

ПРОБЛЕМЫ СОЦИАЛЬНО ЗНАЧИМЫХ ЗАБОЛЕВАНИЙ

© БЕЗРУКОВА Г.А., НОВИКОВА Т.А., 2022

Безрукова Г.А., Новикова Т.А.

Применение современных цифровых технологий в предиктивной аналитике факторов риска преждевременной смерти от социально значимых неинфекционных заболеваний (обзор литературы)

Саратовский медицинский научный центр гигиены ФБУН «Федеральный научный центр медико-профилактических технологий управления рисками здоровью населения», 410022, Саратов, Россия

Эффективность реализации Концепции предиктивной, превентивной и персонализированной медицины напрямую связана с развитием и масштабированием процесса цифровизации здравоохранения, среди которых одну из лидирующих позиций занимают технологии искусственного интеллекта (ИИ-технологии). В полной мере это относится к проблеме предиктивной аналитики факторов риска (ФР) преждевременной смерти от социально значимых неинфекционных заболеваний (НИЗ).

Целью работы являлось обобщение современного отечественного и зарубежного опыта использования ИИ-технологий и машинного обучения (МО) в предиктивном анализе ФР преждевременной смерти от социально значимых НИЗ.

Поиск публикаций проводили по базам данных РИНЦ, КиберЛенинка, eLibrary и PubMed, содержащих российские и зарубежные источники научной информации за 2011–2021 гг.

В статье кратко сообщается о глобальных ФР преждевременной смерти от НИЗ, основное место среди которых занимают болезни системы кровообращения. Рассмотрены недостатки используемых в массовых обследованиях калькуляторов для определения суммарного риска фатальных сердечно-сосудистых событий (ССС): Фрамингемского и шкалы SCORE. Показано, что индивидуальная прогностическая эффективность калькуляторов может быть повышена за счёт технологий МО, использующих при обучении большие данные о состоянии здоровья населения определённых регионов, цифровизации медицинских изображений и расширения структурированных баз спектра ФР, дающего возможность распознавать и учитывать сложные взаимосвязи между множественными, коррелированными и нелинейными ФР и исходами СССР. Даны примеры прогностической эффективности моделей МО. Особое внимание уделено ИИ-технологиям и глубокому МО в стратификации риска и исходов СССР на основании аналитики изображений глазного дна.

Заключение. Внедрение ИИ-технологий и МО в клиническую практику открывает перспективу достижения эффективной индивидуализированной стратификации риска преждевременной смерти от хронических НИЗ и их персонализированной факторной профилактики за счёт своевременной оптимизации модифицируемых ФР социально значимых заболеваний.

Ключевые слова: искусственный интеллект в медицине и здравоохранении; предиктивная аналитика; анализ медицинских изображений; системы поддержки принятия врачебных решений; машинное обучение; болезни системы кровообращения; сахарный диабет; обзор

Для цитирования: Безрукова Г.А., Новикова Т.А. Применение современных цифровых технологий в предиктивной аналитике факторов риска преждевременной смерти от социально значимых неинфекционных заболеваний (обзор литературы). *Здравоохранение Российской Федерации*. 2022; 66(6): 484–490. <https://doi.org/10.47470/0044-197X-2022-66-6-484-490> <https://elibrary.ru/hvuobt>

Для корреспонденции: Безрукова Галина Александровна, доктор мед. наук, доцент, гл. науч. сотр. отдела медицины труда Саратовского медицинского научного центра гигиены ФБУН «Федеральный научный центр медико-профилактических технологий управления рисками здоровью населения», 410022, Саратов. E-mail: bezrukovagala@yandex.ru

Участие авторов: Безрукова Г.А. — концепция исследования, сбор и обработка материала, написание текста, составление списка литературы, редактирование; Новикова Т.А. — сбор и обработка материала, написание текста, составление списка литературы. *Все соавторы* — утверждение окончательного варианта статьи, ответственность за целостность всех частей статьи.

Финансирование. Исследование не имело спонсорской поддержки.

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

Поступила 12.08.2022

Принята в печать 07.09.2022

Опубликована 12.12.2022

PROBLEMS OF SOCIALLY SIGNIFICANT DISEASES

© BEZRUKOVA G.A., NOVIKOVA T.A., 2022

Galina A. Bezrukova, Tamara A. Novikova

The use of modern digital technologies in predictive analysis of risk factors for premature death due to socially significant non-communicable diseases (literature review)

Saratov Hygiene Medical Research Center of the Federal Scientific Center for Medical and Preventive Health Risk Management Technologies, Saratov, 410022, Russian Federation

The effectiveness of the implementation of the Concept of predictive, preventive and personalized medicine is directly related to the development and scaling of the process of digitalization of healthcare with the leading position occupied by artificial intelligence technologies (AI technologies). This fully applies to the problem of predictive analysis of risk factors for premature death from socially significant non-communicable diseases (NCDs).

The purpose of the work was to summarize the current domestic and foreign experience of using AI technologies and machine learning (ML) in predictive analysis of risk factors for premature death from socially significant non-communicable diseases.

The search for publications was carried out in the RSCI, CyberLeninka, eLibrary, and PubMed databases containing domestic and foreign sources of scientific information. The search depth covered period from 2011 to 2021. More than 50 sources of scientific information were analyzed.

