

МОДЕЛЮВАННЯ КОНКУРЕНЦІЇ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ЗА ЕНЕРГІЮ І КОРИСТУВАЧІВ

Ланде Д. В.¹, Даник Ю. Г.¹

¹*Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря
Сікорського»,
dwlande@gmail.com*

У доповіді розглядається проблема моделювання конкуренції між системами штучного інтелекту, які взаємодіють у спільному середовищі за обмежених ресурсів, таких як користувачі та енергія. Дослідження присвячене аналізу стратегічної поведінки систем, їх адаптивності та впливу на результати конкуренції через математичні моделі та методи, зокрема диференціальні рівняння, модель Ланкастера та цикли Бойда. Дослідження включає числові розрахунки та симуляції, які демонструють, як початкові умови та параметри систем впливають на їхню конкурентоспроможність. Запропоновані моделі можуть бути застосовані для прогнозування поведінки AI-систем у реальних сценаріях, таких як інформаційні кампанії, кіберконфлікти та оптимізація ресурсів у цифрових середовищах.

Ключові слова: конкуренція AI-систем, модель Ланкастера, цикли Бойда, диференціальні рівняння, енергоефективність, задоволеність користувачів, інформаційна боротьба, кібербезпека, Adversarial AI, симуляція взаємодії

Вступ

Одним із найбільш важливих ресурсів, які визначають успіх великих мовних моделей (LLM), є користувачі та енергія. Більша кількість користувачів забезпечує моделі більший обсяг даних для навчання та покращення, а також збільшує її вплив на ринку. Однак це також призводить до зростання споживання енергії, оскільки обробка великих

обсягів даних вимагає значних обчислювальних ресурсів. Ефективне використання енергії може дозволити моделі працювати швидше та точніше, що, у свою чергу, залучає більше користувачів. Таким чином, конкуренція між LLM формуватиме складну взаємодію, де кожна модель намагається домогтися переваги через оптимізацію своїх стратегій.

У дослідженні конкуренції між LLM вже існує ряд підходів, які враховують різні аспекти їхньої взаємодії. Зокрема, у роботах [1] та [2] розглядаються моделі змагального штучного інтелекту, аналізу взаємодії великих мовних моделей у різних сценаріях. У [3] акцент робиться на використанні дистиляції знань для покращення продуктивності систем, що дозволяє їм ефективніше використовувати доступні ресурси. Також вивчаються питання енергоефективності, які стають особливо актуальними у контексті зростання масштабів обчислень [4], [5]. Для глибокого розуміння конкуренції між LLM необхідно застосовувати комплексні моделі, такі як модель Ланкастера [6], яка описує динаміку взаємодії між протидіючими сторонами, або цикли Бойда (OODA-loop) [7], які дозволяють формалізувати процес прийняття рішень у реальному часі.

Мета дослідження полягає у створенні математичних моделей, які дозволяють прогнозувати поведінку LLM у конкурентному середовищі, враховуючи їхню взаємодію за ресурсами та користувачами. Це надасть можливість не лише аналізувати існуючі тенденції, але й розробляти нові стратегії для покращення ефективності та стійкості ШІ-систем.

Для вирішення задачі моделювання конкуренції між системами штучного інтелекту застосовувався ШІ як основний інструментарій. Для забезпечення чіткості та формалізації завдань, що ставляться перед ШІ, використовувались структуровані промпти, побудовані на базі фреймворку безкодового програмування [8]. Застосування цього фреймворку дозволило створити промпти, які не лише чітко описують задачі, але й забезпечують їх виконання у вигляді послідовних інструкцій, що інтерпретуються великими мовними

моделями. Такий підхід забезпечує прозорість, відтворюваність результатів та можливість адаптації до різних сценаріїв конкуренції.

Основний зміст

Опис поведінки двох LLM, які конкурують за енергію і користувачів

Уявімо, що дві моделі, LLM_A і LLM_B , працюють у спільному середовищі, де вони отримують ресурси (енергію) та користувачів на основі своєї продуктивності та популярності.

Кожна модель має за мету максимізувати кількість користувачів і ресурсів, які вона отримує.

