



AI in critical care: A roadmap to the future

J.D. Workum ^{a,b,c}, G. Meyfroidt ^d, J. Bakker ^{a,e}, C. Jung ^{f,g}, J.M. Tobin ^h, D. Gommers ^{a,b}, P.W.G. Elbers ⁱ, J.G. van der Hoeven ^j, M.E. Van Genderen ^{a,b,*}

Искусственный интеллект в интенсивной терапии: дорожная карта в будущее

Перевод А.В. Ветровой



AI in critical care: A roadmap to the future

J.D. Workum ^{a,b,c}, G. Meyfroidt ^d, J. Bakker ^{a,e}, C. Jung ^{f,g}, J.M. Tobin ^h, D. Gommers ^{a,b}, P.W.G. Elbers ⁱ, J.G. van der Hoeven ^j, M.E. Van Genderen ^{a,b,*}

^a Department of Adult Intensive Care, Erasmus University Medical Center, Rotterdam, the Netherlands

^b Erasmus MC Datahub, Erasmus University Medical Center, Rotterdam, the Netherlands

^c Department of Intensive Care, Elisabeth-Tweesteden Hospital, Tilburg, the Netherlands

^d Department and Laboratory of Intensive Care Medicine, University Hospitals Leuven and KU, Leuven, Belgium

^e Pontificia Universidad Católica de Chile, Department of Intensive Care, Santiago, Chile

^f Medical Faculty, Department of Cardiology, Pulmonology and Vascular Medicine, Heinrich-Heine-University Düsseldorf, Düsseldorf, Germany

^g Cardiovascular Research Institute Düsseldorf (CARID), Düsseldorf, Germany

^h Department of Anesthesiology, University of Texas Health at San Antonio, San Antonio, USA

ⁱ Department of Intensive Care Medicine, Amsterdam Medical Data Science (AMDS), Amsterdam Cardiovascular Science (ACS), Amsterdam Institute for Infection and

Immunity (AII), Amsterdam Public Health (APH), Amsterdam UMC, University of Amsterdam, Vrije Universiteit, Amsterdam, the Netherlands

^j Department of Intensive Care Medicine, Radboud University Medical Center, Nijmegen, the Netherlands

Краткий обзор

Искусственный интеллект (ИИ) способен произвести революцию в медицине интенсивной терапии, улучшив уход за пациентами, улучшив распределение ресурсов и сократив нагрузку на врачей. Несмотря на это обещание, многие приложения ИИ по-прежнему используются в научных исследованиях, а не в повседневной клинической практике. Цель этой статьи - помочь реаниматологам подготовить себя и свои отделения интенсивной терапии (ОИТ) к внедрению искусственного интеллекта. Здесь представлен всебъемлющий, но практичный подход, подробно описывающий методы ИИ, приложения, принципы ответственного использования ИИ, общие препятствия и стратегии внедрения.

Мы предлагаем трехуровневый подход к внедрению ИИ, основанный на оценке рисков, начиная с административного ИИ с низким уровнем риска и низкой сложностью, переходя к логистическому ИИ и, наконец, интегрируя медицинский ИИ в качестве системы поддержки принятия клинических решений. Это обеспечивает постепенное развитие навыков применения ИИ, техническую готовность отделения интенсивной терапии к применению ИИ, постепенную демонстрацию ценности и приведение в соответствие с меняющимися нормативными стандартами. Для каждого проекта ИИ необходимо внедрять принципы пользования ИИ и надлежащим образом учитывать их на протяжении всего цикла использования ИИ, от разработки до валидации, внедрения и масштабирования. Следует активно устранять распространенные препятствия на пути внедрения ИИ, включая технические проблемы (такие как качество данных и проблемы взаимодействия), организационные проблемы (такие как отсутствие четкого видения и стратегии) и клинические проблемы (такие как недостаточная грамотность персонала в области применения ИИ).

Следуя этому плану, отделения интенсивной терапии могут добиться устойчивой интеграции искусственного интеллекта, что в конечном итоге улучшит результаты лечения пациентов и опыт врачей. Будущее реанимации и интенсивной терапии заключается в ответственном и стратегическом внедрении искусственного интеллекта, при этом врачи интенсивной терапии будут играть центральную роль в его использовании.

1. Введение

Хотя реанимационная помощь составляет лишь небольшую часть системы здравоохранения, она составляет непропорционально большую часть бюджета больницы [1]. Более тревожно, что большая часть финансов тратится на пациентов, которые больше всего нуждаются в поддержке органов и в конечном итоге не выживают, или что выжившие пациенты в конечном итоге покидают больницу со значительным снижением качества их жизни до наступления критического состояния



[2,3]. В конечном счете, это связано со сложными и тяжелыми состояниями многих поступающих пациентов, а также с ограниченностью во времени, в течение которого необходимо принимать клинические решения и начинать эффективную терапию. Это осложняется значительными объемами данных, получаемых в результате наблюдения за этими пациентами, и нашими ограниченными возможностями по обработке этих данных [4].

Использование искусственного интеллекта (ИИ) в реанимации и интенсивной терапии может оказаться важным фактором в оказании качественной помощи, хотя до сих пор большинство усилий по использованию ИИ были направлены на прогностическое моделирование [5,6]. Тем не менее, эти модели обладают потенциалом для улучшения обслуживания пациентов за счет улучшения диагностики, планирования лечения и распределения ресурсов. Использование искусственного интеллекта у постели больного для руководства лечения путем итеративного анализа предыдущих процедур станет следующим шагом в цифровой трансформации ухода за пациентами. Однако прогресс в области внедрения искусственного интеллекта в реанимации и интенсивной терапии запаздывает, поскольку только 2% разработанных моделей искусственного интеллекта оказываются у постели больного, и за последние годы никакого прогресса не наблюдалось [5]. Причины включают отсутствие внешней валидации и проспективных исследований, неадекватную интеграцию рабочего процесса, громоздкое законодательство, ограниченную окупаемость инвестиций и медленное внедрение в клиническую практику. В области интенсивной терапии некоторые из этих барьеров и потенциальных решений были выявлены недавно группой экспертов, которые сосредоточились на использовании данных, ориентированных на человека, обучении врачей, стандартизации данных, сотрудничестве и управлении [7]. Однако многие реаниматологи сообщают, что они просто не знают, с чего начать, когда дело доходит до внедрения искусственного интеллекта в их отделении интенсивной терапии.

