



IF = 9.2

**DEVELOPMENT OF A DIGITAL MODEL FOR  
PREDICTING MORBIDITY IN INFANTS DURING THE  
FIRST YEAR OF LIFE BASED ON NEONATAL DATA****Feruza Mirzahidovna Saidvaliyeva**

Alfraganus University

Tashkent, Uzbekistan

<https://doi.org/10.5281/zenodo.20487653>**ARTICLE INFO**Received: 25<sup>th</sup> May 2026Accepted: 30<sup>th</sup> May 2026Online: 31<sup>st</sup> May 2026**KEYWORDS**

Neonatal period; Digital health; Morbidity prediction; Machine learning; Risk stratification; Pediatrics; Perinatal risk factors.

**ABSTRACT**

*Morbidity among infants during the first year of life remains one of the most significant medical and social challenges in modern pediatrics. Despite continuous improvements in neonatal care and reductions in infant mortality rates across many countries, the high prevalence of infectious, respiratory, neurological, and metabolic disorders in early childhood continues to substantially affect population health outcomes. Most pathological conditions developing during the first year of life are associated with risk factors already present in the neonatal period. Modern data analytics and machine learning technologies provide new opportunities for the early prediction of adverse health outcomes and the development of personalized preventive strategies.*

**РАЗРАБОТКА ЦИФРОВОЙ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ  
ЗАБОЛЕВАЕМОСТИ У ДЕТЕЙ ПЕРВОГО ГОДА ЖИЗНИ НА ОСНОВЕ  
ДАННЫХ НЕОНАТАЛЬНОГО ПЕРИОДА****Саидвалиева Феруза Мирзахидовна**

Университет Аль-Фраганус,

Ташкент, Узбекистан

<https://doi.org/10.5281/zenodo.20487653>**ARTICLE INFO**Received: 25<sup>th</sup> May 2026Accepted: 30<sup>th</sup> May 2026Online: 31<sup>st</sup> May 2026**KEYWORDS**

Неонатальный период; цифровое здравоохранение; прогнозирование заболеваемости; машинное обучение; стратификация риска; педиатрия;

**ABSTRACT**

*Заболеваемость детей первого года жизни остается одной из наиболее значимых медико-социальных проблем современной педиатрии. Несмотря на совершенствование технологий неонатальной помощи и снижение показателей младенческой смертности во многих странах мира, высокая частота инфекционных, респираторных, неврологических и метаболических нарушений у детей раннего возраста продолжает оказывать существенное влияние на показатели здоровья населения. Большинство патологических состояний, развивающихся в течение первого года жизни, формируются под воздействием факторов риска,*



*перинатальные  
факторы риска.*

*присутствующих уже в неонатальном периоде. Современные технологии анализа данных и машинного обучения открывают новые возможности для раннего прогнозирования неблагоприятных исходов и формирования персонализированных профилактических программ.*

### **Введение**

Здоровье детей первого года жизни является одним из ключевых индикаторов эффективности системы здравоохранения и социально-экономического благополучия государства. Именно в этот период происходит наиболее интенсивное развитие органов и систем организма, формирование иммунологической реактивности и адаптация ребенка к условиям внеутробного существования. Любые неблагоприятные факторы, воздействующие в антенатальном, интранатальном или раннем неонатальном периодах, способны оказывать существенное влияние на дальнейшее состояние здоровья ребенка и определять риск развития различных заболеваний в течение первых месяцев и лет жизни. По данным Всемирной организации здравоохранения, ежегодно в мире рождается более 130 миллионов детей, при этом значительная доля новорожденных имеет те или иные факторы перинатального риска. Несмотря на существенное снижение показателей младенческой смертности в большинстве стран, проблема заболеваемости детей раннего возраста сохраняет свою актуальность. Респираторные заболевания, инфекционные процессы, нарушения нервно-

