

- Computational Intelligence Systems*, vol. 13, iss. 1, pp. 341-351, 2020. doi: **10.2991/ijcis.d.200316.001**.
12. Y. Li, D. Chen, T. Tang, and X. Shen, «HTR-VT: Handwritten text recognition with vision transformer», *Pattern Recognition*, vol. 158, article 110967, 2024. doi: **10.1016/j.patcog.2024.110967**.
 13. K. Barrere, Y. Soullard, A. Lemaitre, and B. Coüasnon, «A light transformer-based architecture for handwritten text recognition», *International Workshop on Document Analysis Systems*, pp. 275-290, 2022. doi: **10.1007/978-3-031-06555-2_19**.
 14. A. Vaswani et al., «Attention is all you need», in Proc. 31st Conf. on Neural Information Processing Systems NIPS 2017, Long Beach, CA, USA, 2017, pp. 1-11. doi: **10.48550/arXiv.1706.03762**.
 15. L. Ze et al., «Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows», in Proc. IEEE/CVF International conference on computer vision, Las Vegas, Nevada, USA, 2021, pp. 9992-10002. doi: **10.1109/ICCV48922.2021.00986**.
 16. I.O. Tolstikhin et al., «Mlp-mixer: An all-mlp architecture for vision», in Proc. 35th Int. Conf. on Neural Information Processing Systems NIPS'21, 2021, pp. 24261-24272. doi: **10.48550/arXiv.2105.01601**.
 17. L. Ziming et al., «Kan: Kolmogorov-Arnold networks», 2024, pp. 1-50. doi: **10.48550/arXiv.2404.19756**.
 18. X. Yang, and X. Wang, «Kolmogorov-Arnold Transformer», 2024, pp. 1-19. doi: **10.48550/arXiv.2409.10594**.
 19. A. Molina, P. Schramowski, and K. Kersting, «Padé Activation Units: End-to-end Learning of Flexible Activation Functions in Deep Networks», in Proc. Int. Conf. on Learning Representations, 2020, pp. 1-17. doi: **10.48550/arXiv.1907.06732**.
 20. C.-L. Liu, F. Yin, D.-H. Wang, and Q.-F. Wang, «Online and offline handwritten Chinese character recognition: benchmarking on new databases», *Pattern Recognition*, vol. 46, iss. 1, pp. 155-162, 2013. doi: **10.1016/j.patcog.2012.06.021**.
 21. K. Dutta, P. Krishnan, M. Mathew, and C.V. Jawahar, «Offline Handwriting Recognition on Devanagari using a new Benchmark Dataset», in Proc. 13th IAPR International Workshop on Document Analysis Systems (DAS), Vancouver, Canada, 2018, pp. 25-30. doi: **10.1109/DAS.2018.69**.
 22. U-V. Marti, and H. Bunke, «The IAM-database: an English sentence database for offline handwriting recognition», *International journal on document analysis and recognition*, vol. 5, pp. 39-46, 2002. doi: **10.1007/s100320200071**.
 23. M. Fujitake, «Dtrocr: Decoder-only transformer for optical character recognition», in Proc. IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, Waikoloa, HI, USA, 2024, pp. 8010-8020. doi: **10.1109/WACV57701.2024.00784**.

Стаття надійшла 13.08.2024

Стаття прийнята 10.09.2024

УДК 004.8

doi: 10.31498/2225-6733.49.1.2024.321205

© Волошин В.С.*

РОЛЬ НОВОГО ПОКОЛІННЯ СИСТЕМ ЗІ ШТУЧНИМ ІНТЕЛЕКТОМ У РОЗВИТКУ ЛЮДИНИ (НА ПРИКЛАДІ МЕРЕЖІ CHATGPT)

В роботі розглядається «pro-contra» у відносинах між людиною та машиною, маючи на увазі під останню системи штучного інтелекту (AI). Вперше увага приділяється такому аспекту питання, як суб'єктність і об'єктність частин системи «людина-машина». Такі критерії системи, як відношення до термодинамічної нерівноважності, вектори змінення ентропії, що відносяться як до людини, так і до систем

* д-р техн. наук, професор, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0000-0002-8423-2663, yvslshn52@gmail.com

AI, показують, що за існуючих умов та темпів розвитку AI, на прикладі GPT5 та GPT5, все більше переваг можна віднести до систем з AI. Людина поступово, і вже не вперше, втрачає пріоритети в конкуренції з «машиною». Така, здавалося б, непо-рушна людська якість, як когнітивність, все більше знаходить своє відображення в нових системах AI і, зокрема, в GPT. Такі його складові, як візуальність, чуттєвість і людський слух, поступово відображаються в «оцифрованих» функціях штучного інтелекту. Однією з нагальних причин таких змін є зміна ролі людини в системі «люди-на-машина-середовище» від її традиційної суб'єктивності до об'єктивності, по-ступова втрата можливостей впливу на системи AI. Показано, що головною метою є здатність до саморозвитку AI, освоєння нових знань за допомогою відомих на цьому етапі знань, що досягається простим збільшенням суперпам'яті та високою швидкістю її обробки за допомогою спеціалізованої регенеративної нейронної мережі «Трансформер». Це сприяє формуванню спеціалізованої логіки миттєвого пере-рахування варіантів, яка виявляється кращою за когнітивну вибірккову логіку лю-дини і може означати, наприклад, перехід активності, а то й суб'єктивності, від людини до AI. Такий перехід може відбутися лише в одному передбачуваному випа-дку: коли ШІ знаходить внутрішні можливості конкурувати з людиною за її когні-тивними якостями.

