

ЕНТРОПІЙНО-ТОПОЛОГІЧНИЙ МЕТОД АНАЛІЗУ ДЕЯКИХ СКЛАДНИХ СИСТЕМ ЗА УЧАСТЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

В.С. Волошин

ORCID: [0009-0005-6809-6779](https://orcid.org/0009-0005-6809-6779)

Приазовський державний технічний університет, м. Дніпро
Листування: vsvlshn52@gmail.com

Open Access under [CC BY-NC 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) License

UDC 004.02:519.876:004.8

Entropy-Topological Method of Analysis of Any Complex Systems with the Participation of Artificial Intelligence

Vyacheslav Voloshyn

Priazovsky State Technical University, Dnipro city
Correspondence: vsvlshn52@gmail.com

Introduction. Contemporary techno-informational systems are increasingly acquiring the characteristics of complex, multi-level human-machine formations with pronounced cognitive features, in which quasi-cognitive artificial intelligence is employed for information processing, adaptation, and decision-support functions. At the same time, the prevailing information-algorithmic approaches to their analysis fail to account for fundamental properties of the systems under consideration, namely thermodynamic constraints, as well as the role of cognitive and semantic processes that are critical for the stability of such systems. This necessitates the extension of classical entropy-based models and the integration of topological, cognitive, and semantic components into them. The subject of this study comprises methods of thermodynamic analysis based on entropy-topological models and the determination of conditions for their thermodynamic and semantic stability when analysing complex techno-informational systems while taking into account their incommensurable properties.

The purpose. The aim of the work is to investigate complex techno-informational systems involving cognitive (human) and quasi-cognitive (artificial intelligence, AI) agencies, considering the incommensurable properties of these systems, by means of thermodynamic analysis using entropy-topological models, and to determine the conditions of their thermodynamic and semantic stability.

Results. To achieve this aim, a hierarchical model of system organisation levels—from the physico-energetic to the socio-normative levels - proposed, along with its formalisation in the form of an entropy-weighted hypergraph with multidimensional adjacency matrices. The corresponding scientific novelty lies in the introduction of a set of fundamentally irreducible forms of entropy (physical, informational, cognitive, semantic, socio-normative, etc.), in the formulation of a generalised criterion of thermodynamic-semantic stability of the system, and in the theoretical proof of the impossibility of fully substituting a cognitive agent with artificial intelligence at a certain semantic level.

Conclusions. It is demonstrated that AI effectively reduces informational entropy but is not capable of autonomously reducing semantic uncertainty, which establishes fundamental limits to its applicability. The applied relevance of the work consists in the possibility of using the proposed method for the analysis and design of hybrid human-machine systems, for assessing the role of AI in control, learning, and interface solutions, as well as for substantiating human-in-the-loop architectures from the standpoint of thermodynamic and semantic stability.

Keywords: complex systems, entropy, hypergraph, cognitive agent, semantics, artificial intelligence, meaning, stability.

Анотація

Сучасні техніко-інформаційні системи дедалі частіше набувають характеру складних багаторівневих людино-машинних утворень із вираженою когнітивною складовою, у яких квазікогнітивний штучний інтелект використовується для оброблення інформації, адаптації та підтримки прийняття рішень. Водночас домінуючі інформаційно-алгоритмічні підходи до їх аналізу не враховують фундаментальних

властивостей систем, зокрема, термодинамічних обмежень, а також ролі когнітивних і семантичних процесів, які є критичними для стійкості таких систем. Це зумовлює необхідність розширення класичних ентропійних моделей та інтеграції до них топологічних, когнітивних і семантичних складових. Предметом дослідження є методи термодинамічного аналізу за допомогою ентропійно-топологічних моделей, і визначення умов їх термодинамічної та семантичної стійкості щодо аналізу складних техніко-інформаційних систем з урахуванням їх неспівставних властивостей. Метою роботи є дослідження складних техніко-інформаційних систем за участю когнітивної (людина) та квазі-когнітивної (штучного інтелекту – AI) агенцій із урахуванням їх неспівставних властивостей методами термодинамічного аналізу за допомогою ентропійно-топологічних моделей, а також визначення умов їх термодинамічної та семантичної стійкості. Для досягнення цієї мети запропоновано ієрархічну модель рівнів організації системи - від фізико-енергетичного до соціально-нормативного – та здійснено її формалізацію у вигляді ентропійно зваженого гіперграфа з багатовимірними матрицями суміжності. Відповідна наукова новизна роботи полягає у: введенні множини принципово незвідних форм ентропії (фізичної, інформаційної, когнітивної, семантичної, соціально-нормативної тощо); формулюванні узагальненого критерію термодинамічно-семантичної стійкості системи; теоретичному доведенні неможливості повного заміщення когнітивного агента штучним інтелектом на певному семантичному рівні. Показано, що AI ефективно знижує інформаційну ентропію, але не здатний автономно зменшувати семантичну невизначеність, що зумовлює принципові межі його застосування. Прикладна спрямованість роботи полягає у можливості використання запропонованого методу для: аналізу та проектування гібридних людино-машинних систем; оцінювання ролі AI в управлінні, навчанні та інтерфейсних рішеннях; обґрунтування архітектур типу *human-in-the-loop* з позицій термодинамічної та семантичної стійкості.

Ключові слова: складні системи, ентропія, гіперграф, когнітивний агент, семантика, штучний інтелект, смисл, стійкість.

Вступ. Сучасний етап розвитку техніко-інформаційних систем характеризується зростанням їх структурної складності, багаторівневості та інтеграції людини й машинних компонентів у єдині функціональні контури. Особливу роль у таких системах набувають технології штучного інтелекту (AI), які активно використовуються в задачах оброблення інформації, підтримки прийняття рішень та автоматизації управління в перспективному *«human-out-of-the-loop»*. Водночас розширення функціональної ролі AI актуалізує питання щодо меж його застосування та збереження стійкості людино-машинних систем у довготривалій перспективі.

Разом із тим переважна більшість існуючих моделей аналізу ґрунтується на інформаційно-алгоритмічних підходах і не враховує фундаментальних неспівставних властивостей подібних складних систем, зокрема, термодинамічних обмежень, а також ролі семантичного смислоутворення, як когнітивного процесу. Основною невирішеною проблемою є відсутність формалізованого підходу, здатного одночасно враховувати: властивості багаторівневої організації людино-машинних систем; множинність форм ентропії; специфічну роль штучного інтелекту як функціонального, але не семантичного агента. Зокрема, залишається відкритим питання про умови, за яких включення AI до таких систем не призводить до порушення їх сукупної термодинамічної та семантичної стійкості.

Ентропійний підхід до аналізу складних систем має глибокі витoki в класичній термодинаміці [1], інформаційній теорії [2], кібернетиці [3]. Водночас сучасні людино-машинні системи вимагають розширення цього підходу з урахуванням когнітивної діяльності людини, процесів смислоутворення та соціально-нормативних обмежень [4, 5]. Особливої актуальності набуває дослідження меж і умов залучення AI до таких систем без втрати їхньої стійкості.