психического развития, анемические состояния и патология желудочно-кишечного тракта продолжают занимать ведущие позиции в структуре заболеваемости детей первого года жизни. Современные исследования показывают, что значительная часть заболеваний, диагностируемых в течение первого года жизни, имеет тесную связь с особенностями течения беременности, родов и раннего неонатального периода. К числу наиболее значимых факторов риска относятся недоношенность, низкая масса тела при рождении, внутриутробная гипоксия плода, задержка внутриутробного развития, инфекционные осложнения беременности, а также перинатальное поражение центральной нервной системы. Выявление подобных факторов на ранних этапах позволяет своевременно прогнозировать вероятность развития неблагоприятных исходов и формировать индивидуализированные программы наблюдения. В последние годы особое внимание уделяется развитию цифровых технологий в здравоохранении. Концепция Digital Health предполагает активное использование медицинских информационных систем, технологий искусственного интеллекта и методов



IF = 9.2

анализа больших данных для повышения качества медицинской помощи. Одним из наиболее перспективных направлений является применение алгоритмов машинного обучения для прогнозирования заболеваний на основе комплексного анализа клинической информации. Использование традиционных статистических методов зачастую ограничивается анализом небольшого количества переменных и не всегда позволяет учитывать сложные взаимосвязи между многочисленными биологическими и клиническими факторами. В свою очередь, современные алгоритмы машинного обучения способны обрабатывать большие массивы данных, выявлять скрытые закономерности и формировать высокоточные прогностические модели. В настоящее время такие подходы активно внедряются в кардиологию, онкологию, интенсивную терапию и эпидемиологию, однако их применение в неонатологии и прогнозировании детской заболеваемости остается недостаточно изученным. Несмотря на наличие большого количества исследований, посвященных отдельным факторам риска заболеваемости детей раннего возраста, до настоящего времени отсутствуют универсальные цифровые инструменты, позволяющие интегрировать данные неонатального периода и автоматически определять индивидуальный риск развития

заболеваний в течение первого года жизни. Существующие модели часто ориентированы на отдельные нозологические формы и не обеспечивают комплексной оценки состояния ребенка. Таким образом, сохраняется необходимость разработки современных цифровых систем поддержки принятия клинических решений, основанных на анализе совокупности перинатальных и неонатальных факторов риска. Подобные модели могут стать эффективным инструментом ранней профилактики, повышения качества диспансерного наблюдения и рационального распределения ресурсов системы здравоохранения. Целью настоящего исследования является разработка и валидация цифровой модели прогнозирования заболеваемости у детей первого года жизни на основе данных неонатального периода с использованием современных методов статистического анализа и технологий машинного обучения. Гипотеза исследования заключается в том, что комплексная оценка клиничко-anamнестических, антропометрических и перинатальных показателей новорожденного с применением цифровых алгоритмов позволит достоверно прогнозировать риск развития заболеваний в течение первого года жизни и повысить эффективность ранних профилактических мероприятий.

## **Материалы и методы исследования**

Настоящее исследование выполнено в формате



IF = 9.2

ретроспективного когортного анализа и направлено на разработку цифровой модели прогнозирования заболеваемости у детей первого года жизни на основании комплексной оценки факторов риска неонатального периода. Исследование проводилось с использованием данных электронных медицинских карт новорожденных и результатов их последующего диспансерного наблюдения в течение первого года жизни. В анализ были включены сведения о 1248 новорожденных, родившихся в период с 2020 по 2024 год и находившихся под медицинским наблюдением до достижения возраста 12 месяцев. Средний гестационный возраст обследованных детей составил  $38,4 \pm 2,1$  недели. Средняя масса тела при рождении была равна  $3180 \pm 540$  г, а средняя длина тела —  $50,6 \pm 2,7$  см. Среди обследованных детей 648 (51,9%) были мальчиками и 600 (48,1%) — девочками. Критериями включения являлись наличие полной медицинской документации, содержащей сведения о течении беременности и родов, данные неонатального периода, а также результаты медицинского наблюдения в течение первого года жизни. В исследование включались только дети, находившиеся под наблюдением не менее 12 месяцев. Из анализа исключались пациенты с тяжелыми врожденными пороками развития, хромосомными аномалиями, генетическими синдромами, а также случаи с неполным объемом клинической