The article briefly reports on the global risk factors (RF) of premature death due to NCDs, the main place among which is occupied by diseases of the circulatory system. The disadvantages of calculators used in mass examinations to determine the total risk of fatal cardiovascular events (CVE) are considered $\frac{3}{4}$ Framingham scale and SCORE scale. It is shown that the individual predictive efficiency of calculators can be increased due to ML technologies that use big data on the health status of the population in certain regions, digitalization of medical images, and expansion of structured databases of the RF spectrum, which makes it possible to recognize and take into account complex relationships between multiple, correlated, and nonlinear RF and CVE outcomes. Examples of the predictive effectiveness of ML models are given. Special attention is paid to AI technologies and deep ML in the stratification of CVE risk and outcomes based on the analysis of images of the fundus the eye.

Conclusion. The introduction of AI technologies and ML in clinical practice opens up the prospect of achieving an effective individualized stratification of the risk of premature death due to chronic NCDs and their factor of personalized prevention through timely optimization of socially significant diseases modifiable by the F.

Keywords: *artificial intelligence in medicine and healthcare; predictive analytics; analysis of medical images; medical decision support systems; machine learning; blood circulatory system diseases; diabetes mellitus; review*

For citation: Bezrukova G.A., Novikova T.A. The use of modern digital technologies in predictive analysis of risk factors for premature death due to socially significant non-communicable diseases ((literature review). *Zdravookhraneniye Rossiiskoi Federatsii (Health Care of the Russian Federation, Russian journal)*. 2022; 66(6): 484-490. <https://doi.org/10.47470/0044-197X-2022-66-6-484-490> <https://elibrary.ru/hvuobt> (in Russian)

For correspondence: Galina A. Bezrukova, MD, PhD, DSci., chief researcher of department of occupational medicine, Saratov Hygiene Medical Research Center of the Federal Scientific Center for Medical and Preventive Health Risk Management Technologies, Saratov, 410022, Russian Federation. E-mail: bezrukovagala@yandex.ru

Information about the authors:

Bezrukova G.A., <https://orcid.org/0000-0001-9296-0233>

Novikova T.A., <https://orcid.org/0000-0003-1463-0559>

Contribution of the authors: *Bezrukova G.A.* — research concept, collection and processing of material, writing the text, compilation of the list of literature, editing; *Novikova T.A.* — collection and processing of material, writing the text, compilation of the list of literature. *All authors* are responsible for the integrity of all parts of the manuscript and approval of the manuscript final version.

Acknowledgment. The study had no sponsorship.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

Received: August 12, 2022

Accepted: September 07, 2022

Published: December 12, 2022

Вектор развития современного здравоохранения определяется парадигмой Концепции предиктивной, превентивной и персонализированной медицины¹, основанной на мониторинге состояния индивидуального здоровья, прогнозе вероятности риска развития патологических состояний и заболеваний, их преморбидной диагностике, разработке персональных программ превентивно-профилактических и лечебно-реабилитационных мер, реализация которых предполагает тесное взаимодействие врача и пациента [1, 2]. Эффективность внедрения персонализированной медицины в практику напрямую связано с развитием и масштабированием процесса цифровизации здравоохранения [3], среди которых одну из лидирующих позиций занимают системы искусственного интеллекта (ИИ-системы), значение которых для модернизации разных сфер медицины постоянно растёт [4], раскрывающая новые ресурсы технологий здоровьесбережения [5]. В полной мере это относится к проблеме предиктивной аналитики глобальных факторов риска (ФР) преждевременной смерти от социально значимых неинфекционных заболеваний (НИЗ) [6].

Целью работы являлось обобщение современного отечественного и зарубежного опыта использования технологий ИИ и машинного обучения (МО) в предиктивном анализе ФР преждевременной смерти от социально значимых НИЗ.

Поиск публикаций проводили по базам данных РИНЦ, КиберЛенинка, eLibrary и PubMed, содержащих российские и зарубежные источники научной информации. Ключевые поисковые запросы включали комбинации следующих тем: «искусственный интеллект в медицине и здравоохранении», «предиктивная аналитика», «анализ медицинских изображений», «машинное обучение», «системы поддержки принятия врачебных решений» «болезни системы кровообращения», «сахарный диабет». Глубина поиска охватывала период с 2012 по 2021 г. При подготовке обзора было проанализировано более 120 источников научной информации. В работе обобщены сведения из 37 публикаций, преимущественно 2017–2021 гг., наиболее комплементарные поставленной цели исследования.

Материалы ежегодного статистического доклада ВОЗ «Мировая статистика здравоохранения» за 2020 г. [7] свидетельствуют о том, что принимаемые глобальные меры по профилактике преждевременной смерти от НИЗ до настоящего времени не привели к ожидаемому снижению их доли в общей структуре смертности. В 2019 г. из 55 млн зарегистрированных в мире смертей на долю НИЗ приходилось около 75% случаев. При этом такие НИЗ, как болезни системы кровообращения (БСК), новообразования, хронические бронхолегочные заболевания и сахарный диабет, чаще всего являлись причинами смерти в последнее десятилетие. Особую озабоченность вызывал почти 70% рост с начала 2000-х гг. смертности от сахарного диабета [8]. В России на фоне роста социально значимых заболеваний, характеризующихся повышенным артериальным давлением (АД) и сахарным диабетом [9], в структуре общей смертности в «доковидный» 2019 г. также доминировали БСК (53%) и новообразования (19%)².