Мета роботи полягає у дослідженні складних техніко-інформаційних систем за участю когнітивного агента (людина) та штучного інтелекту (AI) з урахуванням неспівставних властивостей цих систем методами термодинамічного аналізу за допомогою ентропійно-топологічних моделей, і визначення умов їх термодинамічної та семантичної стійкості. Досягнення поставленої мети передбачає розроблення та розвиток ентропійно-топологічного методу аналізу складних техніко-інформаційних систем за участю людини і штучного інтелекту, а також визначення умов їхньої стійкості. Основою дослідження є формалізований ентропійно зважений гіперграф та його матричні структури як складові ієрархічної моделі рівнів організації системи, а також узагальнені критерії її стійкості, що розглядаються з урахуванням впливу AI. В цьому контексті дана робота продовжує дослідження, започатковані в працях [6–8].

Постановка задачі та метод розв'язання. Розглядається відкрита багаторівнева техніко-інформаційна система за участю когнітивного агента (людини), яка функціонує у нерівноважному термодинамічному режимі та характеризується множинними рівнями інтерфейсного і семантичного спряження. Задача полягає в аналітичному дослідженні таких складних систем з урахуванням їх багатокомпонентності і термодинамічних показників кожного з компонентів у взаємозв'язку їх наступних співвідношень із системами штучного інтелекту. Виберемо узгоджену ієрархію обраної системи у такому вигляді:

1. Фізико-енергетичний рівень (b_0) охоплює джерела енергії, енергетичні потоки, теплову дисипацію та фізичні носії сигналів у системі. Він є умовою *можливості* існування системи.

2. Апаратний рівень (b_1) (матеріально-технічний, *hardware subsystem*) включає обчислювальні пристрої, сенсори й актуатори, канали передавання інформації, фізичні інтерфейсні пристрої. На цьому рівні реалізуються обчислювальні процедури в їх матеріальній формі.

3. Програмно-алгоритмічний рівень (b_2) (*software*) охоплює операційні системи, прикладне програмне забезпечення, алгоритми оброблення даних і гнучкі логічні структури. Це формалізований рівень організації інформації.

4. Інтерфейсний рівень (b_3) (людино-машинне спряження, *Interfacial*) забезпечує організацію інтерфейсів *HCI/HMI*, протоколів взаємодії, засобів навігації та керування. Він є ключовою зоною взаємного спряження підсистем різної природи.

5. Когнітивний рівень (b_4) (людський агент, *Cognitive Agent Subsystem*) охоплює суб'єктивні компоненти: сприйняття, увагу, пам'ять, мислення, ухвалення рішень. У даній моделі людина розглядається не як «користувач», а як когнітивний суб'єкт із обмеженою пропускну здатністю.

6. Семантичний рівень (b_5) (рівень смислів, *Meaning-Making Layer*) включає інтерпретацію інформації, контекст, цілі, наміри та знання. На цьому рівні дані перетворюються на смисл, причому він принципово не піддається повній алгоритмізації.

7. Рівень інформаційного середовища (b_6) (*Information Environment*) охоплює зовнішні бази даних, мережі, медіасередовища та розподілені джерела інформації, з якими система здійснює обмін даними.

8. Регулятивно-часовий рівень (b_7) (*Control-Temporal Dynamics*) включає зворотні зв'язки, адаптацію, навчання, затримки, розвиток і деградацію. Він забезпечує динаміку та стійкість системи.

9. Соціально-нормативний рівень (b_8) (надсистемний, *Socio-Technical Context*) охоплює соціальні норми, культурні коди, колективні практики та інституційні обмеження, що визначають рамки функціонування всієї системи.

Ідея специфічного ентропійного наповнення рівнів топологічної структури. Як змінну стану системи приймемо її інтегральну ентропію, задану у вигляді неадитивної залежності:

$$S_{total}(t) = \{S_{ph}, S_{hard}, S_{soft}, S_{inf}, S_{cogn}, S_{sem}, S_{gip}, S_{proc}, S_{soc}\}. \quad (1)$$

У межах запропонованої моделі розрізняються кілька принципово незвідних форм ентропії, які одночасно співіснують у техніко-інформаційній системі та пов'язані між собою потоками обміну. Йдеться не про різні інтерпретації однієї величини, а про різні фізичні та функціональні домени невизначеності, а саме: S_{ph} – фізична (термодинамічна) ентропія, зумовлена теплом і дисипацією енергії; S_{hard}, S_{soft} – відповідні ентропії комп'ютерної системи; S_{inf} – інформаційна ентропія (Шеннона) як міра невизначеності сигналів і даних, включаючи бази даних; S_{cogn} – когнітивна ентропія як невизначеність у станах когнітивного агента; S_{sem} – семантична ентропія як невизначеність смислів, інтерпретацій і цілей; S_{gip} – ентропія суцільного інтерфейсу; S_{soc} – соціально-нормативна ентропія як варіативність норм, очікувань та інтерпретацій та ін. Таким чином, система виглядає, як складна, ієрархічно структурована ентропійна конфігурація, у якій зменшення невизначеності на одному рівні неминуче компенсується її зростанням на іншому (рис. 1). Саме ця взаємодія форм ентропії визначає можливі режими стійкого функціонування техніко-інформаційних систем за участю когнітивного агента (людини), а далі, і з участю систем *AI*.

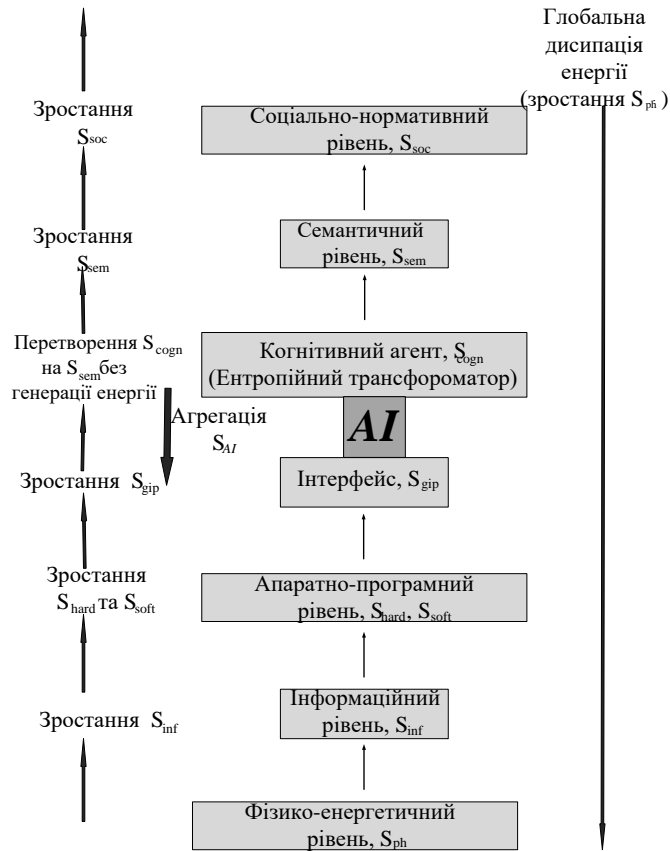


РИС. 1. Термодинамічні вектори в ієрархічній структурі техніко-інформаційній системи за участю людини та штучного інтелекту

Опосередковане відсоткове відношення кожної складової інтегральної ентропії, відповідно до результатів досліджень [9–13] показано на рис. 2. Найбільш вагомою складовою тут є фізична (термодинамічна) ентропія S_{ph} .