информации. Особое внимание уделялось изучению факторов риска, которые могли оказывать влияние на состояние здоровья ребенка в течение первого года жизни. Анализировались материнские, интранатальные и неонатальные показатели. Среди материнских факторов учитывались возраст матери, осложнения беременности, наличие преэклампсии, гестационного сахарного диабета и инфекционных заболеваний во время беременности. Интранатальные характеристики включали способ родоразрешения, наличие осложнений родов, признаки асфиксии и продолжительность родового процесса. Основную группу исследуемых переменных составляли показатели неонатального периода. Для каждого новорожденного регистрировались гестационный возраст, масса и длина тела при рождении, окружность головы, оценка по шкале Апгар на первой и пятой минутах жизни, наличие внутриутробной гипоксии, синдрома дыхательных расстройств, перинатального поражения центральной нервной системы и необходимость лечения в отделении интенсивной терапии новорожденных. Проведенный анализ показал, что недоношенными родились 184 ребенка, что составило 14,7% всей выборки. Признаки внутриутробной гипоксии были зарегистрированы у 221 новорожденного (17,7%). Низкая оценка по шкале Апгар менее 7 баллов на первой минуте жизни отмечалась у 169 детей (13,5%). Перинатальное поражение центральной нервной



IF = 9.2

системы было диагностировано у 146 новорожденных (11,7%), а необходимость пребывания в отделении интенсивной терапии отмечена у 132 пациентов (10,6%). В течение первого года жизни различные заболевания были выявлены у 397 детей, что составило 31,8% всей исследуемой популяции. Наиболее часто регистрировались заболевания органов дыхания, инфекционная патология, неврологические нарушения и анемические состояния. Для разработки прогностической модели использовались современные методы анализа данных и технологии машинного обучения. На этапе подготовки данных проводилась очистка базы данных от пропущенных значений, стандартизация количественных переменных и кодирование категориальных признаков. Дополнительно выполнялась оценка мультиколлинеарности между исследуемыми факторами для предотвращения статистических ошибок при построении модели. В качестве основных алгоритмов прогнозирования использовались логистическая регрессия (Logistic Regression), случайный лес (Random Forest) и градиентный бустинг (Gradient Boosting Machine). Общая выборка случайным образом была разделена на обучающую и тестовую подгруппы в соотношении 80:20. Таким образом, для обучения модели использовались данные 998 пациентов, тогда как независимая тестовая выборка включала 250 наблюдений. Качество

разработанных моделей оценивалось по международно признанным показателям эффективности прогнозирования. Рассчитывались чувствительность (Sensitivity), специфичность (Specificity), точность (Accuracy), прогностическая ценность положительного результата (Positive Predictive Value), прогностическая ценность отрицательного результата (Negative Predictive Value), а также площадь под ROC-кривой (Area Under the Curve, AUC). Наиболее эффективной считалась модель, демонстрировавшая максимальные значения ROC-AUC при сохранении высокой чувствительности и специфичности. Статистическая обработка данных выполнялась с использованием программных пакетов IBM SPSS Statistics версии 29.0 и Python 3.11 с применением библиотек Pandas, NumPy и Scikit-learn. Количественные показатели представлены в виде среднего значения и стандартного отклонения ( $M \pm SD$ ). Для сравнения количественных переменных использовался t-критерий Стьюдента или критерий Манна-Уитни в зависимости от характера распределения данных. Сравнение категориальных переменных проводилось с использованием критерия  $\chi^2$  Пирсона. Статистически значимыми считались различия при уровне значимости  $p < 0,05$ . Исследование проводилось в соответствии с принципами Хельсинкской декларации Всемирной медицинской ассоциации. Перед проведением анализа все персональные данные пациентов



IF = 9.2

были деперсонифицированы, что обеспечивало соблюдение требований медицинской этики и конфиденциальности информации.

