

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТА ВИБІР АРХІТЕКТУРИ ІНТЕРПРЕТОВАНОЇ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ У ФІНАНСОВІЙ ІНЖЕНЕРІЇ

Смейко Б.М.

e-mail: bohdan.smieiko@nure.ua

Науковий керівник – к.т.н., доц. Лещинський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПІ
м. Харків, Україна

This paper presents a comparative analysis of five architectural classes for explainable recommendation systems in AI-driven investment portfolio management, evaluated across criteria of explainability, temporal depth, investment efficiency, resource consumption, and market regime robustness. Prioritizing explainability and temporal depth, the analysis identifies causal AI as the dominant approach, justifying the selection of a hybrid Causal Transformer (CausalFormer) architecture that embeds causal inference into self-attention blocks via an asymmetric temporal mask and causal structure matrix, eliminating dependence on spurious correlations.

Трансформація фінансового сектора під впливом FinTech призвела до переходу від традиційного дискреційного управління до кількісних методів та сучасних AI-орієнтованих підходів. Проте складність алгоритмів глибокого навчання породила проблему «чорної скриньки», що створює бар'єри для довіри та відповідності регуляторним вимогам [1]. Відповідно до Акту ЄС про штучний інтелект (EU AI Act), системи фінансового оцінювання класифікуються як високоризикові, що зобов'язує розробників забезпечувати прозорість алгоритмічних рішень та право користувача на отримання змістовного пояснення (Right to Explanation).

Центральною проблемою фінансової інженерії є дилема «точність-інтерпретованість». У роботах В. Лещинського та С. Чалого запропоновано вирішення через трирівневу ієрархічну модель пояснень [2]:

- глобальний рівень: описує можливісні (possibilistic) каузальні залежності між вхідними фінансовими індикаторами та фінальним станом портфеля, враховуючи приховані змінні та ринковий шум;
- процесний рівень: відображає причинно-наслідкові зв'язки між діями системи (наприклад, перерозподілом ваг активів) з використанням темпоральних операторів («Next», «Future»);
- локальний рівень: встановлює детерміновані обмеження на виконання конкретних операцій у поточному контексті.

Для вибору оптимальної архітектури рекомендаційної системи було проведено ранжування п'яти класів методів за п'ятьма ключовими критеріями:

1. Ефективність інвестування (k_1): здатність генерувати прибуток, скоригований на ризик (коефіцієнт Шарпа). Найвищі показники демонструють каузальний ІІІ та навчання з підкріпленням (DRL).

2. Рівень пояснюваності (k_2): глибина та семантична зрозумілість обґрунтування – мінімальна у нейромережах типу «чорна скринька», максимальна у нейро-символічних системах.

3. Темпоральна глибина (k_3): здатність моделювати довгострокові залежності без втрати інформації. Тут лідерами є трансформерні архітектури завдяки механізму самоуваги.

4. Ресурсоемність (k_4): обчислювальні витрати на навчання та впровадження. Мінімальні витрати притаманні нейро-символічним системам, максимальні – великим трансформерам та DRL.

5. Стійкість до зміни режимів (k_5): здатність зберігати ефективність при структурних змінах ринку. Найвищу стійкість демонструють каузальні моделі, що виявляють інваріантні закони.

Аналіз за методом лінійної адитивної згортки з пріоритетом на пояснюваність та темпоральність ($k_2 > k_3 > k_1 > k_5 > k_4$) показав домінування каузального III (a_5 , інтегральний бал 0.850). Проте через складність прямого впровадження каузальних моделей у динамічні ряди, як оптимальне рішення пропонується гібридна архітектура Causal Transformer (CausalFormer).

Традиційні трансформери демонструють успіхи у прогнозуванні, але часто покладаються на хибні кореляції. Causal Former вирішує цю проблему, впроваджуючи механізми каузального виводу безпосередньо в блоки самоуваги [3]:

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} + M_{causal} + \lambda A_{structure}\right)V$$

Асиметрична темпоральна маска (M_{causal}) гарантує часову пріоритетність причин над наслідками, забезпечуючи коректну спрямованість каузального виводу. Матриця каузальної структури ($A_{structure}$) відображає архітектуру причинно-наслідкових зв'язків і коригується коефіцієнтом λ , дозволяючи моделі фокусуватися на логічно обґрунтованих ринкових факторах замість випадкових шумів. Такий підхід забезпечує дуальну оптимізацію прогностичної потужності та каузальної інтерпретованості рішень.

