

Державний заклад
«ПІВДЕННОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
ПЕДАГОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
імені К. Д. УШИНСЬКОГО»



ОДЕСЬКИЙ
НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ імені І. І. МЕЧНИКОВА

ДВАДЦЯТЬ ТРЕТЯ ВСЕУКРАЇНСЬКА КОНФЕРЕНЦІЯ
СТУДЕНТІВ І МОЛОДИХ НАУКОВЦІВ

ІНФОРМАТИКА, ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

24 квітня 2026 р.

Одеса – 2026

Інформатика, інформаційні системи та технології: тези доповідей двадцять третьої всеукраїнської конференції студентів і молодих науковців. Одеса, 24 квітня 2026 р. - Одеса, 2026. – 208 с.

Друкується за рішенням Вченої Ради
Університету Ушинського
(протокол № 13 від 30.04.2026 р.)

Організатори конференції продовжують традицію обміну досвідом у сфері освіти та використання інформаційних технологій. У конференції приймають участь студенти, аспіранти та молоді науковці вищих навчальних закладів України.

Тематика конференції охоплює наступне коло питань: сучасні інформаційні технології; інтелектуальні системи; методика викладання інформатики; інформаційні технології в освіті; психолого-педагогічне забезпечення інформатизації навчальної діяльності; дистанційна освіта і глобальні телекомунікаційні мережі; математичне моделювання й інформаційні технології; інформатизація системи керування освітою; інформаційні технології в менеджменті.

Наукові керівники:

завідувачка кафедри прикладної математики та інформатики навчально-наукового інституту природничо-математичних наук, інформатики та менеджменту, д. т. н., проф. Т. Л. Мазурок,
завідувач кафедри математичного забезпечення комп'ютерних систем факультету математики, фізики та інформаційних технологій ОНУ імені І. І. Мечникова, д. т. н., проф. Є. В. Малахов

Оргкомітет:

Голова:

Ректор Університету Ушинського,
д. і. наук, доц. А. В. Красножон

Заступники голови:

Проректор з наукової роботи Університету Ушинського, д. політ. н., проф. Г.В. Музиченко,
Директор навчально-наукового інституту природничо-математичних наук, інформатики та менеджменту, д. пед.н., проф. О. І. Ордановська,
Декан факультету математики, фізики та інформаційних технологій
ОНУ імені І. І. Мечникова, д. ф-м. н., проф. Ю. А. Ніцук

Члени оргкомітету:

д. т. н., проф.	Є. В. Малахов	д. т. н., проф.	Т. Л. Мазурок
д. т. н., проф.	Ю. О. Гунченко	к. п. н., доц.	А. О. Яновський
ст. викладач	І. М. Лісіцина	викладач	О. Я. Рубанська
ст. викладач	Н. Ф. Трубіна	к. ф.-м. н.	О. П. Бойко
ст. викладач	В. А. Корабльов	PhD, associated prof. (Poland)	A. Rychlik

© Навчально-науковий інститут природничо-математичних наук, інформатики та менеджменту Державного закладу «Південноукраїнський національний педагогічний університет імені К. Д. Ушинського», кафедра прикладної математики та інформатики, 2026

© Факультет математики, фізики та інформаційних технологій Одеського національного університету імені І. І. Мечникова, кафедра математичного забезпечення комп'ютерних систем, 2026

АВТОМАТИЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ ОЦІНКИ ПОСТАЧАЛЬНИКІВ ПІДПРИЄМСТВА ЗАСОБАМИ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ	62
Іванова М. С.	62
РОЗРАХУНОК НЕВИЗНАЧЕНОСТІ СЕГМЕНТАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ	65
Димо В. В.	65
ВИБІР СТЕКУ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ РОЗРОБКИ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ МІЖНАРОДНОЇ ЛОГІСТИКИ	67
Небога М. О., Гришин С. І.	67
МЕТОДИ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МІЖНАРОДНИХ ВАНТАЖОПЕРЕВЕЗЕНЬ.....	69
Небога М. О., Гришин С. І.	69
ЗАСТОСУВАННЯ FINE-TUNED МОВНИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ СЕМАНТИЧНОГО АНАЛІЗУ ТА ІНТЕРПРЕТАЦІЇ СТАНУ KUBERNETES КЛАСТЕРІВ.....	70
Власенко О. Г., Платонов В. В.	70
ЗАСТОСУВАННЯ FUZZY LOGIC В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ КЕРУВАННЯ МІКРОКЛІМАТОМ.....	72
Денисенко Н. В., Стукалов С. А.	72
АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ ТА ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ У ДАНИХ.....	73
Вітрук Д. О.	73
РОЗРОБКА КЛІЄНТ-СЕРВЕРНОГО ЗАСТОСУНКУ З ВИКОРИСТАННЯМ .NET MAUI, SIGNALR ТА ASP.NET CORE.....	75
Буток А. В.	75
СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ ВЗАЄМОДІЇ МІКРОКОНТРОЛЕРА З ХМАРНОЮ ПЛАТФОРМОЮ УПРАВЛІННЯ	77
Панов В. М., Шугайло Ю. Б.	77
ОЦІНЮВАННЯ СТІЙКОСТІ КОРИСТУВАЧІВ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ДО СОЦІАЛЬНИХ АТАК	78
Рибак Д. Є., Вінковська І. С.	78
ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ РОБОТИ МЕДИЧНОГО ПЕРСОНАЛУ ПЕРВИННОЇ ЛАНКИ НА ОСНОВІ ГРАДІЄНТНОГО БУСТИНГУ ТА SHAR-АНАЛІЗУ	80
Нікітін Н. О., Болъонков В. О.	80
МЕТОДИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ СИНХРОНІЗАЦІЇ ДІЙ АГЕНТІВ В МУЛЬТИАГЕНТНОМУ СЕРЕДОВИЩІ.....	83
Мізгулін Г. П., Пенко В. Г.	83
ІГРОТЕОРЕТИЧНИЙ ПІДХІД ДО ПОБУДОВИ ЛАБІРИНТІВ НА ОСНОВІ АНТАГОНІСТИЧНИХ ІГОР.....	85
Непомняща М. О., Платонова Є. В.	85
ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ НА УРОКАХ ІНФОРМАТИКИ ДЛЯ РОЗВИТКУ АЛГОРИТМІЧНОГО МИСЛЕННЯ ШЕСТИКЛАСНИКІВ.....	87
Оліферчук В. О.	87

Для верифікації запропонованої математичної моделі проведено чотири незалежні експериментальні сесії з різними стратегіями поведінки. Отримано такі результати: сесія 1 – IV = 0,139 (високий рівень стійкості); сесія 2 – IV = 0,309 (середній рівень); сесія 3 – IV = 0,530 (середній рівень з підвищеними P_2 та P_5); сесія 4 – IV = 0,821 (критично низький рівень). Контрольний розрахунок підтвердив коректність моделі: похибка обчислення не перевищує 0,001. Система рекомендацій коректно формувала персоналізований зворотний зв'язок у всіх чотирьох сесіях: рекомендація найвищого пріоритету відповідала показнику з найбільшим значенням.

Запропонована модель на основі зважених поведінкових показників дозволяє отримати об'єктивну кількісну оцінку рівня вразливості користувача, яка не може бути отримана із застосуванням традиційних підходів. Повний замкнений цикл оцінювання – від симуляції атак через збір телеметрії до формування персоналізованого зворотного зв'язку – забезпечує цілеспрямоване усунення виявлених вразливостей. Автономна архітектура та дотримання етичних принципів роблять запропонований підхід придатним для впровадження в організаціях з підвищеними вимогами до інформаційної безпеки.

