

ФРАКТАЛЬНО-КЛАСТЕРНА ТЕХНОЛОГІЯ ОЦІНКИ ДОСТОВІРНОСТІ ІНФОРМАЦІЙНОГО ПОТЕНЦІАЛУ І ПАРАМЕТРІВ ЦИФРОВОЇ ЕНТРОПІЇ ЕНЕРГЕТИЧНИХ ПІДПРИЄМСТВ

О. П. Буданов, аспірант, Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна, pavelfeofanovich@ukr.net, <https://orcid.org/0000-0002-2122-2708>

Методологія дослідження. Результати отримано за рахунок застосування методів: фрактально-кластерного моделювання – для виявлення ієрархічних зв'язків між інформаційними ресурсами та їх впливу на стійкість підприємства; методів багатовимірної статистики – для групування показників та виявлення прихованих залежностей; моделювання сценаріїв – для прогнозування впливу цифрової ентропії на функціонування енергетичного підприємства в умовах когерентного цифрового середовища.

Результати. У роботі продемонстровано, що у контексті цифрової трансформації економіки ключовим викликом для підприємств стає забезпечення достовірності та узгодженості інформаційних потоків, що безпосередньо впливає на якість управлінських рішень та стійкість бізнес-процесів. Проблема полягає у відсутності ефективних інструментів для комплексної оцінки достовірності інформаційного потенціалу енергетичних підприємств в умовах зростання цифрової ентропії та необхідності забезпечення інформаційної когерентності.

Наведено, що зростання цифрової ентропії призводить до хаотизації даних, ускладнює їхню верифікацію та інтеграцію в єдиний інформаційний простір, що особливо критично для енергетичних підприємств із високим рівнем технологічної складності.

Новизна. Наукова новизна роботи полягає у формуванні універсального інструменту оцінювання достовірності інформаційного потенціалу і параметрів цифрової ентропії енергетичних підприємств, який інтегрує кількісні та якісні характеристики в єдиний аналітичний простір і може застосовуватися як для стратегічного моніторингу, так і для оперативного управління інформаційним потенціалом енергетичних підприємств. Розроблено методику оцінки достовірності інформаційного потенціалу підприємств на основі фрактально-кластерної технології оцінювання параметрів цифрової ентропії.

Запропоновано фрактально-кластерну технологію оцінки достовірності інформаційного потенціалу, яка поєднує методи фрактального аналізу та алгоритми кластеризації. Розроблено методику визначення параметрів цифрової ентропії, що дає можливість встановити взаємозв'язок між рівнем інформаційної хаотизації та цифровою когерентністю підприємства.

Практична значущість. Практична апробація на прикладі енергетичних підприємств засвідчила, що застосування фрактально-кластерного підходу підвищує точність діагностики недостовірних даних, сприяє зниженню рівня цифрової ентропії, оптимізує інформаційні ресурси та посилює цифрову когерентність підприємства. Отримані результати мають прикладне значення для формування систем інформаційної безпеки, підвищення ефективності управління та забезпечення цифрової стійкості підприємств в умовах цифрової ентропії.

Ключові слова: методика, інформаційний потенціал, енергетичні підприємства, цифрові технології, цифрова ентропія, цифрова когерентність, управління, фрактально-кластерна технологія, інформаційні технології, цифрова трансформація.

Постановка проблеми. У сучасних умовах цифрової економіки інформаційний потенціал стає ключовим активом енергетичних підприємств, що визначає їхню конкурентоспроможність, інноваційний розвиток та здатність до адаптації у дина-

мічному середовищі. Проте зростання обсягів даних і розширення цифрових потоків супроводжується проблемами достовірності, повноти та узгодженості інформації. Наявність помилкових, неповних або викривлених даних знижує ефективність управлінських рішень і підвищує рівень ризиків у функціонуванні підприємств.

Одним із критичних викликів інформаційного середовища є цифрова ентропія – хаотизація та зростання невизначеності в інформаційних системах підприємств. Висока ентропія даних спричиняє втрату керуваності процесами, зниження точності прогнозів, збільшення фінансових та операційних ризиків.

Сучасні підходи до оцінки достовірності даних та ентропії інформаційних систем, базовані переважно на статистичних методах і теорії інформації К. Шеннона, виявляються недостатньо ефективними для багаторівневих енергетичних підприємств, що мають ознаки складних, самоподібних структур. Це обумовлює потребу у використанні методів, здатних враховувати нелінійність, багатомасштабність та кластеризацію інформаційного потенціалу енергетичних підприємств в умовах цифрової ентропії.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Актуальність проблеми оцінки достовірності інформаційного потенціалу та параметрів цифрової ентропії підприємств зумовлена інтенсивним зростанням обсягів інформаційних потоків у цифровій економіці та необхідністю забезпечення їхньої надійності і структурної цілісності. У науковій літературі останніх років зосереджено значну увагу на кількісних методах оцінки інформаційного потенціалу, застосуванні ентропійних підходів та алгоритмів кластерного аналізу.

Дослідження українських авторів [1–9] забезпечили концептуальні підвалини для визначення інформаційного потенціалу та цифрової ентропії, висвітлили принципи кількісної оцінки інформаційних потоків, їх стабільності та достовірності в складних системах підприємств. У роботах [10–13] розглянуто ефективність використання фрактального підходу для моделювання складних динамічних систем та кластерного аналізу для виділення структурованих під-

систем підприємств. Такі методи дозволяють ідентифікувати критичні зони інформаційного потенціалу та оцінювати їхню достовірність.

У дослідженнях зарубіжних авторів [14–17] розглянуто методики оцінки достовірності інформаційного потенціалу а також представлені прикладні підходи до оцінки достовірності інформаційних масивів на підприємствах, включаючи статистичні, ентропійні та багатовимірні методи. Ці дослідження формують методологічну основу для розробки фрактально-кластерних технологій оцінки. Сучасні публікації [18–23] присвячені впровадженню цифрових технологій на промислових та енергетичних підприємствах. Вони підкреслюють збільшення обсягів та різноманітності інформаційних потоків, що прямо впливає на цифрову ентропію та обґрунтовує необхідність застосування комплексних аналітичних підходів.

Дослідження [24–28] демонструють адаптацію сучасних алгоритмів оцінки цифрової ентропії та інтегральних показників достовірності до специфіки підприємств різних секторів економіки. Ці публікації підтверджують ефективність застосування фрактально-кластерних моделей для комплексного аналізу інформаційного потенціалу.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Аналіз останніх публікацій [1–28] свідчить, що сучасні дослідження значною мірою зосереджені на кількісних методах оцінки інформаційного потенціалу та його достовірності. Водночас відсутність комплексного підходу, який би поєднував фрактальний та кластерний аналіз із практичними потребами цифрової трансформації, обґрунтовує актуальність розробки фрактально-кластерної технології оцінки достовірності інформаційного потенціалу та параметрів цифрової ентропії підприємств. Крім того, проведений аналіз останніх публікацій свідчить, що більшість існуючих підходів залишаються фрагментарними: вони переважно зосереджені на окремих аспектах кількісної оцінки або статистичного аналізу інформаційних потоків. Недостатньо розробленими залишаються питання інтеграції фрактального та кластерного аналізу у єдину методологію, яка б забезпечувала

комплексне врахування нелінійних взаємозв'язків, фазових переходів та специфіки цифрової когерентності підприємств. Саме ця наукова прогалина визначає потребу у створенні фрактально-кластерної технології оцінки достовірності інформаційного потенціалу та параметрів цифрової ентропії підприємств, яка відповідала б сучасним викликам цифрової трансформації.