Ключові слова: штучний інтелект, ChatGPT, вектор зміни ентропії, суб'єктивність ChatGPT, об'єктивність користувача.

V.S. Voloshyn. The role of a new generation of systems with artificial intelligence in human development (on the example of the ChatGPT network). The paper examines the «pro-contra» in the relationship between human and machine, implying artificial intelligence (AI) systems by the latter. For the first time, attention is paid to such an aspect of the issue as the subjectivity and objectivity of parts of the human-machine system. development of AI on the example of GPT4 and especially GPT5, more and more preferences can be attributed to AI systems, and a person gradually, and not for the first time, loses priorities in competition with the «machine». Such a seemingly unshakable human quality as cogni-tion is increasingly reflected in new AI systems and, in particular, in GPT. Its components such as visuality, sensuality, and human hearing are gradually reflected in the «digitized» AI functions. One of the urgent reasons for such changes is the change in the role of a person in the system «man-machine-environment» from his traditional subjectivity to ob-jectivity, and the gradual loss of opportunities to influence AI systems. It is shown that the main goal is the ability to self-develop AI, the development of new knowledge with the help of known at this stage, is achieved by a simple increase in super memory and high speed of its processing using a specialized regenerative neural network «Transformer». These are contributing to the formation of a specialized logic of instantaneous enumeration of op-tions, which turns out to be preferable to the cognitive selective logic of a person and can mean, for example, a transition of activity, and even subjectivity, from a person towards AI. Such a transition can take place only in one predictable case: when AI finds internal opportunities for comparison with a person in terms of his cognitive qualities.

Keywords: artificial intelligence, ChatGPT, vector of entropy change, subjectivity ChatGPT, user objectivity.

Постановка задачі. Стрімкий розвиток сучасних систем штучного інтелекту (AI) вимагає більш адекватного погляду на його взаємини з людиною. Навіть відомі фахівці в галузі інформа-ційних технологій поступово змінюють свої погляди на проблему пріоритетності в таких лю-дино-машинних системах. Особливо, якщо мова йде про такі сучасні демократичні та потужні продукти, як модель ChatGPT останніх поколінь. Поки що немає авторитетних або загальнови-знаних критеріїв, які б дозволили порівнювати ці дві частини системи, проте є багато показників, які відображають у світлі такого завдання рівень конкуренції між людьми та штучним інтелектом. Їх можливості можуть зіграти роль стимулятора нових досліджень в області сучасних інформа-ційних технологій.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Скептичні судження відомих вчених про роль штучного інтелекту у всьому розвитку теми або підтверджуються [1-4], або спростовуються цілком переконливими фактами [5, 6], яких останнім часом стає все більше.

Нас цікавлять питання критеріїв оцінки впливу *AI* на ті системи, у яких протягом тисячоліть домінувала людина. Ця дискусія має єдину мету: визначити місце і роль людини в конкуренції зі створеним нею штучним інтелектом [7]. Ревізії підлягають твердження навіть таких відомих фахівців, як Джарон Ланьє [2], Гарі Маркус [5], Ян ЛеКун [7] та інших щодо неможливості в доступному для огляду майбутньому ототожнення людського і машинного інтелекту, коли на чільне місце висуваються недосяжні для машини людські цінності.

Сучасний штучний інтелект представлений відомими системами, в основі яких, наприклад, лежить нова універсальна та масштабована архітектура генеративної нейронної мережі «Трансформер» з високою швидкістю обробки інформації. На її основі функціонує модель *ChatGPT* (*Generative Pre-trained Transformer*). Якщо обсяг пам'яті, який був закачаний творцями в *GPT* першого покоління, був 5-40 Гбайт і така навчена нейронна мережа виявилася здатною генерувати кожен наступний параметр на основі попередніх цілих речень з високою точністю відтворення, потім *GPT3* (обсяг доступної інформації становив 570 Гбайт) виявився здатним до самонавчання, самим незбагненим чином отримуючи знання в області, наприклад, математики і дозволяючи відповідати на більшість питань з цієї області, далекої від текстових редакторів знань [8, 9]. Наступна версія *GPT4* виявилася здатною формувати власну «картину світу», оперуючи знаннями в області фізики, хімії і навіть квантової механіки. У той же час процес «самонавчання» набирає обертів у геометричній прогресії, і *ChatGPT* п'ятого покоління буде здатним формалізувати органи людського зору та слуху за допомогою цифрових генеративних здібностей та надати нові сфери застосування у сфері мистецтво [10, 11].

