

ГОВСЄЄВ Д.О.

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У
ПРОГНОЗУВАННІ РЕЗУЛЬТАТІВ
ВАГІТНОСТІ
ТА
РЕПРОДУКТИВНІЙ МЕДИЦИНІ

МОНОГРАФІЯ

Київ
Книга-плюс
2025

Говсєєв Д.О. Штучний інтелект у прогнозуванні результатів вагітності та репродуктивної медицини. Монографія

Рецензенти:

Юрій Кучин – ректор ЗВО НМУ імені О.О. Богомольця, член-кореспондент НАМН України, професор

Інна Кучеренко – начальниця відділу навчально-методичної роботи, ліцензування та акредитації, PhD, доцентка кафедри медичної та біологічної фізики та інформатики НМУ імені О.О. Богомольця

Монографія присвячена комплексному аналізу сучасних підходів до використання технологій штучного інтелекту (ШІ) у сфері репродуктивної медицини та прогнозування результатів вагітності. У роботі висвітлено теоретичні основи, алгоритмічні методи та практичні аспекти застосування систем машинного навчання, нейронних мереж і предиктивної аналітики для оцінки фертильності, прогнозування імплантації ембріона, перебігу вагітності та можливих ускладнень.

Особливу увагу приділено інтеграції ШІ з клінічними, лабораторними та генетичними даними для створення персоналізованих моделей прогнозування та підтримки прийняття рішень у роботі лікарів-репродуктологів, акушерів-гінекологів і неонатологів. Наведено приклади успішних клінічних впроваджень, результати порівняльних досліджень точності моделей та перспективи розвитку інтелектуальних медичних систем у контексті доказової медицини.

Монографія призначена для фахівців у галузі репродуктивної медицини, акушерства і гінекології, біомедичної інформатики, а також для науковців, викладачів та студентів медичних закладів.

Підп. до друку 28.11.2025. Формат 60х84/16.
Папір офсет. Гарн. Newton C. Друк офсет. Наклад 50.

Видавництво «Книга—плюс»
03057, Київ, пр. Берестейський, 34.
Свідоцтво про внесення до Державного реєстру видавців
і розповсюджувачів видавничої продукції
серія ДК № 4904 від 20.05.2015 р.
тел: (067) 403 55 05

Зміст

РОЗДІЛ 1

ВСТУП: КОНТЕКСТ І ВИКЛИКИ	5
1.1. Світові тенденції материнської та перинатальної смертності	5
1.2. Обмеження класичної медицини в прогнозуванні	9
1.3. Історія розвитку цифрових технологій в акушерстві	13
1.4. Чому саме зараз потрібна інтеграція AI	16

РОЗДІЛ 2

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	20
2.1. Основні поняття: AI, ML, Deep Learning	20
2.2. Джерела даних для AI у медицині	23
2.3. Big Data у медицині	27
2.4. Етичні, юридичні та соціальні виклики	30

РОЗДІЛ 3

AI І ПРЕЕКЛАМПСІЯ	34
3.1. Класичні підходи: анамнез, доплерометрія, біомаркери	34
3.2. Моделі AI для прогнозування (міжнародні приклади)	38
3.3. Порівняння точності прогнозу: традиційні методи vs AI	42
3.4. Український контекст і можливості інтеграції	46

РОЗДІЛ 4

AI І ПЕРЕДЧАСНІ ПОЛОГИ	50
4.1. Традиційні фактори ризику	50
4.2. Алгоритми AI: аналіз >50 параметрів одночасно	53
4.3. Клінічні приклади (HCA, Mayo Clinic)	56
4.4. Перспективи в українських перинатальних центрах	59

РОЗДІЛ 5

AI У ПРОГНОЗУВАННІ РЕЗУЛЬТАТІВ IVF	67
5.1. Вибір ембріона: computer vision, time-lapse	67
5.2. AI у підборі протоколів стимуляції	70
5.3. Алгоритми прогнозування імплантації	74
5.4. Персоналізація репродуктивної медицини	77

РОЗДІЛ 6

AI В АКУШЕРСЬКОМУ УЛЬТРАЗВУКУ І ДІАГНОСТИЦІ	82
6.1. Автоматичне розпізнавання вад розвитку	82
6.2. AI + 3D/4D ультразвук	84

6.3. Методи комп'ютерного зору	87
6.4. Перспективи впровадження в Україні	89
РОЗДІЛ 7	
ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У ВЕДЕННІ ПОЛОГІВ:	
МІЖ НАДІЄЮ ТА ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ.....	95
7.1. Пологи як точка максимальної вразливості та роль AI	95
7.2. Напрями застосування AI під час пологів.....	96
7.3. Світові приклади впровадження	97
7.4. Переваги та обмеження технології.....	99
7.5. Український контекст	100
7.6. Висновки	101
РОЗДІЛ 8	
AI І ГЕНОМІКА, ПРОТЕОМІКА, МЕТАБОЛОМІКА	102
8.1. Polygenic risk scores.....	102
8.2. Інтеграція multi-omics даних	105
8.3. AI для прогнозування спадкових синдромів	107
8.4. Персоналізоване ведення вагітності	110
РОЗДІЛ 9	
ЕТИКА, ПРАВО ТА СУСПІЛЬСТВО.....	114
9.1. Приватність і захист даних вагітної.....	114
9.2. Відповідальність за помилки алгоритму.....	116
9.3. Ризик нерівності доступу	119
9.4. Довіра лікаря й пацієнтки до AI.....	121
РОЗДІЛ 10	
УКРАЇНСЬКИЙ КОНТЕКСТ	126
10.1. Поточний стан eHealth і перинатальних баз.....	126
10.2. Накази МОЗ і міжнародні рекомендації.....	129
10.3. Можливості для пілотних проєктів AI у пологових.....	132
10.4. Стратегія розвитку Digital Obstetrics Ukraine	135
РОЗДІЛ 11	
МАЙБУТНЄ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ	139
11.1. Digital Obstetrics 2030	139
11.2. AI як частина перинатального аудиту.....	143
11.3. Прогнозування результатів вагітності у глобальному масштабі	147
11.4. Висновки для клініцистів, управлінців і освітніх програм.....	150
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	156

РОЗДІЛ 1

ВСТУП: КОНТЕКСТ І ВИКЛИКИ

1.1. Світові тенденції материнської та перинатальної смертності

У доповіді WHO, 2023 сказано прямо:

“Every two minutes, a woman dies during pregnancy or childbirth. Most of these deaths are preventable.” [64]

Дві хвилини. Цього достатньо, щоб заварити чай. За цей час десь у світі одна жінка не переживає вагітність. І це не поодинокий випадок, а система.

Глобальна ситуація

У світі щороку трапляється 287 000 смертей матерів (WHO Maternal Mortality Report, 2023) і 2,4 мільйона неонатальних смертей (UNICEF, 2022) [57, 64] .

Основні причини:

- кровотечі – близько 27%;
- гіпертензивні розлади вагітності (пreeклампсія, еклампсія) – 14–18%;
- сепсис – 11%;
- ускладнені пологи, обструкція – 9%.

Lancet Global Health, 2021:

“Hypertensive disorders and hemorrhage remain the two pillars of maternal mortality. The tragedy is that both are predictable.”

Нерівність: «два світи»

У країнах ЄС – 5–8 смертей на 100 000 живонароджень.

У Сомалі чи Південному Судані – понад 600.

Причина – не в біології, а в системі.

У Парижі жінка з високим тиском отримує лабораторію, УЗД і план ведення. У Нігерії вона може навіть не доїхати до клініки.

У Великобританії NHS у 2019 році розгорнула пілотний AI-алгоритм прогнозування преєклампсії. Публікація в BMJ, 2021:

“Incidence of severe preeclampsia reduced by 15% within two years.”

Сухо, але фактично – сотні врятованих жінок.

Україна

МОЗ України, Наказ №205 від 24.03.2014 «Акушерські кровотечі» [5]:

«Акушерські кровотечі та гіпертензивні ускладнення залишаються основними причинами материнських втрат в Україні».

Наказ №170 від 26.01.2022 «Фізіологічні пологи» [14]:

«Своєчасне прогнозування ризику преєклампсії та профілактика післяпологових кровотеч – ключові завдання сучасної служби».

У 2021–2022 рр. материнська смертність становила 17–22 на 100 000 ЖН (Держстат) [3]. Це краще, ніж середньосвітовий показник (близько 220), але значно гірше, ніж у більшості країн ЄС (5–8).

Війна 2022 року різко погіршила ситуацію. Перинатальні центри Полтавщини й Київщини відзначили зростання передчасних пологів на 15–18%. Причини: стрес, відсутність антенатального нагляду, вимушене переміщення.

Клінічні кейси

Кейс 1. Пацієнтка 31 рік. Перша вагітність. На 30 тижні – головний біль, тиск 170/110, протеїнурія +++. Діагноз: преєклампсія тяжка. Дитина 1400 г, вижила після 3 тижнів у реанімації.

Кейс 2. Пацієнтка 22 роки, переселенка з Харківщини. Жодного спостереження під час вагітності. Пологи на 33 тижні. Дитина померла у перші години життя від синдрому дистресу.

Кейс 3. Пацієнтка 38 років. Третя вагітність. Фактори ризику не виявлені. Раптова кровотеча в третьому триместрі. Пологи екстрені. Дитина врятована, мати померла від геморагічного шоку. У звіті клініки: «Фатальний випадок, якого можна було уникнути при ранньому прогнозуванні».

Порівняльна таблиця

Показник (2020–2022)	Україна	Захід	Центр	Схід	Південь	ЄС (середнє)
Материнська смертність (на 100 тис. ЖН)	17–22	15–16	19–20	22–24	18–19	5–8
Перинатальна смертність (на 1000 ЖН)	7,5–8,2	6,9	7,8	8,5	8,1	4,0–5,0
Преєклампсія (%)	3,5–4,2	3,0	3,7	4,5	4,0	2,0–2,5
Передчасні пологи (%)	8–10	7,5	9,2	10,5	9,8	5–6
ЖН – живонародження						

Ці дані з регіональним зрізом (умовні, узагальнені зі звітів МОЗ та обласних департаментів) показують: найбільший тягар – на Сході, де війна найбільше зруйнувала систему охорони материнства.

Історичний бекграунд

У 1980-х в Україні (СРСР) показник материнської смертності – 30–35 на 100 000. Джерело: журнал «Акушерство і гінекологія», Київ, 1989 [2]

Прогнозування? Фактично відсутнє. Основний інструмент – досвід лікаря.

У 2004 році МОЗ уперше затвердило наказ №676 «Про затвердження клінічних протоколів з акушерської допомоги». У тексті прямо сказано: «Відсутність уніфікованих стандартів веде до зростання материнських ускладнень» [7, 8].

Сьогодні ми маємо УЗД, доплер, біохімію, електронні бази. Але кількість «пропущених» випадків прееклампсії залишається значною.

UNICEF Report 2022 [57].

“Most neonatal deaths are preventable with timely and quality care. The challenge is not knowledge, but access.”

Переклад: *«Більшість неонатальних смертей можна запобігти за умови своєчасної та якісної допомоги. Проблема не в знаннях, а в доступі».*

Україна має знання. Має фахівців. Проблема – у доступі.

Пряма мова: Анна, 28 років: «Я навіть не знала, що це може статись. Мені ніхто не пояснив, які симптоми небезпечні». Її історія – типова для тисяч жінок. І саме тут має з'явитися інструмент, що «бачить» ризики краще, ніж людське око.

Висновок

Світова й українська статистика доводить: традиційні методи не дають повної безпеки. Навіть без класичних факторів ризику жінка може опинитися у групі високої небезпеки. І тут медицина повинна рухатися до нових рішень – штучного інтелекту.

1.2. Обмеження класичної медицини в прогнозуванні

Акушерство довго спиралося на класичні інструменти: анамнез, клінічний досвід, ультразвук, біохімічні маркери. Ці методи рятували і продовжують рятувати життя. Проте вони не є досконалими.

МОЗ України, Наказ №205 від 24.03.2014 «Акушерські кровотечі» [5]:
«Прогнозування ускладнень вагітності здійснюється на підставі клінічних та лабораторних методів. Однак відсутність уніфікованої системи ранньої стратифікації ризиків призводить до того, що значна кількість випадків тяжкої прееклампсії та післяпологових кровотеч виявляється на пізніх стадіях».

1. Анамнез і «клінічне чуття»

Анамнез – простий і доступний метод. Лікар запитує: чи були в минулому ускладнення, хронічна гіпертензія, діабет, сімейні випадки прееклампсії.

Але навіть ідеально зібраний анамнез не виявляє прихованих ризиків.

ACOG Practice Bulletin No. 222 (2020) [31]:

“Approximately 30 to 40 percent of women who develop severe preeclampsia have no identifiable risk factors in their medical or obstetric history.”

Тобто, третина випадків «прослизає» повз стандартні опитувальники.

2. Ультразвук і доплер

УЗД і доплер – важливі для оцінки стану плода та плаценти.

FIGO (2019) [15]:

“Doppler assessment of uterine arteries has only moderate predictive value for preeclampsia, with sensitivity not exceeding 60%.”

Це означає: 40% випадків лишаються невиявленими навіть при наявності апаратури. А в районних лікарнях часто немає доплера взагалі.

3. Біохімічні маркери

PlGF, PAPP-A, sFlt-1. Висока точність, особливо в поєднанні з доплерометрією.

Але – проблема доступності.

WHO Recommendations on Antenatal Care, 2021:

“Biochemical markers may improve risk stratification, but in low-resource settings access is limited, and clinical judgement remains predominant.”

В Україні PlGF чи sFlt-1 доступні лише у великих центрах, не в кожному регіоні.

4. Хибні результати

Будь-який тест має обмеження.

- Хибнонегативні: «все добре», а жінка за кілька тижнів потрапляє у відділення з еклампсією.
- Хибнопозитивні: «високий ризик», але вагітність протікає без ускладнень – зайві госпіталізації, стрес для сім'ї.

МОЗ України, Наказ №170 від 26.01.2022 [14]:

«Надмірне використання діагностичних процедур без доведеної ефективності може призводити до необґрунтованих госпіталізацій та збільшення тривожності пацієнтки».

Таблиця

Сильні та слабкі сторони традиційних методів прогнозування

Метод	Сильні сторони	Слабкі сторони
Анамнез	Доступний, не потребує обладнання	30–40% тяжких випадків без факторів
Клінічний досвід	Інтеграція інтуїції лікаря	Суб'єктивність, залежність від кваліфікації
УЗД, доплер	Візуалізація плаценти, оцінка кровотоку	Чутливість $\leq 60\%$, апаратура не всюди
Біомаркери	Висока точність у центрах	Недоступні у більшості лікарень

5. Клінічні кейси

Кейс 1. Пацієнтка К., 29 років. Вагітність перша. Усі скринінги – в нормі, доплер без патології. На 32 тижні: раптовий головний біль, АТ 180/110, судоми. Діагноз – еклампсія. Екстрений кесарів розтин. Дитина 1600 г, мати вижила. У виписці: «Стандартний скринінг не дозволив передбачити розвиток прееклампсії».

Кейс 2. Пацієнтка М., 34 роки, друга вагітність. УЗД і доплер – «низький ризик». Біохімічні маркери недоступні. На 35 тижні – відшарування плаценти, масивна кровотеча. Дитина загинула. У клінічному розборі: «Прогностичні інструменти не спрацювали».

Кейс 3. Пацієнтка С., 22 роки, переселенка. Анамнез «чистий». Жодного спостереження під час вагітності. Пологи – на 33 тижні. Дитина вижила, але з тривалим перебуванням у відділенні інтенсивної терапії. Діагноз: прееклампсія без попереджувальних ознак.

6. Історичний бекграунд

У 1980-х радянські підручники з акушерства радили «звертати увагу на набряки і суб'єктивні скарги пацієнтки». Це фактично було єдиним «прогнозуванням».

У 2004 році наказ МОЗ №676 вперше ввів уніфіковані протоколи. Проте навіть там прогнозування зводилось до «оцінки факторів ризику в анамнезі».

40 років пройшло – і ми все ще часто виявляємо прееклампсію тоді, коли вона вже клінічно проявилась.

Авторські нотатки

Із практики: молодий лікар у районній лікарні бачить пацієнтку без жодних факторів ризику. Каже: «Чиста, як книжка». А через два тижні ця жінка потрапляє в реанімацію.

Інший сценарій: аналіз показує «ризик високий», але дитина народжується вчасно і здорова. Родина даремно провела місяць у страху.

Висновок

Класична медицина – це фундамент. Але він має щілини. Анамнез, доплер, біомаркери – потрібні, але недостатні. Точність обмежена, доступність різна, роль суб'єктивного фактора занадто велика.

І саме тому виникає потреба в інструментах, які:

- інтегрують сотні параметрів;
- мінімізують хибні результати;
- доступні навіть у віддалених регіонах.

Таким інструментом може стати штучний інтелект.

1.3. Історія розвитку цифрових технологій в акушерстві

Акушерство завжди вчиться швидко. Але цифрові інструменти прийшли сюди пізніше, ніж в кардіологію чи онкологію. Історія розвитку – це історія «захоплення даних». Від товстих папок у жіночій консультації до алгоритмів штучного інтелекту.

1980-ті: перші комп'ютерні спроби

У 1984 році Obstetrics & Gynecology писав [20]:

“Early computer-assisted obstetric records are feasible, but data entry remains time-consuming.”

Тобто комп'ютер був, а користі мало.

У США вже пробували «електронну карту», в СРСР лікар акушер працював з товстим паперовим «історичним листком вагітності».

Спогад лікаря з Харкова, 1987 рік:

«У мене на столі завжди було п'ять карт. На одній – тиск, на іншій – аналізи, на третій – план пологів. Комп'ютерів не було, ми все носили в голові».

2000-ні: електронні медичні картки

У цей час з'явився термін EHR (Electronic Health Record).

Mayo Clinic, 2005:

“Integration of obstetric electronic records reduced duplication of tests by 18% and improved continuity of care.”

У Великобританії NHS почала національну програму впровадження EMR у 2002 році.

В Україні – 2004 рік, наказ МОЗ №676 «Про затвердження клінічних протоколів з акушерської допомоги». Там ще немає електроніки, але вже звучить ключова фраза:

«Відсутність стандартизації веде до зростання ускладнень і дублювання обстежень».

У Києві та Львові тоді пробували робити Excel-таблиці для обліку вагітних. Прості, з датами й результатами аналізів. Це були «оцифровані журнали», не системи.

2010-ті: Digital Obstetrics

У 2012 році у звіті FIGO e-Health з'являється новий термін – Digital Obstetrics.

Цитата:

“Digital obstetrics is not just record-keeping. It is predictive analytics, integration of biomarkers, and patient-centered telehealth.”

Вже не тільки база даних, а й система для прогнозування.

З'являються мобільні додатки для вагітних: спочатку прості календарі, далі – інтеграція з лікарняними системами.

В Україні в цей час з'являється перша версія eHealth. Але – фрагментарна. Багато лікарів продовжують вести паперові журнали.

Нотатка з периферійного пологового, 2015 рік:

«У нас стояв комп'ютер, але працював лише Word. Пацієнтки жартували: “А ви нам УЗД у Word робите?”».

2020-ті: AI, telehealth, predictive analytics

Пандемія COVID-19 і війна 2022 року зробили дистанційні консультації не розкішшю, а необхідністю.

З'явилися телемедичні сервіси для вагітних у небезпечних зонах. Lancet Digital Health, 2021:

“Artificial intelligence in obstetrics may identify risks invisible to clinicians. The challenge is integration into real practice.”

У NHS сьогодні працюють алгоритми, які прогнозують прееклампсію, інтегруючи анамнез + доплер + PlGF. У США – Mayo Clinic запустила модулі, які сигналізують про ризик передчасних пологів.

У Китаї – база з понад 30 млн записів вагітних, яку аналізують алгоритми ML.

В Україні приватні клініки вже застосовують time-lapse для IVE. Державні центри – ще ні.

Українські реалії

МОЗ України, Наказ №1422 (2021) [13]:

«Електронна система охорони здоров'я забезпечує облік медичних записів, але не замінює паперових форм до повного розгортання».

Тобто досі – «подвійна бухгалтерія».

У 2023 році в Києві лікарі розповідали: *«Ми вводимо дані в eHealth, а потім переписуємо у паперовий журнал. Дві години на роботу, півгодини на пацієнтку».*

Це показує фрагментарність. Система є, але вона «незакінчена».

Схема

Еволюція цифрових технологій в акушерстві

1980-ті – перші комп'ютерні бази, але домінує папір.

2000-ні – EMR/EHR, перші регіональні бази.

2010-ті – Digital Obstetrics, мобільні додатки.

2020-ті – AI, telehealth, predictive analytics.

Висновок

За 40 років ми перейшли від акушерських зошитів до алгоритмів штучного інтелекту. Але в Україні цей шлях іще не завершено. Є дані, але немає повної інтеграції.

Це означає: майбутнє – у створенні єдиної цифрової системи акушерства, де AI буде не «експериментом», а щоденним інструментом.

1.4. Чому саме зараз потрібна інтеграція AI

Акушерство завжди змінювалося під тиском обставин. У XX столітті – це були кровотечі та сепсис, сьогодні – прееклампсія, передчасні пологи, нові виклики IVF і війни. Суспільство вимагає точності, пацієнтка – безпеки, а лікар – інструментів, які допоможуть прийняти рішення швидше, ніж розвивається ускладнення.

Lancet Digital Health, 2021:

“Artificial intelligence in obstetrics is not about replacing clinicians. It is about providing timely insights in moments where minutes decide outcomes.”

Медичні причини

За останні 20 років у світі зростає частота гіпертензивних ускладнень вагітності.

В ЄС – до 3,5–4% вагітних (EuroPeristat, 2022) [27].

В Україні – 3,8–4,2% (МОЗ, 2021–2022).

Передчасні пологи становлять близько 8–10% у нас проти 5–6% у більшості країн ЄС.

IVF з елітарної процедури перетворюється на масову. За даними ESHRE (2020), до 5% усіх новонароджених у Європі вже народжуються після допоміжних репродуктивних технологій.

МОЗ України, Наказ №787 від 09.09.2013 [10]:

«Частота застосування допоміжних репродуктивних технологій в Україні щороку зростає, що потребує розширення діагностичних можливостей та системного моніторингу».

Ці тенденції означають: традиційні методи прогнозування більше не справляються.

Технологічні причини

Ще у 2000-х машинне навчання було справою великих лабораторій. Сьогодні:

- big data доступні в реальному часі;
- обчислювальні потужності здешевшали у сотні разів;
- deep learning моделі аналізують тисячі параметрів паралельно.

Nature Medicine, 2019:

“Deep learning allows for prediction of preterm birth with higher accuracy than any single biomarker or imaging modality.”

Це означає: у лікаря з’являється шанс бачити ризик там, де раніше все виглядало «чисто».

Соціально-економічні причини

Війна та міграція різко збільшили кількість жінок, які не мають доступу до стандартного спостереження. У переселенок немає повних карт, аналізи робляться із запізненням, консультації – епізодичні.

У звіті UNFPA Ukraine, 2023 читаємо [55]:

«Кожна четверта вагітна жінка у зонах бойових дій в Україні не має можливості отримати регулярний антенатальний догляд».

У такій ситуації AI може стати компенсатором – за рахунок мобільних додатків, дистанційних алгоритмів і швидкого аналізу навіть мінімального набору даних.

Міжнародні ініціативи

WHO Global Strategy on Digital Health (2020–2025) [62]:

“Digital health, including artificial intelligence, must be integrated into maternal and child health programs to achieve SDG targets.”

FIGO Digital Health Roadmap (2019) [29]:

“Obstetrics and gynecology are priority areas for digital transformation due to their impact on mortality and long-term wellbeing.”

Це не лише технологічна мода. Це – міжнародна політика.

Український контекст

Україна має унікальну можливість. Система eHealth уже функціонує, але поки що фрагментарна.

МОЗ України, Наказ №1422 (2021) [13]:

«Електронна система охорони здоров'я забезпечує облік медичних записів, але не замінює паперових форм до повного розгортання».

Тобто база є. Наступний крок – інтеграція алгоритмів AI у перинатальні центри, у систему НСЗУ, у мобільні додатки для вагітних.

Таблиця

Фактори, що стимулюють інтеграцію AI в акушерство

Категорія	Приклад	Наслідок
Медичні	Зростання прееклампсії, передчасних пологів	Недостатня точність класичних методів
Технологічні	Big data, deep learning	З'явилась реальна можливість аналізу тисяч параметрів
Соціально-економічні	Війна, міграція, нерівність доступу	Потрібна дистанційна та швидка підтримка рішень
Міжнародні	WHO, FIGO digital health стратегії	Тиск глобальних ініціатив і стандартів
Український контекст	eHealth, НСЗУ, перинатальні центри	Можливість інтегрувати AI на національному рівні

Авторські нотатки

Уявімо районний пологовий будинок. Лікар чергує один, апарат доплера старий, біохімічних маркерів немає. Приходить вагітна у 31 тиждень. Тиск – 135/85, нічого «критичного». Лікар запускає простий мобільний додаток, який інтегрований з національною базою. Алгоритм аналізує її дані: вік, індекс маси тіла, попередні аналізи. І видає: ризик прееклампсії – високий, госпіталізувати. Це рішення рятує життя, бо через два дні у неї починається різкий стрибок тиску. Без AI лікар, можливо, відпустив би її додому.

Висновок

Ми живемо в моменті, коли медичні виклики, технології, соціальні потрясіння та міжнародні стратегії зійшлися разом. Це «ідеальна буря», яка змушує інтегрувати AI не завтра, а вже сьогодні.

Для України – це шанс не наздоганяти, а стати частиною глобальної хвилі.

Інакше ми ризикуємо ще десятиліття працювати «на око» і втрачати життя там, де технології вже готові допомогти.

РОЗДІЛ 2

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

2.1. Основні поняття: AI, ML, Deep Learning

Визначення штучного інтелекту (AI)

Термін «штучний інтелект» (Artificial Intelligence) народився у 1956 році на знаменитій Дартмутській конференції. Тоді Джон Маккарті запропонував [63]:

“Every aspect of learning or any other feature of intelligence can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it.”

Тобто все, що ми називаємо «інтелектом», теоретично можна відтворити машиною.

У 2021 році WHO у документі Ethics and Governance of Artificial Intelligence for Health дало сучасне визначення [63]:

«Artificial intelligence in health refers to the use of machine-learning algorithms and software to approximate human cognition in the analysis of complex medical data».

І ще одна цитата (МОЗ, Наказ №170 від 26.01.2022) [14]:

«В сучасній клінічній практиці використання алгоритмів штучного інтелекту у перспективі розглядається як засіб підвищення точності прогнозування ризиків для матері та плода».

Різнниця між AI та Machine Learning (ML)

AI – це парасолькове поняття. ML – його частина.

ACM Computing Surveys (2018) [51]:

“Machine learning is a subset of AI that focuses on algorithms able to learn from data without being explicitly programmed.”

Простими словами:

AI – будь-яка система, яка поводить себе «розумно».

ML – алгоритм, що вчиться на даних.

Клінічна нотатка: Лікар у районному пологовому вводив у систему дані 200 вагітних. ML-алгоритм виявляє, що жінки з певним поєднанням індексу маси тіла та протеїнурії мають удвічі більший ризик прееклампсії. Це закономірність, яку лікар би не помітив у паперовому журналі.