Формулювання мети статті. Мета статті – розробка методики оцінки достовірності інформаційного потенціалу підприємств на основі фрактально-кластерної технології оцінювання параметрів цифрової ентропії, що враховують багаторівневу структуру даних цифрового середовища, консолідуючи інформаційні та цифрові технології і ресурси.

Виклад основного матеріалу дослідження. Інформаційний потенціал підприємства охоплюють сукупність інформаційних ресурсів, баз даних, інформаційних систем, документів, звітів, цифрових комунікацій, що забезпечують функціонування управлінських процесів. Достовірність інформаційного потенціалу підприємства визначається за критеріями: повнота – відсутність пропусків важливих даних; точність – відповідність реальним значенням; узгодженість – відсутність суперечностей між різними джерелами; актуальність – своєчасність оновлення даних.

Недостовірна інформація спричиняє ризики прийняття неефективних рішень, що особливо критично у високотехнологічних галузях, зокрема енергетиці та промисловості.

Поняття «ентропія» запозичене з термодинаміки та інформаційної теорії, у цифровому середовищі означає рівень неупорядкованості даних. Для підприємств цифрова ентропія проявляється у: надлишковості даних, що ускладнює прийняття рішень; фрагментарності інформаційних потоків; зростанні кількості помилок і дублювання. Висока цифрова ентропія корелює зі зниженням достовірності даних, що прямо впливає на економічну стійкість підприємств. Таким чином, цифрова ентропія виступає комплексним індикатором якості, стабільності та достовірності інформаційного простору підприємства, а також дозволяє

виявляти зони ризику та потенційні резерви цифрової трансформації.

Серед основних сучасних підходів та методів до аналізу ентропійних процесів виділяють: статистичний аналіз імовірностей; інформаційну ентропію Шеннона; кореляційно-регресійні моделі.

Недоліком традиційних підходів (інформаційна ентропія Шеннона) є неврахування багаторівневої та кластеризованої природи інформаційних систем підприємств.

Дослідження теоретичних основи фрактально-кластерних технологій показали, що фрактальні структури характеризуються властивістю самоподібності, що притаманна інформаційним потокам у складних системах. Кластерний аналіз дозволяє групувати дані за ознаками подібності, виокремлювати інформаційні ядра та аномалії. Комбінація цих підходів забезпечує можливість багаторівневого дослідження достовірності даних і рівня цифрової ентропії.

Запропоновано фрактально-кластерний підхід щодо оцінки достовірності інформаційних ресурсів, яка ґрунтується на припущенні, що достовірність інформаційних ресурсів може бути описана через фрактальні параметри (рівень структурованості) та кластерні утворення (групування даних за рівнем довіри).

Для оцінки структурної складності інформаційного потенціалу проведено вибір фрактальних параметрів інформаційного масиву. Для цього використовується фрактальна розмірність (метод коробкового рахунку, кореляційна розмірність). Високе значення фрактальної розмірності свідчить про хаотизацію даних і зниження їх достовірності.

Сутність кластеризації інформаційного потенціалу у тому, що цифрові дані групуються у кластери за критеріями достовірності. Ядра кластерів формують найбільш надійні інформаційні масиви, тоді як периферійні елементи виявляють потенційні джерела помилок і шуму.

Методика оцінювання якісних та кількісних параметрів цифрової ентропії потребує визначення сукупності критеріїв та показників цифрової ентропії підприємств, оцінювання яких здійснюється за допомо-

гою класичної ентропії Шеннона, але доповнюється фрактально-кластерними параметрами, технологією двурівневого розрахунку (кожний критерій визначено результуючим інтегральним показником) інтегрального показника загальної цифрової ентропії, що відображають багаторівневу структуру даних цифрового середовища, консолідуючи інформаційні та цифрові технології і ресурси.

У процесі цифрової трансформації промислових підприємств особливого значення набуває проблема кількісної оцінки невизначеності, хаотичності та інформаційної нестійкості їхньої діяльності. Ці явища концентровано відображає поняття цифрової ентропії, яка розглядається як міра неузгодженості інформаційних потоків, рівня їхньої розпорошеності, надлишковості та суперечливості. Високий рівень цифрової ентропії ускладнює управління інформаційним потенціалом підприємства, знижує достовірність прийнятих управлінських рішень, підвищує ризики стратегічних помилок.

Методика базується на поєднанні класичної ентропії Шеннона з фрактально-кластерним підходом, що дозволяє враховувати багаторівневу, ієрархічну структуру інформаційних ресурсів підприємства.

Для реалізації методики проведено систематизацію критеріїв та показників цифрової ентропії підприємств:

1. Критерій інформаційної повноти даних (K_{inf}) відображає частку наявних даних у системі моніторингу відносно загальної кількості потрібних даних. Обчислення критерія інформаційної повноти даних проводиться на основі двох показників відповідно виразу (1) табл. 1: коефіцієнта повноти даних – P_{comp} (частка відсутніх/втрачених даних у загальному обсязі) та індексу ентропії пропусків даних – H_{miss} (невизначеність, що виникає через втрати_s).

2. Критерій точності та достовірності даних (K_{acc}) оцінює відхилення реальних даних від еталонних/модельних. Обчислення критерія точності та достовірності даних проводиться на основі двох показників відповідно виразу (2) табл. 1: коефіцієнта достовірності вимірювань – P_{acc} (співвідношення валідних (правильних) даних до загаль-

ного обсягу) та індексу ентропії похибок – H_{err} (ступінь хаотизації через похибки сенсорів, SCADA, ERP-систем).

3. Критерій актуальності даних (K_{time}) визначає швидкість надходження даних у реальному часі та визначається параметрами показників відповідно виразу (3): табл. 1: індексом середніх лаг оновлення даних – T_{lag} (характеризує, наскільки оперативно дані потрапляють у систему від моменту події) та індексом ентропії затримок – H_{time} (зростає при розриві між подією і її відображенням у системі).

4. Критерій структурної складності даних (K_{struct}) відображає складність і багаторівневу структуру даних та впорядкованості інформаційних потоків і спирається на три показники відповідно виразу (4) табл. 1: величину фрактальної розмірності інформаційного потоку – d_f (показує, наскільки «складна» геометрична/топологічна структура даних); індексу кластерної когерентності даних – C_{cl} (ступінь впорядкованості у фрактально-кластерній структурі); індексу структурної ентропії – H_{struct} (невизначеність, що виникає внаслідок надмірної класифікації/роздробленості даних).