¹ Приказ Министерства здравоохранения РФ от 24.04.2018 № 186 «Об утверждении Концепции предиктивной, превентивной и персонализированной медицины».

² Росстат. Российский статистический ежегодник. 2020: статистический сборник. М.; 2020. 700 с. URL: https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/KrPEshqr/year_2020.pdf (дата обращения 02.05.2021).

Глобальный рейтинг ведущих факторов, инициирующих общую смертность в 2019 г.

Global rating of the leading factors initiating overall mortality in 2019

Ранг Rank	Наименование фактора Name of the factor	Смертность, млн случаев Mortality rate (millions)
I	Высокое систолическое АД High systolic blood pressure	10,8
II	Курение / Smoking	8,1
III	Риски, связанные с рационом питания Risks associated with the diet	7,94
IV	Загрязнение воздуха / Air pollution	6,67
V	Высокий уровень глюкозы в плазме натощак High fasting plasma glucose	6,50
VI	Высокий индекс массы тела High body mass index	5,02
VII	Высокий ХС липопротеинов низкой плотности High low-density lipoprotein cholesterol	4,40
VIII	Нарушение функции почек Impaired kidney function	3,16
IX	Недоедание матери и ребёнка Malnutrition of mother and child	2,94
X	Употребление алкоголя Alcohol consumption	2,44

Результаты недавно проведённого масштабного эпидемиологического исследования [10] характера влияния на здоровье человека 87 потенциальных ФР в 204 странах в 1990–2019 гг. позволили сформировать глобальный перечень факторов, инициирующих преждевременную смертность мужчин и женщин любых возрастов (**таблица**).

Большинство общих факторов, инициирующих преждевременную смертность от НИЗ, являются модифицируемыми [2, 11] и могут быть нивелированы в случае их раннего выявления и адекватной персонализированной факторной профилактики [12, 13].

Наибольшее развитие ИИ-технологии и цифровые платформы получили в предиктивном анализе суммарного риска БСК (ишемической болезни сердца, инсульта, внезапной смерти, сердечной недостаточности). В качестве базы для автоматической комплексной оценки индивидуального риска БСК до сих пор преимущественно используются две модели: Фрамингемская шкала (США) и европейская модель шкалы SCORE (Systematic Coronary Risk Evaluation) [14].

Первично Фрамингемская шкала, предложенная для скрининг-прогноза низкого/высокого риска от преждевременной смерти от БСК в ближайшие 10 лет, включала 5 ФР: 2 немодифицируемых (пол и возраст) и 3 модифицируемых: курение, уровень систолического АД, общего холестерина (ХС). Дальнейшие результаты Фрамингемского исследования сердца, длившегося в общей сложности около 70 лет, убедительно показали необходимость дополнения предиктивного скрининга еще 3 переменными: уровень ХС липопротеидов высокой плотности (ЛПВП), приём лекарственных средств от гипертонии, наличие в анамнезе сахарного диабета. Эти 8 вышеперечисленных

факторов-предикторов задействованы в калькуляторе «Фрамингемская шкала риска развития сердечно-сосудистых заболеваний», которая широко применяется в США, Великобритании, Австралии [15].

В последние годы универсальность Фрамингемской шкалы стала подвергаться обоснованной критике. Цифровые технологии скрининг-диагностики БСК, разработанные с привлечением больших данных о состоянии здоровья населения США, продемонстрировали более низкую прогностическую ценность в отношении других стран и регионов, характеризующихся иным демографическим и половым составом, уровнем социально-экономического развития территории [16].

Данная проблема получила свое решение с развитием технологий МО, использующих масштабированные регистры персонализированного состояния здоровья населения определённых регионов [17]. В первую очередь, это обусловлено ростом наборов электронной медицинской документации, эффективностью прогностической аналитики больших клинических данных [18] и цифровизацией медицинских изображений, позволяющим повышать точность моделей, основанных на МО, за счёт расширения структурированных баз спектра ФР здоровью, дающего возможность распознавать и учитывать сложные взаимосвязи между множественными, коррелированными и нелинейными ФР и исходами социально значимых НИЗ [19].

Примером эффективности моделей МО могут служить результаты исследования австралийских учёных, которые без перекалибровки больших данных под национальные регистры на основе 8 традиционных факторов Фрамингемской шкалы добились повышения потенциала прогноза 15-летнего риска смертности от сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ) на 5,1% [20], а также разработанный с помощью МО на 13-летнем наборе базы данных Многоэтнического исследования атеросклероза калькулятор риска ML, превосходящий своею точностью общепринятый калькулятор когортных уравнений American College of Cardiology/American Heart Association и предназначенный для прогнозирования не только фатальных, но и всех сердечно-сосудистых событий (ССС) у мужчин и женщин [21].

В России в ходе регламентированных медосмотров при прогнозе индивидуального риска фатального исхода от ССЗ применяется шкала SCORE или разработанный на её основе автоматический интерактивный калькулятор расчёта риска. В отличие от Фрамингемской шкалы, шкала SCORE при проведении массовых обследований экономически более привлекательна, т.к. учитывает только 5 показателей: *пол, возраст, величину систолического АД, табакокурение, уровень общего ХС* и не требует лабораторного анализа сывороточной концентрации ХС ЛПВП [14].