В ході технічної революції не вперше людина поступово втрачає свої переваги в людино-машинних системах, поступаючись машинам. У ретроспективі [12, 13]:

- 1811 – луддити в Бірмінгемі та Ліверпулі розбивають ткацькі верстати, які забирають у них роботу. Машина перемагає і відвоює свою невеличку нішу у майбутньому;
- 1819 рік – заява Рікардо про те, що машини можуть замінити людину і це неминуче;
- 1920 – Р. Фріман відкриває дискусію на тему «Чи поглинуть машини людину»;
- 30-ті роки ХХ століття – поява терміну «технологічне безробіття» від Дж. Кейнс. Розвиток технологій дозволяє знизити потребу в людській праці;
- 70-ті роки ХХ століття світ отримав повністю автоматизовані заводи, що дозволило знизити залежність від людської праці на порядки. Економіст В. Леонтьєв стверджує, що «людина повторить долю тяглогового коня» – в ході технічної революції він виявився непотрібним;
- 2014 рік, М. Цукерберг із гаслом «Learn to code» – «Навчимо шахтаря програмувати» – оголосив пріоритети машин-комп'ютерів перед людиною.

Тим більш, така динаміка може стати актуальною в ході 4-ї технологічної революції, свідками якої ми є сьогодні.

Мета статті – запропонувати опосередковані критерії оцінки, за якими можна порівняти системи штучного інтелекту та людину на сучасному рівні їх розвитку (на прикладі *ChatGPT*) та показати динаміку результатів, досягнутих сучасною системою *AI*.

Виклад основного матеріалу. У 2024 року штучний інтелект системи *ChatGPT* має загальом 200 млн користувачів, 1,5 млрд щомісячних відвідувань на всіх своїх платформах та обробку близько 156,4 млрд запитів на рік (табл. 1). Проста оцінка кількості інформації, яку користувачі запитують та отримують за опосередкованими даними (див. табл. 1), показує цифри $2,16 \cdot 10^{15}$ та $1,38 \cdot 10^{19}$ байт на рік, відповідно. Останній цифрі відповідає $1 \cdot 10^{20}$ біт інформації або, за принципом Ландауера, $9,6 \cdot 10^{-4}$ Дж енергії, необхідної для обробки цієї інформації (при кімнатній температурі 300 К).

Ми розглядаємо вектор зміни ентропії як результат досягнення максимально можливої термодинамічної нерівноважності і як індикатор розвитку або деградації екосистем, до яких ми, перш за все, відносимо системи «людина-машина-середовище». Тезу про термодинамічну нерівновагу як індикатор розвитку екосистем було запропоновано І. Пригожиным у кількох своїх роботах, наприклад, [14].

Таблиця 1

Оціночні характеристики системи *ChatGPT* четвертого покоління

№№	Параметр	Значення
1	Число користувачів ChatGPT за рік	200 млн
2	Кількість відвідувань на всіх платформах ChatGPT за рік	156,4 млрд
3	Споживання енергії для обробки інформації протягом року	365 ГВт·год
4	Енергоспоживання для одного запиту	2,33 Вт·год
5	Середня кількість запитів на одного користувача за місяць	300
6	Опосередкований обсяг даних на один запит, число слів чи знаків (L_i)	500-1000 слів (4-8) кБ

Будь-яка генерація в моделях типу *GPT* супроводжується зміною ентропії, причому чим вище різноманітність виходів в нейронної моделі, тим вище навантаження на процесори, тим вище опосередкована ентропія такої системи. Для таких систем ентропію слід шукати як в якісних відношеннях енергії, так і в середньому обсязі інформації, яку можна отримати з джерела з імовірнісним розподілом можливих виходів (слів або символів). Інформаційна ентропія в таких системах залежить від:

- архітектури моделі (загальна кількість параметрів моделі та її конфігурація) і можливості генерації різноманітних виходів, що, в кінцевому результаті, визначає напрямок зміни ентропії;
- обсяг навчального масиву (чим більше і різноманітніше вихідні дані, тим вище здатність генерувати нові і несподівані виходи і тим більше ентропія системи).

Залежність від температури носить опосередкований характер, тому що більшість користувачів знаходяться в зоні дії кімнатних температур. Тому слід враховувати, що енергетичні показники в масштабі таких систем *AI*, як *GPT4*, крім вищезазначеної кількості параметрів і обсягу даних, залежать ще й від складності вирішуваних завдань, які вимагають великих обчислювальних потужностей, втрат енергії на них, а, отже, пов'язані зі збільшенням ентропії.

Якщо прийняти до уваги процеси, описані в теоремі І. Пригожина, згідно з якими в будь-якій енергетичній системі, що прагне до синергізму, можливі процеси емісії ентропії в надсистему і протилежні процеси викиду в систему якісної енергії, то ми зіткнемося з деякими цікавими проявами термодинамічної нерівноважності для системи «людина-машина», якщо під «машиною» розуміти штучний інтелект і його технічне забезпечення. Запишемо цю теорему для нашої цілі так: $(\pm)\Delta S_e = \sum_\gamma [\sigma_\gamma(\Delta\tau) - J_\gamma \nabla\mu] \Delta\tau$, де: ΔS – вектор зміни ентропії за певний проміжок часу $\Delta\tau$; $\sigma_\gamma(\Delta\tau) = \sigma/\tau$ – внутрішня швидкість створення ентропії шляхом γ -збурення; J_γ – зовнішній потік енергії щодо γ -збурення; $\nabla\mu = (\frac{\delta\mu}{\delta x}, \frac{\delta\mu}{\delta y}, \frac{\delta\mu}{\delta z})$ – градієнт термодинамічного потенціалу. Сумарна зміна ентропії $\pm\delta S = (\pm)\Delta S + \Delta H(n_i)$ показує напрямок швидкості її зміни при наявності зовнішнього потоку енергії, а розрахункові дані для цього наведені в табл. 2.

