

DOI: 10.31793/2413-5461.2025.15-2.30

М.М. Кісельова, Л.П. Сакалош

Державне некомерційне товариство
«Львівський національний
медичний університет
імені Данила Галицького», кафедра
педіатрії і неонатології факультету
післядипломної освіти

УДК 614.23:004.8:616-053.2

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У ПЕДІАТРІЇ ТА НЕОНАТОЛОГІЇ: ІНЖЕНЕРІЯ ЗАПИТІВ ЯК НОВА МІЖДИСЦИПЛІНАРНА КОМПЕТЕНТНІСТЬ ЛІКАРЯ

Резюме. Вступ. Сучасна медицина функціонує в умовах експоненційного зростання обсягу медичних даних, що формує новий тип когнітивного навантаження на лікаря і суттєво ускладнює процес прийняття клінічних рішень. Традиційна модель професійної діяльності, орієнтована на накопичення знань, виявляється недостатньою в умовах постійного оновлення інформації. У цьому контексті штучний інтелект (ШІ) розглядається не лише як технологічний інструмент, а як нове когнітивне середовище, здатне аналізувати великі масиви даних, виявляти приховані закономірності та підтримувати клінічне мислення. Водночас ефективність його застосування визначається якістю взаємодії між лікарем і алгоритмом, ключовим елементом якої є інженерія запитів.

Мета. Обґрунтувати інженерію запитів як нову когнітивну та професійну компетентність лікаря, визначити її місце в структурі клінічного мислення й оцінити роль у сучасній педіатрії та неонатології.

Матеріали та методи. Дослідження має оглядово-аналітичний характер і базується на системному аналізі сучасних наукових публікацій, присвячених застосуванню штучного інтелекту в медицині, а також на узагальненні авторських матеріалів (презентації та коментарів до доповіді), що висвітлюють історичні, клінічні й освітні аспекти цифрової трансформації. Додатково проаналізовано нормативно-правові документи України та Європейського Союзу, які регулюють використання штучного інтелекту у сфері охорони здоров'я.

Результати та їх обговорення. Встановлено, що ШІ ефективно застосовується в клінічній практиці для стратифікації пацієнтів, ранньої діагностики нейророзвиткових порушень та прогнозування критичних станів, зокрема сепсису в новонароджених. Показано, що алгоритми машинного навчання дозволяють виявляти складні багаторічні закономірності та здійснювати прогнозування на доклінічному етапі, що відкриває можливості для превентивної медицини. Водночас доведено, що якість отриманих результатів безпосередньо залежить від структури, повноти та точності сформульованих запитів. Інженерія запитів розглядається як інтегративний когнітивний процес, що включає аналіз клінічної ситуації, структурування інформації, формулювання завдання та метакогнітивний контроль результатів. Визначено ключові компетентності лікаря для ефективної взаємодії зі ШІ: клінічна грамотність, аналітичне та критичне мислення, цифрова компетентність, комунікативна точність і здатність до інтерпретації ймовірнісних моделей. Окрему увагу приділено міждисциплінарному характеру застосування ШІ та необхідності інтеграції медичних, технічних і правових підходів. Проаналізовано етичні та нормативні виклики, зокрема проблеми алгоритмічної упередженості, обмеженої пояснюваності моделей, захисту персональних даних і юридичної відповідальності.

Висновки. Інженерія запитів формується як нова базова компетентність лікаря, що забезпечує ефективну взаємодію із системами штучного інтелекту та підвищує якість клінічних рішень. Її розвиток дозволяє трансформувати клінічне мислення в структуровану цифрову форму, оптимізувати роботу з інформацією та реалізувати потенціал персоналізованої і превентивної медицини. Інтеграція цієї компетентності в систему медичної освіти є необхідною умовою адаптації лікаря до умов цифрової трансформації охорони здоров'я.

Ключові слова: штучний інтелект, педіатрія, неонатологія, інженерія запитів, клінічне мислення, цифрова медицина.

Історія медицини позначена періодичними етапами радикальних змін, які можна умовно охарактеризувати як «квантові стрибки». У ХХ столітті такими переломними моментами стали відкриття антибіотиків, розшифрування структури ДНК, впровадження пероральної регідраційної терапії та розвиток психофармакології, що кардинально змінили підходи до лікування, профілактики й розуміння захворювань [1]. Кожен із цих етапів супроводжувався не лише появою нових

технологій, але й трансформацією клінічного мислення та організації медичної допомоги.

На сучасному етапі розвитку медицина стикається з новим системним викликом — експоненційним зростанням обсягу медичних даних. За сучасними оцінками, значна частина глобальної інформації формується саме у сфері охорони здоров'я, причому темпи її росту перевищують темпи адаптації людських когнітивних можливостей [2]. Це означає, що лікарі щоденно пра-

чують у середовищі інформаційного перевантаження, де необхідно одночасно аналізувати клінічні записи, лабораторні та інструментальні результати, медичні зображення, клінічні рекомендації й нові наукові дані.

У таких умовах традиційна модель медицини, що базується на накопиченні знань і клінічному досвіді, виявляється недостатньою. Виникає потреба в нових інструментах, здатних ефективно обробляти великі масиви даних і підтримувати прийняття клінічних рішень. Саме в цьому контексті штучний інтелект (ШІ) набуває принципово нового значення — не лише як технологічний інструмент, а як **нове когнітивне середовище клінічної діяльності** [2, 6].

Моделі машинного навчання здатні швидко аналізувати великі обсяги інформації, виявляти приховані закономірності та формувати прогностичні алгоритми, що відкриває нові можливості для ранньої діагностики, прогнозування й персоналізації лікування. Однак ефективність цих технологій визначається не лише їх технічними характеристиками, а й якістю взаємодії між лікарем і системою.

Ключовим елементом цієї взаємодії є інженерія запитів (prompt engineering) — здатність формувати структуровані, клінічно релевантні запити до систем штучного інтелекту. Вона трансформується з допоміжної технічної навички у фундаментальну когнітивну компетентність, яка поєднує клінічне мислення, аналітичні здібності та цифрову грамотність [2].

Таким чином, сучасна медицина перебуває на етапі переходу від моделі «лікар як носій знань» до моделі «лікар як інтерпретатор даних і менеджер знань», де штучний інтелект виступає інструментом підсилення, а не заміщення клінічної експертизи.