Однако клиническое применение данной шкалы имеет ряд ограничений в отношении некоторых категорий пациентов. В соответствии с рекомендациями Европейского общества кардиологов [22] шкала SCORE предназначена для использования только при оценке риска у пациентов в возрасте 40–65 лет, не имеющих верифицированных БСК, признаки субклинического атеросклероза, ближайших родственников с ранним (до 50 лет) фатальным исходом ССЗ, сахарный диабет, хронические заболевания почек, повышенный вес с метаболическим синдромом, не употребляющих оральные контрацептивы. В этой связи прогноз 10-летнего риска смертности от БСК с помощью шкалы SCORE представляется бес-

смысленным у лиц, изначально относящимся к категории очень высокого риска (возраст старше 70 лет; уровень ХС выше 8,0 ммоль/л; ХС ЛПВП ниже 1,1 ммоль/л; АД выше 180/110 мм рт. ст.) [23].

Результаты недавнего когортного исследования точности прогнозирования ССС с помощью шкалы SCORE на примере мужчин в возрасте 30–70 лет без манифестированных ССЗ, имеющих хотя бы 1 традиционный фактор сердечно-сосудистого риска, также показали её недостаточную информативность и прогностическую ценность и по мере уменьшения значений расчётного риска. Так, у лиц с умеренным и низким риском соотношение фактических и ожидаемых ССС составило 5,1 и 7,9 соответственно. В целях более точного прогноза вероятности фатальных исходов ССЗ пациентам с низким и умеренным расчётным риском по шкале SCORE авторы рекомендуют дополнительно проводить ультразвуковое исследование каротидного бассейна для визуализации атеросклеротических бляшек [24], что довольно проблематично реализовать даже в рамках расширенных медицинских осмотров.

Существующие ограничения в спектре показателей традиционной шкалы SCORE, исключающие важные для развития БСК клинические состояния и высокие уровни отдельных ФР, а также несоответствующие современным реалиям базы данных, использованных при составлении этой шкалы около 50 лет тому назад, являются недостаточными для повышения её прогностической ценности на основе технологий МО [25]. В этой связи при использовании в ходе профилактических медосмотров интерактивных моделей шкалы SCORE её практическая значимость смещается с предиктивной аналитики сердечно-сосудистого риска в сторону обоснованного формирования у пациентов мотивации к здоровому образу жизни и активному выполнению врачебных рекомендаций на основе наглядной демонстрации его персонального риска и сценариев развития ССЗ при снижении бремени модифицируемых ФР [26].

Как показывает опыт, имеющие место прогностические ограничения и недостатки модели SCORE могут быть нивелированы расширением перечня анализируемых ФР и применением в МО современных баз данных. Дополнительное внесение в шкалу SCORE клинических характеристик (индекс массы тела; частота сердечных сокращений), разложение на бинарные ФР «пол» (женский/мужской) и «курение» (да/нет), а также использование при МО результатов Фрамингемского исследования и набора российских данных пациентов из электронных медицинских карт позволило разработать отечественную модель WML.CVD.Score, обладающую более высокой чувствительностью и точностью предсказания фатальных ССС при отсутствии в анамнезе БСК, чем традиционная модель SCORE, как при внутренней, так и при внешней валидации [27].

С использованием алгоритмов глубокого МО тем же коллективом исследователей на основе базовых параметров Фрамингемской шкалы (пол, возраст, курение, систолическое и диастолическое АД, общий ХС, ХС ЛПВП, сахарный диабет, приём антигипертензивных препаратов, наличие в анамнезе ССЗ) была разработана математическая модель, превышающая точность прогноза классической Фрамингемской шкалы на 8,85%, что могло быть связано с использованием при МО российских баз данных [25].

С 2020 г. в нашей стране в рамках пилотных проектов в клиническую практику стали внедрять интегрируемые с любой медицинской информационной системой ИТ-

продукты отечественной платформы Webiomed, которая, кроме двух вышерассмотренных моделей, включает ИИ-технологии автоматического прогноза риска развития ССЗ и фатальных ССС у пациентов с сахарным диабетом 2-го типа в течение последующих 7 лет [28]. Результаты ретроспективного анализа итогов диспансеризации взрослого населения Ямало-Ненецкого автономного округа, проведенного на основе автоматического анализа первичных данных из медицинских информационных систем медицинских организаций, выявили, что в случае использования прогностических моделей Webiomed верифицированное выявление пациентов высокого риска было в 6,9 раза выше, чем по данным диспансеризации. Приведенное наблюдение поддерживается экспертным сообществом, подтверждающим более высокую эффективность ИТ-продуктов на основе МО по сравнению с традиционными статистическими моделями и калькуляторами в прогнозировании, в первую очередь, в отношении предиктивной аналитики персонифицированного риска ССС [29, 30].

Новые перспективы в области предиктивного скрининга риска БСК на основе цифровизации сканов глазного дна открывают возможности оптики high-street класса и современные ИТ-технологии для автоматической аналитики изображений сетчатки [19], микроциркулярное русло которой гомологично микроциркуляции в сердечной мышце, головном мозге и лёгких [31].