На рисунку 1 зображено послідовність обробки ринкових даних у CausalFormer. Дані спочатку проходять через багатомасштабний модуль згорток (Multi-scale CNN) для виділення локальних патернів, після чого обробляються механізмом каузальної самоуваги (Causal Self-Attention) із урахуванням Prior Causal Graph. Отримане приховане представлення (Latent Representation) слугує входом для прогностичного шару та циклу уточнення графа (Graph Refinement), що оновлює каузальний граф кожні N епох. Завершальним етапом є пост-хок каузальний аналіз з оцінкою ефектів втручання та контрфактуальних сценаріїв засобами DoWhy.

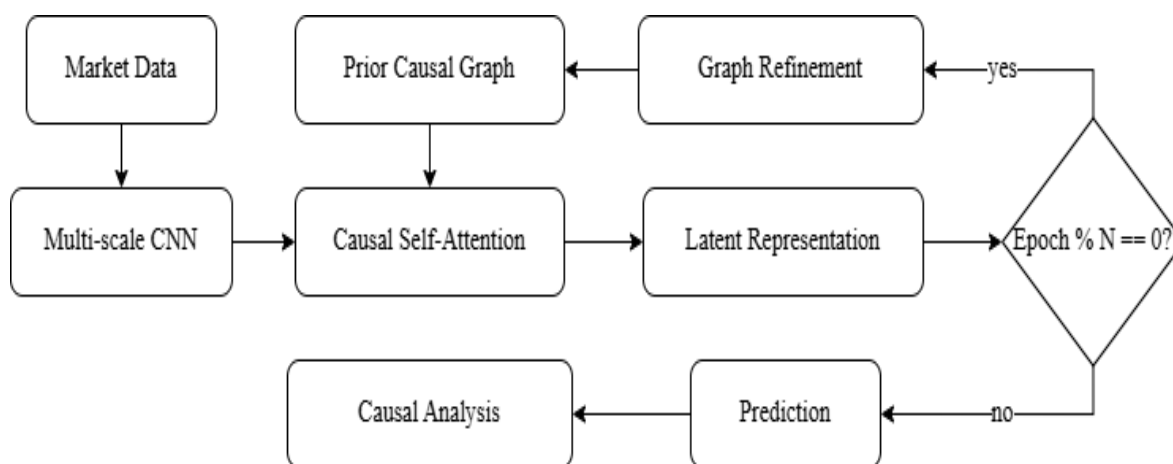


Рисунок 1 – Діаграма архітектури CausalFormer з циклом уточнення каузального графа

Подальші дослідження доцільно спрямувати на вдосконалення методів інкрементального навчання в умовах безперервного дрейфу концептів та розробку адаптивних інтерфейсів пояснень, що враховують рівень фінансової грамотності та когнітивні особливості конкретного користувача. Інтеграція нейро-символічних підходів із великими ринковими моделями створює передумови для появи нового покоління «інтуїтивних» робо-едвайзерів, здатних не лише прогнозувати, а й професійно аргументувати свої рішення у діалозі з інвестором.

Список використаних джерел:

1. Bernardini G. Revolutionizing asset management: the impact of FinTech and algorithmic innovations with a focus on audere invest in shaping modern financial strategies: Master's Thesis. Luiss Guido Carli, 2025. URL: <https://tesi.luiss.it/42250/> (дата звернення: 10.03.2025).
2. Chalyi S., Leshchynskyi V. Probabilistic Counterfactual Causal Model for a Single Input Variable in Explainability Task. Advanced Information Systems. 2023. Т. 7, № 3. С. 54–59. DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2023.3.08>
3. Zheng W., Liu W. Symmetry-Aware Transformers for Asymmetric Causal Discovery in Financial Time Series. *Symmetry*. 2025. Т. 17, № 10. С. 1591. DOI: <https://doi.org/10.3390/sym17101591>