5. Критерій функціональної надійності даних (K_{rel}) враховує безвідмовність цифрових систем (АСУ ТП SCADA) і вплив хаотичних відмов визначається наступними показниками відповідно виразу (5) табл. 1: коефіцієнтом надійності цифрових систем – R_{sys} (відображає частку часу, коли система функціонувала безвідмовно); ентропією відмов – H_{fail} (рівень хаосу, спричинений аваріями, простоями).

6. Критерій інноваційно-організаційної динаміки (K_{innov}) показує, наскільки активно підприємство впроваджує ІТ-рішення та наскільки впорядковано відбувається цифрова трансформація та визначається параметрами показників відповідно виразу (6) табл. 1: інтенсивністю модернізацій – M_{mod} (кількість впроваджених ІТ-рішень, цифрових двійників, нових модулів); індексом ентропії трансформації – H_{trans} (невизначеність, що зростає у перехідний період цифровізації).

7. Критерій зовнішніх впливів (K_{ext}) відображає чутливість підприємства до зовнішнього середовища (ризики, кіберзагрози, регуляторні зміни, ринкові коливання) та

визначається параметрами показників відповідно виразу (7) табл. 1: інтенсивністю зовнішніх збурень – E_{ext} (кіберзагрози, коливання ринку, регуляторні зміни); індексом ентропії зовнішніх впливів – H_{ext} (зростає при високій волатильності середовища). Інтенсивність зовнішніх збурень E_{ext} показує, наскільки часто підприємство стикається з зовнішніми впливами та може вимірюватися як частота подій за певний період.

З урахуванням вагових коефіцієнтів (табл. 8) значущості кожного критерію (визначається експертним методом, причому $\sum_{i=1}^7 \omega_i = 1$) проводимо розрахунок інтегрального показника загальної цифрової ентропії підприємства запропоновано визначати як зважену суму нормалізованих часткових ентропій:

Інтегральний показник цифрової ентропії підприємства ($\sum H_{int}$) запропоновано визначати як зважену суму нормалізованих часткових ентропій відповідно виразу за формулою (8). Звідки слідує, що загальна інтегральна ентропія ($\sum H_{int}$) з урахуванням вагових коефіцієнтів, визначається за формулою (9):

$$\sum H_{int} = 0.20 \cdot H_1 + 0.15 \cdot H_2 + 0.10 \cdot H_3 + 0.15 \cdot H_4 + 0.15 \cdot H_5 + 0.10 \cdot H_6 +$$

$$0.15 \cdot H_7, \quad (9)$$

де $\sum H_{int}$ – інтегральний показник цифрової ентропії підприємства; $H_1 = H_{comp}$ – інформаційна повнота; $H_2 = H_{err}$ – точність та достовірність; $H_3 = H_{time}$ – актуальність; $H_4 = H_{struct}$ – структурна складність; $H_5 = H_{rel}$ – функціональна надійність; $H_6 = H_{innov}$ – інноваційно-організаційна динаміка; $H_7 = H_{ext}$ – зовнішні впливи; ω_i – ваговий коефіцієнт значущості кожного критерію (визначається експертним методом, причому $\sum_{i=1}^7 \omega_i = 1$): $\omega_1(H_{comp}) = 0.20$; $\omega_2(H_{err}) = 0.15$; $\omega_3(H_{time}) = 0.10$; $\omega_4(H_{struct}) = 0.15$; $\omega_5(H_{fail}) = 0.15$; $\omega_6(H_{trans}) = 0.10$; $\omega_7(H_{ext}) = 0.15$.

Таким чином, відповідно виразу (9) отримаємо одне число, яке характеризує загальну цифрову ентропію підприємства за рік. Відповідно до вибраних критеріїв згідно формул (1) – (7) для Запорізької електростанції слідує, що загальна інтегральна ентропія ($\sum H_{int}$) з урахуванням вагових коефіцієнтів визначається за формулою (25):

$$\sum H_{int} = 0.20 \cdot K_{inf} + 0.15 \cdot K_{acc} + 0.10 \cdot K_{time} + 0.15 \cdot K_{struct} + 0.15 \cdot K_{rel} + 0.10 \cdot K_{innov} + 0.15 \cdot K_{ext}, \quad (25)$$

Таблиця 1

Критерії та показники оцінки критеріїв загальної цифрової ентропії управління інформаційним потенціалом підприємств

Критерій	Формула розрахунку показників	Параметри
1	2	3
Критерій інформаційної повноти (K_{inf})	$K_{inf} = P_{comp} \cdot \left(1 - \frac{H_{miss}}{H_{max}}\right), \quad (1)$ де $P_{comp} = 1 - \frac{N_{miss}}{N_{total}}$, $H_{miss} = -\sum_{i=1}^k p_i \cdot \log_2(p_i)$	де P_{comp} – коефіцієнт повноти даних; H_{miss} – індекс ентропії пропусків даних; $H_{max} = \log_2(k)$ – максимальна ентропія. N_{miss} – кількість втрачених даних; N_{total} – загальна кількість даних у масиві. k – кількість параметрів, за якими аналізується повнота.
Критерій точності та достовірності даних (K_{acc})	$K_{acc} = P_{acc} \cdot \left(1 - \frac{H_{err}}{H_{max}}\right), \quad (2)$ де $P_{acc} = 1 - \frac{N_{valid}}{N_{total}}$, $H_{err} = -\sum_{j=1}^m q_j \cdot \log_2(q_j)$	P_{acc} – індекс якості даних; H_{err} – індекс ентропії похибок; $H_{max} = \log_2(k)$ – максимальна ентропія; N_{valid} – кількість валідних даних; N_{total} – загальна кількість даних; m – кількість інтервалів похибки; q_j – відносна частка похибок у j-му інтервалі.

