

## **Opportunities for an integrated approach using AI in healthcare**

Chief Assist. Prof. Mariya Armyanova PhD  
University of Economics - Varna, Varna, Bulgaria  
armianova@ue-varna.bg

### **Abstract**

*AI is entering many areas, including healthcare to support diagnosis, treatment, management and prevention of diseases. The capabilities of various smart IoTs are used to collect data, monitor progress, and make recommendations. However, there is still no fully integrated system that would unite data from electronic health records, various diagnostic platforms, telemedicine services and smart IoT into a single system. The studies conducted on the improvement of patients' health and self-esteem are for short periods and cannot provide evidence of the benefit in the long term. In addition, there are a number of hindering factors for such a system, related to the processing of sensitive information, ensuring data security, standardizing the type and formats of collected data, as well as individual devices and platforms, the possibilities for equal access to resources and staff training, etc. In view of the possible applications and main limitations of AI technologies, a conceptual model of an integrated AI system in healthcare is proposed.*

*Keywords: Artificial intelligence, Healthcare, IoT, Explaining AI, Federated Learning, Machine Learning*

*JEL Code: C61, C88*

*DOI: 10.56065/IJUSV-ESS/2025.14.2.88*

### **Въведение**

Напредъкът в технологиите за изкуствен интелект (ИИ) и машинно обучение (МО) през последните години доведе до тяхното повсеместно приложение във всички сфери на икономиката и обществения живот (Aleksandrova, 2021). ИИ навлиза в много области, включително и в здравеопазването за подпомагане на диагностиката, лечението, управлението и превенцията на заболявания. Терминът ИИ е много широко понятие, което обхваща различни технологии. Важно е да се подчертаят основните технологии на ИИ по отношение на приложението им в областта на здравеопазването. Това са машинното обучение, невронни мрежи, дълбоко обучение, компютърно зрение, обработка на естествен език, IoT, блокчейн, федеративно обучение и роботика.

Използват се възможностите на различни умни устройства в IoT, за да се събират данни, да се следи за промените и лечението, да се дават препоръки. Обаче все още няма напълно интегрирана система, която да обединява данните от електронни здравни досиета, различни диагностични платформи, телемедицински услуги и IoT устройствата. Направените проучвания за подобряването на здравето и самочувствието на пациентите са за кратки периоди и не може да се дадат доказателства за ползата в дългосрочен план. Освен това има редица възпрепятстващи фактори за подобна система, свързани с обработката на чувствителна информация, осигуряване на сигурността на данните, стандартизиране на типа и форматите на събираните данни, както и на отделните устройства и платформи, възможностите за равен достъп до услуги на пациентите и обучението на персонала и др. С оглед на възможните приложения и основните ограничения пред технологиите с ИИ е предложен концептуален модел на интегрирана система с ИИ в здравеопазването.

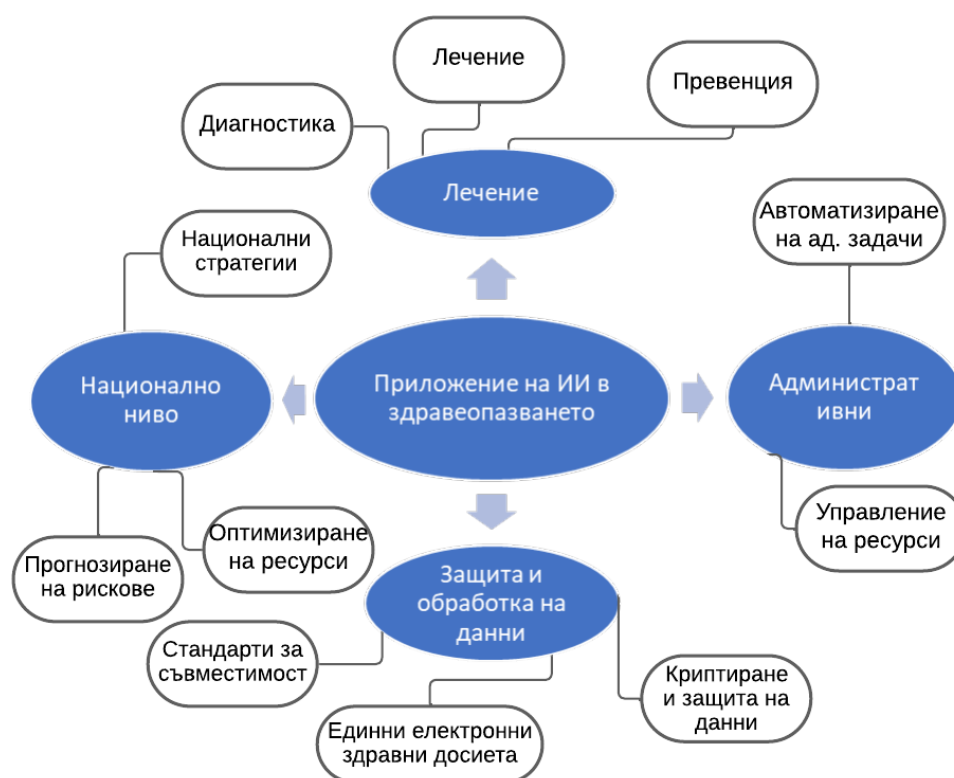
### **1. Области на приложение на ИИ в здравеопазването и подходящи технологии**

Изследванията в областта на ИИ са разнообразни и имат различни областите на приложение. Предложена е класификация на възможностите за прилагане на ИИ в здравеопазването според потребителите на резултатите от неговите изчисления (фиг. 1). ИИ може да се използва в клиничната област от лекарите, за подпомагане на диагностиката и лечението и да подобри лечението на пациентите. ИИ също може да се използва и от

административния персонал и лекарите, за да подпомогне рутинните им задачи при администрирането на данните за пациентите. ИИ позволява автоматично въвеждане на данни от устройства, сканирани документи и ръкописни бележки, откриване на противопоказания при съчетаването на различни терапии, управление и мониторинг на ресурси, графици и други в клиниките и болничните заведения.

