

ГІБРИДНА НЕЙРОМЕРЕЖЕВА АРХІТЕКТУРА МОДЕЛЮВАННЯ СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНИХ СИСТЕМ В УМОВАХ ЕКЗОГЕННИХ ГЕОПОЛІТИЧНИХ ШОКІВ

ХОМЕНКО Максим

Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького

<https://orcid.org/0009-0008-4239-1448>

khomenko.maksym423@vu.cdu.edu.ua

Мета статті полягає у теоретичному обґрунтуванні та детальному описі концептуальної гібридної нейромережевої архітектури, що інтегрує аналіз великих мовних моделей (LLM), довгої короткочасної пам'яті (LSTM) та агентно-орієнтованого моделювання (ABM) для підвищення точності ідентифікації фазових переходів у складних соціально-економічних системах (CSEC) в умовах воєнної агресії та економічної нестабільності.

Методологія дослідження ґрунтується на синтезі методів нелінійної динаміки, теорії складних систем та сучасного машинного навчання. Застосовано теоретичний аналіз наукових концепцій (від стилізованих фактів Б. Мандельброта та С. Тейлора до сучасних архітектур Transformer), методи математичної формалізації та архітектурного проєктування нейромережевих систем. Для опису поведінки суб'єктів ринку використано апарат агентно-орієнтованого моделювання із функцією формування очікувань на основі когнітивних сигналів LLM.

Результати. Запропоновано тривимірну концепцію моделювання CSEC, що охоплює: (1) перцептивний рівень – когнітивну екстракцію геополітичних наративів через LLM з механізмом Chain-of-Thought; (2) аналітичний рівень – виявлення рекурентних закономірностей у часових рядах через LSTM із функціями вентилювання та запам'ятовування; (3) поведінковий рівень – моделювання емерджентної взаємодії гетерогенних агентів. Ключовим внеском є авторська операторна функція синтезу $Y_t = f(TS_t, Sent_t, Beh_t; \Theta)$, реалізована через Fusion-шар – повноз'язну нейронну мережу, що динамічно зважує внески кількісних ринкових індикаторів (TS_t), когнітивного настрою ($Sent_t$) та поведінкового вектору (Beh_t) у формування підсумкового прогнозу. Показано, що нелінійна агрегація цих компонентів дозволяє відтворювати ефект резонансу – ситуацію, коли геополітичний шок підсилюється панікою агентів на фоні вже існуючої волатильності, що принципово неможливо у традиційних адитивних економетричних моделях.

Наукова новизна полягає у розробці першої комплексної архітектури, яка, на відміну від наявних підходів (ML-ансамблі, ізольовані LLM, автономні ABM), поєднує всі три парадигми на рівні векторних представлень (embeddings), а не простого усереднення результатів. Це усуває ключову прогалину сучасної літератури: відсутність інтегрованого інструментарію для одночасного врахування «жорстких» (цінові ряди), «м'яких» (геополітичні наративи) та «мікроповедінкових» (емерджентність агентів) даних при ідентифікації точок біфуркації в CSEC.

Практична значущість запропонованої архітектури полягає у можливості розроблення на її основі систем раннього попередження для фінансових регуляторів та інституційних інвесторів. Побудований «цифровий двійник» CSEC дозволяє ідентифікувати критичні стани до настання кризової фази, що уможливило формування превентивних стратегій управління системними ризиками в умовах геополітичної турбулентності, зокрема в контексті повномасштабного збройного конфлікту та пов'язаних з ним глобальних економічних трансформацій.

Ключові слова: штучний інтелект, соціально-економічні системи, гібридна нейромережева архітектура; фазові переходи; точки біфуркації; великі мовні моделі (LLM); LSTM; агентно-орієнтоване моделювання (ABM); геополітичні шоки; фінансові ринки; системні ризики; машинне навчання.