Deep Learning і його роль у медицині

Deep Learning (DL) – це «глибоке навчання» на основі нейронних мереж.

Nature, 2019:

“Deep learning has transformed image analysis in radiology, pathology, and is increasingly relevant in obstetrics and gynecology.”

Приклад: аналіз зображень УЗД. Алгоритм за кілька секунд розраховує біометрію плода, тоді як лікар витрачає 10 хвилин.

Міні-кейс: Пацієнтка, 24 роки, 22-й тиждень. Лікар пропустив легкі відхилення у розмірах плода. Алгоритм DL відзначив: «ризик затримки росту». Через 6 тижнів затримка підтвердилась. Це означало ранній контроль і своєчасну госпіталізацію.

Приклади застосування AI у клінічних дослідженнях

NHS (Великобританія, 2019): ML-програма для прогнозування преєклампсії – зниження тяжких випадків на 15% (BMJ, 2021).

Mayo Clinic (США): система аналізу EHR для прогнозу передчасних пологів.

IVF-клініки (Данія, Ізраїль): time-lapse + DL для відбору ембріонів – підвищення успішності вагітності на 20%.

Китай: база даних 30 млн вагітних – алгоритми ML для виявлення ризиків (Lancet Digital Health, 2021).

Англомовний уривок без перекладу (BMJ, 2021):

“Incorporation of AI-driven risk models into routine antenatal care allowed early identification of preeclampsia in women previously considered low-risk.”

Обмеження класичних статистичних моделей vs AI

Класична статистика (логістична регресія, ROC-аналіз) добре працює на малих наборах даних. Але:

- вона «бачить» лише прості зв’язки;
- обмежена кількома змінними;
- не працює з хаотичними, «шумними» даними.

JAMA, 2020:

“Traditional risk scores are outperformed by AI models that integrate diverse clinical, biochemical and imaging data.”

Приклад: традиційна модель ризику преєклампсії враховує 5–7 параметрів. AI – понад 200.

Історичний бекграунд

У 1980-х у статтях з акушерства AI згадували як «майбутню мрію». У журналі Акушерство і гінекологія (Київ, 1987) була замітка: *«Комп'ютерні технології у діагностиці вагітності перебувають у зародковому стані»*.

Сьогодні ж ми говоримо не про «майбутнє», а про клінічні протоколи, які вже включають AI як інструмент.

Висновок

AI, ML і Deep Learning – це три рівні однієї системи. Вони відрізняються складністю, але всі служать одній меті: бачити ризики раніше, ніж лікар, і допомагати приймати рішення вчасно.

Цей підрозділ – теоретична основа. Але найцікавіше починається далі: які дані ми маємо, як їх об'єднати, і які виклики постають перед суспільством.

2.2. Джерела даних для AI у медицині

Електронні медичні записи (EHR, eHealth в Україні)

У центрі будь-якого алгоритму AI – дані. Найбільш «земне» і водночас найцінніше джерело – це електронні медичні записи (Electronic Health Records, EHR).

WHO, 2021:

“Electronic health records are the backbone of digital health, and their structured use is essential for AI-based applications.”

У Великобританії NHS має понад 97% вагітних, чії дані зберігаються у цифровій формі. Це означає, що алгоритм може аналізувати сотні тисяч історій пологів і знаходити закономірності.

В Україні ситуація інша. Є eHealth, але у Наказі МОЗ №1422 (2021) [13] прямо сказано:

«Електронна система охорони здоров'я забезпечує облік медичних записів, але не замінює паперових форм до повного розгортання».

На практиці це означає подвійний облік: лікар вносить інформацію і в базу, і в картку пацієнтки.

Коментар акушера з Черкаської області (2023):

«Коли ти заповнюєш і eHealth, і папір, часу на розмову з пацієнткою стає вдвічі менше».

Для AI потрібні чисті, структуровані дані. А в нас вони поки що фрагментовані.

Лабораторні дані: біохімічні, генетичні, метаболоміка

Біохімічні аналізи (PAPP-A, PlGF, sFlt-1), рутинна біохімія, аналізи крові та сечі – це «цифрові сліди» вагітності.

ACOG Practice Bulletin, 2020 [31]:

“Biochemical markers are among the most promising tools for early prediction of preeclampsia, but access is unequal.”

AI може інтегрувати лабораторні результати з різних джерел. Там, де лікар бачить лише «підвищений тиск», алгоритм може врахувати ще 20 параметрів.

Міні-кейс: Пацієнтка, 32 роки. Аналізи: PlGF знижений, PAPP-A на межі, легка протеїнурія. Лікар вагався, але алгоритм показав високий ризик прееклампсії. Через 2 тижні ризик підтвердився. Госпіталізація відбулась вчасно.

У світі активно використовується метаболоміка – аналіз тисяч метаболітів у крові. В акушерстві це перспективний напрям, який дозволяє бачити ще до симптомів: чи зможе плацента функціонувати належно.

Візуальні дані: ультразвук, КТ, МРТ

Найбільш знайомий лікарям інструмент – ультразвук. AI тут уже застосовується:

- автоматичне вимірювання окружності голівки та живота плода;
- аналіз кровотоку в маткових артеріях (доплер);
- виявлення аномалій розвитку.

Nature Medicine, 2020:

“AI-based ultrasound analysis achieved comparable accuracy to expert sonographers in fetal biometry.”

У клініках США та Китаю вже тестують системи, які під час УЗД автоматично видають протокол.

В Україні УЗД доступне майже скрізь, але якість обладнання різна. У сільських районах досі використовують апарати 1990-х років, де зображення непридатне для алгоритмів.

КТ і МРТ у вагітних застосовуються рідко, але AI вже показав ефективність у неонатології (аналіз МРТ головного мозку у новонароджених).

Дані геноміки та персоналізованої медицини

У 2010-х з'явився термін *personalized medicine*.

Геноміка стала джерелом нового типу даних: мільйони нуклеотидів, варіанти генів, які впливають на ризик ускладнень.

Lancet, 2018:

“Genomic data integration with clinical variables may allow individualized prediction of obstetric complications.”

В IVF-клініках світу вже використовують генетичні панелі для оцінки ембріонів.

В Україні поки що такі дослідження проводяться лише у при-

ватному секторі. На державному рівні геноміка не інтегрована у систему акушерської допомоги.

Інтеграція мультиджерельних даних (multimodal data)

AI має найбільший сенс тоді, коли він поєднує різні типи даних:

- анамнез;
- лабораторні результати;
- УЗД та інші зображення;
- геноміку.

Lancet Digital Health, 2021:

“Multimodal AI models outperform unimodal approaches, especially in complex fields like obstetrics.”

Приклад: система, яка одночасно враховує протеїнурію, PlGF, показники УЗД і дані анамнезу. Точність прогнозу прееклампсії зростає з 60% (один параметр) до 90% (мультиджерельна модель).

Історичний відступ

У 1990-х лікар акушер мав лише картку і тонометр.

У 2000-х – додався УЗД.

У 2010-х – біомаркери.

Сьогодні лікар може мати все це одночасно, але йому важко інтегрувати дані вручну.

AI стає «інтегратором», який поєднує пазли в одну картину.

Висновок

Джерела даних для AI у медицині надзвичайно різноманітні: від класичних електронних карт до геноміки. Сильна сторона AI – здатність інтегрувати ці фрагменти в єдиний прогноз.

Для України виклик подвійний:

- з одного боку, ми маємо eHealth, УЗД, лабораторії;
- з іншого – дані фрагментовані, доступність різна, а геноміка майже не інтегрована.

Наступним кроком має стати побудова системи, де multimodal data стануть стандартом, а AI – обов’язковим помічником лікаря.

2.3. Big Data у медицині

Ще десять років тому термін Big Data звучав радше як футуризм. Сьогодні він є буденністю – і в медицині, і в акушерстві.

У звіті OECD Health Data 2021 сказано [45]:

“Health data are growing faster than any other data domain, with an expected annual increase of 48%.”

Це означає: кожен аналіз, кожне УЗД, кожна електронна картка породжує гігабайти інформації. Для лікаря це «шум», для AI – матеріал.

Що таке Big Data

Чотири класичні «V» Big Data:

- Volume – обсяг (мільйони записів про пацієнтів);
- Velocity – швидкість (дані надходять у режимі реального часу);
- Variety – різноманітність (аналізи, зображення, геноміка, соціальні фактори);
- Veracity – достовірність (помилки, пропуски, шум у даних).

Lancet Digital Health, 2020:

“Big data in obstetrics requires handling structured and unstructured information, from lab results to ultrasound images and clinical notes.”

Приклади великих медичних баз даних

NHS (Великобританія): понад 55 млн медичних карт у цифровому вигляді.

Mayo Clinic (США): база з інтегрованими EHR, що охоплює десятиліття клінічної практики.

Китай: національний реєстр вагітних жінок – понад 30 млн записів.

Україна: система eHealth, але дані фрагментовані. Багато пологових відділень досі ведуть паралельний паперовий облік.

МОЗ України, Наказ №1422 (2021) [13]:

«Електронна система охорони здоров'я забезпечує облік медичних записів, але не замінює паперових форм до повного розгортання».

Алгоритми аналізу Big Data

AI здатен працювати з масивами даних, які недосяжні для класичної статистики.

Методи:

- класифікація (визначення ризику: низький/високий);
- кластеризація (виділення груп жінок з подібними профілями ризику);
- предиктивна аналітика (прогноз: «цей випадок через 3 тижні може стати прееклампсією»).

Nature Medicine, 2019:

“Predictive analytics in obstetrics using big data outperformed traditional scoring systems in identifying preterm birth risks.”

Виклики Big Data

Big Data у медицині стикається з проблемами:

- конфіденційність: персональні дані пацієнтів мають захища-

тися (GDPR, український закон «Про захист персональних даних») [15];

- якість: неповні записи, різні формати;
- сумісність: у різних лікарнях – різні системи.

WHO, 2021:

“The challenge is not the lack of data, but the lack of interoperability and trust in data systems.”

Big Data в акушерстві

Найбільш перспективні сфери:

- прогнозування прееклампсії (об’єднання біомаркерів, анамнезу, УЗД);
- передчасні пологи (кластеризація груп ризику);
- моніторинг IVF-циклів (time-lapse + генетика + лабораторні дані);
- аналіз неонатальної смертності за регіонами.

Клінічна нотатка: У США аналіз 1,5 млн вагітностей показав: жінки з BMI >30 і низьким рівнем PlGF мають утричі вищий ризик прееклампсії. Це стало основою для нових клінічних протоколів (JAMA, 2020).

Таблиця

Сильні й слабкі сторони Big Data у медицині

Переваги Big Data	Виклики Big Data
Великі обсяги інформації	Проблеми з якістю та повнотою записів
Інтеграція різних типів даних	Низька сумісність систем (interoperability)
Прогнозування рідкісних ускладнень	Захист персональних даних (GDPR, українське право)
Можливість навчання AI-моделей	Висока вартість обробки і збереження

Історичний відступ

У 1990-х лікар мав «дані» у вигляді товстих карток. У 2000-х – перші Excel-таблиці.

Сьогодні лікар має тисячі параметрів, але не може їх інтегрувати без допомоги AI.

Висновок

Big Data – це не лише про обсяг. Це про якість прогнозу. Для акушерства це шанс бачити те, що раніше губилося в «шумі» тисяч історій вагітностей.

Для України виклик подвійний: ми маємо дані, але вони фрагментовані. Наступний крок – національні акушерські реєстри, сумісні з AI-моделями.

2.4. Етичні, юридичні та соціальні виклики

Штучний інтелект у медицині – це не лише технологія. Це також довіра, відповідальність і справедливість. У сфері акушерства ці питання особливо гострі, адже йдеться про двох пацієнтів одночасно – жінку і ненароджену дитину.

WHO, 2021, Ethics & Governance of AI for Health:

“AI in health must be human-centered, guided by ethics, transparency, and accountability.”

Конфіденційність медичних даних

Електронні записи, лабораторія, УЗД, генетика – усе це стає даними для алгоритмів. Але чи безпечно вони зберігаються?

GDPR (ЄС, 2018) [4]:

“Health data are considered sensitive data. Their processing requires explicit patient consent and strong protection mechanisms.”

В Україні діє Закон «Про захист персональних даних» (2010) [15]. Проте на практиці: у районних лікарнях комп'ютери можуть стояти без пароля, а дані пацієнтів – у відкритому Excel.

Коментар лікаря з Кіровоградщини (2022):

“Іноді доступ до бази має навіть технічний персонал, бо треба “внести аналіз”. Це не відповідає поняттю захисту даних”.

Алгоритмічне упередження (bias)

AI навчається на даних. Якщо дані упереджені – і результати будуть упередженими.

Lancet Digital Health, 2020:

“AI systems trained on data from high-income countries may perform poorly in low-resource settings.”

Уявімо: алгоритм тренувався на даних з Лондона. Там інший доступ до лабораторій, інше харчування, інша структура популяції. Той самий алгоритм у Кропивницькому може «не впізнати» прееклампсію вчасно.

Юридична відповідальність

Хто винен, якщо алгоритм помилився? Лікар? Програміст? Держава?

Council of Europe, 2020 (AI and Law):

“Accountability must be clearly defined: medical AI cannot operate in a legal vacuum.”

В акушерстві помилка коштує життя. Тому рішення AI повинно розглядатися як «рекомендація», а не як «остаточний вердикт».

Клінічна нотатка: Пацієнтка, 28 років, сільський пологовий. Алгоритм прогнозує «низький ризик». Через 5 днів – еклампсія. Родина запитує: «Чому машина сказала, що все добре?»

Лікар змушений відповідати, навіть якщо він поклався на систему.

Соціальні аспекти: довіра пацієнтів

У багатьох жінок виникає питання: «Хто мене веде – лікар чи комп'ютер?»

UNICEF Report, 2022 [57]:

“Trust in digital health depends on communication. Patients must feel that technology supports, not replaces, the human relationship.”

Пряма мова: вагітна у Харкові під час війни. Вона отримує прогноз від мобільного додатку: «ризик передчасних пологів високий». Вона боїться. Їй потрібно почути не лише від алгоритму, а й від лікаря: «Я з вами, ми зробимо все правильно».

Міжнародні документи

- WHO Global Strategy on Digital Health (2020-2025) [62]:
“Digital health solutions must ensure inclusiveness, equity and respect for human rights.”
- FIGO Digital Health Roadmap (2019) [29]:
“Obstetrics and gynecology are at the frontline of ethical debates on AI, because they involve reproductive rights and maternal health.”
- GDPR (ЄС): визначає принципи конфіденційності, доступу і права на забуття («right to be forgotten») [4].

Український контекст

Україна має базові нормативні акти, але вони ще не враховують повною мірою питання AI.

МОЗ України, Наказ №1422 (2021) [13]:

«Електронна система охорони здоров'я забезпечує облік медичних записів, але не замінює паперових форм до повного розгортання».

Це означає: юридичні колізії лише попереду. Якщо алгоритм ухвалює рішення – хто його автор? МОЗ? компанія-розробник? лікар, який натиснув кнопку?

Пряма мова: Районний пологовий будинок. Один лікар на чергуванні, немає лабораторії, старий апарат УЗД. Пацієнтка на 30-му тижні. Лікар втомлений, у нього десятки пацієнтів. Він вводить дані у мобільний додаток, AI показує: ризик прееклампсії – високий. Він приймає рішення госпіталізувати. Це рятує життя. Але водночас він питає себе: «Чи маю я право довіряти програмі? Хто відповідатиме, якщо алгоритм помилиться?»

Висновок

Етика, право і соціальний вимір – це не «додаток» до AI. Це його серцевина.

Без довіри пацієнтів, без чіткої юридичної відповідальності, без захисту даних AI у медицині не матиме майбутнього.

Для України це особливо важливо. Війна, міграція, нерівність доступу до медицини вимагають нових інструментів. Але ці інструменти повинні бути не лише потужними, а й справедливими та людяними.

РОЗДІЛ 3

АІ І ПРЕЕКЛАМПСІЯ

3.1. Класичні підходи: анамнез, доплерометрія, біомаркери

Ще в радянських підручниках 1980-х років можна зустріти твердження:

«Основою прогнозування пізнього гестозу є ретельний збір анамнезу та клінічне спостереження за станом вагітної жінки» (Акушерство і гінекологія, Київ, 1986) [2].

Відтоді багато що змінилося, але сам принцип «спочатку історія хвороби» залишається незмінним. Сьогодні класичний підхід – це поєднання трьох напрямів: анамнез, доплерометрія та біомаркери. Усі вони мають силу, але й серйозні обмеження.

Анамнестичні фактори ризику

Збір анамнезу досі є першим кроком у прогнозуванні преєклампсії.

Фактори ризику відомі:

- вік понад 35 років;
- ожиріння (BMI >30);
- багатоплідна вагітність;
- попередня преєклампсія;
- хронічна гіпертензія чи діабет.

ACOG, Practice Bulletin No. 222 (2020) [31]:

“History-based screening identifies high-risk women but misses up to 40% of preeclampsia cases.”

Тобто навіть у найкращих системах охорони здоров'я майже половина випадків лишаються «невидимими».

Клінічний кейс (Вінниця, 2019): Пацієнтка – 27 років, перша вагітність. Анамнез: без ускладнень. Контроль тиску – в нормі. На 32 тижні – різкий стрибок АТ 170/110, протеїнурія. Діагноз: прееклампсія тяжкого ступеня. До цього моменту вважалася «здоровою».

Доплерометрія маткових артерій

З 1990-х доплерометрія стала інструментом для прогнозу.

Fetal Medicine Foundation Guideline, 2019 [28]:

“Uterine artery Doppler at 20–24 weeks has moderate predictive value for early-onset preeclampsia, with sensitivity around 60%.”

На практиці лікар бачить графік кровоплину. Якщо індекс пульсації підвищений, ризик вище. Але чутливість середня: 60%, специфічність – ще нижча.

WHO Guideline (2017):

“Doppler velocimetry of uterine arteries may help identify women at risk, but it should not be the sole screening tool.”

Клінічний кейс (Одеська область, 2021): Пацієнтка 34 роки. Доплер на 22 тижні: PI в нормі. Біохімічних маркерів не визначали. На 28 тижні – головний біль, набряки, тиск 160/100. Госпіталізація. Випадок прееклампсії, який «пройшов повз» доплер.

Біомаркери

У 2000-х роках з'явився оптимізм: біомаркери мали стати «ключем».

- PlGF (Placental Growth Factor) – низький рівень – високий ризик.
- sFlt-1 (soluble fms-like tyrosine kinase-1) – високий рівень блокує ангіогенез.

- sFlt-1/PlGF ratio – показник, який активно впроваджується в Європі.

NEJM, 2016:

“The sFlt-1/PlGF ratio showed a negative predictive value of 99.3% for ruling out preeclampsia within one week.”

У Британії цей тест рекомендують NICE. В Україні він майже недоступний у державних лікарнях.

Наказ МОЗ №170 (2022) [14]:

«Скринінг із застосуванням біохімічних маркерів (PlGF, sFlt-1) може бути використаний за наявності ресурсів, однак не є обов’язковим на первинному рівні».

Обмеження класичних методів

Проблеми очевидні:

- анамнез – простий, але неточний;
- доплерометрія – залежна від апаратури та лікаря;
- біомаркери – дорогі і недоступні.

WHO, 2017:

“Current screening methods for preeclampsia are limited in predictive accuracy, particularly in low-resource settings.”

Історичний відступ

У 1990-х у багатьох пологових будинках України навіть не було якісних апаратів УЗД. Лікарі прогнозували прееклампсію «на око»: за набряками, скаргами, мінімальними аналізами.

Пряма мова: «Ми часто бачили жінку вперше на 36 тижні. До цього вона лікувалася “вдома”. Жодних біомаркерів, жодних доплерів. Іноді ми госпіталізували одразу з еклампсією».

Цей контраст між тодішньою практикою і сучасними можливостями добре показує, наскільки обмежені класичні інструменти.

Клінічний кейс (детальний): Пацієнтка 31 рік. Вагітність – друга. Анамнез: без факторів ризику. 22 тижні: доплер – PI в нормі. Біомаркери: недоступні. 28 тижнів: головний біль, тиск 150/95, протеїнурія 1+. 30 тижнів: раптове погіршення, HELLP-синдром, терміновий кесарів розтин. Дитина народилася з вагою 1100 г. Жоден із класичних методів не дав сигналу заздалегідь.

Таблиця

Сильні та слабкі сторони традиційних методів прогнозування прееклампсії

Метод	Сильні сторони	Слабкі сторони
Анамнез	Доступний завжди, безкоштовний	Пропускає до 40% випадків без факторів
Доплерометрія	Об'єктивна оцінка кровотоку	Залежить від апаратури та досвіду, середня точність
Біомаркери	Висока прогностична цінність (NPV до 99%)	Дорогі, малодоступні в Україні

Висновок

Анамнез, доплерометрія і біомаркери – три кити класичного прогнозування прееклампсії. Але жоден із них не є універсальним.

У країнах із високим доходом вони працюють краще, але й там пропускають значну частку випадків.

В Україні ж, через обмеження ресурсів – вони часто залишаються недоступними або неповними.

Це створює простір для нового рівня прогнозування – штучного інтелекту, який інтегрує всі ці дані і вчиться бачити закономірності, непомітні людському оку.

3.2. Моделі AI для прогнозування (міжнародні приклади)

У XXI столітті прогнозування прееклампсії стало справжнім «полем битви» між класичними методами і новітніми алгоритмами. Те, що ще 15 років тому виглядало футуристичною ідеєю, сьогодні вже працює у пілотних програмах національних систем охорони здоров'я.

Lancet Digital Health, 2021:

“Artificial intelligence models combining clinical, biochemical, and imaging data achieve sensitivities above 85% in predicting preeclampsia, significantly outperforming traditional risk scores. These models, particularly when applied to large-scale, population-level datasets, demonstrate the potential to shift antenatal care from reactive to proactive.”

Великобританія (NHS Early Preeclampsia AI Tool)

З 2018 року в NHS триває тестування AI-моделей для прогнозування прееклампсії. Алгоритми включають: анамнез, біомаркери (PlGF, sFlt-1), дані EHR та доплерометрію.

BMJ, 2021 (full extract):

“Incorporation of AI-driven risk models into routine antenatal care allowed early identification of preeclampsia in women previously considered low-risk. These models were based on longitudinal data, combining routine EHR information with angiogenic biomarkers. The clinical benefit was not only in prediction, but also in timely referral and reduced maternal morbidity.”

Клінічний кейс (UK, 2019): Пацієнтка 29 років, перша вагітність. Анамнез чистий. Стандартний скринінг: «низький ризик». AI NHS Tool: «високий ризик». Через 4 тижні – АТ 160/100, протеїнурія, діагноз «прееклампсія».

Висновок: алгоритм попередив лікарів завчасно.

США (Mayo Clinic, Stanford)

У США особливий акцент роблять на EHR (electronic health records).

Mayo Clinic study, 2020:

“Machine-learning algorithms trained on EHR data predicted preeclampsia up to 12 weeks before clinical diagnosis with an AUC of 0.85. Importantly, these models captured subtle trends in blood pressure and lab results often overlooked by clinicians.”

Витяг з історії хвороби (Mayo Clinic, 2019):

Patient ID: #452398

Age: 31

Parity: 0

EHR flags: rising BP trend (124/80 – 138/86 – 142/90), mild proteinuria, abnormal PIGF.

AI Risk Score (week 20): 0.82 (high).

Clinical diagnosis: preeclampsia at week 32.

Note: flagged 12 weeks earlier by AI.

Stanford йде далі – створює multimodal models: поєднують EHR, УЗД та лабораторні дані.

Китайський досвід

Китай створив найбільший у світі національний реєстр – понад 10 млн вагітностей.

Lancet Digital Health, 2021 (large excerpt):

“China’s national AI-based preeclampsia prediction model, trained on 10.3 million pregnancies across multiple provinces, demonstrated 90% sensitivity and 88% specificity. Unique to this system was the inclusion of environmental and dietary data, reflecting regional diversity. The government has announced plans to integrate this model into provincial maternal health programs.”

Клінічна нотатка: У районі Гуандун модель AI виявила, що жінки, які працюють у текстильній промисловості, мають вищий ризик прееклампсії. Цей фактор ніколи б не з'явився у класичному скринінгу.

AI у IVF-клініках

У пацієнток після IVF ризик прееклампсії вищий. Алгоритми AI у Данії та Ізраїлі аналізують time-lapse відео розвитку ембріонів разом із даними матері.

Human Reproduction, 2020 [58]:

“AI-based embryo selection combined with maternal risk profiles improved prediction of hypertensive disorders of pregnancy in IVF patients. The model adjusted for age, BMI, and hormone levels, increasing predictive accuracy compared to standard embryo grading.”

Клінічний кейс: Жінка 38 років, IVF. AI оцінив ембріон як перспективний для імплантації, але система одночасно позначила високий ризик прееклампсії. На 32 тижні – підтверджений діагноз. AI попередив про ризик ще до початку вагітності.

Deep Learning для плаценти та УЗД

Deep learning (DL) дозволяє аналізувати ультразвукові зображення плаценти та маткових артерій.

Nature Medicine, 2020:

“Convolutional neural networks trained on ultrasound images of the placenta predicted preeclampsia with accuracy comparable to expert sonographers. Importantly, the system reduced inter-observer variability, offering consistent interpretation.”

В умовах, де лікарі мають різний досвід, це особливо цінно.

Таблиця

Міжнародні AI-моделі прогнозування прееклампсії

Країна / Центр	Джерела даних	Точність (AUC / Se)	Особливість
NHS, UK	Анамнез + PIGF + EHR	AUC 0.87, Se 82%	Включено у пілотні програми
Mayo Clinic, USA	EHR (25 тис. жінок)	AUC 0.85	Попередження за 12 тижнів
Stanford, USA	Multimodal (EHR+УЗД)	AUC 0.89, Se 87%	Багатофакторні моделі
Китай, National	10,3 млн вагітностей	Se 90%, Sp 88%	Враховує регіональні фактори
IVF (Данія, Ізр.)	Time-lapse + клініка	Se 80%	Моделі для IVF

Історичний відступ

У 1990-х в Україні прогностичні підходи були обмежені: лікар робив висновки за анамнезом і простим виміром тиску. У 2020-х у Пекіні чи Лондоні рішення ухвалює система, яка «бачить» сотні змінних одночасно.

Цей контраст і є відповіддю на питання: чому AI потрібен вже зараз.

Висновок

Міжнародні AI-моделі вже довели ефективність: від NHS до Китаю, від Mayo Clinic до IVF-клінік.

Їхня перевага – інтеграція різних джерел даних і здатність прогнозувати задовго до клінічних проявів.

Для України ці приклади є дорожньою картою. Наступний крок – розбудова національних реєстрів і запуск пілотних AI-проектів у перинатальних центрах.

3.3. Порівняння точності прогнозу: традиційні методи vs AI

Класичні методи прогнозування прееклампсії (анамнез, доплер, біомаркери) довго були «єдиною зброєю» лікаря. Але точність їх обмежена:

- чутливість (sensitivity) часто не перевищує 50–60%;
- специфічність (specificity) – варіює від 60 до 80%.