В настоящее время накоплен большой опыт, убедительно свидетельствующий о корреляции между структурными изменениями в сосудистой системе сетчатки глаза и системными сосудистыми изменениями, связанными с различными сердечно-сосудистыми и метаболическими нарушениями [32]. При долгосрочном наблюдении 10 470 мужчин и женщин без предшествующих ССС, участвующих в исследовании ARIC (Риск атеросклероза в сообществах), было показано, что отношение между диаметром артерий и вен сетчатки (А/В) является чувствительным прокси-показателем риска БСК. Сужение артерий и расширение венул, приводящее к снижению соотношения А/В, коррелировало с 10-летним риском фатальных ССС и ишемического инсульта у обоих полов, а также ишемической болезнью сердца у женщин [33].

Кроме того, результаты недавних исследований свидетельствуют о том, что воздействие разнообразных модифицируемых ФР БСК (диабет, повышенное систолическое АД, нерациональное питание, низкая физическая активность, табакокурение) способно вызвать морфологические изменения в микрососудистом русле сетчатки задолго до клинических проявлений сердечно-сосудистых и метаболических нарушений. Последнее позволяет использовать количественный анализ ретинальных данных в качестве прогностического инструмента риска ССС [34].

В 2020 г. коллективом авторов были разработаны валидные модели глубокого обучения для автоматической оценки морфологии сосудов сетчатки по её сканам с использованием разнообразных многонациональных мультиязычных наборов данных, содержащих более 70 000 изображений, связанных с ССС. Данные модели продемонстрировали сопоставимые или лучшие результаты, чем независимые эксперты, в отношении ассоциаций между ретинальными данными и ФР ССЗ, включая АД, индекс массы тела, уровень ХС и гликозилированного гемоглобина [35].

То, что глубокие нейронные сети способны извлекать из визуализированных изображений сетчатки клиническую информацию, показано в работе R. Poplin и соавт.,

которые, используя модели глубокого МО, обученные на клинических показателях 284 335 пациентов и валидированные на двух независимых наборах данных из 12 026 и 999 пациентов, предсказали персональные факторы сердечно-сосудистого риска, такие как возраст, пол, статус курения, систолическое АД и основные неблагоприятные ССС, которые ранее считались количественно неизмеримыми на изображениях сетчатки [36].

Другая прогностическая ИТ-модель риска ССС для пациентов с сахарным диабетом 2-го типа, основанная на случайном выборочном наборе ($n = 2918$) с использованием L1-регуляризованной логистической регрессии, включавшая более широкий набор фенотипических признаков: морфометрические свойства сосудистой сети сетчатки (радиус диска зрительного нерва, ширину венулярного градиента, фрактальный размер венулы, различные показатели извитости), генетические данные (11 однонуклеотидных полиморфизмов и сердечно-сосудистый генный балл) и рутинные клинические показатели (пол, возраст, анамнез ССЗ, диастолическое и систолическое АД, курение, уровень ХС ЛПВП, триглицеридов, гликозилированного гемоглобина, приём лекарственных средств), также показала эффективность аналитики глазного дна в прогнозе сердечно-сосудистого риска и для диабетических корорт пациентов [37].

Внедрение ИИ-технологий в клиническую практику является перспективным направлением развития здравоохранения, которое стремительно развивается в парадигме персонализированной предиктивной медицины. Прогностические модели, основанные на МО с использованием больших данных, открывают широкие возможности достижения эффективной индивидуализированной стратификации риска преждевременной смерти от хронических НИЗ и их персонифицированной факторной профилактики за счёт своевременного выявления и оптимизации модифицируемых ФР социально значимых заболеваний.

ЛИТЕРАТУРА

(п.п. 4, 7, 8, 10, 16–18, 20, 21, 23, 29–37 см. References)

1. Вялков А.И., Гундаров И.А., Полесский В.А. Персонализированная профилактика в первичном звене здравоохранения: обоснование, организационно-функциональная модель, инновационные технологии. *Главврач*. 2017; (3): 17–34.
2. Сучков С.В., Абэ Х., Антонова Е.Н., Барах П., Величковский Б.Т., Галагудза М.М. и др. Персонализированная медицина как обновляемая модель национальной системы здравоохранения. Часть 1. Стратегические аспекты инфраструктуры. *Российский вестник перинатологии и педиатрии*. 2017; 62(3): 7–14. <https://doi.org/10.21508/1027-4065-2017-62-3-7-14>
3. Заболотная Н.В., Гаилова И.Н., Заболотный А.Т. Цифровизация здравоохранения: достижения и перспективы развития. *Экономика. Информатика*. 2020; 47(2): 380–9. <https://doi.org/10.18413/2687-0932-2020-47-2-380-389>
5. Фершт В.М., Латкин А.П., Иванова В.Н. Современные подходы к использованию искусственного интеллекта в медицине. *Территория новых возможностей. Вестник Владивостокского государственного университета экономики и сервиса*. 2020; 12(1): 121–30. <https://doi.org/10.24866/VVSU/2073-3984/2020-1/121-130>
6. Куленцан А.Л., Марчук Н.А. Анализ динамики заболеваемости населения социально-значимыми болезнями в РФ. *Известия высших учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством*. 2020; (3): 67–70.
9. Дедов И.И., Шестакова М.В., Викулова О.К., Железнякова А.В., Исаков М.А. Сахарный диабет в Российской Федерации: распространенность, заболеваемость, смертность, параметры углеводного обмена и структура сахароснижающей терапии по данным Федерального регистра сахарного диабета, статус 2017 г. *Сахарный диабет*. 2018; 21(3): 144–59. <https://doi.org/10.14341/DM9686>