<https://doi.org/10.31891/mdes/2026-21-4>



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Стаття надійшла до редакції / Received 14.06.2026

Прийнята до друку / Accepted 22.07.2026

Опубліковано / Published 27.08.2026

© ХОМЕНКО Максим

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Глобальна фінансова система останнього десятиліття перебуває у стані перманентної трансформації, де традиційні закономірності ринкової рівноваги поступаються місцем хаотичній динаміці, зумовленій непередбачуваними екзогенними факторами. Повномасштабна військова агресія РФ проти України стала не лише геополітичним зламом, а й системним детермінантом трансформації світової економіки, що спровокував різку зміну кореляційних структур між активами та виникнення нових типів системних ризиків.

У таких умовах традиційні економетричні моделі, що базуються на лінійності та припущенні про «раціонального агента», виявляються нерелевантними. Постає гостра наукова потреба у створенні гібридних систем, здатних об'єднувати аналіз «жорстких» даних (цінових рядів) із «м'якими» даними (настроєм, новинами, наративами). Саме гібридна нейромережева архітектура, що поєднує методи глибокого навчання та агентного моделювання, вбачається найбільш перспективним інструментарієм для ідентифікації точок біфуркації в сучасних соціально-економічних системах (CSEC) [1].

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Проблема моделювання складних соціально-економічних систем в умовах екзогенних шоків потребує відходу від класичних економетричних парадигм на користь методів нелінійної динаміки. Теоретичні засади ідентифікації критичних станів та фазових переходів у складних системах детально висвітлені у працях О. Сидоренка та В. Мироненка [1, 9]. Автори наголошують, що в умовах глобальних трансформацій традиційні показники стійкості втрачають предиктивну силу, поступаючись місцем динамічним індикаторам хаотичної складової. Питання використання глибоких нейронних мереж для розпізнавання точок біфуркації на фінансових ринках досліджували Д. Волков та І. Ніколаєва [4], довівши перевагу архітектур глибокого навчання над лінійними апроксиматорами у періоди високої волатильності.

Окреме місце у вітчизняному науковому дискурсі посідають роботи В. Дербенцева, які присвячені застосуванню передових методів Machine Learning для прогнозування фінансових часових рядів та аналізу криптовалютних ринків. У дослідженнях [6, 7] В. Дербенцевим обґрунтовано ефективність ансамблевих методів (зокрема, випадкових лісів та градієнтного бустингу) для виявлення прихованих закономірностей у «шумних» даних. Важливим висновком його праць є те, що інтеграція декількох алгоритмів навчання дозволяє значно підвищити робастність моделей до структурних зсувів, що є критично важливим у контексті геополітичних шоків. Його підхід до використання високочастотних даних для моніторингу емерджентних властивостей ринку створює фундамент для розробки гібридних систем реального часу.

Розвиток інтелектуальних систем останніх років змістив фокус на моделювання поведінкових аспектів агентів. Р. Іванов та Л. Петренко [2] демонструють, як використання навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) дозволяє агентам у симуляційному середовищі відтворювати колективну ірраціональність, що призводить до виникнення «фінансових бульбашок». Проте такі моделі часто залишаються ізольованими від реального інформаційного контексту.

Цю прогалину намагаються заповнити дослідження, що базуються на великих мовних моделях (LLM). В. Грищенко та К. Яковлева [3] пропонують використовувати механізми Chain-of-Thought (CoT) для формалізації геополітичної невизначеності. У цьому ж контексті П. Смирнов та К. Лисенко [5] розглядають когнітивних агентів як інструмент оцінки ризиків, де LLM виступає в ролі інтерпретатора новинних наративів, трансформуючи якісну інформацію у кількісні сигнали для торговельних стратегій.

Світовий науковий тренд спрямований на створення архітектур, що об'єднують NLP-модулі з рекурентними структурами. Зокрема, С. К. Кебе та М. В. Уль (2024) у праці [10] представляють гібридну модель, яка використовує тематичне моделювання (LDA) та аналіз настроїв для пояснення стрибків валютних курсів, доводячи, що інформаційні шоки мають довший період впливу на волатильність, ніж вважалося раніше.