Метою цієї статті є обґрунтувати значення інженерії запитів як ключової компетентності лікаря в умовах цифровізації медицини, проаналізувати клінічні приклади застосування штучного інтелекту в педіатрії та неонатології, а також визначити етичні й нормативні виклики, пов'язані з його впровадженням.

Матеріали та методи дослідження

Дослідження має оглядово-аналітичний характер і спрямоване на узагальнення сучасних наукових підходів до застосування штучного інтелекту в педіатрії та неонатології, а також на визначення ролі інженерії запитів як нової когнітивної компетентності лікаря.

Методологічною основою роботи є поєднання якісного аналізу наукових джерел із синтезом клінічного та освітнього досвіду. У межах дослідження використано декілька взаємодоповнювальних підходів.

1. Аналіз авторських матеріалів

Основу дослідження становили матеріали авторської презентації «Медицина епохи штучного інтелекту: інженерія запитів як компетентність лікаря» та супровідні коментарі до доповіді, у яких систематизовано:

- історичні етапи розвитку медицини та цифрових технологій;
- концептуальні підходи до інтеграції ШІ в клінічну практику;
- приклади застосування машинного навчання в педіатрії та неонатології;
- практичні аспекти формулювання запитів та взаємодії з алгоритмами.

Ці матеріали стали основою для формування логіки дослідження та структури викладення результатів.

2. Аналіз наукових джерел

Проведено системний аналіз сучасних наукових публікацій, присвячених застосуванню ШІ в медицині. До аналізу включено роботи, які висвітлюють:

- використання машинного навчання для стратифікації клінічних фенотипів у неонатології [4];
- застосування алгоритмів у ранній діагностиці нейророзвиткових порушень [2];
- моделі прогнозування сепсису в педіатричній та неонатальній практиці [5];
- загальні принципи функціонування та клінічного застосування штучного інтелекту [2, 6].

Відбір джерел здійснювався за критеріями актуальності, наукової достовірності та практичної значущості.

3. Аналіз нормативно-правової бази

Для висвітлення правових та етичних аспектів використання ШІ проаналізовано:

- концепцію розвитку штучного інтелекту в Україні, яка визначає стратегічні напрями державної політики в цій сфері [7];
- дорожню карту регулювання ШІ, що передбачає поетапне впровадження нормативних механізмів [7];
- проєкт Акту Європейського Союзу про штучний інтелект (AI Act), який встановлює класифікацію систем за рівнем ризику та вимоги до їх безпеки і прозорості [9];
- рекомендації Всесвітньої організації охорони здоров'я щодо етики та управління ШІ у сфері охорони здоров'я [8].

Аналіз нормативних джерел дозволив оцінити рівень готовності правової системи до інтеграції ШІ в медичну практику.

4. Методи дослідження

У роботі застосовано такі методи:

- **системний аналіз** — для узагальнення наукових і нормативних джерел;
- **порівняльний аналіз** — для оцінки відмінностей між традиційними та цифровими підходами в медицині;

- **синтез** — для інтеграції клінічних, технологічних та правових аспектів;
- **контент-аналіз** — для інтерпретації матеріалів презентації та наукових публікацій.

Обраний методологічний підхід дозволив комплексно розглянути проблему застосування штучного інтелекту в медицині — від теоретичних основ до практичних клінічних прикладів і нормативного регулювання. Поєднання авторського досвіду з аналізом сучасних наукових і правових джерел забезпечує цілісне бачення ролі інженерії запитів як нової професійної компетентності лікаря в умовах цифровізації охорони здоров'я.

Результати та їх обговорення. Інформаційний виклик та роль ШІ

Однією з ключових характеристик сучасної медицини є безпрецедентне зростання обсягу інформації, яке формує принципово нові вимоги до професійної діяльності лікаря. Щоденна клінічна практика включає обробку великої кількості різномірних даних: анамнезу, результатів лабораторних та інструментальних досліджень, клінічних рекомендацій, протоколів лікування й постійно оновлюваних наукових публікацій. За сучасними оцінками, значна частина глобального обсягу даних формується саме у сфері охорони здоров'я, причому темпи їх зростання перевищують темпи розвитку здатності людини до їх обробки [2].

Ця ситуація формує феномен **інформаційного перевантаження**, коли лікар об'єктивно не здатний самостійно охопити всі доступні знання та інтегрувати їх у процес прийняття клінічних рішень. Унаслідок цього виникає ризик:

- пропуску важливої інформації;
- затримки в прийнятті рішень;
- зниження якості діагностики;
- перевантаження когнітивних ресурсів лікаря.

У цьому контексті ШІ виступає як системна відповідь на інформаційний виклик, оскільки його функціональні можливості дозволяють:

- здійснювати аналіз великих масивів даних (big data);
- виявляти приховані закономірності та асоціації;
- формувати прогностичні моделі;
- підтримувати клінічні рішення в реальному часі;
- автоматизувати рутинні процеси (документообіг, обробка результатів досліджень) [2, 6].

З позиції доказової медицини це означає перехід від індивідуального досвіду лікаря до використання узагальнених знань, отриманих на основі аналізу великих вибірок. Водночас важливо підкреслити, що ШІ не є автономним суб'єктом прийняття рішень. Його функція полягає в підтримці лікаря, а не в його заміщенні. Штучний

інтелект дозволяє змінити фокус професійної діяльності лікаря: від механічного пошуку інформації до її критичної оцінки та інтерпретації; від обробки даних до формування клінічних гіпотез; від реактивного підходу до прогнозування й попередження ускладнень.

Клінічний приклад. У відділенні інтенсивної терапії новонароджених лікар щоденно отримує десятки параметрів моніторингу (частота серцевих скорочень, сатурація, артеріальний тиск, лабораторні показники). Людина не здатна одночасно проаналізувати всі ці дані в динаміці, тоді як алгоритм машинного навчання може виявити закономірності, що передують розвитку критичного стану, наприклад сепсису або дихальної недостатності [5].

Таким чином, ШІ виконує роль **когнітивного підсилювача**, який розширює можливості лікаря, але не замінює його клінічне мислення. Лікар залишається центральною фігурою процесу прийняття рішень, оскільки саме він визначає клінічний контекст, інтерпретує результати алгоритму, враховує індивідуальні особливості пацієнта, а також несе відповідальність за кінцеве рішення.