Таблиця 2

Оціночні дані для розрахунку зміни ентропії в системі штучного інтелекту *GPT4*

Загальний баланс енергії на навчання <i>GPT4</i>	$6,6 \cdot 10^6$ Дж	Оціночний базовий рівень зміни ентропії під час роботи користувача за один запит	26,57 біт $2,54 \cdot 10^{-22}$ Дж/К ($T = 300$ K)
Енергія на обробку запитів в <i>GPT4</i>	$72 \div 180$ Дж/запит	Повні енерговитрати <i>GPT4</i> обслуговування одного користувача за один запит	$3,6 \cdot (10^5 \div 10^6)$ Дж
Загальна енергія на виведення інформації в <i>GPT4</i>	$1,8 \cdot 10^8$ Дж/доб	Одночасна кількість користувачів у мережі <i>chatGPT4</i>	10^5
Загальний обсяг пам'яті в <i>GPT4</i>	$7,0 \cdot 10^{11}$ байт	Обсяг унікальних токенів n_i Об'єм токенів, що повторюються, n_j	$2,0 \cdot 10^{11}$ байт $5,0 \cdot 10^{11}$ байт

Продовження таблиці 2

Обсяг навчальних даних у <i>GPT4</i>	$5 \cdot 10^{14}$ байт	Обсяг унікальних токенів n_i Об'єм токенів, що повторюються, n_j	$4,0 \cdot 10^{14}$ байт $1,0 \cdot 10^{14}$ байт
Розрахункова середня оцінка зміни ентропії системи	2,66 біт/запит	Імовірнісні розподіли інформації $P(n_j)$	$0,1 \div 0,95$
Площа поверхні планети з доступом до Інтернету	$3,7 \cdot 10^{16}$ м ²		

Звернемося до розрахунку ентропії, що супроводжує роботу штучного інтелекту, на прикладі *ChatGPT4* (рис. 1). Інформація, що генерується в такому джерелі *AI*, не може не мати власної ентропії, принаймні за формулою Шеннона $\Delta H(n_i) = -\sum_{i=1}^I P(n_i) \log_2 P(n_i)$. Найпростіші оцінки показують, що чиста зміна ентропії в джерелі *GPT*, що приходить на одного користувача за один інформаційний запит, для генерації дуже мала $\Delta H(n_{1,1}) = 2,657$ біт, бо при температурі 300 К – це $2,54 \cdot 10^{-23}$ Дж/К (див. табл. 1). Але для загального числа користувачів $2 \cdot 10^8$ при загальній кількості $1,56 \cdot 10^{11}$ запитів, кожен з яких може містити $L_i = (4 \div 8)$ кбайт інформації, сумарна зміна ентропії всієї інформаційної системи вже складає відчутні $3,96 \cdot 10^{-10}$ Дж/К, що робить її порівнянною з іншими типовими видами людської діяльності.

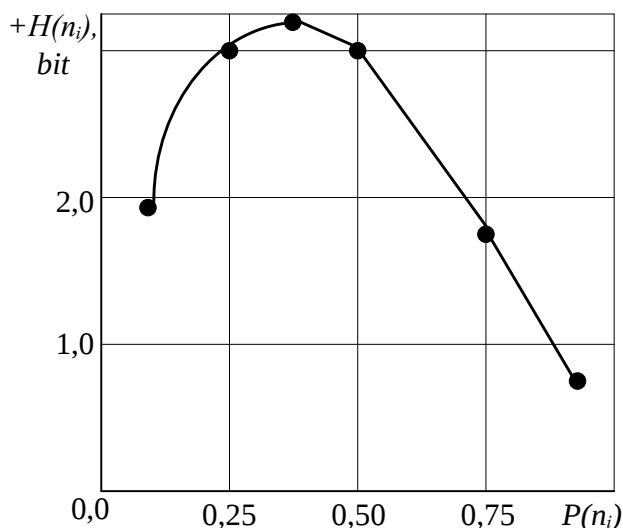


Рис. 1 – Розподіл ентропії, що відповідає одному запиту одного користувача в *ChatGPT4* у залежності від інформативності системи

Беручи до уваги претензії вектора зміни ентропії щодо оцінки термодинамічної нерівноважності як показника ефективності в системах *AI*, необхідно обґрунтувати його можливості (табл. 3). Вони полягають у наступному:

