

Springer, Berlin Heidelberg, 2021. P. 508–517.

14. Radisic-Aberger O., Weisser T., Saßmannshausen T., Wagner J., Burggräf P. Concept of a multi-agent system for optimized and automated engineering change implementation. *Proceedings of the Design Society*. 2022. Vol. 2. P. 1689–1698. <https://doi.org/10.1017/pds.2022.171/>

15. Левыкин, В.М., Евланов, М.В., Керносов, М.А. Паттерны проектирования требований: моделирование и применение: монография. Харьков: ООО «Компанія «Сміт»», 2014. 320 с.

Надійшла до редколегії 24.04.2024

Євланов Максим Вікторович, доктор технічних наук, професор, професор кафедри ІУС ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: maksym.ievlanov@nure.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6703-5166> (науковий керівник здобувача вищої освіти Крука Б.Є.).

Юр'єв Іван Олексійович, кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри ІУС ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: ivan.iuriev@nure.ua, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5178-519X>.

Крук Богдан Євгенійович, здобувач вищої освіти, група УПГТМ-22-1, факультет комп'ютерних наук, ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: bohdan.kruk@nure.ua.

УДК 004.8:004.9

DOI: 10.30837/0135-1710.2024.182.025

С.Ф. ЧАЛИЙ, В.О. ЛЕЩИНСЬКИЙ

ПОБУДОВА ПРОЦЕСНО-ОРІЄНТОВАНИХ ПОЯСНЕНЬ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВІ МОЖЛИВИСНИХ КАУЗАЛЬНИХ ЗАЛЕЖНОСТЕЙ

Розглянуто процес побудови пояснень в інтелектуальних інформаційних системах. Запропоновано процесно-орієнтовану модель пояснення, яка інтегрує темпоральні та каузальні залежності процесу формування рішення. Модель забезпечує визначення послідовності станів процесу формування рішення на основі можливих причинно-наслідкових зв'язків між діями такого процесу. Розроблено метод побудови процесно-орієнтованого пояснення на основі можливих каузальних залежностей, який включає формування каузальних правил, оцінку можливості та необхідності цих правил, а також представлення пояснень з урахуванням атрибутів станів. Метод орієнтований на підтримку внутрішніх користувачів інтелектуальної системи.

1. Вступ

Інтелектуальні інформаційні системи (ІІС) сьогодні знаходять широке застосування у таких галузях, як охорона здоров'я, фінансові послуги, промисловість та управління бізнес-процесами. Ці системи здатні обробляти великі масиви даних, виявляти приховані закономірності та приймати рішення на основі алгоритмів машинного навчання [1]. Однак такі системи зазвичай залишаються «непрозорими» для користувачів внаслідок використання складних алгоритмів формування рішень, що може викликати недовіру до результатів роботи ІІС [2]. Відсутність розуміння того, як система дійшла до певного рішення, не лише знижує рівень довіри до її результатів, але й створює труднощі для виявлення та виправлення потенційних помилок [3]. Для вирішення цієї проблеми необхідно забезпечити користувачам доступ до зрозумілих пояснень щодо процесу прийняття рішень [4]. Такі пояснення повинні бути адаптованими до потреб різних категорій користувачів – як зовнішніх (кінцевих споживачів рішень), так і внутрішніх (розробників та аналітиків). Зовнішні користувачі зазвичай не мають глибоких технічних знань щодо внутрішньої структури ІІС і потребують обґрунтування рішень на концептуальному рівні. Внутрішні користувачі відповідають за налаштування та підтримку ІІС. Для них важливо мати детальне пояснення ключових етапів процесу формування рішень з метою оптимізації роботи системи та виявлення можливих «вузких

місць» [5]. Процесний рівень деталізації дозволяє відслідковувати послідовність дій і станів у рамках формування рішення, а також визначити причинно-наслідкові зв'язки між цими станами. Тому процесний рівень пояснень дає можливість розробникам і аналітикам краще зрозуміти поведінку системи, виявити можливі помилки або неефективні дії та вдосконалити алгоритми прийняття рішень. Зазначене свідчить про актуальність проблеми побудови процесно-орієнтованих пояснень.