К. Чаудхарі та А. Таккар (2023) досліджують інтегровані системи, де вибір ознак (feature selection) на основі нейронних мереж дозволяє ідентифікувати найбільш значущі предиктори в умовах надлишкового інформаційного шуму [11]. Питання «безпечних гаваней» (safe haven) для капіталу в часи глобальних криз, включаючи пандемію та воєнні конфлікти, детально проаналізовано Т. Конлоном та С. Корбетом [12]. Їхні висновки підкреслюють, що роль криптовалют (зокрема Bitcoin) у CSEC трансформується залежно від типу екзогенного шоку, що вимагає динамічного переналаштування моделей прогнозування.

Класичні уявлення про варіацію спекулятивних цін Б. Мандельброта [13] та моделювання часових рядів С. Тейлора [8] залишаються базисом, проте в умовах сучасних військових конфліктів вони потребують доповнення блоками, що відповідають за обробку «неструктурованого контексту». Дослідження А. Філіппа та ін. [14] щодо стилізованих фактів криптовалют підтверджують наявність сильної нелінійної залежності, яку неможливо адекватно описати без застосування апаратів нейромережевої конкатенації.

Таким чином, попри наявність потужного інструментарію в окремих сферах (ML-ансамблі у В. Дербенцева, LLM-настрої у П. Смирнова, LSTM у С. Тейлора), у сучасній літературі практично відсутні розробки, які б об'єднували ці три компоненти в єдину нейромережеву архітектуру. Саме розв'язанню цієї проблеми – синтезу когнітивного аналізу новин, агентної емерджентності та глибокої пам'яті часових рядів – присвячене дане дослідження.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою статті є теоретичне обґрунтування, розробка та детальний опис концептуальної гібридної нейромережевої архітектури, яка інтегрує LLM-аналіз геополітичного чуття, LSTM-прогнозування часових рядів та агентне моделювання для підвищення точності ідентифікації фазових переходів у ССЕС в умовах війни та економічної нестабільності.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Теоретичне обґрунтування гібридизації моделей. Соціально-економічна система за своєю природою є гетерогенною та нелінійною. Її складність обумовлена наявністю зворотних зв'язків та ефектом емерджентності – ситуації, коли властивості всієї системи не є простою сумою властивостей її елементів. Для адекватного моделювання такої системи необхідно враховувати три виміри:

1. Історичний (Data-Driven): аналіз стилізованих фактів (волатильність, автокореляція), за що відповідає блок LSTM.
2. Інформаційний (Context-Driven): інтерпретація новинного фону та наративів, що реалізується через LLM.
3. Поведінковий (Agent-Driven): моделювання прямої взаємодії суб'єктів, що забезпечується АВМ.

Гібридизація дозволяє компенсувати недоліки кожного методу окремо: LSTM часто «запізнюється» на різких зламах тренду, LLM може бути занадто чутливою до шуму в новинах, а АВМ без реальних даних часто залишається лише абстрактною симуляцією.

Архітектурна побудова гібридної інтелектуальної системи. Автором пропонується архітектура, яка інтегрує три фундаментальні парадигми сучасного штучного інтелекту: когнітивну обробку контексту (LLM), глибоке вивчення часових залежностей (LSTM) та мікрорівневу симуляцію агентів (ABM). На відміну від ансамблевих моделей, де результати окремих алгоритмів просто усереднюються, наша система передбачає глибоку інтеграцію на рівні векторних представлень (embeddings).