Други потребители, които работят в здравеопазването, са ИТ специалистите. ИИ също се използва, за да гарантира надеждност и сигурност на данните. Данните, които се съхраняват за пациентите, са силно чувствителни и затова са обект на особена защита. При обединяването на данни от няколко източника и съхраняването им в национални регистри на челно място се поставя въпросът за сигурността. ИИ може да подпомогне защита, криптирането и съхранението на данните, осигуряването на защита и надеждността им. Освен това той може да изпълни административни задачи, като сливането на данни от различни източници и привеждането им към единни стандарти.

Освен за отделните пациенти и организации, полза от използването на ИИ може да се намери и на национално ниво. Това може да са служители от националните и областните системи, представители на различни фармацевтични компании и други, както и производители и вносител на медицинско оборудване. ИИ може да проследи заболяемостта, да предскаже разпространения на заболявания, нуждата от ресурси, възможни рискове и начини за преодоляването им и др.



Фигура 1. Основни приложения на ИИ в здравеопазването.

Източник: собствена разработка

Едно от първите и много изследвано направление на ИИ в медицината е диагностиката и ранното откриване на заболявания. Ефективната диагностика на заболяванията остава предизвикателство, въпреки всички постижения в медицината, особено при съчетаването на няколко заболявания, които са и с близки симптоми. Първите опити с ИИ в здравеопазването са свързани с експериментирането на различни инструменти за ранна диагностика. Настоящи

приложения на ИИ в областта на диагностиката включват алгоритми за анализ и интерпретация на данни от медицински изображения и откриване на отклонения. ИИ се използва за анализ на рентгенови снимки, томографии, ЯМР, мамографии и други изображения, за да се помогне на здравните специалисти при бързи и точни диагнози (Yu et al., 2018). Целта на ИИ е откриване на аномалии и очертаване на подозрителни области. ИИ се използва и за подобряване на качеството на изображението чрез изчистването на шума, увеличаване на контраста и др. Освен това той може да се използва за точно количествено измерване на размерите на органите.

Възможностите на ИИ да обработва големи обеми от данни от различни източници позволяват откриване на нови начини за ранно диагностициране на заболявания, например на база изследване на почерка или ритъма на речта. Проблемът на подобни изследвания е в силните различия на база на езика и културните особености и др., което възпрепятства глобалното използване и пробирание на подобни диагностички.

ИИ може да обедини събрани данни от различни източници и в дълъг период от време и позволява да се открият минимални изменения и на тази база да генерира тенденции (Pozza et al., 2025).

След обединение на данни от различни периоди и групи, ИИ може да открие фамилна предразположеност към някои заболявания, да определи риска за развитие на заболяването и да се използва за превенция и намаляване на риска от развитието. ИИ се използва и за научни изследвания за определяне на риска от предаването на заболяванията вследствие тютюнопушенето в следващите поколения (Ianosì et al., 2025).

Машинното обучение (МО) и дълбокото обучение са в основата на ИИ. Те се базират на обучение чрез натрупване на достатъчно данни. Има разработки, които подпомагат преодоляването на някои от трудностите в сложността на диагностиката, но точността им зависи от количеството и качеството на входните данни (Yin et al., 2021). Анализът на изображения се базира на съвременните технологии. ИИ за анализа използва алгоритми на дълбокото обучение с конволюционни невронни мрежи, които стоят в основата на разпознаването на изображения и техники за извличане на данни. Те са доста полезни за намиране на важни модели в големи набори от данни за идентифициране на заболявания (Kaur et al., 2023). Използват се модели за сегментация и класификация за откриване на области в изображенията и определянето на типа им. Например CAD технология за диагностициране (Wang et al., 2020). Освен това се използват възможностите на ИИ за генериране на описание на естествен език, за да се представи анализ на резултатите. Тенденция е и въвеждането на модули с обясним ИИ, за да се генерира обяснение за класификацията направена от инструментите с ИИ.

Друго приложение на ИИ е създаването на роботизирано медицинско оборудване, което подпомага специалистите при извършване на сложни медицински интервенции. За тези устройства се използва технологията на дигиталните близнаци, която да позволи на специалистите да проведат симулации на интервенциите с индивидуалните особености на пациентите. Други технологии за тези работи са свързани с повишаване на прецизността чрез подобряването на качеството на изображението, дистанционното управление и системи за стабилизация и ограничаване на тремора. Технологията за дигиталните близнаци се използва и при разработването на различни индивидуални протези.

Основното предимство за пациентите е възможността умните устройства да подпомогнат следването на лечението, придържането към подходяща терапия, подкрепата за поддържането на режим и ранното откриване на промени в пациентите. Данните от терапията на пациентите, придържането към нея се изпращат към облачното хранилище и могат да се използват и за изследването и подобрието на лекарствата и методите за лечение за бъдещи пациенти. Освен това устройствата позволяват и въвеждане на психологическа подкрепа чрез

стимули, които да направят по-лесно и комфортно за пациентите придържането към терапията.

