

С. Ф. ЧАЛИЙ, доктор технічних наук, професор, Харківський національний університет радіоелектроніки, професор кафедри інформаційних управляючих систем, м. Харків, Україна; e mail: serhii.chalyi@nure.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9982-9091>

Р. В. КРАВЧЕНКО, аспірант кафедри інформаційних управляючих систем, Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна; e mail: rostyslav.kravchenko1@nure.ua, ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-0324-3597>

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПОБУДОВИ ПОЯСНЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕМПОРАЛЬНО УПОРЯДКОВАНИХ ВХІДНИХ ДАНИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ

Предметом статті є процес формування пояснень щодо рішень інтелектуальних систем, вхідні дані яких є темпорально упорядкованими послідовностями подій із часовими затримками. Метою роботи є розробка підходу до побудови пояснень щодо рішень інтелектуальних систем із темпорально упорядкованими вхідними даними, що враховує часові затримки у вхідних послідовностях подій. Для досягнення мети вирішуються наступні задачі: розробка методу обробки темпоральних затримок, що включає компонент оцінювання затримок на основі кореляційної функції та компонент кодування часу; розробка інформаційної технології побудови пояснень щодо рішень інтелектуальної системи на основі темпорального порядку вхідних даних, що включає розроблений метод у єдиний pipeline побудови та верифікації пояснень; виконання експериментальної перевірки методу та інформаційної технології. Запропоновано метод обробки темпоральних затримок у каузальних залежностях між вузлами динамічного графа темпоральної графової нейронної мережі, що відрізняється від відомих підходів поєднанням компонентів кореляційного оцінювання оптимального темпорального зміщення, кодування часу з фазовим зсувом та адаптивного об'єднання отриманих представлень, що забезпечує врахування каузальних залежностей у поясненнях на основі оцінювання часових затримок. Запропоновано інформаційну технологію побудови пояснень щодо рішень інтелектуальної системи на основі темпорального порядку вхідних даних, що включає етапи адаптивного формування темпоральних графів подій, побудову темпоральної графової нейронної мережі з обробкою темпоральної затримки, генерацію та подальшу верифікацію пояснень на основі темпоральної алгебри, що забезпечує формування пояснень з урахуванням змін у порядку вхідних подій інтелектуальної системи. Виконана експериментальна перевірка підтвердила, що метод обробки темпоральної затримки забезпечує адаптацію до детермінованої, стохастичної і циклічної затримки.

Ключові слова: пояснюваний штучний інтелект; темпоральна затримка; темпоральні залежності, каузальні залежності, темпоральна графова нейронна мережа; інформаційна технологія.

Вступ. Проблема інтерпретованості рішень інтелектуальних систем (ІС) пов'язана з тим, що сучасні ІС використовують глибокі нейронні мережі для формування релевантних рішень, проте не надають користувачеві зрозумілого обґрунтування щодо причин отриманих результатів. Така непрозорість моделей, що забезпечують прийняття рішень в інтелектуальних системах, є одним із ключових бар'єрів, що знижують довіру користувачів та зменшують можливості практичного застосування ІС у галузях, де ці рішення впливають на здоров'я та безпеку людей [1, 2]. Для вирішення цієї проблеми проводяться дослідження за напрямом пояснюваного штучного інтелекту (XAI, Explainable AI). В рамках даного напрямку виконується розробка методів, що забезпечують зрозумілість і доступність пояснень для кінцевого користувача ІС [3].

Розробка методів XAI ускладнюється у випадках, коли інтелектуальна система використовує темпорально упорядковані вхідні дані. Ці дані відображають послідовності подій, між якими існують часові затримки. Наявність затримок може порушити припущення про послідовність причини та наслідку і тому обмежує застосування традиційних методів побудови пояснень [4]. Проте такі ситуації є типовими при вирішенні задач аналізу транзакцій, моніторингу роботи промислового обладнання, медичних процесів [5]. Традиційні методи пояснювального штучного інтелекту орієнтовані на аналіз статичних даних і зазвичай не враховують темпоральних затримок у причинно-наслідкових залежностях, що може привести

до неточного встановлення причин та наслідків і формування некоректних пояснень у каузальному аспекті.