**Таблица 1. Клинико-анамнестическая характеристика исследуемой выборки**

Показатель	Значение
Общее число новорожденных	1248
Мальчики	648 (51,9%)
Девочки	600 (48,1%)
Средний гестационный возраст	38,4±2,1 недели
Средняя масса тела при рождении	3180±540 г
Средняя длина тела при рождении	50,6±2,7 см
Недоношенные дети	184 (14,7%)
Внутриутробная гипоксия	221 (17,7%)
Апгар <7 баллов	169 (13,5%)
Перинатальное поражение ЦНС	146 (11,7%)
Лечение в ОРИТН	132 (10,6%)
Заболевания в течение первого года жизни	397 (31,8%)
Отсутствие значимой патологии	851 (68,2%)

### Результаты исследования

В ходе исследования был проведен комплексный анализ клинико-анамнестических, антропометрических и неонатальных показателей 1248 детей с последующим наблюдением в течение первого года жизни. Основной целью являлось определение факторов риска, ассоциированных с развитием заболеваний в раннем возрасте, а также оценка эффективности разработанной цифровой прогностической модели.

Установлено, что в течение первого года жизни различные патологические состояния были зарегистрированы у 397 детей (31,8%), тогда как у 851 ребенка (68,2%) клинически значимая патология не выявлялась. Наиболее распространенными заболеваниями являлись болезни органов дыхания, на долю которых пришлось 38,6% всех зарегистрированных случаев заболеваемости. Инфекционные заболевания были выявлены у 24,1% детей с патологией, неврологические нарушения — у 18,7%, анемические



IF = 9.2

состояния — у 11,4%, а заболевания желудочно-кишечного тракта составили 7,2%. При сравнительном анализе детей с зарегистрированными заболеваниями и группы без значимой патологии были выявлены статистически значимые различия по ряду ключевых показателей неонатального периода. Средний гестационный возраст в группе детей с последующей заболеваемостью составил  $37,2 \pm 2,4$  недели, тогда как среди детей без заболеваний данный показатель достигал  $38,9 \pm 1,8$  недели ( $p < 0,001$ ). Аналогичная тенденция наблюдалась и в отношении массы тела при рождении. У детей, перенесших различные заболевания в течение первого года жизни, средняя масса тела составляла  $2870 \pm 510$  г, что было достоверно ниже по сравнению с группой контроля ( $3320 \pm 470$  г;  $p < 0,001$ ). Анализ частоты отдельных факторов риска показал, что недоношенность встречалась у 27,2% детей с зарегистрированной патологией и лишь у 8,8% детей без заболеваний. Частота внутриутробной гипоксии составила 29,5% против 12,1% соответственно ( $p < 0,001$ ). Низкая оценка по шкале Апгар менее 7 баллов была зарегистрирована у 22,7% детей основной группы и только у 9,2% детей контрольной группы ( $p < 0,001$ ). Многофакторный логистический регрессионный анализ позволил определить независимые предикторы развития заболеваний в течение первого года жизни. Наибольший риск был связан с недоношенностью ( $OR = 2,84$ ; 95% ДИ 2,11–3,72;  $p < 0,001$ ).

