

УДК 61:004.8

DOI: <https://doi.org/10.11603/mie.1996-1960.2025.1-2.15990>

НАУКА ПРО ДАНІ ТА ДОКАЗОВА МЕДИЦИНА

О. П. Мінцер, Л. Ю. Бабінцева, П. П. Ганинець,
О. В. Сарканич, О. О. Суханова, А. Г. Габович

Національний університет охорони здоров'я України імені П. Л. Шупика

У статті здійснено комплексний аналіз трансформації доказової медицини в умовах стрімкого розвитку науки про дані. Розглянуто обмеження традиційної ієрархії доказів, зокрема залежність від рандомізованих контрольованих досліджень і метааналізів, що не завжди відображають складність реальної клінічної практики. Проаналізовано вплив процесу цифровізації охорони здоров'я, поширення електронних медичних записів, переносних технологій та Інтернету речей на формування нових підходів до збору, інтеграції та інтерпретації медичних даних. Показано, що поєднання клінічних, лабораторних, геномних і популяційних даних з алгоритмами машинного навчання створює підґрунтя для переходу до адаптивної, персоналізованої моделі доказової медицини. Обґрунтовано доцільність інтеграції гібридних моделей «людина-штучний інтелект» для підвищення якості клінічних рішень та оптимізації управління медичною допомогою. Висновки акцентують необхідність стандартизації управління даними та розвитку міждисциплінарних аналітичних платформ.

Ключові слова: Доказова медицина; мета-аналіз; прецизійна медицина; систематичні огляди; Наука про дані; Інтернет речей; штучний інтелект; «Великі дані»; цифрові технології.

THE SCIENCE OF DATA AND EVIDENCE-BASED MEDICINE

O. P. Mintser, L. Yu. Babintseva, P. P. Hanynets,
O. V. Sarkanych, O. O. Sukhanova, A. G. Gabovych

Shupyk National University of Healthcare of Ukraine

Background. Evidence-based medicine is undergoing profound transformation under the influence of data science, big data technologies, precision medicine, and artificial intelligence. The traditional hierarchy of evidence, primarily centered on randomized controlled trials and meta-analyses, increasingly reveals methodological constraints, publication bias, and limited applicability in complex real-world clinical environments.

Materials and Methods. The study was conducted using systematic and comparative analysis of contemporary scientific publications addressing the evolution of evidence-based medicine and the implementation of data science, big data analytics, Internet of Things technologies, and artificial intelligence in healthcare. An interdisciplinary synthesis approach was applied to evaluate the prospects of integrating hybrid human–artificial intelligence models into modern evidence-based clinical practice.

Results. The analysis indicates that fragmentation of medical data, redundancy of low-quality systematic reviews, and inconsistencies in evidence interpretation reduce the practical value of traditional evidence hierarchies. The integration of large-scale clinical, laboratory, genomic, imaging, and electronic health record data enables the development of predictive analytics and supports personalized, patient-centered care. Machine learning algorithms and hybrid human–AI systems

improve evidence interpretation, facilitate clinical decision support, and enhance adaptability to multifactorial and context-dependent medical conditions.

Conclusions. The further development of evidence-based medicine requires dynamic adaptation of its principles through the integration of data science methodologies, standardized data governance, and advanced analytical platforms. Hybrid human-AI collaboration represents a promising paradigm for achieving adaptive, personalized, and scientifically grounded healthcare in the era of digital transformation.

Key words: Evidence-based medicine; meta-analysis; precision medicine; systematic reviews; data science; Internet of Things; artificial intelligence; big data; digital technologies.

Вступ. Доказова медицина (далі – ДМ) є одним із ключових досягнень сучасної клінічної практики, що забезпечило стандартизований підхід до прийняття медичних рішень. Як методологічна парадигма вона широко обговорювалася в науковій літературі, однак особливої складності набуває її практична інтеграція в реальні клінічні процеси, де виникають бар'єри трансляції наукових результатів у повсякденну медичну діяльність. Водночас базові принципи ДМ залишаються відносно стабільними протягом десятиліть, тоді як дослідницький ландшафт і цифрове середовище охорони здоров'я розвиваються значно динамічніше. Таким чином, практика, заснована на доказах, має розвиватися у тісній взаємодії з методологією науки про дані, принципами прецизійної медицини та сучасними цифровими технологіями. У цьому контексті рандомізовані контрольовані дослідження та метааналізи потребують критичної оцінки їхньої контекстуальної релевантності, зовнішньої валідності та відтворюваності результатів. Водночас актуальним залишається підвищення методологічної якості рандомізованих досліджень з метою зміцнення доказової бази та вдосконалення ієрархії доказів у межах ДМ [1].