Для побудови пояснень на основі обробки динамічних графових структур у сучасних ІС використовуються темпоральні графові нейронні мережі (TGNN), зокрема з архітектурами TGAT [6] і TGN [7]. Вказані архітектури забезпечують можливість побудови пояснень для ІС, що обробляють вхідні послідовності подій, тому що такі мережі можуть явно моделювати зміни зв'язків між об'єктами у часі. Проте механізми уваги у загальних TGNN обробляють темпоральні залежності з однаковими параметрами згасання для зменшення впливу старих подій і, відповідно, не розрізняють послідовності довготривалих подій з важливими наслідками та коротких подій без суттєвих наслідків [8].

Комплексний підхід до побудови пояснень передбачає формалізацію темпоральних залежностей [9, 10], адаптивний вибір інтервалів часу для формування цих залежностей, використання адаптованого механізму уваги та побудову темпорально узгоджених пояснень із верифікацією на основі темпоральних характеристик даних [11, 12]. Проте для реалізації даного комплексного підходу потрібно виконати оцінку часових затримок між подіями, пов'язаних відношеннями «причина-наслідок» безпосередньо в архітектурі TGNN, що дає можливість формувати пояснення з використанням змін у інформації про темпоральний порядок вхідних даних. Така інтеграція дає можливість побудувати на-

© Чалий С. Ф., Кравченко Р. В., 2026



Дослідницька стаття: Цю статтю опубліковано видавництвом *НТУ «ХПІ»* у збірнику «Вісник Національного технічного університету "ХПІ" Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології». Ця стаття поширюється за міжнародною ліцензією [Creative Commons Attribution \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/). **Конфлікт інтересів:** Автор/и заявив/или про відсутність конфлікту.



скрізний процес побудови пояснень. Зазначене свідчить про актуальність теми дослідження.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Методи пояснюваного штучного інтелекту для систем із темпоральними залежностями включають як post-hoc аналіз статичних рішень, так і інтерпретацію динамічних послідовностей, проте зазвичай не враховують явних темпоральних затримок між причинами та наслідками. У дослідженні [1] класифікуються підходи до ХАІ за типом моделі та видом пояснення. Зазначено, що більшість post-hoc методів не можуть бути застосовані для динамічних систем із темпоральним упорядкуванням. У дослідженні [2] проведено порівняльний аналіз методів побудови пояснень. Результати аналізу свідчать, що підходам для виявлення каузальних залежностей для темпорально упорядкованих даних не приділяється достатньо уваги.

У роботі [3] запропоновано підхід до виявлення значущих підграфів для пояснення рішень GNN, однак ця архітектура орієнтована на статичні граfi і не враховує темпоральної структури вхідних даних. Дослідження [4] розглядає інтегрування градієнтів для визначення вкладу кожної ознаки у результат нейронної мережі. Даний підхід може бути застосований до часових рядів, проте він не враховує структурних залежностей між вузлами та часові затримки між причиною і наслідком. Аналогічне обмеження характерне для методу LIME [5], який генерує локальні лінійні апроксимації рішень інтелектуальної системи без урахування темпоральної структури вхідних даних.

У [6] запропоновано механізм темпорального кодування на основі перетворення Фур'є, що використовується для динамічних графів. Робота [7] базується на концепції потоку подій, коли зміни в графовій мережі відбуваються лише в моменти виникнення подій. У [8] запропоновано адаптацію параметрів GNN за допомогою рекурентних мереж. Проте жодна з перелічених архітектур не моделює явно часові затримки між вузлами, пов'язаними причинно-наслідковими залежностями.

Дослідження [9, 10], що присвячено верифікації відповідності темпоральних правил у процесно-орієнтованих системах, показує, що неврахування темпоральних зміщень між вхідними подіями приводить до помилок при аналізі причинно-наслідкових ланцюжків.

Вирішення задачі оцінювання часових затримок виконується з використанням методів крос-кореляції та аналізу Фур'є в обробці часових рядів [11], проте вони не адаптовані для використання в якості окремих складових у архітектурі TGNN. У роботі [12] запропоновано темпоральних зсув між елементами вхідної послідовності при вирішенні задач підтримки роботи рекомендаційних систем. Проте запропонований метод орієнтований на прогнозування, а не на генерацію пояснень.

Таким чином, задача комплексної обробки часових затримок між причиною та наслідком в рамках графових нейронних мереж потребує свого вирішення для побудови інформаційної технології побудови пояснень на основі аналізу темпорально упорядкованих вхідних даних.