Платформите за мобилно здравеопазване, базирани на ИИ, се изследват като възможност за подобряване на достъпа до здравеопазване (Ye et al., 2019). Платформите използват гласови асистенти, могат да наблюдават жизнените показатели и така могат да идентифицират симптоми и да насрочват прегледи. Също като смарт устройствата те напомнят на пациентите за терапията им и събират здравни данни. Технологиите за виртуалните здравни асистенти са чатботове, гласови интерфейси, IoT и мобилни приложения. Те не могат да заменят експертите, но могат да ги подпомогнат.

ИИ може да обработва генетични данни, заедно с данни за предишни терапии и да прогнозира влиянието на една или друга терапия или медикамент за пациентите (Sheu et al., 2023). ИИ се използва за проследяване в реално време на състоянието на пациентите и прогнозиране на нежелани лекарствени събития и оптимизиране на дозите на лекарствата за пациентите (Aliferis & Simon, 2024). По този начин се дава възможност за персонализиране и избор на оптималната терапия.

Поверителността на данните на пациентите е един от основните проблеми при работата с чувствителни данни в здравеопазването. За умните устройства също се използват технологии за сигурност, но те са свързани с възможностите на IoT за събирането и прехвърлянето на данните, както и със защитата на данните в облачното пространство и прилагане на различни стратегии за сигурност и оптимизиране на изчисленията, като федеративното обучение (ФО). ИИ може да наблюдава достъпа до данните, да открива подозрителни действия и трафик и да задейства механизми за защита при подозрително поведение.

ИИ може да се включи и в административните системи на здравните заведения, за да подпомогне планирането и управлението на досиетата на пациентите. ИИ има потенциал да намали натоварването в здравните системи, да освободи специалистите от административните им задължения и да им осигури повече време за реалната работа с пациентите. Според Crusiciger (2016) ИИ може да увеличи достъпността и цената на грижите чрез автоматизиране на повтарящи се процеси и предлагане на подкрепа за вземане на решения. Друго важно предимство от автоматизирането на административните задачи с ИИ е намаляването на възможността за човешка грешка. Освен това ИИ може да открие несъответствие във въведените данни или несъвместимост на различни лекарствени препарати, предписани на пациентите.

На национално ниво ИИ се използва за прогнозиране на нуждата от здравни грижи на населението, изготвянето на стратегии и оптимизирането на ресурсите. Подобни изследвания се базират както на текущо събраните данни, така и на исторически данни от минали периоди (Neuschmann & Schnabel, 2025; Prabhakaran et al., 2024). Освен здравния статус, медицинската история, демографски данни и фактори, свързани с начина на живот, изследванията имат нужда и от данни за начина на протичане на различни епидемии. Националните стратегии могат да съдържат различни мерки, дори свързани с препоръки според начина на живот и културните особености, които да предотвратят разпространенията на заболяванията и подобряване на здравния статус на населението.

На национално ниво инструментите с ИИ могат да се използват и за откриване на лекарства от фармацевтичните компании. Например с ИИ се изследва потенциалът за повторното използване на различни лекарства чрез анализ на влиянието на молекули извън основното им действие. ИИ се използва и при клиничните изпитания на лекарствата, като ускорява процеса на тестване. Инструментите с ИИ управляват големите данни, събрани при изпитанията и дават изключително точни резултати, като прогнози.

Технологиите, които се използват на национално ниво за изграждане на модели са МО, дълбоко обучение, неврони мрежи, техники за извличане и съхранение на големи данни и моделиране.

## 2. Трудности и ограничения при внедряването на ИИ в здравеопазването и възможни решения

Един от основните проблеми е осигуряването на сигурността на данните използвани за работата с ИИ. За ИИ са необходими големи обеми от лични здравни данни, като генетична информация, електронни здравни досиета и здравни измервания в реално време. Поддържането на доверието на пациентите и спазването на разпоредбите изисква защита на поверителността и неприкосновеността на тези данни (Gillon, 2015). Неоторизираният достъп до здравна информация и нарушенията на данните могат да имат вредни последици, като кражба на самоличност, дискриминация и спад в доверието на пациентите. Мерките за преодоляване на този проблем изискват медицинските заведения да прилагат политики за сигурност с мерки за защита на данните, като криптиране, контрол на достъпа и чести оценки на сигурността. Решение, което има потенциал да подобри защитата на поверителните данни е федеративното обучение.

Федеративното обучение (ФО) е модел на обучение, при който множество възли или крайни устройства могат съвместно да обучават модел за МО или дълбоко обучение, вместо да споделят суровите си данни в облачното пространство. След обучението на локалното устройство или сървър с данните, които се намират на това устройство или се събират на този сървър, се споделят с централно звено или сървър само актуализираните параметри на модела. По този начин данните се запазват децентрализирано и същевременно могат да се разработват, обучават и използват модели за МО. ФО улеснява съвместното обучение на модели без несигурния обмен на сурови данни, като по този начин защитава поверителността и сигурността на критичните данни (Yurdem et al., 2024). ФО се съчетава с блокчейн технологията, за да позволи обработването на асинхронно пристигащи параметри на устройството. Блокчейн позволява устройствата да се обучават съвместно, без да използват централния сървър. Освен това могат да се определи приноса на всеки възел към обучението, да се открият подозрителните, да се присвоят награди или да се маркират потенциално опасни устройства.