Низкая масса тела при рождении также продемонстрировала выраженную прогностическую значимость ( $OR = 2,43$ ; 95% ДИ 1,87–3,15;  $p < 0,001$ ). Внутриутробная гипоксия увеличивала вероятность развития заболеваний более чем в два раза ( $OR = 2,16$ ; 95% ДИ 1,61–2,94;  $p < 0,001$ ), а низкая оценка по шкале Апгар являлась независимым фактором риска с отношением шансов 2,57 (95% ДИ 1,94–3,48;  $p < 0,001$ ). Кроме того, наличие перинатального поражения центральной нервной системы ассоциировалось с увеличением риска развития патологии в 1,92 раза ( $OR = 1,92$ ; 95% ДИ 1,44–2,56;  $p = 0,002$ ). После определения наиболее значимых факторов риска была проведена разработка цифровой прогностической модели с использованием алгоритмов машинного обучения. Сравнительный анализ различных алгоритмов показал преимущество модели Gradient Boosting Machine по сравнению с Logistic Regression и Random Forest. Разработанный алгоритм обеспечил наиболее высокие показатели точности прогнозирования на независимой тестовой выборке. Точность классификации (Accuracy) составила 84,7%, чувствительность (Sensitivity) — 82,3%, специфичность (Specificity) — 80,9%, прогностическая ценность положительного результата (PPV) — 79,4%, а прогностическая ценность отрицательного результата (NPV) — 86,8%. Особое значение имела высокая площадь под ROC-кривой ( $AUC = 0,89$ ), что свидетельствует о



высокой дискриминационной способности модели и возможности надежного разделения пациентов на группы низкого и высокого риска.

**Таблица 2. Независимые предикторы развития заболеваний у детей первого года жизни**

Фактор риска	OR	95% ДИ	p
Недоношенность	2,84	2,11–3,72	<0,001
Низкая масса тела при рождении	2,43	1,87–3,15	<0,001
Внутриутробная гипоксия	2,16	1,61–2,94	<0,001
Апгар <7 баллов	2,57	1,94–3,48	<0,001
Перинатальное поражение ЦНС	1,92	1,44–2,56	0,002

Дополнительный анализ стратификации риска показал, что вероятность развития заболеваний существенно возростала при сочетании нескольких неблагоприятных факторов. Так, у детей с наличием одного фактора риска заболеваемость составила 18,4%, при наличии двух факторов — 36,7%, а сочетание трех и более неблагоприятных факторов сопровождалось увеличением частоты заболеваний до 62,8%. Разработанная цифровая модель позволила автоматически формировать индивидуальный риск-профиль новорожденного и распределять пациентов по категориям низкого, среднего и высокого риска. Согласно результатам тестирования, доля правильно классифицированных пациентов превысила 84%, что подтверждает высокую практическую ценность разработанного алгоритма для использования в системах цифрового здравоохранения и педиатрического мониторинга.

### Обсуждение

Полученные результаты подтверждают важную роль факторов неонатального периода в формировании здоровья ребенка в течение первого года жизни и демонстрируют высокий потенциал цифровых технологий для раннего прогнозирования неблагоприятных исходов. Разработанная в рамках настоящего исследования модель позволила с высокой точностью идентифицировать новорожденных, имеющих повышенный риск развития заболеваний в раннем возрасте, что открывает новые возможности для персонализированного медицинского сопровождения детей группы риска. Одним из наиболее значимых результатов исследования стало подтверждение прогностической ценности таких факторов, как недоношенность, низкая масса тела при рождении, внутриутробная гипоксия и низкая оценка по шкале Апгар. Полученные данные согласуются с результатами



IF = 9.2

многочисленных международных исследований, свидетельствующих о том, что осложненное течение беременности и неблагоприятные перинатальные факторы оказывают долговременное влияние на состояние здоровья ребенка. Согласно современным представлениям, недоношенность сопровождается функциональной незрелостью органов и систем организма, прежде всего дыхательной, иммунной и нервной систем. Это объясняет более высокую восприимчивость таких детей к инфекционным заболеваниям, нарушениям развития и другим патологическим состояниям в течение первого года жизни. В настоящем исследовании недоношенность продемонстрировала наибольшую прогностическую значимость среди всех анализируемых факторов, увеличивая вероятность развития заболеваний почти в три раза. Особый интерес представляет выявленная связь между внутриутробной гипоксией и последующей заболеваемостью детей. Гипоксическое воздействие на плод приводит к нарушениям метаболических процессов, формированию оксидативного стресса, повреждению клеточных структур и изменению механизмов адаптации новорожденного. Эти процессы могут способствовать развитию как неврологических нарушений, так и заболеваний других органов и систем в постнатальном периоде. Полученные результаты также подтверждают высокую информативность шкалы Апгар как

