный градиент здоровья и очерчивают пределы эффективности сугубо клинических вмешательств. Инструментарий больших данных и машинного обучения обеспечивает точную, воспроизводимую оценку их вклада и помогает выделить осмысленные приоритеты политики, направленной на сужение разрывов в ожидаемой продолжительности жизни.

Цель исследования: количественно оценить и ранжировать вклад социальных, экономических, демографических и экологических детерминант в вариацию индекса общественного здоровья регионов России, выявив факторы, критичные для управленческих решений.

Материалы и методы. Сформирован панельный датасет по субъектам РФ за 2010–2024 гг.; выполнены нормирование показателей и транслитерация категориальных признаков. Построена модель прогноза индекса общественного здоровья методом градиентного бустинга на решающих деревьях; интерпретация результата с детальным анализом вклада отдельных детерминант проведена по технологии, опирающейся на теорию значений Шепли.

Результаты. Наибольший вклад в вариацию индекса общественного здоровья внесли показатели смертности (общее число умерших и смертность от внешних причин), уровень бедности и коэффициент доступности жилья; дополнительное, но значимое влияние показали охват школьников горячим питанием, расходы на охрану окружающей среды и показатели криминогенной обстановки. Параметры, традиционно используемые как маркеры благосостояния (среднедушевые доходы и уровень безработицы), в присутствии интегрального показателя бедности продемонстрировали статистическую избыточность. Выявлен выраженный межрегиональный градиент, указывающий на существенный вклад территориальной специфики.

Заключение. Комплексный учет социально-экономических, демографических и инфраструктурных индикаторов с применением методов машинного обучения формирует надежную основу для прогнозирования и интерпретации региональных различий, а стратегии управления общественным здоровьем должны быть адаптированы к специфике региональных субъектов.

Ключевые слова: социальные детерминанты здоровья, индекс общественного здоровья, SHAP-анализ, машинное обучение, социально-экономические показатели.

Для цитирования: Васильева Т.П., Каримов Д.О., Рябова Ю.В. Комплексный анализ социальных детерминант здоровья регионов России методами машинного обучения // Здоровье населения и среда обитания. 2026. Т. 34. № 2. С. 7–16. doi: 10.35627/2219-5238/2026-34-2-7-16

Comprehensive Analysis of Social Determinants of Health in Russian Regions Using Machine Learning

Tatyana P. Vasilyeva,¹ Denis O. Karimov,^{1,2} Yuliya V. Ryabova²

¹ N.A. Semashko National Research Institute of Public Health,
Bldg 1, 12 Vorontsovo Pole Street, Moscow, 105064, Russian Federation

² Ufa Research Institute of Occupational Health and Human Ecology,
94 Stepan Kuvykin Street, Ufa, 450106, Russian Federation

Summary

Introduction: Social determinants are fundamental causes of causes that shape the social gradient of health and delineate the limits of effectiveness of purely clinical interventions. The toolkit of big data and machine learning enables precise, reproducible evaluation of their contributions and helps identify meaningful policy priorities aimed at narrowing gaps in life expectancy.

Objective: To quantitatively assess and rank contributions of social, economic, demographic, and environmental determinants to the variation of the Public Health Index (PHI) across Russian regions and identify factors critical for decision-making.

Materials and Methods: A panel dataset was compiled for the regions of the Russian Federation for 2010–2024. Indicator normalization and transliteration of categorical variables were performed. A predictive model for the Public Health Index was developed using gradient boosting on decision trees. Interpretation of the results, including detailed analysis of the contribution of individual determinants, was carried out using a Shapley value-based technique.

Results: We established that mortality indicators (the total number of deaths and mortality from external causes), the poverty level, and the housing affordability index contributed the most to the variations in the Public Health Index. School meal coverage, environmental protection expenditures, and crime indicators demonstrated additional, yet significant effects. The parameters traditionally used as markers of socioeconomic well-being (per capita income and unemployment rate) demonstrated statistical redundancy when the poverty variable was included in the model. A pronounced interregional gradient was identified, indicating a substantial influence of territorial specificity.

Conclusions: A comprehensive analysis of socioeconomic, demographic, and infrastructural indicators using machine learning methods provides a robust foundation for forecasting and interpreting regional differences. Public health management strategies should be adapted to the specific features of each constituent entity.

Keywords: social determinants of health, Public Health Index, SHAP analysis, machine learning, socioeconomic indicators.

Cite as: Vasilyeva TP, Karimov DO, Ryabova YuV. Comprehensive analysis of social determinants of health in Russian regions using machine learning. *Zdorov'e Naseleniya i Sreda Obitaniya*. 2026;34(2):7–16. (In Russ.) doi: 10.35627/2219-5238/2026-34-2-7-16

Введение. Социальные детерминанты здоровья сегодня рассматриваются как фундаментальные «причины причин», формируя тот базис, на котором разворачиваются индивидуальные биологические и поведенческие факторы риска. Согласно определению ВОЗ¹, к таким социальным детерминантам относят условия жизни и труда, уровень дохода, качество образования, жилищные факторы, а также более широкие социально-экономические и культурные особенности. Развитие междисциплинарных подходов в 2010–2020-е гг. привело к осознанию, что вклад медицинской системы напрямую в общую продолжительность жизни населения ограничен, а большинство неинфекционных заболеваний – от сердечно-сосудистых патологий до психических расстройств – тесно зависит от условий социума [1]. Итоговый доклад¹ Комиссии ВОЗ по социальным детерминантам здоровья (2008) способствовал повороту взглядов к политике, направленной на устранение неравенств, порождаемых бедностью, дискриминацией и плохими условиями труда.

Теоретическую основу в исследовании детерминант заложила модель Dahlgren – Whitehead (1991), показывающая множественные уровни влияния: от врожденных характеристик и поведенческих привычек до социальных сетей, окружения и широкой экономико-политической системы; однако в эпоху цифровизации всех аспектов жизни классическая модель требует переосмысления [2]. Как отмечается в современных исследованиях, цифровые детерминанты (digital determinants) пронизывают все уровни «радужной» модели, формируя новые механизмы возникновения неравенств в здоровье [2]. В более детализированном подходе ВОЗ выделяют структурные факторы (макроэкономическая политика, социальная стратификация, распределение доходов, уровень образования) и промежуточные (материальные условия обитания, качество среды, доступ к услугам, поведенческие практики), взаимодействие которых формирует социальный градиент здоровья [1]. Наблюдаемый практически во всех странах градиент демонстрирует, что при переходе от низших социальных групп к высшим их совокупные показатели здоровья улучшаются, а продолжительность жизни возрастает.