ФО остава уязвимо за атаки тип „задна врата“ от страна на атакуващите, които поставят тригери в локалните модели по време на етапа на обучение. След това, на етапа на прогнозиране, атакуващите, задействани от изработени данни, причиняват погрешна класификация. За да се преодолее това предизвикателство, се разработват различни методи за защита, които сравняват резултатите от различните устройства и могат да открият отклонение в изчисленията. Друга уязвимост на ФО е атака тип „отравяне“. Тя възниква, когато атакуващите повредят глобалния модел с локални актуализации, подготвени от атакуващите. Освен това, атаките тип „отравяне на данни“ понякога се извършват чрез инжектиране на злонамерени данни в набора от данни за обучение, преди да започне етапът на обучение. Отново стратегията за предотвратяване предполага сравняване на получените резултати от устройствата и отхвърляне на резултатите от съмнителните възли като заразени, преди добавянето на резултатите от тях в глобалния модел. По сложни са атаки тип „състезателни примери“. При тях злонамерен изход се генерира чрез добавяне на малки смущения към входните данни. Те са по-трудни за откриване и изискват продължително проследяване на отбелязаните като съмнителни възли. ФО продължава да се развива, но има потенциал в здравеопазването, защото позволява да се спазят регулаторните изисквания за поверителността и сигурността на здравните данни, тъй като данните не напускат мястото си на съхранение и не се споделят с други сървъри. Същевременно върху тях може да се обучи модел без да се нарушат изискванията за поверителността на чувствителната информация за пациентите.

Друг основен недостатък е проблемът с доверието и приемането на технологиите с ИИ. Пациентите и здравните специалисти трябва да приемат, че системите с ИИ предлагат безпристрастни, надеждни и точни съвети. За да се преодолее това препятствие се използва

обяснимия ИИ, които генерира анализ към резултатите си. Освен това за да придобият практическо значение системите с ИИ, трябва да се извърши цялостно тестване, валидиране и законово регулиране на технологиите с ИИ. Отговорността за грешките трябва да е справедливо разпределена и законово определена.

Работата с технологиите с ИИ често изисква обучение на пациентите и здравните специалисти. Претовареността на здравни работници прави усвояването на новите технологии бремене, а не предимство (Esteva, 2019). Решение е инструментите с ИИ да бъдат лесни за използване, съвместими със съществуващите системи и разработени с участието на здравни експерти.

Обединяването в единна структура на системите с ИИ и съществуващите здравни системи в здравеопазването представлява друга трудност. Данните нужни за обучението на моделите са от различни периоди с различна пълнота и качество, което допълнително затруднява обединяването им.

Ограниченията могат да се обединят в няколко основни групи по подобие на приложението им. От гледна точка на пациентите са така наречените **клинични рискове**. Няма система, включително и тази с ИИ, която да е защитена от грешки. Грешките в здравните системи могат да нанесат вреда на пациентите. Много пъти причината е в наборите от данни, с които се обучава алгоритъмът. Често наборите са непълни или неточни или съдържат шум, освен това статистическото разпределение на реалните данни може да са отклонява от това на набора на данните, използвани за обучение (Muley et al., 2023). Подобно отклонение може да се породи от използването на техника от различни производители за медицинските анализи, разлика във времето и начина на попълване на медицинските протоколи в различните заведения и дори в непредставени групи от населението.

Грешката може да се породи и от промени в средата, защото алгоритмите с ИИ трудно се адаптират към неочаквани промени в средата и контекста на приложението им. За да се преодолее това ограничение е нужно използването на модели, които могат да установят настъпилите промени и да изберат подходяща стратегия за актуализация (Subbaswamy & Sarita, 2020). В съвременните модели се съчетават техники за обучение за предотвратяване на откази, тестове за стабилност на модела, методи за мониторинг и протоколи за поддръжка.

Друга възможна причина за некоректност е човешка грешка при неправилно използване на технологиите с ИИ. То може да доведе до неправилна медицинска оценка и вземане на решения във вреда на пациента. Наличието и особено широкият достъп до инструменти с ИИ не са достатъчни, а е нужно и познания за използването им, т.е. обучение и ограничаване на достъпа на неотризираните лица (European Parliament, 2022). Част от инструментите с ИИ са леснодостъпни и могат да се използват от хора със слаби медицински познания, което да доведе до много потенциални грешки. ЕС препоръчва стандартизация на методи и процедури за обширна оценка и регулаторно одобрение на технологиите на ИИ и да се ползват само като помощни инструменти.

Друг проблем е свързан с **техническата приложимост** на инструментите от гледна точка на клиничния персонал. Понякога инструментите с ИИ са проектирани от специалисти в областта на ИТ с ограничено участие на крайните потребители, които са медицински специалисти. Като резултат инструментите с ИИ са сложни за използване и трудни за обучение, особено при натоварения график на медицинските специалисти. Освен това специалистите трябва да са наясно с надеждност и клинична ефикасност на инструментите и вероятността за грешки.

Една от целите на инструментите с ИИ е да осигури достъп до медицинско обслужване на пациентите в местата, където медицинските услуги са ограничени. Но едно от основните предизвикателства пред ИИ е възможността за включване на **пристрастията и запазване на неравенствата**. При пренасянето на пристрастията от данните в модела, потенциално се засилват неравенствата в здравеопазването, тъй като неправилно обученият модел може да

доведе до недостатъчно обслужване или погрешна диагноза на определени демографски групи. Ако определени класове за групите са свръхпредставени или недостатъчно представени, полученият модел може да бъде изкривен към предсказване на свръхпредставените класове, което води до несправедливи резултати за недостатъчно представените класове. Освен това проблем е и свръхобучение на модела, при което моделът не е в състояние да обобщи непознати данни, също може да изостри пристрастията за непредставени групи.