Література

1. Савченко В. А. Соціальна інженерія: сутність та методи реалізації. Зв'язок. 2024. № 2 (162). С. 54–67.
2. Бохонько О., Лисенко С. Моделі атак соціальної інженерії. 2025. № 1. DOI: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-81-55>
3. Джалладова І. А., Камінський О. Є. Соціально-психологічна стійкість систем кібербезпеки. Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони. 2025. № 2 (53). DOI: 10.33099/2311-7249/2025-53-2-43-50

ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ РОБОТИ МЕДИЧНОГО ПЕРСОНАЛУ ПЕРВИННОЇ ЛАНКИ НА ОСНОВІ ГРАДІЄНТНОГО БУСТИНГУ ТА SHAP-АНАЛІЗУ

Нікітін Н. О., Болтьонков В. О.

Національний університет «Одеська політехніка»

Анотація.

Систематична оцінка та прогнозування якості роботи лікарів-терапевтів і сімейних лікарів є ключовим аспектом ефективного управління закладами первинної медико-санітарної допомоги. Більшість сучасних HR-платформ – *Workday*, *Oracle HCM Cloud*, *SAP SuccessFactors* – та спеціалізованих клінічних систем (*Epic Cogito*, *Cerner*) функціонують як «чорні скриньки»: вони генерують прогнози, не розкриваючи їхньої внутрішньої логіки. Вітчизняні медичні

інформаційні системи («Helsi», «Medics») обмежуються статистичним обліком минулих подій без прогнозних компонент. Таким чином, розрив між точністю прогнозу та його зрозумілістю для керівників медичних установ є центральною науковою проблемою, вирішення якої потребує інтеграції сучасних алгоритмів машинного навчання з методами пояснювального штучного інтелекту (ХАІ) [1].

Ключові слова: машинне навчання, пояснюваний штучний інтелект, SHAP, LightGBM, медичний менеджмент, первинна ланка.

У розробленій методиці прогнозування якості роботи медичного персоналу первинної ланки діяльність фахівця описується п'ятьма ключовими індикаторами: якість кодування послуг за ІСРС-2 (xICPC), дотримання протоколів інфекційної безпеки (xINF), реалізація програми реімбурсації «Доступні ліки» (xREIMB), охоплення декларантів плановими профілактичними оглядами (xPREV) та індекс задоволеності пацієнтів (xPSI). Усі показники нормалізуються до діапазону [0, 1] методом Min-Max. Цільова змінна – клас ефективності («Низька», «Середня», «Висока») – формується квантильним розбиттям інтегрального балу (перцентилі 33-й та 66-й), розрахованими виключно на тренувальній підвибірці для унеможливлення витоків даних.

Задача формалізується як багатокласова класифікація з часовою структурою вхідних даних. Методом ковзного вікна (WINDOW_SIZE = 3) формується вектор з 25 ознак на основі трьох послідовних місяців: поточні значення індикаторів (t_0), значення попередніх місяців ($t-1$, $t-2$), динамічна дельта ($\Delta_{cur} = t_0 - t-1$) та відхилення від власного лінійного тренду фахівця ($trend_dev$). Останній показник фіксує, чи знаходиться лікар вище або нижче власної траєкторії розвитку незалежно від абсолютного рівня оцінок. Як прогностичне ядро обрано алгоритм LightGBM [2]. Навчання проводилось на синтетичному датасеті (300 лікарів \times 12 місяців = 3 600 записів) з темпоральним сплітом: місяці 1-9 – тренування, місяці 10-12 – тестування. Механізм раннього зупинення (терпіння 30 ітерацій) забезпечив стійкість до перенавчання.

Для подолання ефекту «чорної скриньки» застосовано метод SHAP (SHapley Additive exPlanations), заснований на теорії кооперативних ігор Шеплі [3]. Значення ϕ_i для кожного індикатора розраховується як зважений середній граничний внесок ознаки до всіх можливих підмножин решти ознак і гарантує виконання чотирьох аксіом справедливого розподілу: ефективності ($\sum \phi_i = f(x) - E[f(X)]$), симетрії, фіктивності та адитивності. На відміну від вбудованих метрик LightGBM (Gain, Split), SHAP забезпечує узгодженість та детерміновані відтворювані пояснення для кожного конкретного прогнозу [4].