1	2	3
Критерій актуальності даних (K_{time})	$K_{time} = T_{log} \cdot H_{time}, (3)$ де $T_{log} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (t_{sys}^i - t_{event}^i)$, $H_{time} = - \sum_{j=1}^z p_j \cdot \log_2(p_j)$	T_{log} – швидкість надходження даних; H_{time} – індекс ентропії затримок; t_{sys}^i – час відображення цієї події у системі; t_{event}^i – час фактичної події; N – кількість подій; z – кількість інтервалів затримки; p_i – частка подій, що потрапили у j -й інтервал затримки.
Критерій структурної складності (K_{struct})	$K_{struct} = Id_f \cdot C_{cl} \cdot H_{strum}, (4)$ де $Id_f = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\log N(\epsilon)}{\log(1/\epsilon)}$, $C_{cl} = \frac{\sum_{k=1}^k \frac{n_k}{N} \cdot \left(1 - \frac{\sigma_k}{\sigma_{max}}\right)}{K}$ $H_{struct} = - \sum_{k=1}^k p_k \cdot \log_2(p_k)$	Id_f – нормалізована фрактальна розмірність інформаційного потоку; C_{cl} – індекс кластерної когерентності; де H_{struct} – структурна ентропія; K – кількість кластерів; n_k – кількість елементів у кластері k ; N – загальна кількість даних; σ_k – дисперсія елементів у кластері; σ_{max} – максимальна дисперсія; $N(\epsilon)$ – кількість кластерів/блоків розміром (ϵ), що покривають дані; $p_k = n_k/N$ – відносна частка даних у кластері
Критерій функціональної надійності (K_{rel})	$K_{rel} = R_{sys} \cdot I_{fail}, (5)$ де $R_{sys} = 1 - \frac{N_{fail}}{N_{total}}$, $I_{fail} = - \sum_{i=1}^m p_i \cdot \log_2(p_i)$	R_{sys} – статична надійність системи; I_{fail} – індекс ентропії відмов (максимум); N_{fail} – кількість збоїв/відмов; N_{total} – загальна кількість операцій/циклів; m – кількість інтервалів часу/типів відмов; p_i – ймовірність відмови у i -му інтервалі.
Критерій інноваційно-організаційної динаміки (K_{innov})	$K_{innov} = I_{mod} \cdot I_{trans}, (6)$ де $I_{mod} = \frac{N_{mod}}{T}$, $I_{trans} = - \sum_{j=1}^k p_j \cdot \log_2(p_j)$	I_{mod} – інтенсивність цифрових модернізацій; I_{trans} – індекс ентропії трансформації; N_{mod} – кількість впроваджених інновацій; T – тривалість періоду; k – кількість типів/етапів трансформацій; p_i – частка впроваджень у j -й категорії.
Критерій зовнішніх впливів (K_{ext})	$K_{ext} = I_{ext} \cdot I_{Hex}, (7)$ де $I_{ext} = \frac{N_{ext}}{T}$, $I_{Hex} = - \sum_{j=1}^m p_j \cdot \log_2(p_j)$	I_{ext} – інтенсивність збурень; I_{Hex} – індекс ентропії зовнішніх впливів; N_{ext} – кількість зафіксованих зовнішніх впливів (кіберінциденти тощо); T – період спостереження (рік); m – кількість категорій зовнішніх впливів; p_j – частка подій у категорії j .
Інтегральний критерій загальної цифрової ентропії ($\sum H_{int}$)	$\sum H_{int} = \sum_{i=1}^7 \omega_i \cdot H_i, (8)$	H_i – часткова ентропія за кожним критерієм (K_{inf} , K_{acc} , K_{time} , K_{struct} , K_{rel} , K_{innov} , K_{ext}); ω_i – ваговий коефіцієнт значущості кожного критерію $\omega_1(K_{inf}) = 0.20$; $\omega_2(K_{acc}) = 0.15$; $\omega_3(K_{time}) = 0.10$; $\omega_4(K_{struct}) = 0.15$; $\omega_5(K_{rel}) = 0.15$; $\omega_6(K_{innov}) = 0.10$; $\omega_7(K_{ext}) = 0.15$.

Проведений розрахунок інтегральних показників цифрової ентропії для Запорізької електростанції (2012–2024 рр.) на основі формул (1) – (8) табл. 1. Результати розрахунку

узагальнених інтегральних показників цифрової ентропії для Запорізької електростанції (2012–2024 рр.) приведені в таблиці 2).

Таблиця 2

Результати розрахунку інтегральних показників цифрової ентропії Запорізької електростанції (2012–2024 рр.), коеф. вимір

Рік	K_{inf}	K_{acc}	K_{time}	K_{struct}	K_{rel}	K_{innov}	K_{ext}	ΣH_{int}
2012	0.30	0.28	0.25	0.27	0.32	0.24	0.26	0.2800
2013	0.32	0.30	0.27	0.29	0.34	0.26	0.28	0.2995
2014	0.45	0.43	0.40	0.42	0.47	0.39	0.41	0.4305
2015	0.47	0.45	0.42	0.44	0.49	0.41	0.43	0.4495
2016	0.49	0.47	0.44	0.46	0.51	0.43	0.45	0.4685
2017	0.44	0.42	0.39	0.41	0.46	0.38	0.40	0.4210
2018	0.42	0.40	0.37	0.39	0.44	0.36	0.38	0.3990
2019	0.40	0.38	0.35	0.37	0.42	0.34	0.36	0.3770
2020	0.38	0.36	0.33	0.35	0.40	0.32	0.34	0.3550
2021	0.36	0.34	0.31	0.33	0.38	0.30	0.32	0.3330
2022	0.60	0.58	0.55	0.57	0.62	0.54	0.56	0.5790
2023	0.65	0.63	0.60	0.62	0.67	0.59	0.61	0.6295
2024	0.70	0.68	0.65	0.67	0.72	0.64	0.66	0.6800

Проведений розрахунок інтегральних показників цифрової ентропії для ЗТЕС за період 2012–2024 рр. (табл. 2) та (рис. 1), засвідчив наявність декількох характерних фазових змін у динаміці інформаційного потенціалу підприємства. Дана характеристика результатів розрахунку:

– упродовж 2012–2016 рр. спостерігалося поступове зростання інтегрального показника (з 0,2800 до 0,4685), що свідчить про підвищення рівня цифрової впорядкованості інформаційних процесів (зростання відображає модернізацію систем обробки даних, часткове впровадження інновацій та підвищення структурної узгодженості інформаційних потоків);

– період 2017–2021 рр. характеризується зниженням показників (від 0,4210 у 2017 р. до 0,3330 у 2021 р.), що вказує на посилення деструктивних процесів в інформаційній системі підприємства (зменшення значень інтегрального індексу можна пояснити накопиченням цифрової ентропії, збільшенням кількості інформаційних шумів та зниженням темпів інноваційної активності);

– найбільш суттєві зміни відбулися у

2022–2024 рр., коли інтегральний показник різко зріс з 0,5790 до 0,6800 (це відображає перехід у фазу відновлення та цифрової трансформації, пов'язаної з впровадженням сучасних цифрових технологій, розвитком інноваційних підходів до управління даними, а також інтеграцією нових систем цифрової безпеки та моніторингу).

Динаміка змін інтегрального показника цифрової ентропії (рис. 2) демонструє наявність трьох основних фазових станів інформаційного потенціалу ЗАЕС: фаза зростання (2012–2016 рр.) – формування основ цифрової узгодженості; фаза спаду (2017–2021 рр.) – зростання ентропійних процесів та дестабілізація інформаційних потоків; фаза відновлення і цифрової трансформації (2022–2024 рр.) – різке покращення показників завдяки інноваційним рішенням і цифровим модернізаціям.