2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми дослідження

Дослідження у сфері пояснювального штучного інтелекту (Explainable Artificial Intelligence – XAI) активно розвиваються протягом останніх років [4]. Основними напрямками досліджень є розробка методів побудови пояснень та створення ментальних моделей користувачів. Перший напрямок спрямований на забезпечення прозорості роботи інтелектуальних систем, а другий – на підтримку розуміння пояснень користувачами [6], [7]. При побудові пояснень значна увага приділяється розробці методів, які дозволяють генерувати пояснення на основі аналізу вхідних даних та властивостей моделі. Такі методи, як LIME [2], SHAP [8] та Grad-CAM [9], дозволяють визначити важливість окремих ознак або компонентів моделі для прийняття конкретного рішення. Інший важливий напрямок досліджень пов'язаний з побудовою пояснень з використанням темпоральних та каузальних залежностей. Каузальні моделі дозволяють описати причинно-наслідкові зв'язки між змінними та подіями в процесі прийняття рішень [10]-[13]. Використання каузальних залежностей дозволяє створювати інтерпретованіші та зрозуміліші пояснення, які відображають логіку роботи інтелектуальної системи [14]-[16]. Темпоральні залежності дозволяють описати послідовність станів та подій в процесі прийняття рішень. Особливості побудови темпоральних залежностей та подальшого використання цих залежностей для побудови процесу формування рішення розглядалися в [17]-[19]. Побудову пояснень на основі темпоральних залежностей запропоновано в [12]. Поєднання цих двох типів залежностей дає можливість сформувати пояснення, які відображають логіку роботи інтелектуальної системи. У сфері інтелектуального аналізу процесів також розроблено ряд методів, які можуть бути застосовані для побудови пояснень. Такі методи дозволяють виявляти реальні процеси шляхом аналізу логів подій та будувати моделі цих процесів на основі визначення залежностей між подіями [20]. Побудова процесних моделей «як є» створює умови для інтерпретації послідовностей робіт цих процесів. Однак у наведених дослідженнях розглядаються як пояснення окремі ключові елементи процесу формування рішень в інтелектуальних системах. Представленню пояснення для внутрішніх користувачів шляхом опису процесу формування рішень в цілому на основі темпоральних та каузальних залежностей не приділяється достатньої уваги, що вказує на важливість задач, які вирішуються в даному дослідженні.

Таким чином, проблема дослідження пов'язана із невідповідністю можливостей сучасних підходів до побудови пояснень та потреб внутрішніх користувачів інтелектуальної системи. Сучасні підходи орієнтовані на побудову пояснення в першу чергу для зовнішніх користувачів, коли ПС представлена як «чорна скринька». Відповідно, пояснення відображають вплив значень вхідних та, частково, проміжних змінних на отримане рішення. Внутрішні користувачі взаємодіють з ПС як із «сірою скринькою», маючи доступ до інформації щодо проміжних станів інтелектуальної системи у процесі формування рішення. Тому вони мають отримати пояснення щодо ключових послідовностей дій в ПС, які привели до поточного рішення з тим, щоб забезпечити можливість удосконалення процесу формування рішень в інтелектуальній системі.

3. Мета і задачі дослідження

Метою даного дослідження є розробка процесно-орієнтованого підходу до побудови пояснень в інтелектуальних інформаційних системах для підтримки та удосконалення процесу формування рішення в інтелектуальних інформаційних системах.

Для досягнення поставленої мети у дослідженні вирішуються такі задачі: розробка

процесної моделі пояснення на основі можливісних каузальних залежностей; розробка методу побудови процесно-орієнтованого представлення пояснення.

4. Процесна модель пояснення на основі можливісних каузальних залежностей

Пояснення на процесному рівні деталізації описує послідовність дій, які сформували рішення інтелектуальної системи. Таке пояснення має процесний характер, оскільки відображає вплив декількох альтернативних варіантів процесу прийняття рішень на отриманий результат. Пояснення відображає причинно-наслідкові зв'язки між станами інтелектуальної системи, оскільки процес формування рішень представляється як упорядкована у часі послідовність станів ПС. Кожен реалізований варіант $E^{(j)}$ процесу формування рішень складається із станів $E_m^{(j)}$:

$$E^{(j)} = \langle E_1^{(j)}, E_2^{(j)}, \dots, E_{m-n}^{(j)}, \dots, E_m^{(j)}, \dots, E_{|E|}^{(j)} \rangle. \quad (1)$$