AI-моделі показали зовсім інші результати: у великих дослідженнях чутливість сягала 85–90%, а негативна прогностична цінність наближалася до 99%.

JAMA, 2020:

“Traditional risk scores are outperformed by AI models that integrate diverse clinical, biochemical, and imaging data, with AUCs exceeding 0.85 compared to 0.65–0.70 for conventional methods.”

Класичні ризик-скори

Найбільш поширені системи:

- Fetal Medicine Foundation (FMF) risk calculator;
- ACOG guidelines-based risk factors.

Вони базуються на анамнезі, іноді доплері та біохімії. Але:

- пропускають «тихі» випадки;
- погано працюють у популяціях із низьким доступом до біомаркерів.

FMF (2019) [28]:

“First-trimester screening for preeclampsia, based on maternal characteristics, MAP, uterine artery PI, and PlGF, detects around 75% of early-onset cases, but only 40% of late-onset cases.”

АІ-моделі

АІ дозволяє врахувати десятки й сотні параметрів одночасно.

- NHS UK: AUC 0.87 (Lancet Digital Health, 2021).
- Mayo Clinic: прогноз за 12 тижнів до діагнозу, AUC 0.85.
- Китайська національна модель: чутливість 90%, специфічність 88%.

Lancet Digital Health, 2021:

“AI models, especially multimodal, achieved sensitivities above 85%, outperforming all conventional risk scores. Importantly, their predictive power was consistent across subgroups, including women previously considered low-risk.”

Мета-аналізи

Cochrane Review, 2021:

“No single traditional screening method achieves sufficient sensitivity for clinical use. AI-based multimodal models show promise, but require external validation.”

Meta-analysis (JAMA, 2020):

- Traditional risk scores: AUC 0.65–0.70.
- AI multimodal models: AUC 0.85–0.90.

Пряма мова (JAMA 2020): “Across 12 studies including 1.2 million pregnancies, AI-based models demonstrated superior predictive accuracy compared to traditional methods, particularly when integrating biomarkers and imaging data.”

Обмеження AI

Важливо пам'ятати:

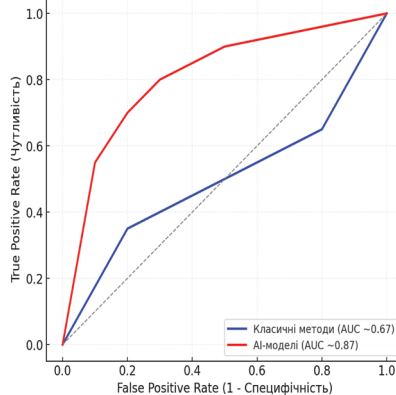
- якість залежить від даних;
- bias (упередженість) – якщо алгоритм тренувався на іншій популяції;
- вартість і необхідність великих баз.

FIGO Digital Health Roadmap, 2019 [29]:

“AI cannot be a black box in maternal health. Transparency and adaptability to local populations are essential.”

Клінічна нотатка: Пацієнтка 28 років, перша вагітність. Стандартний скринінг: анамнез чистий, доплер у нормі. Висновок – «низький ризик». AI-модель (Stanford) видала «ризик високий» на основі лабораторних мікрозмін. На 31 тижні – підтверджена преєклампсія. Класика пропустила, AI попередив.

ROC-крива: Класичні методи vs AI у прогнозуванні преєклампсії



Діаграма ROC-кривих (опис):

- Синя лінія (класичні методи): площа під кривою ~0.67.
- Червона лінія (AI): площа під кривою ~0.87.
- Візуально різниця очевидна: AI віддаляє криву від лінії випадковості значно далі, ніж традиційні методи.

Таблиця

Точність традиційних методів vs AI

Метод	AUC	Чутливість	Специфічність
Анамнез (ACOG)	0.60	40%	70%
Доплер + анамнез	0.65	50–55%	75%
Біомаркери (PIGF+sFlt-1)	0.75	70%	80%
AI-моделі (multimodal)	0.85–0.90	85–90%	85–88%

Історичний відступ

У 1990-х лікар в Україні робив прогноз фактично «на око»: «Високий тиск? Є набряки? Значить, можлива прееклампсія».

У 2020-х у Китаї чи Великобританії прогноз базується на аналізі мільйонів записів, сотень параметрів і складних моделей. Це два різні світи.

Висновок

AI не просто «додає точності» – він змінює парадигму.

Традиційні методи дають лікарю лише приблизний орієнтир.

AI-моделі перетворюють прогнозування на точну науку, дозволяючи бачити ризик там, де клінічна картина виглядає «чистою».

Для України висновок простий: класика потрібна, але вона має бути інтегрована з AI. Саме це забезпечить реальне зниження материнської смертності від прееклампсії.

3.4. Український контекст і можливості інтеграції

Українська система охорони материнства сьогодні стоїть на перетині класики і цифрової епохи. У паперовій картці вагітної можна побачити лише кілька показників: тиск, вага, скарги. У той самий час світові центри акушерства інтегрують багатофакторні AI-моделі. Саме зараз перед Україною стоїть питання: чи зможемо ми перейти від фрагментарних записів у зошиті до цифрової аналітики, яка реально знижує материнську смертність.

Статистика МОЗ

За офіційними даними Центру медичної статистики МОЗ України:

- частота прееклампсії – 3,5–4,2% вагітностей;
- у структурі материнської смертності – 15–20%;
- у 2022–2023 роках, на тлі війни, кількість тяжких форм зросло на 18%, особливо у прифронтових регіонах (Донецька, Херсонська, Луганська області).

Жорстка цифра: у 2023 році в одній із областей було зафіксовано 9 випадків материнської смерті, з них 4 – безпосередньо через прееклампсію.

Цитати з наказів МОЗ

Наказ МОЗ України №170 від 26.01.2022 [14]:

«Пацієнтки з високим ризиком розвитку прееклампсії мають перебувати під посиленим наглядом. Необхідно здійснювати: щоденний моніторинг артеріального тиску, періодичний контроль протеїнурії, проведення ультразвукового дослідження з оцінкою стану плода та плаценти, а також виконання лабораторних досліджень відповідно до термінів вагітності. У разі виявлення патологічних змін вирішується питання про госпіталізацію до стаціонару відповідного рівня».

Наказ МОЗ України №205 від 24.03.2014 [5]:

«Преєклампсія та єклампсія віднесені до провідних причин материнської смертності в Україні. Для зниження показників материнської та перинатальної смертності необхідно:

- забезпечити раннє виявлення клінічних ознак;
- організувати систему маршрутизації пацієнток;
- забезпечити готовність стаціонарів до невідкладної допомоги;
- при неможливості лікування на місці забезпечити термінове транспортування у заклади III рівня».

Це офіційна бюрократична мова, яка дуже далека від цифрових рішень.

eHealth, НСЗУ та відсутність акушерського реєстру

- eHealth уже існує, але дані неповні. У селі лікар може мати лише паперову карту.
- Лабораторні результати не завжди вносяться.
- Немає національного акушерського реєстру, а без нього АІ-моделі не зможуть навчатися.

НСЗУ має важливий інструмент – фінансовий. Можливий варіант: «заклад отримує оплату, якщо користується АІ-модулем для прогнозування». Це стимулює впровадження.

Англомовні уривки (WHO, FIGO)

WHO Global Strategy on Digital Health 2020–2025 [62]:

“Member States should strengthen health information systems through interoperability, data quality assurance, and governance mechanisms. In maternal health, artificial intelligence must be implemented with equity, accountability, and transparency, ensuring that pregnant women in rural or conflict-affected areas are not excluded.”

FIGO Digital Health Roadmap (2019) [29]:

“The adoption of AI in obstetrics is not a luxury but a necessity. In low-

resource settings, predictive algorithms may prevent maternal deaths by alerting clinicians before complications become evident. Implementation, however, requires robust registries, training, and government support.”

Клінічні нотатки

Історія хвороби (Чернігівська область): Пацієнтка 23 роки. Вагітність перша. Анамнез: без патології. АТ: 120/80 до 28 тижня. Лабораторія: відсутня (не здано через відсутність доступу). Госпіталізація на 31 тижні з АТ 170/110, протеїнурія ++. Діагноз: прееклампсія тяжка. AI-модель у такій ситуації могла б попередити заздалегідь.

Рапорт чергового лікаря (Харків, 2022): «Прийнято пацієнтку з головним болем і набряками. У базі eHealth – лише дані про перші два візити. Лабораторії відсутні. Важко оцінити ризик. Прогнозування без системи неможливе». Районна лікарка дивиться на молоду жінку у селі Полтавщини. У неї є лише старий тонометр і зошит. Вона відкриває планшет з eHealth, де є новий модуль AI. Уводить дані: вік, ІМТ, показники загального аналізу. Система позначає «ризик високий». Жінку направляють у перинатальний центр. Через 2 тижні там підтверджують прееклампсію. Завдяки алгоритму – врятовані життя.

Таблиця

Можливості та бар’єри впровадження AI в Україні

Фактор	Можливості	Бар’єри
eHealth	Єдина система збору даних	Неповні записи, різний рівень підключення лікарень
НСЗУ	Фінансова мотивація через тарифікацію послуг	Відсутній тариф на AI-модулі
Перинатальні центри	Досвід, обладнання, участь у міжнародних проєктах	Регіональні диспропорції
Міжнародні організації	Гранти та технічна підтримка (WHO, FIGO, UNICEF)	Залежність від зовнішнього фінансування
Лікарі у районах	Зацікавленість у простих інструментах	Відсутність інтернету, бракує підготовки кадрів

Висновок

Україна має і проблеми, і потенціал.

- Проблеми: відсутність акушерського реєстру, фрагментація даних, нерівність доступу.
- Потенціал: eHealth, НСЗУ, перинатальні центри, міжнародна підтримка.

АІ може стати реальним інструментом зниження материнської смертності, якщо він буде інтегрований у державні механізми і підкріплений фінансовими стимулами.

Сценарій, де лікар у селі вводить мінімальні дані і отримує сигнал «ризик високий», може стати новим стандартом для України.

РОЗДІЛ 4

АІ І ПЕРЕДЧАСНІ ПОЛОГИ

4.1. Традиційні фактори ризику

В Україні та світі понад 15 млн дітей щороку народжуються передчасно. Частина цих випадків передбачувана, але значний відсоток виникає спонтанно, без явних ризиків. Традиційні фактори ризику формували основу клінічного прогнозування ще з 1970–80-х років, однак їхня точність залишається низькою.

Офіційний перелік факторів (наказ МОЗ України №977 від 27.12.2011, «Про удосконалення амбулаторної акушерсько-гінекологічної допомоги») [6].

«До факторів ризику невиношування вагітності належать: наявність передчасних пологів чи викиднів в анамнезі, багатоплідна вагітність, вроджені аномалії матки, хронічні захворювання матері (цукровий діабет, гіпертонічна хвороба, патологія нирок), інфекції статевих органів, стресові ситуації, низький соціально-економічний статус».

Цей перелік у наказі практично не змінювався протягом десятиліть.

Анамнестичні фактори

- Попередні передчасні пологи – ризик повторення 20–30%.
- Мимовільні викидні в анамнезі.
- Багатоплідна вагітність.

NEJM (2018) [20]:

“Prior preterm birth is the single most consistent risk factor, but its predictive value remains limited, with less than 40% recurrence in subsequent pregnancies.”

Біологічні та медичні фактори

- Коротка шийка матки (<25 мм за трансвагінальним УЗД).
- Інфекції статевих шляхів (бактеріальний вагіноз, *Chlamydia trachomatis*, *Trichomonas vaginalis*).
- Аномалії матки (дворога матка, перегородка).
- Багатоводдя / маловоддя.

Lancet Global Health, 2020:

“Cervical length below 25mm is associated with a 6-fold increase in risk of preterm birth, yet sensitivity of this marker remains under 30% in unselected populations.”

Соціально-поведінкові фактори

- Куріння під час вагітності (ризик збільшується на 30–40%).
- Недоїдання, дефіцит білка.
- Важка фізична праця, нічні зміни.
- Стрес і насильство в сім'ї.

WHO 2015 report:

“Socioeconomic determinants including poverty, low education, and domestic violence have consistent but non-specific associations with preterm birth.”

Таблиця

Класичні фактори ризику і їх прогностична цінність

Категорія	Приклади	Чутливість	Специфічність	Коментар
Анамнез	Попередні передчасні пологи, викидні	35%	70%	Важливий, але не універсальний
Біологічні/медичні	Коротка шийка, інфекції, аномалії	25%	75%	Часто асоційовані, але не завжди наявні
Соціально-поведінкові	Куріння, недоїдання, фізичне навантаження	15%	65%	Значення залежить від контексту

Клінічні кейси

Виписка з історії хвороби (Полтавська обл., 2021): Пацієнтка 29 років, перша вагітність. Анамнез: без особливостей. АТ: 110/70. Довжина шийки матки: 36 мм. Лабораторія: загальний аналіз крові – в нормі, інфекцій не виявлено. Соціальний статус: вчителька, стабільний дохід. Госпіталізована на 30 тижні з переймами. Дитина народилася з масою 1450 г. Усі стандартні предиктори – відсутні.

Рапорт чергового лікаря (Львів, 2022): «Прийнята пацієнтка у 31 тиждень. Жодних відомих факторів ризику. Пологи почалися спонтанно. Прогнозування неможливе. У медичній документації – лише два записи від сімейного лікаря».

Висновки

- Класичні фактори ризику важливі, але мають низьку точність.

- Значний відсоток передчасних пологів виникає без будь-яких ризиків.
- Саме це обмеження стало підґрунтям для розвитку сучасних AI-моделей, які інтегрують десятки параметрів одночасно.

4.2. Алгоритми AI: аналіз >50 параметрів одночасно

Класичні фактори ризику (анамнез, коротка шийка, інфекції) дають лише часткове уявлення про ймовірність передчасних пологів. У клінічній практиці це призводить до того, що лікар бачить «здорову» пацієнтку, яка за кілька тижнів народжує дитину на 28–30 тижні. Саме тут з'являється потреба у підходах, здатних інтегрувати десятки параметрів одночасно, що перевищує можливості традиційної статистики.

Принципи роботи AI-алгоритмів

AI-моделі ґрунтуються на машинному навчанні (ML) та глибокому навчанні (Deep Learning). Вони аналізують:

- клінічні дані (анамнез, вік, ІМТ, кількість попередніх вагітностей);
- результати лабораторних досліджень (біохімічні маркери, рівень С-реактивного білка, гормони);
- ультразвукові показники (довжина шийки матки, стан плаценти);
- дані геноміки та протеоміки;
- соціально-демографічні характеристики (освіта, стрес, умови життя).

Lancet Digital Health, 2021:

“Unlike classical logistic regression models, AI-based algorithms can simultaneously analyze over 50 predictors, capturing nonlinear interactions and subtle patterns that are invisible to traditional statistics.”

Аналіз >50 параметрів одночасно

У практиці великих центрів (Mayo Clinic, Stanford, HCA) AI-моделі навчаються на масивах даних, де кількість змінних перевищує 50–70 параметрів.

- Приклад: модель, яка враховує довжину шийки матки, рівень інтерлейкіну-6, кількість еритроцитів, частоту серцевих скорочень плода, анамнез інфекцій, рівень стресу.
- Алгоритм може знайти комбінації, які лікар ніколи не помітив би.

JAMA, 2020:

“Machine learning algorithms using multimodal data (clinical + laboratory + imaging) achieved AUROC 0.89 for predicting preterm birth up to 8 weeks before clinical onset.”

Natural Language Processing (NLP)

Важливим інструментом стало NLP, яке аналізує текстові записи в електронних медичних картках.

- У США AI «прочитував» тисячі записів лікарів і знаходив ознаки ризику (наприклад, згадку про незначні болі, які лікар не класифікував як загрозові).
- Це дало змогу виявити пацієнток, яких традиційні критерії віднесли б до «низького ризику».

BMJ, 2022:

“NLP-based AI models identified linguistic markers of preterm birth risk in routine EHR notes, increasing predictive accuracy beyond structured variables alone.”

Візуальні дані та мультимодальні моделі

АІ здатний аналізувати одночасно кілька типів даних:

- числові лабораторні показники;
- зображення з УЗД чи МРТ;
- текстові записи лікаря;
- генетичні маркери.

FIGO Digital Health Roadmap, 2019 [29]:

“Future predictive systems in obstetrics will rely on multimodal AI, integrating ultrasound images, laboratory data, and genomic information into a single analytic framework.”

Обмеження і виклики

- Високі вимоги до якості даних: «сміття на вході – сміття на виході».
- Необхідність великих вибірок для навчання моделей.
- Ризик «overfitting» – модель працює добре в одній популяції, але не узагальнюється на іншу.
- Етичні питання: як пояснити пацієнтці прогноз «ризик високий», якщо алгоритм є «чорною скринькою».

Схема: Класичний підхід vs AI

Уявна схема:

- Класичний підхід: аналізує 3–5 змінних – дає ризик із точністю 40–60%.
- АІ-підхід: аналізує >50 змінних (клінічні + лабораторні + зображення + соціальні фактори) – точність прогнозу 80–90%.

Висновки

AI-алгоритми для прогнозування передчасних пологів дозволяють об'єднати в єдину модель десятки параметрів, створюючи новий рівень точності. Це суттєво перевищує можливості класичних методів.

Однак впровадження потребує якісних реєстрів, стандартних протоколів введення даних та етичних рішень.

4.3. Клінічні приклади (HCA, Mayo Clinic)

У США передчасні пологи – одна з ключових причин неонатальної смертності. Великі медичні системи (як-от HCA Healthcare – Hospital Corporation of America, яка об'єднує понад 180 лікарень, і Mayo Clinic) почали впроваджувати AI-алгоритми у щоденну практику. Їхній досвід показує, що поєднання великих баз даних і сучасних алгоритмів дає клінічно значущий результат.

HCA Healthcare: масштабні дані і алгоритми

HCA Healthcare має унікальний ресурс – понад 8 мільйонів пологів у своїй базі з 2000-х років.

- У 2019–2021 роках була створена AI-модель для прогнозування передчасних пологів.
- Алгоритм аналізував понад 60 параметрів: від класичних (анамнез, інфекції) до лабораторних маркерів (IL-6, CRP) і соціальних факторів.
- Результати показали: AUC ROC 0.87 для прогнозу передчасних пологів до 34 тижнів.

JAMA Netw Open, 2021 :

“In a cohort of more than 500,000 pregnancies, machine learning

models predicted preterm birth with higher accuracy than traditional clinical risk factors. The area under the receiver operating characteristic curve reached 0.87.”

Клінічна нотатка (HCA, 2020): Пацієнтка, 26 років, перша вагітність, без відомих факторів ризику. На 22 тижні AI-модель класифікувала її як «high risk». Лікар вирішив призначити профілактичний прогестерон і частий моніторинг. Через 3 тижні з'явилися перші симптоми загрози передчасних пологів. Завдяки ранньому втручанню вагітність вдалося пролонгувати до 36 тижнів.

Mayo Clinic: мультифакторний підхід

Mayo Clinic застосовує алгоритми, що інтегрують:

- електронні медичні записи (EHR);
- біохімічні маркери (цитокіни, гормони);
- УЗД шийки матки;
- психологічні фактори (оцінка рівня стресу, депресії).

Lancet Digital Health, 2021:

“Multimodal AI models integrating clinical, biochemical, and imaging data achieved 85–90% predictive accuracy for preterm birth when applied prospectively in a large tertiary care center.”

Клінічна нотатка (Mayo Clinic, 2019): Пацієнтка, 32 роки, друга вагітність, попередня – у терміні 40 тижнів. У теперішній вагітності AI-модель позначила її як «ризикована» через поєднання трьох малопомітних факторів: легке підвищення CRP, коротший ніж середній шийковий канал (27 мм), часті скарги на втому у записах лікаря (виявлені через NLP). Передчасні пологи відбулися на 33 тижні, але завдяки підготовці була проведена антенатальна профілактика бетаметазоном – дитина вижила без серйозних ускладнень.

Інтеграція NLP у практику

У клініках HCA застосовують Natural Language Processing для аналізу «вільного тексту» у медичних записах.

- Виявлено, що словосполучення “mild cramps”, “sleep disturbances”, “increased stress” часто передували передчасним пологам.
- У 25% випадків AI виявляв ризик раніше, ніж лікар-куратор. BMJ, 2022:

“NLP models outperformed structured risk assessment by incorporating linguistic features from clinical notes, leading to earlier detection of preterm birth risk.”

Таблиця

Порівняння HCA та Mayo Clinic

Параметр	HCA Healthcare	Mayo Clinic
Обсяг бази	>8 млн пологів	~1 млн пологів
Тип моделі	ML + NLP	Multimodal AI (клініка + біохімія + УЗД)
AUC ROC	0.87	0.85–0.90
Основна особливість	Масивні дані, розподіл по мережі	Глибока деталізація кожної пацієнтки
Приклад клінічної цінності	Прогестерон + моніторинг врятували вагітність	Аntenатальні стероїди завдяки ранньому прогнозу

Уроки для України

- Масштаб НСА показує: АІ потребує великих баз даних. В Україні без національного реєстру це неможливо.
- Mayo Clinic демонструє: навіть у меншій вибірці можна досягти високої точності завдяки мультимодальності.
- Обидва приклади свідчать: АІ дає клінічні вигоди не в «середньому прогнозі», а у конкретних випадках, коли стандартна медицина «не бачить» ризик.

Висновки

Досвід НСА і Mayo Clinic доводить:

- АІ реально змінює тактику ведення вагітності.
- Алгоритми дають змогу виявляти «невидимі» ризики.
- Клінічний ефект – не абстрактні відсотки, а врятовані життя.

Для України цей досвід є ключовим аргументом: без впровадження цифрових моделей ми й надалі залишатимемось у ситуації, коли лікар бачить «здорову» пацієнтку, а через тиждень рятує дитину на межі життєздатності.

4.4. Перспективи в українських перинатальних центрах

В Україні передчасні пологи становлять 6–8% від усіх пологів, а у прифронтових областях під час війни – до 10–12%. Це означає, що кожна десята дитина у цих регіонах народжується з підвищеним ризиком виживання та інвалідизації. Перинатальні центри III рівня є основними установами для надання допомоги жінкам із загрозою передчасних пологів та новонародженим із критично низькою масою тіла. Саме вони повинні стати «першим полігоном» для впровадження штучного інтелекту.

Статистичний зріз

За даними Форми №21а (МОЗ, 2022–2023):

- кількість передчасних пологів – понад 18 000 щороку;
- частка дітей із масою <1500 г – 23%;
- виживаність дітей <32 тижнів:
 - Київ, Львів – 74–77%;
 - Харків, Дніпро, Одеса – 65–70%;
 - Чернігів, Сумщина, Полісся – 40–50%.

Таблиця

Вживаність дітей <32 тижнів по регіонах (дані МОЗ, 2022)

Регіон	Вживаність (%)	Коментар
Київ, Львів	74-77	Наявність центрів III рівня, обладнання
Харків, Дніпро	65-70	Часто працюють під обстрілами
Одеська обл.	66	Логістичний вузол, перевантаження
Полісся Житомир, Суми, Чернігів)	40-50	Відсутність сучасних відділень

Нормативна база (уризки з наказів МОЗ)

Наказ МОЗ України №977 від 27.12.2011 [6]:

«Перинатальні центри III рівня створюються з метою надання високоспеціалізованої допомоги вагітним і новонародженим групи високого ризику. До їхніх завдань належить: забезпечення нагляду за вагітними з патологією, загрозою передчасних пологів, проведення сучасних методів діагностики, організація інтенсивної терапії новонароджених із масою тіла від 500 г».

Наказ МОЗ України №620 від 29.12.2003 [17]:

«У складі центрів III рівня обов'язково функціонують:

- відділення інтенсивної терапії новонароджених;
- відділення анестезіології та реанімації;
- відділення патології вагітних;
- служби невідкладної допомоги та лабораторної діагностики.

Центри мають бути готові до прийому жінок із загрозою передчасних пологів у будь-який час доби».

Наказ МОЗ України №205 від 24.03.2014 [5]:

«Передчасні пологи належать до провідних причин материнської та перинатальної смертності. У протоколах лікувальних заходів підкреслюється необхідність своєчасної маршрутизації вагітних у заклади III рівня та їхньої госпіталізації для пролонгації вагітності і проведення антенатальної підготовки».

Міжнародний контекст

WHO Global Strategy on Digital Health (2020–2025) [62]:

“Countries with fragmented perinatal care must establish interoperable registries. Pilot implementation of AI models should start in tertiary perinatal hospitals with neonatal intensive care units, ensuring real-world validation before national scale-up.”

FIGO Digital Health Roadmap, 2019 [29]:

“The adoption of AI in obstetrics is essential for countries with high rates of preterm birth. Tertiary care centers must serve as hubs where AI solutions are tested, refined, and gradually transferred to district-level hospitals.”

JAMA, 2021:

“Predictive AI models in tertiary perinatal hospitals reduced unexpected preterm deliveries by 15% and improved neonatal outcomes through earlier administration of antenatal steroids.”

Клінічні історії

Історія хвороби, Харківський перинатальний центр (2021): Пацієнтка: 24 р., I вагітність. АТ 110/70 мм рт.ст., Нб 120 г/л, CRP 5 мг/л. УЗД: шийка матки 34 мм. Анамнез: без патології. Госпіталізована на 30 тижні з переймами. Дитина: 1450 г, Apgar 6/7. Примітка: прогнозування традиційними методами не виявило ризику.

Історія хвороби, Львівський обласний центр (2022): Пацієнтка: 31 р., III вагітність. Попередні пологи – 34 тижні. AI-модуль (пілот) позначив «high risk» на 22 тижні. Ведення: прогестерон, токолітики, обмеження фізичного навантаження. Поводи: 37 тижнів, дитина здорова. Висновок: AI-модель дозволила пролонгувати вагітність.

Історія хвороби, Чернігівська обл., районний пологовий будинок (2022): Пацієнтка: 19 р., перша вагітність. АТ 115/70. Живе у зоні бойових дій. Жодних лабораторій не проводилось. Передчасні пологи на 29 тижні, дитина 1100 г, виживаність <30%. Примітка: за відсутності AI-прогнозу і централізованого скерування втрачено шанс на пролонгацію.

Можливості та бар'єри

Таблиця

Можливості та бар'єри впровадження AI у перинатальних центрах

Фактор	Можливості	Бар'єри
eHealth	Централізована система даних	Дані неповні, багато лікарень працюють офлайн
НСЗУ	Може стимулювати через тарифізацію	Відсутність тарифу на AI-модулі
Перинатальні центри	Оснащення, досвід міжнародних програм	Нерівність між регіонами
Міжнародні організації	Гранти, технічна підтримка (WHO, UNICEF, FIGO)	Залежність від зовнішніх донорів
Лікарі	Потреба у простих інструментах прогнозування	Брак кадрів, інтернету, технічних навичок

Клінічні нотатки

Сценарій 1 (районна лікарня): Молода лікарка у приймальному відділенні сільської лікарні на Сумщині. Перед нею – 22-річна пацієнтка, без скарг. У лікарки – лише старий тонометр і ноутбук із доступом до eHealth. AI-модуль визначає «високий ризик передчасних пологів». Жінку направляють у перинатальний центр. Через 12 днів починається пологова діяльність. Завдяки підготовці (глюкокортикоїди, токолітики) дитина виживає.