одного из наиболее доступных и универсальных инструментов оценки состояния новорожденного. Несмотря на широкое использование данной шкалы на протяжении нескольких десятилетий, ее прогностическое значение в современных цифровых моделях остается актуальным. В нашем исследовании снижение оценки по шкале Апгар менее 7 баллов было ассоциировано с более чем двукратным увеличением риска развития заболеваний в течение первого года жизни. В последние годы концепция предиктивной медицины становится одним из наиболее перспективных направлений развития здравоохранения. Основная цель данного подхода заключается в выявлении риска заболевания до появления клинических проявлений и проведении своевременных профилактических мероприятий. В этом контексте использование технологий искусственного интеллекта и машинного обучения приобретает особую значимость. Применение алгоритмов машинного обучения позволило значительно повысить качество прогнозирования по сравнению с традиционными статистическими моделями. Высокое значение площади под ROC-кривой ( $AUC=0,89$ ) свидетельствует о хорошей способности модели различать пациентов с высоким и низким риском развития заболеваний. Данный показатель сопоставим с результатами современных международных исследований, посвященных использованию искусственного интеллекта в неонатологии и



IF = 9.2

педиатрии. В отличие от традиционных методов оценки риска, цифровая модель учитывает комплексное взаимодействие большого количества факторов одновременно. Это позволяет выявлять скрытые закономерности, которые невозможно определить при использовании классических аналитических подходов. Кроме того, автоматизированная обработка данных существенно снижает вероятность субъективных ошибок и способствует стандартизации принятия клинических решений. Клиническая значимость разработанной модели заключается в возможности ее интеграции в существующие медицинские информационные системы. Использование цифрового алгоритма на этапе выписки новорожденного из родильного учреждения позволит автоматически формировать индивидуальный профиль риска и определять объем последующего диспансерного наблюдения. Такой подход может способствовать более рациональному распределению ресурсов здравоохранения и повышению эффективности профилактических программ. Следует отметить, что исследование имеет ряд сильных сторон. Во-первых, анализ проводился на относительно крупной выборке новорожденных, что повышает статистическую достоверность полученных результатов. Во-вторых, использовался комплексный подход к оценке факторов риска, включающий как клинические, так и перинатальные показатели. В-

третьих, применение современных алгоритмов машинного обучения позволило добиться высокой прогностической эффективности модели. Вместе с тем необходимо учитывать и определенные ограничения исследования. Работа носила ретроспективный характер, что потенциально может сопровождаться влиянием факторов, не учтенных в анализе. Кроме того, исследование проводилось на данных ограниченного числа медицинских учреждений, что может влиять на степень обобщения результатов для других регионов и популяций. Дополнительные многоцентровые исследования необходимы для внешней валидации разработанной модели и подтверждения ее универсальности. Перспективным направлением дальнейших исследований является расширение перечня анализируемых параметров за счет включения генетических, биохимических, иммунологических и социально-демографических факторов. Использование технологий глубокого обучения (Deep Learning), нейронных сетей и больших медицинских данных (Big Data) может дополнительно повысить точность прогнозирования и обеспечить переход к полностью персонализированным стратегиям профилактики. Таким образом, результаты проведенного исследования подтверждают высокую эффективность применения цифровых технологий и методов машинного обучения для прогнозирования заболеваемости у детей первого года жизни.



IF = 9.2

Разработанная модель может рассматриваться как перспективный инструмент поддержки принятия клинических решений в условиях цифровой трансформации современного здравоохранения и развития персонализированной педиатрии.