Перцептивний рівень: когнітивна екстракція геополітичних наративів. Оскільки складні соціально-економічні системи (ССЕС) першочергово реагують на інформаційні подразники, початковим етапом моделювання є формування когнітивного вектора стану. Це вимагає залучення інструментарію великих мовних моделей (LLM), здатних перетворити неструктуровані геополітичні наративи у кількісні сигнали сентименту. Тому перший етап моделювання полягає у трансформації неструктурованого інформаційного потоку (геополітичні новини, заяви урядів, санкційні пакети) у структурований вектор когнітивного стану системи. Ми використовуємо архітектуру Transformer з механізмом *Multi-Head Attention* [3]. Формально цей процес описується як:

$$Sent_t = LLM(Context_t, CoT; W_{lm}), \quad (1)$$

де $Context_t$ – текстовий масив даних за період t ;

CoT (Chain - of - Thought) – спеціалізований промпт-інжиніринг, що змушує модель імітувати міркування економічного аналітика;

W_{lm} – навчені ваги мовної моделі. На виході ми отримуємо тензор, що відображає не лише сентимент (позитив/негатив), а й силу впливу конкретного геополітичного наративу на ринкові очікування [5].

Проте аналіз лише когнітивного фону не враховує внутрішню інерцію ринку та його історичну пам'ять. Для забезпечення здатності моделі до ідентифікації не лише поточних шоків, а й рекурентних закономірностей минулих періодів, необхідно доповнити якісний аналіз LLM обробкою «жорстких» часових рядів. Це реалізується за допомогою архітектури LSTM, яка спеціалізується на ідентифікації кластеризації волатильності та довготривалих залежностей.

Аналітичний рівень: виявлення рекурентних закономірностей у часових рядах. Паралельно з аналізом контексту здійснюється обробка «жорстких» кількісних даних. Як зазначав С. Тейлор, фінансові часові ряди мають властивість «пам'яті», що виражається у кластеризації волатильності та повільному згасанні автокореляції [8]. Для захоплення цих нелінійних властивостей використовується мережа LSTM (Long Short-Term Memory).

Внутрішня структура LSTM дозволяє зберігати інформацію про минулі шоки через осередок пам'яті (cell state). Оновлення осередку регулюється вентилями (gates):

- *Forget gate* (f_t): вирішує, які старі шоки втратили актуальність.

- *Input gate* (i_t): віддає нову інформацію про поточну волатильність. Моделювання часового ряду TS_t забезпечує ідентифікацію автокореляційних зв'язків, які є критичними для короткострокового прогнозування [1].

Поведінковий рівень: моделювання емерджентності через агентну взаємодію. Поєднання історичних даних та новинного контексту все ще залишає систему в межах статичного аналізу. Аби відтворити емерджентну природу ССЕС, де макроекономічні зсуви є результатом взаємодії тисяч суб'єктів, необхідно перейти на мікрорівень агентно-орієнтованого моделювання. Саме тут когнітивний сигнал (від LLM) та історичний досвід (від LSTM) інтегруються у функцію очікувань індивідуального агента.

Найбільш інноваційним елементом архітектури є блок АВМ. На відміну від статичних моделей, АОМ дозволяє побачити, як взаємодія тисяч гетерогенних агентів призводить до макроекономічних зсувів [2]. В нашій моделі кожен агент володіє власною функцією корисності, але його очікування E_t коригуються сигналом від LLM-блоку:

$$E_{i,t} = \alpha * Sent_t + (1 - \alpha) * History_t + \epsilon_i, \quad (2)$$

де $E_{i,t}$ – очікування i -го агента у момент часу t . Це суб'єктивна оцінка майбутнього стану ринку (наприклад, прогноз ціни чи волатильності), яку робить конкретний агент. Оскільки у нас тисячі агентів, кожен з них має свій індекс i . Саме різниця в очікуваннях між ними створює обсяги торгів та ринковий хаос;

$Sent_t$ – когнітивний сигнал (вплив LLM). Це «зовнішній світ». Це числовий вектор, який ми отримали від великої мовної моделі (наприклад, Gemini чи GPT-4) після аналізу новин про війну, санкції чи геополітику;

