

РОЗДІЛ 5

Економічна антропологія — чому роль AI-оператора набуває ваги

Чим складнішими стають AI-системи, тим вагомішою стає роль людини, яка тримає такі системи в продуктивному стані. Цей зсув ще не відображений в організаційній структурі більшості компаній — і саме тут утворюється стратегічна слабкість.

Існує асиметрія, яка виникає майже в кожному індустріальному AI-проекті і яку рідко проговорюють. Вона стосується людей, які тримають систему у продуктиві, та місця, яке цій ролі відведено в організаційній і економічній структурі компанії, а не архітектури, вибору моделі чи технологічного стеку.

Новий клас задач: щоденна підтримка AI-системи у продуктиві

Виклик, який в індустрії розкривається не одразу — а на горизонті місяців після запуску — і поступово набуває ваги, лежить у фазі утримання AI-системи у передбачуваному стані, а не у фазі її побудови. Конкретний приклад з виробничої практики: внутрішні промпти (текстові інструкції, якими людина скеровує модель), які при першому запуску давали стабільні відповіді, через три місяці починають відлякувати клієнтів — система видає тон, що ніхто з команди не санкціонував, плу-

тає термінологію двох ринків або змішує юридично відмінні формулювання у відповідях службам підтримки. Жодна технічна метрика в моніторингу не порушена; контекст, у якому система працює, змінився, і моніторинг його не бачить.

Набір сутностей, які треба тримати щодня: промпт-бібліотека з версіюванням, оцінювальний набір (набір тестових запитів з очікуваними відповідями, на якому регулярно перевіряють якість моделі), що реагує на дрейф запитів, пороги ескалації між моделлю і людиною, канал зворотного зв'язку між доменом і Data Engineer-ом, реєстр інцидентів і галуцинацій, журнал змін під аудит. Жодна з цих сутностей не статична — кожна реагує на нову версію моделі, новий тип запиту, оновлення регулятора чи зміну партнера.

Денний контур рішень виглядає конкретно. Чи додати новий тип запиту до оцінювального набору. Чи переписати промпт під регресію, яку показав вчорашній журнал. Чи понизити поріг впевненості для класу документів, де користувачі почали відхиляти результат. Чи передати інцидент Compliance Officer-у негайно або зачекати на повторення. Яку версію промпт-бібліотеки розгортати на тижневому релізі. Кожне рішення комбінує домен, технічну межу моделі і регуляторну рамку — і приймається з горизонтом одного-двох днів.

Сукупність цих рішень утворює окремий функціональний контур. Зручно називати його роллю AI-оператора. На сьогодні ця назва ще не утвердилась як стандартна категорія на ринку праці — це щоденна функція, яка консолідує промпт-архітектуру, дата-кураторство, посередництво в ескалаціях і комплаєнс-переклад в одну голову.

На старті ця функція майже завжди розподілена. Частину тримає ML Engineer (промпти, оцінювання), частину — Product Owner (домен, зворотний зв'язок), частину — Compliance Officer (документація, регуляторні зміни). Поки система мала і змінюється рідко, розподіл працює. Ламається він на конкретних точках: коли промптів стає кілька десят-

ків і потрібно версіонування, коли оцінювальний набір вимагає щотижневого оновлення, коли число інцидентів стабільно тримається на двох-трьох на тиждень. Рішення починають впадати у щілини між ролями, і час реакції збільшується з днів до тижнів.

Технологічна динаміка прискорює цей перехід. Швидкість появи нових моделей дає спокусу мігрувати на свіжу версію кілька разів на рік — кожна міграція переписує промпт-бібліотеку, ламає оцінювальний набір, вимагає переузгодження порогів. Координація між Data Science, ML Ops і доменом стає вузьким місцем швидше, ніж зростає команда. Без названої ролі, що тримає три дисципліни в одному денному контурі, кожна нова модель починає приносити більше нестабільності, ніж приросту цінності. І це не частина DevOps або MLOps: DevOps відповідає за роботу системи — доступність, розгортання, інфраструктуру; MLOps — за тренувальний і релізний конвеєр моделі. Обидві ролі дивляться на систему зсередини інженерної задачі. AI-оператор дивиться з боку контакту з доменом і користувачем — чи передбачувано система поводитися там, де живе бізнес.