Медична практика, як і клінічні дослідження переважно базуються на даних пацієнтів. Спочатку основна зміна у зборі даних пацієнтів полягала в переході від окремих файлів до збору документів у папки після виписки пацієнта. Обмеженість змісту медичних записів і їх фрагментація між відділеннями та амбулаторними структурами суттєво ускладнювали доступ до релевантної

інформації та зменшували можливості її системного аналізу. Прогресивна медична спеціалізація призводила до появи все більш спеціалізованих медичних записів, що вимагало дедалі більшої кількості нових діагностичних та терапевтичних процедур і подальшої спеціальної документації. Крім того, медичні дані походять з багатьох різних джерел, включаючи адміністративні дані про здоров'я, дані біомаркерів та візуалізацію. Вочевидь, загальна форма запису та архівування покращила б агрегування та пошук такої великої кількості інформації.

У сучасних умовах цифрової трансформації набула стрімкого розвитку наука про дані (Data Science) – міждисциплінарна галузь, яка використовує математику, статистику, інформатику та інші методи отримання знань і закономірностей з великих обсягів даних. Метою науки про дані є перетворення даних на ресурс, придатний для формування обґрунтованих управлінських і клінічних рішень у різних сферах діяльності [2,3].

Галузь охорони здоров'я генерує великі набори корисної інформації про демографію пацієнтів, плани лікування, результати медичних обстежень, страхування тощо. Дані, зібрані з пристроїв Інтернету речей (далі – IoT), привертають увагу фахівців з обробки даних. Наука про дані забезпечує методологічні засади для обробки, управління та аналізу великих обсягів фрагментованих структурованих і неструктурованих даних, що генеруються системами охорони здоров'я. Ці дані потребують ефективного управління та аналізу для отримання фактичних результатів.

Стрімка та революційна трансформація від паперового до цифрового формату розпочалась в 1960-х роках із впровадженням електронних медичних карток (eHealth) [4]. Спочатку заповнення даними було повільним та виснажливим процесом, але дозволяло збирати дані набагато ефективніше, ніж паперова документація. Подальший розвиток інформаційних технологій у ХХІ столітті призвів до суттєвої модернізації систем збору, зберігання та інтеграції даних пацієнтів. Завдяки швидкому зростанню обсягу доступної медичної інформації, поширенню електронних медичних карток та інших нових джерел даних, як-от портативні пристрої або біобанки, стало можливим створення великих наборів даних [5]. З розвитком технологій з'явилася ще одна система, яка допомогла збільшити кількість та якість збору даних.

Мета дослідження: проаналізувати зміни в стратегії ДМ у тому числі в результат появи науки про дані.

Матеріал і методи дослідження. Дане дослідження виконано з використанням методів системного та порівняльного аналізу наукових публікацій, присвячених еволюції ДМ, розвитку науки про дані, великих даних і штучного інтелекту в охороні здоров'я. Матеріалами слугували результати рандомізованих контрольованих досліджень, систематичних оглядів, метааналізів та публікацій щодо застосування аналітики великих даних, IoT та цифрових технологій у клінічній практиці. Узагальнення здійснювалося з позицій міждисциплінарного підходу з оцінкою потенціалу інтеграції гібридної моделі «людина–штучний інтелект» у сучасну парадигму ДМ.

Результати та їх обговорення. Період стрімкого становлення ДМ наприкінці ХХ – на початку ХХІ століття змінився фазою уповільнення її методологічного та практичного поступу. Причинами цього стали кілька взаємопов'язаних чинників. Аналіз сучасних систематичних оглядів і метааналізів демонструє їхню надмірну кількість, наявність дублювання та методологічних недоліків, унаслідок чого лише обмежена частина таких робіт має реальну практичну цінність. Комплексна оцінка літератури з ДМ вказує на те, що практична цінність

частини публікацій залишається обмеженою. Докази надходять у якісній та вибірковій звітності, або шляхом упередження публікацій, або аналізу підгруп для отримання статистично та клінічно значущих результатів.