Уровень дохода и экономическое неравенство признаны одним из главных факторов, определяющих смертность и заболеваемость. Исследование, выполненное Chetty et al. с использованием 1,4 миллиарда деидентифицированных налоговых записей в период с 1999 по 2014 г., сделанных в США, показало колоссальный разрыв по ожидаемой продолжительности жизни между самыми богатыми и самыми бедными, достигающий у мужчин 14,6 года для мужчин и 10,1 года для женщин [3]. Материальная депривация влияет на здоровье через хронизацию стресса, худшее питание, опасные условия жизни и ограниченный доступ к медицинским услугам. Причем не только абсолютный уровень дохода, но и уровень неравенства в обществе может усугублять неблагоприятные тенденции. Яркой иллюстрацией

этого тезиса служит отечественное исследование: показано, что, несмотря на восстановление экономики после кризиса 1990-х гг., прогресс в сфере здоровья населения оставался замедленным, а разрыв между уровнем валового внутреннего продукта и показателями здоровья сохранялся [4]. Авторы объясняют это внутрирегиональным неравенством, а именно значительными колебаниями доходов и неравным доступом к медицинской помощи внутри регионов, что подтверждает ключевую роль фактора неравенства помимо абсолютного уровня благосостояния [4]. Кроме того, в поперечном исследовании с привлечением 20 497 человек в возрасте от 40 лет и старше показан характер связи между уровнем дохода и рисками смертности: участники с более низким доходом имели более высокую вероятность смертности от всех причин [5]. Полученный коллективом авторов результат подчеркивает важность рассмотрения нелинейной взаимосвязи между доходом семьи и смертностью при устранении социально-экономических различий в области здравоохранения.

Следующий важный фактор – образование, которое исследователи нередко трактуют как «социальную прививку» от болезней. Систематический метаанализ 603 работ [6] свидетельствует о том, что каждый дополнительный год обучения снижает риск смерти у взрослых на 1,9 %. Причем в молодом и среднем возрасте этот эффект достигает 3 % на год обучения, что обеспечивает долгосрочный положительный эффект на показатели здоровья. У образованных людей выше доходы, они в большей степени осведомлены о профилактике и склонны к здоровым привычкам, а их дети реже болеют благодаря грамотному уходу. Новейшие данные из стран с переходной экономикой подтверждают, что образовательное неравенство остается одним из ключевых предикторов различий в продолжительности жизни – наряду с неравенством в доходах и выбросами CO₂ [7]. Кроме того, масштабное исследование в Китае с привлечением 1 283 774 жителей материковой части страны из 31 провинции возрастом 35–75 лет, разделенные на четыре отдельные когорты, родившиеся в 1940-х, 1950-х, 1960-х и 1970-х годах, показало, что более низкий уровень образования связан с более высоким риском смерти от всех причин [8].

Занятость и качество труда также напрямую воздействуют на смертность, особенно в трудоспособном возрасте. Потеря работы и длительная безработица повышают риск сердечно-сосудистых заболеваний и депрессий [9], а вредные условия труда (контакт с токсинами, опасные производства) приводят к росту профессиональных заболеваний и травматизма [10]. В России около 30–50 % неблагоприятной динамики смертности трудоспособного населения объясняется факторами труда и безопасностью жизнедеятельности [11]. На примере популяционной французской когорты, в которую было включено 131 186 взрослых в период с 2012 по 2021 г., показано, что долгосрочная

¹ World Health Organization. Closing the gap in a generation: Health equity through action on the social determinants of health. Commission on Social Determinants of Health. WHO; 2008. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.who.int/publications/i/item/WHO-IER-CSDH-08.1> (дата обращения: 05.12.2025).

<https://doi.org/10.35627/2219-5238/2026-34-2-7-16>
Оригинальная исследовательская статья

безработица увеличивает распространенность сердечно-сосудистых событий через пути, включая, но не ограничиваясь, чрезмерным воздействием распространенных факторов риска [12]. В другом исследовании за период 2001–2019 гг., учитывая несколько экономических показателей (включая безработицу), обнаружили, что экономическая неопределенность сама по себе тесно связана со смертностью, связанной с заболеваниями кровеносной системы, ишемической болезнью сердца и цереброваскулярными заболеваниями [13].

Не менее значимыми оказываются жилищные условия, включая качество самого дома (сырость, скученность, отсутствие отопления) и экологию района проживания. Некомфортное жилье ассоциируется с повышенной заболеваемостью респираторными болезнями и ростом психоэмоционального стресса [14]. В загрязненных районах выше распространенность астмы и сердечно-легочных патологий; дефицит зеленых зон снижает активность населения. Более того, неравномерный доступ к «здоровой пище» в некоторых городских кварталах ведет к росту ожирения и сопутствующих хронических болезней. Мета-анализы показывают, что загрязнение воздуха и шумовое загрязнение значительно повышают риски сердечно-сосудистых заболеваний, особенно среди социально уязвимых групп [15, 16].

Социальная изоляция и недостаток поддержки со стороны близких становятся отдельным фактором риска, сравнимым по негативному воздействию с курением или избыточной массой тела [17]. Систематические обзоры показывают, что у одиноких риск преждевременной смерти на 25–30 % выше, чем у тех, кто имеет развитые сети контактов. На уровне сообществ социальный капитал (доверие, взаимопомощь) способствует лучшей адаптации к эпидемиям, более эффективным профилактическим мероприятиям и снижению психического стресса. Недавние метаанализы подтверждают, что социальная изоляция увеличивает риск смертности на 30 % и более, причем этот эффект сопоставим с курением и артериальной гипертензией [18, 19].

Международные сопоставления свидетельствуют о неравномерном распределении социальных детерминант и соответственно об отличающихся показателях здоровья. В западноевропейских странах наблюдаются относительно высокие средние уровни здоровья, но сохраняется «скандинавский парадокс» – при общей развитости систем соц-обеспечения все же имеются заметные градиенты по доходу и образованию [20]. Напротив, в США отмечаются одни из самых высоких уровней неравенства в здоровье среди развитых стран, а разрывы в продолжительности жизни между бедными и богатыми американцами могут достигать 10–15 лет [3]. Анализ данных 27 европейских стран показал, что за 1990–2010-е гг. относительные различия в смертности между группами образования во многих государствах даже увеличились [21]. Тем не менее в ряде стран (например, Финляндии) вложения в образование и адресные программы

для уязвимых групп позволили более равномерно повысить продолжительность жизни.

Развитие технологий в период 2015–2024 гг. обеспечило появление новых инструментов для изучения влияния социальных факторов. Развитие Big Data и методов машинного обучения (ML) позволило включать в анализ не только демографические и экономические показатели, но и данные социальных сетей, геоинформационные сведения о благоустройстве районов, цифровые следы населения [22]. Такие подходы помогают тоньше вычленять взаимосвязи между бедностью, экологическими рисками, социальной изоляцией и конкретными показателями смертности или заболеваемости, а также точнее определять целевые группы для профилактических программ. Помимо прогнозов, ML дает возможность выявлять скрытые паттерны в больших массивах данных: например, разложить вклад условий труда и уровня жизни в динамику смертности трудоспособного населения [11]. Исследования последних лет демонстрируют потенциал ML для субтипизации социальных детерминант, выявления высокорисковых кластеров и повышения таргетированности программ здравоохранения [23, 24].