Учитывая эти высокие ожидания и трудности при внедрении, был подготовлен всеобъемлющий обзор и план будущего внедрения ИИ в реанимации, в которых основное внимание уделялось практическим шагам по реальному использованию ИИ в клинической практике. Это включает в себя подробное описание различных областей разработки и внедрения, а также текущих препятствий, чтобы быстро ознакомить читателя с текущим состоянием и возможным светлым будущим. Кроме того, цель состояла в том, чтобы предоставить практическое руководство для реаниматологов, как эффективно разрабатывать стратегию, готовиться к использованию ИИ и внедрять его в отделении интенсивной терапии.

2.Методы ИИ

Первое систематическое использование искусственного интеллекта в реанимации началось два-три десятилетия назад, параллельно с оцифровкой медицинских карт и растущей доступностью клинических данных высокого качества в отделениях интенсивной терапии. В этом контексте ИИ в первую очередь управляет машинным обучением (machine learning - ML), предоставляя высокоинтегративные, сверхбыстрые алгоритмы, которые учатся на основе данных для выполнения таких задач, как прогнозирование, классификация и принятие решений, не полагаясь на явное программирование. ML включает в себя различные подходы, такие как обучение под наблюдением, без присмотра и с подкреплением.

Контролируемые методы ML, такие как регрессионные модели, деревья решений, случайные леса, методы опорных векторов и искусственные нейронные сети, обучаются на основе помеченных данных и обычно используются для создания прогнозных моделей. Примеры включают прогнозирование сепсиса и риска повторной госпитализации или смерти после выписки из отделения интенсивной терапии [8,9]. Параллельно неконтролируемые методы, такие как кластеризация, используют немаркованные обучающие данные для выявления скрытых закономерностей. Эти модели обычно используются для фенотипирования пациентов, например, при сепсисе или ОРДС, чтобы помочь выявить неоднородность эффектов лечения [10,11]. Алгоритмы ML использовались и продолжают использоваться для прогнозирования исходов (например, смертности, продолжительности пребывания в стационаре), классификации



болезненных состояний, выявления физиологических закономерностей и идентификации подгрупп пациентов на основе сложных многомерных наборов данных [12]. При обучении с подкреплением алгоритм изучает оптимальные стратегии лечения, взаимодействуя с данными о пациентах и получая обратную связь в виде вознаграждений или штрафов за принятые решения, с целью максимизации долгосрочных результатов лечения пациентов. Этот метод перспективен для поддержки принятия клинических решений [13,14]. Чтобы улучшить принятие клинических решений, моделирование причинно-следственных связей оценивает причинно-следственный эффект вмешательства на исход, предоставляя более действенную информацию, чем только корреляция [15].

Этот ранний этап внедрения ИИ в реанимацию заложил основу для инноваций, основанных на данных. Благодаря недавним достижениям в области вычислительной мощности, доступности данных и архитектуры моделей, стали доступны более сложные инструменты, такие как генеративный ИИ. Генеративный ИИ и, в частности, большие языковые модели (Large Language Models - LLM) - это модели ML с глубоким обучением, которые демонстрируют огромные перспективы в условиях отделения интенсивной терапии, выполняя широкий спектр задач, от административной поддержки до поддержки принятия клинических решений [16]. Эти модели обладают огромным потенциалом в различных областях применения, но влекут за собой новые риски, такие как «галлюцинации» или же «глюки» (фабрикация ложной информации) и неправильное толкование (неспособность точно понять намерение или контекст, приводящие к ложному выводу), что потенциально ставит под угрозу безопасность пациента. Поэтому клиническая валидация всех приложений LLM в здравоохранении, независимо от конкретного случая использования, имеет важное значение. Ожидается, что генеративный ИИ приведет к трансформационным изменениям в обществе и профессиональных областях, включая медицину и интенсивную терапию.

Все эти методы показывают, как ИИ может поддерживать принятие клинических решений с помощью анализа данных [17]. Предоставляя ИИ-моделям потоки данных (почти) в режиме реального времени, становится возможным прогнозировать ухудшение состояния пациента и поддерживать активные вмешательства. Такие вероятностные, индивидуальные оценки потенциально могут существенно расширить клиническую практику.

3.Клиническое применение

Различные методы ML имеют широкий спектр применения в различных областях. В здравоохранении полезно разделить эти приложения на три отдельные группы, каждая из которых характеризуется все более высоким уровнем риска и сложности: административный ИИ, логистический ИИ и медицинский ИИ.

3.1.Административный ИИ

Административный ИИ относится к применению ИИ для административной поддержки в документировании и коммуникации, например, для составления ответов пациентам или обобщения клинических заметок [18,19]. Наиболее перспективной новой технологией является ambient listening (активное внешнее прослушивание), которая объединяет транскрипцию с обобщением на основе LLM для автоматического преобразования клинических бесед в заметки. Это обладает значительным потенциалом для снижения административной нагрузки, экономии времени и снижения эмоционального выгорания медицинских работников [20,21]. Внешнее прослушивание может быть дополнительно расширено для составления заметок для пациентов или их семей, последующих распоряжений, отдельных данных и стандартизованных кодов. В отделении интенсивной терапии оно представляет особый интерес для семейных бесед, повышения качества документации на междисциплинарных совещаниях или во время обходов [16].

Генеративный ИИ для административных целей обычно не требует переподготовки на основе местных клинических данных, в отличие от моделей, используемых в логистическом или медицинском ИИ [22]. Поскольку они напрямую не влияют на клинические решения, они несут



низкий риск для безопасности пациентов. Однако, учитывая их склонность к «галлюцинациям» и неправильному толкованию, клиническая проверка остается важной. Кроме того, в зависимости от их предполагаемого назначения, не все административные инструменты искусственного интеллекта могут рассматриваться как программное обеспечение для медицинского оборудования (MDSW в Европейском союзе (ЕС) или SaMD в США) в соответствии с действующими правилами. Это делает административный ИИ практической отправной точкой с низким уровнем риска для отделений интенсивной терапии, начинающих интеграцию ИИ. Однако низкий риск не следует приравнивать к низкой стоимости, поскольку для развертывания LLM все еще может потребоваться значительная вычислительная инфраструктура или сертифицированные облачные решения. Тем не менее, их относительная простота проверки и потенциал снижения административной нагрузки делают их ценным первым шагом на пути к более широкому внедрению искусственного интеллекта.