Мета та задачі дослідження.

Метою роботи є розробка підходу до побудови пояснень щодо рішень інтелектуальних систем із темпорально упорядкованими вхідними даними, що враховує часові затримки у вхідних послідовностях подій.

Для досягнення поставленої мети дослідження вирішуються задачі:

- розробка методу обробки темпоральних затримок, що включає компонент оцінювання затримок на основі крос-кореляційної функції та компонент кодування часу;

- розробка інформаційної технології побудови пояснень щодо рішень інтелектуальної системи на основі темпорального порядку вхідних даних, що включає розроблений метод у єдиний процес побудови та верифікації пояснень;

- виконання експериментальної перевірки методу та інформаційної технології.

Метод обробки темпоральних затримок для каузальних залежностей між вузлами динамічного графа темпоральної графової нейронної мережі.

Темпоральна затримка визначається як часовий інтервал τ між подією-причиною e_{beg} і подією-наслідком e_{end} , для яких виконується каузальна залежність

$$e_{\text{beg}} \rightarrow e_{\text{end}}.$$

Метод включає наступні три етапи.

Етап 1. Розрахунок оптимальної часової затримки між вузлами графа.

Оптимальною вважається така затримка $\tau_{\text{beg, end}}^*$, за якої активність вузла-причини beg найкраще передбачає активність вузла-наслідку end у темпоральному графі, тобто між їхніми прихованими станами досягається максимальна нормована крос-кореляція. Для кожної пари вузлів (beg , end) темпорального графа це зміщення визначається як:

$$\tau_{\text{beg, end}}^* = \arg \max_{\tau} \frac{\sum_t h_{\text{beg}}(t) \cdot h_{\text{end}}(t + \tau)}{\sqrt{\sum_t h_{\text{beg}}^2(t) \cdot \sum_t h_{\text{end}}^2(t)}}, \quad (1)$$

де $h_{\text{beg}}(t)$, $h_{\text{end}}(t)$ – вектори прихованих станів пари вузлів (beg , end) у момент часу t .

Обчислення здійснюється через перетворення Фур'є, що забезпечує зниження складності до $O(N \log N)$. Знайдене значення $\tau_{\text{beg, end}}^*$ відображає часовий інтервал, через який вплив події у вузлі beg проявляється у вузлі end .

Етап 2. Формування ваг уваги з урахуванням темпорального зсуву.

На даному етапі знайдена оцінка $\tau_{\text{beg, end}}^*$ використовується для уточнення ваги стандартного механізму уваги. Уточнення відбувається так, щоб максимальну вагу отримували саме ті зв'язки між вузлами, інтервал між якими найближче відповідає оцінці оптимальної

затримки, а решта штрафуються пропорційно відхиленню від цього значення.

Таким чином, знайдене значення $\tau_{\text{beg, end}}^*$ використовується для коригування стандартного механізму уваги з часовим затуханням [6]. Вага уваги між вузлами beg та end для події у момент t обчислюється як:

$$\alpha_{\text{beg, end}}(t) = \text{softmax} \left(\frac{Q_{\text{beg}} \cdot K_{\text{end}}^T}{\sqrt{d}} - \lambda \cdot \left| \Delta t_{\text{beg, end}} - \tau_{\text{beg, end}}^* \right| \right), \quad (2)$$

де $\Delta t_{\text{beg, end}}$ – фактичний часовий інтервал між подіями у вузлах;

λ – параметр загасання;

d – розмірність ключів.

Вираз $\lambda \cdot \left| \Delta t_{\text{beg, end}} - \tau_{\text{beg, end}}^* \right|$ задає штраф для зв'язків, для яких фактичний інтервал суттєво відхиляється від отриманої оцінки оптимальної затримки, і тому можна явно розрізнити синхронні та асинхронні каузальні пари (тобто послідовності важливих і неважливих подій).

Етап 3. Кодування часу з фазовим зсувом та адаптивне об'єднання представлень.

На цьому етапі оцінка $\Delta t_{\text{beg, end}}$ вбудовується безпосередньо у кодування часу кожної каузальної пари через фазовий зсув, а адаптивний вентиляльний механізм зважає внесок нового кодування відносно поточного прихованого стану вузла, що дозволяє регулювати ступінь темпоральної корекції залежно від конкретної каузальної пари.