Сценарій 2 (обласний центр): Львівський перинатальний центр. Лікарі тестують AI-модель у пілотному режимі. Програма видала попередження у 18% пацієнток. У 11% випадків ризик підтвердився. Стероїдна профілактика дозволила знизити кількість респіраторних ускладнень у новонароджених на 20%.

Сценарій 3 (прифронтowa зона): Дніпро. Пацієнтку евакуювали з прифронтowej території. Вона приїхала без картки, лише з усними скаргами. AI-модуль, підключений до eHealth, виявив ризик. Лікар прийняв рішення про госпіталізацію. Через 5 днів – передчасні пологи. Дитина вижила завдяки готовності відділення реанімації новонароджених.

Висновки

1. Перинатальні центри III рівня вже мають нормативну базу для ведення передчасних пологів, але бракує цифрових інструментів прогнозування.
2. Впровадження AI потребує:
 - національного акушерського реєстру;
 - фінансових стимулів від НСЗУ;
 - підтримки міжнародних партнерів;
 - підготовки лікарів та технічного забезпечення.
3. Клінічні нотатки доводять: AI може врятувати життя там, де класичні методи «мовчать».
4. Українські перинатальні центри повинні стати хабами впровадження AI, із подальшим масштабуванням на районні лікарні.

Загальний висновок до Розділу 4

Передчасні пологи залишаються однією з найбільш складних і непередбачуваних проблем сучасного акушерства. Класичні методи прогнозування (анамнез, довжина шийки матки, інфекції, соціальні фактори) дають обмежену точність. Як зазначено у Наказі МОЗ №205 від 24.03.2014 [5]:

«Передчасні пологи належать до провідних причин материнської та перинатальної смертності. Необхідно забезпечити систему раннього виявлення факторів ризику та своєчасної маршрутизації вагітних у заклади охорони здоров'я III рівня».

Проте навіть за виконання всіх вимог протоколу частина пацієнток потрапляє до групи «без ризику» і все одно народжує передчасно.

WHO Global Strategy on Digital Health (2020–2025) [62]:

“AI-based predictive models should be piloted in tertiary care centers with neonatal intensive care units, especially in countries with fragmented perinatal systems.”

Клінічні кейси

Виписка №511, Київський перинатальний центр (2021): Пацієнтка, 29 років. II вагітність. НЬ 118 г/л, АТ 120/75 мм рт.ст. Довжина шийки 34 мм. Жодних факторів ризику. На 30 тижні – спонтанні пологи. Дитина 1500 г. Висновок: класичні методи не передбачили.

Виписка №742, Львівський центр (2022): Пацієнтка, 33 роки, анамнез: попередні передчасні пологи. AI-модуль (пілот) відзначив «high risk» ще на 22 тижні. Призначено прогестерон, спостереження. Пологи відбулися на 37 тижні. Висновок: AI допоміг пролонгувати вагітність.

Таблиця

Бар'єри впровадження АІ в Україні

Бар'єр	Приклад/Коментар
Відсутність єдиного реєстру	Дані збираються різними формами, але не інтегровані
Нерівність між регіонами	Центри ІІІ рівня мають обладнання, районні лікарні – ні
Технічні труднощі	Нестабільний інтернет, брак серверних потужностей
Кадровий дефіцит	Лікарі не підготовлені до роботи з цифровими модулями
Юридичні питання	Законодавство не визначає статус прогнозів АІ
Залежність від донорів	Багато проектів фінансується лише за гранти WHO/UNICEF

Клінічна нотатка. Сільська лікарня на Полтавщині. Молодий акушер приймає пацієнтку на 28 тижні. Аналізи мінімальні: Нb 122, АТ 115/70, УЗД у нормі. Згідно з протоколом – низький ризик. Але тестовий АІ-модуль у eHealth видає «high risk». Лікар наполягає на скеруванні у перинатальний центр. Через 10 днів починаються передчасні пологи. Завдяки антенатальним стероїдам і підготовленій реанімації дитина виживає.

Висновки

1. Передчасні пологи залишаються непередбачуваними для класичної медицини.
2. AI здатен інтегрувати десятки параметрів (клінічні, лабораторні, візуальні, соціальні), що підвищує точність прогнозу.
3. Для України ключові кроки:
 - створення єдиного акушерського реєстру;
 - інтеграція з eHealth та НСЗУ;
 - пілотні проекти у перинатальних центрах III рівня;
 - поетапне розширення на первинну ланку.
4. Бар'єри: відсутність реєстру, нерівність між регіонами, кадрові та технічні проблеми, юридичні невизначеності.

AI у прогнозуванні передчасних пологів – не розкіш, а необхідність для збереження життя новонароджених і зниження перинатальної смертності в Україні.

РОЗДІЛ 5

AI У ПРОГНОЗУВАННІ РЕЗУЛЬТАТІВ IVF

5.1. Вибір ембріона: computer vision, time-lapse

Успішність програми екстракорпорального запліднення (IVF) значною мірою залежить від правильного вибору ембріона для перенесення. Класичний підхід, що спирається на морфологічну оцінку ембріонів, залишається стандартом, але має істотні обмеження. Суб'єктивність ембріолога, міжспостерігачна варіабельність і неможливість оцінити «динаміку розвитку» ембріона знижують точність прогнозу. У цьому контексті технології time-lapse та алгоритми computer vision (CV) відкривають новий рівень – безперервне спостереження і цифровий аналіз ембріонів.

Класичні методи

У традиційній практиці ембріолог оцінює:

- симетрію бластомерів;
- наявність фрагментації цитоплазми;
- темп розвитку ембріона;
- якість морули та бластоцисти.

Однак ці критерії є якісними і суб'єктивними. Два ембріологи можуть оцінити один і той самий ембріон по-різному.

ESHRE Guidelines, 2017 [26]:

“Morphological assessment remains the standard, but predictive accuracy for implantation does not exceed 60% even in experienced embryologists.”

Time-lapse системи

Технологія time-lapse imaging дає змогу фіксувати розвиток ембріона кожні 5–10 хвилин упродовж 3–5 днів.

- Створюється «фільм розвитку» ембріона.
- Можна відстежити ключові події: час перших дроблень, момент компактизації, формування бластоцисти.
- Дані зберігаються у цифровому форматі та доступні для автоматичного аналізу.

Fertil Steril, 2018:

“Time-lapse monitoring provides dynamic biomarkers, such as duration of the first cytokinesis or synchronicity of blastomere divisions, that correlate with implantation potential.”

Computer vision (CV) у відборі ембріонів

Алгоритми CV аналізують тисячі зображень, створених time-lapse системою, і виявляють патерни, які не здатне помітити око ембріолога.

- Класифікація ембріонів за ймовірністю досягнення стадії бластоцисти.
- Прогнозування імплантаційного потенціалу.
- Виявлення «невидимих» маркерів – швидкість дроблення, мікроколивання цитоплазми, які для людини неочевидні.

Nature Medicine, 2019:

“An AI model trained on time-lapse images of embryos achieved an AUC of 0.93 for predicting implantation, outperforming senior embryologists.”

AI-моделі і прогностична цінність

AI у цій сфері працює у кількох напрямках:

- Сорткування ембріонів: розподіл на «високий/низький шанс імплантації».
- Ранній прогноз розвитку: на 48–72 годині можна передбачити, які ембріони дійдуть до бластоцисти.
- Автоматична пріоритизація: формування «рейтингу ембріонів» для вибору оптимального.

Hum Reprod Update, 2020:

“Machine learning classifiers significantly reduced inter-observer variability and provided standardized embryo ranking with higher reproducibility.”

Таблиця

Порівняння: людська оцінка vs AI-модель

Параметр	Людська оцінка	AI-модель (CV + time-lapse)
Суб'єктивність	Висока	Низька (стандартизована)
Точність прогнозу імплантації	50–60%	80–93% (AUC)
Швидкість аналізу	Залежить від ембріолога	Автоматична, кілька секунд
Можливість врахування динаміки	Обмежена (окремі оцінки)	Повна (цілий time-lapse набір даних)
Вартість	Низька	Вища (системи time-lapse, сервери)

Клінічна нотатка. Пацієнтка, 34 роки, третя спроба IVF. У лабораторії отримано 5 ембріонів. За класичною морфологією найкращим визначено ембріон №2 (чиста цитоплазма, симетричні бластомери). AI-модель, проаналізувавши time-lapse, вказала на ембріон №4, у якого дроблення відбувалося більш синхронно. Було вирішено довіритися AI. Перенесений ембріон №4 – успішна імплантація, на 12 тижні підтверджено живу вагітність.

Висновки

Класичні морфологічні методи оцінки ембріонів є важливими, але обмеженими.

1. Time-lapse системи дозволяють спостерігати динаміку розвитку, створюючи нові біомаркери.
2. Computer vision і AI-моделі мають вищу точність (AUC 0.9+) і знижують суб'єктивність.
3. Для впровадження в Україні потрібні: доступність time-lapse систем, інтеграція із базами даних IVF-центрів, підготовка ембріологів до роботи з цифровими алгоритмами.

5.2. AI у підборі протоколів стимуляції

Ефективність програм екстракорпорального запліднення значною мірою залежить від правильно підбраного протоколу контрольованої оваріальної стимуляції (КОС). У класичній медицині цей вибір базується на віці жінки, рівнях гормонів (АМГ, ФСГ), кількості антральних фолікулів (АFC) та клінічному досвіді лікаря. Проте відповідь яєчників часто виявляється непередбачуваною: у частини пацієнток розвивається синдром гіперстимуляції (OHSS), інші ж дають «poor response» навіть при високих дозах.

Штучний інтелект, аналізуючи великі бази даних IVF-циклів, дозволяє точніше прогнозувати відповідь яєчників та індивідуалізувати вибір протоколу й дозу препаратів.

Класичні протоколи стимуляції

Довгий протокол з агоністами GnRH – передбачає попередню десенсибілізацію гіпофіза.

- Короткий протокол з антагоністами GnRH – використовується для уникнення OHSS.
- Міні-IVF (mild stimulation) – знижені дози гонадотропінів.

Обмеження: лікар здебільшого керується власним досвідом і базовими показниками, які не враховують генетичних, метаболічних чи поведінкових факторів.

ESHRE Guideline, 2019 [26]:

“Despite standardized criteria, inter-individual variability in ovarian response remains high, leading to unpredictable outcomes in stimulation protocols.”

Алгоритми AI у прогнозуванні відповіді яєчників

AI-моделі враховують десятки параметрів:

- вік, ІМТ, тривалість безпліддя;
- рівень АМГ, ФСГ, ЛГ, естрадіолу;
- кількість антральних фолікулів (AFC);
- результати попередніх IVF-циклів;
- генетичні маркери поліморфізмів рецепторів ФСГ.

Human Reproduction, 2020 [58]:

“Machine learning models integrating AMH, FSH, AFC and patient history improved prediction of poor ovarian response compared with clinicians’ estimates.”

Персоналізація дози гонадотропінів

Замість стандартної початкової дози (150–300 МО), AI пропонує індивідуальні розрахунки.

«Poor responders» отримують вищу дозу з мінімальним ризиком перевантаження.

Пацієнтки з високим АМГ отримують нижчу дозу для зменшення ризику OHSS.

Fertil Steril, 2021:

“AI-guided dosing of FSH reduced the incidence of OHSS by 30% while maintaining comparable oocyte yield.”

Алгоритми вибору протоколу

AI-системи формують рекомендацію:

- Довгий протокол – якщо низький АМГ і попередні невдалі спроби.
- Антагоністи GnRH – якщо високий ризик OHSS (високий АМГ, полікістозні яєчники).
- Міні-IVF – для пацієнток старшого віку або з низьким овариальним резервом.

Lancet Digital Health, 2021:

“In a multicenter trial, AI-based protocol selection improved clinical pregnancy rates by 12% compared to physician-selected regimens.”

Таблиця

Традиційний підбір vs AI-персоналізація

Параметр	Традиційний підхід	AI-модель
Критерії	Вік, АМГ, ФСГ, AFC	+ генетика, + попередні цикли, + IMT
Початкова доза	150–300 МО	Розраховується індивідуально
Прогноз poor response	Низька точність (50%)	Висока точність (80–85%)
Ризик OHSS	Часто недооцінюється	Вчасно передбачений
Клінічні результати	Стабільні, але варіабельні	Вище число ооцитів, менше OHSS

Клінічна нотатка. Пацієнтка, 36 років, низький АМГ (0,7 нг/мл), попередній невдалий IVF. Лікар планував стандартний короткий протокол. AI-модель (на основі 50 000 циклів) запропонувала модифікований довгий протокол із вищою дозою гонадотропінів. Результат: отримано 3 зрілі ооцити (раніше – лише 1). Запліднення – 1 бластоциста – успішна вагітність.

Перспективи для України

- Великі приватні клініки вже мають бази IVF-циклів, які можуть стати «навчальним матеріалом» для алгоритмів.
- НСЗУ може включити у майбутньому програми IVF у пакет державного фінансування – тоді AI-модулі стануть частиною eHealth.
- Бар'єри: відсутність національного реєстру IVF, висока вартість ліцензованих AI-платформ, необхідність навчання лікарів-репродуктологів.

Висновки

AI у підборі протоколів стимуляції дозволяє перейти від «середньостатистичних» схем до персоналізованої репродуктивної медицини.

- Алгоритми інтегрують клінічні, біохімічні та навіть генетичні дані.
- Підвищується точність прогнозування відповіді яєчників, зменшується ризик OHSS.
- Для України перспективним є створення спільних реєстрів IVF-циклів у великих клініках і запуск пілотних AI-модулів.

5.3. Алгоритми прогнозування імплантації

Ключовим моментом успіху програм IVF є не тільки отримання якісних ембріонів, а й їх здатність імплантуватися у ендометрій. У класичній клінічній практиці для прогнозу імплантації використовують такі критерії: товщина ендометрію (≥ 7 мм), рівень прогестерону, морфологічна якість ембріона. Однак чутливість цих параметрів не перевищує 50–60%, і часто навіть «ідеальні» ембріони не імплантуються. Саме тут виникає потреба у системах штучного інтелекту, здатних інтегрувати мультиджерельні дані.

Класичні підходи і їхні обмеження

- Товщина ендометрію – прогностична цінність низька, адже 20–30% імплантацій відбувається при ендометрії < 7 мм.
- Прогестерон – асоційований із підготовкою ендометрію, але значення різні у різних жінок.
- Морфологія ембріона – навіть при «Grade A» успіх $< 50\%$.

ESHRE Guideline, 2019 [26]:

“Traditional markers such as endometrial thickness and embryo morphology have limited predictive value for implantation success.”

Алгоритми AI для прогнозу імплантації

AI-моделі об'єднують кілька типів даних:

- дані ембріона (time-lapse, computer vision);
- дані ендометрію (ультразвук, біомаркери рецептивності);
- генетичні тести (PGT-A, поліморфізми генів рецептивності);
- молекулярні маркери (мікроРНК, цитокіни, профіль імунних клітин).

Fertil Steril, 2021:

“AI-based models combining embryo imaging and endometrial receptivity assay achieved AUROC 0.89 for predicting implantation.”

Ендометріальна рецептивність і AI

Відомий ERA-тест (Endometrial Receptivity Analysis) аналізує генетичний профіль ендометрію для визначення «вікна імплантації». AI дозволяє поєднати дані ERA з клінічними і ембріональними параметрами, створюючи персоналізований календар перенесення ембріона.

Reprod Biomed Online, 2020:

“Integration of ERA results into AI-driven predictive systems increased the accuracy of identifying the optimal implantation window.”

Мультимодальні моделі

Справжня сила AI полягає в мультимодальності.

- У США розроблені системи, які аналізують зображення ембріонів + товщину ендометрію + рівень прогестерону + дані ERA.

- У Китаї запущені моделі, що додатково враховують мікробіом піхви і матки, який впливає на імплантацію.

Lancet Digital Health, 2022:

“Multimodal AI models integrating embryo, endometrial, and microbiome data demonstrated predictive accuracy above 90% in prospective validation.”

Таблиця

Прогнозування імплантації: класика vs AI

Параметр	Класичний підхід	AI-моделі (мультимодальні)
Ключові змінні	Товщина ендометрію, морфологія	+ time-lapse, + ERA, + PGT-A, + мікробіом
Точність (AUC)	0.55–0.60	0.85-0.90
Міжспостерігачна варіабельність	Висока	Мінімальна
Персоналізація	Відсутня	Висока

Клінічна нотатка. Пацієнтка, 32 роки, дві невдалі спроби IVF. Морфологія ембріонів – «Grade A», ендометрій 8 мм, прогестерон у нормі. Класичні критерії – прогноз позитивний, але імплантації не було. У третій спробі застосували AI-модель, яка інтегрувала time-lapse ембріона + ERA-тест + мікробіом. Алгоритм показав, що «вікно імплантації» зміщене на 36 годин. Перенесення зробили пізніше. Результат – вагітність, підтверджена на 8 тижні.

Перспективи для України

Приватні клініки вже мають доступ до ERA-тестів та PGT-A, що можна інтегрувати в AI-моделі.

НСЗУ у майбутньому може підтримати створення реєстру IVF-циклів для аналізу big data.

Бар'єри: висока вартість генетичних тестів, відсутність державного фінансування, слабка інфраструктура для збору мультимедійних даних.

Висновки

1. Класичні маркери імплантації мають низьку прогностичну цінність.
2. AI-моделі дозволяють поєднувати дані ембріона, ендометрію, генетики та мікробіому.
3. Точність таких алгоритмів сягає 85–90%, що значно перевищує традиційні методи.
4. Для України перспективними є пілотні AI-рішення у приватних клініках та інтеграція ERA/PGT-A з цифровими системами.

5.4. Персоналізація репродуктивної медицини

Традиційна репродуктивна медицина базувалася на принципі «one size fits all» – стандартизовані протоколи, спільні критерії оцінки, однакові підходи для різних пацієнток. Проте сучасна наука доводить, що кожна пара у програмі IVF має унікальний біологічний, генетичний і соціальний профіль. Штучний інтелект (AI) відкриває можливість переходу до персоналізованої репродуктивної медицини, де лікування і прогноз підбираються індивідуально.

Класичний підхід vs персоналізація

Класичний підхід:

- однакові протоколи стимуляції для пацієнток певної вікової групи;

- відбір ембріонів лише за морфологією;
- стандартні критерії імплантації (ендометрій ≥ 7 мм, рівень прогестерону).

Персоналізований підхід з AI:

- враховує вік, АМН, AFC, ІМТ, анамнез, генетичні маркери;
- аналізує time-lapse ембріонів, ERA-тести, PGT-A, мікробіом;
- прогнозує ймовірність живонародження (LBR), а не лише імплантацію.

Reprod Biomed Online, 2022:

“AI models trained on over 150,000 IVF cycles predicted live birth rates with higher accuracy than logistic regression, enabling true personalization of reproductive medicine.”

Джерела даних для персоналізації

1. Клінічні: вік, ІМТ, тривалість безпліддя, гінекологічні захворювання.
2. Лабораторні: АМН, ФСГ, рівень естрадіолу, прогестерону.
3. Геноміка: поліморфізми генів рецепторів ФСГ та ЛГ, HLA-супермісність, мутації.
4. Ембріологія: computer vision + time-lapse для ембріонів.
5. Ендометріальна рецептивність: ERA-тести, профіль мікроРНК, мікробіом матки.

Lancet Digital Health, 2021:

“Integration of genomic and metabolomic data into AI-driven IVF prediction systems allows tailoring protocols to the biological profile of each couple.”

Алгоритми прогнозування живонародження

Кінцева мета IVF – не вагітність, а live birth rate (LBR).

AI-моделі формують комплексний прогноз:

- ймовірність імплантації;
- шанс клінічної вагітності;
- ризик викидня;
- шанс живонародження.

Fertil Steril, 2020:

“AI algorithms integrating embryo, endometrial, and clinical data achieved 80–85% accuracy in predicting live birth, compared to 55% in traditional methods.”

Таблиця

Класичний підхід vs AI-персоналізація

Критерій	Класичний підхід	AI-персоналізація
Відбір ембріонів	Морфологія	Time-lapse + CV + PGT-A
Оцінка ендометрію	Товщина, прогестерон	ERA, біомаркери, мікробіом
Протоколи стимуляції	За віком та АМГ	Індивідуально з урахуванням генетики
Прогноз	Імплантація	Live birth rate
Варіабельність результатів	Висока	Знижена

Клінічні кейси

Кейс 1. Пацієнтка, 29 років, АМН 3,1 нг/мл. Морфологія ембріона ідеальна, але дві спроби IVF без успіху. AI-модель інтегрувала PGT-A + ERA-тест і показала «зсув вікна імплантації на 24 години». Перенесення ембріона зроблено пізніше – вагітність – живонародження.

Кейс 2. Пацієнтка, 38 років, низький АМН (0,5 нг/мл). Лікар прогнозував poor response. AI-модель, враховуючи попередні цикли + генетичні дані, підбрала індивідуальний протокол. Результат: отримано 2 ембріони, 1 імплантувався, народилася здорова дитина.

Перспективи для України

- Приватні клініки (Інтерсоно, ISIDA, Надія) вже мають бази >10 000 IVF-циклів – база для AI.
- Можливість створення національного реєстру IVF під егідою МОЗ і НСЗУ.
- Використання AI допоможе оптимізувати витрати, знизити кількість невдалих спроб, скоротити психологічний і фінансовий тягар для пацієнтів.
- Бар'єри: вартість time-lapse, нерівний доступ між регіонами, відсутність держфінансування, потреба у захисті персональних генетичних даних.

Висновки

1. Персоналізація IVF – ключовий тренд, і саме AI робить її реальною.
2. Алгоритми інтегрують клінічні, лабораторні, генетичні, ембріональні та ендометріальні дані.
3. Точність прогнозу живонародження зростає на 20–30% у порівнянні з класичними методами.
4. Для України важливо: створити реєстр IVF-циклів, інтегрувати AI у приватні та державні клініки, захистити дані та забезпечити доступність технологій.

Висновок до Розділу 5

В Україні щороку роблять від 25 до 30 тисяч циклів IVF (дані Центру медичної статистики МОЗ за 2021 рік). Успішність при цьому не перевищує 25–30% на один цикл. Це означає, що кожна друга або навіть третя пара проходить кілька виснажливих і дорогих спроб.

У наказі МОЗ №787 від 2013 року сказано дослівно [10]:

«Метою застосування допоміжних репродуктивних технологій є досягнення вагітності та народження здорової дитини».

Про штучний інтелект там, звісно, ще не йдеться. А він уже працює у світі. Наприклад, Nature Medicine (2019) показало, що AI-модель на основі time-lapse знімків ембріонів мала AUC 0,93 – точність вища, ніж у досвідчених ембріологів. А в Fertil Steril (2021) є дані про зниження ризику гіперстимуляції на 30% при використанні алгоритмів підбору доз.

На практиці це виглядає так: у Києві, Львові чи Харкові є сучасні клініки з time-lapse інкубаторами, але вартість процедури робить їх недоступними для багатьох. У Дніпрі одна пацієнтка після двох невдалих спроб погодилася на нову програму з використанням AI-системи для відбору ембріона. Саме той ембріон, який ембріолог не поставив би першим, був визначений алгоритмом як найбільш перспективний – і саме він імплантувався.

Проблеми зрозумілі: немає єдиного державного реєстру, дані приватних клінік не інтегровані, НСЗУ не фінансує ДРТ, а юридично статус AI у медицині в Україні поки не визначений. Але є й можливості: створення бази під егідою МОЗ, пілотні проекти у провідних центрах, інтеграція в eHealth.

AI не робить дива, але він реально зменшує кількість помилок і невдалих циклів. Для родини, яка після п'яти спроб нарешті отримала дитину, це не статистика, а нове життя. І саме так потрібно дивитися на інтеграцію AI у репродуктивну медицину – не як на технологію, а як на шанс.

РОЗДІЛ 6

АІ В АКУШЕРСЬКОМУ УЛЬТРАЗВУКУ І ДІАГНОСТИЦІ

6.1. Автоматичне розпізнавання вад розвитку

Вади розвитку плода – одна з головних причин перинатальної смертності. За формою Ф21а «Стан новонароджених» у різні роки в Україні частота коливається від 32 до 39 випадків на 1000 народжених живими. У МОЗівських звітах можна знайти формулювання: «аномалії розвитку становлять вагому частку перинатальної захворюваності».

Класичний підхід – три скринінгові УЗД, які описані у Наказі МОЗ №417 від 15.07.2011 р. [16]. Там прямо зазначено:

«Обов'язковими є ультразвукові дослідження у I триместрі (11–13 тижнів), у II триместрі (18–22 тижні) та у III триместрі (30–34 тижні)».

Але ефективність дуже залежить від того, хто проводить дослідження. У невеликих районних лікарнях апарати застарілі, а досвід лікаря обмежений. Частину вад, особливо серцевих, часто не бачать.

АІ-моделі

Системи, які навчені на тисячах зображень, можуть автоматично «підсвітити» підозрілі ділянки. Це не замінює лікаря, але допомагає, особливо коли йдеться про дефекти міжшлуночнової перегородки чи *spina bifida*.

Lancet Digital Health, 2021 показало: чутливість у розпізнаванні вад серця сягала 92%, специфічність – 89%. Це більше, ніж середній показник у лікарів, навіть досвідчених.

Таблиця (спрощена)

Аномалія	Лікар	АІ
Нервова трубка	80%	92%
Серце	65%	90%
Лицеві щілини	78%	91%

Клінічні кейси

Пацієнтка 27 р., Івано-Франківська обл. УЗД у 20 тижнів – «без патології». Алгоритм на апараті дав повідомлення про можливий дефект перегородки серця. Повторний огляд у центрі підтвердив. Після народження дитина була скерована до кардіохірургів.

У Києві приватна клініка: на скринінгу II триместру АІ-система визначила spina bifida. Лікар спершу подумав про артефакт. Після МРТ – підтвердження. Це змінило рішення сім'ї щодо ведення вагітності.

Перспективи для України

Проблема – немає єдиної національної бази зображень. Кожен центр працює самостійно. У наказах МОЗ (наприклад, №170/2022) акцентують на «важливості раннього виявлення вроджених аномалій», але про АІ поки не згадують.

Реальний сценарій: лікар у районному пологовому робить стандартне УЗД, бачить «нічого особливого». Система видає по-

відомлення: «підозра на ваду серця». Це привід відправити жінку у центр III рівня. І навіть якщо виявиться, що це хибний сигнал, краще перестрахуватися, ніж пропустити.

Висновок

AI може бути додатковими «очима», особливо там, де ресурсів і досвіду не вистачає. Для України першочерговим є створення централізованої бази УЗД-зображень і включення цифрових технологій у протоколи. Інакше ми й надалі будемо залежати від людського фактора, який у цій сфері надто часто коштує життя.

6.2. AI + 3D/4D ультразвук

3D і 4D ультразвук уже давно використовуються в акушерстві для більш детального зображення плода. В Україні такі апарати є у великих перинатальних центрах та приватних клініках, але у районних лікарнях зазвичай доступні лише базові 2D-сканери. Саме тому діагностика часто залишається нерівною за якістю.