3.2. Логистический ИИ

Логистический ИИ направлен на улучшение работы отделения интенсивной терапии за счет использования предыдущих данных для прогнозирования движения пациентов или предоставления обобщенной информации для планирования и распределения ресурсов. На уровне пациента модели могут прогнозировать продолжительность пребывания в отделении интенсивной терапии, продолжительность искусственной вентиляции легких или дату назначения выписки, чтобы помочь предвидеть потребности в уходе и оптимизировать поток пациентов. На совокупном уровне логистический ИИ может прогнозировать количество пациентов, нагрузку медсестер и требуемую численность персонала на будущие смены или дни, позволяя бригадам отделения интенсивной терапии корректировать графики работы персонала и управлять наличием коек [23].

По сравнению с административным ИИ, логистические приложения представляют большую техническую сложность, включая точные данные с отметками времени и интеграцию (почти) в режиме реального времени с IT-инфраструктурой больницы. Однако, поскольку эти модели поддерживают оперативное планирование и распределение ресурсов, а не принятие клинических решений для отдельных пациентов, они часто не рассматриваются как программное обеспечение для медицины. Таким образом, логистический ИИ является важным следующим шагом в развитии ИИ в отделении интенсивной терапии.

3.3. Медицинский ИИ

Медицинский ИИ включает в себя приложения, которые поддерживают принятие клинических решений, используя данные на уровне пациента для планирования диагностики, лечения и прогнозирования для отдельных пациентов. Эти системы выходят за рамки документации и оперативной поддержки и непосредственно управляют индивидуальным уходом за пациентами, что делает их самой сложной категорией ИИ с высоким уровнем риска в отделении интенсивной терапии. Существуют различные примеры медицинского ИИ в отделении интенсивной терапии, такие как модели ИИ, которые предсказывают острое повреждение почек (ОПП), риск повторной интубации на основе времени экстубации или смертность через 1 год после выписки из отделения интенсивной терапии [24-26].

Медицинские ИИ, управляющие клиническими решениями, считаются программным обеспечением для медицинской отрасли и подлежат особому надзору со стороны регулирующих органов, таких как Регламент по медицинскому оборудованию (MDR) и Закон об ИИ в ЕС, которые требуют клинической валидации, мониторинга эффективности и снижения рисков [27]. На практике интеграция медицинского искусственного интеллекта в рабочий процесс отделения интенсивной терапии требует не только технической готовности, но и доверия врачей, образования и четких структур подотчетности.

3.4. Гибридный искусственный интеллект

В ближайшие годы ожидается появление четвертой категории: гибридного ИИ, в котором административные, логистические и медицинские приложения ИИ будут интегрированы в единую систему. Гибридный ИИ сочетает в себе сильные стороны детерминированных моделей машинного обучения с вероятностным генеративным ИИ, таким как большие языковые модели (LLM), тем



самым преодолевая ограничения каждого подхода [16]. В то время как модели ML выполняют структурированные аналитические задачи, такие как прогнозирование рисков или стратификация пациентов, LLM могут выступать в качестве их переводчиков, преобразуя сложные алгоритмические результаты в четкие, понятные человеку объяснения. Такая синергия не только улучшает интерпретируемость и коммуникацию, но и укрепляет доверие врачей и снижает риск получения непрозрачных или неверно истолкованных результатов. Объединяя различные компоненты искусственного интеллекта посредством контуров обратной связи, гибридный искусственный интеллект обеспечивает более адаптивную, прозрачную и ориентированную на пользователя поддержку в отделениях интенсивной терапии, что позиционирует его как потенциально преобразующий шаг в цифровой эволюции интенсивной терапии.

3.5. Трехуровневый подход

Для отделений интенсивной терапии, приступающих к внедрению ИИ, мы предлагаем иерархический, трехуровневый подход, переходящий от административного к логистическому и медицинскому ИИ (рис. 1). Каждая категория сопряжена с возрастающими уровнями риска и сложности и, следовательно, требует различных тактик для успешного внедрения. Риски включают безопасность пациентов, сбои в работе и юридическую ответственность, в то время как сложность связана с техническими проблемами, такими как доступность данных и совместимость, а также с организационными проблемами, такими как интеграция рабочих процессов, грамотность в области искусственного интеллекта и доверие. Административный ИИ сопряжен с минимальным риском для безопасности пациентов и технической сложностью, обеспечивая при этом высокую отдачу, что делает его идеальной отправной точкой. Логистический ИИ связан с умеренной технической и организационной сложностью, но часто обеспечивает конкретную ценность для бизнеса при планировании и распределении ресурсов. Медицинский искусственный интеллект, который непосредственно управляет процессом принятия клинических решений, требует соблюдения самых строгих стандартов валидации, функциональной совместимости и доверия врачей.



Рис. 1. Трехуровневый подход к внедрению искусственного интеллекта

Это постепенное наращивание является одновременно и рискованным, и стратегически обоснованным. Во-первых, оно обеспечивает последовательное развитие навыков использования ИИ среди медицинских работников и облегчает внедрение [28-30]. Во-вторых, это позволяет демонстрировать дополнительную ценность, когда первые победы в административной и логистической областях помогают оправдать будущие инвестиции в приложения с более высоким уровнем риска. В-третьих, это согласуется с меняющимся регулятивным ландшафтом, таким как



Закон ЕС об искусственном интеллекте, который предъявляет все более жесткие требования по мере того, как приложения переходят от ограниченного к высокорискованному медицинскому применению [31,32]. Однако следует отметить, что эта последовательная модель применима к клиническому внедрению ИИ; разработка и обучение врачей не обязательно должны проходить в одном и том же порядке. Чтобы избежать ненужных задержек, рекомендуется начинать более продвинутую разработку ИИ как можно раньше и проводить широкое обучение, даже в изолированных условиях. Тем не менее, для клинического внедрения этот поэтапный подход, ориентированный на риски, обеспечивает безопасную и устойчивую интеграцию искусственного интеллекта в интенсивную терапию.