Анализ данных последних лет позволяет утверждать, что здоровье напрямую определяется совокупностью социально-экономических условий, а вмешательства, ориентированные лишь на клиническую медицину, зачастую не способны сократить фундаментальные разрывы в продолжительности жизни. Международный и российский опыт иллюстрирует: инвестиции в образование, борьбу с бедностью, улучшение жилищных условий и формирование социальной сплоченности оказываются наиболее результативными стратегиями профилактики. Акцент на социальных детерминантах здоровья – ключ к реализации принципов «Здоровье во всех политиках», провозглашенных ВОЗ², и к достижению долгосрочных целей по повышению благополучия населения. Таким образом, данные популяционных исследований свидетельствуют о том, что меры социально-экономической политики могут оказывать более выраженное влияние на общественное здоровье, чем узкомедицинские вмешательства.

Таким образом, **цель** настоящего исследования – количественно оценить и ранжировать вклад социальных, экономических, демографических и экологических детерминант в вариацию индекса общественного здоровья регионов России, выявив факторы, критичные для управленческих решений.

Материалы и методы. В исследовании была разработана и применена методика комплексного учета социальных, экономических, демографических и экологических факторов, способных оказывать влияние на показатели общественного здоровья в субъектах Российской Федерации. Сопоставимый по логике построения подход, использующий градиентный бустинг с деревьями решений и последующую интерпретацию вклада предикторов,

² World Health Organization; Government of South Australia. Adelaide Statement II on Health in All Policies: Implementing the Sustainable Development Agenda through good governance for health and well-being: Building on the experience of Health in All Policies. Geneva: WHO; 2019. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.who.int/publications/i/item/adelaide-statement-ii-on-health-in-all-policies> (дата обращения: 05.12.2025)

был ранее успешно реализован при моделировании глобальных закономерностей заболеваемости туберкулезом на основе совокупности социально-экономических, экологических и характеристик системы здравоохранения [25]. Основой для такой методики послужили статистические данные, полученные из открытых и официальных источников, в частности из Федеральной службы государственной статистики (Росстат), Министерства здравоохранения Российской Федерации, Министерства труда и социальной защиты Российской Федерации, а также из профильных ведомств и региональных органов управления здравоохранением. Совокупные сведения охватывали период 2010–2024 гг. (диапазон лет может варьироваться в зависимости от доступности тех или иных детерминант) и охватывали несколько групп показателей: социально-демографические, экономические, медицинские (включая параметры здорового образа жизни и распространенность основных заболеваний), экологические и данные об уровне безопасности (например, количество убийств на 100 тыс. населения). Для обеспечения сопоставимости информации и удобства последующего анализа часть исходных признаков, представленных в абсолютных значениях, была нормирована (например, пересчитана на 100 тыс. жителей), а для строковых переменных (наименования регионов) использовалось транслитерирование.

В контексте ML-методов предложенная процедура анализа включала не только построение прогнозной модели, но и проверку вклада каждого фактора. Для объективной оценки качества прогноза набор данных был разделен на обучающую (далее – train) и тестовую (далее – test) выборки. При этом, как правило, использовалось классическое соотношение 80:20, где 80 % записей были выделены под обучение модели, а 20 % – оставлены для независимой валидации. Такой подход дает возможность избежать переобучения (overfitting) и оценить способность алгоритма корректно воспроизводить закономерности на новых данных. Чаще всего применялось случайное перемешивание при разбиении, чтобы полученный результат был воспроизводим при повторном запуске.

В качестве алгоритма для решения задачи прогнозирования выбран CatBoost (Categorical Boosting). Метод CatBoost представляет собой градиентный бустинг на решающих деревьях, обладающий рядом преимуществ для задач эпидемиологии и общественного здоровья. Он позволяет эффективно учитывать категориальные признаки (например, названия регионов, отнесенные к соответствующим кодам) без дополнительных методов кодирования (One-Hot, Label Encoding), что снижает риск утечки информации. Кроме того, алгоритм устойчив к переобучению благодаря механизму регуляризации (L2-регуляризация), досрочной остановке и особым процедурам кодирования категорий. Градиентный бустинг, лежащий в основе CatBoost, опирается на идею поэтапного построения композиции деревьев, где на каждом шаге t формируется новая функция h_t , приближающая отрицательный градиент функции потерь по текущему суммарному

предсказанию $F_{\{t-1\}(x)}$. Если $l(y, F)$ – некоторая дифференцируемая функция потерь, то новая компонента h_t выбирается так, чтобы минимизировать:

$$\sum_{i=1}^m \left\{ \frac{\partial l(y_i, F(x_i))}{\partial F(x_i)} \Big|_{\{F(x) = F_{\{t-1\}(x)}\}} \cdot h_t(x_i) \right\},$$

где m – количество обучающих примеров, а итоговая модель на шаге tt принимает вид

$$F_{t(x)} = F_{\{t-1\}(x)} + \eta \cdot h_{t(x)}.$$

Здесь η – коэффициент скорости обучения (learning rate). Такой метод, воплощенный в CatBoost, дополнительно использует статистики над выборками для категориальных признаков и учитывает упорядоченность вычислений, позволяя снизить смещения и повысить точность итогового прогноза.

Выбор основных гиперпараметров (количество итераций, глубина деревьев, скорость обучения и коэффициент регуляризации) осуществлялся эмпирически. В качестве метрики качества для основной оптимизации задавали среднюю абсолютную ошибку (Mean Absolute Error, MAE). По результатам финального тестирования (на ранее не использованных 20 % данных) дополнительно анализировался коэффициент детерминации R^2 , показывающий, какая доля дисперсии целевого признака может быть объяснена построенной моделью.

Помимо прогноза, важным элементом исследования выступал вопрос интерпретации полученного решения. Для анализа вклада отдельных детерминант (например, уровня бедности, заболеваемости, экологических факторов) применялась технология SHAP (англ. «SHapley Additive ExPlanations»), опирающаяся на теорию значений Шепли 1953 г. В CatBoost вычисление SHAP-значений упрощено за счет использования структуры деревьев. Анализ подобных диаграмм позволил выявить, какие факторы (например, доход на душу населения или число обратившихся за консультацией по ЗОЖ) наиболее существенно смещают прогнозируемые значения целевой переменной.

С целью дополнительно проверить статистическую значимость выявленных предикторов использовался встроенный в CatBoost модуль CatboostEvaluation. Суть его работы заключается в многократном обучении модели на различных фолдах (подвыборках) и последовательном исключении отдельных признаков. Если исключение признака приводит к росту ошибки, то разность характеризует степень важности признака. При больших положительных значениях $\Delta RMSE$ фактор считается крайне необходимым для модели, тогда как факторы с незначительными или отрицательными $\Delta RMSE$ могут быть признаны избыточными (возможно, из-за высокой корреляции с другими переменными). Подобная методика многократного исключения делает оценку вклада детерминант более надежной, поскольку проверяет их влияние на различных случайных разбиениях исходного набора.