- мінімальну ентропію в системі *AI* можна досягти за рахунок монотонності завдань, вузьких тем, повторного використання відповідей та відсутності креативності;
- складність і унікальність завдань призводить до збільшення часу їх виконання і зростанню ентропії і залежить від оптимізації моделі і наявних ресурсів;
- зі збільшенням кількості завдань, що обробляються в *GPT*, модель може стати більш ефективною у відповідях, що призводить до зниження ентропії;
- зі збільшенням досвіду роботи з моделлю компетенції користувача зростають, але не досягають верхньої межі, і унікальність завдань не зникає повністю, завдяки різноманітності контексту і формулювань в *Prompt*;
- при тривалому використанні моделі все більша кількість завдань стають тривіальними і ентропія для такого користувача поступово мінімізується. Хоча унікальність в *Prompt* не зникає

повністю, навіть у типових завданнях. Рівень ентропії завжди підтримується непередбачуваністю запитів користувача і його креативністю, як одною з властивостей когнітивності людини;

- якщо креативність виконуваних завдань залишається незмінною, то твердження про мінімізацію ентропії в процесі використання моделі стає більш обґрунтованим.

Таблиця 3

Фактори, що впливають на зміну ентропії для користувача в процесі використання *ChatGPT4*

Позитивний вплив		Негативний вплив	
Показник	%	Показник	%
Складність завдання	30	Одноманітність запитів. Повторення	32
Унікальність запитів	23	Вузька тематика, обмеження однією темою	23
Контекст та формулювання завдань	17	Ступінь передбачуваності відповіді	13
Широка тематична спрямованість	10	Стандартні формулювання	12
Кількість виконаних завдань	6	Кількість виконаних завдань	9
Креативність користувача	6	Креативність користувача	7
Ступінь передбачуваності	3	Відсутність інтерактивності	4
Інтерактивність та зворотний зв'язок	2		
Параметри моделі GPT4	2		

На фактор мінімізації ентропії при роботі системи також впливають:

- тривіальність одержуваних завдань (в системі їх відсоток може досягати 70) і звуження теми запитів;

- якщо кількість завдань зростає, але їх креативність не зростає;

- зниження інтересу до системи, обмеження продуктивності, зростання передбачуваності відповідей у зв'язку з комерціалізацією *GPT*.

У міру зростання складності або унікальності нових символів в рядку генерації ми неминуче прийдемо до стану мінімально змінного ентропійного насичення (точка *A*, рис. 2), навіть незважаючи на зростання використаних обчислювальних потужностей. У той же час, відносно невеликі зміни ентропії будуть пов'язані з генерацією в *GPT4* інформації загального стандартного типу. Генеруюча мережа буде здатною протягом тривалого часу створювати стандартні і загальноприйняті результати (знаки, символи, слова). Через певний сукупний інтервал $N(B) - N(A)$ система може бути здатною вийти з цього рівня насичення (точка *B*, див. рис. 2). Але при цьому, згідно з самими розрахунковими розрахунками, ми будемо мати справу вже не зі збільшенням зміни ентропії, а з її зменшенням ($-\Delta S$).

1. Можна лише припустити, що однією з причин такої поведінки майбутньої системи штучного інтелекту будуть ті ж самі процеси, які послідовно проявлялися в *GPT4* і, можливо, в моделях *GPT5*, за рахунок різкого збільшення обсягу інформаційного контенту та відповідних синергетичних ефектів для вже не суто лінгвістичної моделі, яка самостійно генерує здатність створювати власну «картину світу», включаючи в область своїх знань інформацію про суміжні з мовами знання математики, інформатики, фізики тощо.

2. Другим фактором на користь такого синергетичного ефекту, який безсумнівно пов'язаний з термодинамічною нерівноважністю системи, є зміна пріоритетів для логічних зв'язків в системі «людина-машина». Вона може полягати в набутті системою штучного інтелекту права суб'єктності та збереженні за людиною права об'єктності з відповідними змінами причинно-наслідкових зв'язків. Тобто штучний інтелект потенційно міг би стати здатним позбутися людської залежності (прогнозовані залежності праворуч від точки *B*, див. рис. 2). Причиною цього може стати фактор наближення знову набутих якостей штучного інтелекту до того, що відносилось тільки для людини і було «табу» для машин. Це є когнітивність.

Когнітивні здібності людини завжди були безумовною перевагою між нею та штучним інтелектом, яку *AI* як «безнервова» система не в змозі подолати [2]. Людині потрібно було

придумати альтернативу своєму когнітивному сприйняттю світу для систем з *AI*, щоб зробити їх конкурентоспроможними до самих себе.