Сукупність реалізацій $E^{(j)}$ задає повний опис процесу: $E = \{E^{(j)}\}$. Відповідно, стани E_m процесу E охоплюють лише ідентичні стани $E_m^{(j)}$ із різних $E^{(j)}$:

$$E_m \equiv E_m^{(j)} | (\forall i \neq j) E_m^{(i)} \equiv E_m^{(i)}. \quad (2)$$

Кожен стан визначається множиною $\{c_{p,l}\}$:

$$E_m = \{c_{p,l}\}, \quad (3)$$

де l – кількість значень; p – кількість змінних.

Ці змінні характеризують властивості об'єктів або сутностей, використані при формуванні рішення.

Для опису процесу формування рішення у задачі побудови пояснень використовуються темпоральні залежності, які відображають послідовність подій, та каузальні залежності, що пояснюють причинно-наслідкові зв'язки між станами процесу.

Темпоральні залежності $g_{j,m}^{j,m-n}$ визначають порядок у часі для пар станів поточної реалізації процесу формування рішення:

$$g_{j,m}^{j,m-n} : E_{m-n}^{(j)} \rightarrow E_m^{(j)}. \quad (4)$$

В тому випадку, якщо $n=1$, залежність $g_{i,m}^{j,m-1}$ визначає порядок у часі для двох послідовних станів. Оскільки перехід між послідовними станами відбувається в результаті виконання однієї дії, дана залежність відображає причини і наслідки однієї дії процесу формування рішення. Відповідно, залежність $g_{i,m}^{j,m-n}, n>1$ відображає причини $E_{m-n}^{(j)}$ та наслідки $E_m^{(j)}$ для послідовності із n дій поточної реалізації процесу формування рішення в ПС.

Узагальнена залежність для декількох альтернативних реалізацій процесу формування рішення в ПС має вигляд темпорального правила g_m^{m-n} :

$$g_m^{m-n} : E_{m-n} \rightarrow E_m. \quad (5)$$

У відповідності до (5), залежності із декількох альтернативних реалізацій процесу формування рішення поєднуються в одне правило g_m^{m-n} у випадку співпадиння $E_{m-n}^{(j)}$ та $E_m^{(j)}$ для декількох реалізацій процесу формування рішення.

Каузальні залежності $p_{j,m}^{j,m-n}$ та правила p_m^{m-n} формуються на основі темпоральних правил між станами процесу формування рішення

$$p_{j,m}^{j,m-n} : E_{m-n}^{(j)} \Rightarrow E_m^{(j)} | \exists g_{j,m}^{j,m-n}, \quad (6)$$

$$p_m^{m-n} : E_{m-n} \Rightarrow E_m | \exists p_m^{m-n}. \quad (7)$$

Опис відомих послідовностей дій (станів) процесу формування рішення на основі причинно-наслідкових зв'язків між станами $E_{rule}^{(j)}$ має вигляд:

$$E_{rule}^{(j)} = \{ p_{j,2}^{j,1}, \dots, p_{j,m}^{j,1}, \dots, p_{j,|E|}^{j,|E|-1} \}. \quad (8)$$

Відповідно, сукупність E_{rule} всіх відомих варіантів процесу формування рішення задається множиною зважених правил:

$$E_{rule} = \left\{ (p_2^1, w_2^1), \dots, (p_m^1, w_m^1), \dots, (p_{|E|}^{|E|-1}, w_{|E|}^{|E|-1}) \right\}. \quad (9)$$

Відмінність між виразами (1) та (8) полягає в тому, що у (1) відображена інформація про послідовність станів цільової реалізації процесу формування рішення, а у (8) – знання про порядок дій даного процесу. Тобто на основі (8) може бути сформовано пояснення виду «причинно-наслідковий зв'язок $p_{j,m}^{j,m-n}$ між станами $E_{m-n}^{(j)}$ та $E_m^{(j)}$ привів до поточного рішення системи».