На тестовій вибірці модель досягла загальної точності 86,4% та Macro F1 = 0,87 (Precision 0,81-0,92, Recall 0,79-0,91). Принципово важливою є повна

відсутність помилок між крайніми класами – частка класифікації «Низька» як «Висока» і навпаки дорівнює 0,0%, що є природньою поведінкою для прогнозування порядкових категорій. Глобальний SHAP-аналіз виявив чітку ієрархічну структуру: топ-5 позицій рейтингу займають показники поточного місяця (t_0), що відображає ефект інерційності – поточний стан фахівця є найбільш інформативним предиктором наступного місяця. Водночас ненульова присутність динамічних ознак Δcur та $trend_dev$ підтверджує часову свідомість моделі. Характерно, що для граничного класу «Середня» саме динамічні ознаки $trend_dev$ виходять у верхню частину рейтингу – для невизначених прикордонних випадків часова динаміка стає вирішальним диференціатором.

Практичну цінність методу ілюструє рис. 1, що демонструє SHAP-декомпозицію прогнозів для двох якісно різних кейсів.

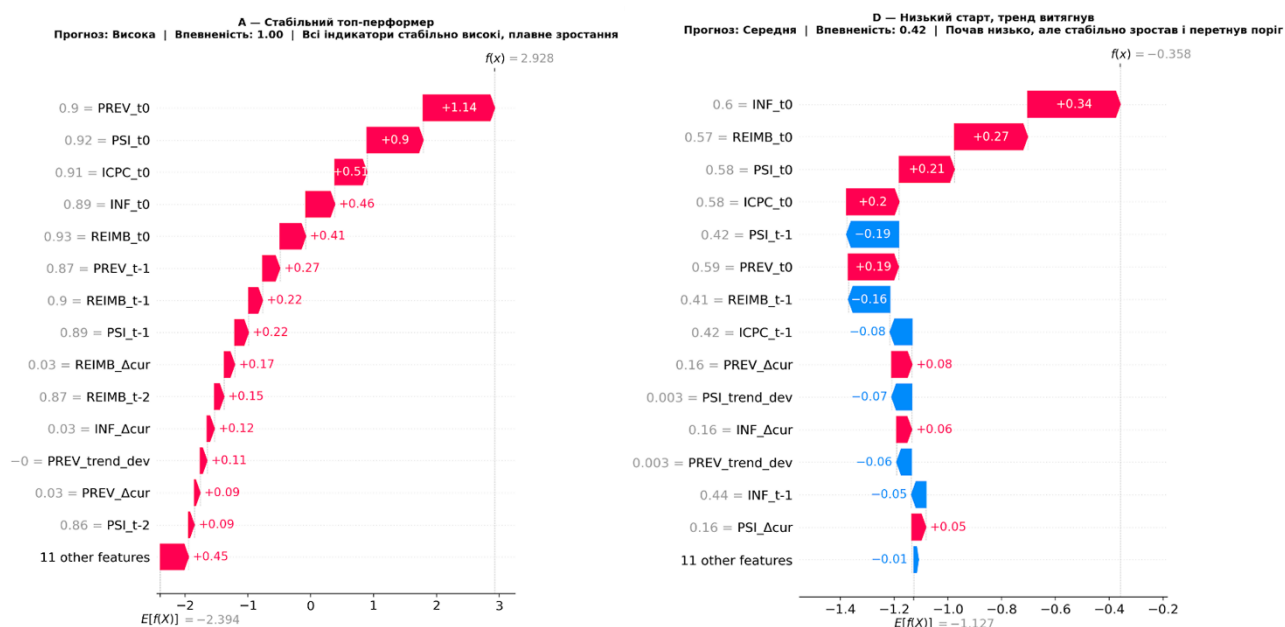


Рис. 1 – SHAP-декомпозиція прогнозів для двох типів кейсів: впевненого (А) та невпевненого (Б)