Отримані результати підтверджують доцільність використання інтегрального показника цифрової ентропії, як дієвого інструменту для моніторингу стану інформаційного потенціалу підприємств та своєчасного виявлення фазових переходів у їхньому розвитку.

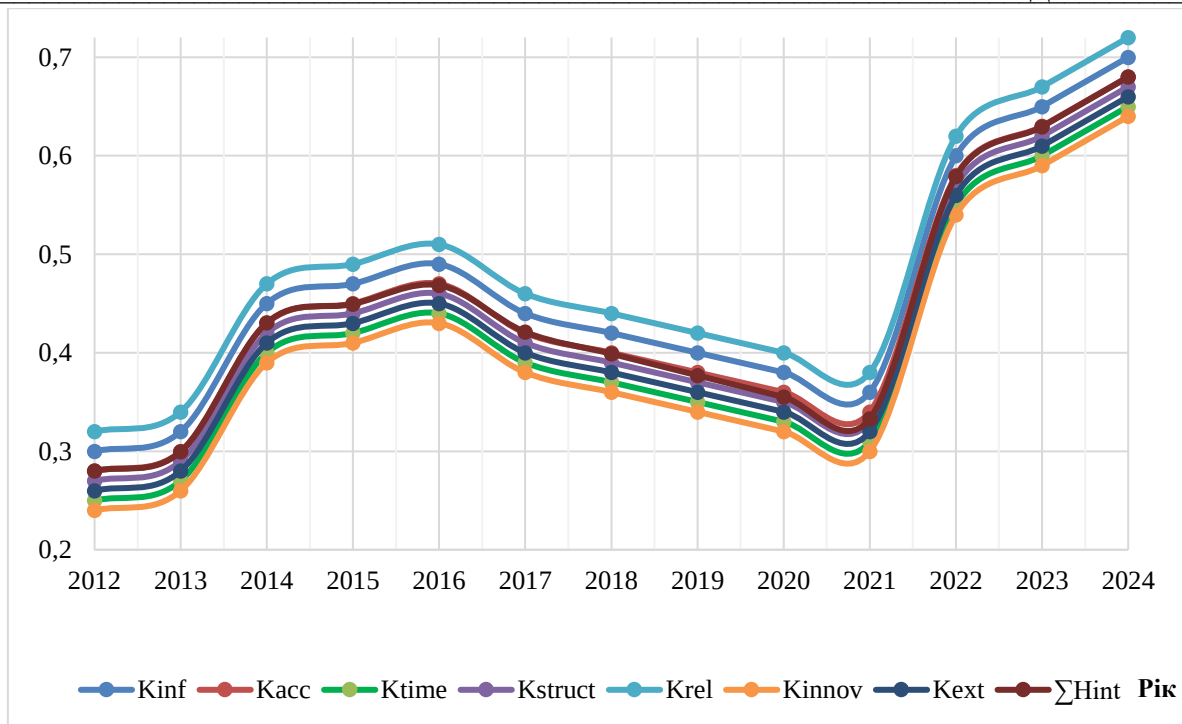


Рис. 1. Динаміка змін інтегрального показника цифрової ентропії Запорізької електростанції (2012–2024 рр.)

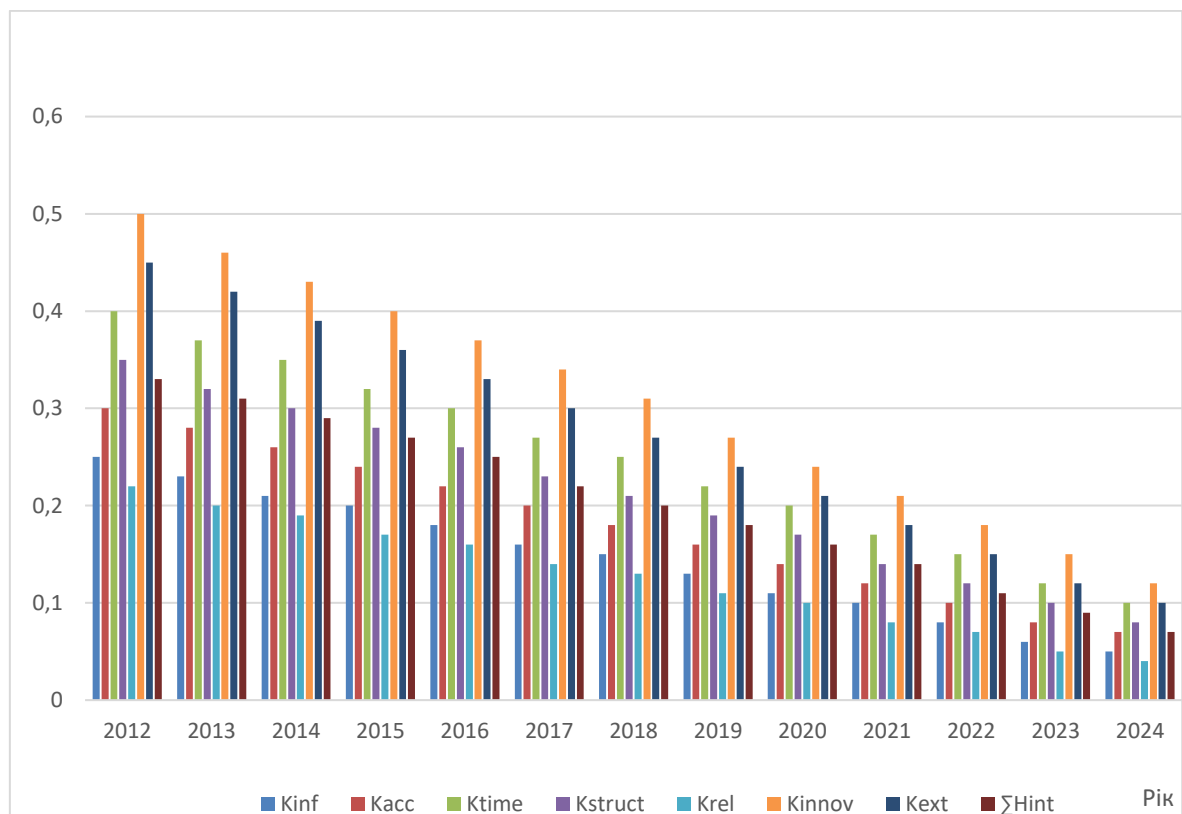


Рис. 2. Динаміка змін інтегрального показника цифрової ентропії підприємства ЗТЕС (2012–2024 рр.)

Висновки. В ході дослідження визначено, що інформаційний потенціал підприємств має бути оцінений не лише з погляду кількості та повноти, а й з урахуванням

структурних і ентропійних параметрів. Сучасні умови цифровізації економіки зумовлюють різке зростання обсягів інформаційних потоків, що породжує проблему їхньої

достовірності та надійності. Високий рівень цифрової ентропії призводить до хаотизації даних, ускладнює їх структурування та знижує ефективність управлінських рішень на підприємствах. У зв'язку з цим виникає потреба у розробленні нових науково обґрунтованих підходів до оцінки стану інформаційного потенціалу, які б враховували нелінійність, багатовимірність, ієрархічність інформаційних процесів та вимоги до забезпечення цифрової когерентності.

