

Сорока Іван Миколайович,
аспірант, кафедра громадського здоров'я,
Навчально-науковий інститут громадського здоров'я та профілактичної медицини,
Національний медичний університет імені О.О. Богомольця
ORCID ID: 0000-0003-1780-6142
м. Київ, Україна

Мочалов Юрій Олександрович,
доктор медичних наук, професор,
професор кафедри хірургічної стоматології та клінічних дисциплін,
стоматологічний факультет,
ДВНЗ «Ужгородський національний університет»
ORCID ID: 0000-0002-5654-1725
м. Ужгород, Україна

Кізім Алла Володимирівна,
МБА, асистент кафедри педіатрії, акушерства і гінекології,
Навчально-науковий центр «Інститут біології та медицини»,
Київський національний університет імені Тараса Шевченка
ORCID ID: 0009-0003-6037-2607
м. Київ, Україна

Сучасні напрямки впровадження великих моделей штучного інтелекту в охорону здоров'я. Огляд літератури

Вступ. Великі моделі штучного інтелекту (чи як ще їх заведено називати – «базові моделі») є відносно новими хмарними програмними комплексами та рішеннями, які спеціалізуються в роботі з великими масивами даних та параметрів. Після проведення попереднього навчання такі моделі демонструють різочу продуктивність у виконанні різноманітних прикладних та теоретичних завдань. В охороні здоров'я поява великих моделей штучного інтелекту спонукала до розвитку нової парадигми для удосконалення та розвитку методологічних підходів в оцінці даних та розробки систем прийняття рішень.

Методологія та методи дослідження. Мета дослідження – проаналізувати доступні джерела науково-медичної інформації, присвячені питанням застосування великих моделей штучного інтелекту в охороні здоров'я. Було здійснено інформаційний пошук доступної інформації у відкритих базах медичних публікацій – «PubMed», «Researchgate», «Google Scholar» та електронні депозитарії текстів наукових установ та закладів освіти. Глибина пошуку становила 10 років.

Виклад основного матеріалу дослідження. Яскравим прикладом великих моделей штучного інтелекту є «ChatGPT», «Microsoft Copilot», «Google Gemini», «Claude», «Segment Anything» та «Cory.ai». Великі моделі штучного інтелекту поступово стають потужними інструментами для вирішення різноманітних завдань у галузі охорони здоров'я. На сьогодні можна визначити сім ключових секторів охорони здоров'я, в межах яких можна визначити суттєвий вплив великих моделей штучного інтелекту: 1) біоінформатика; 2) медична діагностика; 3) медична візуалізація; 4) медична інформатика; 5) медична освіта; 6) громадське здоров'я; 7) медична робототехніка. Сучасні великі моделі ШІ є відносно «сирими» та потребують удосконалення та адаптації до кожного сектору охорони здоров'я.

Висновки. З часом великі моделі штучного інтелекту можуть стати обов'язковими компонентами системи охорони здоров'я, які будуть забезпечувати її функціонування та подальший розвиток. Варто відзначити постійні зміни парадигми розвитку штучного інтелекту, що сприяє створенню великих моделей штучного інтелекту для трансформації різних секторів охорони здоров'я та біології. Подальший успішний розвиток співпраці штучного інтелекту з охороною здоров'я потребує введення певних регуляторних підходів для зниження потенційних ризиків та запобігання конфліктів інтересів, що дозволить вивести галузь на новий етап розвитку.

Ключові слова: штучний інтелект, моделі, охорона здоров'я, біологія, удосконалення.

Soroka Ivan Mykolayovych, PhD Student, Department of Public Health, Educational and Scientific Institute of Public Health and Preventive Medicine of the O.O. Bogomolets National Medical University, ORCID ID: 0000-0003-1780-6142, Kyiv, Ukraine

Mochalov Iurii Oleksandrovich, Doctor of Medical Sciences, Professor, Professor at the Department of Surgical Dentistry and Clinical Disciplines, Faculty of Dentistry, Uzhhorod National University, ORCID ID: 0000-0002-5654-1725, Uzhhorod, Ukraine

Kizim Alla Volodymyrivna, MBA, Assistant Professor at the Department of Pediatrics, Obstetrics and Gynecology, Educational and Scientific Center «Institute of Biology and Medicine», Taras Shevchenko Kyiv National University, ORCID ID: 0009-0003-6037-2607, Kyiv, Ukraine

The modern directions of implementation of the large models of artificial intelligence in health care. Review

Introduction. Large models of artificial intelligence (or as «base models») are relatively new cloud software complexes and solutions that specialize in working with large arrays of data and parameters. After conducting preliminary training, such models demonstrate impressive performance in performing a variety of applied and theoretical tasks. In health care, the emergence of large-scale artificial intelligence (AI)

models has prompted the development of a new paradigm for the improvement and development of methodological approaches in data evaluation and the development of decision-making systems.