Стандартне Фур'є-кодування часу [6] розширюється за рахунок визначення параметрів фази $\{\varphi_k\}$. Останні ініціалізуються нулем і потім навчаються через зворотне поширення похибки. Призначення параметрів фази φ_k полягає у тому, що вони кодують характерний патерн зсуву між часом настання події-причини та часом появи відповідної події-наслідку. Такий патерн є індивідуальним для кожної пари подій.

Адаптивне об'єднання представлень виконується за допомогою вентиляльного механізму:

$$\tilde{h}_{\text{end}} = g h_{\text{end}} + (1-g) \text{Agg} \left(\alpha_{\text{beg, end}}(t), \Phi \left(t, \tau_{\text{beg, end}}^* \right) \right), \quad (3)$$

де g – вентиляльний параметр, що має скалярну вагу від 0 до 1 і навчається з усіма іншими параметрами мережі.

Вентиляльний параметр g визначає, наскільки поточний стан вузла h_{end} зберігається без змін, і наскільки він замінюється агрегованим темпорально-скоригованим представленням.

Інформаційна технологія побудови пояснень щодо рішень інтелектуальної системи на основі темпорального порядку вхідних даних.

Розроблена інформаційна технологія включає п'ять етапів, що інтегрують результати досліджень

[13–15], та розроблений метод обробки темпоральної затримки.

Етап 1. Попередня обробка вхідних даних.

На цьому етапі потоки подій, які можуть бути отримані із різномісних джерел, зокрема реляційних баз даних, поточних платформ та зовнішніх API, стандартизуються, в тому числі виконується перетворення міток часу у єдиний формат із збереженням відносних часових інтервалів між подіями.

Додатково виконується перевірка монотонності часових міток та усунення дублікатів з однаковими позначками часу.

Етап 2. Адаптивне формування темпоральних графів подій.

Динамічний граф залежностей між подіями формується на основі методу адаптивного вибору інтервалів, представленою в роботі [13]. Множина дуг графа визначається лише для тих пар вузлів, для яких кроскореляційна функція перевищує заданий поріг.

Такий підхід дає можливість скоротити обчислювальні витрати та підвищує точність представлення залежностей.

Етап 3. Побудова TGNN з обробкою темпоральної затримки.

Навчання TGNN-архітектури [14] виконується із використанням методу обробки темпоральної затримки. Наведені значення параметрів у виразах (1) – (3) навчаються у рамках єдиного циклу зворотного поширення.

Особливість даного етапу інформаційної технології полягає в тому, що функція втрат включає дві складових: стандартну втрату та регуляризатор, який штрафує за некаузальні залежності.

Етап 4. Генерація пояснень.

Пояснення формується на основі підграфів, що містять значущі причинно-наслідкові зв'язки згідно дослідженню [15].

Етап 5. Верифікація пояснень та представлення отриманих результатів.

Верифікація пояснень виконується з використанням інтервальної темпоральної логіки. Результати надаються через відповідний інтерфейс, наприклад REST API, React тощо.

Експериментальна перевірка розробленого методу.

Експериментальну перевірку виконано на наборі даних системи електронної комерції. Такий набір містить події покупок товарів із мітками часу. При проведенні експерименту оцінювались MAE lag, тобто середня похибка оцінювання затримки та частка пояснень, що відображають каузальні залежності. Порівняння виконувалось з архітектурами TGAT, яка оперує увагою для темпорального графа з урахуванням зміни у часі, та TGN, яка відрізняється від архітектури TGAT явною пам'яттю вузлів.

Тобто вершити графа мають внутрішній стан, який оновлюється при кожній вхідній події. Результати експериментальної перевірки представлено в табл. 1.

Зростання частки пояснень, які відображають каузальні залежності, свідчить, що запропонований метод враховує не лише детерміновану і стохастичну, а й циклічну затримку.

Перевага запропонованого методу обробки темпоральних затримки у каузальних залежностях полягає у можливості адаптуватись до різних типів затримок (детермінованих, стохастичних, циклічних) у процесі побудови пояснень.