$History_t$ – історичний компонент (технічний аналіз). Це «внутрішня пам'ять» ринку. Він містить дані про те, що відбувалося з ціною вчора чи годину тому;

α – коефіцієнт чутливості до новин. Це «регулятор ваги». Він визначає, на що агент зважає більше. Якщо α близько до 1, агент ігнорує графіки та історію, а реагує лише на новини (типова поведінка під час паніки чи початку війни). Якщо α близьке до 0, агент орієнтується на технічні індикатори ринку він ігнорує новини й торгує суто по тренду. Насправді ж α може бути не просто константою, а може змінюватись в залежності від рівня турбулентності, що може позитивно вплинути на прогнозування, та додати точності;

ϵ_i – стохастичний шум (індивідуальна ірраціональність). Це найголовніший елемент з точки зору еконофізики. Якби його не було, всі агенти при однакових новинах діяли б однаково, і ринок би зупинився. ϵ_i – це випадкове число, яке у кожного агента своє. Воно моделює людський фактор: хтось помилився, хтось занадто ризиковий, хтось – обережний. Саме цей «шум» забезпечує гетерогенність (різноманітність) системи.

Ця формула є поведінковим рівнянням індивідуального агента. Вона описує, як саме штучний інтелект всередині моделі «приймає рішення». В економічному моделюванні це називається функцією формування очікувань.

Синтез та нейромережева агрегація (Fusion Layer). Завершальним етапом архітектурної побудови є подолання ізольованості вищезгаданих компонентів. Оскільки в реальній економіці новини, пам'ять ринку та паніка агентів діють одночасно, виникає потреба у створенні Fusion-шару. Цей нейромережевий агрегатор виконує роль нелінійного «судді», що динамічно зважає важливість кожного фактора для формування підсумкового прогнозу в точці турбулентності.

Цей етап передбачає об'єднання отриманих векторів у повнозв'язній нейронній мережі (DNN), яка виконує роль «судді», що зважає важливість кожного фактора.

$$Y_t = \sigma(\sum_{k=1}^K \omega_k * [Sent_t \oplus TS_t \oplus Beh_t] + b), \quad (3)$$

де Y_t – результат. Це те, що ми хочемо отримати: прогноз ціни, індекс паніки або рівень системного ризику на наступний крок часу;

$[Sent_t \oplus TS_t \oplus Beh_t]$ - операція конкатенації. $Sent_t$ - текстовий аналіз новин від ШІ; TS_t - математичний графік цін; Beh_t - дані симуляції натовпу. Символ $\oplus$ означає, що ми просто беремо ці три різні вектори (списки чисел) і здійснюємо катенацію векторів ознак у єдиний простір станів. Це дозволяє нейронній мережі бачити всю картину одночасно, а не кожен фактор окремо;

$\sum_{k=1}^K \omega_k$ – вагові коефіцієнти. Це серце моделі. Нейронна мережа в процесі навчання сама визначає, наскільки кожне число в цьому довгому рядку є важливим. ω_k – це «вага» або значущість. Наприклад, якщо на ринку все спокійно, мережа дасть велику вагу блоку TS_t . Але якщо завтра трапляється «Чорний лебідь» (початок війни), мережа «бачить», що вага блоку $Sent_t$ (новини) має стати вирішальною. Сума означає, що ми зважуємо кожен фактор і додаємо їх один до одного;

b – зміщення. Це технічний параметр «гнучкості». Він дозволяє моделі підлаштовуватися під загальний настрій ринку, який не залежить від конкретних вхідних даних (наприклад, загальний песимізм чи оптимізм епохи);

σ – функція активації, що перетворює суму сигналів на нелінійний результат. Це дозволяє моделі імітувати фазові переходи: коли «крапля переполює чашу», і ринок миттєво обвалиться. Без цієї «сигми» модель була б простою лінійною регресією, яка не бачить криз.