Від початку свого становлення ДМ надавала пріоритет рандомізованим контрольованим дослідженням (далі – РКД), систематичним оглядам та метааналізу, вважаючи їх «стандартами» для ухвалення клінічних рішень. Але досить часто вони суперечать тому, як нині практикується медицина в більшості закладів охорони здоров'я. У серії спеціальних повідомлень, опублікованих в JAMA, під назвою «Інтеграція клінічних випробувань і практики», Ангус та ін. стверджують: «...клінічні випробування та підприємства сфери охорони здоров'я значною мірою ігнорують один одного: РК часто не генерують знання, актуальні для практики, в той час як практичні моделі ними» [6]. Некоректне цитування або виривання висновків із контексту формує хибну доказову основу для змін у клінічній практиці.

Недостатня якість вхідної інформації істотно знижує надійність аналітичних результатів. З'являється все більше обсерваційних досліджень, у яких припускаються причинно-наслідкові зв'язки, коли зв'язок можна зробити лише асоціативним. Ці роботи є ретроспективним дослідженням зібраних даних, які часто є помилковими в певному аспекті. Клінічні настанови, формально побудовані на принципах ДМ, можуть втрачати об'єктивність під впливом інституційної підтримки або конфлікту інтересів, а також швидко втрачати актуальність після публікації. Нерідко різним національним клінічним мережам потрібно понад п'ять років, щоб сформувати консенсус.

Спостерігається свідомо та несвідомо упередженість дослідників. За винятком потрібних сліпих досліджень, на більшість результатів може вплинути (різною мірою) проведення дослідження, яке залежить від дослідників. Несвідомо упередженість може виникнути на основі індивідуальних поглядів, професійної підготовки та попереднього досвіду.

Значна частина клінічних проблем не може бути вирішена шляхом проведення РКД через рідкість патологічних станів, етичні обмеження або практичну неможливість рандомізації. Окремі дослідницькі питання (зокрема оцінка порівняльної діагностичної ефективності тестів) методологічно не потребують застосування дизайну РКД. Крім того, якісно спроектовані РКД є ресурсомісткими, фінансово затратними та тривалими у виконанні, а їх результати можуть втрачати актуальність унаслідок швидкого розвитку медичних технологій і змін клінічної практики.

Відсутність доказів ефекту – це не те саме, що докази відсутності ефекту. Деякі припускають, що певне лікування слід припинити, якщо немає високоякісних досліджень, які б показували ефективність терапії. Водночас за наявності якісних доказів відсутності клінічного ефекту продовження такого лікування є неетичним [7].

Метааналізи, опубліковані впродовж навіть незначного часового інтервалу, можуть містити протилежні висновки. Відмінності зумовлені тим, яке питання фактично ставиться дослідниками, а також критеріями відбору досліджень для аналізу. Іноді трапляються навмисні академічні порушення, які протягом тривалого часу нівелюють об'єктивні результати наступних досліджень.

Водночас існує меншість систематичних оглядів і мета-аналізів, які можуть бути насправді корисними. Сутність даної проблематики полягає в тому, яким чином підвищити цю меншість і, якщо можливо, зробити її навіть більшістю серед майбутніх систематичних оглядів та мета-аналізів. Сучасні технології дозволяють забезпечити вирішення проблем низької ефективності ДМ. Обґрунтування стратегії використання «великих даних» стало одним із визначальних чинників трансформації ДМ [8, 9].