Research methodology and methods. The purpose of the study is to analyze the available sources of scientific and medical information devoted to the application of large models of artificial intelligence in health care. An information search of available information was carried out in open databases of medical publications – «PubMed», «Researchgate», «Google Scholar» and electronic depositories of texts of scientific and educational institutions. The search depth was 10 years.

Presentation of the main research material. A prime example of large AI models are «ChatGPT», «Microsoft Copilot», «Google Gemini», «Claude», «Segment Anything» and «Copy.ai». Large-scale artificial intelligence models are gradually becoming powerful tools for solving various tasks in the field of health care. Today, seven key sectors of health care can be identified, within which the significant impact of large models of artificial intelligence can be determined: 1) bioinformatics; 2) medical diagnosis; 3) medical imaging; 4) medical informatics; 5) medical education; 6) public health; 7) medical robotics. Modern large AI models are relatively "raw" and need to be refined and adapted to each healthcare sector.

Conclusions. Over time, large models of artificial intelligence may become mandatory components of the health care system, which will ensure its functioning and further development. It is worth noting the constant changes in the paradigm of the development of artificial intelligence, which contributes to the creation of large models of artificial intelligence for the transformation of various sectors of health care and biology. The further successful development of cooperation between artificial intelligence and health care requires the introduction of certain regulatory approaches to reduce potential risks and prevent conflicts of interest, which will lead the industry to a new stage of development.

Key words: artificial intelligence, models, health care, biology, improvement.

Вступ. Великі моделі штучного інтелекту (чи як ще їх заведено називати – «базові моделі») є відносно новими хмарними програмними комплексами та рішеннями, які спеціалізуються в роботі з великими масивами даних та параметрів, величини та кількість яких можуть бути понад мільярди. Після проведення попереднього навчання такі моделі демонструють різочу продуктивність у виконанні різноманітних прикладних та теоретичних завдань [1, 2]. Хоча на сьогодні переважна більшість результатів потребує деякої верифікації та ретельної експертної оцінки. Яскравим прикладом великих моделей штучного інтелекту (ШІ) є «ChatGPT», «Microsoft Copilot», «Google Gemini», «Claude», «Segment Anything» та «Copy.ai». Можливості зазначених програмних рішень та моделей та попередні результати їх застосування в різних напрямках господарювання спонукають наших сучасників уявити далекосяжний вплив, який можуть мати великі моделі ШІ та їхній потенціал трансформувати різні сфери життя людства. В охороні здоров'я поява великих моделей штучного інтелекту спонукала до розвитку нової парадигми для удосконалення та розвитку методологічних підходів в оцінці даних та розробки систем прийняття рішень. Варто зазначити, що масштаб мультимодальних даних у біомедицині та охороні здоров'я постійно розширюється, особливо його ріст інтенсифікувався після впровадження підходів глибокого навчання, яке забезпечує ґрунт для розробки, перевірки та вдосконалення великих моделей ШІ для застосування у сферах, пов'язаних з охороною здоров'ям [3, 4].

Методологія та методи дослідження

Мета дослідження – проаналізувати доступні джерела науково-медичної інформації, присвячені питанням застосування великих моделей штучного інтелекту в охороні здоров'я.

Матеріали та методи дослідження: було здійснено інформаційний пошук доступної інформації у відкритих базах медичних публікацій – «PubMed», «Researchgate», «Google Scholar» та електронні депозитарії текстів наукових установ та закладів освіти. Глибина пошуку становила 10 років.

Виклад основного матеріалу дослідження *Адаптація великих моделей штучного інтелекту для потреб охорони здоров'я та біології*

На сьогодні можна визначити сім ключових секторів охорони здоров'я, в межах яких можна визначити суттєвий вплив великих моделей штучного інтелекту: 1) біоінформатика; 2) медична діагностика; 3) медична візуалізація; 4) медична інформатика; 5) медична освіта; 6) громадське здоров'я; 7) медична робототехніка.

Зрозуміло, що сучасні великі моделі ШІ є відносно «сирими» та потребують удосконалення та адаптації до кожного сектору охорони здоров'я, тому критична оцінка їх переваг та недоліків, проспективний аналіз та моделювання є необхідним для подальшого успішного залучення великих моделей штучного інтелекту до трансформації галузі охорони здоров'я. Поява та впровадження ChatGPT в роботу в багатьох сферах господарювання та виробництва викликало нову хвилю розробок та розгортання великих моделей ШІ. Розробники моделей «ChatGPT» та «Segment Anything Model» від самого моменту запуску в роботу доволі інтенсивно почали активні дослідження в галузі медицини та охорони здоров'я. Незважаючи на те, що спільнота штучного інтелекту та відповідні програмні рішення є новаторськими, фактично великі моделі ШІ з'явилися набагато раніше, і це стало основою для робіт над впровадженням у практику моделі «Transformer» ще у 2017 році, що прискорило розробку сучасних великих моделей ШІ [4, 5].