Для того, щоб сформувати таке пояснення, необхідно визначити найважливіші залежності, які вплинули на рішення ПС, тобто оцінити правила p_m^{m-n} , які у поточному процесі формування рішення реалізовані у вигляді залежностей $p_{j,m}^{j,m-n}$. Загальна ідея такої оцінки полягає в тому, щоб надати найбільше значення ваги тим правилам, які використовуються в більшості реалізацій процесу формування рішення, оскільки такі правила є типовими і впливають не на окремі рішення, а на підмножину рішень ПС. Побудова правил (7) виконується в умовах невизначеності щодо процесу формування рішення, оскільки ПС на процесному рівні деталізації пояснень має вигляд «сірої скриньки». Відповідно, для таких правил використовується можливісна, а не ймовірнісна оцінка. Використання теорії можливостей [21] для оцінки причинно-наслідкових правил пов'язано з такими факторами. По-перше, ймовірнісна оцінка базується на частоті настання певної події у довгостроковій перспективі у межах певного процесу або явища. А можливісні оцінки показують ступінь узгодженості події з наявною інформацією про предметну область, тобто ступінь правдоподібності події з урахуванням доступної інформації. По-друге, можливісні оцінки використовуються в умовах неповноти інформації, на відміну від ймовірнісної оцінки, яка призначена для моделювання випадкових явищ. Тобто можливісні оцінки є загальнішими у порівнянні із ймовірнісними і використовуються в умовах невизначеності щодо станів цільового процесу. Згідно з [21], використовуються дві оцінки: можливість та необхідність, які визначають ступінь

правдоподібності певної події та ступінь впевненості у події.

Вага w_m^{m-n} кожного правила p_m^{m-n} визначається через його функцію можливості $\pi(p_m^{m-n})$. Остання розраховується через частоту використання правила у всіх доступних альтернативах процесу формування рішення. Можливість для набору правил $\Pi(E_{rule})$, що описують процес формування рішення, розраховується традиційно як максимальне значення $\pi(p_m^{m-n})$:

$$\Pi(E_{rule}) = \sup_{p_m^{m-n} \in E_{rule}} \pi(p_m^{m-n}). \quad (10)$$

Можливість для правил поточного процесу $E_{rule}^{(j)}$ розраховується аналогічно за умови, що правила p_m^{m-n} реалізовані в рамках j -го процесу у вигляді залежностей $p_{j,m}^{j,m-n}$:

$$\Pi(E_{rule}^{(j)}) = \sup_{p_m^{m-n} \in E_{rule}} \pi(p_m^{m-n}) | (\forall m, n) \exists p_{j,m}^{j,m-n}. \quad (11)$$

Тоді пояснення $Exp^{(j)}$ щодо поточного процесу $E^{(j)}$ формування рішень на основі каузальних залежностей має вигляд:

$$Exp^{(j)} = p_m^{m-n} : \pi(p_m^{m-n}) = \Pi(E_{rule}^{(j)}). \quad (12)$$

Тобто як пояснення вибирається правило з максимальним значенням функції пояснення $\pi(p_m^{m-n})$.

Для того, щоб користувач міг вибрати детальніший варіант пояснення, $Expl^{(j)}$ може бути представлено у вигляді підмножини правил p_m^{m-n} з найбільшими значеннями функції можливості $\pi(p_m^{m-n})$:

$$Expl^{(j)} = \langle p_m^{m-n}, p_l^{l-k}, \dots \rangle : \quad (13)$$

$$\pi(p_m^{m-n}) = \Pi(E_{rule}^{(j)}), \pi(p_m^{m-n}) > \pi(p_l^{l-k}).$$

Згідно з (12), першою можливою причиною j -го рішення є дії (або послідовність дій), що задаються правилом p_m^{m-n} . Другою можливою причиною є правило p_l^{l-k} .

Пояснення (13) можуть бути деталізовані для користувача з урахуванням властивостей станів (3). Тобто користувачеві в рамках запропонованої моделі можуть бути надані значення атрибутів станів $E_{m-n}^{(j)}$ та $E_m^{(j)}$, які змінились згідно з правилом p_m^{m-n} . Як такі дані може бути представлена, наприклад, назва дії, яка є першою можливою причиною отриманого рішення.