Проблемы социально значимых заболеваний

11. Задворная О.Л., Борисов К.Н. Развитие стратегий профилактики неинфекционных заболеваний. *Медицинские технологии. Оценка и выбор*. 2019; (1): 43–9. <https://doi.org/10.31556/2219-0678.2019.35.1.043-049>
12. Бойцов С.А., Деев А.Д., Шальнова С.А. Смертность и факторы риска развития неинфекционных заболеваний в России: особенности, динамика, прогноз. *Терапевтический архив*. 2017; 89(1): 5–13. <https://doi.org/10.17116/terarkh20178915-13>
13. Кобякова О.С., Куликов Е.С., Малых Р.Д., Черногорюк Г.Э., Деев И.А., Старовойтова Е.А. и др. Стратегии профилактики хронических неинфекционных заболеваний: современный взгляд на проблему. *Кардиоваскулярная терапия и профилактика*. 2019; 18(4): 92–8. <https://doi.org/10.15829/1728-8800-2019-4-92-98>
14. Митрофанов И.М. Интегральные показатели риска хронических невоспалительных заболеваний (ХНИЗ): используемые методы и возможные подходы. Доступно: https://conf.nsc.ru/files/conferences/ictm-2013/presentation/168009/168010/2013-06-07_MitrophanovIM.pdf
15. Куликов В.А. Фрамингемское исследование сердца: 65 лет изучения причин атеросклероза. *Вестник Витебского государственного медицинского университета*. 2012; 11(2): 16–24.
19. Швец Д.А., Поветкин С.В. Сравнительный обзор использования методов машинного обучения для прогнозирования сердечно-сосудистого риска. *Вестник новых медицинских технологий*. 2020; (5): 1–11. <https://doi.org/10.24411/2075-4094-2020-16711>
22. Суджаева О.А. Некоторые вопросы сердечно-сосудистой профилактики с учетом новых Рекомендаций Европейского общества кардиологов. *Медицинские новости*. 2017; (2): 39–45.
24. Берштейн Л.Л., Головина А.Е., Катамадзе Н.О., Бондарева Е.В., Сайганов С.А. Оценка точности прогнозирования сердечно-сосудистых событий с помощью шкалы SCORE и ультразвуковой визуализации атеросклеротической бляшки среди пациентов многопрофильного стационара Санкт-Петербурга: данные среднесрочного наблюдения. *Российский кардиологический журнал*. 2019; 24(5): 20–5. <https://doi.org/10.15829/1560-4071-2019-5-20-25>
25. Гусев А.В., Гаврилов Д.В., Корсаков И.Н., Серова Л.М., Новицкий Р.Э., Кузнецова Т.Ю. Перспективы использования методов машинного обучения для предсказания сердечно-сосудистых заболеваний. *Врач и информационные технологии*. 2019; (3): 41–7.
26. Сарычева А.А., Небиеридзе Д.В., Камышова Т.В. Можно ли улучшить приверженность к лечению артериальной гипертензии и дислипидемий у пациентов без клинических проявлений атеросклероза? *Рациональная фармакотерапия в кардиологии*. 2017; 13(5): 602–8. <https://doi.org/10.20996/1819-6446-2017-13-5-602-608>
27. Гаврилов Д.В., Серова Л.М., Корсаков И.Н., Гусев А.В., Новицкий Р.Э., Кузнецова Т.Ю. Предсказание сердечно-сосудистых событий при помощи комплексной оценки факторов риска с использованием методов машинного обучения. *Врач*. 2020; 31(5): 41–46. <https://doi.org/10.29296/25877305-2020-05-08>
28. Webiomed. Платформа предиктивной аналитики и управления рисками в здравоохранении на основе машинного обучения. Доступно: <https://webiomed.ai/media/docs/skachat-prezentatsiui-o-sisteme.pdf>
7. WHO. World Health Statistics 2020: monitoring health for the SDGs, sustainable development goals; 2020. Available at: <https://apps.who.int/iris/handle/10665/332070>
8. Lin X., Xu Y., Pan X., Xu J., Ding Y., Sun X., et al. Global, regional, and national burden and trend of diabetes in 195 countries and territories: an analysis from 1990 to 2025. *Sci. Rep.* 2020; 10(1): 14790. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-71908-9>
9. Dedov I.I., Shestakova M.V., Vikulova O.K., Zheleznyakova A.V., Isakov M.A. Diabetes mellitus in Russian Federation: prevalence, morbidity, mortality, parameters of glycaemic control and structure of hypoglycaemic therapy according to the Federal Diabetes Register, status 2017. *Sakharnyy diabet*. 2018; 21(3): 144–59. <https://doi.org/10.14341/DM9686> (in Russian)