4. Ответственный ИИ

Жизненный цикл ИИ в здравоохранении охватывает период от разработки до внедрения и мониторинга после внедрения. Полезно различать этапы разработки, валидации, внедрения и масштабирования, поскольку каждый из них сопряжен с определенными проблемами (рис. 2). Ответственный или заслуживающий доверия ИИ предполагает интеграцию законных, этических и надежных стандартов на протяжении всего жизненного цикла [33]. Международное консенсусное руководство определяет эти стандарты с помощью шести основных принципов – справедливости, универсальности, отслеживаемости, удобства использования, надежности и объяснимости – каждый из которых включает в себя четко определенные требования, а также общие меры [34]. Хотя эти принципы применимы ко всем этапам жизненного цикла ИИ, их относительная важность различна. Соблюдение этих принципов имеет решающее значение для обеспечения безопасности, справедливости и эффективности систем ИИ в здравоохранении. Взаимодействие с сетями сотрудничества, ориентированными на ответственный ИИ, такими как Европейская инициатива TRAIN или Коалиция за ИИ в области здравоохранения (Coalition for Health AI - CHAI), может быть полезным для повышения качества, безопасности и надежности ИИ в здравоохранении [35,36]. В следующих параграфах освещаются важные аспекты ответственного ИИ на протяжении всего жизненного цикла ИИ.



Рис. 2. Этапы жизненного цикла ИИ для проекта в соответствии с принципами, заслуживающими доверия. F = Справедливость, U (синий) = Универсальность, T = Отслеживаемость, U (зеленый) = Удобство использования, R = Надежность и E = Объяснимость. (Для расшифровки ссылок на цвет в подписи к рисунку читатель может ознакомиться с веб-версией этой статьи.)



4.1. Этап разработки

Этап разработки жизненного цикла ИИ включает сбор данных, предварительную их обработку (т.е. очистку, стандартизацию и обогащение), выбор модели, обучение и настройку. Целью является разработка прототипа. Ключевые принципы ответственного ИИ здесь связаны со справедливостью и объяснимостью. Наборы данных должны быть высококачественными, репрезентативными и всеобъемлющими, чтобы предотвратить структурные искажения [37]. Искаженные данные могут привести к созданию моделей, которые будут неэффективны для недопредставленных групп пациентов, особенно для меньшинств, что усугубляется алгоритмической предвзятостью. Задокументированный пример включает алгоритм прогнозирования риска, который постоянно недооценивал тяжесть заболевания у чернокожих пациентов, поскольку он основывался на затратах на здравоохранение, а не на бремени болезней [38]. Исторически сложилось так, что чернокожие пациенты несли меньшие расходы на лечение аналогичных заболеваний из-за неравного доступа к медицинской помощи, что приводило к систематическому занижению их истинных потребностей. Это подчеркивает важность проведения предвзятых оценок для оценки представленности населения и потенциальных неблагоприятных последствий для конкретных групп. Следует поощрять инициативы, способствующие объективному сбору данных, и такие методы, как объединенное обучение [39,40]. Кроме того, при разработке модели следует учитывать интерпретируемость модели, включая понятные алгоритмы для обеспечения клинического доверия. Прозрачность процесса разработки должна быть задокументирована и доступна. Использование таких руководств по отчетности, как TRIPOD-AI, TRIPOD-LLM и DEAL, гарантирует воспроизводимость и аудиируемость моделей [41-43].

Пути развития в разных учреждениях могут отличаться. Хотя многие больницы будут внедрять инструменты искусственного интеллекта, разработанные внешними поставщиками, некоторые организации здравоохранения, такие как академические медицинские центры, обладающие собственным опытом в области обработки данных, могут принять решение о создании собственных моделей. Гибридная модель, сочетающая продукты поставщиков с инструментами внутренней разработки, в конечном счете может обеспечить наиболее гибкий и устойчивый подход для этих учреждений.

4.2. Этап валидации

Этап валидации необходим для тестирования прототипа в клинических условиях в качестве подтверждения концепции. Он начинается с внешней валидации, оценки ИИ-модели на независимом наборе данных, который не использовался при разработке, предпочтительно в нескольких независимых группах. Если внешняя валидация не проводилась в целевом отделении интенсивной терапии, рекомендуется провести повторную калибровку модели перед внедрением. Цель состоит в том, чтобы оценить надежность и универсальность прототипа, а также оценить, насколько надежно и точно он работает в новых клинических условиях. В частности, для генеративного ИИ клиническая валидация включает оценку и исправление «галлюцинаций», неправильных интерпретаций и соответствующей недостающей информации. На этом этапе рекомендуется сформулировать ценностное предложение и выполнить проверку на соответствие нормативным требованиям.

После валидации модель может быть внедрена в клинике, что обычно описывается как один из этапов внедрения с мониторингом после внедрения. Однако более практично различать два разных этапа - внедрение и масштабирование, поскольку ответственные платформы искусственного интеллекта предполагают постепенное внедрение, и каждый из них сопряжен с уникальными проблемами.

4.3. Этап внедрения

Мы определяем этап внедрения как первую перспективную интеграцию модели искусственного интеллекта в реальный клинический рабочий процесс, обычно в рамках пилотной структуры с ограниченным количеством пользователей. Внедрение сосредоточено на удобстве использования и объяснимости, то есть на грамотности клиницистов в области искусственного интеллекта,



интеграции рабочего процесса, обратной связи с пользователями и оценке ценности с помощью ключевых показателей эффективности.

4.4. Этап масштабирования

После успешного внедрения в рамках одной группы пользователей или отдела, этап масштабирования включает в себя расширение использования среди нескольких конечных пользователей, отделов или систем здравоохранения, уделяя особое внимание принципу прослеживаемости. Адекватное масштабирование требует управления на уровне больницы с внедрением систем долгосрочного мониторинга для выявления изменений в производительности, вызванных дрейфом, изменениями в группах пациентов, изменениями в рабочем процессе или обновлениями моделей [44]. Это общая ответственность организации здравоохранения и разработчика ИИ.

Всеобъемлющие общие меры, которые важно обеспечить на протяжении всего жизненного цикла, включают конфиденциальность и безопасность, постоянное соблюдение соответствующего законодательства (например, в ЕС, GDPR, MDR и Закона об искусственном интеллекте) и этических принципов [45]. Сочетая эти принципы на протяжении всего жизненного цикла ИИ, мы обеспечиваем ответственное использование ИИ в наших отделениях интенсивной терапии.

5. Препятствия на пути внедрения

По мере того, как первые приложения ИИ оказываются у постели больного, больницы и отделения интенсивной терапии выявляют общие препятствия на пути внедрения. В широком смысле их можно разделить на технические, организационные и клинические препятствия.