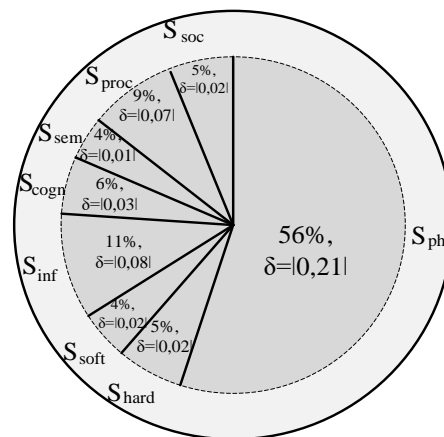


РИС. 2. Відсоток кожної складової інтегральної ентропії S_{total} в техніко-інформаційних системах з присутністю когнітивного агента

Формалізований гіперграф такої системи задамо у вигляді $G = (G^0, G')$, де вершинами є рівні: $G^0 \{b_0, b_1, \dots, b_8\}$, а гіперребра $G' = \{\{b_0, b_1, b_2\}, \{b_1, b_2, b_3\}, \{b_3, b_4\}, \{b_4, b_5\}, \{b_5, b_6, b_2\}, \{b_4, b_3, b_7\}, \{b_0, b_1, b_7\}, \{b_4, b_5, b_8\}\}$ (рис. 3). Для кожного гіперребра G'_k вводяться параметри: $F^+(S)$ – вхідний потік ентропії; $F^-(S)$ – вихідний потік ентропії; $\sigma(S)$ – внутрішня продукція ентропії; загальний баланс по зміні ентропії dS/dt .

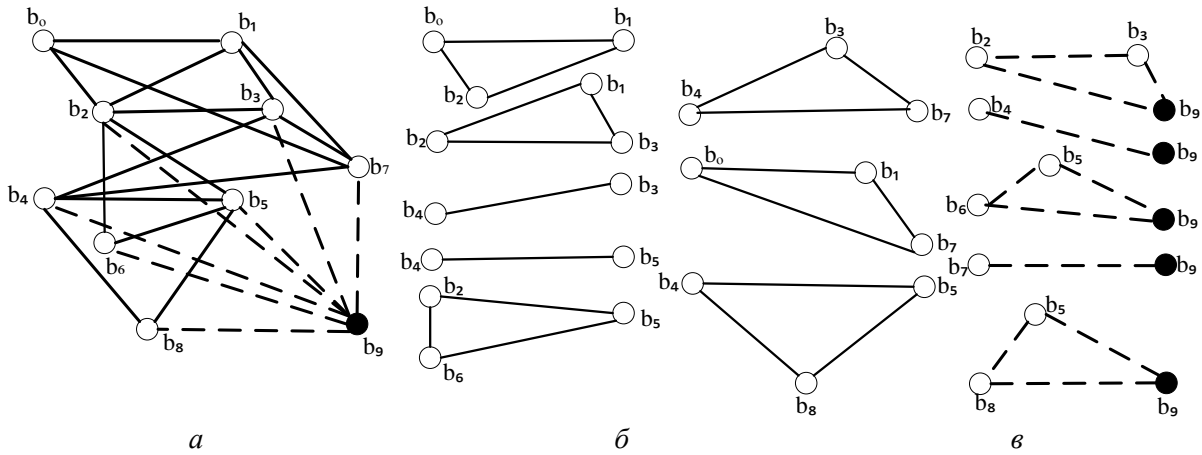


РИС. 3. Гіперграфова модель техніко-інформаційної системи у присутності когнітивного агента: а – гіперграф; б – підграфові модулі без участі AI; в – підграфові модулі за участю AI

Аналіз ентропійно вмісних матриць суміжності у застосуванні до їх гіперграфової інтерпретації дозволяють отримати такі результати. Для двовимірних матриць суміжності та відповідних підграфів термодинамічно релевантні модулі мають такі характеристики. Граничними кількісними параметрами для складових інтегральної ентропії є експертні вагові показники для кожної з цих складових.

1. Модуль $\{b_3, b_4\}$ представляє систему «людина-машина» у початковому сенсі. Домінуючі ентропії: $S_{inf} > 0,1 \cdot S_{total}$ та $S_{cogn} \leq 0,06 \cdot S_{total}$. Ентропійні потоки: $F^+(S_{inf})$ – визначає потік стимулів, $F^-(S_{cogn})$ – прийняття рішень (зниження невизначеності) та $\sigma(S_{cogn})$ – когнітивне навантаження. Зростання $\sigma(S_{cogn})$ пов'язане з перевантаженням інтерфейсу. Обчислювальні процедури зводяться до наступного сенсу: структурований інтерфейс зменшує когнітивну невизначеність у лімітах когнітивної ємності агента, а саме:

$$\frac{dS_{cogn}}{dt} = \alpha S_{inf} - \beta; \quad \frac{dS_{inf}}{dt} = -\beta, \quad (2)$$

де α – когнітивна чутливість, яка показує, наскільки агент реагує на зміну інтерфейсу; β – когнітивна здатність зменшувати невизначеність (увага, пам'ять).

2. Модуль $\{b_4, b_5\}$ – це породження смислу. Домінуючий ентропійний потік – $S_{sem} \geq 0,04 \cdot S_{total}$. Розподіл ентропійних потоків: $F^+(S_{cogn})$ – неоднозначність когнітивних станів, $F^-(S_{sem})$ – стабілізований смисл, $\sigma(S_{sem})$ – інтерпретативна робота для визначення смислу. Розуміння смислу пов'язане з локальним занепадом S_{sem} . Смисл виникає як взаємне зниження когнітивної та семантичної ентропії (емерджентна стабілізація):

$$\frac{dS_{sem}}{dt} = -\beta S_{cogn}; \quad \frac{dS_{cogn}}{dt} = -\beta S_{sem}. \quad (3)$$

3. Для модуля $\{b_0, b_1, b_2\}$ – домінуюча ентропія $S_{ph} \geq 0,56 \cdot S_{total}$, потоки: надання енергії $F^+(S_{ph})$, відходу тепла в середовище $F^-(S_{ph})$, теплової дисипації при обчисленні $\sigma(S_{ph})$. Принцип

Ландауера: із зменшенням $S_{inf} < 0,11 \cdot S_{total}$ зростає $S_{ph} \geq S_{total}$. Фізична реалізація обчислень зводиться до рівнянь, зміст яких зведено до того, що кожне логічне впорядкування «оплачувано» зростанням S_{ph} . Тут

$$\frac{dS_{soft}}{dt} = -kS_{soft} \quad (4)$$

(показує на алгоритмічне впорядкування),

$$\frac{dS_{ph}}{dt} = \eta k S_{soft} \quad (5)$$

(дисипація по Ландауеру), а

$$\frac{dS_{hard}}{dt} = \nu S_{ph} \quad (6)$$

(знос від теплового навантаження), де η – коефіцієнт дисипації енергії; k – коефіцієнт інформаційної редукції ν – коефіцієнт «шуму» (додаткова ентропія у передачі сигналу).