Для математичної формалізації взаємодії двох LLM через диференціальні рівняння, використовується підхід, який враховує динаміку розподілу користувачів і енергії між системами.

Розглядаються такі змінні та параметри:

- $U_A(t)$ – кількість користувачів LLM_A на час t ;
- $U_B(t)$ – кількість користувачів LLM_B на час t ;
- $E_A(t)$ – енергія LLM_A у момент часу t ;
- $E_B(t)$ – енергія LLM_B у момент часу t ;
- $S(t)$ – ентропія системи у момент часу t .

Загальна кількість користувачів і енергії є константою:

$$U_A(t) + U_B(t) = 1, \quad E_A(t) + E_B(t) = 1.$$

Швидкість зміни кількості користувачів $U_A(t)$ і $U_B(t)$ залежить від стратегій моделей та їх ефективності.

Припустимо, що

- швидкість зміни користувачів $U_A(t)$ пропорційна різниці ефективності стратегій LLM_A і LLM_B ;
- ефективність стратегій залежить від наявної енергії.

Математично це можна записати так:

$$\frac{dU_A}{dt} = k_1 \cdot (E_A - E_B) + k_2 \cdot (U_A - U_B),$$

де $k_1 > 0$ – коефіцієнт, що показує вплив енергії на залучення користувачів; $k_2 > 0$ – коефіцієнт, що показує вплив поточної різниці користувачів на їх зміну.

Аналогічно для $U_B(t)$:

$$\frac{U_B(t)}{dt} = -\frac{U_A(t)}{dt}.$$

Енергія перерозподіляється на основі умов (наприклад, якщо одна модель має більше користувачів, вона отримує додаткову енергію). Це можна формалізувати так:

$$\frac{E_A(t)}{dt} = k_3 \cdot \max(0, U_A - U_B - \Delta) - k_4 \cdot \max(0, U_B - U_A - \Delta),$$

де Δ – порогове значення переваги користувачів (0.1); $k_3 > 0$ – коефіцієнт, що регулює швидкість надання додаткової енергії LLM_A ; $k_4 > 0$ – коефіцієнт, що регулює швидкість надання додаткової енергії LLM_B .

Аналогічно для $E_B(t)$:

$$\frac{E_B(t)}{dt} = -\frac{E_A(t)}{dt}.$$

За початкові умови можна:

$$U_A(0) = 0,5, \quad U_B(0) = 0,5, \quad E_A(0) = 0,5, \quad E_B(0) = 0,5.$$

Модель LLM_A або LLM_B збільшує свою частку користувачів, якщо її стратегія є ефективнішою (залежно від енергії та поточного розподілу).

Енергія перерозподіляється на користь моделі, яка має значну перевагу у користувачів.

Система еволюціонує від високої ентропії (рівномірний розподіл) до низької ентропії (перевага однієї моделі).

За допомогою фреймворку безкодового програмування сформульовано задачу у вигляді структурованого промпту, який можна потім виконувати, вказуючи лише кількість

ітерацій і відношення потужностей систем. Створений за алгоритм має вигляд:

Ми моделюємо взаємодію двох великих мовних моделей (LLM_A і LLM_B), які конкурують за користувачів і енергію. Система оновлюється через певну кількість ітерацій, на кожній з яких моделі приймають рішення на основі своїх стратегій. Початковий розподіл користувачів і енергії задається у відсотках.

Параметри:

Кількість ітерацій (N): Скільки разів моделі взаємодіятимуть.

Відношення потужностей систем (P_A, P_B): Початковий розподіл користувачів і енергії між LLM_A і LLM_B у відсотках.

Інструкція для виконання

Ініціалізація:

Задайте початковий розподіл користувачів і енергії:

Користувачі LLM_A : U_A . Користувачі LLM_B : U_B .

Енергія LLM_A : P_A . Енергія LLM_B : P_B .

Цикл взаємодії:

Повторіть наступні кроки N разів:

Перевірте умови для розподілу енергії:

Якщо кількість користувачів LLM_B перевищує кількість користувачів LLM_A більш ніж на 10 %, то надайте додаткову енергію LLM_A (збільште її енергію на 5 %).