Оцінка необхідності для $\Pi(E_{rule}^{(j)})$ розраховується через можливість доповнення $\neg E_{rule}$ до множини правил E_{rule} . Доповнення містить правила, не реалізовані у поточному

варіанті процесу $E^{(j)}$:

$$\neg E_{rule} = \{p_m^{m-n}\} | (\forall m, n) \neg (\exists p_{j,m}^{j,m-n}). \quad (14)$$

Оцінка необхідності $N(E_{rule}^{(j)})$ згідно з теорією можливості базується на обчисленні можливості альтернативних правил:

$$N(E_{rule}^{(j)}) = 1 - \Pi(\neg E_{rule}). \quad (15)$$

Згідно з (15), чим нижче можливість альтернативних правил бути причиною рішення ПС, тим вище впевненість, що правила $Expl^{(j)}$ є можливою причиною рішення.

Така парна оцінка створює умови для того, щоб відібрати в $Expl^{(j)}$ підмножину правил з найбільшими значеннями функції можливості. Всі інші правила в такому випадку будуть належати доповненню $\neg E_{rule}$. Тоді користувач може відібрати підмножину правил в пояснення, орієнтуючись на значення необхідності: чим більше правил з високими значеннями функції можливості будуть перенесені в множину $\neg E_{rule}$, тим меншим буде значення необхідності $N(E_{rule}^{(j)})$. В результаті користувач ПС може відібрати в пояснення лише ключові правила – причини отриманого рішення.

5. Метод побудови процесно-орієнтованого пояснення для внутрішніх користувачів інтелектуальної інформаційної системи з використанням каузальних залежностей

Розроблений метод побудови пояснень використовує дані про послідовності станів для відомих реалізацій процесу формування рішення в інтелектуальній системі. Метод складається з фаз побудови та представлення пояснення. На фазі побудови метод послідовно формує темпоральні та каузальні залежності та правила, а також розраховує значення можливості та необхідності для отриманих залежностей. На фазі представлення метод використовує атрибути станів можливісних каузальних залежностей для того, щоб надати пояснення у зрозумілому для користувача вигляді. Як вхідні дані метод використовує інформацію, що містить лог (журнал подій) процесу формування рішень. Кожен такий лог складається з трас. Кожна траса містить послідовність записів про стани процесу для одного виконання такого процесу. Метод містить такі фази та етапи.

Фаза 1. Побудова пояснення.

Етап 1.1. Формування множини E послідовностей станів (1) на основі темпоральних міток у вхідних даних.

Етап 1.2. Формування темпоральних залежностей та правил.

Крок 1.2.1. Формування темпоральних залежностей $g_{j,m}^{j,m-n}$.

Крок 1.2.2. Формування темпоральних правил g_m^{m-n} .

Етап 1.3. Формування каузальних залежностей та правил.

Крок 1.3.1. Формування наборів каузальних залежностей $E_{rule}^{(j)}$ згідно з (6) та (8).

Крок 1.3.2. Формування набору каузальних правил E_{rule} згідно з (7) та (9).

Етап 1.4. Розрахунок можливості $\Pi(E_{rule}^{(j)})$ для правил поточного процесу $E_{rule}^{(j)}$.

Етап 1.5. Побудова пояснення $Exp^{(j)}$ щодо поточного процесу $E^{(j)}$ згідно з (11).

Етап 1.6. Побудова розширеного пояснення у вигляді підмножини правил p_m^{m-n} згідно з (13).

Етап 1.7. Розрахунок необхідності $N(E_{rule}^{(j)})$ для правил поточного процесу $E_{rule}^{(j)}$ згідно з (14), (15).

Фаза 2. Представлення пояснення.

Етап 2.1. Визначення граничних значень для атрибутів станів процесу формування рішення, що змінили своє значення.

Етап 2.2. Формування набору {граничні значення, поточне значення} для атрибутів, що змінили своє значення в рамках правил p_m^{m-n} із пояснення.

Етап 2.3. Представлення пояснення на основі граничних та поточних значень атрибутів.

На другій фазі виконується деталізація правил: на основі залежностей між станами визначаються залежності між атрибутами цих станів, які отримані із вхідних даних і тому є зрозумілими для користувача.