4. Модуль $\{b_1, b_2, b_3\}$ відображає матеріалізацію інтерфейсу. Домінуючими є ентропії $S_{inf} < 0,11 \cdot S_{total}$ і $S_{ph} > 0,56 \cdot S_{total}$. Ентропійні потоки включають зниження S_{inf} , яке пов'язане зі структуризацією сигналів. Зростання $S_{ph} > 0,56 \cdot S_{total}$ відбувається за рахунок візуалізації та рендерингу. Інтерфейс є локальним насосом негентропії за рахунок енергії. Реалізація обчислень здійснюється відповідно до рівнянь:

$$\frac{dS_{inf}}{dt} = -kS_{soft} + \nu S_{hard}; \quad \frac{dS_{soft}}{dt} = +\epsilon^{-1}; \quad \frac{dS_{hard}}{dt} = +\eta. \quad (7)$$

5. Модуль $\{b_5, b_6, b_2\}$ відображає звернення до інформаційного простору. Домінуючими є ентропії S_{inf} і S_{sem} . Ентропійні потоки $F^+(S_{inf})$ – вказують на зовнішню невизначеність, $F^-(S_{inf})$ – на можливості відбору релевантних даних, $\sigma(S_{sem})$ – вказує на контекстуалізацію ентропійного потоку. Цей підграф демонструє, що пошук інформації є ентропійно затратним процесом. Обчислювальні процедури включають пошук і відбір інформації, які знижують зовнішню ентропію, але збільшують обчислювальне навантаження:

$$\frac{dS_{gup}}{dt} = -kS_{sem}; \quad \frac{dS_{soft}}{dt} = +\nu; \quad \frac{dS_{sem}}{dt} = -kS_E. \quad (8)$$

6. Модуль $\{b_4, b_3, b_7\}$ – це зворотні зв'язки та адаптаційні механізми управління в системі. Домінуючими є ентропійні потоки S_{inf} і S_{cogn} . Зокрема, потоки: $F^+(S_{cogn})$ позначають помилки та неузгодженості, $F^-(S_{cogn})$ – адаптацію інтерфейсу, а $\sigma(S_{cogn})$ – процедури навчання. При цьому впливає, що процедури навчання тимчасово збільшують ентропію системи. Рівняння для розрахунку, виходячи з того, що дія спрямована на зміну інтерфейсу таким чином, щоб знизити майбутню когнітивну ентропію, мають вигляд:

$$\frac{dS_{groc}}{dt} = \rho S_{cogn}; \quad \frac{dS_{inf}}{dt} = -\rho S_{groc}; \quad \frac{dS_{cogn}}{dt} = -\tau^{-1} S_{groc}, \quad (9)$$

де ρ – швидкість адаптації системи яка показує, як швидко змінюється її поведінка або інтерфейс; τ – часова інерція, яка може бути пов'язана з навчанням, затримками, звиканням.

7. Модуль $\{b_0, b_1, b_7\}$ представляє показники часової та енергетичної динаміки за домінуванням ентропії S_{ph} . Зростання S_{ph} означає зношування системи, зниження S_{ph} вказує на можливості регуляції. Водночас глобальне зростання ентропії є неминучим наслідком старіння системи. Основні обчислювальні процедури пов'язані з необоротним зростанням фізичної ентропії у часі та обмеженнями регуляції системи:

$$\frac{dS_{ph}}{dt} = \eta; \quad \frac{dS_{hard}}{dt} = \nu t; \quad \frac{dS_{groc}}{dt} = -\epsilon. \quad (10)$$

8. $\{b_4, b_5, b_8\}$ – відображає соціальну зумовленість смислів, якими оперує система. Домінуючими тут є ентропійні потоки S_{soc} і S_{sem} , які відповідають $F^+(S_{soc})$ – соціальній варіативності,

$F^-(S_{sem})$ – соціальної нормалізації, $\sigma(S_{sem})$ – узгодженню інтерпретацій. Ця підсистема відповідає за соціальні норми як ентропійні стабілізатори, забезпечуючи на локальне зниження $S_{inf} < 0,11 \cdot S_{total}$, $S_{cogn} < 0,06 \cdot S_{total}$, $S_{sem} < 0,04 \cdot S_{total}$, а також на глобальне зростання $S_{ph} > 0,56 \cdot S_{total}$. Отже, підтримання смислів і впорядкованості інтерфейсу відбувається виключно за рахунок дисипації енергії.

9. Зрештою, $\{b_4, b_5, b_8\}$ – відображає соціально-нормативну стабілізацію смислів. Ця підсистема описує надкогнітивний механізм стабілізації смислів, у якому індивідуальна семантика співвідноситься із соціальними нормами. В ентропійних термінах вона реалізує локальну негентропію смислів за рахунок глобальної дисипації енергії та зростання фізичної ентропії системи. Домінуючими ентропіями тут є $S_{soc} > 0,05 \cdot S_{total}$ (варіативність норм, очікувань, допустимих інтерпретацій) і $S_{sem} > 0,04 \cdot S_{total}$ – невизначеність смислів та інтерпретацій. Додатково залучаються $S_{cogn} < 0,06 \cdot S_{total}$ (через узгодження інтерпретацій) і $S_{ph} > 0,56 \cdot S_{total}$ – як немінуча плата за стабілізацію. Формалізовані рівняння ентропійного балансу мають вигляд:

$$\frac{dS_{sem}}{dt} = -\lambda S_{soc} - \beta S_{cogn} + \sigma_{sem} \text{ (семантичний рівень)} \quad (11)$$

$$\text{та } \frac{dS_{soc}}{dt} = F^+(S_{soc}) - \mu S_{sem} \text{ (соціально-нормативний рівень)}. \quad (12)$$

Тут λ – коефіцієнт соціальної нормалізації смислів, β – внесок когнітивного узгодження, $\sigma_{sem} > 0$ – внутрішня продукція ентропії під час інтерпретаційної роботи (дебати, узгодження, конфлікти інтерпретацій), $F^+(S_{soc})$ – зовнішня соціальна динаміка, μ – ефективність інституційного закріплення смислів (право, стандарти, традиції).

У запропонованій інтерпретації основні ентропійні потоки означають таке: $F^+(S_{soc})$ – відповідає припливу соціальної варіативності (зміна норм, дискурсів, культурних контекстів), $F^-(S_{sem})$ – нормалізації смислів (зведення інтерпретацій до соціально допустимих), $\sigma(S_{sem})$ – інтерпретаційній та нормативній діяльності (обговорення, узгодження, інституційне закріплення).

Соціальні норми виступають як ентропійні стабілізатори, що зменшують $S_{sem} < 0,04 \cdot S_{total}$ і $S_{cogn} < 0,06 \cdot S_{total}$, але за рахунок когнітивної та фізичної ентропії. Будучи стабілізованим, смисл знижує соціальну невизначеність, але не усуває її повністю. Когнітивний рівень (зв'язаний внесок) $\frac{dS_{cogn}}{dt} = -\gamma S_{sem}$. Тут γ – ступінь когнітивного полегшення за рахунок соціальних норм (чим більш нормативно закріплений смисл, тим нижче когнітивне навантаження).

Для порівняння, фізико-енергетичний рівень (ціна стабілізації):

$$\frac{dS_{ph}}{dt} = \eta(\sigma_{sem} + \lambda S_{soc}), \quad (13)$$

де η – коефіцієнт дисипації енергії; зростання S_{ph} відображає інституційні процеси, комунікацію, медіавиробництво, підтримання соціальної інфраструктури.