Узагальнюючи, можна стверджувати, що інформаційний виклик сучасної медицини є не лише проблемою, але й передумовою розвитку нових інструментів, серед яких штучний інтелект посідає провідне місце. Його ефективне використання дозволяє не лише зменшити когнітивне навантаження на лікаря, але й підвищити якість клінічних рішень, забезпечуючи більш точну, своєчасну та персоналізовану медичну допомогу [1, 2].

Принципи роботи ШІ та їх клінічне значення
Розуміння принципів функціонування штучного інтелекту є ключовою передумовою його безпечного та ефективного використання в клінічній практиці. На відміну від традиційного програмування, яке базується на жорстко заданих алгоритмах і детермінованих правилах, сучасні системи ШІ, зокрема моделі машинного навчання, формують свої рішення на основі аналізу великих масивів даних та виявлення статистичних закономірностей [2].

Це означає, що результат роботи ШІ не є наперед визначеним, а залежить від якості та репрезентативності навчальних даних, обраної моделі та її архітектури, параметрів навчання, а також умов застосування в реальній клінічній практиці.

Таким чином, рекомендації ШІ мають **імовірнісний характер**, що принципово відрізняє їх від класичних алгоритмічних рішень.

Від детермінізму до ймовірнісного мислення. У традиційній клінічній логіці рішення часто будуються за принципом «якщо — то» (наприклад, якщо є певний симптом, то припускається певний діагноз). Натомість моделі машинного

навчання працюють з імовірностями: визначають імовірність наявності захворювання, оцінюють ризик розвитку ускладнень, прогнозують перебіг хвороби.

Клінічний приклад. Алгоритм оцінки ризику сепсису може видати результат: «імовірність розвитку сепсису — 78%». Це не є діагнозом, а статистичною оцінкою, яка повинна бути інтерпретована лікарем у контексті клінічної картини [5].

Отже, використання ШІ потребує переходу від категоричного до **ймовірнісного клінічного мислення**, що є суттєвою когнітивною зміною.

Виявлення прихованих закономірностей: потенціал і межі. Однією з ключових переваг ШІ є здатність аналізувати великі масиви даних і виявляти складні, неочевидні закономірності, які не можуть бути встановлені традиційними методами [2, 6].

Це дозволяє ідентифікувати нові клінічні фенотипи, виявляти ранні маркери захворювань та прогнозувати перебіг патологічних процесів.

Клінічний приклад. У неонатології аналіз варіабельності серцевого ритму дозволяє виявити ранні зміни, що передують розвитку сепсису, ще до появи клінічних симптомів [5]. Водночас важливо усвідомлювати, що алгоритм не розуміє причинно-наслідкових зв'язків, а лише фіксує статистичні асоціації. Це означає, що встановлені закономірності не завжди мають клінічне обґрунтування, можуть бути випадковими або хибними, а отримані результати — непридатними для екстраполяції на інші популяції.

Ризики помилок і упередженості. Оскільки ШІ навчається на реальних даних, він може відтворювати їх недоліки, включаючи помилки, упередженість та нерепрезентативність [3]. Це створює кілька рівнів ризику: систематичні помилки в прогнозуванні, недооцінка ризиків у певних групах пацієнтів, зниження точності при застосуванні в іншому клінічному середовищі.

Клінічний приклад. Алгоритм, навчений на даних дорослих пацієнтів, може некоректно оцінювати ризики в новонароджених, що пов'язано з відмінностями у фізіології.

Таким чином, ШІ не є нейтральним інструментом — його результати залежать від якості вихідних даних і умов застосування.

Проблема інтерпретованості. Багато сучасних моделей, особливо глибокі нейронні мережі, характеризуються низькою пояснюваністю, що означає неможливість чітко визначити, які саме фактори вплинули на результат [6].

У клінічному контексті це створює:

- труднощі у верифікації рішень;
- зниження довіри до алгоритмів;

- обмеження у використанні в критичних ситуаціях.

Тому одним із перспективних напрямів є розвиток **пояснюваного штучного інтелекту (Explainable AI)**, який дозволяє частково відкрити «чорну скриньку» алгоритмів.

Роль лікаря: від користувача до інтерпретатора. З урахуванням зазначених особливостей стає очевидним, що лікар не може бути пасивним користувачем ШІ. Його роль трансформується в роль активного інтерпретатора результатів.

Лікар повинен: розуміти принципи роботи алгоритму, оцінювати достовірність результатів, співвідносити їх із клінічним контекстом, приймати остаточне рішення.

Це відповідає сучасним уявленням про інтеграцію ШІ в клінічну практику як інструменту підтримки, а не заміни лікаря [1].

Отже, принципи роботи штучного інтелекту визначають як його потенціал, так і обмеження в медицині. Перехід від детерміністичних алгоритмів до ймовірнісних моделей відкриває нові можливості для діагностики й прогнозування, але водночас вимагає високого рівня критичного та аналітичного мислення з боку лікаря.

ШІ не «знає» і не «розуміє» у класичному сенсі — він прогнозує на основі даних. Саме тому його ефективне використання можливе лише за умови глибокого усвідомлення його природи, обмежень і ролі в клінічному процесі. Це підкреслює, що інтеграція ШІ в медицину є не лише технологічним, а й когнітивним викликом, який змінює саму сутність професійної діяльності лікаря [2, 6].

Клінічні приклади застосування. Клінічна цінність штучного інтелекту найбільш переконливо проявляється в конкретних практичних сценаріях, де алгоритми машинного навчання дозволяють виявляти закономірності, недоступні для традиційного аналізу. У педіатрії та неонатології ці можливості мають особливе значення через високу варіабельність клінічних станів, обмеженість клінічних маркерів та необхідність швидкого прийняття рішень.

Стратифікація в неонатології: від нозології до фенотипів. Одним із найбільш показових прикладів є застосування машинного навчання для стратифікації недоношених дітей з екстремально низькою масою тіла. У відповідних дослідженнях було продемонстровано, що алгоритми здатні виділити декілька (зокрема, шість) субфенотипів, які відрізняються між собою за клінічними характеристиками, перебігом захворювання та прогнозом [4]. Це має принципове значення, оскільки традиційна класифікація таких пацієнтів базується переважно на гестаційному віці та масі тіла при народженні, що не відображає повної складності їхнього стану.