5.1. Технические препятствия

Переход от административных к логистическим и медицинским приложениям требует все более высоких требований к качеству данных и функциональной совместимости. Во время развертывания качественные данные, а также выходные данные модели должны быть доступны в режиме реального времени через прямое подключение к электронной медицинской карте (Electronic Health Record - EHR) или системам управления данными пациентов (Patient Data Management Systems - PDMS). Кроме того, больнице необходима техническая инфраструктура для работы с поставщиками искусственного интеллекта, такие как конвейеры интеграции, вычислительные ресурсы и совместимость с интерфейсом прикладного программирования (Application Programming Interface - API). Эти требования усиливаются при развертывании крупномасштабных моделей искусственного интеллекта, для которых часто требуется значительная локальная вычислительная инфраструктура или безопасные сертифицированные облачные решения. Хотя эти инвестиции могут быть значительными, они являются основой для устойчивой интеграции искусственного интеллекта.

На практике многие инструменты искусственного интеллекта выходят из строя из-за трудностей с доступом к структурированным данным в режиме реального времени. Поэтому создание надежных конвейеров извлечения, преобразования и загрузки (Extract-Transform-Load - ETL) так же важно, как и сами модели. Эти конвейеры позволяют извлекать разнородные данные из больничных систем, стандартизировать и согласовывать их, а затем предоставлять для использования у постели больного. Без этой возможности даже самый точный алгоритм не может быть использован в клинической практике.

Помимо технической инфраструктуры, успешное внедрение требует тесного сотрудничества между ИТ-инженерами больниц, специалистами по обработке данных и клиницистами. Такое сотрудничество гарантирует, что модели легко интегрируются в существующие рабочие процессы и что данные передаются автоматически, не увеличивая нагрузку на врачей.

5.2. Организационные препятствия

Важным организационным препятствием является неясность видения и стратегии в области искусственного интеллекта со стороны медицинских организаций, что приводит к фрагментации



инициатив, отсутствию расстановки приоритетов, неправильному распределению ресурсов, слабому вовлечению клиник и ограниченной масштабируемости. Больница должна позиционировать себя на инновационном пути как новатор; ранний приверженец; раннее большинство; припозднившееся большинство или отстающая [46]. Это помогает установить реалистичные ожидания и облегчает обсуждение уровня амбиций. Организации, позиционирующие себя как новаторы или первопроходцы, должны подкреплять свои амбиции ощутимыми инвестициями в инфраструктуру, персонал и управление.

Четкие рекомендации по приобретению и внедрению инструментов ИИ облегчают их внедрение. Помогает предыдущий опыт работы с проектами ИИ, поскольку сотрудники по информационной безопасности уже будут решать проблемы, связанные с правовыми и регулятивными аспектами ИИ (например, GDPR, MDR, Закон ЕС об ИИ) [29]. Без поддержки и опыта всей больницы лидировать в отделении интенсивной терапии будет непросто.

5.3. Клинические препятствия

Важные клинические препятствия включают несоответствие между клиническими потребностями и предлагаемыми решениями с использованием искусственного интеллекта, недостаточную грамотность в области использования ИИ среди клиницистов и опасения по поводу ответственности, что способствует отсутствию доверия к системам с использованием искусственного интеллекта [30]. Для успешного внедрения соберите энтузиастов, которые могут выступить в качестве послов для привлечения внимания и укрепления доверия коллег, выберите варианты использования с низким уровнем риска / сложности и высокой отдачей, такие как административный ИИ, и уделите приоритетное внимание повышению общей грамотности в области ИИ. Надлежащая интеграция рабочего процесса и удобство работы пользователей с существующими системами (EHR/PDMS) являются ключевыми факторами успешного внедрения.

Неопределенность в отношении юридической ответственности остается основным препятствием для внедрения ИИ [17]. Конечная ответственность за клинические решения и любой последующий ущерб лежит на врачах, независимо от того, следуют ли они рекомендациям ИИ или нет. Такая ситуация ставит клиницистов в сложное положение: они могут быть привлечены к ответственности за неблагоприятные исходы как при следовании рекомендациям ИИ, так и при игнорировании рекомендаций ИИ, если их собственное суждение впоследствии окажется неверным. Без четких правовых и этических рамок такая двусмысленность подрывает доверие и препятствует внедрению ИИ в клиническую практику. Для решения этой проблемы необходимы четкие соглашения между поставщиками искусственного интеллекта, медицинскими организациями и клиницистами, определяющие общую ответственность и разъясняющие порядок подотчетности в случае ошибок. Поскольку нормативно-правовая база, такая как Закон ЕС об искусственном интеллекте и MDR, продолжает развиваться, эти изменения будут играть жизненно важную роль в определении стандартов ответственности и содействии ответственному внедрению.

Проблема ответственности усиливается, когда системам искусственного интеллекта не хватает прозрачности или объяснимости, то есть когда клиницист не может понять, как ИИ пришел к своим рекомендациям. Таким образом, для приложений с более высоким уровнем риска, таких как поддержка принятия клинических решений, объяснимый искусственный интеллект (explainable AI - xAI) является важным фактором доверия врачей, поскольку в его рамках особое внимание уделяется прозрачности, интерпретируемости и понятности [47]. Однако у xAI также есть свои ограничения. Во-первых, часто существуют компромиссы между интерпретируемостью и производительностью модели, поскольку более простые и прозрачные модели могут привести к потере точности по сравнению с более сложными, не поддающимися интерпретации моделями. Во-вторых, модельные объяснения иногда могут быть неверно истолкованы как причинно-следственные, даже если они просто отражают корреляции, что может создать ложное чувство уверенности или привести к необоснованным клиническим действиям [48]. Таким образом, для обеспечения прочного доверия xAI следует дополнить повышением грамотности в области искусственного интеллекта и заключением соглашений об ответственности поставщиков. Однако, возможно, потребуется реформа правовой системы.



6. Готовность к ИИ в отделении интенсивной терапии

По мере того, как ИИ в реанимации переходит от научных исследований к повседневной практике, отделения интенсивной терапии получают возможность внедрять структурированную, ответственную и учитывающую контекст стратегию внедрения. Основываясь на предыдущих разделах, в которых подробно описываются клинические применения, ответственный ИИ и общие барьеры при внедрении, в этом параграфе излагается практический путь для руководителей отделений интенсивной терапии по эффективной интеграции ИИ (таблица 1).

Таблица 1. План по обеспечению готовности к ИИ в отделении интенсивной терапии.

