АДАПТАЦІЯ ПОЯСНЕНЬ З УРАХУВАННЯ ДІЙ КОРИСТУВАЧА НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ЖУРНАЛІВ ПОДІЙ МЕТОДАМИ PROCESS MINING

***Чалий С.Ф.**, д.т.н., професор, кафедра ІУС, ХНУРЕ*
***Єрохін Д.О.**, аспірант, кафедра ІУС, ХНУРЕ*

Використання складних алгоритмів прийняття рішень в сучасних інтелектуальних системах потребує використання пояснень для того, щоб механізм і причини прийняття рішення були зрозумілими користувачам таких систем. Тому моделі пояснень стають суттєвим інструментом для прийняття обґрунтованих рішень.

Такі моделі використовують моделі процесу прийняття рішення, що можуть бути інтерпретовані безпосередньо. Наприклад, можуть бути використані каузальні правила, дерева рішень тощо.

Інтерпретоване представлення внутрішніх процесів інтелектуальної системи дає можливість користувачам розробляти ефективні стратегії вирішення своїх практичних задач, а розробникам таких систем – виявляти недоліки в моделях прийняття рішень та удосконалювати останні [1].

Проте традиційні моделі пояснень використовують загальні шаблони, що були отримані в результаті аналізу процесу прийняття рішень [2].

З одного боку, таке узагальнення забезпечує заданий рівень чутливості пояснень, тобто дає можливість надавати ідентичне пояснення для схожих рішень з близькими вхідними даними.

З іншого боку, узагальнення процесу прийняття рішень ускладнює адаптацію пояснення до індивідуальних особливостей користувача з урахуванням контексту використання результатів цим користувачем. Наприклад, у моделях пояснень, які базуються на статистичних залежностях, може бути складно врахувати індивідуальні вподобання чи особливості взаємодії користувача з системою. Такі моделі пояснень складно адаптувати до змін у стилі користування або рівні володіння знаннями предметної області, що може призводити до неповного розуміння або навіть неприйняття пояснень користувачем.

Задача адаптації пояснення під потреби користувача є актуальною у випадку широкого спектру варіантів використання результатів інтелектуальної системи. Наприклад, результати роботи рекомендаційних систем можуть бути використані для покупців, причому рекомендації можуть формуватись на основі схожості характеристик запропонованих товарів або ж схожості вподобань користувачів. При використанні рекомендаційних систем для продавців рекомендації можуть в першу чергу враховувати фінансові показники.

Також узагальнюючі підходи можуть бути неефективними у врахуванні динамічних змін у процесі прийняття рішення. Крім того, вони можуть бути недостатньо гнучкими при врахуванні послідовності дій користувача у контексті використання інтелектуальної системи.

Для подолання наведених обмежень пропонується підхід до побудови моделей пояснень з використанням методології Process Mining, який орієнтований на уточнення пояснень з ураховуванням індивідуальних потреб та досвіду конкретного користувача. В основі методології Process Mining лежить ідея реверс-інжинірингу логів, які зберігають інформацію про події, що відбуваються в інформаційних системах під час прийняття рішення. Лог-файли можуть містити інформацію про типи подій, елементи процесу прийняття рішення тощо [3].

Використання логів дає можливість адаптувати пояснення в nearline-режимі. На відміну від традиційного offline-режима, в якому пояснення формуються наперед для груп вхідних даних, nearline-режим орієнтований на доповнення пояснень на основі аналізу поточних дій користувача. Ці поточні дії фіксуються, наприклад, у вигляді послідовності записів про дії користувача з елементами інтерфейсу інтелектуальної системи, про вибір її режимів роботи тощо. Відмінність nearline-режима від online-режима полягає в тому, що у першому не враховуються обмеження реального часу, що створює умови для аналізу всієї історії дій користувача.

Запропонований підхід до побудови та подальшої адаптації моделі пояснень поєднує offline та nearline фази.

Offline-фаза містить етапи побудови пояснень на основі статистичних залежностей та подальшого представлення пояснення з використанням інтерпретованих моделей.

Nearline-фаза містить такі етапи.

Етап 1. Підготовка фрагменту логу для уточнення пояснень.

На даному етапі відбираються лише ті події логу, які пов'язані із цільовим користувачем на заданому інтервалі часу. Додатковий відбір може здійснюватись за цільовими змінними, які є суттєвими для побудови пояснення.

Етап 2. Формування залежностей між цільовими атрибутами подій.

На даному етапі визначаються зв'язки між значеннями змінних, які включені в offline-пояснення. Ці зв'язки встановлюються на основі послідовності подій, що були записані у відібраному фрагменті логу.

Етап 3. Виділення nearline-залежностей, які є відсутніми в offline-поясненні.

Етап 4. Доповнення пояснення виділеними залежностями.

Запропонований підхід дає можливість налагодити зворотній зв'язок між користувачем та інтелектуальною системою, що створює умови для побудови більш зрозумілого пояснення.

Список літератури

1. Hulten, G. (2020). Building Intelligent Systems: A Guide to Machine Learning Engineering. Springer.
2. Molnar, C. (2019). Explainable AI: Interpreting, Explaining and Visualizing Deep Learning. Leanpub.
3. van der Aalst, W. M. P. (2016). Process Mining: Data Science in Action. Springer.