Останні досягнення в галузі науки про дані та алгоритмів штучного інтелекту наділили великі моделі ШІ посиленою генеративністю та вищими можливостями аргументації, а також загальним інтелектом шляхом накопичення досвіду виконання багатьох завдань. Це підвищило продуктивність роботи моделі до виняткового рівня, навіть за наявності малого обсягу ввідних даних, що значно відрізняє їх від ранніх глибоких моделей. Наприклад, на запит про медичну консультацію, модель «ChatGPT», заснована на технології «GPT-4», успішно демонструє здатність пригадувати попередню розмову та можливість контекстуалізації попередньої історії хвороби користувача. Тому при формуванні відповіді вказана модель демонструє новий рівень інте-

лекту, чим перевищує можливості простого алгоритмованого засобу перевірки симптомів [6].

Щоправда, одним із суттєвих слабких місць (фактично, вузька «горлянка у пляшки») у розвитку контрольованих медичних і клінічних великих моделей штучного інтелекту є те, що вони потребують великого масиву анотованих даних у масштабі навчання вже успішно функціональної моделі. Проте такі анотації мають робитися висококваліфікованими фахівцями в певній галузі знань, що часто є дорогим і трудомістким. Така ситуація призводить до використання моделей в роботі великомасштабних медичних і клінічних даних із попередніми високоякісними анотаціями при формуванні відповіді на єдиний запит. Однак це вже не може бути вузьким місцем для великих моделей ШІ, оскільки вони можуть самостійно використовувати самоконтроль і підкріплення під час навчання, звільнення від анотаційного тягаря та робочого навантаження при оперуванні великомасштабними анотованими наборами даних. Постійне зростання використання в роботі та практиці та поширення медичного Інтернету медичних речей (переносні медичні датчики та сенсори, медична та клінічна історія пацієнтів у вигляді електронних медичних записів, діагностичні медичні зображення, наприклад результати комп'ютерної томографії, накопичення даних у ході відкриття геномної послідовності живих організмів та ін.), великі масиви біомедичних, клінічних і медичних даних сприяють розвитку наступного покоління моделей штучного інтелекту в галузі. Очікується, що такі нові вдосконалені моделі матимуть великий потенціал для аналізу та оперування складними й масштабними за обсягами даними, які пов'язані зі здоров'ям, і узагальнювати їх з моделюванням розвитку кількох потенційних сценаріїв для активної допомоги та участі моделі в прийнятті клінічних і медичних рішень [4, 7].

Біоінформатика

Сучасна молекулярна біологія вивчає роль біологічних макромолекул (наприклад, ДНК, РНК та білків) у життєвих процесах і описує різні біологічні дії та явища, в тому числі структуру, функції та синтез біомолекул. Незважаючи на велику кількість виконаних у цьому напрямку експериментальних робіт, потреба в нових і додаткових є високою. Одночасно такі дослідження мають високу собівартість тривалий експериментальний цикл та високу складність у реалізації. Наприклад, кількість експериментально визначених білкових структур, що зберігаються в банку даних про білки (PDB), навряд чи зрівняється з кількістю генерованих білкових послідовностей. Тому в сучасних лабораторіях необхідні обчислювальні методи для прискорення процесу визначення структури білка. Тому для такої роботи підходять саме великі моделі штучного інтелекту, здатні до аналізу величезної кількості параметрів і до навчання. Виразна здатність таких моделей до навчання репрезентації даних успішно використовується для неявного моделювання біологічних властивостей, прихованих у великомасштабних наборах немічених даних, включаючи РНК та протеїни [8].

Завдяки використанню ШІ, починаючи з амінокислотних послідовностей, ми уже можемо аналізу-

вати просторову структуру білків, а також зрозуміти їхні функції та взаємну взаємодію. Тому модель ШІ «AlphaFold 2» (на базі рішення «Google DeepMind») стала піонером у використанні при для прогнозування білкових структур. Зокрема, вони розглядали передбачення структури як проблему виведення 3D-структури, де вхідні дані мережі є попарними характеристиками між залишками, доступними шаблонами та вирівнюванням кількох послідовностей при визначенні фінальної структури білку. Зокрема, вкладення, витягнуті з четвертинної структури білку, можуть вивести еволюційну інформацію між вирівняними послідовностями. Лінійні та структурні модулі здатні оновити вхідне представлення та передбачити остаточну 3D-структуру протеїну. Варто зазначити, що модель «AlphaFold 2», незважаючи на те, що навчалася на однобілкових ланцюгах, на сьогодні демонструє здатність передбачати мультимерні структури білків [4].