1. Определите свое стратегическое видение и позиционирование

- Уточните конкретные цели вашего ОИТ в области ИИ (например, снизить нагрузку на документацию, скорректировать поток пациентов, усилить поддержку принятия решений).
- Выберите реалистичную позицию вашего ОИТ на пути инноваций как новатор; ранний приверженец; раннее большинство; припозднившееся большинство или отстающая
- Согласуйте с более широкими целями цифровой трансформации больниц.
- Привлеките руководство на ранней стадии (медицинское, ИТ, административное).

2. Начните с приложений с низким уровнем риска и высокой отдачей

- Начните с административного ИИ: простота внедрения, низкий риск, быстрая окупаемость инвестиций.
 - Пример: документация по окружающей среде или сводки о выбросах, генерированные ИИ.
- Используйте ранние победы для укрепления доверия и придания импульса.

3. Сосредоточьтесь на фундаменте

- Оцените вашу текущую цифровую инфраструктуру (совместимость с системой ЕНР, качество данных, ИТ-поддержку).
- Оцените грамотность персонала в области применения ИИ и инициируйте целенаправленное обучение.
- Сформируйте междисциплинарную команду по внедрению ИИ (клиницисты, специалисты по обработке данных, ИТ, юристы, этики).

4. Оцените готовность искусственного интеллекта и выявите пробелы

- Используйте структурированный инструмент/контрольный список для оценки следующих параметров:
 - Доступность и качество данных
 - Знания и отношение персонала
 - Существующие узкие места в рабочем процессе
 - Механизмы управления и соблюдения нормативных требований
- Выявляйте критические пробелы и определяйте их приоритетность.

5. Выберите правильные варианты использования и партнеров

- Выбирайте варианты использования в соответствии с уровнем готовности, стратегическими целями и клиническими потребностями.
- Избегайте “блестящих” или чрезмерно сложных решений; вместо этого:
 - Сосредоточьтесь на клинически значимых инструментах, совместимых с рабочим процессом.
 - По возможности используйте проверенные решения для искусственного интеллекта с маркировкой CE или FDA.
- Учитесь у коллегиальных институтов: тематических исследований, сетей, первых пользователей.

6. Разработайте ответственный путь внедрения

- Перейдите к поэтапному внедрению:
 - Подтверждение концепции → Пилотный проект (мелкомасштабный) → Повторение → Увеличение масштаба.
- Внедряйте принципы ответственного использования ИИ на каждом этапе.

7. Создайте системы долгосрочного управления и мониторинга

- Создайте структуры управления ИИ на уровне ОИТ и больниц.
- Обеспечьте постоянный мониторинг производительности и управление обновлениями.
- Планируйте масштабирование более высокого риска/сложности (например, переходите со временем от административного к логистическому и медицинскому ИИ).

8. Распространенные ошибки, которых следует избегать

- Чрезмерное инвестирование в инструменты с высоким уровнем риска без предварительной подготовки.
- Неспособность привлечь клиницистов или игнорирование рабочего процесса.
- Недооценка потребностей в качестве данных и интероперабельности.
- Разворачивание непроверенных моделей приводит к снижению производительности.



- Отсутствие постоянной проверки и мониторинга после развертывания.

9. Извлекайте уроки из опыта первых пользователей

- Используйте информацию, полученную от учреждений, успешно внедривших ИИ:
 - Что они сделали правильно (например, пилотный проект, поддержка заинтересованных сторон).
 - Чего бы они, оглядываясь назад, избежали (например, плохого согласования с поставщиками, чрезмерной инженерии, неэффективных вариантов использования).
- Используйте сети (например, общества интенсивной терапии, организации по сотрудничеству в области искусственного интеллекта), чтобы быть в курсе событий.

Начните с определения четкого стратегического видения и реалистичной позиции на пути инноваций, согласованной с целями организации. Начните с приложений с низким уровнем риска и высокой отдачей, таких как административный искусственный интеллект, чтобы завоевать доверие и продемонстрировать ценность, но при этом заслуживающих клинической проверки. Уделяйте первоочередное внимание базовой готовности, такой как качество данных, совместимость и грамотность персонала в области применения искусственного интеллекта. Выбирайте варианты использования, соответствующие уровню готовности отделения интенсивной терапии, целям и клиническим потребностям, отдавая предпочтение проверенным инструментам, совместимым с рабочим процессом, с четкой окупаемостью инвестиций. Внедряйте постепенно: начните с малого, оценивайте производительность, собирая отзывы и ответственно подходите к масштабированию. Внедряйте принципы ИИ-будущего, основанные на надежном ИИ. Создайте структуру управления с непрерывным мониторингом, чтобы обеспечить долгосрочную безопасность и успех.

Избегайте распространенных ошибок: не переусердствуйте с использованием инструментов высокого риска без соответствующего уровня базовой готовности; привлекайте клиницистов на ранней стадии; соблюдайте требования к данным и функциональной совместимости; убедитесь, что модель поддается обобщению, проверяя, являются ли данные обучения репрезентативными для вашего отделения интенсивной терапии; и применяйте только проверенные извне модели, а также гарантируйте постоянную проверку и взаимодействие мониторинга.

Этот путь разработан для того, чтобы помочь избежать ошибок, свести к минимуму потери и использовать уроки, извлеченные из опыта первых пользователей. Следуя этому поэтапному, ориентированному на риски и этически обоснованному подходу, отделения интенсивной терапии могут добиться устойчивой интеграции искусственного интеллекта, что повышает качество медицинской помощи и опыт врачей.

7. Будущее

Текущие проблемы в отделении интенсивной терапии, такие как огромный поток данных, принятие ответственных решений в условиях нехватки времени, нехватка медицинских работников и сохраняющийся разрыв между инновациями и их внедрением, вряд ли исчезнут в одночасье. Однако, при условии целенаправленных и дальновидных действий, в следующем десятилетии отделение интенсивной терапии может кардинально преобразиться, и искусственный интеллект станет неотъемлемой частью повседневной практики. Ожидается, что административные процессы будут оптимизированы, что сократит время, затрачиваемое на документацию и координацию. Прогностические и генеративные модели искусственного интеллекта помогут клиническим бригадам, предоставляя своевременную и актуальную информацию для принятия решений, не перегружая врачей. Следовательно, специалисты по интенсивной терапии смогут уделять больше времени и внимания непосредственному уходу за пациентами. Мы подчеркивали, что успешное внедрение искусственного интеллекта в отделении интенсивной терапии - это не просто внедрение новой технологии, но и принятие стратегических и ответственных мер, описанных в этой статье. На протяжении всей этой трансформации роль реаниматолога будет оставаться центральной. Благодаря эффективному руководству реаниматологи могут руководить ответственной и эффективной интеграцией искусственного интеллекта в интенсивную терапию, поддерживая высокие стандарты оказания медицинской помощи и используя новые технологии для улучшения результатов лечения пациентов во всей больничной системе.