Вышеописанное формирует единую методическую схему, позволяющую с высокой степенью достоверности установить, какие именно социально-

<https://doi.org/10.35627/2219-5238/2026-34-2-7-16>
Оригинальная исследовательская статья

медицинские детерминанты влияют на вариативность интересующего показателя и в какой мере они способствуют улучшению или ухудшению прогнозов. Сочетание методов градиентного бустинга с SHAP и CatboostEvaluation дает не только точный прогноз (что подтверждается низкими значениями MAE и высоким коэффициентом детерминации R^2), но и дает инструмент для оценки значимости каждого фактора. Для задач общественного здравоохранения и демографии подобная методология может оказывать существенную поддержку при принятии управленческих решений, позволяя выделять приоритетные направления (борьба с бедностью, повышение охвата профилактическими услугами, улучшение экологической обстановки и т. д.), которые, согласно результатам машинного анализа, в наибольшей степени отражаются на итоговом состоянии здоровья и демографических показателях регионов.

Результаты. Результаты, полученные в ходе моделирования индекса общественного здоровья (ИОЗ), продемонстрировали высокое качество прогноза: средняя абсолютная ошибка (MAE) составила 0,04, а коэффициент детерминации (R^2) достиг 0,92. Такой уровень точности указывает на то, что совокупность используемых социально-экономических, демографических и медицинских детерминант в значительной степени объясняет вариацию ИОЗ по регионам.

Визуализация результатов анализа методом SHAP (рис. 1) подтвердила лидирующую роль ряда показателей в формировании итогового прогноза. На диаграмме (верхняя часть рис. 1) заметно, что переменная «Число умерших» дает наиболее

выраженный вклад в вариацию Индекса: при высоком значении этой переменной, как правило, наблюдается смещение модельного предсказания в сторону негативных значений ИОЗ (рис. 1, правее нуля, на оси SHAP value). Аналогично прослеживается заметное влияние уровня бедности, а также коэффициента доступности жилья и показателя безработицы для возрастной группы 15–72 лет. При этом интенсивность красного или синего цвета указывает на величину фактического значения признака: более высокое значение сопровождается смещением индекса в одну сторону, более низкое – в противоположную.

Обобщенная столбчатая диаграмма (рис. 2) с осью mean (SHAP value) наглядно ранжирует переменные по их среднему вкладу в абсолютном выражении. На первом месте снова выступает «Число умерших» (около 0,010 в единицах SHAP), что согласуется с данными медицинской статистики о тесной связи уровня смертности с интегральными показателями общественного здоровья. Вторую и третью позиции занимают «Уровень бедности» и «Коэффициент доступности жилья» соответственно, причем их усредненные SHAP-значения достигают порядка 0,004–0,006, что свидетельствует о существенной роли социально-экономических условий в формировании ИОЗ. Далее следуют «Уровень безработицы (для группы 15–72)» и «Смертность от внешних причин», оказывающие схожий по масштабу вклад. Менее выраженное, но тем не менее значимое влияние показали переменные «Среднедушевые денежные доходы населения», «Охват горячим питанием обучающихся», «Уровень убийств» и «Расходы на окружающую среду».

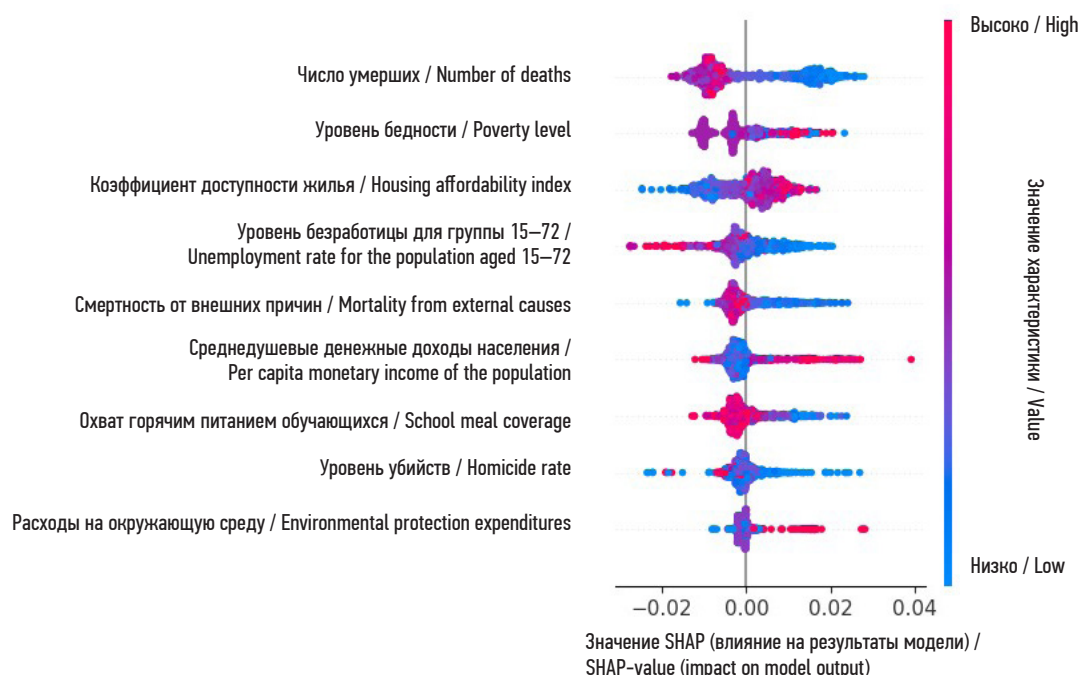


Рис. 1. SHAP-диаграмма («beeswarm») значимости социально-экономических и демографических детерминант в модели прогнозирования индекса общественного здоровья (ИОЗ) по регионам Российской Федерации

Fig. 1. The SHAP beeswarm plot showing the importance of socioeconomic and demographic determinants in the model predicting the Public Health Index (PHI) across regions of the Russian Federation