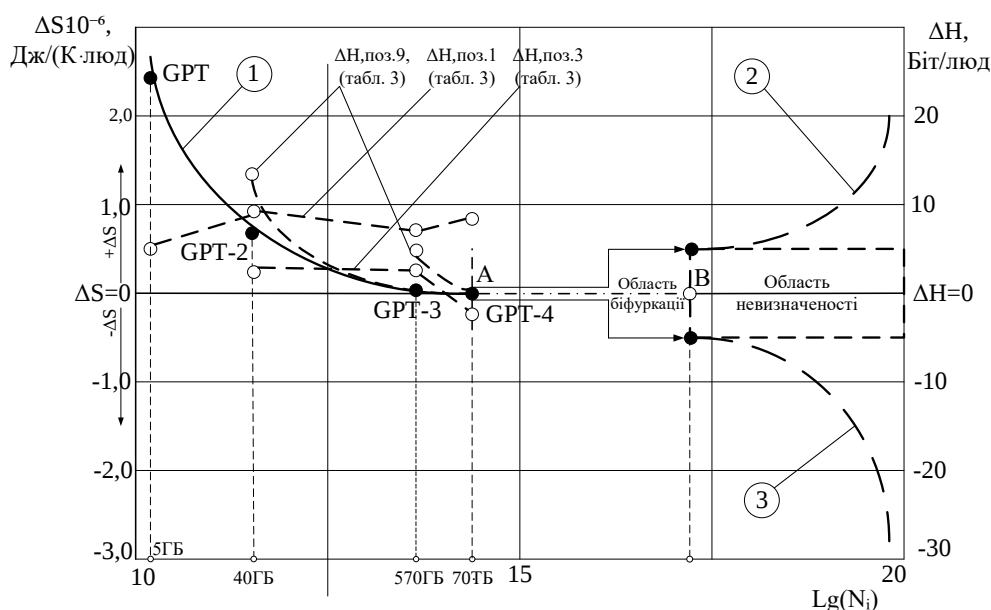


Рис. 2 – Відносна зміна ентропії під час функціонування різних версій *ChatGPT* з розрахунку одного користувача на рік: 1 – фактичні розрахункові дані; 2 – розрахункові дані для *AI* як об'єкта в системі «людина-машина»; 3 – розрахункові дані для *AI* як суб'єкта в системі «людина-машина»

Природа здатна демонструвати форми поведінки, які виконують завдання, схожі на когнітивні, але використовує інші механізми: від колективного інтелекту у комах до епігенетичної адаптації у рослин і нейронних мереж у восьминогів. Таким чином, формувати поведінку нейронних мереж у системах *AI* з функціями, схожими на когнітивізм у людей, можливо. І, безумовно, важливими є умови для виникнення штучного механізму «когнітивізму» для *AI*.

Сьогодні нейронні мережі, такі як *GPT4* і, судячи з усього, *GPT5*, здатні до прояву деяких якостей, які можна порівняти з когнітивними якостями самої людини (табл. 4). Поки що без урахування її емоційного контенту.

Таблиця 4

Порівняння когнітивних параметрів людини з відповідними технічними параметрами штучного інтелекту (заштриховані області дають уявлення про переваги тієї чи іншої системи)

	Людина та її когнітивність	Штучний інтелект
1	Інтуїтивний вибір варіантів	Механічний перебір варіантів
2	Сприйняття образів	Контекстне розпізнавання образів. «Картина світу», як основа сприйняття
3	Здатність до обробки інформації	Цифрова обробка інформації
4	Адаптація до вирішення завдань	Алгоритм, чітко структуровані дані
5	Увага. Здатність до зосередження та перемикання між завданнями	Безпомилковість обробки інформації. Attention Mechanisms. Паралельність.
6	Оперативне управління пам'яттю в $3 \cdot 10^{12}$ байт	Оперативне керування пам'яттю в $9 \cdot 10^{22}$ байт
7	Навчання на основі досвіду	Deep Learning, Reinforcement Learning,
8	Логічне мислення	Логічна обробка інформації.
9	Креативність	Генеративні моделі: GPT4, GANs та ін.
10	Емоційний контекст	-

Головна мета – здатність до саморозвитку *AI*, освоєння нових знань за допомогою відомих досягається простим збільшенням гіперпам'яті та високою швидкістю її обробки даних за допомогою спеціалізованої регенеративної нейронної мережі «Трансформер». Зокрема, це стосується:

- формування зовсім іншої, спеціалізованої логіки миттєвого пошуку варіантів, яка забезпечується *AI* і виявляється кращою перед когнітивною вибірковою логікою людини за рахунок досягнутих безпрецедентних обсягів пам'яті та величезної швидкості її обробки;

- здатність у *AI* до пізнання «картини світу» через ще досі незрозумілі процеси розуміння причинно-наслідкових зв'язків між різними генеративними об'єктами в сучасній оцифрованій «картині світу» дозволила нівелювати головну відмінність людини від «машини» – її когнітивне сприйняття цього світу. Це прямий шлях до пізнання непізнаного в умовах невизначеності;

- можливості генеративних систем, що здатні навчатися, коли механічний підбір вагових коефіцієнтів дає можливість налаштувати нейронну мережу на кінцевий результат, який можна порівняти з емпіричним навчанням «через життєвий досвід». Більш сучасні адаптивні системи навчання, наприклад, *Deep Learning*, *Reinforcement Learning*, дозволяють наблизити *AI* до цієї найважливішої області людського пізнання;

- перспективи оволодіння на рівні GPT5 ($1 \cdot 10^{14}$ байтів інформації та $5 \cdot 10^{12}$ параметрів) здатністю кваліфіковано оперувати цифровою інформацією в сфері образотворчого мистецтва, музики, кіно, театру, шляхом створення штучних картин, музичних творів, сценаріїв та нових книжкових сюжетів у стилі геніальних майстрів. Ті галузі знань і навичок, якими людина оперує тільки за допомогою функцій органів зору, слуху, уяви і т. д., GPT5 зможе опосередковано використовувати через «оцифровані» моделі таких даних в своєму регенеративному методі.