Заявление о вкладе каждого автора

J.D. Workum: Writing – review & editing, Writing – original draft, Visualization, Conceptualization.

G. Meyfroidt: Writing – original draft.

J. Bakker: Writing – original draft, Conceptualization.

C. Jung: Writing – review & editing.

J.M. Tobin: Writing – review & editing.

D. Gommers: Writing – review & editing.

P.W.G. Elbers: Writing – original draft.

J.G. van der Hoeven: Writing – review & editing, Conceptualization.

M.E. Van Genderen: Writing – review & editing, Writing – original draft, Supervision.

Заявление об одобрении этических норм

Для этого исследования не требовалось этического одобрения, поскольку в нем не участвовали люди, данные о пациентах или какие-либо подопытные животные, и оно состояло из обзора существующих данных и литературы.

Декларация о генеративном искусственном интеллекте и технологиях, поддерживаемых искусственным интеллектом, в процессе написания

В процессе написания рукописи некоторые авторы использовали GPT-4o (OpenAI) в лингвистических целях. Все авторы просмотрели и отредактировали материалы по мере необходимости и несут полную ответственность за содержание публикации.

Финансирование

Отсутствует

Заявление о конфликте интересов

Авторы заявляют, что у них нет известных конкурирующих финансовых интересов или личных связей, которые, по-видимому, могли бы повлиять на работу, описанную в данной статье.

Признание

Мы благодарим Hidde Hovenkamp (основателя и исполнительного директора Pacmed) за его вклад, основанный на личном опыте внедрения искусственного интеллекта в различных отделениях интенсивной терапии.

Источники

- [1] Tan SS, Bakker J, Hoogendoorn ME, et al. Direct cost analysis of intensive care unit stay in four European countries: applying a standardized costing methodology. *Value Health* 2012;15:81–6.
- [2] Hofhuis JGM, Spronk PE, Van Stel HF, Schrijvers GJP, Rommes JH, Bakker J. The impact of critical illness on perceived health-related quality of life during ICU treatment, hospital stay, and after hospital discharge: a long-term follow-up study. *Chest* 2008;133:377–85.
- [3] Tan SS, Hakkaart-Van Roijen L, Al MJ, et al. Review of a large clinical series: a microcosting study of intensive care unit stay in the Netherlands. *J Intensive Care Med* 2008;23:250–7.
- [4] Miller GA. The magical number seven, plus or minus two: some limits on our capacity for processing information. *Psychol Rev* 1994;101:343–52.
- [5] Berkhouit M, van Wijngaarden JJ, Workum JD, et al. Operationalization of artificial intelligence applications in the intensive care unit a systematic review key points +supplemental content. *JAMA Netw Open* 2025;8:2522866.
- [6] van de Sande D, van Genderen ME, Huiskens J, Gommers D, van Bommel J. Moving from bytes to bedside: a systematic review on the use of artificial intelligence in the intensive care unit. *Intensive Care Med* 2021;47:750–60.
- [7] Cecconi M, Greco M, Shickel B, et al. Implementing artificial intelligence in critical care medicine: a consensus of 22. *Crit Care* 2025;29:290.
- [8] Fleuren LM, Klausch TLT, Zwager CL, et al. Machine learning for the prediction of sepsis: a systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy. *Intensive Care Med* 2020;46:383–400.
- [9] Thoral PJ, Fornasa M, De Bruin DP, et al. Explainable machine learning on AmsterdamUMCdb for ICU discharge decision support: uniting intensivists and data scientists. *Crit Care Explor* 2021;3:E0529.
- [10] Seymour CW, Kennedy JN, Wang S, et al. Derivation, validation, and potential treatment implications of novel clinical phenotypes for Sepsis. *JAMA* 2019;321: 2003–17.