Поява технології «великі дані» дійсно обумовила суттєві зміни в ДМ. Вона присвячена логіці обробки великих обсягів даних, якими неможливо керуватись за допомогою традиційних технологій. Хоча існує багато підходів до визначення поняття «великі дані», у науковій літературі найчастіше

застосовується модель «3V», яка характеризує їх через три ключові виміри: обсяг, швидкість та різноманітність [10]. «Поняття «Великий» означає такі обсяги даних, які перевищують можливості традиційних методів обробки. В свою чергу, швидкість вказує на темп обробки даних. Різноманітність фокусується на різних формах структурованих та необроблених даних, отриманих будь-яким методом або пристроєм, таких як дані рівня транзакцій, відео, аудіо, тексти, електронні листи та журнали. «3V» стали описом великих даних за умовчанням, тоді як визначення було додано безліч інших «V». Причому, «Достовірність» залишається найбільш узгодженим четвертим «V». Достовірність даних фокусується на точності та надійності набору даних. Враховуючи такий обсяг доступних даних, важливо забезпечити їхню релевантність та високу якість. Використання технологій великих даних суттєво розширилося в наукових, клінічних та управлінських сферах.

Для обробки таких величезних обсягів даних необхідні технологічно складні програми, що використовують високопродуктивні обчислювальні ресурси та алгоритми на основі штучного інтелекту (далі – ШІ). Додатковою перевагою стануть підходи машинного навчання для автоматичного ухвалення рішень із застосуванням нечіткої логіки та нейронних мереж. Для практичного застосування великих даних необхідні інноваційні та ефективні стратегії роботи з даними, інтелектуальні хмарні програми, ефективно сховище та зручна візуалізація.

Застосування підходів науки про дані сприяє модернізації методологічних засад ДМ. Наука про дані як міждисциплінарна галузь знань акумулює знання та висновки з аналізу безлічі структурованих та неструктурованих даних. Використання наукових методів, інструментів інтелектуального аналізу даних і алгоритмів машинного навчання розширює можливості розв'язання складних клінічних завдань, зокрема пов'язаних із рідкісними випадками або етичними обмеженнями.

Зауважимо, що система охорони здоров'я сьогодні генерує великі набори даних, корисність яких буде обумовлена коректним віддзеркаленням динаміки демографії пацієнтів, планів лікування, результатів медичних оглядів, страхування тощо. Тим не менш, налагодження системи аналізу деталей та розуміння закономірностей може бути реалізовано лише за умови використання нових технологій, зокрема таким, що базується на використанні ШІ. В форматі ДМ це може допомогти в ухваленні кращих рішень, підвищенні якості догляду за пацієнтами. Нарешті, з'являється можливість зрозуміти тенденції розвитку захворювань та обґрунтувати шляхи покращення результатів медичної допомоги, тривалості життя, а також раннього виявлення та ідентифікації захворювань.

Дані, зібрані з пристроїв IoT, привертають увагу профільних фахівців. Наука про дані допомагає обробляти, керувати, аналізувати і засвоювати великі обсяги фрагментованих структурованих і неструктурованих даних, створюваних системами охорони здоров'я. Водночас вони вимагають ефективного управління та аналізу для отримання фактичних результатів. У свою чергу, ефективне управління залежить від очищення даних, їх інтелектуального аналізу, що використовується у відповідних додатках охорони здоров'я.

Наука про дані та аналітика великих даних можуть надати практично корисну інформацію та допомогти в ухваленні стратегічних рішень щодо розвитку системи охорони здоров'я. Вони допомагають сформулювати комплексне уявлення про пацієнтів, споживачів та лікарів. Ухвалення рішень на основі даних відкриває нові можливості для підвищення якості медичного обслуговування.

Останнім часом до масиву сучасних медичних даних активно включають показники, отримані з пристроїв IoT. Ця група даних привертає значну увагу фахівців у зв'язку з її високим аналітичним потенціалом. IoT – це перетворююча технологія, яка покращує різні аспекти життя людини, істотно впливаючи на такі галузі, як охорона здоров'я. Зокрема роль IoT в інтелектуальних системах охорони здоров'я привернула значну увагу дослідників завдяки своєму потенціалу для

покращення моніторингу пацієнтів, оптимізації лікування та зниження витрат. Тому систематичне оцінювання наукових результатів у цій галузі необхідне для розуміння поточних тенденцій та майбутніх напрямів розвитку.