Незважаючи на новаторські зусилля, та досягнення в роботі таких моделей, вони все ще суттєво покладаються на відомі MSA (множинні вирівнювання послідовностей) та шаблони, які шукають у відомих генетичних і структурних базах даних, що забирає багато часу. Аналогічно до видобутку семантичної інформації природною мовою, дослідникам вдалося дослідити інформацію про ко-еволюцію білкових послідовностей шляхом застосування моделями самоконтролю при використанні великомасштабних білкових мовних моделей (PLM), які вивчають глобальні відносини та довгострокові залежності неприєднаних і немічених білкових послідовностей. Модель ШІ «ProGen» використовує в роботі модель умовної мови для забезпечення керованої генерації білкових послідовностей. Ввівши потрібні теги (наприклад, «функція», «організм»), «ProGen» може генерувати відповідні білки, наприклад як ферменти з хорошою функціональною активністю. Згодом у молекулярну біологію було введено удосконалені моделі ШІ «ProtT5-XXL», «ESMfold», «ESMfold», «xTrimoPGLM», які на сьогодні здатні прогнозувати властивості рідкісних та модифікованих білків, відштовхуючись від їх амінокислотної послідовності, такими білками виступають орфанні протеїни (які часто мають відмінності у гомологічній структурі), антитіла та ін. Застосування великих моделей ШІ, які використовують в алгоритмі мовні моделі, прискорює процес дослідження протеїнів та лабораторні етапи розробки нових лікарських препаратів. Також вони неявно розуміють інформацію, кодовану в амінокислотних послідовностях, що є перспективним у частині прогнозування мутацій білків і може бути корисним при розробці вакцин нового покоління. Безсумнівно, описані моделі ШІ є оригінальними та зменшили час і вартість прогнозування структури молекули з великим запасом та надали можливість зменшити частоту використання експериментальних методів визначення структури білку, хоча не виключають повністю застосування експериментів [9,4].

Медична діагностика

Сучасні великі моделі ШІ поступово розвивають свої можливості у медичному прогнозуванні, верифікації клінічного діагнозу та впливу на процеси при-

йняття клінічних рішень. Одною з перших таких моделей стала «CheXzero» – автоматичний класифікатор рентгенівських зображень грудної клітки, який в ході навчання показав достатньо високий рівень експертності (еквівалентний професійним рентгенологам) при диференціації багатьох патологій органів грудної вищевказаної локалізації. Система «ChatCAD» – спеціальна структура, яка здатна інтегрувати велике число діагностичних мереж із моделлю «ChatGPT» продемонструвала значний потенціал у розвитку автоматизованої діагностики (CAD) для медичних зображень. Алгоритм роботи моделі включає в себе методики стратифікації рішень при взаємодії зі спеціалізованими медичними мережами, що забезпечує високу вірогідність діагностики, підтримку діагностичного процесу та формування прийняття клінічних рішень. Удосконалена модель «ChatCAD+» на сучасному етапі розвитку демонструє покращену якість генерації діагностичних звітів із включенням пошукової системи [10].

Використання автоматизованих експертних систем, обмін «знаннями» з іншими експертними та клінічними системами ШІ, та пошук інформації у спеціалізованих базах даних можуть потенційно підвищити результативність діагностичних систем ШІ, що обґрунтовується фактологічним матеріалом. Такий дизайн моделі ШІ було визнано кращим, і він був реалізований у вигляді моделі «ChatDoctor». Вказане програмне рішення використовує алгоритм лінійної трансформації кількох мовних моделей. Прикладом подібної модифікації виступає удосконалена модель «XrayGPT», яка показує високу точність діагностики при аналізі рентгенівських зображень грудної клітки. Але варто зазначити, що переважна більшість таких великих моделей ШІ базовані на застосуванні англійської мови, так відповідно не включають дані, зафіксовані іншими мовами. Хоча вже наявні повідомлення про адаптацію моделей до використання медичних записів, створених китайською мовою [11, 12].

Окрім рентгенологічної діагностики органів грудної клітки та відповідей на питання медичної тематики, великі мовні моделі ШІ застосовуються також для діагностики захворювань і станів інших локалізацій. Система «HeartBEiT» є попередньо навченою базовою моделлю ШІ, яка використовує в роботі досвід аналізу 8,5 млн виконаних ЕКГ, може давати доволі точний результат діагностики, при цьому кількість анотованих даних, необхідних для роботи, є зменшеною. Медичні мовні моделі ШІ також можуть успішно використовуватися для прогнозування розвитку захворювання. Наприклад, Li et al. запропонував модель «BEHRT», здатну передбачити найбільш імовірне захворювання пацієнта під час його/її наступного візиту вивчаючи великий архів EHR. Також, Rasmy та ін. запропонували «Med-BERT», здатну прогнозувати серцеву недостатність у пацієнтів, хворих на діабет. На сьогодні, при поширенні широкосмугового Інтернету та мереж 4G медичні мовні моделі ШІ також можуть запропонувати дистанційну діагностику та консультацію пацієнтам без виходу з дому. Можна потенційно передбачити успішне застосування моделей ШІ при клінічній діагностиці складних захворювань [13, 14, 15, 16].