У статті запропоновано фрактально-кластерну модель оцінки достовірності інформаційного потенціалу підприємств, що базується на поєднанні методів фрактального аналізу та алгоритмів кластеризації. Використання фрактальної розмірності дозволяє кількісно охарактеризувати ступінь структурної складності та виявити приховані закономірності хаотизації інформаційних даних, тоді як кластерний підхід забезпечує можливість групування компонентів інформаційного потенціалу за критеріями надійності, узгодженості та цифрової когерентності. Це створює підґрунтя для формування інтегрального показника достовірності, що поєднує чотири ключові критерії - повноту, точність, актуальність та узгодженість інформації.

Наукова новизна роботи полягає у розробці методики оцінки достовірності інформаційного потенціалу підприємств на основі фрактально-кластерної технології оцінки параметрів цифрової ентропії, яка базується на консолідованому оцінюванні якісних та кількісних параметрів, критеріїв та показників цифрової ентропії підприємств, оцінювання яких здійснюється за допомогою класичної ентропії Шеннона, доповнюється фрактально-кластерними параметрами, технологією дворівневого розрахунку (кожен критерій визначено результуючим інтегральним показником) інтегрального показника загальної цифрової ентропії, що враховують багаторівневу структуру даних цифрового середовища, консолідовуючи інформаційні та цифрові технології і ресурси. Обґрунтована методика визначення параметрів цифрової ентропії дає змогу оцінювати взаємозалежність між рівнем інформаційної хаотизації та цифровою когерентністю інформаційного потенціалу.

В ході дослідження розроблено фрактально-кластерний підхід як універсальний інструмент діагностики інформаційних систем підприємств, що дозволяє інтегрувати кількісні та якісні оцінки у єдиний аналітичний простір. Практична апробація моделі на прикладі енергетичних підприємств підтвердила її ефективність у підвищенні точності виявлення недостовірних даних, оптимізації інформаційних потоків, зниженні рівня цифрової ентропії та підвищенні цифрової когерентності порівняно з традиційними методами.

Отримані результати мають важливе значення як для теорії управління інформаційним потенціалом, так і для практики забезпечення інформаційної стійкості та цифрової когерентності підприємств. Запропонований підхід може бути використаний у стратегічному плануванні, моніторингу інформаційної безпеки та в системах підтримки управлінських рішень, що особливо актуально в умовах цифрової трансформації та підвищених вимог до прозорості й надійності даних.

Література

1. Прохорова В.В. (Ред.). Трансформація економічного середовища в умовах ентропії: кол. монографія. Харків: Видавництво Іванченка І.С. 2024. <https://crust.ust.edu.ua/server/api/core/bitstreams/2486eb3a-943c-4608-a987-0b645aea8f1d/content>
2. Рєпіна І., Теплюк М., & Дзюба Д. Ентропія та її роль у цифровій трансформації бізнес-процесів підприємства. *Herald of Khmelnytskyi National University. Economic Sciences*, 2024. 332(4). 255-259. <https://doi.org/10.31891/2307-5740-2024-332-37>
3. Prokhorova V., Budanov M., Budanov P. (2024). Devising an integrated methodology for energy safety assessment at an industrial power-generating enterprise. *Transfer of Technologies: Industry, Energy, Nanotechnology*, 2024. 4 (13 (130)). 118-131. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.3080>
4. Рєпіна І., Теплюк М., & Дзюба Д. (2024). Вплив ентропійних процесів на глобалізаційний розвиток підприємств в умовах цифровізації. *Modeling the development of the economic systems*. 2024 (2). 229-234. <https://doi.org/10.31891/mdes/2024-12-30>
5. Рєпіна І., Теплюк М., Дзюба Д., & Мороз А. Вплив ентропії та цифровізації на розвиток підприємств. *Development Service Industry Management*, 2024. (2). 238-243. [https://doi.org/10.31891/dsim-2024-6\(37\)](https://doi.org/10.31891/dsim-2024-6(37))
6. Теплюк М.А. Генеза ентропії в умовах цифрової економіки та соціоекономічних відносинах: глобалізаційні виклики та можливості сталого розви-