Таблиця 1 – Експериментальна перевірка методу обробки темпоральних затримок для каузальних залежностей

Метод	MAE затримки	Частка пояснень, що відображає каузальні залежності
TGAT [6]	9,7	0,57
TGN [7]	6,3	0,59
Запропонований метод	3,1	0,64

Метод має обмеження щодо застосування, оскільки оцінювання $\tau_{\text{beg, end}}^*$ згідно (1) потребує достатньої кількості спостережень. Для каузальних пар, які нечасто зустрічаються у вхідних даних, оцінка може бути неточною.

Подальші дослідження пов'язані із врахуванням транзитивних ланцюжків затримок, що може бути використано при вирішенні задач, для яких потрібні розгалужені причинно-наслідкові структури.

Висновки. Запропоновано метод обробки темпоральних затримок у каузальних залежностях між вузлами динамічного графа темпоральної графової нейронної мережі, який відрізняється від відомих підходів поєднанням компонентів кореляційного оцінювання оптимального темпорального зміщення, кодування часу з фазовим зсувом та адаптивного об'єднання отриманих представлень, що забезпечує врахування каузальних залежностей у поясненнях на основі оцінювання часових затримок.

Запропоновано інформаційну технологію побудови пояснень щодо рішень інтелектуальної системи на основі темпорального порядку вхідних даних, яка включає етапи адаптивного формування темпоральних графів подій, побудову темпоральної графової нейронної мережі з обробкою темпоральної затримки, генерацію та подальшу верифікацію пояснень на основі темпоральної алгебри, що забезпечує формування пояснень з урахуванням змін у порядку вхідних подій інтелектуальної системи.

Виконана експериментальна перевірка підтвердили, що метод обробки темпоральної затримки забезпечує адаптацію до детермінованої, стохастичної і циклічної затримки.

Декларація про використання генеративного штучного інтелекту. Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при написанні тексту цієї роботи.

Список використаних джерел інформації

- Arrieta A. B., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., Bannetot A., Tabik S., Barbado A., García S., Gil-López S., Molina D., Benjamins R., Chatila R., Herrera F. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*. 2020. Vol. 58. P. 82–115. DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012.

- Guidotti R., Monreale A., Ruggieri S., Turini F., Giannotti F., Pedreschi D. A Survey of Methods for Explaining Black Box Models. *ACM Computing Surveys*. 2018. Vol. 51, no. 5. Article 93. P. 1–42. DOI: 10.1145/3236009.
- Ying R., Gu R., Yu K., Bourgeois D., You J., Zitnik M., Leskovec J. GNNExplainer: Generating Explanations for Graph Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2019)*. 2019. Vol. 32. P. 9244–9255.
- Sundararajan M., Taly A., Yan Q. Axiomatic Attribution for Deep Networks. *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning (ICML 2017)*. PMLR 70. 2017. P. 3319–3328.
- Ribeiro M. T., Singh S., Guestrin C. “Why Should I Trust You?”: Explaining the Predictions of Any Classifier. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2016)*. 2016. P. 1135–1144. DOI: 10.1145/2939672.2939778.
- Xu D., Ruan C., Korpeoglu E., Kumar S., Achan K. Inductive Representation Learning on Temporal Graphs. *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Representations (ICLR 2020)*. 2020.
- Rossi E., Chamberlain B., Frasca F., Eynard D., Monti F., Bronstein M. Temporal Graph Networks for Deep Learning on Dynamic Graphs. *ICML 2020 Workshop on Graph Representation Learning and Beyond (GRL+)*. 2020. arXiv:2006.10637.
- Pareja A., Domeniconi G., Chen J., Ma T., Suzumura T., Kanezashi H., Kaler T., Schardl T., Leiserson C. EvolveGCN: Evolving Graph Convolutional Networks for Dynamic Graphs. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2020. Vol. 34, no. 04. P. 5363–5370. DOI: 10.1609/aaai.v34i04.5984.
- Чала О. В. Побудова темпоральних правил для представлення знань в інформаційних системах управління. *Сучасні інформаційні системи*. 2018. Т. 2, № 3. С. 54–58. DOI: 10.20998/2522-9052.2018.3.09.
- Чала О. В. Модель узагальненого представлення темпоральних знань в інтелектуальних інформаційних системах управління. *Сучасні інформаційні системи*. 2020. Т. 4, № 2. С. 30–35. DOI: 10.20998/2522-9052.2020.2.05.
- Ismail Fawaz H., Forestier G., Weber J., Idoumghar L., Muller P.-A. Deep Learning for Time Series Classification: a Review. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2019. Vol. 33, no. 4. P. 917–963. DOI: 10.1007/s10618-019-00619-1.
- Ye B., Yang S., Hu B., Zhang Z., He Y., Huang K., Zhou J., Fang Y. Gaia: Graph Neural Network with Temporal Shift Aware Attention for Gross Merchandise Value Forecast in E-commerce. *Proceedings of the 38th IEEE International Conference on Data Engineering (ICDE 2022)*. 2022. P. 1–13. DOI: 10.1109/ICDE53745.2022.00245.
- Чалий С. Ф., Кравченко Р. В. Метод адаптивного вибору інтервалів часу для побудови графів темпоральних графових нейронних мереж. *Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології*. 2025. № 2 (12). С. 4–11. DOI: 10.20998/2079-0023.2025.02.01.
- Чалий С. Ф., Кравченко Р. В. Графова нейронна мережа для темпорально упорядкованих даних у задачі побудови пояснень в інтелектуальній системі. *Сучасні інформаційні системи*. 2025. Т. 9, № 2. DOI: 10.20998/2522-9052.2025.2.XX.
- Чалий С. Ф., Кравченко Р. В. Метод побудови темпорально узгоджених пояснень в інтелектуальних системах на основі темпоральних графових нейронних мереж. *Сучасні інформаційні системи*. 2025. Т. 9, № 3. DOI: 10.20998/2522-9052.2025.3.XX.