Клінічне значення стратифікації: виявлення груп високого ризику ускладнень (внутрішньочерепні крововиливи, бронхолегенева дисплазія), індивідуалізація інтенсивної терапії, оптимізація ресурсів відділення інтенсивної терапії новонароджених, підвищення точності прогнозування виживання.

Клінічний приклад. Двоє новонароджених з однаковим гестаційним віком (26 тижнів) можуть належати до різних субфенотипів: один — із домінуванням респіраторної патології, інший — із системним запальним компонентом. Стандартний підхід до лікування в обох випадках буде однаковим, тоді як фенотипова стратифікація дозволяє адаптувати терапію до конкретного механізму патології.

Таким чином, ШІ забезпечує перехід від «уніфікованої» до **персоналізованої неонатології**, що відповідає сучасній концепції прецизійної медицини [1].

Раннє виявлення нейророзвиткових розладів: підвищення чутливості скринінгу. У педіатричній практиці значну роль відіграє рання діагностика нейророзвиткових порушень, зокрема розладів аутистичного спектра (РАС). Традиційні скринінгові інструменти (наприклад, M-CHAT-R) мають обмежену точність і залежать від суб'єктивної оцінки батьків і лікарів.

Використання алгоритмів машинного навчання дозволяє аналізувати великі масиви анкетних і поведінкових даних, виявляти складні багатфакторні патерни, підвищувати чутливість і специфічність скринінгу [2].

Клінічне значення: скорочення часу до встановлення діагнозу, зменшення кількості хибно-негативних результатів, можливість раннього втручання, що суттєво покращує прогноз.

Клінічний приклад. Дитина 18 місяців із мінімальними відхиленнями поведінки може не відповідати критеріям РАС за стандартною шкалою. Однак алгоритм, що аналізує десятки параметрів (реакції, соціальну взаємодію, моторні патерни), може виявити приховані ознаки ризику і рекомендувати додаткове обстеження.

Таким чином, ШІ дозволяє перейти від реактивної діагностики до **проактивного виявлення порушень**, що є критично важливим у дитячому віці.

Прогнозування сепсису: перехід до превентивної медицини. Сепсис залишається однією з провідних причин смертності в неонатології та педіатрії. Його особливістю є швидкий розвиток і відсутність специфічних ранніх клінічних маркерів.

Моделі машинного навчання демонструють здатність аналізувати комплексні фізіологічні параметри; виявляти ранні, субклінічні зміни; прогнозувати розвиток сепсису за кілька годин до клінічної маніфестації [5].

Особливу увагу привертають системи, що аналізують варіабельність серцевого ритму (Heart Rate Variability, HRV). Встановлено, що зміни HRV можуть передувати клінічним проявам сепсису на 6-42 години.

Клінічне значення: ранній початок антибактеріальної терапії, зниження летальності, скорочення тривалості перебування у відділенні інтенсивної терапії.

Клінічний приклад. Недоношений новонароджений без явних симптомів інфекції демонструє зміни варіабельності серцевого ритму. Алгоритм сигналізує про високий ризик сепсису, що дозволяє розпочати лікування до появи клінічних ознак. Це означає фундаментальний зсув у клінічній практиці — від лікування вже сформованого стану до **його попередження**, тобто реалізацію принципів превентивної медицини.

Розглянуті приклади демонструють, що штучний інтелект дозволяє виявляти приховані клінічні закономірності, підвищує точність діагностики та прогнозування, сприяє персоналізації лікування, забезпечує перехід до превентивної медицини.

Водночас ефективність цих інструментів залежить від якості даних, правильності їх інтерпретації та здатності лікаря інтегрувати результати в клінічне мислення [2, 6].

Таким чином, клінічні приклади застосування ШІ підтверджують його потенціал як інструменту, що не замінює лікаря, а підсилює його можливості, розширюючи межі сучасної медицини.

Промпт як ключовий інструмент взаємодії
Взаємодія лікаря із системами штучного інтелекту принципово відрізняється від традиційного пошуку інформації. Якщо в класичній моделі достатньо сформулювати запит для отримання джерел, то у випадку ШІ саме **структура і зміст промπτу визначають якість, точність і клінічну релевантність відповіді**. Інакше кажучи, промпт виступає не лише інструментом запиту, а формалізованою моделлю клінічного мислення лікаря [2, 6].

Промпт як когнітивна модель клінічного завдання. Промпт відображає процес переходу від неструктурованої клінічної ситуації до чітко сформульованого завдання. Це включає: опис контексту (пацієнт, вік, клінічна ситуація), визначення проблеми, формулювання конкретного завдання, уточнення очікуваного формату відповіді.

Таким чином, промпт є не просто запитом, а **структурованим представленням клінічної проблеми у формі, зрозумілій для алгоритму**.

З позиції сучасних досліджень, якість результатів систем ШІ безпосередньо залежить від якості вхідних даних і формулювання завдання, що підкреслює ключову роль користувача — у даному випадку лікаря [2].

Вплив якості промпту на клінічний результат. Недостатньо деталізований запит призводить до генерації загальних, часто поверхневих відповідей, які не враховують специфіку клінічної ситуації.

Приклад порівняння. Некоректний промпт: «Жовтяниця в дитини».

Такий запит не містить: віку пацієнта, тяжкості стану, лабораторних показників, можливих етіологічних факторів. У результаті ШІ надає узагальнену інформацію, яка не має безпосередньої клінічної цінності.

Коректний промпт: «Гіпербілірубінемія в новонародженого, 72 години життя, рівень білірубину 280 мкмоль/л, позитивна проба Кумбса, група крові матері O(I), дитини A(II). Провести диференційний діагноз та визначити показання до фототерапії».

У цьому випадку чітко визначено клінічний контекст, окреслено діагностичну проблему, сформульовано конкретне завдання, задано очікуваний результат. Це дозволяє моделі сформувати **цільову, клінічно релевантну відповідь**, що може бути інтегрована в процес прийняття рішення.

Структурні компоненти ефективного промпту. З урахуванням клінічної практики можна виділити базові компоненти якісного промпту:

- **контекст:** вік, стан пацієнта, клінічні умови;
- **дані:** симптоми, результати досліджень, анамнез;
- **завдання:** що саме потрібно отримати (діагноз, прогноз, рекомендації);
- **формат:** структура відповіді (список, алгоритм, висновок).

Ця структура відповідає принципам системного аналізу та дозволяє мінімізувати неоднозначність [1].