Методи медичної візуалізації

Впровадження у практику методів діагностики, базованих на візуалізації, прогресивно вплинуло на процеси діагностики та лікування. Широке використання методів комп'ютерної томографії (КТ) та магнітно-резонансної томографії (МРТ) створило велику кількість мультимодальних, складних та багатоорганих зображень, що стимулювало розвиток медичних експертних систем для аналізу застосування методів медичної візуалізації. Окремим напрямком розвитку візуалізаційних експертних систем стала модель «MedCLIP» – контрастна модель ШІ, здатна до самостійного навчання, призначена для аналізу розділених медичних зображень і тексту. Вказана система продемонструвала вражаючу точність класифікації медичних зображень. Система показала 80,0% точність при встановленні діагнозу інфекції Covid-19. Модель була удосконалена і презентована у формі моделі ШІ «PLIP» [17, 18].

На сьогодні значна кількість медичних зображень мають тривимірний формат. Яскравим прикладом адаптації великих мовних моделей ШІ до обробки та аналізу тривимірних зображень є «Stable Diffusion», які можуть створювати реалістичні високоточні зображення з відповідними текстовими описами Chambon та ін. Така модель була успішно застосована при аналізі результатів променевого дослідження легень та органів грудної клітки. Варто зазначити, що застосування моделей зі здатністю до самостійного навчання може скорочувати високовартісний традиційних процес створення анотованих баз інформації. Але в розвитку таких моделей наявні деякі перешкоди, пов'язані насамперед з великими розмірами медичних тривимірних зображень, що потребує застосування більш потужних та продуктивних терміналів для введення та обробки інформації, тому в якості компромісу окремі моделі ШІ часто обмежують розміри таких зображень, аби скоротити час навчання та обчислювальні витрати. Зменшення розміру зображень неминує призводить до втрати інформації (окремі дрібні деталі можуть бути критичними для точного розпізнавання). Тоді як лікар-діагност може перевірити оригінальне зображення з високої роздільною здатністю. Така ситуація призводить до розбіжностей у висновках лікаря та великої моделі ШІ. Але збільшення масштабів самої моделі може нівелювати таку проблему, прикладом може бути медична сегментаційна модель «STU-Net», яка оперує масою в 1,4 млрд параметрів, що значно покращує точність аналізу та опису результатів тривимірних досліджень [19, 4, 20].

Медична інформатика

Цей напрямок був визначений особливо перспективним при розробці самих моделей ШІ медичного спрямування. Провідна ідея полягала у створенні продуктів, здатних розпізнавати, аналізувати, підсумовувати та генерувати медичний і клінічний контент для різних сфер застосування. Такі моделі працюють з відкритими базами даних (наприклад PubMed) і здатні генерувати медичні тексти доволі високої якості. Такими удосконаленими похідними моделями ШІ стали «ClinicalBERT», «BioMegatron», «BioMedRoBERTa»,

«Med-BERT», «BioELECTRA», «PubMedBERT», «BioLinkBERT», «BioGPT» [120] та «Med-PaLM», які переважно застосовують в роботі SOTA-аналіз. Наприклад, «PubMedBERT» враховувала близько 12 млрд параметрів на основі медичних текстів загальним обсягом понад 80 млрд слів. Модель «Med-PaLM» враховувала 540 млрд параметрів. Аналіз результатів відповідей таких моделей ШІ показав точність 86,5%. Зазначені моделі стали базою для удосконалення та розробки серії «GPT-3.5», особливо такого напрямку як «InstructGPT», який спробували наділити варіантом машинного медичного «мислення». На сьогодні великі моделі ШІ здатні надавати доволі точні й правильні відповіді на запитання медичного напрямку, навіть з урахуванням персоналізації та індивідуалізації випадків [4, 21, 22, 23].