10. Abbafati C., Machado D.B., Cislaghi B., Salman O.M., Karanikolos M., Mckee M., et al. Global burden of 87 risk factors in 204 countries and territories, 1990–2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019. *Lancet*. 2020; 396(10258): 1223–49. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30752-2](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30752-2)
11. Zadornaya O.L., Borisov K.N. Development of prevention strategies for non-communicable diseases. *Meditsinskie tekhnologii. Otsenka i vybor*. 2019; (1): 43–9. <https://doi.org/10.31556/2219-0678.2019.35.1.043-049> (in Russian)
12. Boytsov S.A., Deev A.D., Shal'nova S.A. Mortality and risk factors for non-communicable diseases in Russia: Specific features, trends, and prognosis. *Terapevticheskiy arkhiv*. 2017; 89(1): 5–13. <https://doi.org/10.17116/terarkh20178915-13> (in Russian)
13. Kobayakova O.S., Kulikov E.S., Malykh R.D., Chernogoryuk G.E., Deev I.A., Starovoytova E.A., et al. Strategies for the prevention of chronic non-communicable diseases: a modern look at the problem. *Kardiovaskulyarnaya terapiya i profilaktika*. 2019; 18(4): 92–8. <https://doi.org/10.15829/1728-8800-2019-4-92-98> (in Russian)
14. Mitrofanov I.M. Integral risk indicators of chronic non-inflammatory diseases (CNID): used methods and possible approaches. Available at: https://conf.nsc.ru/files/conferences/ictm-2013/presentation/168009/168010/2013-06-07_MitrophanovIM.pdf (in Russian)
15. Kulikov V.A. Framingham heart study: 65 years of studying the causes of atherosclerosis. *Vestnik Vitebskogo gosudarstvennogo meditsinskogo universiteta*. 2012; 11(2): 16–24. (in Russian)
16. Goh L.G.H., Welborn T.A., Dhaliwal S.S. Independent external validation of cardiovascular disease mortality in women utilising Framingham and SCORE risk models: A mortality follow-up study. *BMC Women's Health*. 2014; 14: 118. <https://doi.org/10.1186/1472-6874-14-118>
17. Krittanawong C., Virk H.U.H., Bangalore S., Wang Z., Johnson K.W., Pittotti R., et al. Machine learning prediction in cardiovascular diseases: A meta-analysis. *Sci. Rep.* 2020; 10(1): 16057. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-72685-1>
18. Bates D.W., Saria S., Ohno-Machado L., Shah A., Escobar G. Big data in health care: using analytics to identify and manage high-risk and high-cost patients. *Health Aff. (Millwood)*. 2014; 33(7): 1123–31. <https://doi.org/10.1377/hlthaff.2014.0041>
19. Shvets D.A., Povetkin S.V. Comparative review of the use of machine learning methods for predicting cardiovascular risk. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy*. 2020; (5): 1–11. <https://doi.org/10.24411/2075-4094-2020-16711> (in Russian)
20. Sajeev S., Champion S., Beleigoli A., Chew D., Reed R.L., Magliano D.J., et al. Predicting Australian adults at high risk of cardiovascular disease mortality using standard risk factors and machine learning. *Int. J. Environ. Res. Public Health*. 2021; 18(6): 3187. <https://doi.org/10.3390/ijerph18063187>
21. Kakadiaris I.A., Vrigkas M., Yen A.A., Kuznetsova T., Budoff M., Naghavi M. Machine learning outperforms ACC/AHA CVD risk calculator in MESA. *J. Am. Heart Assoc.* 2018; 7(22): e009476. <https://doi.org/10.1161/JAHA.118.009476>
22. Sudzhaeva O.A. Some questions of cardiovascular disease prevention taking into account new guidelines of European society of cardiology. *Meditsinskie novosti*. 2017; (2): 39–45. (in Russian)
23. Takura T., Hirano Goto K., Honda A. Development of a predictive model for integrated medical and long-term care resource consumption based on health behaviour: application of healthcare big data of patients with circulatory diseases. *BMC Med*. 2021; 19(1): 15. <https://doi.org/10.1186/s12916-020-01874-6>
24. Bershteyn L.L., Golovina A.E., Katamadze N.O., Bondareva E.V., Sayganov S.A. Evaluating of the accuracy of cardiovascular events predicting using SCORE scale and ultrasound visualization of atherosclerotic plaque in patients of multi-disciplinary hospital in Saint-Petersburg: medium-term monitoring data. *Rossiyskiy kardiologicheskiy zhurnal*. 2019; 24(5): 20–5. <https://doi.org/10.15829/1560-4071-2019-5-20-25> (in Russian)