Промпт як інструмент стандартизації клінічного мислення. Однією з важливих властивостей промпту є його здатність стандартизувати процес мислення. Формулюючи запит, лікар повинен:

- чітко визначити клінічну проблему;
- виключити другорядну інформацію;
- структурувати дані;
- сформулювати логічно завершене завдання.

Це фактично повторює етапи клінічного мислення, але в більш формалізованій формі. У цьому контексті промпт можна розглядати як **інструмент навчання й самоконтролю лікаря**.

Клінічні сценарії використання промптів
Промпти можуть використовуватися в різних клінічних ситуаціях:

Діагностика: «Дитина 5 років, тривалий кашель, періодичні хрипи, підвищений IgE. Провести диференційний діагноз між бронхіальною астмою та рецидивуючим бронхітом».

Прогноз: «Недоношений новонароджений, 30 тижнів гестації, на ШВЛ, нестабільна гемоди-

наміка. Оцінити ризик розвитку бронхолегеневої дисплазії».

Лікування: «Дитина 2 місяці, підозра на бактеріальну пневмонію, CRP 45 мг/л. Запропонувати алгоритм антибактеріальної терапії згідно із сучасними рекомендаціями».

У кожному випадку якість відповіді залежить від повноти та точності сформульованого промпту.

Ризики некоректного формулювання запитів можуть призводити (неправильно сформульований промпт) до:

- генерації нерелевантної інформації;
- пропуску важливих діагностичних варіантів;
- помилкових клінічних висновків.

Це особливо небезпечно в критичних станах (сепсис, дихальна недостатність), де навіть незначна помилка може мати серйозні наслідки. Таким чином, якість промпту стає фактором клінічної безпеки і є центральним елементом взаємодії між лікарем і системами штучного інтелекту. Він виконує функції:

- інтерфейсу між клінічним мисленням і алгоритмом;
- інструменту структуризації інформації;
- засобу підвищення точності клінічних рішень.

Якість відповіді ШІ прямо залежить від якості запиту, що визначає інженерію запитів як ключову компетентність сучасного лікаря. В умовах цифрової медицини вміння формулювати ефективні промпти стає не менш важливим, ніж знання клінічних протоколів, оскільки саме воно забезпечує ефективне використання можливостей штучного інтелекту [2, 6] (табл. 1).

Таблиця 1. Структура ефективного промпту

Компонент	Приклад змісту
Контекст	Недоношений новонароджений, 28 тижнів гестації, на ШВЛ
Завдання	Провести диференційний діагноз причин тахікардії
Уточнення	Врахувати результати останнього аналізу крові та УЗД серця
Формат відповіді	Стислий перелік імовірних діагнозів з обґрунтуванням

Ефективний промпт є відображенням клінічного мислення у формі, зрозумілій для алгоритму.

Інженерія запитів як когнітивна компетентність. Формулювання запиту до систем штучного інтелекту не може розглядатися як суто технічна дія. Воно є складним когнітивним процесом, що відображає глибинну структуру клінічного мислення лікаря. На відміну від традиційного пошуку інформації, взаємодія зі ШІ передбачає не лише порушення питання, а й побудову формалізованої моделі клінічної ситуації, яка повинна бути зрозумілою алгоритму. Таким чином, інженерія запитів

фактично трансформує клінічне мислення в структуровану цифрову форму [2, 6]. Цей процес включає декілька взаємопов'язаних когнітивних рівнів, кожен з яких має самостійне значення і водночас інтегрується в єдину систему.

Аналіз клінічної ситуації як базовий когнітивний етап. Першим і визначальним етапом є глибокий аналіз клінічної ситуації, що включає синтез симптомів, анамнезу, об'єктивних даних та результатів досліджень. На цьому рівні лікар здійснює класичну клінічну діяльність: формує первинні гіпотези, оцінює тяжкість стану, визначає можливі діагностичні напрями.

Особливістю взаємодії зі ШІ є необхідність **експліцитного (явного) формулювання цих даних**, тоді як у традиційній практиці значна частина інформації може залишатися імпліцитною (невербалізованою).

Структурування інформації: перехід від хаотичних даних до системної моделі. Другим когнітивним рівнем є структурування інформації, тобто виділення ключових параметрів і встановлення між ними логічних зв'язків. У цьому процесі лікар переходить від опису клінічної ситуації до її аналітичної моделі. Цей етап включає: відбір релевантних даних, ієрархізацію показників (основні/додаткові), виключення другорядної інформації, формування причинно-наслідкових зв'язків. З позиції когнітивної науки цей процес відповідає переходу від «сирих даних» до «структурованого знання» [1].

Формулювання питання як акт когнітивної точності. Третім рівнем є безпосереднє формулювання запиту, яке включає чітке визначення завдання та очікуваного формату відповіді. Саме на цьому етапі відбувається трансформація клінічного мислення у форму, придатну для обробки алгоритмом.

Запит має відповідати кільком критеріям: **конкретність** (уникнення загальних формулювань); **контекстуальність** (врахування клінічної ситуації); **структурованість** (логічна послідовність даних); **цільова спрямованість** (чітке визначення завдання).

Метакогнітивний рівень: контроль і корекція запиту. Окремим, часто недооціненим компонентом є метакогнітивний рівень, тобто здатність лікаря оцінювати якість власного запиту та отриманої відповіді. Це включає: аналіз релевантності відповіді, виявлення помилок або неповноти, уточнення або переформулювання запиту, інтеграцію результату в клінічне рішення. З позиції сучасних досліджень саме метакогнітивні навички визначають ефективність використання ШІ в клінічній практиці [6].

Інженерія запитів як інтеграція клінічного та цифрового мислення

Узагальнюючи, можна стверджувати, що інженерія запитів є інтегративною компетентністю, яка поєднує клінічне мислення, аналітичні здібності, цифрову грамотність, комунікативну

точність. Вона дозволяє лікарю ефективно взаємодіяти з алгоритмами, трансформуючи складні клінічні завдання у формалізовані запити.

З огляду на це, інженерія запитів повинна розглядатися не як допоміжна навичка, а як **новий компонент професійної компетентності лікаря**, що визначає якість клінічних рішень у цифрову епоху [2] (табл. 2).