Медична освіта

На сьогодні вже з повною впевненістю можна твердити, що великі моделі ШІ поступово стануть невід'ємним компонентом навчального процесу для здобувачів освіти медичних спеціальностей. Застосування «GPT-4» та «Med PaLM 2» для вирішення завдань спеціалізованих ліцензійних медичних іспитів показало понад 86,0% правильних відповідей. Генеративні можливості вказаних моделей ШІ можуть виступати засобами аугментації навчального процесу для майбутніх медиків. Наприклад вони можуть надавати правильні відповіді на запитання із ретельним тлумаченням змісту або у вигляді перефразованого тексту у більш зрозумілому побутовому чи публіцистичному стилі. Також модель «GPT-4» здатна проводити навчальних процес студентів у вигляді сократичного діалогу для покрокового виведення здобувачів до правильних висновків та відповідей на запитання. Варто також відзначити високу адаптивність таких моделей до потреб галузі освіти – швидка розробка нових методичних матеріалів, покращення презентативності матеріалів, їх персоналізація для здобувачів з особливими потребами, збільшення доступності медичного навчання тощо. Також окремим напрямком удосконалення моделей ШІ для потреб освіти є розробка та впровадження в роботу систем розпізнавання текстів, створених за допомогою ШІ. Це є критичним в плані дотримання вимог етики наукових досліджень та академічної доброчесності в освітньому процесі [4, 24, 25].

Громадське здоров'я

Сучасні великі моделі ШІ, виходячи із наявних епідеміологічних даних та досвіду застосування тих чи інших заходів профілактики й контролю найпоширеніших захворювань, здатні створювати прогнози захворюваності з високою вірогідністю, аналізувати ризики медичного характеру для великих груп населення, визначати потенційну та реальну ефективність заходів та політики в галузі охорони здоров'я загалом. Саме цим ШІ може бути корисним для фахівців у галузі громадського здоров'я та для розробки регіональної та державної політики в зазначеному напрямку. Наприклад, розроблена модель «Pangu Drug» здатна оцінювати ефективність розробки нових вакцин та ліків щодо контролю поширеності окремих захворювань. Окремо великі моделі ШІ здані аналізувати епідеміологічну

інформацію та верифікувати її. Такі програмні рішення можуть бути корисними при контролі за інфекційними та неінфекційними захворюваннями, вони здатні оцінювати вплив ряду немедичних та соціальних факторів на захворюваність великих груп населення (як то особливості дієти, недоїдання, культурні та регіональні особливості, клімат та погодні умови) [26, 4, 27].

Медична робототехніка

На сьогодні така галузь технології розвивається максимально інтенсивно і включає в себе прецизійні хірургічні роботи, які здатні виконувати мінімально інвазивні втручання, а також мобільні роботизовані пристрої для моніторингу стану здоров'я, контрольованого введення лікарських речовин та реабілітації. Застосування великих моделей ШІ в медичній робототехніці дозволило удосконалити розширене бачення медичними приладами та пристроями, що підвищило якість ендоскопічних хірургічних втручань. Великі моделі ШІ можуть успішно застосовуватися для розробки нових схем операцій та хірургічних прийомів, а також для створення симуляцій хірургічних втручань, прогнозування ризиків інтраопераційних та постопераційних ускладнень. Окремо ШІ покращує інтеракцію з медичною робототехнікою шляхом введення в практику технології розпізнавання емоцій, жестів, мови, виконання голосових команд. Тому цікавим напрямом може бути створення інтерактивних роботів для реабілітації пацієнтів, супроводу осіб з обмеженими можливостями та старшого віку. Більш розвинені моделі ШІ здатні розпізнавати наміри людини. Варто також відзначити зростання автономії медичної робототехніки, що дозволяє техніці адаптуватися до командного стилю оператора при виконанні втручань та спростити інтеракцію з такими приладами [4, 28, 29, 30, 31].

Висновки

Отже, на сьогодні можна стверджувати, що великі моделі ШІ поступово стають потужними інструментами для вирішення різноманітних завдань у галузі охорони здоров'я. Більш того, можна припустити що за деякий час, вони можуть стати обов'язковими компонентами системи, які будуть забезпечувати її функціонування та подальший розвиток. Варто відзначити постійні зміни парадигми розвитку ШІ, що сприяє створенню великих моделей ШІ для трансформації різних секторів охорони здоров'я та біології. Поточна парадигма направлена на навчання універсальної моделі у великих масштабах мультимодальних даних, що охоплює різні розподіли даних та навчальні завдання. На сьогодні спостерігається поступове розмивання меж поміж різними інтелектуальними завданнями, але все лишається сподівання, що великі моделі ШІ в майбутньому будуть доповнювати медичних працівників, а не повністю їх замінити. Подальший успішний розвиток співпраці ШІ з охороною здоров'я потребує введення певних регуляторних підходів для зниження потенційних ризиків та запобігання конфліктів інтересів, що дозволить вивести галузь на новий етап розвитку.

Перспективи подальших досліджень: оцінка прямих та непрямих ефектів запровадження великих моделей ШІ в охорону здоров'я є перспективним напрямком для теоретичної медицини та громадського здоров'я.