Сигнал для виокремлення ролі практичний. Коли інцидент у продуктиві потребує одночасно промпт-виправлення, пояснення для Compliance Officer-а і повідомлення доменному користувачеві в межах одного дня, і ця координація проходить через трьох людей з різних відділів, — функція вже існує, лише не названа. Якщо така ситуація повторюється тиждень за тижнем, наймати треба до наступного збою, а не після нього. Якщо наймати під уже виниклу кризу, дві ціни одночасно: час (3–6 місяців до того, як нова людина увійде у продуктивний контур) і якість підбору (під тиском беруть того, хто доступний, а не того, хто пасує).

Ця проблема нестабільності AI-системи після запуску не нова. У галузях, де AI-системи давно у продуктиві — банківські AML-моделі (Anti-Money Laundering, виявлення відмивання коштів), антифрод у платіжних системах, валідація моделей ризику у страхуванні (model risk management), системи допомоги водієві у автомобільній промисловості

(ADAS, Advanced Driver-Assistance Systems) — функція *model owner* або *model risk manager* існує понад десятиліття. Базельський комітет з банківського нагляду (BCBS 239, 2013) і подальші рамки управління модельним ризиком ЕСВ зафіксували окрему роль для людей, які щодня дивляться на поведінку моделі і приймають рішення про її зміну. Те, що з'явилося нещодавно, — генеративні моделі в індустрії і логістиці, де ця функція ще розподілена і не названа. Питання не в тому, чи роль потрібна, а в тому, скільки інцидентів пройде, перш ніж її назвуть і введуть в окремий контур.

Що AI-оператор насправді робить — і чому це чотири професії в одній

Цінність ролі стає видимою, коли її розбити на функції, кожна з яких на стабільному ринку має власну категорію і власний ціновий рівень.

Промпт-архітектура. У системах, де люди взаємодіють з моделлю через природну мову або структуровані запити, якість промпту прямо визначає якість результату. Це не тривіальна задача. Хороший промт-архітектор розуміє, як модель *думає*, де її межі, які формулювання провокують галюцинації, як структурувати контекст для різних типів задач. Потрібні місяці практики, і ця компетенція не транзитна між доменами без втрат.

Дата-кураторство. AI-оператор — перша лінія зворотного зв'язку між реальним вживанням і командою, що тренувала модель. Він бачить, де модель помиляється, чому, і може це сформулювати так, щоб Data Engineer зрозумів, які типи даних треба додати або вилучити. Це вимагає одночасно технічного і доменного розуміння — поєднання, яке ринок цінує окремо в особі ML Engineer-а, але рідко вимагає в одній людині.

Посередництво в ескалаціях. Якщо система видає суперечливий результат, AI-оператор — перша інстанція. Він має вирішити: це нормальна варіація в межах очікуваних меж системи, чи реальна аномалія, що потребує ескалації? Помилкове рішення коштує грошей в обидва боки. Хибна ескалація стопить процеси; пропущена аномалія призводить до збитків, які проявляються через тижні.

Комплаєнс-переклад. EU AI Act, GDPR, галузеві стандарти регулярно оновлюються. AI-оператор має розуміти нові вимоги достатньо глибоко, щоб переклавши їх у конкретні зміни операційних процедур — що логувати, які нові пороги, які оновлення документації. На стабільному ринку це окрема позиція Compliance Officer-а з власною компетенційною кривою.

Жодна з цих функцій не тривіальна. Разом вони рідко описуються в описі вакансії з належною повнотою — бо HR не може класифікувати роль, яка не вписується в жодну стандартну категорію.

Чому уваги до цієї ролі недодають

Чотири причини, чому розрив тримається.

Проблема видимості. Senior Architect, що збудував мікросервісну архітектуру, має видимий артефакт: документацію, код, інфраструктуру. AI-оператор, який щотижня тонко налаштовує промпти, щоб система при змінних вхідних даних залишалася точною, має невидиму роботу. Коли все працює, ніхто не бачить, що він зробив, аби все працювало. Відсутність артефакту — відсутність уваги.