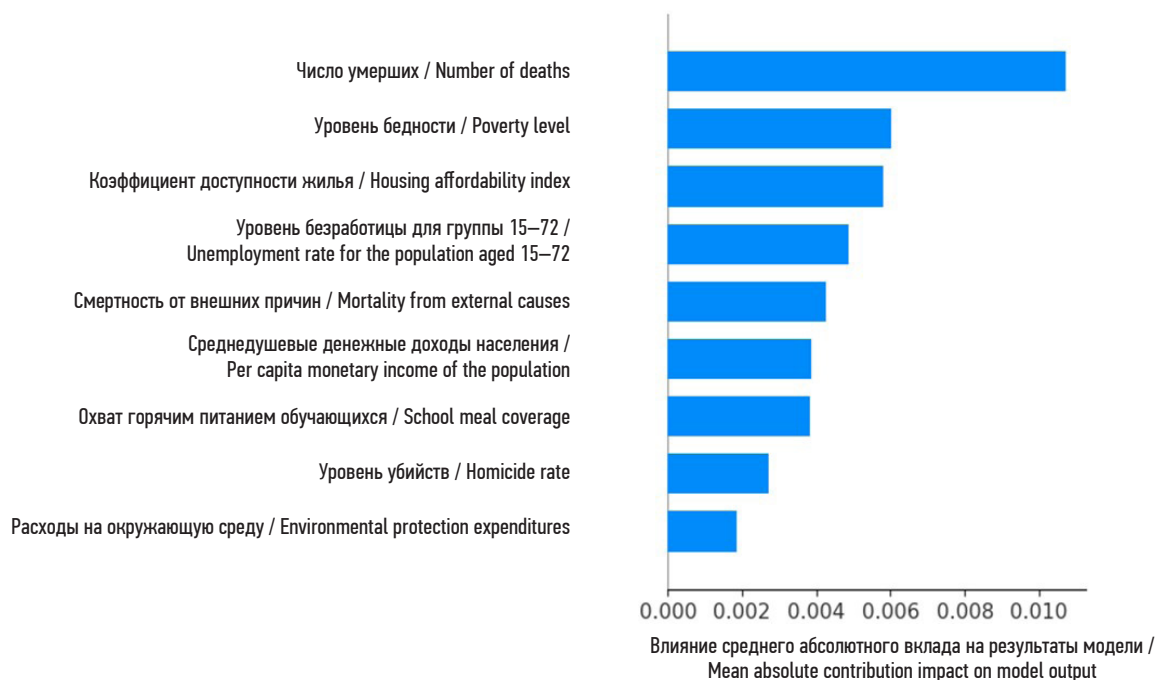


Рис. 2. Среднее абсолютное влияние (mean |SHAP value|) социально-экономических и демографических детерминант на прогноз индекса общественного здоровья (ИОЗ) по регионам Российской Федерации

Fig. 2. Mean absolute contribution (mean |SHAP value|) of socioeconomic and demographic determinants to the prediction of the Public Health Index (PHI) across regions of the Russian Federation

Дополнительно была проведена статистическая оценка значимости детерминант с помощью модуля CatboostEvaluation, который многократно исключает признак и замеряет изменение метрики (RMSE или MAE) при варьировании обучающей выборки. Полученные итоги свидетельствуют о том, что наиболее значимым признаком в рамках этой процедуры является «Регион» ($p = 0,000089$) и усредненный Score = 49,25, CI (99,5 %) [47,94–50,59]. Подобный результат указывает на то, что региональная принадлежность, даже с учетом множества других социально-экономических переменных, все еще вносит значимый вклад в модель и не может быть исключена без потери точности. Напротив, «Уровень безработицы (для группы 15–72)» ($p = 0,001019$, Score = $-0,94$, CI(99,5 %) $[-1,41 \dots -0,47]$) и «Среднедушевые денежные доходы населения» ($p = 0,000593$, Score = $-0,79$, CI(99,5 %) $[-1,249562 \dots -0,37]$) приводили к снижению ошибки при их исключении и косвенно указывают на возможную избыточность.

Вариативные результаты зафиксированы для группы признаков «Год» ($p = 0,036561$, Score = 0,47), «Уровень бедности» ($p = 0,91$, Score = $-0,02$), «Коэффициент доступности жилья» (p -value = 0,37, Score = 0,11), «Смертность от внешних причин» (p -value = 0,11, Score = $-0,36$) и «Уровень убийств» (p -value = 0,39, Score = 0,20). Поскольку доверительные интервалы для большинства из них пересекают нуль, что отражает неоднозначное влияние на итоговую метрику и требует дополнительного анализа или введения новых признаков.

Примечательным оказалось и то, что «Охват горячим питанием обучающихся» продемонстрировал

положительный Score = 0,81 при $p = 0,0013$, причем 95 %-й доверительный интервал $[0,31–1,25]$ подтверждает достоверность эффекта. Следовательно, включение показателя о мерах социальной поддержки в школе (горячее питание) улучшает модель, сокращая ошибку прогноза ИОЗ. Интересно, что в SHAP-диаграммах влияние переменной «Охват горячим питанием» хотя и уступает показателям смертности и бедности, но все же является значимым, что согласуется с итогами CatboostEvaluation.

Обсуждение. В ответ на актуальную потребность в создании стратегий управления рисками, связанными с социальными детерминантами здоровья [26], настоящее исследование предлагает количественный инструмент для оценки их интегративного воздействия на региональном уровне. При этом сама категория «общественного здоровья» рассматривается в современной научной парадигме как критически важный медико-социальный ресурс и потенциал общества, от состояния которого зависит национальная безопасность и устойчивое развитие страны [27].

Проведенный анализ выявил многоуровневую иерархию значимости факторов, которая, однако, требует содержательной интерпретации с учетом специфики применяемых методов. Разработанная модель градиентного бустинга (CatBoost) успешно справилась с этой задачей, продемонстрировав высокую прогностическую точность (MAE = 0,04; $R^2 = 0,92$). Это свидетельствует о том, что выбранный комплекс показателей адекватно отражает структуру социальных детерминант здоровья на региональном уровне и подтверждает применимость методов машинного обучения для подобных задач.

Согласно SHAP-анализу, определяющий вклад в вариацию ИОЗ вносят показатели, непосредственно отражающие неблагополучие: «Число умерших», «Уровень бедности» и «Коэффициент доступности жилья». Это полностью согласуется с фундаментальными положениями теории социальных детерминант здоровья, согласно которым материальная депривация является «причиной причин»¹, формирующей градиент здоровья через хронический стресс, ограниченный доступ к ресурсам и ухудшение условий жизни. Высокая значимость смертности как итогового индикатора демографического неблагополучия подтверждает, что модель корректно улавливает ключевые медико-демографические тренды.

Наиболее важным методологическим выводом является выявленное расхождение для переменных «Уровень безработицы» и «Среднедушевые доходы». SHAP-анализ показал их заметный индивидуальный вклад, что соответствует обширной литературе о влиянии занятости и дохода на здоровье [9–13]. Однако оценка с помощью CatboostEvaluation выявила, что исключение этих признаков уменьшает ошибку прогноза. Последнее, впрочем, не означает, что уровень благосостояния не важен для здоровья; напротив, данный результат указывает на сильную корреляцию с более комплексными индикаторами социального неблагополучия, такими как «Уровень бедности». «Следовательно, при наличии в модели «Уровня бедности» включение «Доходов» и «Безработицы» становится статистически избыточным и может вносить шум, ухудшающий обобщающую способность модели.

Высокую значимость в обеих системах оценки (положительный Score в CatboostEvaluation и значимый SHAP-вклад) продемонстрировал показатель «Охват горячим питанием обучающихся». Это важный практический вывод: инвестиции в социальную поддержку детей имеют самостоятельную прогностическую ценность для общественного здоровья региона, не сводимую только к общим экономическим показателям. Аналогичные выводы встречаются в исследованиях, где наличие полноценного питания в школьных учреждениях связывается с лучшими показателями здоровья и меньшим риском развития хронических заболеваний в будущем. Актуальность этого фактора подтверждается исследованиями, выявляющими низкий уровень пищевой грамотности и несбалансированный рацион у современных школьников, что напрямую связывается с рисками для их здоровья и успеваемости [28].