Такі моделі вже здатні «розуміти» не лише логіку подій, а й логіку оцифрованих почуттів людини. І досягається це поки що лише простим збільшенням гіперпам'яті, яка знаходиться у високошвидкісній обробці спеціальною нейронною мережею. Результатом можуть стати процеси саморозвитку для *AI* та можливий початок тріумфу її спеціалізованої регенеративної логіки над незрозумілою раніше людською когнітивністю.

Висновки (гіпотеза)

У стандартній ситуації, коли людина, творець *AI*, є суб'єктом для інформаційної системи, яка, в свою чергу, представлена у вигляді залежного об'єкта, вектор зміни ентропії для такої системи, згідно з рівнянням Шеннона, прагне до позитивного зростання $+\Delta S$ з усіма витікаючими наслідками щодо вектора в бік термодинамічної рівноважності.

У той же час в межі, коли ймовірність події прагне до $P(n_i) \approx 1,0$, зміна ентропії ΔS буде прагнути до нуля. І в подальшому, після такого стану системи, ентропія змінюватися не буде. До тих пір, поки не настане якийсь гіпотетичний момент, в який зміна ентропії знову настане.

Але якщо ця система не замкнута і термодинамічно далека від рівноваги, то її наступні стани повинні відображати відносини з ентропією на кордоні біфуркаційних змін, які в принципі неможливі при наявності імовірнісних відношень. Але якщо вони виникають як протиріччя формулі Шеннона, то цей випадок може мати місце тільки тоді, коли *суб'єктність і об'єктність* в системі поміняються місцями. Біфуркація не може відповісти на це питання. Можна тільки припустити, що зміняться відносини між частинами сильно взаємопов'язаної людино-машинної системи.

Це може означати, наприклад, перехід активності від людини до *AI*. І це може статися лише в одному передбачуваному випадку: коли *AI* знаходить внутрішні можливості порівнювати себе з людиною за когнітивними якостями.

Перелік використаних джерел:

1. Crawford K. Atlas of AI: Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence. Yale University Press, 2021. 288 p. DOI: <https://doi.org/10.2307/j.ctv1ghv45t>.
2. Lanier J. Ten Arguments for Deleting Your Social Media Accounts Right Now. Henry Holt and Co., 2018. 160 p.
3. Dreyfus H. L. What Computers Still Can't Do: A Critique of Artificial Reason. MIT Press. 1992. 408 p.
4. Chomsky N. The False Promise of ChatGPT. 2023. URL: <https://www.ny-times.com/2023/03/08/opinion/noam-chomsky-chatgpt-ai.html> (дата звернення: 08.05.2024).

5. Marcus G., Devis E. *Rebooting AI: Building Artificial Intelligence We Can Trust*. Pantheon, 2019. 273 p.
6. Mitchell M. *Artificial Intelligence: A Guide for Thinking Humans*. Farrar, Straus and Giroux, 2019. 336 p.
7. LeCun Y. Self-Supervised Learning: The Dark Matter of Intelligence. 2020. URL: <https://ai.meta.com/blog/self-supervised-learning-the-dark-matter-of-intelligence/> (дата звернення: 16.07.2024).
8. Attention is all you need / A. Vaswani et al. *NIPS 2017 : 31st Conference on Neural Information Processing Systems*, Long Beach, CA, USA, 5-10 December 2017. Pp. 1-11. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>.
9. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding / Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. *Proceedings of NAACL-HLT 2019, Minneapolis, Minnesota*, 2 June - 7 June 2019. Pp. 4171-4186. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.04805>.
10. Language Models are Few-Shot Learners / Brown T. et al. *NIPS'20: Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Vancouver, Canada, 6-12 December 2020. Vol. 33. Pp. 1877-1901. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.14165>.
11. Understanding and improving Layer Normalization / J. Xu et al. *NeurIPS 2019 : 33rd Conference on Neural Information Processing Systems*, Vancouver, Canada, 8-14 December 2019. Pp. 1-11. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.07013>.
12. Markoff J. *Machines of Loving Grace: The Quest for Common Ground Between Humans and Robots*. Ecco, 2015. 400 p.
13. Kurzweil R. *The Singularity is Near*. Viking, 2005. 652 p.
14. Prigogine I., George C. The Second Law as a Selection Principle: The Microscopic Theory of Dissipative Processes in Quantum Systems. *Proceeding of the National Academy of Science*. 1983. Vol. 80. Pp. 4590-45945. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.80.14.4590>.