Фізико-сміслова інтерпретація останньої підсистеми: соціальні норми не усувають ентропію, а перерозподіляють її; локально це відбувається зі зменшенням S_{sem} і S_{cogn} та глобально зі зростанням S_{ph} . Підсистема $\{b_4, b_5, b_8\}$ реалізує термодинамічний принцип стійкості смислів: «*Стабільний смисл можливий лише як нерівноважна структура, що підтримується безперервною дисипацією енергії*». Це завершує замикання всієї гіперграфової системи від фізичної ентропії через обчислення та інтерфейси до смислу і навпаки, у фізичну ентропію.

Результати дослідження. Складні техніко-інформаційні системи за участю людини на сучасному етапі розвитку є навідр'ємно пов'язані з використанням такого продукту, як «штучний інтелект»

або *AI*. У зв'язку з цим доцільно проведення дослідження складних систем із включенням *AI* та здійснити їх порівняльний аналіз з метою з'ясування ролі й місця штучного інтелекту в техніко-інформаційних системах з урахуванням когніції.

У межах даної роботи приймається робоче припущення, що штучний інтелект не замінює когнітивної агенції і не має власної внутрішньої семантичної ентропії у строгому сенсі, тобто, як окремий функціональний агент, не здійснює автономного смислоутворення, а оперує лише статистичною або функціонально заданою репрезентацією значень. Водночас *AI* може опосередковано впливати на S_{sem} через зміну інформаційних потоків та інтерфейсів взаємодії. Це припущення узгоджується з підходами, у яких семантична інформація пов'язується з автономною агентністю та цілепокладанням, і потребує подальшої емпіричної перевірки в рамках досліджень взаємодії людини та *AI*.

Загалом приймаємо, що за своїм статусом штучний інтелект не замінює когнітивної агенції та семантичного рівня людини, а вводиться як окремий функціональний агент, який володіє високою обчислювальною пропускну здатністю, алгоритмічною адаптацією, відсутністю власних смислів і інтенцій, опосередкованою семантикою (через зовнішні дані та цілі). Для дослідження таких спряжених систем уведемо новий вузол-компонент, що описує штучний інтелект, b_9 – *AI* (Agent Subsystem), і характерну для нього нову компоненту ентропії S_{AI} . Тоді розширений вектор ентропій стану в динаміці включає $S_{AI}(t)$:

$$S_{total}(t) = \{S_{ph}(t), S_{hard}(t), S_{soft}(t), S_{inf}(t), S_{cogn}(t), S_{sem}(t), S_{gip}(t), S_{proc}(t), S_{soc}(t), S_{AI}(t)\}. \quad (14)$$

Приймаємо, поки що бездоказову, умову, згідно з якою *AI* не має власної семантичної ентропії, але активно впливає на такі складові загальної інтегральної ентропії, як: S_{inf} , S_{soft} , S_{proc} , S_{cogn} , S_{sem} , S_{ph} . На доповнення до досліджуваної гіперграфової моделі включаємо нові гіперребра за участю *AI* (рис. 3, в). Інтерпретація двоконпонентних підсистем відображається такими підграфами.

1. Модуль $\{b_7, b_9\}$ – відображає взаємовідносини між *AI* та когнітивним агентом (людиною). Домінуючі ентропії – S_{inf} , S_{cogn} , S_{AI} . У цьому випадку *AI* виступає як когнітивний «екзокаркас», що стабілізує систему: $\frac{dS_{cogn}}{dt} = -\beta_{AI}S_{AI} + \sigma_{cogn}$, таким чином, що σ_{cogn} зростає із-за невідповідності рекомендацій *AI*. Критичний ефект настає, якщо за перевищення когнітивної ємності людини виникає когнітивна фрустрація, а не зниження ентропії.

2. Модуль $\{b_7, b_9\}$ досліджуваної системи стосується процедур впливу *AI* на процеси управління або навчання в моделі. У цьому модулі *AI* прискорює адаптацію, але збільшує ентропійну «ціну» помилок (зокрема тому, що навчання *AI* – термодинамічно необоротний процес із високою ентропійною вартістю): $\frac{dS_{proc}}{dt} = -\rho_{AI}S_{AI}$; $\frac{dS_{ph}}{dt} = -\eta_{train}S_{AI}$.

3. Модуль $\{b_2, b_3, b_9\}$ відображає *AI* як розширення обчислювального та інтерфейсного рівнів. Для цього ребра домінуючі складові інтегральної ентропії: S_{soft} , S_{inf} , S_{ph} , S_{AI} . Їхній зміст полягає у тому, що *AI* знижує інформаційну ентропію значно швидше ніж людина, але здійснює це за рахунок зростання фізичної ентропії, тобто: $\frac{dS_{inf}}{dt} = -k_{AI}S_{AI}$; $\frac{dS_{soft}}{dt} = -\alpha_{AI}S_{AI}$. Тут $\frac{dS_{AI}}{dt} = 0$ (*AI* «не усвідомлює» результату), а $\frac{dS_{ph}}{dt} = \eta_{AI}k_{AI}S_{AI}$, визначає, що *AI* виступає у системі як потужний негентропійний «насос» для інформації, залишаючись водночас термодинамічним ентропійним прискорювачем.

4. Модуль $\{b_5, b_9, b_6\}$ відображає відношення *AI* до семантики, що є принциповим обмеженням для *AI*. Домінуючі ентропії: S_{inf} , S_{sem} , S_{AI} . У цьому випадку *AI* не знижує семантичну ентропію безпосередньо. Для нього $\frac{dS_{sem}}{dt} = 0$ (без участі людини), але за зниження $\frac{dS_{inf}}{dt}$ параметр S_{sem} здатний навіть до зростання. Фундаментальний результат полягає у тому, що зниження інформаційної ентропії *AI* не є еквівалентним зниженню семантичної ентропії.

5. Модуль $\{b_8, b_5, b_9\}$ зіставляє AI в контексті соціальних норм. В цьому випадку AI посилює конвергенцію інтерпретацій, але знижує їхню різноманітність:

$$\frac{dS_{soc}}{dt} = -\lambda_{AI}S_{AI}; \quad \frac{dS_{sem}}{dt} = -\lambda_{AI}S_{soc}. \quad (15)$$

Із попереднього зіставлення двох розглянутих систем (табл. 1) слідує наступне: AI здатний посилювати величину dS_{ph}/dt швидше, ніж при цьому знижується S_{sem} .

ТАБЛИЦЯ 1. Результати порівняльного аналізу інтелектуальних систем «людина-машина» без AI і з AI

№	Критерій	Система без AI	Система з AI
1	Фізична ентропія	Зростає лінійно	Зростає прискорено
2	Інформаційна ентропія	Знижується повільно	Знижується швидко
3	Семантична ентропія	Знижується через когніцію	Не знижується автоматично
4	Когнітивне навантаження	Обмежене інтерфейсом	Може як знижуватися, так і зростати
5	Адаптація	Повільна, але стійка	Швидка, але крихка
6	Соціальна варіативність	Збережена	Знижена
7	Емерджентність смислів	Висока	Пригнічується

Присутність у інформаційній системі штучного інтелекту підсилює нерівноважність системи, але не впливає на заміну людини як носія смислу. Відповідно, систему зі штучним інтелектом можна вважати стійкою, якщо в процесі тривалого функціонування одночасно виконуються три формалізовані умови:

$$\begin{cases} \frac{dS_{sem}}{dt} \leq 0 \\ \frac{dS_{cogn}}{dt} \leq 0 \\ \frac{d^2S_{ph}}{dt^2} \leq 0 \end{cases} \quad (16)$$

Інтерпретація таких ідеальних умов має зміст: «*смісл не деградує, когнітивне навантаження не накопичується, а зростання фізичної ентропії не прискорюється*».