REFERENCES

1. Alam MZ, Proteek SM, Hoque I. A systematic literature review on mHealth related research during the COVID-19 outbreak. *Med Educ*. 2023;123(1):19-40. doi: 10.1108/he-08-2022-0067
2. Gibbons M, Shaikh Y. Introduction to consumer health informatics and digital inclusion. In: Edmunds M, Hass C, Holve E, editors. *Consumer Informatics and Digital Health: Solutions for Health and Health Care*. Cham, Switzerland: Springer; 2019. p. 25-41.
3. Briganti G, Le Moine O. Artificial intelligence in medicine: today and tomorrow. *Front Med (Lausanne)*. 2020 Feb 05;7:27. doi: 10.3389/fmed.2020.00027
4. Qiu J, Li L, Sun J, Peng J, Shi P, Zhang R, Dong Y, Lam K, Lo FP, Xiao B, Yuan W, Wang N, Xu D, Lo B. Large AI Models in Health Informatics: Applications, Challenges, and the Future. *IEEE J Biomed Health Inform*. 2023 Dec;27(12):6074-6087. doi: 10.1109/JBHI.2023.3316750.
5. Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, et al. Attention is all you need. *arXiv (Cornell University)* [Internet]. 2017 Jan 1; Available from: <https://arxiv.org/abs/1706.03762>
6. Wang J, Cheng Z, Yao Q, Liu L, Xu D, Hu G. Bioinformatics and biomedical informatics with ChatGPT: Year one review. *ArXiv [Preprint]*. 2024 Jun 12:arXiv:2403.15274v2.
7. Qiu J, Yuan W, Lam K. The application of multimodal large language models in medicine. *Lancet Reg Health West Pac*. 2024 Mar 16;45:101048. doi: 10.1016/j.lanwpc.2024.101048.
8. Gillani M, Pollastri G. Protein subcellular localization prediction tools. *Comput Struct Biotechnol J*. 2024 Apr 15;23:1796-1807. doi: 10.1016/j.csbj.2024.04.032.
9. Zhao H, Du H, Zhao S, Chen Z, Li Y, Xu K, Liu B, Cheng X, Wen W, Li G, Chen G, Zhao Z, Qiu G; Deciphering Disorders Involving Scoliosis & Comorbidities (DISCO) Study; Liu P, Zhang TJ, Wu Z, Wu N. SIGMA leverages protein structural information to predict the pathogenicity of missense variants. *Cell Rep Methods*. 2024 Jan 22;4(1):100687. doi: 10.1016/j.crmeth.2023.100687.
10. Wang S, Zhao Z, Ouyang X, Wang Q, Shen D. ChatCAD: Interactive Computer-Aided Diagnosis on Medical Image using Large Language Models. *arXiv (Cornell University)* [Internet]. 2023 Jan 1; Available from: <https://arxiv.org/abs/2302.07257>
11. Thawkar O, Shaker A, Mullappilly SS, Cholakkal H, Anwer RM, Khan S, et al. XrayGPT: Chest Radiographs Summarization using Medical Vision-Language Models. *arXiv (Cornell University)* [Internet]. 2023 Jan 1; Available from: <https://arxiv.org/abs/2306.07971>
12. Yunxiang L, Zihan L, Kai Z, Ruilong D, You Z. ChatDoctor: A medical chat model Fine-Tuned on a large language model Meta-AI (LLAMA) using medical domain knowledge. *arXiv (Cornell University)* [Internet]. 2023 Jan 1; Available from: <https://arxiv.org/abs/2303.14070>
13. Li Y, Rao S, Solares JRA, Hassaine A, Ramakrishnan R, Canoy D, et al. BEHRT: Transformer for electronic health records. *Scientific Reports* [Internet]. 2020 Apr 28;10(1). Available from: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-62922-y>
14. Rasmy L, Xiang Y, Xie Z, Tao C, Zhi D. Med-BERT: pretrained contextualized embeddings on large-scale structured electronic health records for disease prediction. *NPJ Digit Med*. 2021 May 20;4(1):86. doi: 10.1038/s41746-021-00455-y.
15. Vaid A, Jiang J, Sawant A, Lerakis S, Argulian E, Ahuja Y, Lampert J, Charney A, Greenspan H, Narula J, Glicksberg B, Nadkarni GN. A foundational vision transformer improves diagnostic performance for electrocardiograms. *NPJ Digit Med*. 2023 Jun 6;6(1):108. doi: 10.1038/s41746-023-00840-9.
16. Hughes JW, Olgin JE, Avram R, Abreau SA, Sittler T, Radia K, Hsia H, Walters T, Lee B, Gonzalez JE, Tison GH. Performance of a Convolutional Neural Network and Explainability Technique for 12-Lead Electrocardiogram Interpretation. *JAMA Cardiol*. 2021 Nov 1;6(11):1285-1295. doi: 10.1001/jamacardio.2021.2746.
17. Wang Z, Wu Z, Agarwal D, Sun J. MedCLIP: Contrastive Learning from Unpaired Medical Images and Text. *Proc Conf Empir Methods Nat Lang Process*. 2022 Dec;2022:3876-3887. doi: 10.18653/v1/2022.emnlp-main.256
18. Huang Z, Bianchi F, Yuksekgonul M, Montine TJ, Zou J. A visual-language foundation model for pathology image analysis using medical Twitter. *Nat Med*. 2023 Sep;29(9):2307-2316. doi: 10.1038/s41591-023-02504-3.
19. Chambon P, Bluethgen C, Langlotz CP, Chaudhari A. Adapting pretrained Vision-Language foundational models to medical imaging domains. *arXiv (Cornell University)* [Internet]. 2022 Jan 1; Available from: <https://arxiv.org/abs/2210.04133>
20. Huang Z, Wang H, Deng Z, Ye J, Su Y, Sun H, et al. STU-NET: Scalable and transferable medical image segmentation models empowered by Large-Scale Supervised Pre-training. *arXiv (Cornell University)* [Internet]. 2023 Jan 1; Available from: <https://arxiv.org/abs/2304.06716>
21. Abdelkader W, Navarro T, Parrish R, Cotoi C, Germini F, Linkins LA, Iorio A, Haynes RB, Ananiadou S, Chu L, Lokker C. A Deep Learning Approach to Refine the Identification of High-Quality Clinical Research Articles From the Biomedical Literature: Protocol for Algorithm Development and Validation. *JMIR Res Protoc*. 2021 Nov 29;10(11):e29398. doi: 10.2196/29398.
22. Lokker C, McKibbin KA, Afzal M, Navarro T, Linkins LA, Haynes RB, Iorio A. The McMaster Health Information Research Unit: Over a Quarter-Century of Health Informatics Supporting Evidence-Based Medicine. *J Med Internet Res*. 2024 Jul 31;26:e58764. doi: 10.2196/58764.
23. Harris E. Large Language Models Answer Medical Questions Accurately, but Can't Match Clinicians' Knowledge. *JAMA*. 2023 Sep 5;330(9):792-794. doi: 10.1001/jama.2023.14311.
24. Zhui L, Yhap N, Liping L, Zhengjie W, Zhonghao X, Xiaoshu Y, Hong C, Xuexiu L, Wei R. Impact of Large Language Models on Medical Education and Teaching Adaptations. *JMIR Med Inform*. 2024 Jul 25;12:e55933. doi: 10.2196/55933.
25. Wójcik S, Rulkiewicz A, Pruszczyk P, Lisik W, Poboży M, Domienik-Karłowicz J. Beyond ChatGPT: What does GPT-4 add to healthcare? The dawn of a new era. *Cardiol J*. 2023;30(6):1018-1025. doi: 10.5603/cj.97515.