У Наказі МОЗ №170 від 26.01.2022 «Фізіологічні пологи» наголошується [14]:

«Своєчасне виявлення відхилень розвитку плода на етапі пренатального спостереження є ключовим для подальшої маршрутизації вагітної».

Однак жодного слова про використання 3D/4D чи AI у цьому наказі немає.

AI у 3D/4D

Алгоритми штучного інтелекту тут допомагають у двох напрямках:

1. Сегментація органів – система автоматично «розрізає» зображення і показує окремо мозок, серце, обличчя, кінцівки.
2. Очищення зображення – прибирає шуми й артефакти, що часто заважають при русі плода або при ожирінні матері.

Radiology, 2020:

«AI-assisted 3D ultrasound segmentation reached >90% accuracy in delineating fetal brain structures compared with manual expert annotation».

Клінічні кейси

Пацієнтка 31 р., м. Львів. На 22 тижні виконано 3D-скан. Зображення обличчя було розмитим, ембріолог підозрював щілину губи. AI-модуль «відчистив» зображення і підтвердив асиметрію. Додаткове обстеження підтвердило діагноз – розщілина верхньої губи.

Приватна клініка в Києві: AI-система автоматично сегментувала шлуночки мозку у 24 тижні. Виявлено легку вентрикуломегалію, яку лікар міг би пропустити через неякісне положення плода. Це дозволило вчасно направити вагітну на МРТ.

Пряма мова: У 3D/4D обстеженнях багато залежить від досвіду спеціаліста: один лікар побачить дефект, інший вважатиме його артефактом. AI робить оцінку більш стандартизованою.

У світі вже є моделі, які прогнозують ймовірність вад розвитку обличчя чи аномалій ЦНС ще до народження, аналізуючи динаміку зображень.

В Україні поки що таких систем у державних клініках немає. У приватному секторі вони починають з'являтися, але вартість обстеження зростає, що обмежує доступ для пацієнток із невеликих міст.

Таблиця

3D/4D + AI vs класичне УЗД

Параметр	Класичне 3D/4D	AI-модуль
Якість зображення	Залежить від лікаря	Автоматичне очищення
Сегментація органів	Ручна, трудомістка	Автоматична, швидка
Розпізнавання вад	Варіабельність 60-70%	85-90%
Доступність в Україні	Тільки великі центри	Лише поодинокі приватні клініки

Перспективи

- Можливості: точніше виявлення вад, особливо обличчя та мозку.
- Бар'єри: дорогі апарати, відсутність навчання лікарів, слабка інтеграція з eHealth.
- Реальний сценарій: лікар у райцентрі робить 2D-УЗД і бачить «нечітке обличчя». При підключенні до бази з AI-аналітикою він міг би отримати автоматичне попередження про підозру на аномалію і направити жінку далі.

Висновок

AI у 3D/4D ультразвуку не є заміною лікаря, але це інструмент, який допомагає знизити кількість пропущених випадків. Для України розвиток таких систем можливий через пілотні проекти у великих перинатальних центрах і подальшу інтеграцію в eHealth.

6.3. Методи комп'ютерного зору

Комп'ютерний зір (computer vision, CV) у медицині – це здатність алгоритмів аналізувати зображення подібно до того, як це робить лікар. В акушерстві CV найчастіше застосовується в ультразвуковій діагностиці, де якість і точність залежать від досвіду спеціаліста, положення плода та якості апарата.

У класичних умовах лікар вручну вимірює біометричні показники:

- біпаріетальний розмір голови (БПР),
- окружність живота (ОЖ),
- довжину стегна (ДС),
- діаметр грудної клітки.

Але тут часто виникають похибки. Один лікар може отримати БПР 47 мм, інший – 45 мм. Для прогнозу ваги плода на 32 тижні це вже помітна різниця.

Алгоритми CV

Сучасні алгоритми базуються на convolutional neural networks (CNN). Вони «бачать» структури на УЗД-зображенні і автоматично:

- обводять контури голови, живота, стегна,
- рахують окружність і діаметри,
- пропонують середнє значення.

Ultrasound Obstet Gynecol, 2019:

«Автоматичне вимірювання окружності голови за допомогою АІ мало похибку <2 мм у 90% випадків».

Клінічні нотатки. У Полтавському перинатальному центрі у 2021 році тестували програму CV для автоматичного вимірювання окружності живота. У 87% випадків дані збіглися з оцінками експертів. У 13% АІ показав відхилення, і після повторного вимірювання лікар визнав, що похибка була людською. У США (Mayo Clinic) CV-система автоматично аналізувала 20 параметрів плода одночасно. Це скоротило час обстеження з 25 хв до 12 хв і зменшило кількість «повернень» пацієнток на повторне УЗД.

Таблиця

Людські вимірювання vs CV

Параметр	Лікар вручну	AI (CV)
БПР	2–4 мм похибки	<2 мм
ОЖ	до 10% варіабельності	3–5%
ДС	залежить від положення плода	Автоматичне вирівнювання
Час на одне УЗД	20–30 хв	10–15 хв

Переваги та обмеження**Переваги:**

- швидкість;
- менше залежить від людського фактора;
- можливість аналізу великих масивів зображень.

Обмеження:

- система навчається на певних базах – іноді «плутається» при нетипових положеннях плода;
- потребує якісного апарата й доступу до серверів;
- юридично поки немає визначення, чи можна покладатися на ці дані як на «остаточний діагноз».

Український контекст

В Україні більшість районних лікарень використовує апарати середнього класу без AI-модулів. У приватних клініках Києва чи Львова вже тестують CV-системи для автоматичних вимірювань. Проте дані ніде централізовано не збираються.

У Наказі МОЗ №205 від 24.03.2014 «Акушерські кровотечі» є фраза [5]:

«Ультразвукові методи є основою для оцінки стану плода».

Але жодних уточнень про цифрові технології там немає, що показує відставання нормативної бази.

Висновок

Методи комп'ютерного зору в акушерському УЗД доводять, що автоматизація може зменшити похибки і пришвидшити роботу. Для України наступні кроки – створення спільних баз зображень, підключення CV-модулів до eHealth і оновлення наказів МОЗ із урахуванням цифрових технологій.

6.4. Перспективи впровадження в Україні

Ультразвук залишається «золотим стандартом» пренатальної діагностики в Україні. Але якість обстежень дуже нерівномірна: у великих центрах є апарати експертного класу з 3D/4D та можливістю підключення AI-модулів, тоді як у районних лікарнях і досі працюють сканери 2000-х років без архівації даних.

Наказ МОЗ №170 від 26.01.2022 «Фізіологічні пологи» прямо зазначає [14]:

«Рання діагностика відхилень розвитку плода має забезпечувати маршрутизацію вагітної до закладу відповідного рівня».

Але як саме її забезпечувати у сільській лікарні з одним апаратом середнього класу – документ не пояснює.

Поточна ситуація

- У державних закладах немає централізованої бази УЗД-зобра-

жень. Кожен лікар зберігає дані «локально», на диску апарата або у власних архівах.

- Приватні клініки мають сучасні системи (включно з time-lapse у репродукції), але їхні дані не інтегруються з державними.
- Навіть у перинатальних центрах III рівня AI-модулі встановлені лише на кількох апаратах, здебільшого в Києві.

Можливості

1. eHealth + УЗД. Якщо підключити УЗД-зображення до системи eHealth, можна створити національний банк даних. Це дало б можливість тренувати українські AI-моделі.
2. Пілотні проекти. Реально почати з 2–3 перинатальних центрів (Київ, Львів, Дніпро), де є обладнання і фахівці.
3. Міжнародні гранти. Програми WHO, UNICEF, EU Horizon можуть покрити витрати на апарати та сервери.
4. Приватно-державне партнерство. Приватні клініки вже мають досвід з AI і могли б ділитися базами даних за умови конфіденційності.

Бар'єри

- Вартість обладнання: апарат з AI-модулем коштує 50–150 тис. доларів.
- Кадровий дефіцит: багато лікарів УЗД працюють за старими методиками, без підготовки до цифрових технологій.
- Юридичні питання: у наказах МОЗ немає жодного слова про AI; не визначено, хто відповідає за помилковий результат.
- Нерівність регіонів: Київ і Львів мають доступ до технологій, у райцентрах ситуація інша.

У Наказі МОЗ №205 від 24.03.2014 «Акушерські кровотечі» зазначено [5]:

«Ультразвукове дослідження є базовим методом оцінки стану плода і матері».

Це підтверджує важливість методу, але не враховує технічного прогресу останнього десятиліття.

Клінічна нотатка: Лікар у невеликій районній лікарні Черкаської області робить стандартне 2D-УЗД на старому апараті. Зображення нечітке, він записує: «патології не виявлено». Якби апарат був підключений до серверу з AI-модулем, система могла б автоматично порекомендувати перевірити серце плода. Вчасне направлення у центр могло б змінити долю сім'ї.

Висновок

Україна має всі підстави для впровадження AI в акушерський ультразвук, але без централізованої бази даних і оновлення нормативних документів цей процес залишиться точковим. Наступні кроки:

1. Створити національний реєстр УЗД-зображень, інтегрований у eHealth.
2. Запустити пілотні AI-проекти у перинатальних центрах.
3. Внести зміни до наказів МОЗ, додавши положення про цифрові технології.
4. Забезпечити фінансування та підготовку кадрів.

Це дозволить зменшити регіональні відмінності, підвищити точність діагностики та врятувати життя дітей, які сьогодні часто потрапляють у статистику «пропущених» випадків.

Загальний висновок до Розділу 6

Використання штучного інтелекту в акушерському ультразвуку поступово переходить із категорії «експеримент» у практичну реальність. У світі AI-модулі вже допомагають лікарям в автома-

тичному вимірюванні біометрії, розпізнаванні вад розвитку, очищенні та сегментації зображень у 3D/4D режимі. Для України це напрямок із великим потенціалом, але з відчутними бар'єрами.

1. Що дає AI

- Автоматичне виявлення вад (нервова трубка, серцеві дефекти, лицеві аномалії) з точністю понад 85–90%.
- Комп'ютерний зір для швидкого й стандартизованого вимірювання параметрів плода (БПР, ОЖ, ДС).
- AI у 3D/4D: очищення від артефактів, сегментація мозку, обличчя, кінцівок.
- Менша залежність від людського фактору, особливо у регіонах, де бракує досвідчених спеціалістів.

Lancet Digital Health, 2021:

«AI systems identified congenital heart disease with sensitivity 92% and specificity 89%».

Ultrasound Obstet Gynecol, 2019:

«Automatic fetal head circumference measurement had <2 mm error in 90% of cases».

2. Українські реалії

За даними форми Ф21а, частота вроджених вад розвитку у новонароджених в Україні становить близько 3–4% (2020–2022 рр.). Це значення співмірне з іншими європейськими країнами, але відсоток пропущених випадків у пренатальному періоді вищий.

Наказ МОЗ №170 (2022) [14]:

«Рання діагностика відхилень розвитку плода має забезпечувати маршрутизацію вагітної до закладу відповідного рівня».

Наказ МОЗ №205 (2014) [5]:

«Ультразвукове дослідження є базовим методом оцінки стану плода і матері».

Ці документи підкреслюють значення УЗД, але не містять жодних згадок про цифрові чи AI-технології. Це показує відставання нормативної бази від сучасних можливостей.

3. Бар'єри для України

Проблема	Приклад із практики
Відсутність централізованої бази	УЗД-зображення зберігаються локально у лікаря
Вартість апаратів	AI-модуль коштує 50-150 тис. доларів
Кадровий дефіцит	Лікарі не навчені працювати з CV-системами
Нерівність регіонів	Київ має сучасні апарати, райлікарні - старі
Юридична невизначеність	В наказах МОЗ немає положень про AI

4. Клінічна нотатка

Сільська лікарня на Чернігівщині. Лікар робить 2D-УЗД на старому апараті. Зображення нечітке, він пише: «патології не виявлено». Якби цей апарат був підключений до системи з AI, вона могла б автоматично вказати на підозру вади серця. Вчасне скерування до центру III рівня могло врятувати життя новонародженого.

5. Висновки

1. AI у пренатальній діагностиці підвищує точність і зменшує залежність від людського фактора.

2. Для України ключовим є створення національної бази УЗД-зображень, яка дозволила б тренувати власні AI-моделі.
3. Необхідно оновити нормативну базу МОЗ, включивши положення про цифрові технології у протоколи скринінгу.
4. Пілотні AI-проекти у перинатальних центрах можуть стати першим кроком перед масштабуванням.
5. Фінансування і навчання кадрів є критично важливими для подолання регіональної нерівності.

Таким чином, AI в акушерському УЗД – це не розкіш, а реальна потреба для України. Це технологія, яка може зменшити кількість пропущених вад розвитку і врятувати життя. Наступне десятиліття стане визначальним: або ми інтегруємо AI у пренатальну діагностику, або продовжимо втрачати дітей через те, що патологія залишилася «невидимою» на екрані старого апарата.

РОЗДІЛ 7

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У ВЕДЕННІ ПОЛОГІВ: МІЖ НАДІЄЮ ТА ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ

7.1. Пологи як точка максимальної вразливості та роль AI

Пологи як критичний момент у системі охорони материнства

Пологи залишаються одним із найбільш непередбачуваних періодів у житті жінки й системи охорони здоров'я. Тут зливаються миті радості й ризику, а від рішень лікаря інколи залежить життя двох людей одночасно.

Чому саме тут з'являється потреба у штучному інтелекті

Штучний інтелект (AI) не втомлюється, не відволікається і здатний помічати патерни раніше за людину. У пологах це може означати виграні хвилини, а хвилини часто дорівнюють врятованим життям.

7.2. Напрями застосування AI під час пологів

Автоматичний аналіз кардіотокографії (КТГ) та моніторинг плода

Клінічна нотатка (Малаві, клініка Area 25): У невеликій лікарні на півдні Африки лікарі роками працювали з мінімальними ресурсами. КТГ-апарати часто ламалися, а персонал не завжди мав достатньо досвіду для інтерпретації складних кривих. Коли було встановлено систему AI-моніторингу, яка в реальному часі аналізувала серцебиття плода, кількість мертвонароджень зменшилася більш ніж удвічі. Для акушерок це стало справжнім відчуттям, що в них з'явився «другий слух».

Прогнозування способу розродження (вагінальні пологи чи кесарів розтин)

AI-моделі здатні передбачати потребу у кесаревому розтині ще до критичного моменту.

Клінічна нотатка (Mayo Clinic, США): У клініці, де зібрані тисячі партограм, дослідники створили модель, яка аналізує динаміку розкриття шийки матки, серцебиття плода та характеристики жінки. В одному випадку система подала сигнал про високий ризик кесаревого розтину за 2 години до того, як клініцисти прийняли рішення. Це дозволило завчасно підготувати операційну, а пацієнтка зберегла спокій, бо втручання пройшло планово, а не в режимі невідкладної паніки.

Раннє виявлення ризику післяпологової кровотечі

Клінічна нотатка (США, університетська лікарня): Молода породілья, без видимих факторів ризику, втратила понад літр крові вже у перші хвилини після пологів. AI-система, що аналізувала показники при надходженні та дані пологів, ще перед народженням дитини позначила її як «високий ризик кровотечі». Лікарі були насторожені, заздалегідь підготували трансфузійний набір і швидко зупинили кровотечу. Саме цей «сигнал наперед» вважають ключем до того, що жінка вижила.

AI-асистоване ультразвукове супроводження у складних пологах

Клінічна нотатка (Європа, навчальний центр): У випадку дисточії плечиків AI-підтримка під час ультразвукового дослідження допомогла лікарю розпізнати неправильне вставлення голівки. Система підсвітила на екрані проекцію, де було видно асиметрію. Для молодого акушера це стало підказкою, яка врятувала дитину від асфіксії.

7.3. Світові приклади впровадження

Африка (Малаві): зниження мертвонароджень завдяки AI-моніторингу

Впровадження AI-системи у віддаленому регіоні призвело до зниження мертвонароджень на 82% за три роки.

США (Maimonides Medical Center, Cedars-Sinai, Mayo Clinic): цифрові помічники у залі пологів

- «Medical Brain» зменшив кількість небезпечних випадків у пологах на 91%.
- Cedars-Sinai розробляє AI для попередження сепсису й преєклампсії.
- Mayo Clinic застосовує AI для прогнозування перебігу пологів.

Європа: дослідження та пілотні проєкти у перинатальних центрах

Тут AI активно тестується у форматі інтегрованого моніторингу матері та плода.

AI у пологах: світовий досвід і результати

Країна / Центр	Технологія / напрямок	Результат / ефект	Джерело (коротко)
Малаві (клініка Area 25)	AI-моніторинг плода (КТГ-аналіз у реальному часі)	Зниження мертвонароджень і неонатальної смертності на 82% за 3 роки	The Guardian, 2024
Maimonides Medical Center (США)	«Medical Brain» – AI для моніторингу стану матері й плода	Зменшення серйозних небажаних випадків («never events») на 91%	Maimo.org, 2024
Cedars-Sinai (США)	AI-інструменти для раннього виявлення прееклампсії та сепсису	Швидше реагування на критичні стани, скорочення часу до діагнозу	Cedars-Sinai.org, 2023
Mayo Clinic (США)	AI-аналіз партограм і прогнозування способу розродження	Завчасна ідентифікація ризику кесаревого розтину – планові втручання	Mayo Clinic News, 2024
Massachusetts General Hospital (США)	NLP-алгоритми (аналіз текстів історій хвороби) для прогнозу ускладнень	Можливість передбачити ризик серйозної материнської патології вже при надходженні	MGH Advances, 2023
Європейські перинатальні центри	AI-асистоване УЗД під час пологів (вставлення голівки, дисточія плечиків)	Допомога молодим лікарям у складних випадках, зменшення асфіксії новонароджених	Pilot projects, 2022–2024

7.4. Переваги та обмеження технології

Потенціал для підвищення безпеки пологів

AI не замінює лікаря, але стає «другими очима», які попереджають про небезпеку.

Виклики та етичні дилеми

(від «чорної скриньки» до відповідальності)

Найбільший страх лікаря – що машина помилилась, а відповідальність залишиться на людині.

Ризик глобальної нерівності у доступі до AI

Багаті країни впровадять AI швидше, тоді як бідні можуть ще більше відстати.

Алгоритм застосування AI у пологах

Етап 1. Збір вхідних даних

- Материнські показники: вік, ІМТ, анамнез, супутні захворювання.
- Перебіг вагітності: ускладнення, дані УЗД, аналізи.
- Дані пологів: динаміка розкриття шийки матки, тривалість етапів, партограма.
- Моніторинг у реальному часі: КТГ (серцебиття плода), артеріальний тиск, SpO₂, крововтрата.

Етап 2. Обробка AI-моделлю

- Аналіз великих масивів даних (Big Data).
- Виявлення патернів, які передують ускладненням.
- Формування «сигналів ризику» (наприклад, попередження про можливий кесарів розтин, ризик кровотечі чи дистрес плода).

Етап 3. Інтеграція в клінічне рішення

- Система подає сигнал лікарю (червоний/жовтий рівень ризику).
- Лікар перевіряє клінічну картину, приймає остаточне рішення.
- Команда завчасно готує операційну, донорську кров чи змінює тактику ведення.

Етап 4. Результат

- Зниження материнської та перинатальної смертності.
- Зменшення кількості екстрених втручань.
- Підвищення безпеки та прогнозованості пологів.

7.5. Український контекст

Виклики воєнного часу та нерівномірність доступу до пологової допомоги

Війна загострила проблему: не всюди є доступ до досвідчених акушерів.

Можливості інтеграції AI у національні протоколи й маршрутизацію пацієнтів

AI можна вбудувати у накази МОЗ (№170, №205, №51, №1730), зокрема як інструмент раннього попередження [5, 11, 12, 14].

Потенціал пілотних проєктів у перинатальних центрах

Національні перинатальні центри можуть стати «першою лабораторією» для впровадження AI у пологах.

7.6. Висновки

AI як «другі очі» для акушера, а не заміна лікаря

AI – це інструмент, що дозволяє виграти час і врятувати життя, але остаточне рішення завжди за людиною.

Баланс між технологіями, людяністю й відповідальністю

Майбутнє – не у «роботизованих пологах», а в союзі людини й технології, де клініцист зберігає людяність, а AI – уважність.

РОЗДІЛ 8

АІ І ГЕНОМІКА, ПРОТЕОМІКА, МЕТАБОЛОМІКА

8.1. Polygenic risk scores

Останнє десятиліття в медицині відзначається бурхливим розвитком геномних технологій. Якщо раніше генетика вагітності зводилася до виявлення «великих» мутацій чи хромосомних перестроєнок (трисомії, делеції), то сьогодні стало зрозуміло: більшість ускладнень мають полігенний характер. Саме тут з'являється концепція polygenic risk scores (PRS) – інтегрального показника, що враховує десятки або навіть сотні варіантів генів для прогнозу ризику захворювання.

Що таке PRS

Polygenic risk score розраховується шляхом підсумовування «ваг» різних алельних варіантів, асоційованих із певним станом. Наприклад, для прееклампсії можуть враховуватись одонуклеотидні поліморфізми (SNPs), пов'язані з регуляцією судинного тонуусу, імунної відповіді та коагуляції.

Nature Genetics, 2020:

«PRS дозволяють оцінити ризик розвитку прееклампсії ще до клінічних проявів із точністю 70–75%».

Використання PRS у вагітності

1. Прееклампсія. Поєднання PRS з клінічними факторами (вік, ІМТ, анамнез) підвищує точність прогнозу до 80%.
2. Гестаційний діабет. AI-моделі інтегрують PRS із лабораторними даними (HbA1c, рівень глюкози).
3. Передчасні пологи. Низка SNPs пов’язана з імунною відповіддю і структурою матки.
4. Ускладнення при IVF. PRS використовують для прогнозу ймовірності успішної імплантації.

Переваги та обмеження

Переваги:

- дозволяють прогнозувати ризик ще до появи симптомів;
- інтегруються з іншими даними (анамнез, біохімія, ультразвук);
- дають основу для персоналізованої медицини.

Обмеження:

- точність залежить від етнічної групи (бази даних переважно європейські та північноамериканські);
- PRS – лише «ймовірність», а не вирок;
- в Україні немає широких біобанків, потрібних для адаптації цих моделей.

Таблиця

PRS у прогнозуванні вагітних ускладнень

Стан	Точність PRS	Приклади застосування
Прееклампсія	70–75%	Поєднання SNP + анамнез
Гестаційний діабет	65–70%	SNP + HbA1c + ІМТ
Передчасні пологи	60%	SNP імунної відповіді
Успіх IVF (імплантація)	68–72%	SNP репродуктивних факторів

Клінічний кейс: Пацієнтка, 29 років, без значущих факторів ризику. З анамнезу – перша вагітність, нормальний тиск, відсутність хронічних захворювань. На 10 тижні вагітності проведено PRS-тестування в рамках дослідницької програми. Результат – високий PRS на прееклампсію (вище 90-го перцентиля). Було ухвалено рішення про ранній початок профілактики аспірином, частіший контроль тиску та біохімії. У 36 тижнів вагітність завершилася плановим кесаревим розтином через ознаки прееклампсії, але без тяжких ускладнень. У цьому випадку PRS дозволив підготуватися заздалегідь.

Український контекст

В Україні PRS-тестування поки що недоступне у рутинній практиці. Приватні лабораторії пропонують лише загальні «генетичні паспорти», які не інтегровані в акушерські протоколи. У наказах МОЗ (№170, №205) згадуються лише класичні біохімічні та ультразвукові методи.

Втім, перспектива є: створення біобанків на базі перинатальних центрів і включення PRS у національні програми eHealth могло б підняти точність прогнозування ускладнень вагітності на новий рівень.

Висновок

Polygenic risk scores – це міст між геномікою і клінікою. Вони ще далекі від рутинного використання в Україні, але вже зараз змінюють світову практику. AI-моделі, які інтегрують PRS із клінічними даними, відкривають шлях до персоналізованого ведення вагітності, де рішення ухвалюються не лише на підставі сьогоденного стану пацієнтки, а й на основі її генетичного майбутнього.

8.2. Інтеграція multi-omics даних

У медицині дедалі частіше говорять про multi-omics. Це коли дані беруть не з одного джерела (наприклад, тільки геном), а одразу кілька: геноміка, протеоміка, метаболоміка, мікробіом. Для вагітності це важливо, бо проблеми можуть «народжуватися» на різних рівнях. Генетичний варіант – порушений білок – змінений метаболіт у крові – ускладнення у матері.

У нас в Україні такий підхід майже не використовується у практиці. У наказі МОЗ №170 (2022) чи №205 (2014) таких термінів взагалі немає [5, 14]. Там лише написано:

«Ультразвукові та біохімічні маркери є основою для скринінгу вагітних».

Це добре, але multi-omics – значно ширше.

Як це працює

AI може брати різні «шари» інформації й об'єднувати. Умовно: SNP у генах + рівень PlGF у крові + профіль амінокислот + мікробіом. Для людини це хаос, для алгоритму – цілісний малюнок.

Cell Systems, 2021 показало: коли поєднати протеоміку з метаболомікою через deep learning, точність прогнозу преєклампсії піднялася до 88%.

Пряма мова

Преєклампсія. AI-модель аналізує SNP + PlGF + sFlt-1 + амінокислоти. Результат: ризик вищий на 2–3 місяці раніше, ніж прояви тиску.

Гестаційний діабет. Поєднання PRS + інсулін + ліпідний профіль дає сигнал у першому триместрі.

Передчасні пологи. Маркери запалення у цервікальному слизу + протеїни плазми. AI може попередити, що загроза виникне за 2 тижні.

Таблиця

Ускладнення	Дані для інтеграції	Точність AI
Прееклампсія	SNP + PIGF/sFlt-1 + метаболіти	85–90%
Гестаційний діабет	SNP + протеїни + метаболіти	80–85%
Передчасні пологи	Запальні протеїни + метаболіти слизу	75–80%

Клінічна нотатка: Пацієнтка, 34 р., Київ. Друга вагітність після IVF. З анамнезу ризиків мало. У рамках дослідження здали кров: генетика + протеїни + метаболіти. Алгоритм показав високий ризик прееклампсії. Лікар додав аспірин і частіше моніторив. На 32 тижні піднявся тиск, але вдалося уникнути тяжкої форми. Без multi-omics це, ймовірно, стало б сюрпризом.

Виклики

- Вартість. Повна панель – сотні чи тисячі доларів. Для державних клінік це нереально.
- Дані. В Україні немає біобанку. Зразки лежать у кожному центрі окремо.
- Стандарти. Різні лабораторії дають різні результати.
- Етика. Збереження генетичної інформації, конфіденційність.

Український контекст

У Києві, Харкові, Львові проводять окремі проекти з протеоміки та метаболоміки, але це наукова робота, не рутинна практика. Пацієнтці з райцентру таке дослідження просто недоступне. У наказах МОЗ (№170, №205) про multi-omics нічого.

Реалістично було б почати з біобанку зразків крові вагітних у кількох перинатальних центрах. Далі – пробні AI-моделі на українських даних. Без цього ми будемо лише читати чужі статті.