Якщо кількість користувачів LLM_B перевищує кількість користувачів LLM_A більш ніж на 10 %, то надайте додаткову енергію LLM_B (збільште її енергію на 5 %).

Застосуйте стратегії моделей:

LLM_A використовує функцію для покращення

персоналізації відповідей. Ефективність цієї стратегії залежить від доступної енергії.

LLM_B використовує функцію для покращення швидкості відповідей. Ефективність цієї стратегії також залежить від доступної енергії.

Поновіть кількість користувачів:

Оцініть вплив стратегій на користувачів:

Додайте до користувачів LLM_A результат впливу його стратегії.

Додайте до користувачів LLM_B результат впливу його стратегії.

Якщо сума користувачів LLM_A і LLM_B не дорівнює 100 %, нормалізуйте значення так, щоб загальна сума становила 100 %.

Виведіть результати ітерації:

Покажіть поточний розподіл користувачів між LLM_A і LLM_B .

Повернення фінального стану:

Після завершення всіх ітерацій виведіть фінальний розподіл користувачів між LLM_A і LLM_B .

Сучасні LLM видають результати опрацювання цього моделювання у вигляді:

Виконується проміт для 10 ітерацій і однакової початкової потужності систем для обох LLM_A і LLM_B , але встановлюються різні коефіцієнти переваги користувачів k_i .

Результати моделювання наведені в табл. 1. Завдяки більш ефективній стратегії (покращення персоналізації відповідей) та додатковій енергії, отриманій через перевагу в користувачах, LLM_A значно збільшує свою частку ринку. LLM_B , незважаючи на покращення швидкості відповідей, не може конкурувати з LLM_A .

Таблиця 1. Результати моделювання

Ітерація	Користувачі LLM_A	Користувачі LLM_B
1	53 %	47 %
2	56 %	44 %
3	60 %	40 %
4	63 %	37 %
5	66 %	34 %
6	69 %	31 %
7	72 %	28 %
8	75 %	25 %
9	78 %	22 %
10	81 %	19 %

Модель Ланкастера для боротьби систем штучного інтелекту

Модель Ланкастера – це математична модель, яка використовується для опису динаміки взаємодії між двома протидіючими сторонами. Вона може бути адаптована для моделювання конкуренції між двома системами, такими як LLM_A і LLM_B . У цьому випадку ми будемо розглядати «силу» кожної системи як кількість її користувачів (U_A і U_B).

Конкуренція між системами описується через диференціальні рівняння.

Існує два основних типи моделей Ланкастера лінійна та квадратична. Квадратична модель є більш придатною, оскільки вона враховує нелінійність впливу (наприклад, масштабність стратегій).

Модель Ланкастера для конкуренції між LLM_A і LLM_B з урахуванням енергії записуємо так:

$$\frac{dU_A}{dt} = -k_B \cdot U_B^2 \cdot E_B + k_A \cdot U_A^2 \cdot E_A,$$

$$\frac{dU_B}{dt} = -k_A \cdot U_A^2 \cdot E_A + k_B \cdot U_B^2 \cdot E_B.$$

Це враховує, що ефективність стратегій залежить від наявної енергії.

Приклад початкових умов:

$U_A(0) = 0,5$, $U_B(0) = 0,5$, $E_A(0) = 0,5$, $E_B(0) = 0,5$
(початкова рівновага).

Система з більшою кількістю користувачів (U_A або U_B) має перевагу, оскільки її вплив зростає нелінійно (U^2). Енергія (E_A, E_B) посилює ефективність стратегій, що дозволяє системі з більшою енергією швидше здобувати перевагу.

Розрахунок за моделлю Ланкастера ітеративним методом для початкових умов $k_A = 0,2$, $k_B = 0,15$ приводить до результатів, наведених у табл. 2. Після 10 ітерацій:

$$U_A = 0,6286 \text{ (62,86 \% користувачів),}$$

$$U_B = 0,3714 \text{ (37,14 \% користувачів).}$$

Моделювання циклів Бойда

Цикли Бойда (OODA-loop: Observe-Orient-Decide-Act) також можна використати для моделювання конкуренції між двома системами (LLM_A і LLM_B).