References (transliterated)

- Arrieta A. B., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., Bannetot A., Tabik S., Barbado A., García S., Gil-López S., Molina D., Benjamins R., Chatila R., Herrera F. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*. 2020, vol. 58, pp. 82–115. DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012.
- Guidotti R., Monreale A., Ruggieri S., Turini F., Giannotti F., Pedreschi D. A Survey of Methods for Explaining Black Box Models. *ACM Computing Surveys*. 2018, vol. 51, no. 5, article 93, pp. 1–42. DOI: 10.1145/3236009.
- Ying R., Gu R., Yu K., Bourgeois D., You J., Zitnik M., Leskovec J. GNNExplainer: Generating Explanations for Graph Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2019)*. 2019, vol. 32, pp. 9244–9255.

4. Sundararajan M., Taly A., Yan Q. Axiomatic Attribution for Deep Networks. *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning (ICML 2017)*. PMLR 70. 2017, pp. 3319–3328.
5. Ribeiro M. T., Singh S., Guestrin C. “Why Should I Trust You?”: Explaining the Predictions of Any Classifier. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2016)*. 2016, pp. 1135–1144. DOI: 10.1145/2939672.2939778.
6. Xu D., Ruan C., Korpeoglu E., Kumar S., Achan K. Inductive Representation Learning on Temporal Graphs. *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Representations (ICLR 2020)*. 2020.
7. Rossi E., Chamberlain B., Frasca F., Eynard D., Monti F., Bronstein M. Temporal Graph Networks for Deep Learning on Dynamic Graphs. *ICML 2020 Workshop on Graph Representation Learning and Beyond (GRL+)*. 2020. arXiv:2006.10637.
8. Pareja A., Domeniconi G., Chen J., Ma T., Suzumura T., Kanezashi H., Kaler T., Schardl T., Leiserson C. EvolveGCN: Evolving Graph Convolutional Networks for Dynamic Graphs. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2020, vol. 34, no. 04, pp. 5363–5370. DOI: 10.1609/aaai.v34i04.5984.
9. Chala O. V. Pobudova temporalnykh pravyl dlia predstavleniia znan v informatsiinykh systemakh upravlinnia. *Suchasni informatsiini systemy*. 2018, vol. 2, no. 3, pp. 54–58. DOI: 10.20998/2522-9052.2018.3.09. (In Ukr.)
10. Chala O. V. Model uzahalnenoho predstavleniia temporalnykh znan v intelektualnykh informatsiinykh systemakh upravlinnia. *Suchasni informatsiini systemy*. 2020, vol. 4, no. 2, pp. 30–35. DOI: 10.20998/2522-9052.2020.2.05. (In Ukr.)
11. Ismail Fawaz H., Forestier G., Weber J., Idoumghar L., Muller P.-A. Deep Learning for Time Series Classification: a Review. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2019, vol. 33, no. 4, pp. 917–963. DOI: 10.1007/s10618-019-00619-1.
12. Ye B., Yang S., Hu B., Zhang Z., He Y., Huang K., Zhou J., Fang Y. Gaia: Graph Neural Network with Temporal Shift Aware Attention for Gross Merchandise Value Forecast in E-commerce. *Proceedings of the 38th IEEE International Conference on Data Engineering (ICDE 2022)*. 2022, pp. 1–13. DOI: 10.1109/ICDE53745.2022.00245.
13. Chalyi S. F., Kravchenko R. V. Metod adaptivnoho vyboru intervaliv chasu dlia pobudovy hrafiv temporalnykh hrafovnykh neuronnykh merezh. *Visnyk NTU «KhPI». Serii: Systemnyi analiz, upravlinnia ta informatsiini tekhnolohii*. 2025, no. 2 (12), pp. 4–11. DOI: 10.20998/2079-0023.2025.02.01. (In Ukr.)
14. Chalyi S. F., Kravchenko R. V. Hrafova neironna merezha dlia temporalno vporiadkovanykh danykh u zadachi pobudovy poiasnen v intelektualnii systemi. *Suchasni informatsiini systemy*. 2025, vol. 9, no. 2. DOI: 10.20998/2522-9052.2025.2.XX. (In Ukr.)
14. Chalyi S. F., Kravchenko R. V. Metod pobudovy temporalno uzgodzhenykh poiasnen v intelektualnykh systemakh na osnovi temporalnykh hrafovnykh neuronnykh merezh. *Suchasni informatsiini systemy*. 2025, vol. 9, no. 3. DOI: 10.20998/2522-9052.2025.3.XX. (In Ukr.)