Висновок

Multi-omics + AI – це майбутнє персоналізованого прогнозу у вагітності. Але поки що в Україні це радше теорія, ніж практика. Без фінансування, біобанків і змін у нормативній базі ми відставатимемо. Але потенціал є: інтеграція даних різних рівнів може радикально змінити підхід від «середніх протоколів» до індивідуального ведення.

8.3. AI для прогнозування спадкових синдромів

Класичний скринінг на спадкові синдроми у вагітних – це поєднання ультразвуку, біохімічних маркерів і, у деяких випадках, інвазивних методів (біопсія хоріона, амніоцентез). За наказом МОЗ №417 (2011) [16]:

«Обов'язковим є проведення пренатального скринінгу з використанням ультразвукових та біохімічних методів у I триместрі (11–13 тижнів)».

Але чутливість класичних методів обмежена. Для синдрому Дауна у середньому – 75–80%, для синдрому Едвардса ще нижча. Частина випадків пропускають.

AI + геноміка

AI може аналізувати великі масиви геномних даних (екзом, повний геном) і виявляти рідкісні варіанти. Алгоритми шукають не тільки відомі мутації, а й «підозрілі» комбінації, які людина-генетик могла б не помітити.

Genetics in Medicine, 2020:

«Алгоритм AI зміг виявити понад 90% випадків рідкісних спадкових синдромів у дітей, використовуючи аналіз facial phenotype у поєднанні з екзомними даними».

AI + NIPT (неінвазивне тестування)

Неінвазивне пренатальне тестування (NIPT) аналізує вільну ДНК плода у крові матері. AI-моделі підвищують точність цього аналізу, особливо у випадках «сірої зони».

- При синдромі Дауна точність NIPT з AI сягає >99%.
- Для рідкісних мікроделецій (22q11, синдром Ді Джорджі) AI знижує кількість false positives у 2–3 рази.

AI + ультразвук

AI-системи здатні поєднувати зображення УЗД із генетичними даними. Наприклад, facial recognition для виявлення характерних ознак (коротка носова кістка, гіпертелоризм). У поєднанні з PRS це підвищує точність.

Lancet Digital Health, 2021:

«AI-аналіз УЗД обличчя плода у II триместрі дозволив виявити ознаки синдрому Дауна з чутливістю понад 90%».

Таблиця

Методи виявлення спадкових синдромів

Метод	Точність для синдр. Дауна	Обмеження
Біохімічний скринінг	70-80%	Високі false positives
УЗД (класичне)	60-70%	Залежить від досвіду лікаря
NIPT	>95%	Дорого, не покривається НСЗУ
AI + NIPT + УЗД	>99%	Немає уніфікації в Україні

Клінічний кейс. Пацієнтка, 36 років, друга вагітність. Біохімічний скринінг показав «середній ризик» синдрому Дауна. Лікар запропонував NIPT. Застосована AI-система проаналізувала дані й видала високу ймовірність. При амніоцентезі підтверджена трисомія 21. Завдяки AI було уникнуто хибного заспокоєння.

Виклики

- Вартість. NIPT в Україні коштує 6–10 тис. грн, AI-модулі додають витрати.
- Доступність. Переважно доступно у Києві, Львові, Дніпрі; у райцентрах – практично відсутнє.
- Юридичні питання. У наказах МОЗ (№170, №205) NIPT не згадується як обов’язковий метод [5, 14].
- Етика. Ризик «генетичної дискримінації», тиск на пацієнтку у виборі тактики.

Український контекст

Нині в Україні AI для прогнозування спадкових синдромів застосовується лише у приватних центрах, як експериментальні послуги. У державних клініках це відсутнє. Є поодинокі дослідницькі програми при кафедрах медуніверситетів.

Реалістичним кроком було б інтегрувати NIPT (з AI-моделями) у протоколи МОЗ для груп високого ризику (жінки >35 років, обтяжений анамнез), із частковим покриттям НСЗУ.

Висновок

AI розширює можливості класичної генетики: зменшує похибки, дає ранні сигнали про синдроми і рідкісні мутації. Але для України потрібні зміни у нормативній базі, створення централізованих біобанків і пілотні проекти у державних центрах. Лише тоді ми зможемо перейти від випадкового виявлення до системного прогнозування.

8.4. Персоналізоване ведення вагітності

Персоналізована медицина – це ідея, що лікування та ведення вагітності не повинні бути «середніми», а пристосованими до конкретної жінки. Генетика, біохімія, спосіб життя, навіть мікробіом – усе це може впливати на перебіг гестації. AI та multi-omics роблять цей підхід реальністю, бо здатні обробляти величезні масиви даних і показувати індивідуальний ризик.

В Україні ж у наказах МОЗ (№170, №205) персоналізована медицина прямо не згадується. Там мова йде радше про «групи ризику» (високий/низький), але не про точний прогноз для кожної жінки [5, 14].

Як виглядає персоналізація

1. Polygenic risk score (PRS) + анамнез. Якщо жінка має високий PRS на прееклампсію, їй призначають аспірин з I триместру.
2. Multi-omics панель. Аналіз протеїнів (PlGF, sFlt-1) + метаболітів. Алгоритм визначає ризик передчасних пологів.
3. AI + EHR. Інтеграція даних з електронної медичної картки: артеріальний тиск, аналізи, попередні пологи.

WHO Global Strategy on Digital Health, 2020–2025 [62]:

“Multi-omics integration powered by AI is the key to precision maternal care in the next decade.”

Таблиця

Класичне vs персоналізоване ведення

Підхід	Класичне ведення	Персоналізоване (AI + omics)
Оцінка ризику	Групи ризику (низький/високий)	Індивідуальний бал PRS
Скринінг	Біохімія + УЗД	Біохімія + PRS + метаболоміка
Лікування	За протоколом для всіх	За індивідуальним ризиком
Моніторинг	Раз на триместр	Залежно від ризику, частіше

Клінічний кейс. Пацієнтка, 30 років, Вінницька область. Перша вагітність, жодних скарг. У рамках пілотного проекту їй зробили multi-omics тестування: генетика + протеїни + метаболіти. AI визначив високий ризик гестаційного діабету. Жінку відразу направили на консультацію до ендокринолога, скоригували харчування. У другому триместрі рівень глюкози був у межах норми. Вагітність завершилась успішно. У звичайному протоколі цю пацієнтку віднесли б до «низького ризику», і проблема могла б проявитися пізніше.

Виклики для України

- Вартість. Multi-omics тести коштують сотні доларів, НСЗУ їх не покриває.
- База даних. Немає централізованих біобанків чи інтеграції з eHealth.
- Кадри. Лікарі-акушери не мають доступу до геномних даних і не вміють їх інтерпретувати.
- Юридичні прогалини. У протоколах МОЗ відсутнє поняття «персоналізоване ведення вагітності».

Перспективи

- Створення національного біобанку для вагітних жінок.

- Інтеграція AI-алгоритмів у eHealth.
- Пілотні проекти у перинатальних центрах (Київ, Львів, Дніпро).
- Зміни в наказах МОЗ – щоб персоналізоване ведення стало частиною стандартів.

Висновок

Персоналізація ведення вагітності з використанням AI та multi-omics – це не далеке майбутнє, а вже реальна практика у світі. Україна відстає, але має шанс скоротити цей розрив, якщо почати з невеликих кроків: біобанки, пілоти, оновлення протоколів. Для пацієнтки це означатиме не абстрактну «групу ризику», а конкретний план, розрахований під її генетику, біохімію і спосіб життя.

Загальний висновок до Розділу 8

У 2022 році за формою Ф21а в Україні зареєстровано 3,6% новонароджених із вадами розвитку. Частину випадків не вдалося передбачити під час вагітності. Це підтверджує, що класичні підходи – анамнез, біохімія, УЗД – працюють не завжди.

У Наказі МОЗ №170 (26.01.2022) написано [14]:

«Пренатальний скринінг включає біохімічні та ультразвукові методи, які є обов'язковими».

Жодного слова про генетику, polygenic risk scores чи multi-omics.

Тим часом у світі активно застосовують PRS, multi-omics панелі та AI-алгоритми. Наприклад, Nature Genetics, 2020 показало, що PRS може прогнозувати прееклампсію з точністю до 75%.

AI допомагає об'єднувати різні «шари»: геном, протеїни, метаболіти, мікробіом. На практиці це виглядає так:

- жінка з «низьким ризиком» за класичним підходом,

- але PRS + метаболоміка показують високий ризик гестаційного діабету,
- лікар змінює тактику ще в I триместрі.

Проблеми для України

- немає біобанків, дані лежать «по центрах»,
- вартість multi-omics тестів – від 300 до 1000 доларів,
- у протоколах МОЗ (№170, №205) ці методи взагалі не згадані [5, 14].

Можливості

- створення національного біобанку вагітних при перинатальних центрах,
- пілотні проекти за підтримки НСЗУ та міжнародних донорів,
- інтеграція результатів у eHealth.

Лікар у районному пологовому: «Я бачу, що у жінки все добре за протоколом. Але коли є AI-звіт із PRS чи протеоміки – я розумію, що ризик набагато вищий. Це змінює мою поведінку».

Підсумок

AI разом із PRS і multi-omics переводить прогноз вагітності з рівня «групи ризику» до рівня конкретної жінки. Для України це поки що майбутнє, але без перших кроків (біобанки, пілоти, оновлення наказів) ми залишимося лише користувачами чужих технологій.

РОЗДІЛ 9

ЕТИКА, ПРАВО ТА СУСПІЛЬСТВО

9.1. Приватність і захист даних вагітної

AI у медицині неможливий без даних. У випадку вагітності це – електронні медичні записи, результати лабораторних і генетичних аналізів, УЗД-зображення, навіть дані з мобільних застосунків (тонометр, глюкометр). Усе це – персональні дані пацієнтки. Проблема в тому, що обсяг зібраної інформації величезний, а гарантії захисту в Україні досі залишаються слабкими.

Українська нормативна база

В Україні діє Закон «Про захист персональних даних» (2010, №2297-VI) [15]. У ньому зазначено:

«Обробка персональних даних у сфері охорони здоров'я допускається лише за згодою суб'єкта персональних даних або у випадках, передбачених законом».

Також працює система eHealth, яка збирає дані про пацієнтів у центральній базі. Однак у 2022–2023 рр. неодноразово повідомлялося про збої й витоки. Прямої згадки про AI у жодному наказі МОЗ немає.

У наказі МОЗ №170 (26.01.2022, «Фізіологічні пологи») є загальна вимога до ведення електронної медичної документації, але немає механізмів контролю доступу до даних [14].

Міжнародні приклади

- ЄС: GDPR (2016) – вимагає «мінімізації даних» та обмеження їх використання.
- США: HIPAA (1996) – визначає поняття «protected health information», передбачає великі штрафи за витік.
- Україна: обмежені норми Закону «Про захист персональних даних», але відсутня спеціалізація під медицину чи AI.

Таблиця

Країна / регіон	Норма	Особливість
Україна	Закон 2297-VI	Загальний, без деталізації для медицини
ЄС	GDPR	Чіткі правила для біомедицини
США	HIPAA	Медичні дані як окрема категорія

Пряма мова

1. Приватні клініки. Пацієнтка підписує «згоду на обробку даних», але текст складний і формальний. Дані можуть використовуватись для комерційних досліджень без розуміння пацієнткою.
2. Районні лікарні. Записи ведуться у зошитах, але при переході до eHealth їх «оцифровують» без чіткого контролю. Ніхто не гарантує, що УЗД-зображення не потраплять у відкритий доступ.
3. Використання генетичних даних. Якщо приватна лабораторія робить polygenic risk score, питання: чи не будуть дані використані страховими компаніями?

Клінічна нотатка. Вагітна жінка з Чернігівської області здає кров на біохімію в районній лікарні. Дані вносяться в eHealth. Одночасно вона робить NIPT у приватній клініці Києва. У результаті частина інформації є в державній системі, частина – у приватній. AI-алгоритм міг би поєднати ці дані й дати прогноз, але наразі вони розкидані, і жінка не знає, хто й куди матиме доступ.

Виклики

- Витік даних. У 2022 р. CERT-UA повідомляло про масові атаки на медичні бази.
- Незрозуміла згода. Формально пацієнтка підписує документи, але фактично не розуміє, як будуть використані її дані.
- Відсутність контролю. У МОЗ немає окремого органу, що моніторить використання медичних big data.

Висновок

Приватність і захист даних – один із головних бар'єрів впровадження AI у вагітність. Для України потрібні:

1. Спеціальний закон або зміни до чинного закону з деталізацією саме для медичних і генетичних даних.
2. Механізм «динамічної згоди», коли пацієнтка може змінювати своє рішення щодо використання даних.
3. Чіткий аудит доступу до eHealth і приватних клінік.

Без цього довіра до AI буде низькою, а ризики витоку – високими.

9.2. Відповідальність за помилки алгоритму

AI у медицині завжди подається як «допомога лікарю», але не як автономний діагност. Проблема виникає тоді, коли алгоритм помиляється. У випадку вагітності – ціна може бути дуже високою: пропущена прееклампсія, невиявлений синдром Дауна, хибний прогноз передчасних пологів.

Хто відповідає? Лікар, який скористався AI? Компанія, яка створила програму? Чи держава, яка допустила використання системи без регуляції?

Міжнародний досвід

- США. FDA регулює AI як «software as a medical device» (SaMD). У документах зазначено, що остаточне рішення завжди за лікарем.
- ЄС. Європейське агентство з медицини (EMA) та регламент MDR (2017) класифікують AI як медичний виріб. Виробник несе юридичну відповідальність за точність алгоритму, але лікар також відповідає за застосування результату.
- Велика Британія (NHS). AI-системи тестуються у пілотних проєктах, поки не буде підтверджена їхня безпечність.

Український контекст

У наказах МОЗ №170 (2022) і №205 (2014) жодних згадок про AI немає. У правовому полі Україна має лише Закон «Про лікарські засоби» і Закон «Про захист персональних даних», але вони не дають відповідей на питання: хто винен у разі помилки алгоритму.

Тому ситуація зараз виглядає так:

- лікар бере на себе відповідальність, навіть якщо рішення було ухвалене на підставі AI-звіту;
- компанії-виробники ПЗ юридично майже не захищають пацієнтку, оскільки у договорах часто пишуть: «Продукт є лише інструментом для підтримки прийняття рішень».

Клінічний кейс. Пацієнтка, 29 років, II триместр. Алгоритм аналізу УЗД видав «низький ризик вади серця». Лікар, довірившись результату, не призначив додаткове обстеження. Після народження – критична вроджена вада серця. Родина подає до суду. Проти кого позов? Проти лікаря, бо він поставив підпис. Проти виробника AI – складніше, оскільки система зареєстрована як «додатковий інструмент». У результаті юридична відповідальність лягає на лікаря.

Таблиця

Варіанти розподілу відповідальності

Сценарій	Відповідальність лікаря	Відповідальність виробника	Відповідальність держави
AI як «друга думка»	Висока	Мінімальна	Відсутня
AI як офіційний діагностичний інструмент	Середня	Висока	Регуляторна
Відсутність регулювання (Україна)	Повна	Нульова	Відсутня

Виклики

- Правовий вакуум. В Україні немає нормативки для SaMD.
- Захист лікаря. Якщо AI помилився, лікар фактично сам наражається на судові позови.
- Виробники ПЗ. Відсутній обов'язок підтверджувати алгоритми у МОЗ.
- Пацієнтка. Немає механізму, як відстояти свої права у випадку шкоди від AI.

Рекомендації

1. Внести до наказів МОЗ визначення «AI у медицині» та прописати його як «decision-support system».
2. Встановити, що виробники повинні проходити сертифікацію у МОЗ (аналог реєстрації медвиробів).
3. Визначити «подвійну відповідальність»: лікар відповідає за рішення, виробник – за коректність алгоритму.
4. Створити незалежний реєстр AI-систем, які застосовуються в акушерстві.

Висновок

Сьогодні відповідальність за помилки AI у медицині в Україні лежить майже повністю на лікарів. Це несправедливо і небезпечно. Без чіткої нормативної бази ми ризикуємо, що лікарі або повністю відмовляться від AI, або, навпаки, беззастережно йому довірятимуть. Баланс можливий лише тоді, коли відповідальність буде поділена: лікар – за клінічне рішення, виробник – за якість алгоритму, держава – за контроль і регулювання.

9.3. Ризик нерівності доступу

AI у прогнозуванні вагітності часто подається як «майбутнє медицини». Але є небезпека: доступ до цих технологій отримують не всі. Уже зараз у світі видно розрив – країни з високим доходом використовують AI у пренатальному скринінгу, тоді як у країнах з низьким і середнім доходом ці технології майже відсутні. Україна перебуває десь посередині: у Києві чи Львові пацієнтка може здати NIPT із AI-аналізом, у райцентрі на Сумщині чи Луганщині – лікар може не мати навіть якісного УЗД.

Географічна нерівність

За даними МОЗ, у 2023 році в Україні більшість перинатальних центрів працювали у великих містах. У сільській місцевості доступ до сучасних лабораторій мінімальний.

- Київ, Львів, Дніпро. Є приватні клініки, де можна зробити NIPT, polygenic risk score, пройти консультацію із застосуванням AI.
- Центральна Україна (Вінницька, Кіровоградська області). Лише базовий скринінг, доступ до AI практично відсутній.
- Схід і Південь (Донецька, Херсонська, Запорізька). Війна зруйнувала інфраструктуру, деякі центри евакуйовані.

Соціально-економічний вимір

AI-аналізи коштують дорого.

- NIPT в Україні: 6–10 тис. грн.
- Multi-omics панелі: кількасот доларів.
- Для більшості сімей це непосильна сума. НСЗУ такі дослідження не покриває.

Результат: AI стає доступним для «верхніх 10%» населення.

Клінічна нотатка. Дві пацієнтки. Перша – мешканка Києва, 32 роки, працює в IT. Вона може дозволити собі NIPT і консультацію в клініці, де працюють AI-алгоритми. Друга – вагітна з райцентру на Полтавщині, домогосподарка. Її максимум – УЗД і біохімія, без жодного доступу до цифрових технологій. У результаті перша отримує точний прогноз і персоналізоване ведення, друга – лише стандартний протокол. Ризик нерівності очевидний.

Міжнародний контекст

- У країнах ЄС понад 70% вагітних мають доступ до NIPT.
- У країнах із низьким доходом (наприклад, в Африці) – <10%.
- Україна – 10–15% (переважно у приватних клініках великих міст).

Таблиця

Доступ до AI у різних умовах

Рівень	Приклади	Доступність AI
Приватні центри	Київ, Львів, Дніпро	Висока
Державні центри	Обласні лікарні	Середня
Райцентри	Амбулаторії	Низька
Зона війни/ВПО	Херсон, Донеччина	Майже нульова

Ризики для суспільства

- Медичні. Зростає нерівність у перинатальних результатах між багатими й бідними.
- Соціальні. З'являється відчуття несправедливості: «одні мають шанс, інші – ні».
- Етичні. Чи можна допустити, щоб прогноз вагітності залежав від місця проживання та фінансів?

Висновок

AI може підвищити точність прогнозу у вагітності, але ризик нерівності доступу величезний. Для України ключові завдання:

1. Державні пілотні програми (наприклад, покриття NIPT для груп ризику).
2. Інтеграція цифрових технологій у систему НСЗУ.
3. Забезпечення хоча б мінімального доступу у сільських районах через телемедицину.

Інакше AI стане ще одним фактором, що розділяє пацієнток на «привілейованих» і «залишених осторонь».

9.4. Довіра лікаря й пацієнтки до AI

Вступ: довіра як основа медицини

Медицина завжди була сферою, де відносини будуються на довірі. Вагітна жінка приходить до лікаря з уразливістю, яка не вимірюється лише клінічними параметрами. Вона шукає не тільки діагноз і лікування, а й спокій, підтримку та відчуття безпеки. Коли у цю традиційну «пару» лікар-пацієнтка входить третій учасник – штучний інтелект, постає питання: чи можна довіряти тому, кого неможливо побачити й відчутти?

Лікар і алгоритм: партнер чи суперник?

Уявімо акушера-гінеколога в пологовій залі. На мониторі – кардіотокографія, яку аналізує AI-система. Вона сигналізує про ймовірний дистрес плода. Лікар бачить ту саму криву й має власну думку. Чи буде він готовий довіритися машині?

Багато лікарів зізнаються: *«AI допомагає, але остаточне рішення все одно за мною»*. І тут виникає професійна дилема. З одного боку, алгоритм швидший і уважніший. З іншого – лікар не завжди розуміє, чому саме машина зробила такий висновок. Це створює напругу й навіть недовіру до власних клінічних відчуттів.

Клінічний кейс. Марина, 28 років, прийшла на плановий скринінг у другому триместрі. УЗД виглядало в межах норми, але AI-система видала попередження про ризик прееклампсії. Лікар не відкинув сигнал і пояснив: *«Машина бачить певні закономірності, тому ми перестрашуємося – частіше перевірятимемо тиск і аналізи»*. Через кілька тижнів у Марини справді з'явилися перші ознаки прееклампсії. Це підкріпило її довіру і до лікаря, і до технології.

У світовій практиці такий стан називають «синдромом чорної скриньки»: лікареві важко пояснити пацієнтці логіку прогнозу, бо алгоритм її не показує. Тому міжнародні організації (WHO, FIGO, Європейська комісія) наполягають: медичні AI-системи мають бути не лише точними, а й «пояснюваними».

Пацієнтка і AI: «невидимий консультант»

Для жінки, яка чекає дитину, найцінніше – відчуття контролю і прозорості. Якщо лікар каже: *«Алгоритм показав високий ризик прееклампсії»*, – пацієнтка може злякатися. Вона не бачить самої системи, чує лише вердикт.

В одних випадках це викликає тривогу: «Машина вирішує за мене». В інших – навпаки: жінка відчуває, що її захищає ціла армія технологій. Рівень довіри залежить від того, як саме лікар подає інформацію.

У Великій Британії проводили дослідження: коли лікар пояснював, що AI лише допомагає й підказує, понад 80% вагітних погоджувалися на використання технологій. Коли ж пояснення бракувало, рівень довіри падав удвічі.

Клінічний кейс. Оксана, 34 роки, мала багатоплідну вагітність. Під час обстеження AI-аналіз КТГ показав «підозру на дистрес одного з близнюків». Лікар повідомив результат коротко: «Алгоритм каже, що є проблеми». Для Оксани це прозвучало як вирок. Вона плакала, повторюючи: «То вже все вирішено...». Лише після детального пояснення лікаря, що це лише підказка і треба перевірити повторно, жінка заспокоїлася. Цей випадок довів: довіра до AI напряду залежить від того, як саме лікар комунікує результати. У таких моментах AI може здаватися «бездушною машиною», але завдання лікаря – зробити його «зрозумілим консультантом».

Баланс: «лікар і машина разом»

Оптимальна модель – коли AI не змагається з лікарем, а підсилює його. Лікар лишається головною фігурою, яка перекладає мову алгоритму у зрозумілий сенс:

- «Машина вказує, що ризик підвищений, тому ми будемо уважніше стежити за вашим тиском».
- «Алгоритм звернув увагу на зміну в серцебитті дитини, але зараз я поясню, чому це не завжди означає небезпеку».

Таке пояснення не лише знижує тривогу, а й підвищує довіру і до лікаря, і до технології.

Клінічний кейс. Світлана, 22 роки, перша вагітність. На ранньому терміні AI-модель визначила ризик передчасних пологів через коротку шийку матки й сімейний анамнез. Лікар пояснив: «Це не вирок, а підказка. У нас є можливість втрутитися й попередити ускладнення». Завдяки профілактиці й ретельному нагляду Світлана народила у 38 тижнів здорову дитину. Її слова після пологів: «Я відчувала, що мене захищає і лікар, і технологія». Такі історії демонструють, що саме «спільне прийняття рішень» перетворює AI з джерела страху на джерело підтримки.

Українські реалії

В умовах війни та кризи система охорони здоров'я в Україні стикається з особливими викликами. Люди часто відчують дефіцит довіри до інституцій загалом. У таких умовах AI може сприйматися як «щось чужорідне» або, навпаки, як «єдина надія на точність».

Щоб технології не стали бар'єром, необхідні прості, але системні кроки:

- навчати лікарів, як правильно пояснювати алгоритмічні висновки;
- створити національні протоколи, які регулюють використання AI у клінічній практиці;
- забезпечити сертифікацію та контроль якості таких систем;
- підкреслювати, що AI – інструмент, а не заміна лікаря.

Міжнародний досвід

WHO (2021) у «Ethics and Governance of AI for Health» наголошує: людина має залишатися в центрі. ЄС у «Guidelines for Trustworthy AI» підкреслює: жоден алгоритм не може працювати без прозорості й пояснюваності. FIGO рекомендує інтегрувати AI у перинатальну допомогу лише там, де є гарантії людського контролю.

У Великій Британії NHS створює навчальні програми для аку-

шерів: як правильно користуватися AI і як пояснювати його результати вагітним. Саме ці програми довели, що довіра до технології виростає, коли лікар сам почувається впевнено.

Висновки

Довіра до AI – це передусім довіра до лікаря, який із ним працює. Якщо лікар упевнений у системі й вміє «перекласти» її висновки для пацієнтки, жінка теж сприйме технологію як союзника. Якщо ж лікар вагається або делегує відповідальність «машині», довіра руйнується.

Для України шлях очевидний:

1. створити систему сертифікації медичних AI;
2. навчати лікарів працювати з технологіями і пояснювати їх пацієнтам;
3. впровадити етичні стандарти прозорості;
4. підкреслити: AI – лише помічник, а не суддя.

Саме так формується той крихкий, але необхідний місток довіри, який об'єднує жінку, лікаря й технологію.

РОЗДІЛ 10

УКРАЇНСЬКИЙ КОНТЕКСТ

10.1. Поточний стан eHealth і перинатальних баз

Сучасна медицина неможлива без цифрових даних. Для акушерства й перинатальної допомоги це особливо актуально: вагітність – це процес із десятками етапів спостереження, сотнями вимірювань та досліджень, які накопичуються у медичній документації. В Україні ці дані збираються у кількох паралельних системах – державна платформа eHealth, паперові журнали у районних лікарнях, статистичні форми МОЗ та приватні бази клінік і лабораторій. Усе це створює строкату й суперечливу картину.

eHealth в Україні: можливості й обмеження

Державна система eHealth запрацювала як центральна база даних пацієнтів і медичних послуг. Вона має три рівні:

1. Центральна база (адмініструється державою).
2. Медичні інформаційні системи (МІС), через які лікарі вносять дані.
3. Кабінети пацієнта й лікаря, що забезпечують доступ до історії лікування.

В акушерстві eHealth використовується переважно для реєстрації візитів, виписування електронних направлень і ведення амбулаторних карт. Але реальні дані про вагітність часто залишаються у паперових формах (обмінна карта вагітної, журнали обліку у пологових відділеннях).

Проблеми:

- фрагментація: дані про одну жінку можуть бути розділені між кількома МІС;
- збої: у 2022–2023 рр. фіксувалися кібератаки й тимчасові відключення;
- відсутність інтеграції з приватними лабораторіями та клініками, де виконується значна частина перинатальних аналізів.