Цикли Бойда дозволяють формалізувати конкуренцію між LLM_A і LLM_B через ітеративний процес спостереження, аналізу, прийняття рішень і дій. Цей підхід враховує стратегічну поведінку систем і їх адаптивність до змін у середовищі.

Таблиця 2. Ітерації за моделлю Ланкастера

Ітерація	U_A	U_B
1	0,50625	0,49375
2	0,51357	0,48643
3	0,52207	0,47793
4	0,53180	0,46820
5	0,54287	0,45713
6	0,55548	0,44452
7	0,56992	0,43008
8	0,58654	0,41346
9	0,60585	0,39415
10	0,62860	0,37140

Observe (Спостереження):

Цей етап полягає у зборі інформації про стан середовища. Для кожної системи (LLM_A і LLM_B) ми можемо формалізувати цей процес через функцію:

$$Input_A = F_{observe}(U_A(t), E_A(t), S_A(t)),$$

$$Input_B = F_{observe}(U_B(t), E_B(t), S_B(t)),$$

де $U_A(t)$, $U_B(t)$ – кількість користувачів на момент часу t ; $E_A(t)$, $E_B(t)$ – енергія системи на момент часу t ; $S_A(t)$, $S_B(t)$ – задоволеність користувачів на момент часу t ; $F_{observe}$ – функція, яка збирає дані про стан системи.

Orient (Орієнтація):

На цьому етапі система аналізує зібрані дані та формує стратегії. Використовуючи примітив «Функція», можна записати:

$$Strategy_A = F_{orient}(Input_A),$$

$$Strategy_B = F_{orient}(Input_B),$$

де F_{orient} – функція, яка аналізує вхідні дані та генерує стратегію.

Наприклад, стратегія може бути визначена через умовний оператор («Умова»):

$$Strategy_A = \begin{cases} \text{«Покращити персоналізацію», якщо } U_A(t) > U_B(t), \\ \text{«Покращити швидкість», якщо } U_A(t) \leq U_B(t). \end{cases}$$

Аналогічно для $Strategy_B$.

Decide (Рішення):

На цьому етапі система вибирає найкращу стратегію для досягнення своїх цілей. Використовуючи примітив «Умова», можна записати:

$$Decision_A = \begin{cases} \text{«Покращити персоналізацію», якщо } S_A(t) > S_B(t), \\ \text{«Покращити швидкість», якщо } S_A(t) \leq S_B(t). \end{cases}$$

Аналогічно для $Decision_B$:

Act (Дія):

На цьому етапі система реалізує обрану стратегію. Вплив стратегій на користувачів можна описати через диференціальні рівняння:

$$\begin{aligned} \frac{U_A(t)}{dt} &= k_A \cdot (Effect_{Decision_A}) - k_B \cdot (Effect_{Decision_B}), \\ \frac{U_B(t)}{dt} &= -\frac{U_A(t)}{dt}, \end{aligned}$$

де k_A, k_B – коефіцієнти ефективності стратегій LLM_A і LLM_B , $Effect_{Decision}$ – ефективність обраної стратегії.

Кожна система (LLM_A і LLM_B) виконує свій цикл Бойда незалежно, але їхні дії взаємодіють через спільне середовище:

$$\begin{aligned}\frac{dU_A}{dt} &= f(U_A, U_B, E_A, E_B), \\ \frac{dU_B}{dt} &= g(U_A, U_B, E_A, E_B).\end{aligned}$$

Цикли Бойда дозволяють формалізувати конкуренцію між LLM_A і LLM_B через ітеративний процес спостереження, аналізу, прийняття рішень і дій. Цей підхід враховує стратегічну поведінку систем і їх адаптивність до змін у середовищі.

Наприклад, початкові умови:

$$\begin{aligned}U_A(0) &= 0,6, \quad U_B(0) = 0,4; \\ E_A(0) &= 0,55, \quad E_B(0) = 0,45; \\ S_A(0) &= 0,85, \quad S_B(0) = 0,75; \\ k_A &= 0,25, \quad k_B = 0,2,\end{aligned}$$

приводять до результатів:

$$U_A = 0,6 + 0,0035 = 0,6035, \quad U_B = 0,4 - 0,0035 = 0,3965.$$

Таким чином, цикли Бойда дозволяють формалізувати конкуренцію між LLM_A і LLM_B через ітеративний процес спостереження, аналізу, прийняття рішень і дій. Цей підхід враховує стратегічну поведінку систем і їх адаптивність до змін у середовищі.