- тку. Збірник наукових праць «Вчені записки». 2024. № 36(3). С. 149-159. http://doi.org/10.33111/vz_kneu.36.24.03.14.096.102
7. Bigdan A., Babenko T., Hnatiienko H., Baranovskiy O., & Myrutenko L. Detection of Cybersecurity Events Based on Entropy Analysis. In 7th International Conference on Digital Technologies in Education, Science and Industry, DTESI 2022, Almaty, 20 October through 21 October 2022. Technical University of Aachen. URL:<https://ceur-ws.org/Vol-3382/Paper21.pdf>
8. Єгорова-Гудкова Т. Деякі методологічні складові природоподобного управління та економічна безпека держави. *Економіка та суспільство*. 2020. (22). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2020-22-69>
9. Пушкар О. Моделювання розвитку інформаційних систем в економіці. *Herald of Khmelnytskyi National University. Economic Sciences*. 2025. №2. С. 555-560. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5740-2025-340-88>
10. Терещенко Л.О. Технології моделювання управлінських інформаційних систем в системі менеджменту підприємства. *Економіка і суспільство*. 2021. Вип. 27. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-27-55>
11. Shevchenko S., Zhdanova Y., Spasiteleva S., Negodenko O., Mazur N., & Kravchuk K. (2019). Математичні методи в кібербезпеці: фрактали та їх застосування в інформаційній та кібернетичній безпеці. *Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка»*. 2019. 1(5). С. 31-39. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2019.5.3139>
12. Tur H.I., Trunova O.V. Zastosuvannya metodu fraktal'noho analizu dlya vyznachennya trendovoykh kharakterystyk chyslovykh ryadiv [Application of fractal analysis method for determination of trending characteristics of numerical series]. *Bulletin of Chernihiv National Pedagogical University. Series: Pedagogical Sciences*, 2015. vol. 125, pp. 252-256. [Online] Available: http://nbuv.gov.ua/UJRN/VchdpuP_2015_125_61 [Aug 13 2019] (in Ukrainian).
13. Nazarkevich M.A., Dronyuk I.M., Troyan O.A. and Tomaschuk T.Yu. Rozrobka metodu zakhystu dokumentiv latentnykh elementamy na osnovi fraktaliv. [Developing a Method for Securing Documents with Fractal-Based Latent Elements]. *Information Security*. 2015. Volume 17. No. 1. pp. 21-26. [Online] Available: <http://jrnl.nau.edu.ua/index.php/ZI/article/view/7505/9882> (in Ukrainian).
14. Janani K. Cybersecurity through Entropy Injection: A Paradigm Shift from Reactive Defense to Proactive Uncertainty. *arXiv preprint arXiv:2504.11661*. 2025.
15. Al-Zoubi W.K. Economic Development in the Digital Economy: A Bibliometric Review. *Economies*. 2024. 12(3), 53. <https://doi.org/10.3390/economies12030053>
16. Zhao T., Li Z., & Deng Y. Information fractal dimension of random permutation set. *Chaos, solitons & fractals*. 2023. 174. 113883. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.113883>
17. Qiang C., Deng Y., & Cheong K. H. Information fractal dimension of mass function. *Fractals*. 2022. 30(06). 2250110. <https://doi.org/10.1142/S0218348X22501109>
18. Ji X., Henriques, J. F., & Vedaldi, A. (2019). Invariant information clustering for unsupervised image classification and segmentation. In Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision, pp. 9865-9874.
19. Ji X., Henriques J.F., & Vedaldi A. Invariant information clustering for unsupervised image classification and segmentation. In Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2019. pp. 9865-9874.
20. Bhavsar R., Helian N., Sun Y., Davey N., Steffert T., Mayor D. Efficient Methods for Calculating Sample Entropy in Time Series Data Analysis. *Procedia Computer Science*. 2018. 145. 97-104. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.11.0162>
21. Chen C., Sun S., Cao Z., Shi Y., Sun B., Zhang X.D. A comprehensive comparison and overview of R packages for calculating sample entropy. *Biology Methods and Protocols*. 2019. 4(1). <https://doi.org/10.1093/biomethods/bpz0164>
22. Dippo O.F., Vecchio K.S. A universal configurational entropy metric for high-entropy materials. *Scripta Materialia*. 2021 201, 113974. <https://doi.org/10.1016/j.scriptamat.2021.1139745>
23. Asenjo D., Paillusson F., Frenkel D. Numerical Calculation of Granular Entropy. *Physical Review Letters*. 2014. 112 (9), 098002. <https://doi.org/10.1103/physrevlett.112.0980026>
24. Davies S.R., Macfarlane R., Buchanan W.J. Comparison of Entropy Calculation Methods for Ransomware Encrypted File Identification. *Entropy*. 2022. 24 (10), 1503. <https://doi.org/10.3390/e241015037>
25. Heidari H., Velichko A., Murugappan M., Chowdhury M. E. H. Novel techniques for improving NNetEn entropy calculation for short and noisy time series. *Nonlinear Dynamics*. 2023. 111 (10), 9305-9326. <https://doi.org/10.1007/s11071-023-08298-w8>
26. Velichko A., Heidar, H. A Method for Estimating the Entropy of Time Series Using Artificial Neural Networks. *Entropy*. 2021. 23 (11), 1432. <https://doi.org/10.3390/e231114329>
27. Sherwin W.B., Prat i Fornells N. The Introduction of Entropy and Information Methods to Ecology by Ramon Margalef. *Entropy*. 2019. 21 (8), 794. <https://doi.org/10.3390/e2108079410>
28. Ekberg V., Ryde U. (2021). On the Use of Interaction Entropy and Related Methods to Estimate Binding Entropies. *Journal of Chemical Theory and Computation*. 2021. 17 (8). 5379-5391. <https://doi.org/10.1021/acs.jctc.1c003743>

References

1. Prokhorova, V.V. (Ed.). (2024). Transformatsiia ekonomichnoho seredovyshchavumovakh entropii. Kharkiv: Vydavnytstvo Ivanchenka I.S. Retrieved from <https://crust.ust.edu.ua/server/api/core/bitstreams/2486eb3a-943c-4608-a987-0b645aea8f1d/content>
2. Prokhorova, V., & Budanov, M. (2024).

Entropy as a factor of influence on energy security management of enterprises. *Technology Audit and Production Reserves*, 5(4(79)), 6-12. <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.314397>

3. Prokhorova, V., Budanov, M., & Budanov, P. (2024). Devising an integrated methodology for energy safety assessment at an industrial power-generating enterprise. *Transfer of Technologies: Industry, Energy, Nanotechnology*, 4 (13 (130)), 118-131. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.3080>

4. Riepina, I., Tepliuk, M., Dziuba, D., & Moroz, A. (2024). The influence of entropy and digitalization on the development of enterprises. *Development Service Industry Management*, (2), 238-243. [https://doi.org/10.31891/dsim-2024-6\(37\)](https://doi.org/10.31891/dsim-2024-6(37))

5. Riepina, I., Tepliuk, M., & Dziuba, D. (2024). Vplyv entropiinykh protsesiv na hlokalizatsiinyi rozvytok pidpriemstv v umovakh tsyfrovizatsii. *Modeling the development of the economic systems*, (2), 229-234. <https://doi.org/10.31891/mdes/2024-12-30>

6. Tepliuk, M. (2024). The genesis of entropy in the conditions of the digital economy and socio-economic relations: globalization challenges and opportunities for sustainable development. *Collection of Scientific Papers «Scientific Notes»*, 36(3), 149-159. http://doi.org/10.33111/vz_kneu.36.24.03.14.096.102

7. Bigdan, A., Babenko, T., Hnatienko, H., Baranovskyi, O., & Myrutenko, L. (2022). Detection of Cybersecurity Events Based on Entropy Analysis. *Proceedings from MIIM '22 7th International Conference on Digital Technologies in Education, Science and Industry, DTESI 2022*, Almaty, 20 October through 21 October 2022. Technical University of Aachen. <https://ceur-ws.org/Vol-3382/Paper21.pdf>

8. Yehorova-Hudkova, T. (2020). Deiaki metodolohichni skladovi pryrodopodobnoho upravlinnia ta ekonomichna bezpeka derzhavy. *Ekonomika ta suspilstvo*, (22). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2020-22-69>

9. Pushkar, O. (2025). Modeliuvannia rozvytku informatsiinykh system v ekonomitsi. *Herald of Khmelnytskyi National University. Economic Sciences*, (2), 555-560. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5740-2025-340-88>

10. Tereshchenko, L.O. (2021). Tekhnolohii modeliuvannia upravlinskykh informatsiinykh system v systemi menedzhmentu pidpriemstva. *Ekonomika i suspilstvo*, Vyp 27. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-27-55>

11. Shevchenko, S., Zhdanova Y., Spasiteleva, S., Negodenko, O., Mazur, N., & Kravchuk, K. (2019). Matematychni metody v kiberbezpeti: fraktaly ta yikh zastosuvannia v informatsiinii ta kibernetychii bezpeti. *Elektronne fakhove naukovye vydannia «Kiberbezpeka: osvita, nauka, tekhnika»*, 1(5), 31-39. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2019.5.3139>

12. Tur H.I., & Trunova, O.V. (2015). Zastosuvannia metodu fraktal'noho analizu dlya vyznachennya trendovykh kharakterystyk chyslovykh ryadiv. [Application of fractal analysis method for determination of trending characteristics of numerical series], *Bulletin of Chernihiv National Pedagogical University. Series: Pedagogical Sciences*, vol. 125, pp.