Неравенства може да са свързани с данните, с които са обучени инструментите, поради фактът че повечето изследвания се извършват в страните с по-богата икономика, достъп до умни устройства и образование. Освен това част от инструментите с ИИ се създават и изследват особеностите на конкретен език или култура и са неприложими в други условия. Съществуват и редица предразсъдъци на полово или расова основа, които са разпространени сред лекарите и могат да се пренесат в данните за заболяванията и лечението. От друга страна има лекарства, които имат противопоказания за определен генотип. Тези особености трябва да останат в данните и да се обучи ИИ с тях. Особено системите с ИИ, които подпомагат административното обслужване трябва да съответстват на националните стандарти. Така се получава по-голямо неравенство в бедните страни и региони, които не могат да си позволят обучаване на модел и използване на новите технологии.

Мерките за избягване на пристрастията предполагат подборът и етикерането на данните, събиране и на данни на различни социални данни, като пол, възраст, етническа принадлежност и др., за да се гарантира че всички са справедливо представени в обучителните данни. Друга възможност е включването на обясним ИИ, които да пояснят мотивите за решенията на модела и при откриване на пристрастия, те да се отстранят.

По отношение на техническите рискове особено голям риск е работата с чувствителните данни и потенциалният **риск за поверителността и сигурността**. Освен нарушаване на личните данни, има риск от използване на данните на пациентите не етично за други немедицински цели без тяхно съгласие. Използването на данните на пациентите от непрозрачни алгоритми за ИИ може да ограничи разбирането на пациентите за начина на използване на данните им от инструмента. Често подписвайки информирано съгласие пациентите могат да не са напълно наясно с обхвата на споделянето и възможността за повторната употреба на данните им (Hocking et al., 2019).

Събирането на много поверителни данни от инструментите с ИИ е потенциален стимул за повишаване на кибератаките. Надеждните предпазни мерки са от съществено значение, за да се защитават правата и поверителността на данните. Използването на методите на децентрализирано и ФО позволява в облачните системи да се предават и съхраняват само обобщени данни и така да се защитят личните данни. Разбира се това не е напълно сигурен метод, защото обект на атаки в този случай стават умните устройства, които имат по-малко ресурси и по-трудно могат да разпознаят злонамерени атаки от облачните системи.

Има нужда от повече време и са необходими повече проверки и покриване на редица стандарти при внедряването на иновативни технологии в сферата на здравеопазването в сравнение с други сфери на икономиката. Освен това между различните клинични заведения и особено между различните страни има **разлика във формати и качество на данните**. Това изисква преразглеждане на данните, често пъти настройване на системите с ИТ или събраните данни от разработчиците. Най-малкото се изисква контрол на качеството, почистване и преетикване, преди инструментите с изкуствен интелект да могат да бъдат ефективно използвани не само в тестовата среда.

Едно от приложенията на ИИ за национални цели е за предсказване на възможните рискове от заболявания, особено наследствените, които са характерни за даден етнос или начин на живот. За да стане това може да са необходими и законови промени, които да позволят събраните пациентски данни като електронни здравни досиета, геномни данни или

регистри на пациенти да могат да се използват повторно за обучение на алгоритмите с ИИ. Тези прогнози обаче може да предизвикат засилване на неравенството и в други икономически сфери, например в областта на медицинските застраховки.

Когато алгоритъмът на ИИ е от тип черна кутия и не се ползва обясним ИИ, често се затруднява разбирането на основанието за решенията на ИИ. Това поставя предизвикателства за **доверието и приемането на технологиите**. За да се преодолее недоверието е необходимо от една страна да има прозрачност на процесите по разработване и използване на ИИ, т.е. трябва да е проследимо използването на данните (Yang et al., 2021). И после трябва да има прозрачност на решенията на ИИ, известна като обяснимост, която може да се постигне с обяснимия ИИ.

За да се изгради доверие е важно да се предостави информация за модела, като използвания алгоритъм или вид невронна мрежа, предназначение, хиперпараметри и всички приложени стъпки преди и след обработка (Raji et al., 2020). Да се предостави пълен отчет за данните, използвани за обучение и валидиране на модела с ИИ, включително процеса на събиране на данни, композирането на данни, протоколите за придобиване и методите за етикетиране на данни (Smith, 2021). И накрая трябва да се следят показателите на инструментите с ИИ, като показателите за производителност, случаите на повреди и периодични резултати от оценките на тяхната ефективност и потенциални ограничения (Whitby, 2015). За да се запази търговската тайна, компаниите не разкриват някои или всички аспекти на създаването на инструмента с ИИ. Така обаче се затруднява определянето на източника на евентуални грешки в ИИ инструмента и разпределянето на отговорности, когато възникнат проблеми. Единственото възможно решение е обяснимият ИИ за изграждане на доверие, улесняване на интеграцията в реалната практика и повишаване на отчетността.