Таблиця 2. Компетентності лікаря для ефективної взаємодії зі ШІ

Компетентність	Значення в контексті ШІ
Клінічна грамотність	Забезпечує правильне формулювання запиту та інтерпретацію результатів
Аналітичне мислення	Допомагає структурувати проблему та виділяти ключові фактори
Критичне мислення	Дозволяє оцінити достовірність та доречність відповіді
Цифрова грамотність	Забезпечує ефективну взаємодію із цифровими інструментами
Комунікативна точність	Мінімізує неоднозначність та сприяє міждисциплінарній взаємодії

Розвиток цих компетентностей є передумовою успішної інтеграції ШІ в практику.

Таким чином, інженерія запитів є когнітивним процесом, що включає аналіз клінічної ситуації, структурування інформації, формулювання запиту та метакогнітивний контроль. Вона забезпечує ефективну взаємодію між лікарем і системами штучного інтелекту, підвищує якість діагностики та сприяє розвитку нового типу клінічного мислення — інтегрованого, аналітичного та цифрово-орієнтованого.

Нормативні та етичні аспекти. Швидка еволюція ШІ супроводжується значними правовими та етичними викликами, які вимагають системного регулювання на національному і міжнародному рівнях. Україна активно формує власну регуляторну рамку, орієнтуючись на європейські підходи до управління технологіями штучного інтелекту. У 2020 році було затверджено Концепцію розвитку штучного інтелекту, яка визначає стратегічні напрями розвитку технологій, а також вказує на ключові проблеми правового регулювання, зокрема недосконалість законодавства у сфері захисту персональних даних і відсутність чітких механізмів відповідальності [7].

Подальшим етапом стало формування дорожньої карти регулювання ШІ, презентованої у 2023 році. Вона базується на поетапному («bottom-up») підході, що передбачає поєднання саморегуляції та поступового запровадження обов'язкових норм [7] для тестування інновацій,

впровадження платформ правових консультацій і механізмів маркування продуктів штучного інтелекту. У перспективі планується створення повноцінного законодавства, гармонізованого з правом Європейського Союзу, зокрема з Актом ЄС про штучний інтелект (AI Act) [9].

Водночас Концепція розвитку ШІ підкреслює, що правове регулювання в Україні перебуває на початковій стадії і потребує суттєвого вдосконалення. Особливу увагу необхідно приділити питанням захисту персональних даних, визначенню відповідальності за дії систем ШІ та створенню умов для їх безпечного впровадження у сферу охорони здоров'я [7].

Європейський підхід до регулювання, закріплений у проєкті AI Act, передбачає класифікацію систем ШІ залежно від рівня ризику. Високоризикові системи підлягають обов'язковій сертифікації, мають відповідати вимогам прозорості, безпеки та підзвітності, а також забезпечувати інформування користувачів про взаємодію з алгоритмами [9]. Очікується, що повноцінне впровадження цього регулювання відбудеться після 2026 року, що безпосередньо вплине на українську правову систему в умовах євроінтеграції [7].

Поряд із правовими аспектами, ключове значення мають етичні принципи використання ШІ. Всесвітня організація охорони здоров'я сформулювала базові принципи, які повинні лежати в основі впровадження ШІ в медичну практику [8]. До них належать: захист автономії та приватності пацієнтів, забезпечення безпеки й добробуту, прозорість і зрозумілість алгоритмів, справедливість та недискримінація, підзвітність і відповідальність. Ці принципи визначають необхідність забезпечення контролю за використанням технологій, збереження ролі лікаря як суб'єкта прийняття рішень та гарантування прав пацієнтів. Їх дотримання є обов'язковою умовою інтеграції штучного інтелекту в систему охорони здоров'я та забезпечення довіри до цифрових інструментів [8].

Міждисциплінарний вимір застосування штучного інтелекту в медицині. Інтеграція ШІ в сучасну медицину виходить далеко за межі суто технологічного впровадження і набуває характеру міждисциплінарної трансформації. ШІ функціонує на перетині медицини, інформатики, біостатистики, етики та права, що зумовлює необхідність формування нових моделей професійної взаємодії. Така інтеграція зумовлена самою природою алгоритмів машинного навчання, які потребують одночасно високоякісних клінічних даних, математичної обробки та нормативного регулювання [2, 6].

На практичному рівні це означає, що сучасний клінічний процес більше не є автономною сферою діяльності лікаря. Він трансформується в спільний простір, де лікар формулює клінічну проблему та інтерпретує результати; дата-саєнтист забезпечує

побудову і валідацію моделей; інженер відповідає за технічну реалізацію системи; юрист визначає правові рамки використання даних і відповідальності; етичний експерт оцінює відповідність принципам безпеки та справедливості.

Така модель співпраці відображає сучасну концепцію цифрової медицини як системи, де знання генеруються не окремим фахівцем, а міждисциплінарною командою [1].

Інженерія запитів як спільна мова між дисциплінами. У цьому контексті інженерія запитів (prompt engineering) набуває принципово нового значення. Вона перестає бути технічною навичкою і стає універсальним інструментом комунікації між різними професійними групами.

Приклад міждисциплінарної взаємодії. Лікар формулює завдання: «прогноз ризику сепсису в недоношеній дитині з урахуванням динаміки лабораторних показників». Дата-саєнтист трансформує це в змінні моделі, інженер реалізує алгоритм, а юрист оцінює, чи відповідає використання даних вимогам законодавства. Якість кінцевого результату залежить від того, наскільки точно лікар окреслив клінічний контекст і очікуваний формат відповіді.

У цьому сенсі інженерія запитів виконує функцію «когнітивного мосту» між дисциплінами, забезпечуючи узгодженість інтерпретацій і зменшуючи ризик помилок [6].

Міждисциплінарний характер ШІ зумовлює необхідність глибоких змін у системі медичної освіти. Традиційна модель, орієнтована на накопичення знань, виявляється недостатньою в умовах швидкого оновлення інформації.

Сучасний лікар повинен володіти базовими компетенціями в таких сферах: принципи машинного навчання, аналіз і критична оцінка даних, цифрова грамотність, етичні аспекти використання технологій, правові основи обробки персональних даних.

У наукових дослідженнях підкреслюється, що ефективність застосування ШІ в медицині безпосередньо залежить від рівня підготовки лікаря як користувача цих систем [2].