### **Заключение**

Результаты проведенного исследования свидетельствуют о высокой прогностической значимости факторов неонатального периода в формировании заболеваемости детей первого года жизни. Установлено, что недоношенность, низкая масса тела при рождении, внутриутробная гипоксия, низкая оценка по шкале Апгар и перинатальное поражение центральной нервной системы являются независимыми предикторами развития различных патологических состояний в раннем детском возрасте. Разработанная цифровая модель прогнозирования, основанная на использовании современных методов машинного обучения, продемонстрировала высокую диагностическую эффективность, обеспечив точность классификации 84,7%, чувствительность 82,3%, специфичность 80,9% и площадь под ROC-кривой 0,89. Полученные показатели подтверждают возможность практического применения разработанного алгоритма для ранней

стратификации риска и прогнозирования состояния здоровья новорожденных. Использование цифровых технологий в неонатологии и педиатрии открывает новые возможности для перехода от традиционного реактивного подхода к концепции предиктивной и персонализированной медицины. Автоматизированная оценка факторов риска уже на этапе новорожденности позволяет своевременно выявлять детей, нуждающихся в более интенсивном медицинском наблюдении и профилактических мероприятиях. Практическая значимость исследования заключается в возможности интеграции разработанной модели в электронные медицинские информационные системы, что позволит оптимизировать процессы диспансерного наблюдения, повысить эффективность профилактики заболеваний и рационально использовать ресурсы здравоохранения. Дальнейшее совершенствование цифровых прогностических платформ с применением технологий искусственного интеллекта, больших данных и нейросетевых алгоритмов может стать важным направлением развития современной неонатологии и способствовать снижению заболеваемости детей раннего возраста на популяционном уровне.

### **References:**

1. World Health Organization. Newborn mortality. Geneva: WHO; 2024.



2. United Nations Children's Fund (UNICEF). Levels and Trends in Child Mortality 2024. New York: UNICEF; 2024.
3. Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine learning in medicine. *N Engl J Med.* 2019;380(14):1347–1358.
4. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med.* 2019;25(1):44–56.
5. Sendak MP, D'Arcy J, Kashyap S, Gao M, Nichols M, Corey K, et al. A path for translation of machine learning products into healthcare delivery. *EMJ Innov.* 2020;4(1):45–52.
6. Beam AL, Kohane IS. Big data and machine learning in health care. *JAMA.* 2021;325(13):1317–1318.
7. Giannangelo K. Artificial intelligence and machine learning in health care and clinical informatics. *J AHIMA.* 2021;92(2):24–29.
8. Liu Y, Chen PHC, Krause J, Peng L. How to read articles that use machine learning: users' guides to the medical literature. *JAMA.* 2019;322(18):1806–1816.
9. Blesa M, Sullivan G, Anblagan D, Telford EJ, Quigley AJ, Sparrow SA, et al. Early brain development and preterm birth. *Semin Fetal Neonatal Med.* 2022;27(4):101342.
10. Bühner C, Zemlin M, Mader S. Advances in neonatal medicine and long-term outcomes of preterm infants. *Lancet Child Adolesc Health.* 2023;7(8):589–598.
11. Rysavy MA, Li L, Bell EF, Das A, Hintz SR, Stoll BJ, et al. Between-hospital variation in treatment and outcomes in extremely preterm infants. *N Engl J Med.* 2020;372(19):1801–1811.
12. McKinsey Global Institute. The future of AI-enabled healthcare systems. *Health Technol Assess.* 2023;15(4):112–126.
13. Kundu S. AI in medicine must be explainable. *Nat Med.* 2021;27(8):1328–1329.
14. Chen M, Decary M. Artificial intelligence in healthcare: an essential guide for health leaders. *Healthc Manage Forum.* 2020;33(1):10–18.
15. van der Schaar M, Alaa A, Floto A, Gimson A, Scholtes S, Wood A, et al. How artificial intelligence and machine learning can help healthcare systems respond to COVID-19 and future pandemics. *Nat Med.* 2021;27(5):732–738.