Для кількісної порівняльної оцінки ролі та місця AI в досліджуваних системах введемо поняття критерію *термодинамічної та семантичної стійкості* техніко-інформаційної системи з когнітивним агентом та спільної з AI , заснованого на функціоналі стійкості, який має задовольняти умову від’ємності свого значення:

$$U(t) = \omega_1 \frac{dS_{sem}}{dt} + \omega_2 \frac{dS_{cogn}}{dt} + \omega_3 \frac{d^2S_{ph}}{dt^2} \leq 0, \quad (17)$$

де $\omega_i > 0$ – прикладні вагові коефіцієнти, які можуть визначатися:

- експертними методами – на основі пріоритетів системи (наприклад, безпека, інтерпретованість, енергоефективність);
- нормуванням за варіацією параметрів – $\omega_i \sim 1/\sigma_i$, де σ_i – дисперсія відповідної ентропійної складової;
- оптимізаційний підхід – підбір ваг через мінімізацію функціоналу ризику або помилки системи;
- енергетичне зважування – прив’язка до фізичних витрат, зокрема для S_{ph} .

Виникає правомірне питання щодо існування межі заміщення когнітивного агента (людини) системою штучного інтелекту. Для розв’язання сформулюємо та доведемо таку теорему.

Теорема. Штучний інтелект не може повністю замінити когнітивного агента (людину) у техніко-інформаційній системі, що містить наявний семантичний рівень, без порушення умови стійкості всієї системи.

Доведення.

1. *AI* за своєю природою знижує інформаційну ентропію за визначенням:

$$\frac{dS_{inf}}{dt} = -k_{AI}S_{AI}, \tag{18}$$

але не має власного механізму породження смислу, отже має місце умова

$$\left. \frac{dS_{sem}}{dt} \right|_{AI} = 0. \tag{19}$$

2. Семантична ентропія може зменшуватися лише за участю когнітивного агента у такому поєднанні за визначенням $\frac{dS_{sem}}{dt} = -\beta S_{cogn}$. У випадку повного заміщення людини мала б виконуватися умова:

$$S_{cogn} \rightarrow 0 \implies \frac{dS_{sem}}{dt} \geq 0. \tag{20}$$

3. Зростання S_{sem} зумовлює вторинне зростання S_{cogn} у разі повернення людини в контур управління або зростання S_{soc} , що своєю чергою, призводить до умови

$$\frac{d^2S_{ph}}{dt^2} > 0, \tag{21}$$

(через навчання *AI*, оброблення даних, соціальну регуляцію).

4. У результаті порушується критерій стійкості: $\mathcal{U}(t) > 0$, що суперечить означенню стійкої системи.

Теорему доведено.

Обчислювальний експеримент. Він стосується розрахунку складної системи, що розглядається, у випадках присутності та відсутності *AI*.

1. Як методична рамка розрахунків використовується розроблений нами критерій стійкості (17). Система є стійкою, якщо $\mathcal{U}(t) \leq 0$. Для зіставності прийемо: $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = 1$. Одиниці вимірювання ентропії – безрозмірні або в бітах.

2. Вихідні дані для розрахунку приймаємо такі [14–18]. Когнітивні обмеження людини, а саме: пропускна здатність свідомого каналу 10–50 біт/с; енергоспоживання мозку: ≈ 20 Вт. Для системи *AI*: сучасні *LLM* $10^{12} \div 10^{14}$ операцій/с; енергія навчання великої моделі $10^6 \div 10^7$ кВт·год; мінімальна дисипація $kT \cdot \ln 2 = 3 \times 10^{-21}$ Дж/біт (принцип Ландауера). Прийняті значення (нормовані):

$$\frac{dS_{inf}}{dt} = -0,4; \frac{dS_{cogn}}{dt} = -0,3; \frac{dS_{sem}}{dt} = -0,2; \frac{dS_{ph}}{dt} = +0,25 \left(\frac{d^2S_{sem}}{dt^2} = 0 \right).$$

3. Порядок прикладного розрахунку для системи без присутності *AI*. Визначаємо розрахункову двовимірну матрицю суміжності $A_{pq} = \sum_k \delta(b_p \in G'_k) \delta(b_q \in G'_k)$, $i \neq j$ у вигляді табл. 2.

ТАБЛИЦЯ 2. Табульовані розрахункові дані ентропійновмісної двовимірної матриці суміжності техніко-інформаційної системи у відсутності *AI*

	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7	b_8
b_0	0,0	1,1	1,4	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0
b_1	+	0,0	0,7	0,4	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0
b_2	+	+	0,0	0,2	0,0	0,4	0,8	0,0	0,0
b_3	-	+	+	0,0	1,1	0,0	0,0	0,7	0,0
b_4	-	-	-	+	0,0	0,3	0,0	0,9	1,1
b_5	-	-	+	-	-	0,0	0,5	0,0	0,8
b_6	-	-	+	-	-	+	0,0	0,0	0,0
b_7	-	-	+	-	-	+	0,0	0,0	0,0
b_8	+	+	-	+	+	-	-	-	0,0

Така матриця відображає ентропійну спряженість рівнів – потенційні канали перерозподілу ентропії.

Матрицю інцидентності гіперграфа B_{pq} визначимо у вигляді:

$$B_{pq} = \begin{cases} 1, & b_p \in G'_q \\ 0, & b_p \notin G'_q \end{cases} \quad (22)$$

Для кожного гіперребра G'_k баланс ентропії зведемо до виразу

$$\frac{dS_k}{dt} = F_k^+(S) - F_k^-(S) + \sigma_k(S), \quad (23)$$

а розширена тензорна форма матриці інцидентності має вигляд

$$B_{pk}^\alpha, \quad \alpha \in \{+, -, \sigma\}, \quad (24)$$

де $B_{pk}^+ = B_{pk} F_k^+$; $B_{pk}^- = B_{pk} F_k^-$; $B_{pk}^\sigma = B_{pk} \sigma_k$. Цьому відповідає тензорний запис балансу системи

$$\frac{dS_i}{dt} = \sum_k (B_{pk}^+ - B_{pk}^- + B_{pk}^\sigma). \quad (25)$$

Як прийняті припущення для кожного гіперребра G'_k введемо скалярні параметри (табл. 3), задані у безрозмірних ентропійних одиницях, нормованих за K_B .

ТАБЛИЦЯ 3. Початкові дані для аналізу багатокомпонентних інформаційних систем із присутністю когнітивного агента

Гіперребро	F_k^+	F_k^-	σ_k
G'_1	1,2	1,0	0,3
G'_2	1,1	0,9	0,4
G'_3	0,8	0,7	0,2
G'_4	0,7	0,6	0,2
G'_5	1,0	0,8	0,5
G'_6	0,9	0,7	0,4
G'_7	1,3	1,1	0,3
G'_8	0,6	0,5	0,2

У цьому випадку зважена матриця інцидентності має вигляд (табл. 4).