Отдельного внимания заслуживают региональные различия (переменная «Регион»). Высокий Score (49,25 при $p = 0,000089$) указывает на то, что, даже при контроле за множеством прочих факторов, территориальная специфика вносит весомый вклад в вариацию ИОЗ. Это может быть связано с неравномерностью распределения инфраструктуры, медико-социальных услуг, а также с экологическими и климатическими особенностями территорий России. Подобные различия требуют персонализированного подхода к стратегиям улучшения здоровья населения, когда единая

федеральная политика дополняется регионально-ориентированными мерами. Управленческие решения должны разрабатываться с обязательной поправкой на региональный контекст.

В контексте общественного здравоохранения данное исследование демонстрирует, что комплексный учет социально-экономических, демографических и инфраструктурных индикаторов с применением современных методов машинного обучения может формировать надежную основу для прогнозирования и интерпретации ключевых показателей здоровья населения. Гибридный подход, сочетающий высокоточные алгоритмы (CatBoost) и интерпретируемые методы (SHAP, CatboostEvaluation), позволяет уточнить, какие именно детерминанты наиболее существенно влияют на итоговую оценку здоровья регионов, а какие переменные могут быть избыточны или замещены более «сильными» коррелятами.

Ограничения исследования. Исследование основано на агрегированных официальных статистических данных субъектов Российской Федерации, в связи с чем выявленные взаимосвязи следует интерпретировать как статистические ассоциации, а не причинно-следственные эффекты. Использование регионального уровня агрегирования обуславливает риск экологической ошибки и ограничивает экстраполяцию результатов на индивидуальный уровень.

Качество моделирования зависит от полноты и сопоставимости исходных показателей, которые могут изменяться во времени вследствие корректировок методик статистического учета. Применение интегрального индекса общественного здоровья повышает устойчивость анализа.

Закключение. Проведенное исследование продемонстрировало, что интеграция панельных статистических данных субъектов Российской Федерации с методами градиентного бустинга и интерпретируемого машинного обучения позволяет не только с высокой точностью прогнозировать индекс общественного здоровья, но и формировать содержательно осмысленную иерархию социальных детерминант, релевантную для управленческих решений. Существенный вклад территориальной специфики подтверждает необходимость адаптации стратегий управления общественным здоровьем к региональному контексту и приоритизации мер, направленных на снижение бедности, повышение социальной защищенности и улучшение условий жизни. Методология, сочетающая градиентный бустинг, оценку значимости признаков через SHAP и CatboostEvaluation, может эффективно применяться при принятии управленческих решений в сфере здравоохранения. Она позволяет выявлять наиболее уязвимые направления и ресурсоемкие факторы, которые требуют особого внимания региональных и федеральных органов власти.

Выявленная статистическая избыточность ряда социально-экономических показателей отражает их коррелированность с более комплексными индикаторами и не означает отсутствия их реального влияния на здоровье населения.

Модель не учитывает пространственные и лаговые эффекты, а также ряд трудно формализуемых детерминант (социальный капитал, качество управления, поведенческие и цифровые факторы), включение которых является перспективным направлением дальнейших исследований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Сауткина В.А. Социальные детерминанты здоровья: мировые тенденции и региональные особенности // Общественные науки и современность. 2024. № 5. С. 98–110. doi: 10.31857/S0869049924050087
2. Jahnel T, Dassow HH, Gerhardus A, Schüz B. The digital rainbow: Digital determinants of health inequities. *Digit Health*. 2022;8:20552076221129093. doi: 10.1177/20552076221129093
3. Chetty R, Stepner M, Abraham S, et al. The association between income and life expectancy in the United States, 2001–2014. *JAMA*. 2016;315(16):1750–1766. doi: 10.1001/jama.2016.4226
4. Shartova N, Tikunov V, Cheresnaya O. Health disparities in Russia at the regional and global scales. *Int J Equity Health*. 2021;20(1):163. doi: 10.1186/s12939-021-01502-6
5. Yi H, Li M, Dong Y, et al. Nonlinear associations between the ratio of family income to poverty and all-cause mortality among adults in NHANES study. *Sci Rep*. 2024;14(1):12018. doi: 10.1038/s41598-024-63058-z
6. IHME-CHAIN Collaborators. Effects of education on adult mortality: A global systematic review and meta-analysis. *Lancet Public Health*. 2024;9(3):e155–e165. doi: 10.1016/S2468-2667(23)00306-7
7. Sart G, Bayar Y, Danilina M. Impact of education and income inequalities on life expectancy: Insights from the new EU members. *Front Public Health*. 2024;12:1397585. doi: 10.3389/fpubh.2024.1397585
8. Lu J, Wu C, Zhang X, et al. Educational inequalities in mortality and their mediators among generations across four decades: Nationwide, population based, prospective cohort study based on the ChinaHEART project. *BMJ*. 2023;382:e073749. doi: 10.1136/bmj-2022-073749
9. Tapia Granados JA, House JS, Ionides EL, Burgard S, Schoeni RS. Individual joblessness, contextual unemployment, and mortality risk. *Am J Epidemiol*. 2014;180(3):280–287. doi: 10.1093/aje/kwu128
10. Meneton P, Kesse-Guyot E, Méjean C, et al. Unemployment is associated with high cardiovascular event rate and increased all-cause mortality in middle-aged socially privileged individuals. *Int Arch Occup Environ Health*. 2015;88(6):707–716. doi: 10.1007/s00420-014-0997-7
11. Jakovljevic M, Kozlova O, Makarova M, Neklyudova N, Pyshmintseva O. Partial contribution of socioeconomic factors to the mortality rate of the working-age population in Russia. *Healthcare (Basel)*. 2023;11(10):1507. doi: 10.3390/healthcare11101507
12. Sanchez Rico M, Plessz M, Airagnes G, et al. Cardiovascular burden and unemployment: A retrospective study in a large population-based French cohort. *PLoS One*. 2023;18(7):e0288747. doi: 10.1371/journal.pone.0288747
13. Kawachi I, Kyriopoulos I, Vondoros S. Economic uncertainty and cardiovascular disease mortality. *Health Econ*. 2023;32(7):1550–1560. doi: 10.1002/hec.4678
14. D'Alessandro D, Appolloni L. Housing and health: An overview of the literature. *Health Affairs Health Policy Brief*. 2018;5(1):17–21. doi: 10.1377/hpb20180313.396577
15. de Bont J, Jaganathan S, Dahlquist M, Persson Å, Stafoggia M, Ljungman P. Ambient air pollution and cardiovascular diseases: An umbrella review of systematic reviews and meta-analyses. *J Intern Med*. 2022;291(6):779–800. doi: 10.1111/joim.13467
16. Brown JRG, Baptiste PJ, Hajmohammadi H, Nadarajah R, Gale CP, Wu J. Impact of neighbourhood and environmental factors on the risk of incident cardiovascular disease: A systematic review and meta-analysis. *Eur J Prev Cardiol*. 2025;32(18):1903–1912. doi: 10.1093/eurjpc/zwaf165
17. Holt-Lunstad J, Smith TB, Baker M, Harris T, Stephenson D. Loneliness and social isolation as risk factors for mortality: A meta-analytic review. *Perspect Psychol Sci*. 2015;10(2):227–237. doi: 10.1177/1745691614568352
18. Wang F, Gao Y, Han Z, et al. A systematic review and meta-analysis of 90 cohort studies of social isolation, loneliness and mortality. *Nat Hum Behav*. 2023;7(8):1307–1319. doi: 10.1038/s41562-023-01617-6
19. Naito R, McKee M, Leong D, et al. Social isolation as a risk factor for all-cause mortality: Systematic review and meta-analysis of cohort studies. *PLoS One*. 2023;18(1):e0280308. doi: 10.1371/journal.pone.0280308
20. Mackenbach JP, Stirbu I, Roskam AJ, et al.; European Union Working Group on Socioeconomic Inequalities in Health. Socioeconomic inequalities in health in 22 European countries. *N Engl J Med*. 2008;358(23):2468–2481. doi: 10.1056/NEJMsa0707519
21. Mackenbach JP. Nordic paradox, Southern miracle, Eastern disaster: Persistence of inequalities in mortality in Europe. *Eur J Public Health*. 2017;27(Suppl 4):14–17. doi: 10.1093/eurpub/ckx160
22. Kino S, Hsu YT, Shiba K, et al. A scoping review on the use of machine learning in research on social determinants of health: Trends and research prospects. *SSM Popul Health*. 2021;15:100836. doi: 10.1016/j.ssmph.2021.100836
23. Seligman B, Tuljapurkar S, Rehkopf D. Machine learning approaches to the social determinants of health in the health and retirement study. *SSM Popul Health*. 2017;4:95–99. doi: 10.1016/j.ssmph.2017.11.008
24. Bhavnani SK, Zhang W, Bao D, et al. Subtyping social determinants of health in the “All of Us” program: Network analysis and visualization study. *J Med Internet Res*. 2025;27:e48775. doi: 10.2196/48775
25. Rahman MS, Shiddik AB. Utilizing artificial intelligence to predict and analyze socioeconomic, environmental, and healthcare factors driving tuberculosis globally. *Sci Rep*. 2025;15(1):13619. doi: 10.1038/s41598-025-96973-w
26. Тарасенко Е.А., Русских С.В., Васильева Т.П., Макарова Е.В., Горбачева Н.А., Ротов В.М. Социальные детерминанты здоровья как методологическая основа для разработки стратегий по улучшению общественного здоровья: зарубежный опыт и уроки для России // Социальные аспекты здоровья населения. 2024. Т. 70. № 2. С. 3.
27. Васильева Т.П., Ларионов А.В., Русских С.В., Зудин А.Б., Васюнина А.Е., Васильев М.Д. Методические подходы к измерению общественного здоровья как медико-социального ресурса и потенциала общества // Здоровье населения и среда обитания. 2022. Т. 30. № 11. С. 7–15. doi: 10.35627/2219-5238/2022-30-11-7-15
28. Соловьева Ю.В., Горелова Ж.Ю., Летучая Т.А., Мирская Н.Б., Зарецкая А.Р. Оценка знаний школьников о здоровом питании в условиях цифровой среды // Здоровье населения и среда обитания. 2021. Т. 29. № 10. С. 41–46. doi: 10.35627/2219-5238/2021-29-10-41-46