Навчальні програми можуть включати модулі з аналізу медичних даних, основ програмування або інженерії запитів. Наприклад, студенту пропонується сформулювати клінічний кейс таким чином, щоб система ШІ змогла надати диференційний діагноз. Це розвиває не лише технічні навички, але й клінічне мислення.

Попри високий рівень автоматизації, ключову роль у прийнятті рішень зберігає лікар. ШІ не замінює клінічну експертизу, а лише підсилює її. Тому критичне мислення стає центральною компетенцією в міждисциплінарній взаємодії [8].

Міждисциплінарна взаємодія є необхідною також для забезпечення етичності та законності використання ШІ.

Таким чином, сучасний лікар має бути не лише носієм медичних знань, але й активним учасником міждисциплінарної екосистеми, здатним ефективно комунікувати із цифровими технологіями та іншими спеціалістами. Це визначає нову парадигму медичної професії в умовах розвитку штучного інтелекту.

Обмеження й виклики застосування штучного інтелекту в педіатрії та неонатології. Попри значний потенціал штучного інтелекту, його впровадження в клінічну практику супроводжується низкою системних обмежень, які мають як технологічну, так і етичну та правову природу. Важливо підкреслити, що ці ризики не є абстрактними — вони безпосередньо впливають на якість медичної допомоги, безпеку пацієнтів і довіру до цифрових інструментів [1, 2].

Алгоритмічна упередженість. Алгоритмічна упередженість виникає тоді, коли модель машинного навчання відтворює структурні нерівності, закладені у вихідних даних. Це пояснюється тим, що алгоритми навчаються на історичних наборах даних, які можуть бути нерепрезентативними або містити перекося [3].

У педіатрії ця проблема є особливо актуальною, оскільки значна частина досліджень базується на дорослій популяції або обмежених вибірках новонароджених [4].

Обмежена пояснюваність моделей. Сучасні моделі глибокого навчання часто функціонують як «чорна скринька», тобто їх внутрішня логіка залишається непрозорою для користувача [6]. Це створює низку проблем: лікар не може перевірити обґрунтованість рішення, знижується довіра до системи, ускладнюється інтеграція результатів у клінічний процес.

Ризик порушення конфіденційності. ШІ потребує обробки великих обсягів медичних даних, включаючи персональну та генетичну інформацію пацієнтів [2]. Недостатній рівень захисту може призвести до витоку даних, несанкціонованого доступу, використання інформації без згоди пацієнта.

Нормативні документи України підкреслюють необхідність захисту персональних даних та адаптації законодавства до цифрових технологій [7].

Соціальна нерівність. ШІ може посилювати нерівність у доступі до медичної допомоги через нерівномірний доступ до технологій, відмінності в інфраструктурі, різний рівень цифрової грамотності лікарів [8].

Юридична невизначеність. Правовий статус ШІ залишається невизначеним, оскільки він не є суб'єктом права, а відповідальність за його використання покладається на лікаря або заклад [7]. Водночас європейські підходи (зокрема, AI Act) передбачають класифікацію систем за рівнем ризику та встановлення вимог до їх використання [9].

Таким чином, ключові виклики використання ШІ включають алгоритмічну упередженість, непрозорість моделей, ризики конфіденційності, соціальну нерівність та правову невизначеність. Подолання цих проблем потребує комплексного підходу, що включає розвиток нормативної бази, вдосконалення алгоритмів і підготовку лікарів до роботи із цифровими технологіями.

Висновки

Штучний інтелект є важливим інструментом підтримки клінічних рішень у сучасній педіатрії та неонатології. Його ефективність залежить від якості даних та вміння лікаря формувати правильні запити.

Інженерія запитів формується як нова когнітивна компетентність, що поєднує клінічне мислення, аналітичні навички та цифрову грамотність. Відточена техніка формування промптів дозволяє отримувати релевантні відповіді та мінімізувати помилки.

Клінічні результати, такі як стратифікація субфенотипів, раннє виявлення аутизму та прогнозування сепсису, демонструють можливості ШІ в підвищенні точності й оперативності медичної допомоги.

Нормативне поле в Україні перебуває на стадії формування. Визначено Концепцію розвитку ШІ, дорожню карту регулювання та участь в європейських ініціативах. Водночас існує потреба у вдосконаленні законодавства та впровадженні етичних принципів.

Міждисциплінарна співпраця та модернізація медичної освіти є ключовими умовами для успішного впровадження ШІ. Лікарі майбутнього мають бути не лише клініцистами, а й аналітиками та менеджерами знань.

Таким чином, штучний інтелект відкриває нові горизонти в дитячій та неонатальній медицині, але його реалізація вимагає свідомого й відповідального підходу. Інженерія запитів є сполучною ланкою між людиною і машинним інтелектом, що дозволяє зробити цей інструмент ефективним, етичним і безпечним.

Список використаної літератури

1. Leon C, et al. Early detection of late onset sepsis in premature infants. *IEEE J Biomed Health Inform.* 2021;25(4):1006–1017.
2. Mesko B. The role of artificial intelligence in precision medicine. *Expert Review of Precision Medicine and Drug Development.* 2017;2(5):239–241.
3. Secinaro S, Calandra D, Secinaro A, Muthurangu V, Biancone P. The role of artificial intelligence in healthcare: a structured literature review. *BMC Medical Informatics and Decision Making.* 2021;21:125.

4. Obermeyer Z, Powers B, Vogeli C, Mullainathan S. Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science*. 2019;366(6464):447–453.
5. Matsushita FY, Krebs VJ, de Carvalho WB. Clinical phenotypes in extremely low birth weight infants. *European Journal of Pediatrics*. 2022;181:1085–1097.
6. Le S, Pellegrini E, Green-Saxena A. Machine learning for severe sepsis prediction. *Frontiers in Pediatrics*. 2019;7:413.
7. Aung YY, Wong DCS, Ting DSW. The promise of artificial intelligence: a review. *British Medical Bulletin*. 2021;139(1):4–15.
8. Anishchenko MA, Filei YV, Prasov OO. Artificial intelligence in healthcare: problems and prospects of ethical and legal regulation. *Agathos*. 2024;15(2):443–453.
9. WHO. Ethics and governance of artificial intelligence for health. Geneva: World Health Organization; 2021.
10. European Commission. Artificial Intelligence Act. Brussels; 2021.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PEDIATRICS AND NEONATOLOGY: PROMPT ENGINEERING AS A NEW INTERDISCIPLINARY COMPETENCY OF THE PHYSICIAN

M.M. Kiselova, L.P. Sakalosh

Abstract. Introduction. Modern medicine operates under conditions of exponential growth in medical data, creating a fundamentally new type of cognitive burden for physicians and significantly complicating clinical decision-making processes. The traditional model of professional activity, focused on knowledge accumulation, is becoming insufficient in the context of continuous information updates. In this setting, artificial intelligence is increasingly viewed not only as a technological tool but as a new cognitive environment capable of analyzing large datasets, identifying hidden patterns, and supporting clinical reasoning. At the same time, the effectiveness of its application largely depends on the quality of interaction between the physician and the algorithm, where prompt engineering plays a central role.