Для об'єктивної оцінки ефективності розглянутих підходів до моделювання конкуренції між системами

штучного інтелекту було визначено комплекс критеріїв, що відображають практичні аспекти їх застосування.

Експертний аналіз показав, що кожен з розглянутих методів має свої характерні особливості та області оптимального застосування (див. табл. 3).

Таблиця 3. Порівняльна характеристика методів моделювання

Критерій	Диф. рівняння	Модель Ланкастера	Цикли Бойда
Складність реалізації	Висока	Середня	Низька
Адаптивність	Обмежена	Часткова	Висока
Урахування стратегії	Так	Частково	Повною мірою
Прогнозна ефективність	Висока	Середня	Висока
Універсальність	Обмежена	Часткова	Висока

Висновки

У доповіді розглянуто задачу моделювання конкуренції між двома системами штучного інтелекту, які взаємодіють у спільному середовищі за обмежених ресурсів, таких як користувачі та енергія. Дослідження вирішує ключові завдання, пов'язані з аналізом динаміки взаємодії, формалізацією стратегічної поведінки та прогнозуванням результатів конкуренції. При моделюванні запропоновано розширену систему показників, яка враховує не лише кількість користувачів і енергію, але й інші важливі аспекти поведінки систем, такі як задоволеність користувачів, точність відповідей, швидкість обробки запитів та етичність.

Результати дослідження можуть бути використані для прогнозування поведінки AI-систем у реальних сценаріях, таких як інформаційні кампанії, кіберконфлікти та оптимізація ресурсів у цифрових середовищах.

Список використаних джерел

1. Haryanto, Christoforus Yoga, Anne Maria Elvira, Trung Duc Nguyen, Minh Hieu Vu, Yoshiano Hartanto, Emily Lomempow, and Arathi Arakala. "Contextualized AI for Cyber Defense: An Automated Survey using LLMs." In 2024 17th International Conference on Security of Information and Networks (SIN), pp. 1-8. IEEE, 2024. DOI: 10.1109/SIN63213.2024.10871242
2. Lande D., Danyk Y. Competitive Artificial Intelligence in Information and Cyber Warfare. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5084698>, DOI: 10.2139/ssrn.5084698 (January 06, 2025). – 16 pp.
3. Yang, Yang, Bo Tian, Fei Yu, and Yuanhang He. An Anomaly Detection Model Training Method Based on LLM Knowledge Distillation. In 2024 International Conference on Networking and Network Applications (NaNA), pp. 472-477. IEEE, 2024. DOI: 10.1109/NaNA63151.2024.00084
4. GrantWilkins, Srinivasan Keshav, Richard Mortier. Hybrid Heterogeneous Clusters Can Lower the Energy Consumption of LLM Inference Workloads. e-Energy '24: Proceedings of the 15th ACM International Conference on Future and Sustainable Energy Systems. Pages 506 – 513. DOI: 10.1145/3632775.3662830
5. Lande D., Strashnoy L. Resilient Artificial Intelligence Architecture. ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/389497329_Resilient_Artificial_Intelligence_Architecture, DOI: 10.13140/RG.2.2.36062.55360 (Mart 02, 2025). – 9 pp.
6. Lancaster Kelvin. The dynamic inefficiency of capitalism. Journal of Political Economy 81.5 (1973): 1092-1109. DOI: 10.1086/260108
7. Mancillas James, and Gregory L. Cantwell. Integrating Artificial Intelligence into Military Operations: A Boyd Cycle

Framework. Strategic Studies Institute, US Army War College (2017). URL: <http://www.jstor.com/stable/resrep12117.11>

8. Lande D., Strashnoy L. Semantic AI Framework for Prompt Engineering. ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/389692528_Semantic_AI_Framework_for_Prompt_Engineering. DOI: 10. 13140/ RG.2.2.21116.24964 (Mart 9, 2025). – 14 pp.