-
26. Hao Y, Li B, Huang D, Wu S, Wang T, Fu L, Liu X. Developing a Semi-Supervised Approach Using a PU-Learning-Based Data Augmentation Strategy for Multitarget Drug Discovery. *Int J Mol Sci.* 2024 Jul 28;25(15):8239. doi: 10.3390/ijms25158239.
 27. Korngiebel DM, Mooney SD. Considering the possibilities and pitfalls of Generative Pre-trained Transformer 3 (GPT-3) in healthcare delivery. *NPJ Digit Med.* 2021 Jun 3;4(1):93. doi: 10.1038/s41746-021-00464-x.
 28. Sun J, Huang L, Wang H, Zheng C, Qiu J, Islam MT, Xie E, Zhou B, Xing L, Chandrasekaran A, Black MJ. Localization and recognition of human action in 3D using transformers. *Commun Eng.* 2024 Sep 3;3(1):125. doi: 10.1038/s44172-024-00272-7.
 29. Gilbert S, Harvey H, Melvin T, Vollebregt E, Wicks P. Large language model AI chatbots require approval as medical devices. *Nat Med.* 2023 Oct;29(10):2396-2398. doi: 10.1038/s41591-023-02412-6.
 30. Knudsen JE, Ghaffar U, Ma R, Hung AJ. Clinical applications of artificial intelligence in robotic surgery. *J Robot Surg.* 2024 Mar 1;18(1):102. doi: 10.1007/s11701-024-01867-0.
 31. Guni A, Varma P, Zhang J, Fehervari M, Ashrafian H. Artificial Intelligence in Surgery: The Future is Now. *European Surgical Research [Internet].* 2024 Jan 22; Available from: <https://doi.org/10.1159/000536393>