REFERENCES

1. Sautkina VA. Social determinants of health: Global trends and regional features. *Obshchestvennye Nauki i Sovremennost'*. 2024;(5):98–110. doi: 10.31857/S0869049924050087

<https://doi.org/10.35627/2219-5238/2026-34-2-7-16>

Оригинальная исследовательская статья

2. Jahnel T, Dassow HH, Gerhardus A, Schüz B. The digital rainbow: Digital determinants of health inequalities. *Digit Health*. 2022;8:20552076221129093. doi: 10.1177/20552076221129093
3. Chetty R, Stepner M, Abraham S, et al. The association between income and life expectancy in the United States, 2001–2014. *JAMA*. 2016;315(16):1750–1766. doi: 10.1001/jama.2016.4226
4. Shartova N, Tikunov V, Cheresnaya O. Health disparities in Russia at the regional and global scales. *Int J Equity Health*. 2021;20(1):163. doi: 10.1186/s12939-021-01502-6
5. Yi H, Li M, Dong Y, et al. Nonlinear associations between the ratio of family income to poverty and all-cause mortality among adults in NHANES study. *Sci Rep*. 2024;14(1):12018. doi: 10.1038/s41598-024-63058-z
6. IHME-CHAIN Collaborators. Effects of education on adult mortality: A global systematic review and meta-analysis. *Lancet Public Health*. 2024;9(3):e155–e165. doi: 10.1016/S2468-2667(23)00306-7
7. Sart G, Bayar Y, Danilina M. Impact of education and income inequalities on life expectancy: Insights from the new EU members. *Front Public Health*. 2024;12:1397585. doi: 10.3389/fpubh.2024.1397585
8. Lu J, Wu C, Zhang X, et al. Educational inequalities in mortality and their mediators among generations across four decades: Nationwide, population based, prospective cohort study based on the ChinaHEART project. *BMJ*. 2023;382:e073749. doi: 10.1136/bmj-2022-073749
9. Tapia Granados JA, House JS, Ionides EL, Burgard S, Schoeni RS. Individual joblessness, contextual unemployment, and mortality risk. *Am J Epidemiol*. 2014;180(3):280–287. doi: 10.1093/aje/kwu128
10. Meneton P, Kesse-Guyot E, Méjean C, et al. Unemployment is associated with high cardiovascular event rate and increased all-cause mortality in middle-aged socially privileged individuals. *Int Arch Occup Environ Health*. 2015;88(6):707–716. doi: 10.1007/s00420-014-0997-7
11. Jakovljevic M, Kozlova O, Makarova M, Neklyudova N, Pyshmintseva O. Partial contribution of socioeconomic factors to the mortality rate of the working-age population in Russia. *Healthcare (Basel)*. 2023;11(10):1507. doi: 10.3390/healthcare11101507
12. Sanchez Rico M, Plessz M, Airagnes G, et al. Cardiovascular burden and unemployment: A retrospective study in a large population-based French cohort. *PLoS One*. 2023;18(7):e0288747. doi: 10.1371/journal.pone.0288747
13. Kawachi I, Kyriopoulos I, Vondoros S. Economic uncertainty and cardiovascular disease mortality. *Health Econ*. 2023;32(7):1550–1560. doi: 10.1002/hec.4678
14. D'Alessandro D, Appolloni L. Housing and health: An overview of the literature. *Health Affairs Health Policy Brief*. 2018;5(1):17–21. doi: 10.1377/hpb20180313.396577
15. de Bont J, Jaganathan S, Dahlquist M, Persson Å, Stafoggia M, Ljungman P. Ambient air pollution and cardiovascular diseases: An umbrella review of systematic reviews and meta-analyses. *J Intern Med*. 2022;291(6):779–800. doi: 10.1111/joim.13467
16. Brown JRG, Baptiste PJ, Hajmohammadi H, Nadarajah R, Gale CP, Wu J. Impact of neighbourhood and environmental factors on the risk of incident cardiovascular disease: A systematic review and meta-analysis. *Eur J Prev Cardiol*. 2025;32(18):1903–1912. doi: 10.1093/eurjpc/zwaf165
17. Holt-Lunstad J, Smith TB, Baker M, Harris T, Stephenson D. Loneliness and social isolation as risk factors for mortality: A meta-analytic review. *Perspect Psychol Sci*. 2015;10(2):227–237. doi: 10.1177/1745691614568352
18. Wang F, Gao Y, Han Z, et al. A systematic review and meta-analysis of 90 cohort studies of social isolation, loneliness and mortality. *Nat Hum Behav*. 2023;7(8):1307–1319. doi: 10.1038/s41562-023-01617-6
19. Naito R, McKee M, Leong D, et al. Social isolation as a risk factor for all-cause mortality: Systematic review and meta-analysis of cohort studies. *PLoS One*. 2023;18(1):e0280308. doi: 10.1371/journal.pone.0280308
20. Mackenbach JP, Stirbu I, Roskam AJ, et al.; European Union Working Group on Socioeconomic Inequalities in Health. Socioeconomic inequalities in health in 22 European countries. *N Engl J Med*. 2008;358(23):2468–2481. doi: 10.1056/NEJMsa0707519
21. Mackenbach JP. Nordic paradox, Southern miracle, Eastern disaster: Persistence of inequalities in mortality in Europe. *Eur J Public Health*. 2017;27(Suppl 4):14–17. doi: 10.1093/eurpub/ckx160
22. Kino S, Hsu YT, Shiba K, et al. A scoping review on the use of machine learning in research on social determinants of health: Trends and research prospects. *SSM Popul Health*. 2021;15:100836. doi: 10.1016/j.ssmph.2021.100836