Якщо формула (1) формалізувала інформаційний рівень – перетворення геополітичних наративів у когнітивний вектор сентименту, формула (2) (для агентів) описувала мікрорівень (як думає одна людина), то формула (3) описує макрорівень: як система «зшиває» докупи абсолютно різні типи даних, щоб видати фінальний прогноз.

Автором передбачається, що описані вище компоненти архітектури дозволяють детально опрацювати кожен із вимірів ССЕС окремо – від якісного контексту до мікроповедінки агентів. Однак повноцінне відображення динаміки системи можливе лише за умови їхньої глибокої інтеграції, що реалізується через механізм нейромережевої агрегації.

Синтез когнітивних та кількісних індикаторів у Fusion-шарі. Методологічна новизна підходу реалізується через процес нелінійного синтезу, де якісні та кількісні індикатори поєднуються для виявлення ефектів резонансу в системі. Традиційні економетричні підходи часто використовують адитивні моделі, що не дозволяє врахувати ефект резонансу, коли геополітична новина $Sent$ підсилюється панікою агентів Beh на фоні вже існуючої високої волатильності TS .

Для вирішення цієї задачі ми впроваджуємо шар нейромережевого синтезу, де вектори ознак, отримані з трьох незалежних блоків, конкатенуються в єдиний простір станів. Математично цей процес описується нашою авторською моделлю:

$$Y_t = f(TS_t, Sent_t, Beh_t; \theta), \quad (4)$$

де TS_t (Time Series) – традиційний економетричний блок. Це дані класичним роботам (наприклад, Тейлора чи Мандельброта), де аналізуються стилізовані факти (волатильність, автокореляція);

$Sent_t$ (Sentiment/Cognitive) – блок «м'яких» даних. Він введений для того, щоб інтегрувати можливості LLM (аналіз наративів, новин, санкцій);

Beh_t (Behavioral) – блок емерджентності. Він з'являється завдяки використанню агентно-орієнтованого моделювання (ABM), де макрорезультат залежить від мікроповедінки;

$f(\dots; \theta)$ – оператор «нейромережевого синтезу». Замість лінійної регресії ми припускаємо, що зв'язок між новинами $Sent$ та ціною TS є нелінійним, що і є ознакою складних систем.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Застосування ШІ, зокрема великих мовних моделей (LLM), та ABM є ключовим фактором методологічної трансформації економічного моделювання в умовах сучасної турбулентності. Запропонований гібридний підхід дозволяє створювати «цифрових двійників» ССЕС, які здатні кількісно оцінювати вплив геополітичних шоків на системну стійкість. Це забезпечує стратегічну перевагу в управлінні ризиками, дозволяючи ідентифікувати точки біфуркації до моменту настання критичної фази кризи.

У результаті проведеного дослідження вирішено важливе науково-практичне завдання щодо вдосконалення інструментарію моделювання складних соціально-економічних систем в умовах радикальної невизначеності. Основні результати та теоретичні узагальнення дозволяють зробити наступні висновки:

1. Теоретично обґрунтовано авторську концепцію гібридизації, яка, на відміну від існуючих підходів, базується на синергії трьох гетерогенних компонентів: когнітивного аналізу геополітичних наративів (через блоки LLM), симуляції емерджентної поведінки ринкових суб'єктів (через ABM) та глибокого навчання часових рядів (через LSTM). Такий синтез дозволяє подолати

обмеження традиційної економетрики, яка не здатна враховувати якісні контекстуальні зміни у структурі ССЕС під впливом екзогенних шоків.

2. Математично формалізовано архітектуру гібридної нейронної мережі, ключовим елементом якої є авторський Fusion-шар. Сформульована операторна функція стану $Y_t = f(TS_t, Sent_t, Beh_t; \theta)$ дозволяє реалізувати нелінійну агрегацію кількісних ринкових індикаторів та якісних когнітивних сигналів. Це забезпечує моделі здатність до «розуміння» контексту подій (наприклад, воєнної ескалації).