Технології IoT передбачають підключення фізичних об'єктів до мережі Інтернет із можливістю автоматизованого збору, передавання та зберігання даних без безпосереднього втручання користувача [11]. У системі охорони здоров'я такі пристрої широко застосовуються для безперервного моніторингу стану пацієнтів, зокрема частоти серцевих скорочень, рівня глюкози в крові, рухової активності та інших фізіологічних параметрів, а також для дистанційної передачі клінічно значущої інформації від пацієнта до медичного закладу [12, 13]. Важливо зазначити, що сучасні технології забезпечують можливість збору точних медичних даних у режимі реального часу з мінімальними витратами ресурсів і без жорсткої прив'язки до традиційних моделей організації медичної допомоги. Персональні переносні пристрої (wearable devices) забезпечують безперервний, пацієнт-орієнтований моніторинг фізіологічних показників, створюючи умови для доступного, прийняттого та методологічно коректного довготривалого (поздовжнього) спостереження.

Існує невизначеність щодо IoT, його корисності та впливу, оскільки останній перебуває ще на відносно ранніх стадіях інтеграції. Було докладено багато зусиль для категоризації та розвитку використання IoT у секторі охорони здоров'я [14]. Однак, деякі сфери застосування технологій IoT, включаючи клінічні лабораторії, не мають чіткого уявлення про те, як до них підходити. Це свідчить про необхідність проведення додаткових досліджень у цій галузі для реалізації її суспільно значущого потенціалу. У зв'язку з цим впровадження IoT у клінічних лабораторіях слід класифікувати. Наприклад, типовий робочий процес клінічної лабораторії починається з ідентифікації та постачання зразка, його аналізу та повідомлення даних необхідним зацікавленим сторонам, наприклад, пацієнтам і лікарям. Технологія IoT у клінічних лабораторіях

формує інтегроване середовище, що поєднує пацієнтів з медичними пристроями та медичним персоналом.

Особливу увагу привертає питання подолання мовного бар'єру. Наявність електронних медичних записів, що використовуються в усьому світі, може бути корисним для аналізу та порівняння захворюваності та методів лікування в різних державах. Однак відповідна країна використовуватиме свою мову для запису даних. Цей мовний бар'єр можна подолати за допомогою багатомовних моделей, які відкриють диверсифіковані можливості для поширення науки про дані та розробки моделі персоналізації послуг. Ці моделі зможуть розуміти семантику, граматичну структуру та правила мови разом з контекстом, тобто загальним розумінням слів у різних значеннях.

Ще одним фактором, що сприяє реальній користі від впровадження програми посиленого відновлення є вплив протоколізованої медичної допомоги, що орієнтована на практичний результат. Взагалі, протоколізована допомога традиційно вважається анафемою в медичній практиці Великої Британії, де рішуче захищається автономія окремого консультанта [15]. Однак накопичується дедалі більше доказів того, що коли клінічна допомога найбільш інтенсивно керується відповідно до протоколів, у контексті проспективних клінічних випробувань, то спостерігається покращення результатів незалежно від групи лікування.

Насамкінець, зупинимось на застосуванні аналітики в системі охорони здоров'я. Вона теж недостатньо розглядалася в ДМ. Існує дев'ять сфер застосування аналітики в системі охорони здоров'я (рис.1). Вони включають епіднадгляд за захворюваннями, обґрунтування тактики надання медичної допомоги під час епідемій та надзвичайних ситуацій, управління профілактичною медициною, виявлення факторів ризику захворювань, управління та адміністрування системи охорони здоров'я, захист конфіденційності та виявлення шахрайства, оцінку психічного здоров'я, громадське здоров'я, фармаконагляд. Дослідники впровадили систему вилучення

відповідних даних для їх подальшого зберігання за допомогою хмарних обчислень, оптимізуючи при цьому якість та знижуючи витрати під час використання ресурсів, що отримані від пацієнтів й в інших сферах.

Надалі висвітлимо перспективи можливих змін акцентів у розвитку ДМ. Дискусії щодо ролі та значення піраміди доказів у її структурі набувають дедалі більшого поширення. Водночас зберігається визнання методологічної цінності якісно виконаних систематичних оглядів та РКД, які за належного дизайну дозволяють максимально наблизити дослідницькі умови до клінічної реальності та мінімізувати вплив змішувальних чинників. Традиційний контраргумент полягає в тому, що РКД та їх узагальнення у метааналізах забезпечують більш надійну доказову основу, оскільки інтеграція результатів кількох досліджень дозволяє отримати узагальнені та методологічно обґрунтовані висновки. Водночас об'єднання результатів не завжди гарантує покращення зовнішньої узгодженості та може супроводжуватися методологічними обмеженнями.