Надійшла (received) 20.03.2026

Прийнята (accepted) 10.04.2026

Оприлюднена (published) 20.05.2026

UDC 004.8:004.9

S. F. CHALYI, Doctor of Technical Sciences, Full Professor, Kharkiv National University of Radio Electronics, Professor of the Department of Information Control System, Kharkiv; e-mail: serhii.chalyi@nure.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9982-9091>

R. V. KRAVCHENKO, Postgraduate Student of the Department of Information Control Systems, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine; e-mail: rostyslav.kravchenko1@nure.ua, ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-0324-3597>

INFORMATION TECHNOLOGY FOR CONSTRUCTING EXPLANATIONS USING TEMPORALLY ORDERED INPUT DATA OF AN INTELLIGENT SYSTEM

The subject of the article is the process of generating explanations for the decisions of intelligent systems whose input data are temporally ordered sequences of events with time delays. The aim of the work is to develop an approach to constructing explanations for the decisions of intelligent systems with temporally ordered input data that takes into account time delays in the input event sequences. To achieve this aim, the following tasks are addressed: to develop a method for processing temporal delays that includes a delay estimation component based on the cross-correlation function and a time-encoding component; to develop an information technology for constructing explanations for the decisions of an intelligent system based on the temporal order of input data, which integrates the developed method into a single pipeline for explanation construction and verification; to carry out experimental evaluation of the method and the information technology. A method for processing temporal delays in causal dependencies between nodes of a dynamic graph in a temporal graph neural network is proposed, which differs from known approaches by combining components of correlation-based estimation of optimal temporal shift, phase-shifted time encoding, and adaptive fusion of the obtained representations, thereby enabling the incorporation of causal dependencies into explanations through the estimation of time delays. An information technology for constructing explanations for the decisions of an intelligent system based on the temporal order of input data is proposed, which includes the stages of adaptive construction of temporal event graphs, building a temporal graph neural network with temporal delay processing, generation and subsequent verification of explanations based on temporal algebra, thus providing the formation of explanations that take into account changes in the order of the intelligent system's input events. The experimental evaluation has confirmed that the temporal delay processing method adapts to deterministic, stochastic, and cyclic delays.

Keywords: explainable artificial intelligence; temporal delay; temporal dependencies; causal dependencies; temporal graph neural network; information technology

Повні імена авторів / Author's full names

Автор 1 / Author 1: Чалий Сергій Федорович / Chalyi Serhii Fedorovich

Автор 2 / Author 2: Кравченко Ростислав Вікторович / Kravchenko Rostyslav Viktorovich