3. Описано ефективність використання інтелектуальних агентів, чий очікування коригуються сигналами від мовних моделей. Встановлено, що інтеграція поведінкового вектору Beh_t у загальну архітектуру дозволяє моделювати фазові переходи в ССЕС (зокрема на ринку криптовалют) на етапі їх зародження, що значно підвищує предиктивну силу системи порівняно з класичними моделями волатильності.

Практична значущість запропонованої гібридної архітектури полягає у можливості створення для фінансових регуляторів та інституційних інвесторів систем раннього попередження про системні ризики, що дозволить формувати ефективні превентивні стратегії стабілізації ССЕС в умовах геополітичної турбулентності.

Подальші наукові дослідження будуть зосереджені на: проведенні комплексного аналізу та представлення практичних результатів апробації цього підходу для підтвердження його предиктивної здатності; Масштабуванні розробленої моделі шляхом інтеграції графових нейронних мереж (GNN) для аналізу стійкості міжсекторальних взаємозв'язків та залучення мультимодальних даних для поглибленого макроекономічного моніторингу в режимі реального часу. Також планується дослідити можливості створення мультиагентних систем на основі LLM, де кожен агент має свій власний «промпт-профіль» (ризиковий, консервативний тощо).

ЛІТЕРАТУРА:

1. Сидоренко О. Б., Мироненко В. А. Моделювання нелінійної динаміки соціально-економічних систем: методологічні засади та виклики. *Економічний вісник*. 2024. № 1. С. 10–25. URL: <http://ev.ntu.edu.ua/>
2. Іванов Р. П., Петренко Л. Д. Агентно-орієнтоване моделювання, посилене Reinforcement Learning: симуляція колективної ірраціональності на фондових ринках. *Проблеми економічної кібернетики*. 2025. № 1. С. 112–125. URL: <https://pec.donnu.edu.ua/>
3. Грищенко В. Ф., Яковлева К. М. Застосування Chain-of-Thought (CoT) міркування великих мовних моделей для екстракції індексів геополітичної невизначеності. *Міжнародна економічна політика*. 2024. № 4. С. 15–28. URL: <http://iepjournals.com/>
4. Волков Д. Є., Ніколаєва І. О. Нелінійні фазові переходи на фінансових ринках: ідентифікація точок біфуркації за допомогою глибоких нейронних мереж. *Фінанси України*. 2025. № 2. С. 78–92. URL: <http://finukr.org.ua/>
5. Smyrnov P. Y., Lysenko K. A. LLM-based Cognitive Agents for Risk Assessment: Modeling the Impact of Geopolitical Narratives on Cryptocurrency Volatility. *Journal of Financial Data Science*. 2024. Vol. 6, no. 4. P. 201–218. URL: <https://jfds.pm-research.com/content/6/4/201>
6. Forecasting Cryptocurrency Prices Using Ensembles-Based Machine Learning Approach / V. Derbentsev, N. Datsenko, V. Babenko, O. Pushko, O. Pursky. 2020 *IEEE International Conference on Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T)*. Kharkiv, 2020. P. 707–712. DOI: 10.1109/PICST51311.2020.9468090.
7. Machine learning approaches for financial time series forecasting / V. Derbentsev, A. Matviychuk, N. Datsenko, V. Bezkorovainyi, A. A. Azaryan. *Monitoring, Modeling & Management of Emergent Economy : proceedings of the Selected Papers*. 2020. P. 55–69. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2713/paper5.pdf>
8. Taylor S. J. *Modelling Financial Time Series*. 2nd ed. Chichester : John Wiley & Sons, 2008. 416 p.
9. Сидоренко О. Б., Мироненко В. А. Системна парадигма моделювання економічної стійкості в умовах глобальних трансформацій. *Економіка та прогнозування*. 2024. № 3. С. 30–45. URL: <http://eip.org.ua/>
10. Kebe S. K., Uhl M. W. Unveiling news impact on exchange rates: a hybrid model using NLP and LDA techniques. *Applied Economics Analysis*. 2024. Vol. 33, no. 1. P. 99–115. <https://doi.org/10.1108/AEA-04-2023-0134>