- [11] Meza-Fuentes G, Delgado I, Barbé M, Sánchez-Barraza I, Retamal MA, López R. Machine learning-based identification of efficient and restrictive physiological subphenotypes in acute respiratory distress syndrome. *Intensive Care Med Exp* 2025;13:1–11.
- [12] Komorowski M, Celi LA, Badawi O, Gordon AC, Faisal AA. The Artificial Intelligence Clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care. *Nat Med* 2018;24(11):1716–20.
- [13] Otten M, Jagesar AR, Dam TA, et al. Does reinforcement learning improve outcomes for critically ill patients? A systematic review and level-of-readiness assessment. *Crit Care Med* 2024;52:E79–88.
- [14] Roggeveen LF, el Hassouni A, de Groot HJ, Girbes ARJ, Hoogendoorn M, Elbers PWG. Reinforcement learning for intensive care medicine: actionable clinical insights from novel approaches to reward shaping and off-policy model evaluation. *Intensive Care Med Exp* 2024;12.
- [15] Smit JM, Krijthe JH, Kant WMR, et al. Causal inference using observational intensive care unit data: a scoping review and recommendations for future practice. *NPJ Digit Med* 2023;6:1–11.
- [16] Biesheuvel LA, Workum JD, Reuland M, van Genderen ME, Thoral P, Dongelmans D, Elbers P. Large language models in critical care. *J Intensive Med* 2024;5(2):113–8. <https://doi.org/10.1016/j.jointm.2024.12.001>. PMID: 40241839; PMCID: PMC11997603.
- [17] Grote T, Berens P. On the ethics of algorithmic decision-making in healthcare. *J Med Ethics* 2020;46:205–11.
- [18] Schoonbeek RC, Workum JD, Schuit SCE, Doornberg JN, Van Der Laan TP, Bootsma-Robroeks CMHHT. Completeness, Correctness and Conciseness of Physician-written versus Large Language Model Generated Patient Summaries Integrated in Electronic Health Records [preprint]. SSRN. 2024.
- [19] Tai-Seale M, Baxter SL, Vaida F, Walker A, Sitapati AM, Osborne C, Diaz J, Desai N, Webb S, Polston G, Helsten T, Gross E, Thackaberry J, Mandvi A, Lillie D, Li S, Gin G, Achar S, Hofflich H, Sharp C, Millen M, Longhurst CA. AI-Generated Draft Replies Integrated Into Health Records and Physicians' Electronic Communication. *JAMA Netw Open* 2024;7(4):e246565. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.6565>. PMID: 38619840; PMCID: PMC11019394.
- [20] Stults CD, Deng S, Martinez MC, et al. Evaluation of an ambient artificial intelligence documentation platform for clinicians. *JAMA Netw Open* 2025;8.
- [21] Duggan MJ, Gervase J, Schoenbaum A, et al. Clinician experiences with ambient scribe technology to assist with documentation burden and efficiency. *JAMA Netw Open* 2025;8:e2460637.
- [22] Workum JD, van de Sande D, Gommers D, van Genderen ME. Bridging the gap: a practical step-by-step approach to warrant safe implementation of large language models in healthcare. *Front Artif Intell* 2025;8.
- [23] Kohn R, Harhay MO, Weissman GE, et al. A data-driven analysis of Ward capacity strain metrics that predict clinical outcomes among survivors of acute respiratory failure. *J Med Syst* 2023;47.
- [24] Flechet M, Falini S, Bonetti C, et al. Machine learning versus physicians' prediction of acute kidney injury in critically ill adults: a prospective evaluation of the AKIpredictor. *Crit Care* 2019;23.
- [25] Fleuren LM, Dam TA, Tonutti M, et al. Predictors for extubation failure in COVID-19 patients using a machine learning approach. *Crit Care* 2021;25.
- [26] Jagesar AR, Otten M, Dam TA, et al. Comparative performance of intensive care mortality prediction models based on manually curated versus automatically extracted electronic health record data. *Int J Med Inform* 2024;188:105477.
- [27] Workum J, Krijgsman S, Vajda I, van Stokkum R, van den Brand J, Van Genderen M. Is my LLM Application Considered a Medical Device Under the MDR? [preprint]. SSRN preprints. 2025.
- [28] Gazquez-Garcia J, Sánchez-Bocanegra CL, Sevillano JL. AI in the health sector: systematic review of key skills for future health professionals. *JMIR Med Educ* 2025;11:e58161.
- [29] Wiljer D, Salhia M, Dolatabadi E, et al. Accelerating the appropriate adoption of artificial intelligence in health care: protocol for a multistep approach. *JMIR Res Protoc* 2021;10.
- [30] Shamszare H, Choudhury A. Clinicians' perceptions of artificial intelligence: focus on workload, risk, trust, clinical decision making, and clinical integration. *Healthcare (Switzerland)* 2023;11.
- [31] Aboy M, Minssen T, Vayena E. Navigating the EU AI act: implications for regulated digital medical products. *NPJ Digit Med* 2024;7.
- [32] Busch F, Kather JN, Johner C, et al. Navigating the European Union artificial intelligence act for healthcare. *NPJ Digit Med* 2024;7.
- [33] World Health Organization. Ethics Guidelines for Trustworthy AI | Shaping Europe's Digital Future. 2019.
- [34] Lekadir K, Feragen A, Fofanah AJ, et al. FUTURE-AI: International Consensus Guideline for Trustworthy and Deployable Artificial Intelligence in Healthcare. 2023.
- [35] Van Genderen ME, Kant IMJ, Tacchetti C, Jovinge S. Moving toward implementation of responsible artificial intelligence in health care: the European TRAIN initiative. *JAMA* 2025;333:1483–4.
- [36] Anderson B. How to bridge innovation and regulation for responsible AI in healthcare. *Nat Med* 2024;30:1231.
- [37] Pörtner B, Jung C, Meyfroidt G. Trash in/trash out? Using routinely collected clinical data for data science in the ICU: con. *Intensive Care Med* 2024;51:382–4.
- [38] Obermeyer Z, Powers B, Vogeli C, Mullainathan S. Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science* 1979;2019(366): 447–53.
- [39] Alderman JE, Palmer J, Laws E, et al. Tackling algorithmic Bias and promoting transparency in health datasets: the STANDING together consensus recommendations. *NEJM AI* 2025;2.
- [40] van Genderen ME, van de Sande D, Cecconi M, Jung C. Federated learning: a step in the right direction to improve data equity. *Intensive Care Med* 2024;50:1393–4.
- [41] Collins GS, Moons KGM, Dhiman P, Riley RD, Beam AL, Van Calster B, Ghassemi M, Liu X, Reitsma JB, van Smeden M, Boulesteix AL, Camaradou JC, Celi LA, Denaxas S, Denniston AK, Glocker B, Golub RM, Harvey H, Heinze G, Hoffman MM, Kengne AP, Lam E, Lee N, Loder EW, Maier-Hein L, Mateen BA, McCradden MD, Oakden-Rayner L, Ordish J, Parnell R, Rose S, Singh K, Wynants L, Logullo P. TRIPOD+AI statement: updated guidance for reporting clinical prediction models that use



- regression or machine learning methods. *BMJ* 2024; 385:e078378. <https://doi.org/10.1136/bmj-2023-078378> (Erratum in: *BMJ*. 2024 Apr 18;385:q902. PMID: 38626948; PMCID: PMC11019967).
- [42] Gallifant J, Afshar M, Ameen S, et al. The TRIPOD-LLM reporting guideline for studies using large language models. *Nat Med* 2025;31:60–9.
- [43] Tripathi S, Alkhulaifat D, Doo FX, et al. Development, Evaluation, and Assessment of Large Language Models (DEAL) Checklist: A Technical Report. *NEJM AI*; 2025.
- [44] van der Vorst JP, Smit JM, van de Sande D, et al. Importance of model governance in clinical AI models: case study on the relevance of data drift detection. *BMJ Digital Health & AI* 2025;1:e000046.
- [45] World Health Organization. Ethics and Governance of Artificial Intelligence for Health. Geneva: World Health Organization; 2021.
- [46] Rogers EM. Diffusion of Innovations. 5th ed. New York, NY: Free Press; 2003.
- [47] Joyce DW, Kormilitzin A, Smith KA, Cipriani A. Explainable artificial intelligence for mental health through transparency and interpretability for understandability. *NPJ Digit Med* 2023;6.
- [48] van Amsterdam WAC, van Geloven N, Krijthe JH, Ranganath R, Cin'a G. When accurate prediction models yield harmful self-fulfilling prophecies. *Patterns* 2025; 6.