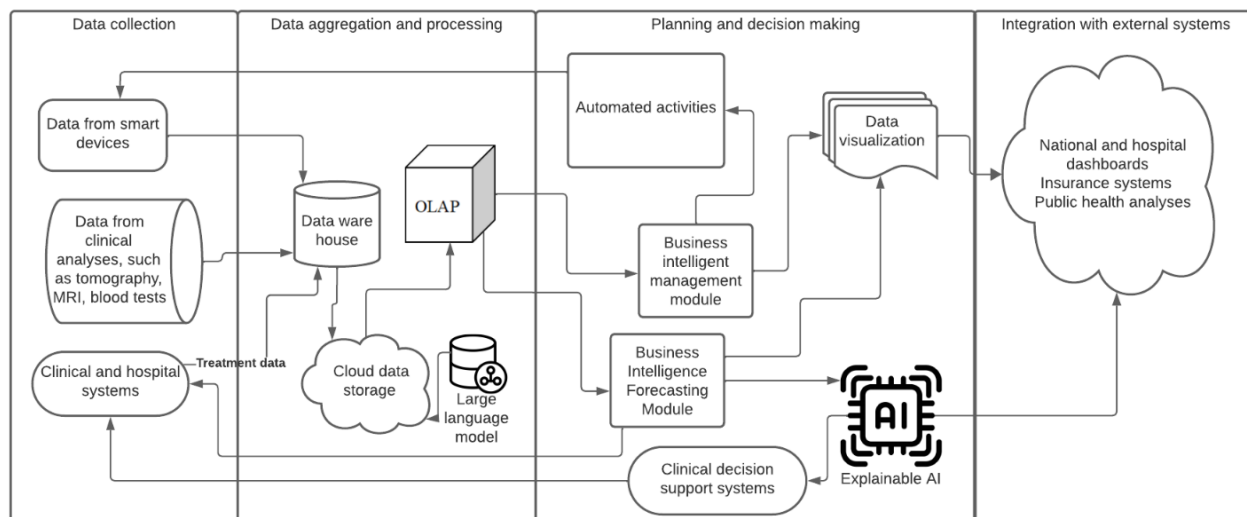
Отговорността по отношение на използването на ИИ в здравеопазването е от решаващо значение за приемането му, надеждността му и бъдещо му внедряване. Би трябвало има пълна яснота за това кой трябва да носи отговорността при грешка. Сами по себе си системите с ИИ не могат да носят морална или правна отговорност за евентуалните грешки. Затова отговорността за всички грешки или неправомерни действия се разпределят между хората, участващи в тяхното разработване, въвеждане или използване. Не би следвало само медицинският персонал да е отговорен за грешките, защото те не са проектирали алгоритмите и не винаги имат или разбират информацията за контекста на решенията. Въпросът все още е отворен за решение и поставя предизвикателства пред регулаторните и законодателните органи. Определянето на точната причина за свързаните с ИИ медицински грешки е предизвикателство, тъй като тя може да произтича от алгоритъма, данните за обучение или неправилното използване в медицинската практика (Whitby, 2015), дори и поради неясни инструкции и обяснения на решението на ИИ. Проблемът се задълбочава поради липсата на унифицирани етични и правни стандарти в индустриите с ИИ, дори за предоставяната информация и обучението на ползвателите.

### **3. Концептуален модел на система с ИИ в здравеопазването**

Интегрирането на технологиите за ИИ в системите за здравеопазването позволява да се реализират предимствата им. Свързаността и оперативната съвместимост на системите позволяват рационализиране на бизнес процеси (Petrov et. al., 2020).

Интегрирането на ИИ в системите на здравеопазването изисква включването на нови модули към съществуващите системи. За да бъде интегриран подход се изисква ИИ да събере и обработи данни от различни източници, като данни от клинични изследвания, болнични заведения, здравни данни, събрани от IoT и диагнози от лекарите. ИИ се нуждае от много данни, за да състави пълна картина и да генерира резултати с голям процент на доверителност. Предложената концептуална схема (фиг. 2) се базира на основната последователност на фазите при работата с алгоритмите с ИИ. Тези фази не зависят от избрания алгоритъм или вид ИИ, а

са достатъчно общи и са нужни за всеки вид ИИ. Те включват получаване и събиране на данни от различни източници, пречистването им и превеждането им в подходящ формат, извършване на обработката на данните от алгоритъма и представяне на резултатите в подходящ за използване вид, както и интегриране с външни системи, за да могат резултатите да се използват за последващи анализи.



Фигура 2. Концептуална схема на ИС с ИИ в здравеопазването.

*Източник: собствена разработка*

Първата фаза на събирането на данните трябва да осигури надежден и безопасен пренос на данни, събрани от различните източници. Медицинските данни, които може да изследва ИИ се получават от записите за лечението и епикризите на лекарите и от административния персонал в клиничните и болнични системи (Figure 2). Това са електронни здравни записи. Когато ИИ се използва за анализи на национално и административно ниво от здравните заведения и лабораториите могат да се събират също и административни и финансови данни. Освен тях ИИ би следвало да получи данните от направените клинични анализи и изследвания. В зависимост от разработката на системата, те могат да се въвеждат от административния персонал в хранилището на ИИ. В други случаи ако се синхронизират с устройствата, извършващи изследването, да се получават автоматично след извършване на обследването. Това са данни за образна диагностика, лабораторни резултати. В някои изследвания (Ianos et al., 2025) се извършват генетични изследвания и се събират генетични и молекулярни данни. Друг много важен източник на данни са умните устройства, като телефони, часовници и други. Те събират здравни показатели, данни за активности, режим и начин на живот. Тези устройства могат да участват в първите три етапа от концептуалната схема. Освен това те могат да получават резултати и да предлагат самостоятелно различни съвети и активности. Самите устройства също могат да се включат в изчисленията на алгоритмите за ИИ при избиране на модел с ФО. Но дори при централизирано обучение на алгоритъма, устройствата обработват събраните данни и изпращат обобщени и кодирани резултати към облачното хранилище.