23. Seligman B, Tuljapurkar S, Rehkopf D. Machine learning approaches to the social determinants of health in the health and retirement study. *SSM Popul Health*. 2017;4:95–99. doi: 10.1016/j.ssmph.2017.11.008
24. Bhavnani SK, Zhang W, Bao D, et al. Subtyping social determinants of health in the “All of Us” program: Network analysis and visualization study. *J Med Internet Res*. 2025;27:e48775. doi: 10.2196/48775
25. Rahman MS, Shiddik AB. Utilizing artificial intelligence to predict and analyze socioeconomic, environmental, and healthcare factors driving tuberculosis globally. *Sci Rep*. 2025;15(1):13619. doi: 10.1038/s41598-025-96973-w
26. Tarasenko EA, Russkikh SV, Vasilyeva TP, Makarova EV, Gorbacheva NA, Rotov VM. Social determinants of health as a methodological basis to develop strategies on public health improvement: Foreign experience and lessons for Russia. *Sotsial'nye Aspekty Zdorov'ya Naseleniya*. 2024;70(2):3. doi: 10.21045/2071-5021-2024-70-2-3
27. Vasilieva TP, Larionov AV, Russkikh SV, Zudin AB, Vasunina AE, Vasiliev MD. Methodological approaches to measuring public health as the sociomedical resource and potential of the society. *Zdorov'e Naseleniya i Sreda Obitaniya*. 2022;30(11):7–15. (In Russ.) doi: 10.35627/2219-5238/2022-30-11-7-15
28. Solovyeva YuV, Gorelova JYu, Letuchaya TA, Mirskaya NB, Zaretskaya AR. Assessment of healthy eating awareness of schoolchildren in a digital environment. *Zdorov'e Naseleniya i Sreda Obitaniya*. 2021;29(10):41–46. (In Russ.) doi: 10.35627/2219-5238/2021-29-10-41-46

Сведения об авторах:

Васильева Татьяна Павловна – д.м.н., профессор, заслуженный врач Российской Федерации, заведующая отделом исследований общественного здоровья ФГБНУ «Национальный научно-исследовательский институт общественного здоровья имени Н.А. Семашко»; e-mail: vasileva_tp@mail.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4831-1783>.

Каримов Денис Олегович – к.м.н., с.н.с. отдела исследований общественного здоровья Национального НИИ общественного здоровья имени Н.А. Семашко; заведующий отделом токсикологии и генетики с экспериментальной клиникой лабораторных животных ФБУН «Уфимский НИИ медицины труда и экологии человека»; e-mail: karimovdo@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0039-6757>.

✉ **Рябова** Юлия Владимировна – к.м.н., заведующая лабораторией токсикологии отдела токсикологии и генетики с экспериментальной клиникой лабораторных животных ФБУН «Уфимский НИИ медицины труда и экологии человека»; e-mail: ryabovaiuvl@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2677-0479>.

Информация о вкладе авторов: концепция и дизайн исследования: *Васильева Т.П.*; сбор данных: *Васильева Т.П., Каримов Д.О.*; анализ и интерпретация результатов: *Каримов Д.О., Васильева Т.П.*; литературный обзор: *Васильева Т.П., Каримов Д.О., Рябова Ю.В.*; подготовка рукописи: *Васильева Т.П., Каримов Д.О., Рябова Ю.В.* Все авторы ознакомились с результатами работы и одобрили окончательный вариант рукописи.

Соблюдение этических стандартов: проведение настоящего исследования не требовало одобрения этического комитета.

Финансирование: исследование проведено без спонсорской поддержки.

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

Статья получена: 01.10.25 / Принята к публикации: 10.02.26 / Опубликовано: 27.02.26

Author information:

Tatyana P. **Vasilyeva**, Dr. Sci. (Med.), Prof., Honored Doctor of the Russian Federation, Head of the Department of Lifestyle Studies and Public Health Protection, N.A. Semashko National Research Institute of Public Health; e-mail: vasilyeva_tp@mail.ru; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4831-1783>.

Denis O. **Karimov**, Cand. Sci. (Med.), Senior Researcher, Department of Lifestyle Studies and Public Health Protection, N.A. Semashko National Research Institute of Public Health; Head of the Department of Toxicology and Genetics with an experimental laboratory animal clinic, Ufa Research Institute of Occupational Health and Human Ecology; e-mail: karimovdo@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0039-6757>.

✉ Yuliya V. **Ryabova**, Cand. Sci. (Med.), Head of the Toxicology Laboratory, Department of Toxicology and Genetics with an experimental laboratory animal clinic, Ufa Research Institute of Occupational Health and Human Ecology; e-mail: ryabovaiuvl@gmail.com; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2677-0479>.

Author contributions: study conception and design: *Vasilyeva T.P.*; data collection, analysis and interpretation of results: *Vasilyeva T.P., Karimov D.O.*; bibliography compilation and referencing, draft manuscript preparation: *all authors*. All authors reviewed the results and approved the final version of the manuscript.

Compliance with ethical standards: Not applicable.

Funding: The authors received no financial support for the research, authorship, and/or publication of this article.

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

Received: October 1, 2025 / Accepted: February 10, 2026 / Published: February 27, 2026