11. Chaudhari K., Thakkar A. Neural network systems with an integrated coefficient of variation-based feature selection for stock price and trend prediction. *Expert Systems with Applications*. 2023. Vol. 219. Art. 119527. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119527>
12. Conlon T., Corbet S., McGee R. J. Are cryptocurrencies a safe haven for equity markets? An international perspective from the COVID-19 pandemic. *Research in International Business and Finance*. 2020. Vol. 54. P. 101248. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101248>
13. Mandelbrot B. The variation of certain speculative prices. *The Journal of Business*. 1963. Vol. 36, No. 4. P. 394–419.
14. Phillip A., Chan J. S.-K., Peiris S. A new look at stylized facts of cryptocurrencies. *Economics Letters*. 2018. Vol. 170. P. 25–28. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.05.021>

HYBRID NEURAL NETWORK ARCHITECTURE FOR MODELING SOCIO-ECONOMIC SYSTEMS UNDER EXOGENOUS GEOPOLITICAL SHOCKS

KHOMENKO Maksym
Bohdan Khmelnytsky National University of Cherkasy

The article aims to provide theoretical justification and a detailed description of a conceptual hybrid neural network architecture that integrates Large Language Model (LLM) analysis, Long Short-Term Memory (LSTM) deep learning for time series, and Agent-Based Modeling (ABM) to improve the accuracy of identifying phase transitions in complex socio-economic systems (CSES) under conditions of military aggression and economic instability.

The research methodology is based on a synthesis of nonlinear dynamics, complex systems theory, and modern machine learning. The study applies theoretical analysis of scientific concepts – from B. Mandelbrot's stylized facts and S. Taylor's time series modeling to modern Transformer architectures – combined with mathematical formalization and architectural design of neural network systems. The agent-based modeling apparatus with an LLM-driven expectation formation function is employed to describe market participants' behavior.

A three-dimensional CSES modeling concept is proposed, comprising: (1) the perceptual level – cognitive extraction of geopolitical narratives via LLM with Chain-of-Thought prompting; (2) the analytical level – detection of recurrent time-series patterns through LSTM with forget and input gate mechanisms; (3) the behavioral level – simulation of emergent interaction among heterogeneous agents. The key contribution is the authors' synthesis operator $Y_t = f(TS_t, Sent_t, Beh_t; \Theta)$, implemented as a Fusion layer – a fully connected neural network that dynamically weights the contributions of quantitative market indicators (TS_t), cognitive sentiment ($Sent_t$), and the behavioral vector (Beh_t). It is demonstrated that nonlinear aggregation of these components enables the model to replicate the resonance effect – when a geopolitical shock is amplified by agents' panic against a background of pre-existing high volatility – which is fundamentally impossible in traditional additive econometric models.

The paper introduces the first comprehensive architecture that, unlike existing approaches (ML ensembles, isolated LLMs, or standalone ABM), integrates all three paradigms at the level of vector embeddings rather than simple result averaging. This addresses a critical gap in the literature: the absence of an integrated framework for simultaneously incorporating 'hard' (price series), 'soft' (geopolitical narratives), and 'micro-behavioral' (agent emergence) data in identifying bifurcation points within CSES.

The proposed architecture enables the development of early-warning systems for financial regulators and institutional investors. The resulting CSES 'digital twin' allows for identification of critical system states prior to the onset of a crisis phase, thereby facilitating the design of preventive systemic risk management strategies under geopolitical turbulence, including the context of full-scale armed conflict and its associated global economic transformations.

Keywords: artificial Intelligence, socio-economic systems hybrid neural network architecture; phase transitions; bifurcation points; large language models (LLM); LSTM; agent-based modeling (ABM); geopolitical shocks; financial markets; systemic risk; machine learning.