Поза межами цієї дискусії перспективи розвитку пов'язані насамперед із удосконаленням доказової бази шляхом інтеграції показників, що ґрунтуються на звітах пацієнтів (patient-reported outcomes та patient-reported experience measures), впровадженням моделей спільного прийняття клінічних рішень, а також пошуком практично обґрунтованих механізмів зміцнення довіри до професійної діяльності лікарів у контексті досягнення оптимальних клінічних результатів.

Однак найкращі наявні докази навряд чи завжди слідуватимуть ієрархії, запропонованої пірамідою ДМ. Вкрай важливим уявляється роль ШІ в становленні нової моделі ДМ [16,17]. Безумовно, що інтеграція ШІ у медицину відкриває нові можливості для підвищення точності діагностики, оптимізації лабораторних операцій та покращення догляду за пацієнтами [18]. Водночас, розробка, розгортання та керування цими новими системами ШІ вимагають ряд сумісних інструментів та обладнання, складання та використання яких без застосування автоматичних засобів може

бути складним та неефективним. Платформи ШІ починають вирішувати цю проблему, надаючи інтегровану програмну, апаратну та технологічну структуру, яка підтримує розробку та розгортання моделей ШІ для різних цілей у масштабі. Ці платформи використовують обчислювальні конвеєри та складні алгоритми, які стандартизують та автоматизують етапи життєвого циклу моделі

ШІ, починаючи від обробки даних та розробки моделі, а закінчуючи перевіркою, розгортанням та моніторингом продуктивності.

Представлені на рис. 1 напрями охоплюють як клінічний, так і організаційно-управлінський рівні функціонування системи охорони здоров'я, демонструючи багатовимірність застосування аналітичних підходів у сучасній медичній практиці.



Рис. 1. Основні сфери застосування аналітики даних у системі охорони здоров'я

Висновки. 1. ДМ є системою принципів і методологічних підходів, що потребують постійного оновлення відповідно до еволюції медичних технологій. Її реалізація має здійснюватися з урахуванням реальних клінічних умов, забезпечуючи формування ґрунтовної, відтворюваної та практично орієнтованої основи сучасної медичної практики.

2. Визнаючи складний, багатофакторний і глибоко ситуативний характер ДМ, оптимальним напрямом її подальшого розвитку є застосування технологій ШІ. Це дозволяє здійснювати глибоку

інтерпретацію постійно зростаючого масиву дослідницьких даних та визначати їхню реальну здатність впливати на клінічну практику.

3. Має бути розроблена нова модель ДМ, що взаємодіє з гібридною моделлю ШІ та людиною, з метою забезпечення насправді персоналізованої та адаптованої до сьогоденних потреб пацієнта медицини.

4. Більші набори даних про пацієнтів можна отримати від медичних організацій, які включають дані спостереження, лабораторій, геноміки, візуалізації та електронних медичних записів.

Ці дані потребують належного управління та аналізу для отримання змістовної інформації. Довгострокові бачення самостійного лікування, покращення догляду за пацієнтами та лікування можуть бути реалізовані за допомогою використання великих даних. Наука про дані може забезпечити коректну прогнозну аналітику для отримання інформації про різноманітні захворювання та забезпечення лікування, орієнтованого на пацієнта. Однак точність прогнозування вагомо залежить від ефективної інтеграції даних, отриманих з різних джерел, з метою забезпечення їх узагальнення. Сучасні організації системи охорони здоров'я можуть революціонізувати медичну терапію та персоналізовану медицину, інтегруючи біомедичні та інші дані.

Література.