252-256, 2015. [Online] Retrieved from http://nbuv.gov.ua/UJRN/VchdpuP_2015_125_61 [Aug 13 2019] (in Ukrainian).

13. M.A. Nazarkevich, M.A., Dronyuk, I.M., OA Troyan, O.A., & Tomaschuk, T.Yu. (2015). Rozrobka metodu zakhystu dokumentiv latentnykh elementamy na osnovi fraktaliv. [Developing a Method for Securing Documents with Fractal-Based Latent Elements] *Information Security*, Volume 17, No. 1, pp. 21-26. [Online] Retrieved from <http://jrnل.nau.edu.ua/index.php/ZI/article/view/7505/9882> (in Ukrainian).

14. Janani, K. (2025). Cybersecurity through Entropy Injection: A Paradigm Shift from Reactive Defense to Proactive Uncertainty. *arXiv preprint arXiv:2504.11661*.

15. Al-Zoubi, W.K. (2024). Economic Development in the Digital Economy: A Bibliometric Review. *Economies*, 12(3), 53. <https://doi.org/10.3390/economies12030053>

16. Yehorova-Hudkova, T. (2020). Deiaki metodolohichni skladovi pryrodopodobnoho upravlinnia ta ekonomichna bezpeka derzhavy. *Ekonomika ta suspilstvo*, (22). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2020-22-69>

17. Zhao, T., Li, Z., & Deng, Y. (2023). Information fractal dimension of random permutation set. *Chaos, solitons & fractals*, 174, 113883. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.113883>

18. Qiang, C., Deng, Y., & Cheong, K. H. (2022). Information fractal dimension of mass function. *Fractals*, 30(06), 2250110. <https://doi.org/10.1142/S0218348X22501109>

19. Ji, X., Henriques, J. F., & Vedaldi, A. (2019). Invariant information clustering for unsupervised image classification and segmentation. *Proceedings from MIIM '19 The IEEE/CVF International conference on computer vision*. (pp. 9865-9874).

20. Bhavsar, R., Helian, N., Sun, Y., Davey, N., Steffert, T., & Mayor, D. (2018). Efficient Methods for Calculating Sample Entropy in Time Series Data Analysis. *Procedia Computer Science*, 145, 97-104. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.11.0162>.

21. Chen, C., Sun, S., Cao, Z., Shi, Y., Sun, B., & Zhang, X.D. (2019). A comprehensive comparison and overview of R packages for calculating sample entropy. *Biology Methods and Protocols*, 4(1). <https://doi.org/10.1093/biomethods/bpz0164>

22. Dippo, O.F., & Vecchio, K.S. (2021). A universal configurational entropy metric for high-entropy materials. *Scripta Materialia*, 201, 113974. <https://doi.org/10.1016/j.scriptamat.2021.1139745>

23. Asenjo, D., Paillusson, F., & Frenkel, D. (2014). Numerical Calculation of Granular Entropy. *Physical Review Letters*, 112 (9), 098002. <https://doi.org/10.1103/physrevlett.112.0980026>

24. Davies, S. R., Macfarlane, R., Buchanan, W. J. (2022). Comparison of Entropy Calculation Methods for Ransomware Encrypted File Identification. *Entropy*, 24 (10), 1503. <https://doi.org/10.3390/e241015037>

25. Heidari, H., Velichko, A., Murugappan, M., & Chowdhury, M. E. H. (2023). Novel techniques for improving NNetEn entropy calculation for short and

noisy time series. *Nonlinear Dynamics*, 111 (10), 9305-9326. <https://doi.org/10.1007/s11071-023-08298-w8>

26. Velichko, A., & Heidari, H. (2021). A Method for Estimating the Entropy of Time Series Using Artificial Neural Networks. *Entropy*, 23 (11), 1432. <https://doi.org/10.3390/e231114329>

27. Sherwin, W. B., & Prati Fornells, N. (2019). The Introduction of Entropy and Information Methods to

Ecology by Ramon Mar-galef. *Entropy*, 21 (8), 794. <https://doi.org/10.3390/e2108079410>

28. Ekberg, V., & Ryde, U. (2021). On the Use of Interaction Entropy and Related Methods to Estimate Binding Entropies. *Journal of Chemical Theory and Computation*, 17 (8), 5379-5391. <https://doi.org/10.1021/acs.jctc.1c003743>.

FRactal-Cluster Technology for Assessing the Reliability of the Information Potential and Digital Entropy Parameters of Energy Companies

O. P. Budanov, Post-graduate Student, V. N. Karazin Kharkiv National University

Methods. The results were obtained using the following methods: fractal-cluster modeling – to identify hierarchical relationships between information resources and their impact on enterprise sustainability; multidimensional statistics methods – to group indicators and identify hidden dependencies; scenario modeling – to predict the impact of digital entropy on the functioning of an energy enterprise in a coherent digital environment.

Results. In the context of the digital transformation of the economy, a key challenge for enterprises is to ensure the reliability and consistency of information flows, which directly affects the quality of management decisions and the sustainability of business processes. The problem lies in the lack of effective tools for a comprehensive assessment of the reliability of the information potential of energy companies in the context of growing digital entropy and the need to ensure information coherence.

It is shown that the growth of digital entropy leads to data chaos, complicates their verification and integration into a single information space, which is especially critical for energy companies with a high level of technological complexity.

Novelty. A fractal-cluster technology for assessing the reliability of information potential is proposed, combining fractal analysis methods and clustering algorithms. Fractal dimension is used as a quantitative indicator of structural complexity and the level of hidden chaos in information data, while the cluster approach provides systematic grouping of information components according to the criteria of completeness, accuracy, relevance, and coherence. This allows for the formation of an integral indicator of the reliability of an enterprise's information potential.

A methodology for determining digital entropy parameters is proposed, which makes it possible to establish a relationship between the level of information chaos and the digital coherence of an enterprise. The scientific novelty of the work lies in the formation of a universal tool for assessing the reliability of the information potential and parameters of digital entropy of energy enterprises, which integrates quantitative and qualitative characteristics into a single analytical space and can be used both for strategic monitoring and for operational management of the information potential of energy enterprises.

Practical value. Practical testing on energy companies showed that using a fractal-cluster approach makes the diagnosis of unreliable data more accurate, helps in lowering digital entropy, optimizes information resources, and boosts a company's digital coherence. The results obtained are of practical importance for the formation of information security systems, improving management efficiency, and ensuring the digital resilience of enterprises in conditions of digital entropy.

Keywords: methodology, information potential, energy enterprises, digital technologies, digital entropy, digital coherence, management, fractal-cluster technology, information technologies, digital transformation.

Надійшла до редакції 30.08.25 р.