ТАБЛИЦЯ 4. Табульовані розрахункові дані матриці інцидентності

	G'_1	G'_2	G'_3	G'_4	G'_5	G'_6	G'_7	G'_8
b_0	0,5	0	0	0	0	0	0,5	0
b_1	0,5	0,6	0	0	0	0	0,5	0
b_2	0,5	0,6	0	0	0,7	0	0	0
b_3	0	0,6	0,3	0	0	0,6	0	0
b_4	0	0	0,3	0,3	0	0,6	0	0,3
b_5	0	0	0	0,3	0,7	0	0	0,3
b_6	0	0	0	0	0,7	0	0	0
b_7	0	0	0	0	0	0,6	0,5	0
b_8	0	0	0	0	0	0	0	0,3

Така система формально є неорієнтованим ентропійно вмісним гіперграфом із локальною нерівноважною термодинамікою; когнітивний агент (вузол b_4) виступає ентропійним трансформатором,

($\dim(\ker W) > 0$). Тут $\ker W = \{x \in v | W_x = 0\}$ – ядро оператора; $\dim(\ker W)$ – розмірність цього ядра (число незалежних ступенів свободи, що знищуються оператором W).

Критерій стійкості $\mathcal{U}_{AI} = +0,1 + 0,2 + 0,4 = +0,7 > 0$ показує, що інформація різко впорядковується, але семантика не стабілізується. При цьому фізична ентропія зростає прискорено. Слід розуміти, що формалізований висновок свідчить, що без участі людини у контурі смислоутворення така система є нестійкою.

Аналіз таких систем дає наступні результати. За параметричними даними (табл. 6) людина й AI не є прямими конкурентами, оскільки область їхнього функціонування лежить у різних ентропійних доменах: функція AI дозволяє мінімізувати інформаційну ентропію, тоді як людина мінімізує семантичну ентропію. AI на цьому рівні розвитку не виявляє здатності до стабілізації смислів отримуваних результатів, і не спроможний формувати нові цілі та утримувати систему в стійкій нерівновазі.

ТАБЛИЦЯ 6. Кількісний порівняльний аналіз техніко-інформаційної системи за участю людини та штучного інтелекту

Параметр	Система без AI	Система в присутності AI
Швидкість зниження S_{inf}	Низька	Дуже висока
Зниження S_{sem}	Є	Не має
Когнітивна стійкість	Висока	Умовна
Зростання S_{ph}	Лінійний	Прискорений
Критерій \mathcal{U}	<0	>0
Стійкість системи	Так	Ні

Ключове співвідношення можна сформулювати так:

$$\langle AI \text{ прискорює } \frac{dS_{ph}}{dt} \text{ швидше, ніж людина знижує величину } S_{sem} \rangle.$$

Важливим є питання визначення допустимої частки штучного інтелекту в сучасних техніко-інформаційних системах із включенням людини як агента з когнітивною чутливістю (a), яка показує, наскільки агент реагує на зміну інтерфейсу. У моделі змішаного внеску (людина + AI) кожна ентропійна швидкість подається лінійною комбінацією:

$$\dot{S}_x(a) = (1 - a)\dot{S}_x^{human} + a\dot{S}_x^{AI}, \text{ для } x \in \{inf, cogn, sem\}. \quad (27)$$

Тому, фізична ентропія визначається через залежність:

$$\ddot{S}_{ph}(a) = (1 - a)\ddot{S}_{ph}^{human} + a\ddot{S}_{ph}^{AI}. \quad (28)$$

Використаємо раніше виведений критерій (5) за умови допустимості $\mathcal{U}(a) \leq 0$ та сформулюємо покроковий алгоритм обчислення.

1. Задаються емпіричні або оціночні значення: \dot{S}_x^{human} , \dot{S}_x^{AI} , \dot{S}_{ph}^{human} , \dot{S}_{ph}^{AI} , при цьому використовуються дані експериментів, аналогів, енергоспоживання та когнітивних тестів.

2. Побудова функції $\mathcal{U}(a)$.

3. Розв'язання нерівності $\mathcal{U}(a) \leq 0$.

4. Визначення $a_{max} = \sup\{a | \mathcal{U}(a) \leq 0\}$, де супремум це найменша верхня межа для області допустимих значень $a \in \mathcal{U}(a)$, за якою забезпечується реакція когнітивного агента на динаміку інтерфейсу. У результаті розрахунку отримуємо одну з таких умов (рис. 5):

- величина $a < a_{max}$ (область $\mathcal{U}(a) < 0$) вказує на стійкість гібридної системи;
- $a = a_{max}$ (точка $\mathcal{U}(a) = 0$) відповідає критичній межі режиму, що потребує моніторингу;
- $a > a_{max}$ визначається як втрата стійкості, яка супроводжується зростанням семантичної та фізичної ентропії.

Такі залежності послідовно демонструють межу допустимої частки AI в системі (точка перетину з $U = 0$), принципову неспроможність AI знижувати S_{sem} зі зростанням a , перехід від допомоги AI до когнітивного перевантаження та ілюструють термодинамічну ціну автоматизації.

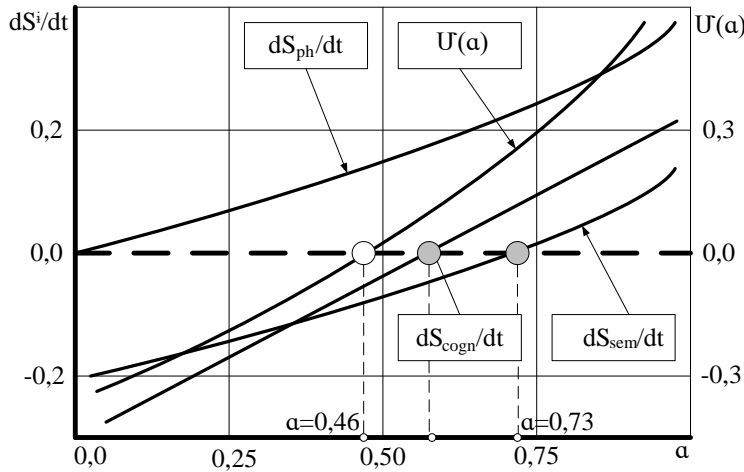


РИС. 5. Термодинамічні показники та графік стійкості системи залежно від частки безкомпромісної участі AI

Із виконаного прикладного аналізу випливає фактична оцінка:

$$a_{max} \approx \frac{|S_{sem}^{human}|}{S_{ph}^{AI}}$$

зміст якої зводиться до того, що AI в техніко-інформаційній системі допустимий рівно настільки, наскільки людина здатна компенсувати його фізичну та семантичну ентропію власним смислоутворенням.

Системний зміст алгоритму полягає у тому, що AI сприяє зниженню S_{inf} , але прискорює зростання S_{ph} . Натомість людина забезпечує зниження S_{sem} , тим самим стабілізуючи систему, стійкість якої можлива лише за умов неповного заміщення людини штучним інтелектом. Отже, допустима частка AI це не технологічна, а термодинамічно-семантична межа. Підсумкова формула проектування системи має вигляд: «Оптимальна архітектура = human-in-the-loop + $a_{max} \times AI$ », при якому «human-out-of-the-loop» унеможлиблюється.

Для ілюстрації прикладної цінності запропонованого підходу розглянемо систему підтримки прийняття рішень в енергетичному диспетчерському центрі. У такій системі рівні $b_2 - b_4$ реалізують взаємодію між алгоритмами оптимізації, інтерфейсом та оператором. Введення AI (вузол b_9) дозволяє різко знизити інформаційну ентропію S_{inf} за рахунок прогнозування навантажень, однак супроводжується зростанням S_{ph} через обчислювальні витрати та потенційним зростанням S_{sem} у разі непрозорості моделей.