1. Evidence-based medicine: a narrative review on the evolving opportunities and challenges / Agrawal S., Magoon R., Choudhary N. et al. // *J. Card. Crit. Care TSS.* – 2024. – Vol. 8. – P. 122–128. – DOI: 10.25259/JCCC_51_2023.
2. The role of data science in healthcare advancements: applications, benefits, and future prospects / Subrahmanya S. V. G., Shetty D. K., Patil V. et al. // *Ir. J. Med. Sci.* – 2022. – Vol. 191, № 4. – P. 1473–1483. – DOI: 10.1007/s11845-021-02730-z.
3. A formal definition of big data based on its essential features / De Mauro A., Greco M., Grimaldi M. // *Library Review.* – 2016. – Vol. 65, № 3. – P. 122–135. – DOI: 10.1108/lr-06-2015-0061.
4. Medical records: a historical narrative / Lorkowski J., Pokorski M. // *Biomedicines.* – 2022. – Vol. 10, № 10. – P. 2594. – DOI: 10.3390/biomedicines10102594.
5. From papyrus to the electronic tablet: a brief history of the clinical medical record with lessons for the digital age / Gillum R. F. // *Am. J. Med.* – 2013. – Vol. 126, № 10. – P. 853–857.
6. The integration of clinical trials with the practice of medicine. Repairing a house divided / Angus D. et al. // *JAMA.* – 2024. – Vol. 332. – P. 153–162.
7. Does evidence based medicine adversely affect clinical judgment? / Accad M., Francis D. // *BMJ.* – 2018. – Vol. 362. – k2799. – DOI: 10.1136/bmj.k2799.
8. Are systematic reviews and meta-analyses still useful research? We are not sure / Møller M. H., Ioannidis J. P. A., Darmon M. // *Intensive Care Med.* – 2018. – Vol. 44. – P. 518–520. – DOI: 10.1007/s00134-017-5039-y.
9. The mass production of redundant, misleading, and conflicted systematic reviews and meta-analyses / Ioannidis J. P. // *Milbank Q.* – 2016. – Vol. 94. – P. 485–514.
10. Laney D. 3D data management: Controlling data volume, velocity, and variety // *Application Delivery Strategies.* – Stamford (CT): META Group Inc., 2001.
11. A systematic review of internet of things in clinical laboratories: opportunities, advantages, and challenges / Munir T., Akbar M. S., Ahmed S. et al. // *Sensors (Basel).* – 2022. – Vol. 22, № 20. – P. 8051. – DOI: 10.3390/s22208051.
12. Internet of Things (IoT): a vision, architectural elements, and future directions / Gubbi J., Buyya R., Marusic S., Palaniswami M. // *Future Gener. Comput. Syst.* – 2013. – Vol. 29, № 7. – P. 1645–1660. – DOI: 10.1016/j.future.2013.01.010.
13. Internet of Medical Things (IoMT) – an overview / Vishnu S., Jino Ramson S. R., Jegan R. // *2020 5th International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS).* – IEEE, 2020. – DOI: 10.1109/ICDCS48716.2020.243558.

14. The internet of things in healthcare: an overview / Yin Y., Zeng Y., Chen X., Fan Y. // *J. Ind. Inf. Integr.* – 2016. – Vol. 1. – P. 3–13. – DOI: 10.1016/j.jii.2016.03.004.

15. Programmes, guidelines and protocols – the antithesis of precision medicine? / Columb M. O., Hopkins P. M. // *Br. J. Anaesth.* – 2015. – Vol. 115. – P. 485–487.

16. Understanding artificial intelligence and predictive analytics: a clinically focused review of machine learning techniques / Cho B., Geng E.,

Arvind V. et al. // *JBJS Rev.* – 2022. – Vol. 10, № 3. – e21.00142. – DOI: 10.2106/JBJS.RVW.21.00142.

17. Understanding basic principles of artificial intelligence: a practical guide for intensivists / Bellini V., Cascella M., Cutugno F. et al. // *Acta Biomed.* – 2022. – Vol. 93. – e2022297.

18. ChatGPT and conversational artificial intelligence: friend, foe, or future of research? / Gottlieb M., Kline J. A., Schneider A. J., Coates W. C. // *Am. J. Emerg. Med.* – 2023. – Vol. 70. – P. 81–83.

References.