Кейс А відповідає стабільному лікарю з усіма індикаторами в діапазоні 0,85–0,93: модель прогнозує клас «Висока ефективність» з впевненістю 1,00, а всі ознаки без винятку вносять позитивний внесок у тому ж напрямку – картина є однозначною і підтверджуючою. Кейс Б демонструє принципово інший сценарій: лікар з низьким стартом, що стабільно зростає упродовж трьох місяців і щойно перетнув квантильний поріг. Модель прогнозує клас «Середня» з впевненістю лише 0,42, і на діаграмі чітко видно інформаційний конфлікт – поточні показники (t_0 , червоні смуги) підтримують новий клас, тоді як ознаки попереднього місяця ($t-1$, сині смуги) «пам'ятають» нижчий рівень і протидіють переходу. Саме така низька впевненість із прозорим SHAP-поясненням її природи є найціннішим типом прогнозу з управлінської точки зору:

адміністрація бачить не просто оцінку, а математично обґрунтовану картину стану фахівця.

Таким чином, запропонована методика поєднує прогностичну точність алгоритму *LightGBM* з математично строгою локальною інтерпретованістю на основі значень Шеплі. SHAP-декомпозиція трансформує абстрактний прогноз «чорної скриньки» у структурований профіль вагових внесків кожного індикатора, доступний для сприйняття адміністрацією медичного закладу без технічних знань у галузі машинного навчання, та усуває ключовий бар'єр для впровадження інтелектуальних систем у медичний менеджмент.

Література

1. Lepenioti K. et al. Prescriptive analytics: Literature review and research challenges // *International Journal of Information Management*. – 2020. – Vol. 50. – P. 57–70.
2. Ke G. et al. LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2017. – Vol. 30.
3. Lundberg S. M., Lee S. I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions // *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. – 2017.
4. Molnar C. *Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable*. – 2nd ed. – 2022.

МЕТОДИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ СИНХРОНІЗАЦІЇ ДІЙ АГЕНТІВ В МУЛЬТИАГЕНТНОМУ СЕРЕДОВИЩІ.

Мізгулін Г. П., Пенко В. Г.

Одеський національний університет імені І. І. Мечникова

Ключові слова: мультиагентні системи, синхронізація агентів, машинне навчання, нейронні мережі, дрони.

У сучасному світі мультиагентні системи є одним із ключових напрямів розвитку штучного інтелекту та автономних технологій. Вони активно застосовуються у транспортних системах, логістиці, робототехніці, енергетиці та управлінні складними інфраструктурами, де необхідна координація великої кількості незалежних агентів. Зокрема, у задачах управління транспортними потоками, автономними автомобілями або роботизованими системами виникає потреба у забезпеченні узгоджених дій, що дозволяє підвищити ефективність системи та уникнути конфліктів. Дослідження у сфері *multi-agent reinforcement learning* показують, що координація агентів є критично важливою для досягнення стабільної та ефективної поведінки системи, особливо у динамічних та невизначених середовищах [1].

Особливого значення дана проблема набуває у військовій сфері, де мультиагентні системи використовуються для координації груп безпілотних

Державний заклад
«ПІВДЕННОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
ПЕДАГОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
імені К. Д. УШИНСЬКОГО»



ОДЕСЬКИЙ
НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ імені І. І. МЕЧНИКОВА

ДВАДЦЯТЬ ТРЕТЯ ВСЕУКРАЇНСЬКА КОНФЕРЕНЦІЯ
СТУДЕНТІВ І МОЛОДИХ НАУКОВЦІВ

ІНФОРМАТИКА, ІНФОРМАЦІЙНІ
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

Збірник робіт

Збірник робіт надрукований в авторській редакції
без внесення суттєвих змін оргкомітетом

Підписано до друку 24.04.2026
Здано у виробництво 24.04.2026
Формат 60x84/16. Папір офсетний. Друк офсетний.
Тираж 50 примірників

Надруковано з готового оригінал-макета