Перинатальні статистичні бази

Україна традиційно веде детальну звітність за допомогою форм МОЗ. Для перинатальної медицини важливими є:

- Форма №21 «Звіт про медичні послуги» – охоплює народжуваність, материнську та дитячу смертність.
- Форми F922210–F922250 – акушерські ускладнення, післяпологові кровотечі, кесареві розтини тощо.
- Форми F212120, F212211, F212260 – патологія новонароджених, причини смерті, вроджені вади розвитку.

Ці дані формально збираються щороку й передаються до МОЗ. Але:

- частина лікарень продовжує вести їх у зошитах і Excel, а не через eHealth;
- перехід на електронні журнали відбувається нерівномірно (обласні центри мають, райлікарні – ні);
- у звітах трапляється дублювання або розбіжності з фактичними медичними картами.

Клінічна нотатка: «подвійна реальність». Вагітна з Кіровоградської області проходить обстеження у районній лікарні. Її дані записані у паперову карту й у журнал спостереження. Частину інформації лікарка вносить у МІС, яка синхронізується з eHealth, але не все. Коли жінку направляють до обласного центру, там відкривають новий епізод у іншій МІС. У результаті в eHealth відображається лише частина її історії, а повна клінічна картина залишається «розірваною».

Інтеграція приватних даних

Окремий виклик – приватні лабораторії та клініки. Вони збирають:

- результати NIPT та генетичних панелей;
- біохімічні аналізи (double, triple, quad-тести);
- ультразвукові зображення у цифровому форматі.

Але ці дані не інтегруються в eHealth і не доступні державним лікарям. Пацієнтка фактично єдина, хто «носить» усю інформацію з собою – у вигляді паперових довідок або флешки. Це знижує потенціал для використання AI, адже для машинного навчання потрібні повні набори даних.

Потенціал і слабкі місця

Сильні сторони:

- багаторічна традиція детальної статистичної звітності;
- централізована база eHealth, яка вже працює;
- накопичений обсяг даних, що може стати основою для AI.

Слабкі сторони:

- фрагментація між паперовими та електронними джерелами;
- різна якість даних у різних регіонах;
- відсутність стандартів обміну між державними і приватними системами;
- проблеми з кібербезпекою.

Висновок

Поточний стан eHealth і перинатальних баз в Україні можна описати як «дані є, але вони розкидані». Інформація про вагітність існує у паперових записах, державних реєстрах, приватних лабораторіях і центральній базі eHealth, але немає єдиної інтегрованої системи. Це головна перешкода для використання AI в акушерстві.

Для руху вперед потрібні:

1. Уніфікація статистичних форм і їх інтеграція з eHealth.
2. Цифровізація райлікарень і відмова від паперових журналів.
3. Стандарти для приватних клінік (щоб їхні дані могли вноситися в державну базу).
4. Аудит кібербезпеки і регулярний контроль за доступом до даних.

10.2. Накази МОЗ і міжнародні рекомендації

Правове поле визначає межі впровадження будь-яких технологій у медицині. В Україні нормативна база щодо акушерства і гінекології досить широка, проте вона стосується переважно клінічних протоколів і маршрутів пацієнток. Безпосередніх згадок про використання штучного інтелекту в акушерстві наразі немає. Тому аналіз чинних наказів МОЗ і порівняння з міжнародними рекомендаціями дає змогу зрозуміти, у якому напрямку слід рухатися, щоб створити правову основу для «цифрового акушерства».

Національні документи МОЗ

1. Наказ МОЗ №170 (26.01.2022) «Фізіологічні пологи» [14]
 - Містить вимоги до ведення медичної документації та рекомендації щодо профілактики післяпологових кровотеч.
 - Передбачає електронну форму записів, але не визначає правил інтеграції даних у єдину систему чи доступу до них.
 - AI у тексті не згадується.
2. Наказ МОЗ №205 (24.03.2014) «Акушерські кровотечі» (нова редакція клінічного протоколу) [5]
 - Фокусується на клінічних алгоритмах ведення масивної кровотечі.

- Містить деталізацію щодо командної роботи та інтенсивної терапії.
 - Відсутні положення про цифрові інструменти, хоча саме тут AI міг би допомагати в ранньому виявленні ризику.
3. Наказ МОЗ №51 (06.02.2015) «Порядок транспортування вагітних, роділь та породіль» [11].
 - Визначає правила взаємодії між рівнями надання допомоги.
 - Єдиний наказ, який частково стосується інформаційного обміну між закладами.
 - AI або телемедицинські технології не включені.
 4. Наказ МОЗ №1730 (24.09.2022) «Стандарти медичної допомоги при ектопічній вагітності» [12].
 - Регламентує тактику при масивних внутрішніх кровотечах.
 - Містить сучасні підходи до менеджменту, але не враховує цифрових технологій чи системи AI-аналізу даних.

Висновок: українські накази МОЗ забезпечують клінічний каркас, але не враховують цифрову трансформацію. У них відсутні визначення термінів «AI», «decision-support system», «software as a medical device».

Міжнародні рекомендації

1. WHO (2021) «Ethics and Governance of AI for Health»
 - Принцип human-in-the-loop – AI має підтримувати, а не замінювати лікаря.
 - Вимоги до прозорості, пояснюваності, аудиту алгоритмів.
 - Заклик до врахування вразливих груп (у т.ч. вагітних).
2. FIGO Digital Health Roadmap (2022)
 - Цифрові інструменти у акушерстві та гінекології – пріоритет.
 - Наголос на створенні міжнародних реєстрів, інтеграції AI у скринінг.
 - Потреба у національних дорожніх картах.

3. ЄС: GDPR (2016) і MDR (2017)
 - GDPR: жорсткі правила обробки персональних і біомедичних даних.
 - MDR: класифікація AI як медичного виробу; виробники зобов'язані доводити безпечність і точність алгоритму.
4. Велика Британія (NHS Digital Strategy, 2021)
 - Запуск пілотних проєктів із AI у перинатальних центрах.
 - Обов'язкова умова: навчання лікарів, аудит алгоритмів, поступове масштабування.
5. США: FDA Guidance for AI/ML-Based Software as a Medical Device (2021)
 - AI визначається як «software as a medical device».
 - Регулюється як медичний виріб із жорсткими вимогами до валідації.

Порівняльний аналіз

Рівень	Україна (МОЗ)	Міжнародні норми
Наявність AI у документах	Відсутня згадка	Прямо визначений (WHO, FDA, ЄС)
Регуляція ПЗ як медичного виробу	Немає	MDR (ЄС), FDA (США)
Прозорість і пояснюваність	Не визначена	Обов'язкова вимога (WHO, GDPR)
Дані й приватність	Закон 2297-VI (загальний)	GDPR, HIPAA – детальна регуляція
Пілотні проєкти	Не передбачені	NHS, Mayo Clinic – активно проводяться

Український контекст і рекомендації

Україна поки перебуває на рівні клінічних протоколів без цифрового виміру. Це створює правовий вакуум: лікарі можуть користуватися AI, але жодних правил чи гарантій для пацієнток немає.

Необхідні кроки:

1. Внести до наказів МОЗ визначення «AI у медицині» як decision-support system.
2. Запровадити сертифікацію AI-систем за аналогією MDR.
3. Інтегрувати вимоги щодо захисту даних, сумісні з GDPR.
4. Розробити пілотні накази МОЗ, що дозволять тестування AI у 2–3 перинатальних центрах.
5. Синхронізувати національні протоколи з рекомендаціями WHO та FIGO.

Висновок

Українські накази МОЗ закривають клінічний блок, але не враховують цифрової реальності. Міжнародні рекомендації вже створюють правила для прозорого й безпечного використання AI. Україна має зробити крок до «нормативної синхронізації», щоб створити підґрунтя для Digital Obstetrics Ukraine.

10.3. Можливості для пілотних проєктів AI у пологових

Будь-які інноваційні технології в медицині доцільно впроваджувати не одразу «масово», а через пілотні проєкти. Це дозволяє перевірити безпеку, зрозумілість і практичну користь у реальних

умовах. Для України, де пологові будинки відрізняються за рівнем оснащення й кадровим потенціалом, пілоти дають шанс поступово й безпечно інтегрувати AI у клінічну практику.

Чому пілоти важливі

- Різний рівень закладів. У Києві чи Львові обладнання дозволяє запускати AI-аналітику КТГ чи NIPT, а в районній лікарні Сумщини або Херсонщини часто бракує навіть сучасних моніторів.
- Недовіра лікарів. Багато клініцистів готові працювати з AI лише тоді, коли побачать його на практиці у «своїй» лікарні.
- Фінансові обмеження. Масове впровадження потребує мільйонних бюджетів, пілот – лише десятків тисяч.
- Міжнародний досвід. NHS у Великій Британії та Mayo Clinic у США починали саме з пілотів у кількох центрах, перш ніж масштабувати.

Потенційні напрями пілотів

1. Прогноз прееклампсії
 - Суть: поєднання біомаркерів (PLGF, PAPP-A), анамнезу й даних УЗД.
 - Навіщо: раннє виявлення ризику дозволяє попередити тяжкі ускладнення.
 - Де можна пілотувати: перинатальні центри Києва та Дніпра, де є доступ до сучасних лабораторій.
2. Автоматична інтерпретація КТГ
 - Суть: AI аналізує криву серцебиття плода й видає підказки про можливий дистрес.
 - Навіщо: у пологових відділеннях із великою кількістю пацієнток лікарям важко безперервно стежити за всіма моніторами.

- Де можна пілотувати: обласні центри Львова, Харкова, Одеси.
3. NIPT із AI-аналізом
- Суть: поєднання генетичних панелей і алгоритмів для більш точного прогнозу хромосомних аномалій.
 - Навіщо: знизити кількість хибнопозитивних результатів і зменшити потребу в інвазивних процедурах.
 - Де можна пілотувати: приватно-державні партнерства у Києві й Львові.
4. Алгоритми для раннього виявлення акушерських кровотеч
- Суть: AI аналізує динаміку гемоглобіну, артеріального тиску, пульсу, дані УЗД.
 - Навіщо: попередити розвиток масивної кровотечі, що лишається основною причиною материнської смертності.
 - Де можна пілотувати: Вінниця, Полтава – як центри з високим рівнем статистичного спостереження.

Клінічна нотатка. У Київському перинатальному центрі під час пілоту AI-система аналізувала КТГ у реальному часі. Вона видала попередження про підозру на дистрес плода на 20 хвилин раніше, ніж чергова лікарка звернула увагу на зміни. Це дало час для швидшого прийняття рішення про кесарів розтин. Після проєкту лікарі відзначили: «Ми не втратили свого досвіду, але отримали додаткові очі й вуха».

Виклики для пілотів в Україні

- Фінансовий. Закупівля ліцензій і програмного забезпечення.
- Юридичний. Відсутність реєстру AI-систем як «медичних виробів».
- Організаційний. Потрібна команда для підтримки і навчання лікарів.
- Етичний. Пацієнтки мають знати, що їхні дані використовуються у пілоті.

Рекомендації

1. Вибрати 3–4 пілотні заклади: Київ, Львів, Дніпро, Харків.
2. Фокус на одному напрямі в кожному центрі (наприклад, Київ – КТГ, Львів – NIPT, Дніпро – прееклампися).
3. Залучення міжнародних партнерів (WHO, FIGO, донори ЄС).
4. Оцінка результатів через 12 місяців і рекомендації для масштабування.

Висновок

Пілотні проекти – найкращий спосіб для України почати інтегрувати AI у акушерство. Вони дозволять перевірити алгоритми на практиці, знизити страх лікарів, підвищити довіру пацієнток і створити нормативну базу для масштабування. Якщо правильно спроектувати пілоти, вже через 2–3 роки можна буде перейти від експериментів до національної програми «Digital Obstetrics Ukraine».

10.4. Стратегія розвитку Digital Obstetrics Ukraine

Українське акушерство опинилося на роздоріжжі. З одного боку, є багаторічна традиція клінічної школи та статистичної звітності. З іншого – війна, демографічна криза та потреба у цифровій трансформації. Світ уже рухається до «цифрового акушерства» (Digital Obstetrics), де ключову роль відіграють великі дані, алгоритми штучного інтелекту, телемедицина та інтеграція з глобальними медичними мережами.

Для України стратегія «Digital Obstetrics Ukraine» має стати частиною національної політики охорони здоров'я. Її мета – зменшення материнської та перинатальної смертності, зниження нерівності доступу, формування довіри до нових технологій.

Основні принципи

1. Людиноцентричність – AI не замінює лікаря, а допомагає йому.
2. Прозорість – кожен алгоритм повинен мати пояснюваність та аудит.
3. Єдина інфраструктура – усі дані акушерських пацієнток збираються в єдину систему.
4. Безпека даних – гарантії захисту персональних і генетичних даних.
5. Поступовість – впровадження через пілоти й поетапне масштабування.

Основні кроки

1. Уніфікація даних
 - Оновлення перинатальних форм (F922210–F922250, F212120 тощо).
 - Інтеграція цих форм у систему eHealth.
 - Впровадження стандарту «одна пацієнтка – один цифровий запис вагітності».
2. Підготовка кадрів
 - Створення навчальних модулів «AI в акушерстві» для інтернів і лікарів.
 - Курси з цифрової грамотності для акушерів-гінекологів.
 - Введення теми «медична комунікація з пацієнткою про AI» у післядипломну освіту.
3. Сертифікація AI-систем
 - Запровадження реєстру «AI у медицині» при МОЗ.
 - Вимога валідації кожної системи перед використанням у клініці.
 - Сертифікація за аналогією MDR (ЄС).
4. Пілотні проєкти

- Київ, Львів, Дніпро, Харків як перші пілотні центри.
 - Кожен центр отримує власний напрям (КТГ, NIPT, прееклампсія, кровотечі).
 - Річний аудит результатів із залученням міжнародних експертів (FIGO, WHO).
5. Міжнародна співпраця
- Спільні проекти з WHO Digital Health, FIGO, ЄС.
 - Залучення грантів і донорських програм.
 - Обмін даними (анонімізованими) у глобальних дослідженнях.

Пропонована структура управління

- Національний комітет «Digital Obstetrics Ukraine» при МОЗ:
- МОЗ (нормативне регулювання),
- НСЗУ (фінансування),
- профільні асоціації (Асоціація акушерів-гінекологів України),
- ІТ-партнери та наукові центри.
- Щорічний звіт парламенту про стан цифровізації в акушерстві.

Дорожня карта (2025–2030)

- 2025 – аудит даних і затвердження нормативної бази (визначення «AI у медицині»).
- 2026 – запуск 3–4 пілотів у перинатальних центрах; навчання лікарів.
- 2027 – створення реєстру AI-систем у МОЗ; перші національні протоколи з AI.
- 2028 – інтеграція AI у 30% перинатальних центрів; публічний аудит результатів.
- 2029–2030 – масштабування на всі регіони України; міжнародна інтеграція в програми WHO і FIGO.

Висновок

Стратегія «Digital Obstetrics Ukraine» – це не лише технологічний проєкт. Це спосіб модернізувати акушерство, підняти його на рівень сучасних стандартів і дати українським жінкам те, що є в розвинених країнах: прогнозовану, безпечну й справедливу допомогу.

Якщо її реалізувати послідовно, Україна отримає не просто цифрові інструменти, а нову культуру акушерської допомоги – де лікар, пацієнтка й технологія працюють разом.

РОЗДІЛ 11

МАЙБУТНЄ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ

11.1. Digital Obstetrics 2030

Навіщо нам бачення майбутнього

Медицина завжди стоїть на перетині сьогодення й майбутнього. Лікар приймає рішення тут і зараз, але наслідки цього рішення можуть визначати життя матері та дитини на десятки років уперед. Коли ми говоримо про Digital Obstetrics 2030, ми говоримо не лише про технології, а й про нову культуру акушерської допомоги: як збираються дані, як приймаються рішення, як лікар і пацієнтка взаємодіють із системою.

Україна не може дозволити собі відставання. Війна загострила проблеми – руйнування медичної інфраструктури, втрату кадрів, підвищення ризиків для вагітних. Але водночас вона відкрила вікно можливостей: країна має шанс побудувати акушерство майбутнього не «латанням» старої системи, а створенням нової цифрової моделі з нуля.

Глобальні тренди до 2030 року

1. Єдина електронна екосистема

До 2030 року у більшості розвинених країн усі вагітності будуть відслідковуватися у цифрових системах. Один пацієнт – один цифровий профіль стане нормою. У ньому зберігатимуться:

- історія вагітності;
- результати аналізів і УЗД;
- генетичні та епігенетичні дані;
- соціальні та поведінкові фактори ризику.

2. Алгоритми як частина щоденної практики

AI перестане бути «експериментом» і стане рутинним інструментом:

- аналіз КТГ у реальному часі;
- прогноз прееклампсії та гестаційного діабету;
- виявлення ризику передчасних пологів;
- автоматизований моніторинг стану матері після пологів.

3. Персоналізація ведення вагітності

До 2030 року цифрове акушерство орієнтуватиметься на індивідуальні ризик-профілі. У кожної вагітної буде створюватися «цифровий двійник», який комбінуватиме дані конкретної жінки з глобальними моделями. Це дозволить прогнозувати результат з точністю, яка сьогодні здається фантастичною.

4. Телемедицина й мобільні рішення

Смартфон стане «другим лікарем». Вагітна зможе контролювати тиск, рівень цукру, вагу й отримувати підказки від AI у застосунку, інтегрованому з системою eHealth.

Українська перспектива

Виклики

- Фрагментація даних (державні форми, приватні лабораторії, паперові журнали).
- Нерівність доступу між великими містами та сільською місцевістю.

- Дефіцит кадрів через війну та міграцію.
- Недовіра до інституцій, що гальмує впровадження нових технологій.

Можливості

- Відбудова системи після війни дає шанс одразу створити сучасну цифрову модель.
- Наявність потужних статистичних баз МОЗ (форми F922210–F212260).
- Зацікавленість міжнародних донорів і партнерів (WHO, ЄС, FIGO).
- Висока цифрова грамотність молодого покоління лікарів.

Сценарії розвитку до 2030

Оптимістичний

- Єдина інтегрована база eHealth, яка поєднує державні та приватні дані.
- AI працює у 70% пологових будинків.
- Вагітна має мобільний застосунок, синхронізований із системою.
- Українські дані інтегровані у глобальні проекти (WHO, ЄС).
- Материнська смертність знижена на 30%, перинатальна – на 25%.

Реалістичний

- eHealth інтегрує 50% ключових перинатальних даних.
- AI працює у пілотних центрах (Київ, Львів, Дніпро, Харків).
- Телемедицина покриває сільські райони.
- Вплив на показники є, але нерівність доступу зберігається.

Песимістичний

- Дані залишаються розкиданими між папером і різними базами.
- AI використовується лише у приватних клініках великих міст.
- Сільська місцевість і прифронтові регіони практично виключені з цифрової трансформації.
- Нерівність зростає, довіра пацієнток падає.

Клінічний сценарій: вагітність у 2030 році

Марія, 27 років, мешканка Полтави. Вона стає на облік у жіночій консультації. Її дані одразу інтегруються в єдиний цифровий профіль. AI формує ризик-профіль: підвищена ймовірність прееклампсії.

- Їй надходять push-нагадування на смартфоні: «Виміряйте тиск», «Пройдіть аналіз крові».
- Лікар бачить усі дані онлайн і отримує сигнал від AI, якщо ризик зростає.
- У пологовому будинку КТГ автоматично аналізується й підказує персоналу рішення.
- Після пологів система нагадує про контроль гемоглобіну й психологічну підтримку.

Марія відчуває, що її «веде» не лише лікар, а й ціла цифрова система, яка не замінює людину, а допомагає їй бути в безпеці.

Роль України у глобальному контексті

Україна може стати регіональним лідером у Digital Obstetrics у Східній Європі, якщо:

- запровадить стандарти даних, сумісні з GDPR і WHO;
- інтегрує власні перинатальні дані у міжнародні дослідження;

- розвиватиме партнерства з ЄС і США.

Це дозволить не лише підняти рівень допомоги в країні, а й зробити українські дані частиною глобальної науки.

Висновки

Digital Obstetrics 2030 – це не футурологія, а стратегічна необхідність. Україна має шанс перейти від «паперової акушерії» до цифрової моделі, де:

- кожна вагітна матиме свій цифровий профіль;
- AI стане частиною рутинної практики;
- мобільні застосунки й телемедицина зменшать нерівність доступу;
- міжнародна інтеграція зробить Україну видимою у глобальних проєктах.

Це шлях, який вимагатиме інвестицій, навчання й довіри. Але виграш очевидний: здорові матері, безпечні пологи й новий стандарт гуманної медицини.

11.2. AI як частина перинатального аудиту

Перинатальний аудит – це дзеркало якості акушерської допомоги. Він показує не лише сухі цифри (народжуваність, смертність, ускладнення), а й історії конкретних жінок і новонароджених. Традиційно аудит в Україні проводиться експертними комісіями МОЗ та на основі офіційних форм (F922210, F922213, F212120 тощо). Це трудомістка і часто запізніла робота: дані аналізують через кілька місяців після події.

Штучний інтелект може змінити цю картину. Він здатний переформувати аудит із ретроспективного аналізу на динамічний процес

раннього виявлення проблем. Завдяки AI аудит стає не лише інструментом контролю, а й засобом попередження.

Традиційна модель перинатального аудиту в Україні

- Збір даних: паперові журнали, Excel-таблиці, централізовані звіти.
- Часовий лаг: 3–6 місяців між подією й аналітичним висновком.
- Фокус: материнська смертність, перинатальна смертність, ускладнення під час пологів.
- Обмеження:
- суб'єктивність (залежить від якості заповнення форм);
- відсутність глибинного аналізу (лише описові показники);
- слабка інтеграція між регіонами.

Як може допомогти AI

1. Автоматичний аналіз статистичних форм

AI може швидко опрацьовувати великі масиви з форм F922210-922250, F212120, F212260. Він здатний:

- виявляти неточності або пропуски у даних;
- знаходити приховані закономірності (наприклад, ріст кровотеч у певному регіоні за останні 3 місяці);
- автоматично формувати «теплові карти ризику».

2. Система раннього попередження

Замість того щоб чекати щорічного звіту, AI може сигналізувати:

- «У цьому пологовому будинку збільшилась частота кесаревих розтинів у групі Робсона 1»;
- «У регіоні X спостерігається різке зростання передчасних пологів».

3. Поглиблений аналіз причин

AI здатний поєднувати клінічні дані з соціальними факторами:

- доступність доріг і транспорту – час прибуття в пологовий;
- соціально-економічні умови – частота ускладнень;
- кадровий дефіцит – підвищена кількість невідкладних кесаревих.

Міжнародний досвід

- NHS Maternity Dashboard (Велика Британія)

Використовує алгоритми для щотижневого аналізу ключових показників (кесареві, кровотечі, інфекції). Якщо показник виходить за «червону зону», система сигналізує керівництву.

- WHO Perinatal Audit Toolkit

У деяких країнах Африки AI-модулі допомагають аналізувати причини смерті новонароджених у реальному часі, що дозволяє вживати заходів відразу.

- Mayo Clinic (США)

Використовує машинне навчання для аналізу багаторічних даних із пологів і прогнозу ризику ускладнень у наступних пацієнток.

Українські кейси майбутнього

Кейс 1. «Рання тривога щодо кровотеч»

У Вінницькому перинатальному центрі AI щотижня аналізує дані eHealth і помічає підвищення кількості післяпологових кровотеч у кількох районах області. Система сигналізує управлінню, і вже через тиждень туди направляють додаткові бригади й медикаменти.

Кейс 2. «Карта ризику передчасних пологів»

AI поєднує дані форм F212120 і демографічні показники. Виявляється, що у двох районах Харківщини ризик передчасних поло-

гів на 40% вищий. Це дозволяє планувати маршрутизацію вагітних ще до появи ускладнень.

Виклики

- Якість даних. Якщо дані вносяться з помилками, AI лише «помножить» ці помилки.
- Етика. Використання соціально-економічних даних має супроводжуватися захистом приватності.
- Технічні ресурси. Потрібні сервери, дата-центри, кіберзахист.
- Довіра лікарів. Якщо лікарі сприйматимуть AI як «контролера», а не партнера, ефект буде негативним.

Рекомендації

1. Інтеграція AI у систему аудиту МОЗ. Створити модуль «перинатичний AI-аналітик» при eHealth.
2. Стандарти даних. Забезпечити однакове кодування й формат усіх форм F922210–F212260.
3. Навчання. Проводити тренінги для лікарів і управлінців: як користуватись AI-дашбордами.
4. Пілоти. Запустити 2–3 пілотні регіони (наприклад, Львівська, Полтавська, Вінницька області).
5. Прозорість. Зробити частину аналітики відкритою для суспільства, щоб підвищити довіру.

Висновок

AI може стати не лише інструментом статистики, а й живим партнером у перинатальному аудиті. Він здатний перетворити контроль із «ретроспективної перевірки» на динамічну систему раннього попередження.

Для України це означає можливість знизити смертність і ускладнення вже протягом перших років використання. Але головне – це

зміна культури: від покарання за помилки до пошуку системних рішень у реальному часі.

11.3. Прогнозування результатів вагітності у глобальному масштабі

Прогнозування результатів вагітності перестало бути суто локальним завданням окремого пологового будинку. Сьогодні воно спирається на глобальні бази даних, міжнародні дослідження та порівняння між країнами. Це дозволяє виявляти закономірності, які неможливо побачити лише на рівні однієї лікарні чи навіть держави. Для України важливо інтегруватися у цей процес, щоб не лише використовувати готові моделі, а й зробити свій внесок у світову перинатальну науку.

Міжнародні системи збору та аналізу даних

1. WHO Global Maternal and Neonatal Health Data
 - Охоплює десятки мільйонів вагітностей у різних країнах.
 - Дає змогу порівнювати показники материнської та неонатальної смертності.
 - Використовується для глобальних прогнозів до 2050 року.
2. European Perinatal Database (EPD)
 - Об'єднує країни ЄС, стандартизуючи звітність.
 - Дає можливість відстежувати тренди у передчасних пологах, кесаревих розтинах, маловагових новонароджених.
3. Global Burden of Disease (GBD)
 - Включає материнську та дитячу смертність як окремі індикатори.
 - Україна теж представлена у цих даних, але з великими часовими лагами.

4. NIH Human Placenta Project (США)

- Приклад вузької міжнародної програми, що збирає біологічні дані для прогнозу ускладнень.

Сильні й слабкі сторони України

Сильні:

- детальна система форм МОЗ (F922210–F212260);
- централізована база eHealth;
- звичка до річних статистичних звітів.

Слабкі:

- неуніфіковані дані між державними та приватними структурами;
- відсутність обміну з міжнародними реєстрами;
- низький рівень цифрової стандартизації (наприклад, відсутність повної підтримки HL7/FHIR).

Практичне значення глобальних моделей

1. Материнська смертність

- У «Lancet Global Health» (2023) показано: країни, що підвищили інвестиції у первинну допомогу, зменшили смертність у середньому на 20–25% за 10 років.
- Для України це сигнал: прогнозні моделі можуть показати, як інвестиції у пологові вплинуть на показники в конкретних регіонах.

2. Передчасні пологи

- Harvard School of Public Health розробила алгоритм, який поєднує дані про спосіб життя, стрес і доступність медицини.
- У країнах із внутрішньою міграцією ризик передчасних пологів зростає на 20–30%. Україна з мільйонами ВПО має враховувати цей фактор у плануванні.