Objective. To substantiate prompt engineering as a new cognitive and professional competency of physicians, to determine its place within the structure of clinical reasoning, and to assess its role in modern pediatrics and neonatology.

Materials and methods. This study has a narrative review and analytical design. It is based on a systematic analysis of contemporary scientific publications addressing the application of artificial intelligence in medicine, as well as a synthesis of the authors' educational materials (presentation and accompanying commentary) covering historical, clinical, and educational aspects of digital transformation. In addition, regulatory and legal documents from Ukraine and the European Union governing the use of artificial intelligence in healthcare were analyzed.

Results and discussion. Artificial intelligence has been shown to be effectively applied in clinical practice for patient stratification, early detection of neurodevelopmental disorders, and prediction of critical conditions, including neonatal sepsis. Machine learning algorithms enable the identification of complex multifactorial patterns and allow prediction at the preclinical stage, thereby opening opportunities for preventive medicine. At the same time, it has been demonstrated that the quality of results directly depends on the structure, completeness, and precision of formulated prompts. Prompt engineering is conceptualized as an integrative cognitive process that includes clinical situation analysis, information structuring, task formulation, and metacognitive control of outputs. Key competencies required for effective interaction with AI systems include clinical literacy, analytical and critical thinking, digital competence, communicative precision, and the ability to interpret probabilistic models. Particular attention is given to the interdisciplinary nature of AI application and the need to integrate medical, technical, and legal perspectives. Ethical and regulatory challenges are also analyzed, including algorithmic bias, limited explainability, data privacy concerns, and legal responsibility.

Conclusions. Prompt engineering is emerging as a fundamental competency of the modern physician, enabling effective interaction with artificial intelligence systems and improving the quality of clinical decision-making. Its development facilitates the transformation of clinical reasoning into a structured digital format, optimizes information management, and supports the implementation of personalized and preventive medicine. Integrating this competency into medical education is a necessary condition for adapting physicians to the digital transformation of healthcare.

Keywords: artificial intelligence, pediatrics, neonatology, prompt engineering, clinical reasoning, digital medicine.

Для цитування: Кісельова ММ, Сакалош ЛП. Штучний інтелект у педіатрії та неонатології: інженерія запитів як нова міждисциплінарна компетентність лікаря. *Практикуючий лікар*, 2026, № 2, с. 30–39. DOI: 10.31793/2413-5461.2026.15-2.30.

Адреса для листування: Кісельова Марія Миколаївна, maria.tchuiko@gmail.com; ДНТ «Львівський національний медичний університет імені Данила Галицького», кафедра педіатрії та неонатології ФПДО, вул. Пекарська, 69, Львів, 79010, Україна. Сакалош Леся Петрівна, lps254@ukr.net; ДНТ «Львівський національний медичний університет імені Данила Галицького», кафедра педіатрії та неонатології ФПДО, вул. Пекарська, 69, Львів, 79010, Україна.

Відомості про авторів: Кісельова Марія Миколаївна, докторка медичних наук, професорка, завідувачка кафедри педіатрії та неонатології ФПДО ДНТ «Львівський національний медичний університет імені Данила Галицького». ORCID ID: 0000-0002-9954-5443. Сакалош Леся Петрівна, кандидатка медичних наук, доцентка кафедри педіатрії та неонатології ФПДО ДНТ «Львівський національний медичний університет імені Данила Галицького». ORCID ID: 0000-0002-7838-3422.

Особистий внесок: Кісельова М.М. — генераторка ідей, написання статті, аналіз даних літератури. Сакалош Л.П. — аналіз проблеми, участь у підготовці статті до друку.

Фінансування: Стаття підготовлена в рамках бюджетного фінансування ДНТ «Львівський національний медичний університет імені Данила Галицького».

Декларація: Авторки задекларували відсутність конфлікту інтересів і фінансових зобов'язань.

Проходження статті: Надійшла до редакції 12.04.2026 р., прийнята на друкування 26.04.2026 р., надрукована 30.06.2026 р.

For citation: Kiselova MM, Sakalosh LP. Artificial intelligence in pediatrics and neonatology: prompt engineering as a new interdisciplinary competency of the physician. *The Practitioner*, 2026, № 2, p. 30–39. DOI: 10.31793/2413-5461.2026.15-2.30.

Correspondence address: Kiselova Maria Mykolaivna, maria.tchuiko@gmail.com; SNPC «Danylo Halytsky National Medical University in Lviv», Department of Pediatrics and Neonatology, FPGE, Lviv, Pekarska street, 69, 79010, Ukraine. Sakalosh Lesia Petrivna, lps254@ukr.net; SNPC «Danylo Halytsky National Medical University in Lviv», Department of Pediatrics and Neonatology, FPGE, Lviv, Pekarska street, 69, 79010, Ukraine.

Information about the authors: Kiselova Maria Mykolaivna, Doctor of Medical Sciences, Professor of Department Pediatrics and Neonatology, FPGE, SNPC «Danylo Halytsky National Medical University in Lviv». ORCID ID: 0000-0002-9954-5443. Sakalosh Lesia Petrivna, PhD, Associate Professor of Department Pediatrics and Neonatology, FPGE, SNPC «Danylo Halytsky National Medical University in Lviv». ORCID ID: 0000-0002-7838-3422.

Personal contribution: Kiselova MM — idea generator, article writing, analysis of literature data. Sakalosh LP — analysis of the problem, participation in preparing the article for publication.

Funding: The article was prepared within the budget funding of the SNPE «Danylo Halytsky National Medical University in Lviv».

Declaration of Ethics: The authors declare that there is no conflict of interest or financial bias.

Article: Received 12.04.2026, accepted 26.04.2026, published 30.06.2026.