Още през фазата на събирането на данните често е необходимо данните от хранилището да се подложат на обработка при преминаването им през облачното хранилище. Те мога да се преформатират и преведат към някакъв подходящ стандарт за използването им от другите модули. OLAP организира данните, прави обобщения и може да открие неточности в данните и липсваща информация. В някои случаи облачното хранилище може също да включи системи с ИИ за разпознаване на изображения и за извличане на данни от текст, например с алгоритми за разпознаване на изображение и превод на друг език. В концептуалния модел е използван

Large language model, който да извърши обработката на неструктурирани данни, като сканирани документи или ръкописни бележки и да извлече от текста на естествения език данни за различни показатели, лекарства или диагнози. Така може да се намали времето за работата по тези задачи, да се предпази персонала от извършване на технически грешки при въвеждане на данните и да се намалят административните разходи за тези рутинни задачи.

Според предназначението на модулите за прогнозиране (Business Intelligence Forecasting Module) може да се използва от пациентите за прогнозиране на риска от различни заболявания, ранно откриване на заболяване или признаци на влошаване при хронично болни, за персонализиране на лечението с определяне на най-добрите терапии и лекарства за всеки пациент. За нуждите на болници, клинични заведения може да се прогнозира вероятността за повторна хоспитализация на лекуваните пациенти. Освен това за тях и националните системи може да се прогнозираят потоците от пациенти по различните здравни пътеки и така в здравните заведения да се оптимизират ресурсите, като леглова база, графици на персонала, поръчки на медикаменти и др. Така могат да се оптимизират ограничените финансови ресурси, да се ускори доставката на оборудването и да се организира автоматичното прогнозиране не използването и поддържането му.

За да се преодолее липса на обяснимост, тъй като някои алгоритми за ИИ работят на принципа на черната кутия е създаден обяснимия ИИ (Explainable AI). Той е модул, който се използва в системите, които подпомагат лекарите (Clinical decision support systems). Тези системи могат да предложат нови диагнози при дадени симптоми и фамилна анамнеза или да приведат предложените терапии на лекарите съгласно националните здравни пътеки, стандарти и протоколи.

Модулът за управление (Business intelligent management module) се използва за управление на IoT устройствата. В областта на здравеопазването те могат да следят показателите на пациентите и да препоръчат предприемане на определен медикамент или терапия, поставен в лечението от лекаря. Освен това IoT могат да сигнализират за възникване на рискови ситуации и да включат пациентите в графиците за различни изследвания и манипулации. Резултатите от различни изследвания директно могат да се изпращат в системата за клинични решения, а пациентът да получава уведомление в здравното си приложение или на устройството си.

В последната част резултатите от клиничните системи могат да се интегрират към застрахователни системи, което да намали нуждата от прехвърляне на документи за финансирането на медицинските дейности. На национално ниво могат да се интегрират към различни регистри и да се позволи използването им от различни фармацевтични и изследователски компании.

### **Заклучение**

ИИ навлиза в съвременното здравеопазване, като подобрява диагностиката, позволява индивидуализирана терапия, оптимизира лекарствените режими, подпомага административните дейности, стимулира виртуалните грижи и позволява управление на ресурсите за здравеопазването на национално ниво. ИИ има редица предимства, но за да се реализира напълно неговият потенциал трябва да се решат предизвикателствата, свързани с внедряването, управлението на данните, обучението и приемането от потребителите. Значителни предизвикателства са свързани с поверителността на данните, пристрастията, оперативната съвместимост, обяснимостта и регулирането. Сравняването с тях чрез технологичен напредък, етични съображения и регулаторна адаптация е от решаващо значение за отключването на пълния потенциал на ИИ в здравеопазването и осигуряване на равен достъп. Създаването на приложения с ИИ за здравеопазването е все още в начален стадий. Текущите изследвания дават на технологията нови възможности, като се очаква интензивно

развитие. Откриването на предимствата и предизвикателствата на интегрирана система с ИИ за сектора на здравеопазването, е база за изследвания в областта.