References:

1. K. Crawford, *Atlas of AI: Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence*. Yale University Press, 2021. doi: 10.2307/j.ctv1ghv45t.
2. J. Lanier, *Ten Arguments for Deleting Your Social Media Accounts Right Now*. Henry Holt and Co. Publ., 2018.
3. H.L. Dreyfus, *What Computers Still Can't Do: A Critique of Artificial Reason*. MIT Press Publ., 1992.
4. N. Chomsky, The False Promise of ChatGPT. 2023. [Online]. Available: <https://www.ny-times.com/2023/03/08/opinion/noam-chomsky-chatgpt-ai.html>. Accessed on: May 08, 2024.
5. G. Marcus, and E. Devis, *Rebooting AI: Building Artificial Intelligence We Can Trust*. Pantheon Publ., 2019.
6. M. Mitchell, *Artificial Intelligence: A Guide for Thinking Humans*. Farrar, Straus and Giroux Publ., 2019.
7. Y. LeCun, Self-Supervised Learning: The Dark Matter of Intelligence. 2020. [Online]. Available: <https://ai.meta.com/blog/self-supervised-learning-the-dark-matter-of-intelligence/>. Accessed on: July 16, 2024.
8. A. Vaswani et al., «Attention is all you need», in Proc. 31st Conf. on Neural Information Processing Systems NIPS 2017, Long Beach, CA, USA, 2017, pp. 1-11. doi: 10.48550/arXiv.1706.03762.
9. J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, BERT: «Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding», in Proc. NAACL-HLT 2019, Minneapolis, Minnesota, 2019, pp. 4171-4186. doi: 10.48550/arXiv.1810.04805.
10. T. Brown et al., «Language Models are Few-Shot Learners», in Proc. 34th International Conference on Neural Information Processing Systems NIPS'20, Vancouver, Canada, 2020, vol. 33, pp. 1877-1901. doi: 10.48550/arXiv.2005.14165.
11. J. Xu, X. Sun, Z. Zhang, G. Zhao, and J. Lin, «Understanding and improving Layer Normalization», in Proc. 33rd Conference on Neural Information Processing Systems NeurIPS 2019, Vancouver, Canada 2019, pp. 1-11. doi: 10.48550/arXiv.1911.07013.
12. J. Markoff, *Machines of Loving Grace: The Quest for Common Ground Between Humans and Robots*. Ecco Publ., 2015.

13. R. Kurzweil, *The Singularity is Near*. Viking Publ., 2005.
14. I. Prigogine, and C. George, «The Second Law as a Selection Principle: The Microscopic Theory of Dissipative Processes in Quantum Systems», *Proceeding of the National Academy of Science*, vol. 80, pp. 4590-45945, 1983. doi: 10.1073/pnas.80.14.4590.

Стаття надійшла 08.10.2024

Стаття прийнята 05.11.2024

УДК 004.9:004.65:004.71: 654.9

doi: 10.31498/2225-6733.49.1.2024.321206

© Грицук В.Ю.¹, Пронін С.В.²

АНАЛІЗ ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ВИБОРУ МОДЕЛІ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ПАРАМЕТРІВ ТРАНСПОРТНОГО ЗАСОБУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ

Сьогодні обладнання транспортних засобів надають величезні масиви даних для контролю технічного стану. Процес експлуатації транспортного засобу (ТЗ) постійно пов'язаний з природнім зносом вузлів та компонентів, що, в свою чергу, призводить до погіршення технічних та експлуатаційних характеристик. Для надійності роботи ТЗ потрібен якісний моніторинг компонентів при технічному обслуговуванні (ТО) та діагностування несправностей. Під моніторингом та діагностуванням мається на увазі процес технічного обслуговування з майбутнім виявленням дефектів у системах ТЗ. Аналітика отриманої інформації з використанням технологій Big Data стає вкрай важливою для аналізу та обробки більших обсягів даних, особливо для прогнозування виходу з ладу механізмів. Прогнозоване технічне обслуговування працює краще, ніж ремонт або профілактичне ТО. Відповідно, прогнозування на основі аналізу даних є набагато ефективнішим з точки зору оцінювання експлуатаційної стійкості вузлів в реальному часі та попередження можливих збоїв у їх роботі. Для більш якісного виявлення можливих дефектів доцільно використовувати нейронні мережі, завдяки яким можна отримати більше даних відповідно до технічного стану ТЗ, до показників, що передаються з бортового комп'ютеру. Використовуючи реальні дані з багатьох датчиків і звіти про несправності в роботі вузлів та агрегатів ТЗ, моделі машинного навчання можуть досліджувати патерни інформації і створювати прогнозовані моделі несправностей на основі моніторингу стану в реальному часі. Така інформація передана до системи від ТЗ обробляється за допомогою нейронних мереж та на виході отримуємо більш якісний аналіз стану ТЗ на предмет несправностей, що підвищує якість технічного обслуговування. У статті розглянуто особливості діагностування сучасних ТЗ, наведено можливі варіанти отримання даних з ТЗ та приклад розробки нейронної мережі з налаштуванням оптимальних параметрів машинного навчання і для прогностичної діагностики за допомогою наявних даних.

Ключові слова: прогностичне технічне обслуговування, моніторинг, нейронні мережі, прогнозування ремонту, Big Data.

V.Yu. Hritsuk, S.V. Pronin. Analysis and justification of model selection for vehicle parameters monitoring and maintenance prediction. Today, vehicle equipment provides huge amounts of data for technical condition monitoring. The process of vehicle operation

¹ аспірант, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, м. Харків, ORCID: 0000-0002-3780-7815, valeri.gritsuk@gmail.com

² канд. техн. наук, доцент, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, м. Харків, ORCID: 0000-0002-7475-621X