Проблема категоризації. У більшості HR-систем категорії *AI-оператор* не існує. Роль потрапляє або в *IT Operations* (з відповідними ставками), або в *Data Science* (з PhD-вимогою, яка не пасує). Обидва — неправильно, і обидва тягнуть роль у бік нижчої уваги керівництва.

Проблема ринкового сигналу. Рівні уваги і компенсації формуються через видимі вакансії і дані рекрутерів. Оскільки роль рідко чітко визначена і часто розмазана між позиціями, бракує ринкового сигналу для коректного ціноутворення. Замикається петля: немає сигналу — немає категорії — немає сигналу.

Проблема горизонту. Цінність хорошого AI-оператора стає видимою, коли він іде. Через кілька місяців після його звільнення точність системи починає еродувати, ескалації множаться, комплаєнс-документація застаріває. Дифузна шкода, яку важко віднести до конкретної людини, і яка з'являється з лагом, що перевищує типовий бюджетний цикл.

Наслідки: плинність кадрів, втрата знань, організаційна AI-стагнація

Систематична недооцінка цієї ролі — у штатному розкладі, кар'єрній траєкторії, бюджетному пріоритеті — має конкретні наслідки.

Плинність. Дійсно компетентний AI-оператор швидко помічає, що ринок недоплачує йому і організація недо-чує його. Протягом року-двох він йде або в Data Science (чіткіший кар'єрний шлях), або в консалтинг, або до менших компаній з більшим впливом.

Втрата знань. Коли AI-оператор іде, він забирає з собою критичне імпліцитне знання. Чому саме цей поріг стоїть на одній цифрі, а не на сусідній? Чому система поводить інакше з документами певного постачальника? Що означає ця специфічна аномалія в журналах? Це знання не документується — для цього немає ні культури, ні часу, ні мандату. Наступник починає з нуля.

Організаційна AI-стагнація. Найпоширеніший патерн: компанія впроваджує AI-систему, перші 12–18 місяців еuforiaйні, дають результати. Потім стагнація. Систему *заморожують* на одній версії, бо ні в кого немає часу, мандату чи знань для її розвитку. Через два роки після запуску модель застаріла, ринкові умови змінилися, а система продовжує їхати на початковому імпульсі.

Компанії, що інвестують великі ресурси у впровадження (пілот, інтеграція, навчання, ліцензії) і потім економлять увагу і компетенцію на експлуатаційному шарі, отримують систему, яка повільно еродує, поки далі споживає інфраструктурний бюджет.

Цей сценарій регулярно трапляється в індустріальному DACH-контексті — у формі систем, що тримаються «на стартовому імпульсі» через 18–24 місяці після запуску, доки еволюція ринку чи регулятора не зробить деградацію видимою.

Висновок

Економічна антропологія AI-системи розкривається через одне просте співвідношення: скільки уваги і ресурсу йде на інфраструктуру, і скільки — на людину, що тримає цю інфраструктуру у продуктивному стані. Якщо співвідношення зміщене на порядок, система структурно нестабільна. Не технічно — економічно і організаційно. І ця нестабільність проявиться у плинності, втраті знань і стагнації — рік за роком, без винятків. Конкретні цифри застаріють до кінця цього кварталу; пропорція триматиметься роками.

Три питання для власного контексту

1. **Співвідношення витрат.** Який порядок співвідношення між річними витратами на AI-інфраструктуру і річним фондом оплати людей, що операційно її тримають? Якщо різниця більша за порядок — це сигнал, не випадковість.
2. **Ризик знань.** Якщо ваш AI-оператор звільниться наступного місяця — що конкретно буде втрачено? Чи можете ви це назвати? Чи документоване воно десь?
3. **Кар'єрний шлях.** Яку кар'єрну траєкторію може запропонувати ваша компанія хорошому AI-оператору на горизонті 3–5 років? Якщо відповідь розмита — у вас проблема утримання ще до того, як її матиме система.