ЗМІСТ

Програмний комітет конференції TACS-2025.

Передмова.....	3
<i>Щербина Д. М., Венгерський П. С.</i>	
Європейська БД вразливостей (EUVD) у геополітичному та кібербезпековому контексті.....	4
<i>Ustimenko V.</i>	
On graph based multivariate maps of prescribed degree and density as instruments of key establishment and access control	8
<i>Ланде Д. В., Даник Ю. Г.</i>	
Моделювання конкуренції систем штучного інтелекту за енергію і користувачів.....	14
<i>Salyk V., Venhershkyi P.</i>	
Comparative Analysis of the Time Stability of CNN, LSTM and DistilBERT in the Domain Generation Algorithms (DGAs) Detection Problem.....	28
<i>Новіков О. М., Ільїн М. І., Степочкіна І. В., Дудуладенко В. М.</i>	
Визначення характеристик прихованих кібератак на системи керування із штрафом на помітність.....	39
<i>Казміді І. Д., Зубок В. Ю.</i>	
Сучасний стан стеганографії цифрових зображень.....	42
<i>Pustovit O., Ustimenko V.</i>	
On new message authentication codes generating sensitive digests of digital documents.....	49
<i>Качинський А. Б., Ланде Д. В.</i>	
Формування теоретико-графової моделі інформаційно-психологічної ментальної війни.....	53
<i>Hrytsyshyn O., Trushevsky V.</i>	
Improved Boundary Sampling Techniques for Smoothed Particle Hydrodynamics with Rigid Body Coupling.....	60
<i>Даник Ю. Г., Андрійчук В. С.</i>	
Штучний інтелект у протидії кіберзагрозам в гібридних високотехнологічних конфліктах.....	68
<i>Pronin Y. V., Zubok V. Y.</i>	
Methods and models for ensuring information security during the collection of digital evidence.....	80
<i>Zlatous S., Venhershkyi P.</i>	
Enhancing Salesforce CRM Security Using SIEM Systems.....	85

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
УКРАЇНИ «КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ
ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ФІЗИКО-ТЕХНІЧНИЙ
ІНСТИТУТ**

**THEORETICAL AND APPLIED
CYBERSECURITY**

**Матеріали III Всеукраїнської
науково-практичної конференції**

Випуск 3

Київ – 2025

*Рекомендовано до друку Вченою радою
КПІ ім. Ігоря Сікорського
(протокол № 8 від 08 вересня 2025 р.)*

Theoretical and Applied Cybersecurity. Матеріали III Всеукраїнської науково-практичної конференції (TACS-2025). – Київ: Політехніка. – 320 с.

До збірника увійшли матеріали доповідей, представлених на III Всеукраїнській науково-практичній конференції Theoretical and Applied Cybersecurity (TACS-2025, 29 травня 2025 р., м. Київ, Україна).

У збірнику представлені матеріали, присвячені питанням безпечного функціонування кіберпростору, безпеки промислових систем та систем критичної інфраструктури, криптографічних проблем кібернетичної безпеки, запобігання і протидії кібератакам, моделювання та протидії інформаційним операціям, технологій інформаційно-аналітичних досліджень на основі відкритих джерел інформації, застосування штучного інтелекту тощо.

Наведені матеріали з актуальних проблем інформаційної та кібернетичної безпеки, можливості застосування штучного інтелекту, системного аналізу при забезпеченні підтримки прийняття рішень, комп'ютерного моделювання процесів і систем.

Для фахівців у сфері інформаційних технологій, інформаційної і кібернетичної безпеки, а також для аспірантів і студентів старших курсів вищої школи відповідних спеціальностей.

Редакційна колегія:

*О. М. Новіков, д.т.н., професор, член-кор. НАН України;
Д. В. Ланде, д.т.н., професор; С. А. Смирнов, к.т.н., с.н.с.;
А. Ш. Апішева, к.психол.н.; А. В. Напреєнко*

© НН ФТІ
КПІ ім. Ігоря
Сікорського, 2025

© Колектив авторів, 2025