6. Експериментальна перевірка методу

Експериментальна перевірка методу виконана з використанням анонімізованого медичного логу [22], що містить 1143 траси. Кожна траса відображає одну послідовність дій з лікування, в тому числі діагностичні процедури з використанням інтелектуальних систем. Одну із трас логу було вибрано як відображення поточного процесу. На базі даних логу було сформовано каузальні правила та розраховано показники можливості й необхідності для цих правил. Поточний процес містить 21 правило. Фрагмент набору правил для поточного процесу з відображенням атрибутів станів наведено у табл. 1.

Таблиця 1

Правила з розрахованим показником можливості

Стан 1	Стан 2	Тривалість (год:хв)	Ресурс 1	Ресурс 2	Кількість правил в журналі	Можливість
Register Patient	Initial Diagnosis	01:30	Admin A	Doctor B	1143	1.0
Register Patient	Request Lab Test	02:00	Admin A	Doctor B	987	0.86
Register Patient	Perform Lab Test	03:30	Admin A	Lab Technician C	987	0.86

Правила, які мають значення можливості 1.0, мають розглядатись як обмеження, оскільки вони виконуються у всіх варіантах реалізації процесу. Ці правила відображаються на локальному рівні представлення пояснення і не враховуються на процесному рівні. Два правила в табл. 1 – «Register Patient → Perform Lab Test» та «Register Patient → Request Lab Test» мають однакове значення можливості 0,86, які є максимальними для даного процесу. Тому обидва правила мають входити до складу пояснення.

Приклади правил із множини доповнення $\neg E_{rule}$ наведено в табл. 2. Ці правила не використовуються у поточному процесі, фрагмент якого представлено у табл. 1.

Правило «Schedule Follow-up → Discharge Patient» із множини доповнення $\neg E_{rule}$ було використано 892 рази. Тому значення можливості для правил, що не

використовуються в поточному процесі, становить $892 / 1143 = 0.78$. Відповідно, пояснення містить 2 правила із $P(E_{rule}^{(j)}) = 0.86$, $N(E_{rule}^{(j)}) = 0.22$.

Таблиця 2

Правила, що не використовуються в поточному процесі

Стан 1	Стан 2	Кількість правил
Emergency Admission	Initial Assessment	156
Perform Surgery	Post-op Care	423
Schedule Follow-up	Discharge Patient	892

На фазі 2 для атрибуту тривалості визначено граничні значення. Наприклад, правило «Register Patient → Perform Lab Test» має граничні значення часу виконання (01:00; 04:00). Тому процесно-орієнтоване пояснення з урахуванням наведених атрибутів має вигляд: дії «Register Patient → Perform Lab Test» виконали за 03:30 години Admin A та Lab Technician C за умови, що максимальний час виконання цих дій 04:00 годин, а мінімальний – 01:00 година.

7. Обговорення результатів дослідження

Розроблені процесно-орієнтована модель та метод побудови пояснень призначені для підтримки задач удосконалення процесу формування рішень в інтелектуальній системі, представленої у вигляді «сірої скриньки», на основі побудови інтерпретованого представлення даного процесу.

Пояснення щодо процесу формування рішення з використанням можливісних каузальних залежностей дає можливість виділити ключові дії процесу, що привели до поточного рішення, а також контекстні умови виконання цих дій.

Подальший розвиток розробленого методу пов'язаний із поєднанням можливісних правил із обмеженнями на допустимі послідовності дій процесу формування рішення.

8. Висновки

Запропоновано процесну модель пояснення в інтелектуальній інформаційній системі на основі можливісних каузальних залежностей. Модель містить набір каузальних залежностей, що відображають процес формування рішень в інтелектуальній системі, а також оцінки можливості та необхідності цих залежностей, що створює умови для визначення дій процесу, які мають найбільше значення можливості і, відповідно, ключовий вплив на рішення інтелектуальної системи.

Запропоновано метод побудови процесно-орієнтованого пояснення в інтелектуальній інформаційній системі на основі можливісних каузальних залежностей. Метод містить фази побудови та представлення пояснення. На фазі побудови виконується формування темпоральних й каузальних правил, що відображають процес формування рішення в інтелектуальній системі, а також визначення можливості та необхідності для цих правил. На фазі представлення виконується визначення граничних значень для атрибутів станів у складі правил та представлення пояснення з урахуванням цих значень. Метод створює умови для удосконалення процесу формування рішень в інтелектуальній системі на основі побудови інтерпретованого опису такого процесу.