1. Agrawal, S., Magoon, R., Choudhary, N. et al. (2024). Evidence-based medicine: A narrative review on the evolving opportunities and challenges. *J. Card. Crit. Care TSS*, 8, 122–128. doi: 10.25259/JCCC_51_2023.

2. Subrahmanya, S. V. G., Shetty, D. K., Patil, V. et al. (2022). The role of data science in healthcare advancements: Applications, benefits, and future prospects. *Irish Journal of Medical Science*, 191(4), 1473–1483. doi: 10.1007/s11845-021-02730-z.

3. De Mauro, A., Greco, M., Grimaldi, M. (2016). A formal definition of big data based on its essential features. *Library Review*, 65(3), 122–135. doi: 10.1108/lr-06-2015-0061.

4. Lorkowski, J., Pokorski, M. (2022). Medical records: A historical narrative. *Biomedicines*, 10(10), 2594. doi: 10.3390/biomedicines10102594.

5. Gillum, R. F. (2013). From papyrus to the electronic tablet: A brief history of the clinical medical record with lessons for the digital age. *American Journal of Medicine*, 126(10), 853–857.

6. Angus, D. et al. (2024). The integration of clinical trials with the practice of medicine: Repairing a house divided. *JAMA*, 332, 153–162.

7. Accad, M., Francis, D. (2018). Does evidence-based medicine adversely affect clinical judgment? *BMJ*, 362, k2799. doi: 10.1136/bmj.k2799.

8. Møller, M. H., Ioannidis, J. P. A., Darmon, M. (2018). Are systematic reviews and meta-analyses still useful research? We are not sure. *Intensive Care Medicine*, 44, 518–520. doi: 10.1007/s00134-017-5039-y.

9. Ioannidis, J. P. (2016). The mass production of redundant, misleading, and conflicted systematic reviews and meta-analyses. *Milbank Quarterly*, 94, 485–514.

10. Laney, D. (2001). 3D data management: Controlling data volume, velocity, and variety (Application Delivery Strategies, File 949). Stamford, CT: META Group Inc.

11. Munir, T., Akbar, M. S., Ahmed, S. et al. (2022). A systematic review of internet of things in clinical laboratories: Opportunities, advantages, and challenges. *Sensors*, 22(20), 8051. doi: 10.3390/s22208051.

12. Gubbi, J., Buyya, R., Marusic, S., Palaniswami, M. (2013). Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future Generation Computer Systems*, 29(7), 1645–1660. doi: 10.1016/j.future.2013.01.010.

13. Vishnu, S., Jino Ramson, S. R., Jegan, R. (2020). Internet of Medical Things (IoMT): An overview. In *2020 5th International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS)*. IEEE. doi: 10.1109/ICDCS48716.2020.243558.

14. Yin, Y., Zeng, Y., Chen, X., Fan, Y. (2016). The internet of things in healthcare: An overview. *Journal of Industrial Information Integration*, 1, 3–13. doi: 10.1016/j.jii.2016.03.004.

15. Columb, M. O., Hopkins, P. M. (2015). Programmes, guidelines and protocols – The antithesis of precision medicine? *British Journal of Anaesthesia*, 115, 485–487.

16. Cho, B., Geng, E., Arvind, V. et al. (2022). Understanding artificial intelligence and predictive analytics: A clinically focused review of machine learning techniques. *JBJS Reviews*, 10(3), e21.00142. doi: 10.2106/JBJS.RVW.21.00142.

17. Bellini, V., Cascella, M., Cutugno, F. et al. (2022). Understanding basic principles of artificial intelligence: A practical guide for intensivists. *Acta Biomedica*, 93, e2022297.

18. Gottlieb, M., Kline, J. A., Schneider, A. J., Coates, W. C. (2023). ChatGPT and conversational artificial intelligence: Friend, foe, or future of research? *American Journal of Emergency Medicine*, 70, 81–83.

ORCID:

O. P. Mintser: 0000-0002-7224-4886

L. Yu. Babintseva: 0000-0003-2753-5489

P. P. Hanynets: 0009-0003-2408-7614

O. V. Sarkanych: 0000-0002-0382-2486

O. O. Sukhanova: 0000-0003-1882-027X

A. G. Gabovych: 0009-0007-5187-8912