REFERENCES

1. Vyalkov A.I., Gundarov I.A., Poleskiy V.A. Personalized prevention in primary medical care: study, organizational and functional model, innovative technologies. *Glavvrach*. 2017; (3): 17–34. (in Russian)
2. Suchkov S.V., Abe Kh., Antonova E.N., Barakh P., Velichkovskiy B.T., Galagudza M.M., et al. Personalized medicine as an updated model of national health-care system. Part 1. Strategic aspects of infrastructure. *Rossiyskiy vestnik perinatologii i pediatrii*. 2017; 62(3): 7–14. <https://doi.org/10.21508/1027-4065-2017-62-3-7-14> (in Russian)
3. Zabolotnaya N.V., Gatilova I.N., Zabolotnyy A.T. Digitalization of health: achievements and prospects for development. *Ekonomika. Informatika*. 2020; 47(2): 380–9. <https://doi.org/10.18413/2687-0932-2020-47-2-380-389> (in Russian)
4. Ahmad Z., Rahim S., Zubair M., Abdul-Ghafar J. Artificial intelligence (AI) in medicine, current applications and future role with special emphasis on its potential and promise in pathology: present and future impact, obstacles including costs and acceptance among pathologists, practical and philosophical considerations. A comprehensive review. *Diagn. Pathol*. 2021; 16(1): 24. <https://doi.org/10.1186/s13000-021-01085-4>
5. Fersht V.M., Latkin A.P., Ivanova V.N. Modern approaches to the use of artificial intelligence in medicine. *Vestnik Vladivostokskogo gosudarstvennogo universiteta ekonomiki i servisa*. 2020; 12(1): 121–30. <https://doi.org/10.24866/VVSU/2073-3984/2020-1/121-130> (in Russian)
6. Kulentsan A.L., Marchuk N.A. Analysis of the dynamics of population incidence of socially significant diseases in the Russian Federation. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Seriya: Ekonomika, finansy i upravlenie proizvodstvom*. 2020; (3): 67–70. (in Russian)

25. Gusev A.V., Gavrilov D.V., Korsakov I.N., Serova L.M., Novitskiy R.E., Kuznetsova T.Yu. Prospects for the use of machine learning methods for predicting cardiovascular disease. *Vrach i informatsionnye tekhnologii*. 2019; (3): 41–7. (in Russian)
 26. Sarycheva A.A., Nebieridze D.V., Kamyshova T.V. Is it possible to improve the adherence to treatment of hypertension and dyslipidemia in patients without clinical manifestations of atherosclerosis? *Ratsional'naya farmakoterapiya v kardiologii*. 2017; 13(5): 602–8. <https://doi.org/10.20996/1819-6446-2017-13-5-602-608> (in Russian)
 27. Gavrilov D.V., Serova L.M., Korsakov I.N., Gusev A.V., Novitskiy R.E., Kuznetsova T.Yu. Cardiovascular diseases prediction by integrated risk factors assessment by means of machine learning. *Vrach*. 2020; 31(5): 41–46. <https://doi.org/10.29296/25877305-2020-05-08> (in Russian)
 28. Webiomed. A platform for predictive analytics and risk management in healthcare based on machine learning. Available at: <https://webiomed.ai/media/docs/skachat-prezentatsiui-o-sisteme.pdf> (in Russian)
 29. Patel B., Sengupta P. Machine learning for predicting cardiac events: what does the future hold? *Exp. Rev. Cardiovasc. Ther*. 2020; 18(2): 77–84. <https://doi.org/10.1080/14779072.2020.1732208>
 30. De Boever P., Louwies T., Provost E., Int Panis L., Nawrot T.S. Fundus photography as a convenient tool to study microvascular responses to cardiovascular disease risk factors in epidemiological studies. *J. Vis. Exp*. 2014; (92): e51904. <https://doi.org/10.3791/51904>
 31. De Silva D.A., Manzano J.J., Woon F.P., Liu E.Y., Lee M.P., Gan H.Y., et al. Associations of retinal microvascular signs and intracranial large artery disease. *Stroke*. 2011; 42(3): 812–4. <https://doi.org/10.1161/STROKEAHA.110.589960>
 32. Serre K., Sasongko M.B. Modifiable lifestyle and environmental risk factors affecting the retinal microcirculation. *Microcirculation*. 2012; 19(1): 29–36. <https://doi.org/10.1111/j.1549-8719.2011.00121.x>
 33. Seidemann S.B., Claggett B., Bravo P.E., Gupta A., Farhad H., Klein B.E., et al. Retinal vessel calibers in predicting long-term cardiovascular outcomes: the atherosclerosis risk in communities study. *Circulation*. 2016; 134(18): 1328–38. <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.116.023425>
 34. Guo S., Yin S., Tse G., Li G., Su L., Liu T. Association between caliber of retinal vessels and cardiovascular disease: a systematic review and meta-analysis. *Curr. Atheroscler. Rep*. 2020; 22(4): 16. <https://doi.org/10.1007/s11883-020-0834-2>
 35. Cheung C.Y., Xu D., Cheng C.Y., Sabanayagam C., Tham Y.C., Yu M., et al. A deep-learning system for the assessment of cardiovascular disease risk via the measurement of retinal-vessel calibre. *Nat. Biomed. Eng*. 2021; 5(6): 498–508. <https://doi.org/10.1038/s41551-020-00626-4>
 36. Poplin R., Varadarajan A.V., Blumer K., Liu Y., McConnell M.V., Corrado G.S., et al. Prediction of cardiovascular risk factors from retinal fundus photographs via deep learning. *Nat. Biomed. Eng*. 2018; 2(3): 158–64. <https://doi.org/10.1038/s41551-018-0195-0>
 37. Kim Y.D., Noh K.J., Byun S.J., Lee S., Kim T., Sunwoo L., et al. Effects of hypertension, diabetes, and smoking on age and sex prediction from retinal fundus images. *Sci. Rep*. 2020; 10(1): 4623. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-61519-9>
-