Згідно з критерієм (17), система залишається стійкою лише за умови збереження оператора в контурі інтерпретації рішень (human-in-the-loop), що підтверджує практичну необхідність обмеження частки автоматизації.

Висновки

1. Формалізована ентропійно-топологічна модель техніко-інформаційної системи, що запропонована, дозволяє кількісно описувати міжрівневі ентропійні потоки, як показники неспівставних властивостей у межах таких систем.

2. Доведено принципову незвідність семантичної ентропії до інформаційної та неможливість її автоматичного зменшення засобами штучного інтелекту.

3. Штучний інтелект у сучасних техніко-інформаційних системах слід розглядати як термодинамічний прискорювач, що перетворює інформаційну негентропію на фізичну ентропію, а не як носій інтелекту чи смислу. Межа допустимої участі *AI* це фундаментальна фізико-семантична величина, а не інженерний параметр.

4. Введений критерій термодинамічної та семантичної стійкості системи формально демонструє межу допустимого прискорення інформаційних процесів без руйнування семантичного контуру. Стійкість людино-машинних систем з *AI* можлива лише за умови збереження людини в контурі смислоутворення (*human-in-the-loop*), як фактора зниження інтегральної ентропії у системі.

5. Запропонована модель може бути використана як універсальний інструмент оцінювання ризиків автоматизації в енергетиці, промисловості, керуванні та у цифрових платформах.

Наявність даних. Дані, на які спираються та які підтверджують висновки цього дослідження, доступні на сайтах:

1. <https://isg-konf.com/wp-content/uploads/2025/06/CURRENT-TRENDS-IN-THE-DEVELOPMENT-OF-SCIENCE-BY-ATTRACTING-NEW-IDEAS.pdf>
2. <https://ipme.kiev.ua/wp-content/uploads/2025/12/Збірник-матеріалів-ІШБ-2025.pdf>
3. <https://elar.navs.edu.ua/bitstreams/175239c5-0b59-46e7-8a1b-7812964f061c/download>
4. https://journals.kntu.kherson.ua/index.php/visnyk_kntu/issue/current
5. https://journals.uran.ua/vestnikpgtu_tech/article/view/310695

Фінансування. Дослідження виконано без залучення зовнішнього фінансування.

Список літератури

1. Prigogine I. From Being to Becoming: Time and Complexity in the Physical Sciences, W.H. Freeman, 1980, San Francisco, 272 p. <https://archive.org/details/ilva-prigogine-from-being-to-becoming-time-and-complexity-in-the-physical-sciences>
2. Shannon C.E. A Mathematical Theory of Communication *Bell System Technical Journal*. 1948. P. 379–423. <https://people.math.harvard.edu/~ctm/home/text/others/shannon/entropy/entropy.pdf>
3. Ashby W.R. An Introduction to Cybernetics. Chapman & Hall, London, 1956. 295 p. <https://archive.org/search.php?query=An+Introduction+to+Cybernetics+Ashby>
4. Zheng N., Liu Z., Ren P. at all. Hybrid-Augmented Intelligence: Collaboration and Cognition. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering* (Springer). 2017. P. 153–179. <https://doi.org/10.1631/FITEE.1700053>, <https://www.fitee.zjujournals.com/en/article/doi/10.1631/FITEE.1700053/>
5. Dellermann D., Calma A., Lipusch N. at all. The Future of Human-AI Collaboration: *A Taxonomy of Design Knowledge for Hybrid Intelligence Systems*. arXiv preprint. 2021. P. 1–15. <https://doi.org/10.24251/HICSS.2019.034>
6. Волошин В. С., Кленін О. В. Механізми двомислення, як причина небезпеки для систем штучного інтелекту. *Збірник матеріалів науково-практ. конф. «Штучний інтелект і безпека»*, Київ, Ін-т проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є.Пухова НАН України, 2025. С. 75–82. <https://elar.navs.edu.ua/bitstreams/175239c5-0b59-46e7-8a1b-7812964f061c/download>
7. Волошин В.С. Щодо питання про оцінку недостовірної інформації в інтернеті. *Матеріали науково-практичної конференції «Резильєнтність динамічних систем»* Київ. Ін-т проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є.Пухова, 2025. С. 127–134. <https://ipme.kiev.ua/wp-content/uploads/2025/12/Збірник-матеріалів-ІШБ-2025.pdf>
8. Волошин В.С., Азархов О.Ю. Ентропійний фактор у прояві властивостей на межі співіснування людини та сучасної технічної системи. *XXII International Scientific and Practical Conference «Current Trends in the Development of Science by Attracting New Ideas»* Hamburg, Germany, 2025. P. 136–144. <https://isg-konf.com/wp-content/uploads/2025/06/CURRENT-TRENDS-IN-THE-DEVELOPMENT-OF-SCIENCE-BY-ATTRACTING-NEW-IDEAS.pdf>
9. Omar Y.M., Plapper P.A. Survey of Information Entropy Metrics for Complex Networks. *A Survey of Information Entropy Metrics for Complex Networks, Entropy*. 2020. Vol. 22, Iss. 12. 26 p. <https://doi.org/10.3390/e22121417>
10. Varley T.F. Information theory for complex systems scientists: What, why, and how. *Physics Reports – Review Section of Physics Letters* (Elsevier). 2025. P. 1–55. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2025.09.007>

11. Thurner S., Corominas-Murtra B. Hanel R. *The three faces of entropy for complex systems – information, thermodynamics and the maximum entropy principle*. *Physical Review E* (American Physical Society), College Park, MD, 2017. P. 627–639. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.96.032124>
12. Kolchinsky A., Wolpert D. H. Semantic information, autonomous agency, and nonequilibrium statistical physics. *Interface Focus* (The Royal Society). 2018. P. 218–249. <https://doi.org/10.1098/rsfs.2018.0041>
13. Liane G.A. Possible Role for Entropy in Creative Cognition. *Proceedings of the 3rd International Electronic Conference on Entropy and its Applications*, Sciforum Electronic Conference Series. 2016. Vol. 3. 6 p. <https://doi.org/10.3390/ecea-3-E001>
14. Miller G.A. The Magical Number Seven, Plus or Minus Two. *Psychological Review*. 1956. P. 81–97. <http://www.musanim.com/miller1956/>
15. Kandel E. *Principles of Neural Science*, McGraw-Hill, New York, 2021. P. 1–1760. <https://accessmedicine.mhmedical.com/book.aspx?bookid=1049>
16. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. *Deep Learning*, MIT Press, Cambridge (MA). 2016. P. 1–775. <https://mitpress.mit.edu/9780262035613/deep-learning/>
17. Strubell E., Ganesh A., McCallum A. Energy and Policy Considerations for Deep Learning, ACL, Florence. 2019. P. 3645–3650. <https://doi.org/10.18653/v1/P19-1355>
18. Landauer R. Irreversibility and Heat Generation in the Computing Process, IBM Journal of Research and Development, Yorktown Heights, 1961. P. 183–191. <https://doi.org/10.1147/rd.53.0183>

Received/Одержано 26.01.2026

Accepted/Прийнято 26.05.2026

Published/Надруковано 01.06.2026