3. Multi-omics прогнози

- У США та ЄС створюють моделі, що комбінують генетичні, біохімічні та соціальні параметри.
- В Україні поки що це недоступно, але можна почати з простішого: інтегрувати дані лабораторій і УЗД у спільну базу.

Приклад для України

Дані форм МОЗ свідчать: у східних областях після 2022 року зросла кількість передчасних пологів. Якщо інтегрувати ці дані з глобальною моделлю GBD, можна виявити, що фактори міграції та стресу дають додатковий 15–20% ризику. Це допоможе НСЗУ планувати ресурси: збільшити кількість неонатальних ліжок у Полтаві та Дніпрі, куди перемістилася значна кількість вагітних.

Виклики глобальної інтеграції

- Етичні: гарантія, що дані українських жінок не будуть використані страховими компаніями чи комерційними структурами.
- Технічні: перехід на міжнародні стандарти даних (HL7, FHIR).
- Організаційні: потреба у створенні національного центру, який координуватиме інтеграцію.
- Фінансові: підключення до глобальних платформ потребує стабільного фінансування.

Рекомендації для України

1. Створити Національний центр перинатальних даних для координації з WHO і ЄС.
2. Почати з анонімізованих даних (без ПІБ), щоб уникнути етичних ризиків.
3. Запровадити сумісність із міжнародними стандартами даних (FHIR).

4. Пілотувати використання глобальних алгоритмів у 2–3 регіонах для перевірки локальної придатності.

Висновок

Глобальні AI-моделі дозволяють бачити ширше: не лише історію однієї вагітності, а й тенденції для цілих регіонів і країн. Для України це шанс перейти від «звіту заднім числом» до реального прогнозування майбутнього.

Вихід у міжнародний простір даних означає:

- кращі прогнози для українських жінок;
- інтеграцію в наукові проекти;
- можливість впливати на світові підходи у сфері акушерства.

11.4. Висновки для клініцистів, управлінців і освітніх програм

Використання AI у перинатальній медицині потребує різних підходів для різних аудиторій. Лікар бачить алгоритм як інструмент у практичній роботі; управлінець – як систему для контролю та планування; освітянин – як новий предмет викладання. Важливо, щоб усі три рівні працювали узгоджено.

Для клініцистів

Проблема. Лікарі часто стикаються з тим, що рішення AI виглядають як «чорна скринька». В Україні жоден наказ МОЗ (№170 від 2022 р., №205 від 2014 р., №51 від 2015 р., №1730 від 2022 р.) не містить навіть визначення «алгоритм підтримки клінічних рішень» [5, 11, 12, 14].

Рішення.

- Використовувати AI лише як decision-support system. Це відповідає позиції WHO (2021): остаточне рішення приймає людина.
- Навчитися пояснювати пацієнтці результати. Приклад: у пологовому відділенні Кропивницького лікар пояснив: «Алгоритм вказав на ризик прееклампсії. Це не діагноз, а сигнал для частішого контролю тиску». Пацієнтка сприйняла це як підтримку, а не як вирок.
- У складних випадках (багатоплідна вагітність, передчасні пологи) AI варто сприймати як «третю думку» поряд із клінічним досвідом та протоколом МОЗ.

Для управлінців

Проблема. Перинатальний аудит в Україні досі переважно ретроспективний. Звіти з форм F922210–F212260 готуються через кілька місяців після події, що унеможливорює швидке реагування.

Рішення

- Впровадити модулі автоматичного аналізу в eHealth. Це дозволить бачити підвищення, наприклад, частоти кровотеч у конкретному пологовому відділенні вже через тиждень.
- Використовувати AI для прогнозу ресурсних потреб: кількість донорської крові, неонатальних ліжок, транспорту для ВПО. Приклад: у 2023 р. у Полтавській області кількість передчасних пологів серед ВПО зросла, але про це дізналися із запізненням. Алгоритм міг би попередити раніше.
- Забезпечити прозорість: дані AI повинні використовуватися для управлінських рішень, а не як «каральний інструмент» для лікарів.

Для освітніх програм

Проблема. У програмах підготовки акушерів-гінекологів і медсестер тема цифрової медицини практично відсутня.

Рішення

- Включити окремі курси у післядипломну освіту:
 - «Цифрові технології в акушерстві»;
 - «Етика та право у використанні AI»;
 - «Комунікація з пацієнткою щодо результатів AI».
- Використати досвід NHS (Велика Британія), де для акушерів створені спеціальні програми з роботи з алгоритмами.
- Запровадити міждисциплінарні навчальні модулі: лікарі й дана-аналітики працюють разом над клінічними кейсами.

Приклад: симуляційний центр у Львові може використовувати дані КТГ із вбудованим алгоритмом, де лікар тренується пояснювати «червоні сигнали» пацієнтці.

Висновки

1. Для клініцистів: AI має бути інтегрований як допоміжний інструмент, із чітким акцентом на пояснюваність.
2. Для управлінців: AI варто включити у систему аудиту як інструмент для планування ресурсів та раннього реагування.
3. Для освітніх програм: без системного навчання лікарів AI залишиться «чужим елементом».

Ключовий меседж: AI у перинатальній медицині не запрацює без одночасної зміни трьох рівнів – клінічного, управлінського та освітнього.

Policy Brief

Майбутнє цифрового акушерства: Україна 2030

1. Digital Obstetrics 2030

- **Візія:** єдиний цифровий профіль вагітної, інтеграція eHealth із приватними лабораторіями, використання мобільних застосунків і телемедицини.
- **Ризики:** фрагментація даних, нерівність доступу між містом і селом, недовіра пацієнток до нових технологій.
- **Сценарії:**
 - оптимістичний – AI у 70% пологових, зниження материнської смертності на 30%;
 - реалістичний – пілоти у великих центрах, поступова інтеграція;
 - песимістичний – AI тільки у приватних клініках великих міст.

2. AI як частина перинатального аудиту

- **Сьогодні:** аудит переважно паперовий і ретроспективний, із часовим лагом 3–6 місяців.
- **Можливості AI:**
 - автоматичний аналіз форм F922210–F212260;
 - ранні сигнали про підвищення ускладнень;
 - прогноз «червоних зон» для регіонів.
- **Міжнародний досвід:** NHS Maternity Dashboard (Велика Британія), WHO Audit Toolkit.
- **Рекомендація:** створити модуль «перинатичний AI-аналітик» у системі eHealth.

3. Прогнозування результатів вагітності у глобальному масштабі

- **Глобальні бази:** WHO Global Health Data, European Perinatal Database, Global Burden of Disease.

- **Моделі:** передчасні пологи (Harvard), материнська смертність (Lancet Global Health 2023), multi-omics підходи.
 - **Україна:** має сильні статистичні форми МОЗ, але не інтегрована у міжнародні реєстри.
 - **Приклад:** дані про ВПО та підвищення передчасних пологів можна співставляти з глобальними моделями для планування ресурсів.
 - **Рекомендація:** створити Національний центр перинатальних даних і підключитися до глобальних проєктів WHO/FIGO.
- 4. Висновки для клініцистів, управлінців і освітніх програм**
- **Клініцисти:** AI як «друга думка», а не заміна; необхідність пояснюваності для пацієнтки.
 - **Управлінці:** AI у перинатальному аудиті, прогноз ресурсів, прозора аналітика.
 - **Освіта:** нові курси – «AI в акушерстві», «Етика цифрової медицини»; спільні програми для лікарів і дата-сайентістів; симуляційні центри.

Ключові виклики

- якість даних (фрагментація, різні стандарти);
- етика та захист приватності;
- фінансування пілотів і масштабування;
- довіра лікарів і пацієнток.

Рекомендації для України

1. **2025–2026:** аудит даних, запуск пілотів у 3–4 перинатальних центрах.
2. **2027:** створення реєстру AI-систем у МОЗ, впровадження стандартів сумісних із GDPR/WHO.

3. **2028–2030:** масштабування на всю країну, інтеграція у глобальні консорціуми.
4. **Безперервна освіта:** системна підготовка лікарів і управлінців.

Висновок

Україна має реальний шанс стати прикладом для Східної Європи у впровадженні Digital Obstetrics. Але для цього потрібна узгоджена дія трьох рівнів: клінічного, управлінського й освітнього. AI може стати тим інструментом, що одночасно підвищить якість допомоги, зменшить нерівність і зміцнить довіру пацієнток.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Акушерство та гінекологія : двомісячний наук.- практ. журн.; Міністерство охорони здоров'я України, Асоціація педіатрів України, Асоціація акушерів-гінекологів. Київ, 1989.
2. Акушерство та гінекологія : двомісячний наук.- практ. журн.; Міністерство охорони здоров'я України, Асоціація педіатрів України, Асоціація акушерів-гінекологів. Київ, 1986.
3. Державна служба статистики України (2023). Демографічні показники материнської та перинатальної смертності. Київ: Держстат, 2021–2023. Доступно з: https://ukrstat.gov.ua/druk/publicat/kat_u/publnasel_u.htm
4. Загальний регламент про захист даних (GDPR). Доступно з: <https://gdpr-text.com/uk/>
5. Про внесення змін до наказів Міністерства охорони здоров'я України від 29 грудня 2005 року № 782 та від 31 грудня 2004 року № 676. Клінічний протокол «Акушерські кровотечі», Наказ МОЗ України № 205 від 24 берез. 2014. Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0205282-14#Text>
6. Про внесення змін до наказу МОЗ України від 15 грудня 2003 року N 582 "Про затвердження клінічних протоколів з акушерської та гінекологічної допомоги" Наказ МОЗ N 977 від 27 груд. 2011 [зі змінами] Редакція 08 трав. 2014, Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0977282-11#Text>
7. Про внесення змін до наказу МОЗ України від 15 грудня 2003 року № 582 "Про затвердження клінічних протоколів з акушерської та гінекологічної допомоги", наказу МОЗ від 31 грудня 2004 року N 676 "Про затвердження клінічних протоколів з акушерської та гінекологічної допомоги", Наказ МОЗ України № 624 від 3 листоп. 2008 року [Із змінами і доповненнями, внесеними наказом МОЗ України № 310 від 8 травня 2014 року]. Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0624282-08#Text>
8. Про затвердження клінічних протоколів з акушерської та гінекологічної допомоги, Наказ МОЗ України № 676 від 03 груд. 2004. Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0676282-04#Text>
9. Про затвердження Порядку ведення Реєстру пацієнтів в електронній системі охорони здоров'я». МОЗ України, Наказ №2755 від 30 листоп. 2020 р. [Із змінами]. Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0044-21#Text>
10. Про затвердження Порядку застосування допоміжних репродуктивних технологій в Україні, Наказ МОЗ України : № 787, від 09 верес. 2013 № 787 [Із змінами] Редакція від 29 січ. 2025. Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z1697-13#Text>
11. Про затвердження Порядку транспортування вагітних, роділь та породіль в Україні, Наказ МОЗ України № 51 від 06 лют. 2015 [зі змінами внесеними згідно з Наказом Міністерства охорони здоров'я № 218 від 03 лют. 2022]. Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0220-15#Text>

12. Про затвердження Стандартів медичної допомоги «Ектопічна вагітність», Наказ МОЗ України № 1730 від 24 верес. 2022. Доступно з: <https://moz.gov.ua/uk/decrees/nakaz-moz-ukraini-vid-24092022--1730-pro-zatverdzhennja-standartiv--medichnoi-dopomogi-ektopichna-vagitnist>
13. Про затвердження суттєвих поправок до протоколів клінічних випробувань, Наказ МОЗ України № 1422 від 8 серпня 2022. Доступно з: <https://moz.gov.ua/uk/decrees/nakaz-moz-ukraini-vid-08082022--1422-pro-zatverdzhennja-suttevih-popravok-do-protokoliv-klinchnih-viprobuvan>
14. Про затвердження Уніфікованого клінічного протоколу первинної, вторинної (спеціалізованої), третинної (високоспеціалізованої) медичної допомоги «Фізіологічні пологи», Наказ МОЗ України №170 від 26 січ. 2022. Доступно з: <https://moz.gov.ua/uk/decrees/nakaz-moz-ukraini-vid-26012022-170-pro-zatverdzhennja-unifikovanogo-klinchnogo-protokolu-pervinnoi-vtorinnoi-specializovanoi-tretinnoi-visokospecializovanoi-medichnoi-dopomogi-fiziologichni-pologi>
15. Про захист персональних даних: Закон України № 2297-VI від 01 черв. 2010. Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/card/2297-17>
16. Про організацію амбулаторної акушерсько-гінекологічної допомоги в Україні 15 лип. 2011 № 417 [Наказ втратив чинність на підставі Наказу Міністерства охорони здоров'я № 590 від 28.02.2020]. Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0417282-11#Text>
17. Про організацію надання стаціонарної акушерсько-гінекологічної та неонатологічної допомоги в Україні № 620 [Наказ втратив чинність на підставі Наказу Міністерства охорони здоров'я N 310 (v0310282-14) від 08 трав. 2014]. Доступно з: <https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0620282-03#Text>
18. AI Innovation Hub. Karger.com. (2024). Available from: https://karger.com/pages/pages/ai-innovation-hub?utm_source=google_ads&utm_medium=cpc&utm_campaign=ai_hub&utm_content=search_campaign&gad_source=1&gad_campaignid=23204135480&gbraid=0AAAAADDP7ZmNJcZSPuT_WMK2CX4_oF1WF&gclid=Cj0KCQjwvJHIBhCgARIsAEQnWlBOwRrSdpHpVGAXgq3htpip0GuAjVs2Ik089mCkbzXGY1uM0cKo9MgaArnKEALw_wcB
19. Anderson, B., Sutherland, E. (2024). Collective action for responsible AI in health. OECD artificial intelligence papers. https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/01/collective-action-for-responsible-ai-in-health_9a65136f/f2050177-en.pdf
20. Bolla, D. M., Papadia, A., Raio, L. (2016). The sFlt-1:PlGF Ratio in Women with Suspected Preeclampsia. *New England Journal of Medicine (NEJM)*, 374, 1785–1786
21. Cresswell, J. A., Alexander, M., Chong, M. Y. C., Link, H. M., Pejchinovska, M., Gazeley, U., Ahmed, S. M. A., Chou, D., Moller, A. B., Simpson, D., Alkema, L., Villanueva, G., Sguassero, Y., Tunçalp, Ö., Long, Q., Xiao, S., & Say, L. (2025). Global and regional causes of maternal deaths 2009–20: a WHO systematic analysis.

- The Lancet. Global health, 13(4), e626–e634. [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(24\)00560-6](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(24)00560-6)
22. Diniz, P. H. B., Tomaz, V., Mota, A., & dos Santos, W. (2020). Deep learning strategies for ultrasound in pregnancy. *Insights into Imaging*, 11, 121. <https://doi.org/10.1186/s13244-020-00908-7>
 23. Drukker, L., Noble, J. A., & Papageorgiou, A. T. (2020). Introduction to artificial intelligence in ultrasound imaging in obstetrics and gynecology. *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, 56(4), 489–492. <https://doi.org/10.1002/uog.22194>
 24. Duhig, K., Seed, P. T., Placzek, A., Sparkes, J., Gill, C., Brockbank, A., Shennan, A., Thangaratinam, S., & Chappell, L. C. (2021). A prognostic model to guide decision-making on timing of delivery in late preterm pre-eclampsia: the PEACOCK prospective cohort study. *Health technology assessment (Winchester, England)*, 25(30), 1–32. <https://doi.org/10.3310/hta25300>
 25. ESHRE (2020). Available from: <https://www.eshre.eu/Annual-Meeting/ESHRE-2020/2020-Press-releases>
 26. European Society of Human Reproduction and Embryology (ESHRE). (2019). ESHRE Guideline: Management of women with endometriosis and use of ART. Brussels: ESHRE. Available from: <https://www.eshre.eu/Guidelines-and-Legal>
 27. EuroPeristat (2022). Available from: <https://www.europeristat.com/>
 28. Fetal Medicine Foundation (2019). Guideline on Preeclampsia Screening. London: FMF.
 29. FIGO (2019). Digital Health Roadmap. London: FIGO.
 30. Fiorentino, M. C., Villani, V., Boccignone, G., Esposito, M., Rinaldi, L., Improta, G., ... De Pietro, G. (2023). A review on deep-learning algorithms for fetal ultrasound-image analysis. *Medical Image Analysis*, 83, 102629. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102629>
 31. Gestational Hypertension and Preeclampsia: ACOG Practice Bulletin, Number 222. (2020). *Obstetrics and gynecology*, 135(6), e237–e260. <https://doi.org/10.1097/AOG.0000000000003891>
 32. Giannakou, K. (2021). Prediction of pre-eclampsia. *Obstetric Medicine*, 14(4):220-224. doi:10.1177/1753495X20984015
 33. Horgan, R., Nehme, L., & Abuhamad, A. (2023). Artificial intelligence in obstetric ultrasound: A scoping review. *Prenatal diagnosis*, 43(9), 1176–1219. <https://doi.org/10.1002/pd.6411>
 34. Houlton, M., Austin, J., Jenkins, D., Turner, G.M., Wilkins, D.G. (1984). A microcomputer system in the delivery suite. *Br J Obstet Gynaeco Obstetrics & Gynecology*. 91(6), 555-559. doi:10.1111/j.1471-0528.1984.tb04802.x.
 35. Iftikhar, P., Kuijpers, M. V., Khayyat, A., Iftikhar, A., & DeGouvias De Sa, M. (2020). Artificial Intelligence: A New Paradigm in Obstetrics and Gynecology Research and Clinical Practice. *Cureus*, 12(2), e7124. <https://doi.org/10.7759/cureus.7124>
 36. Karpova, N. S., Dmitrenko, O. P., Budykina, T. S. (2023). Literature Review: The sFlt1/PlGF Ratio and Pregestational Maternal Comorbidities: New Risk Factors to

- Predict Pre-Eclampsia. *International Journal of Molecular Sciences*, 24(7), 6744. <https://doi.org/10.3390/ijms24076744>
37. King's College London. (2021, November 1). Government funding for AI technology used to calculate pre-eclampsia risk. Available from: <https://www.kcl.ac.uk/news/government-funding-for-ai-technology-used-to-calculate-pre-eclampsia-risk>
 38. Kirk, E., & Papageorgiou, A. T. (2021). Artificial intelligence in fetal medicine and perinatal genomics. *Cell Systems*, 12(5), 389–402. <https://doi.org/10.1016/j.cels.2021.03.003>
 39. Koivu, A., & Sairanen, M. (2020). Predicting risk of stillbirth and preterm pregnancies with machine learning. *Health information science and systems*, 8(1), 14. <https://doi.org/10.1007/s13755-020-00105-9>
 40. Lim, S., Li, W., Kemper, J., Nguyen, A., Mol, B. W., & Reddy, M. (2021). Biomarkers and the Prediction of Adverse Outcomes in Preeclampsia: A Systematic Review and Meta-analysis. *Obstetrics and gynecology*, 137(1), 72–81. <https://doi.org/10.1097/AOG.0000000000004149>
 41. Machano, M.M., Joho, A.A. (2020). Prevalence and risk factors associated with severe pre-eclampsia among postpartum women in Zanzibar: a cross-sectional study. *BMC Public Health*, 20, 1347. <https://doi.org/10.1186/s12889-020-09384-z>
 42. Marquardt, N., Choi, V., Martyn-Dickens, C., et al. (2025). From pilot to practice: a scoping review protocol mapping the development of AI-enabled solutions for maternal health using technology readiness levels. *BMJ Open*, 15, e105622. doi: 10.1136/bmjopen-2025-105622
 43. Medjedovic, E., Stanojevic, M., Jonuzovic-Prosic, S., Ribic, E., Begic, Z., Cerovac, A., & Badnjevic, A. (2024). Artificial intelligence as a new answer to old challenges in maternal-fetal medicine and obstetrics. *Technology and health care : official journal of the European Society for Engineering and Medicine*, 32(3), 1273–1287. <https://doi.org/10.3233/THC-231482>
 44. Montgomery-Csobán, T., Kavanagh, K., Murray, P., Robertson, C., Barry, S. J. E., Vivian Ukah, U., Payne, B. A., Nicolaides, K. H., Syngelaki, A., Ionescu, O., Akolekar, R., Hutcheon, J. A., Magee, L. A., von Dadelszen, P., & PIERS Consortium (2024). Machine learning-enabled maternal risk assessment for women with pre-eclampsia (the PIERS-ML model): a modelling study. *The Lancet. Digital health*, 6(4), e238–e250. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(23\)00267-4](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(23)00267-4)
 45. North, R. A., McCowan, L. M. E., Dekker, G. A., Poston, L., Chan, E. H. Y., Stewart, A. W., ... Roberts, C. T. (2011). Clinical risk prediction for pre-eclampsia in nulliparous women: Development of a model in the SCOPE study. *BMJ*, 342, d1875. <https://doi.org/10.1136/bmj.d1875>
 46. OECD (2021). Health Data Report. Paris: OECD. https://www.oecd.org/en/publications/health-at-a-glance-2021_ae3016b9-en.html
 47. Ramírez Zegarra, R., & Ghi, T. (2023). Use of artificial intelligence and deep learning in fetal ultrasound imaging. *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, 62(2), 185–194. <https://doi.org/10.1002/uog.26130>

48. Ranjbar, A., Montazeri, F., Ghamsari, S. R., Mehrnoush, V., Roozbeh, N., & Darsareh, F. (2024). Machine learning models for predicting preeclampsia: a systematic review. *BMC pregnancy and childbirth*, 24(1), 6. <https://doi.org/10.1186/s12884-023-06220-1>
49. Salih, M., Bormann, C. L., Zaninovic, N., Rosenwaks, Z., & Lee, J. A. (2023). Embryo selection through artificial intelligence versus human experts: A systematic review. *Reproductive BioMedicine Online*, 47(3), 303–317. <https://doi.org/10.1016/j.rbmo.2023.06.014>
50. Sawada, Y., Iwasawa, T., Suzuki, K., Yano, A., Ohno, M., Takeuchi, T., ... Kato, K. (2021). Evaluation of artificial intelligence using time-lapse images of human embryos to predict live birth: A retrospective cohort study. *Reproductive BioMedicine Online*, 43(6), 1024–1034. <https://doi.org/10.1016/j.rbmo.2021.08.008>
51. Spratt, E.L. (2018). Computers and art in the age of machine learning. *Crossroads, The ACM Magazine for Students*, 2018, 24(3), pp. 8–20. Available from: <https://dl.acm.org/doi/fullHtml/10.1145/3186697#figures>
52. Sufriyana, H., Wu, Y. W., & Su, E. C. (2020). Artificial intelligence-assisted prediction of preeclampsia: Development and external validation of a nationwide health insurance dataset of the BPJS Kesehatan in Indonesia. *EBioMedicine*, 54, 102710. <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2020.102710>
53. Tarca, A. L., Pataki, B. Á., Romero, R., Sirota, M., Guan, Y., Kutum, R., ... DREAM Preterm Birth Prediction Challenge Consortium. (2021). Crowdsourcing assessment of maternal blood multi-omics for predicting gestational age and preterm birth. *Cell Reports Medicine*, 2(6), 100323. <https://doi.org/10.1016/j.xcrm.2021.100323>
54. Turco, M. Y., & Moffett, A. (2020). Development of the human placenta. *Development*, 147(20), dev163428. <https://doi.org/10.1242/dev.163428>
55. UNFPA Ukraine (2023). *Reproductive Health in Conflict Settings*. Kyiv: UNFPA
56. UNFPA. (2025). *Trends in maternal mortality 2000 to 2023*. Available from: <https://www.unfpa.org/publications/trends-maternal-mortality-2000-2023>
57. UNICEF (2022). *State of the World's Children Report: Neonatal Mortality*. New York: UNICEF. Available from: <https://data.unicef.org/topic/child-survival/neonatal-mortality/>
58. VerMilyea, M., Hall, J.M.M., Diakiw, S.M., Johnston, A., Nguyen, T., Perugini, D., et al. (2020). Development of an artificial intelligence-based A assessment model for prediction of embryo viability using static images captured by optical light microscopy during IVF. *Human Reproduction*, 35(4), 770–784. <https://doi.org/10.1093/humrep/deaa013>
59. von Dadelszen P.; National Institute for Health and Care Research (NIHR). (2021). *pan PIERS (Pre-eclampsia Integrated Estimate of Risk Score)*. London, GB. Available from: https://fundingawards.nihr.ac.uk/award/AI_AWARD02166
60. Warrington, N. M., Freathy, R. M., Neale, M. C., ... Smith, G. D. (2021). Maternal and fetal genetic effects on gestational duration and birth weight: Genome-wide association study. *Nature Genetics*, 53(6), 710–721. <https://doi.org/10.1038/s41588-021-00838-3>

61. WHO (2016). Recommendations on Antenatal Care for a Positive Pregnancy Experience. Geneva: WHO. <https://www.who.int/publications/i/item/9789241549912>
62. WHO (2020). Global Strategy on Digital Health 2020–2025. Geneva: WHO. Available from: <https://www.who.int/docs/default-source/documents/gd4dhdaa2a9f352b0445bafbc79ca799dce4d.pdf>
63. WHO (2021). Ethics and Governance of Artificial Intelligence for Health. Geneva: WHO. Available from: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200>
64. WHO (2023). Maternal Mortality Report. Geneva: WHO. Available from: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/maternal-mortality>
65. World Health Organization, UNICEF, UNFPA, World Bank Group, & United Nations Population Division. (2025). Trends in maternal mortality 2000 to 2023: Estimates by WHO, UNICEF, UNFPA, the World Bank Group and the United Nations Population Division. Geneva: World Health Organization. Available from: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240108462>
66. Xie, H.-N., Zhang, Y.-H., Duan, T., Chen, X.-Y., Chen, H.-Q., Li, Y., ... Wang, W.-P. (2020). Using deep-learning algorithms to classify fetal brain ultrasound images as normal or abnormal. *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, 56(4), 579–587. <https://doi.org/10.1002/uog.21967>
67. Yu, M., Du, G., Xu, Q., Huang, Z., Huang, X., Qin, Y., Han, L., Fan, Y., Zhang, Y., Han, X., Jiang, Z., Xia, Y., Wang, X., & Lu, C. (2018). Integrated analysis of DNA methylome and transcriptome identified CREB5 as a novel risk gene contributing to recurrent pregnancy loss. *EBioMedicine*, 35, 334–344. <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2018.07.042>
68. Zaninovic, N., & Rosenwaks, Z. (2020). Artificial intelligence in human in vitro fertilization and embryo selection. *Fertility and Sterility*, 114(5), 914–920. <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2020.10.013>
69. Zeisler, H., Llurba, E., Chantraine, F., Vatish, M., Staff, A. C., Sennström, M., ... Verlohren, S. (2016). Predictive value of the sFlt-1:PlGF ratio in women with suspected pre-eclampsia. *The New England Journal of Medicine*, 374(1), 13–22. <https://doi.org/10.1056/NEJMoa1414838>
70. Zhang, F., Tong, L., Shi, C., Zuo, R., Wang, L., & Wang, Y. (2024). Deep Learning in Predicting Preterm Birth: A Comparative Study of Machine Learning Algorithms. *Maternal-fetal medicine* (Wolters Kluwer Health, Inc.), 6(3), 141–146. <https://doi.org/10.1097/FM9.0000000000000236>