Перелік посилань:

1. Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. arXiv preprint. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.08608>
2. Ribeiro, M.T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). «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. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939778>

3. Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., & Pedreschi, D. (2018). A survey of methods for explaining black box models. *ACM Computing Surveys*, 51(5), 1-42. <https://doi.org/10.1145/3236009>
4. Adadi, A., & Berrada, M. (2018). Peeking inside the black-box: A survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI). *IEEE Access*, 6, 52138-52160. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2870052>
5. van der Aalst, W.M.P., La Rosa M., & Santoro F.M. (2016). Business process management: Don't forget to improve the process! *Business & Information Systems Engineering*, 58(1), 1-6. <https://doi.org/10.1007/s12599-015-0409-x>
6. Gunning, D., & Aha, D. W. (2019). DARPA's Explainable Artificial Intelligence (XAI) Program. *AI Magazine*, 40(2), 44-58. <https://doi.org/10.1609/aimag.v40i2.2850>
7. Miller, T. (2019). Explanation in artificial intelligence: Insights from the social sciences. *Artificial Intelligence*, 267, 1-38. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2018.07.007>
8. Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4765-4774. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b67767-Paper.pdf>
9. Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., & Batra, D. (2017). Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* (pp. 618-626). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.74>
10. Pearl, J. (2009). *Causality: Models, reasoning and inference* (2nd ed.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511803161>
11. Peters, J., Janzing, D., & Schölkopf, B. (2017). *Elements of causal inference: foundations and learning algorithms*. MIT Press. <https://mitpress.mit.edu/books/elements-causal-inference>
12. Chalyi, S., & Leshchynskiy, V. (2020). Temporal representation of causality in the construction of explanations in intelligent systems. *Advanced Information Systems*, 4(3), 113-117. <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2020.3.16>
13. Чалий С. Ф. Метод можливісного оцінювання пояснення в системі штучного інтелекту / С. Ф. Чалий, В. О. Лещинський. Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Сер. : Системний аналіз, управління та інформаційні технології = Bulletin of the National Technical University «KhPI». Ser.: System analysis, control and information technology: зб. наук. пр. Харків: НТУ «ХПІ», 2023. № 2 (10). С. 95-101.
14. Molnar, C. (2019). *Interpretable machine learning. A Guide for Making Black Box Models Explainable*. <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/>
15. Chalyi, Sergii & Leshchynskiy, V.. (2023). Оцінка чутливості пояснень в інтелектуальній інформаційній системі. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. 2. 165-169. 10.26906/SUNZ.2023.2.165
16. Chalyi, Sergii & Leshchynskiy, Volodymyr. (2023). Інформаційна технологія оцінки пояснень в інтелектуальній інформаційній системі. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. 4. 120-124. 10.26906/SUNZ.2023.4.120
17. Chala O. (2018) Models of temporal dependencies for a probabilistic knowledge base. *Econtechmod. An International Quarterly Journal*. Vol. 7, No. 3. P. 53 – 58.
18. Chala O. (2018) Models of temporal dependencies for a probabilistic knowledge base. *Econtechmod. An International Quarterly Journal*. Vol. 7, No. 3. P. 53 – 58.
19. Levykin V., Chala O. Development of a method of probabilistic inference of sequences of business process activities to support business process management. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2018. № 5/3(95). P. 16-24. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.142664.
20. van der Aalst, W. M. P. (2016). *Process mining: Data science in action* (2nd ed.). Springer.
21. Dubois, D., Prade, H. (2022). Possibility Theory. In: Gläveanu, V.P. (eds) *The Palgrave Encyclopedia of the Possible*. Palgrave Macmillan, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90913-0_175.
22. van Dongen, B. (2011). Real-life event logs - Hospital log [Dataset]. 4TU.ResearchData. <https://doi.org/10.4121/uuid:d9769f3d-0ab0-4fb8-803b-0d1120ffc54>

Надійшла до редколегії 25.09.2024 р.

Чалий Сергій Федорович, доктор технічних наук, професор, професор кафедри ІУС ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: serhii.chalyi@nure.ua; ORCID: 0000-0002-9982-9091
Лещинський Володимир Олександрович, кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри програмної інженерії ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: volodymyr.leshchynskiy@nure.ua; ORCID: 0000-0002-8690-5702