### References

1. Aleksandrova, Y., (2021). Comparing Performance of Machine Learning Algorithms for Default Risk Prediction in Peer to Peer Lending, *TEM Journal*, vol. 10, is. 1, pp. 133-143. ISSN 2217-8309, DOI: 10.18421/TEM101-16, February 2021.
2. Aliferis, C., & Simon, G. (2024). *Lessons learned from historical failures, limitations and successes of AI/ML in healthcare and the health sciences. Enduring problems, and the role of best practices. Artificial Intelligence and Machine Learning in Health Care and Medical Sciences: Best Practices and Pitfalls* (pp. 543–606). Springer. DOI: 10.1007/978-3-031-39355-6\_12
3. Cruciger, O., Schildhauer, T. A., Meindl, R. C., Tegenthoff, M., Schwenkreis, P., Citak, M., & Aach, M. (2016). Impact of locomotion training with a neurologic controlled hybrid assistive limb (HAL) exoskeleton on neuropathic pain and health related quality of life (HRQoL) in chronic SCI: a case study. *Disability and Rehabilitation: Assistive Technology*, 11(6), 529–534. doi: 10.3109/17483107.2014.981875.
4. Esteva, A., Robicquet, A., Ramsundar, B., Kuleshov, V., DePristo M., & Chou, K. (2019). A guide to deep learning in healthcare. *Nat Med.* 25:24–9. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0316-z>.
5. European Parliament, EPRS. (2022, June). Artificial intelligence in healthcare: Applications, risks, and ethical and societal impacts (EPRS\_STU(2022)729512). [https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS\\_STU\(2022\)729512](https://www.europarl.europa.eu/thinktank/en/document/EPRS_STU(2022)729512).
6. Gillon, R. (2015). Defending the four principles approach as a good basis for good medical practice and therefore for good medical ethics. *J Med Ethics* 41:111–6. doi: 10.1136/medethics-2015-102811corr1. PMID: 25516950.
7. Heuschmann, P. U., & Schnabel, R. B. (2025). Artificial intelligence to improve cardiovascular population health. *European Heart Journal*, 46(20), 1907–1910. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehaf125>.
8. Hocking, L., Parks, S., Altenhofer, M., & Gunashekar, S. (2019). Reuse of health data by the European pharmaceutical industry: Current practice and implications for the future. 10.7249/RR3247. [https://www.rand.org/pubs/research\\_reports/RR3247.html](https://www.rand.org/pubs/research_reports/RR3247.html).
9. Ianosi, E. S., Tomoroga, D. M., Văsieșiu, A. M., Grigorescu, B. L., Vultur, M., & Ianosi, M. B. (2025). Epigenetic Alterations Induced by Smoking and Their Intersection with Artificial Intelligence: A Narrative Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 22(11), 1622. <https://doi.org/10.3390/ijerph22111622>.
10. Kaur, J., Singh, S., & Singh, G. (2023). Systematic reviews of machine learning in healthcare: A literature review. *Expert Review of Pharmacoeconomics & Outcomes Research*, 23(6), 667–681. DOI: 10.21203/rs.3.rs-3035548/v1.
11. Muley, A., Muzumdar, P., Kurian, G., & Basyal, G. P. (2023). Risk of AI in healthcare: A comprehensive literature review and study framework. *arXiv preprint arXiv:2309.14530*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.14530>
12. Petrov, P., Sulova, S., Radev, M., Aleksandrova, Y., Mileva, L. & Yankov, P. (2020). *Digitization of business processes in construction and logistics*. Knowledge and business, book 8. DOI: 10.30844/I4SE.23.1.53 <<https://ideas.repec.org/b/kab/monogr/8.html>>
13. Pozza, M., Navarin, N., Sakkalis, V., & Gabrielli, S. (2025). Artificial Intelligence Methods and Digital Intervention Strategies for Predicting and Managing Chronic Obstructive Pulmonary Disease Exacerbations: An Umbrella Review. *Healthcare*, 13(23), 3037 <https://doi.org/10.3390/healthcare13233037>.

14. Prabhakaran, D., Ajay, V. S., & Narayan, K. M. V. (2024). Artificial intelligence for cardiovascular disease risk assessment in a personalised framework: A scoping review. *EClinicalMedicine*, 72, 102620. <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2024.102620>.
15. Raji, I., Smart, A., White, R., Mitchell, M., Gebru, T., Hutchinson, B., Smith-Loud, J., Theron, D. & Barnes, P. (2020). Closing the AI accountability gap: defining an end-to-end framework for internal algorithmic auditing. *FAT\* '20: Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, pp. 33 – 44 <https://doi.org/10.1145/3351095.3372873>.
16. Smith, H. (2021). Clinical AI: opacity, accountability, responsibility and liability. *AI & Soc* 36, 535–545 <https://doi.org/10.1007/s00146-020-01019-6>.
17. Subbaswamy, A. & Saria, S. (2020). From development to deployment: dataset shift, causality, and shift-stable models in health AI, *Biostatistics*, Volume 21, Issue 2, April 2020, Pages 345–352, <https://doi.org/10.1093/biostatistics/kxz041>.
18. Sheu, Y. H., Magdamo, C., Miller, M., Das, S., Blacker, D., & Smoller, J. W. (2023). AI-assisted prediction of differential response to antidepressant classes using electronic health records. *Digital Medicine*, 6(1), 73. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00817-8>
19. Wang, L., Lin, Z. Q., & Wong, A. (2020). COVID-Net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of COVID-19 cases from chest X-ray images. *Scientific Reports*, 10(1), 19549. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-76550-z>
20. Whitby, B. (2015). Automating Medicine the Ethical Way. In: van Rysewyk, S., Pontier, M. (eds) *Machine Medical Ethics. Intelligent Systems, Control and Automation: Science and Engineering*, vol 74. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-08108-3\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-319-08108-3_14)
21. Yang, G., Ye, Q. & Xia, J. (2021). Unbox the Black-box for the Medical Explainable AI via Multi-modal and Multi-centre Data Fusion: A Mini-Review, Two Showcases and Beyond. *arXiv preprint*. 10.48550/arXiv.2102.01998.
22. Yurdem, B., Kuzlu, M., Gullu, M. K., Catak, F. O. & Tabassum, M. Federated learning: Overview, strategies, applications, tools and future directions, *Heliyon*, Vol. 10, Issue 19, 2024, e38137, ISSN 2405-8440, <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e38137>.
23. Ye, Q., Deng, Z., Chen, Y., Liao, J., Li, G., & Lu, Y. (2019). How resource scarcity and accessibility affect patients' usage of mobile health in China: Resource competition perspective. *JMIR mHealth and uHealth*, 7(7). doi:10.2196/13491.
24. Yin, J., Ngiam, K. Y., & Teo, H. H. (2021). Role of artificial intelligence applications in real-life clinical practice: Systematic review. *Journal of Medical Internet Research*, 23(4), e25759. <https://doi.org/10.2196/25759>.
25. Yu, KH. Beam, AL. & Kohane, IS. (2018). Artificial intelligence in healthcare. *Nat Biomed Eng*. 2:719–731. <https://doi.org/10.1038/s41551-018-0305-z>.