УДК 004.89:004.5

# МЕТОД КРОС-ДОМЕННОЇ НЕЛІНІЙНОЇ АПРОКСИМАЦІЇ ГЕТЕРОГЕННИХ КОГНІТИВНИХ ПРОСТОРІВ НА ОСНОВІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ UAM-ТЕЛЕМЕТРІЇ

Пукач А.І., к.т.н.[1]; Теслюк В.М., д.т.н., проф.[2]
[1,2] Національний університет “Львівська політехніка”
[1,2] Україна, Львів
[1] ORCID 0009-0001-8563-3311; [2] ORCID 0000-0002-5974-9310

***Анотація.*** *Запропоновано метод крос-доменної нелінійної апроксимації для усунення когнітивно-семантичного розриву та затримок («пінг-понгу» IT-інцидентів) під час комплексного супроводу ПЗ, з використанням багатошарового перцептрона для пасивного конвертування UAM-телеметрії інженерів IT-супроводу в латентні когнітивні ознаки для оптимізації розподілу IT-інцидентів за подібністю цих ознак.*
***Ключові слова:*** *людино-комп’ютерна взаємодія; моніторинг активності користувачів; багатошаровий перцептрон; когнітивно-адаптивні системи.*

**Вступна частина**. Архітектурна складність сучасних IT-продуктів зумовлює глибоку спеціалізацію інженерів підтримки, що призводить до рольової професійної деформації та виникнення когнітивно-семантичного розриву під час трансферу IT-інцидентів між крос-функціональними командами. Ця невідповідність породжує тривалий ручний «пінг-понг» інцидентів, суттєво погіршуючи метрики ключових показників ефективності (KPI) [1], зокрема: середнього часу вирішення інцидентів (MTTR) та угоди про рівень надання послуг (SLA). Традиційні підходи до маршрутизації, засновані, зокрема, на статичних правилах [2] або інвазивному психометричному тестуванні [3], є неефективними через нелінійну природу людського сприйняття, суб'єктивну упередженість та високі адміністративні витрати. Сучасні рішення використовують неінвазивний моніторинг активності користувачів (UAM) [4], проте пряме зіставлення профілів інженерів різних рівнів та команд комплексного супроводу ПЗ обмежується структурною гетерогенністю когнітивних просторів даних між відправником (високорозмірний інструментальний) та одержувачем (низькорозмірний когнітивний). **Метою роботи** є розроблення методу крос-доменної нелінійної апроксимації на базі нейромережі багатошарового перцептрона (БШП) та алгоритму маршрутизації для автоматичного конвертування UAM-телеметрії інженерів у єдиний латентний когнітивний простір на основі косинусної подібності, що дозволяє оптимізувати розподіл IT-інцидентів та мінімізувати операційні затримки («пінг-понг») в комплексному IT-супроводі ПЗ.

**Основна частина**. Для побудови математичної моделі запропонованого методу початковий профіль активності довільного інженера IT-підтримки в ході його людино-комп’ютерної (HCI), а також людино-програмної (HSI) взаємодії в рамках комплексного супроводу ПЗ формалізується як вектор операційної взаємодії $v=[v_1, v_2, ..., v_6]^T$, компоненти якого відображають інтенсивність дій у відповідних інструментальних доменах (зокрема таких як: інфраструктура та операційні системи, оптимізація баз даних, конфігурування системи, аналіз системних логів, інтеграція, обробка бізнес-даних). З метою усунення розбіжностей у масштабах ознак виконується $L_1$-нормування, в результаті якого формується нормований вектор вхідних ознак $x=[x_1, x_2, ..., x_6]^T$, де кожна координата обчислюється як $x_i=v_i/\sum_{\{k=1..6\}}(v_k)$ за умови $\sum_{\{i=1..6\}}(x_i)=1$ та $x_i\in[0,1]$. Паралельно здійснюється формалізація латентного когнітивного простору, де індивідуальний профіль розв'язання задач суб'єкта

відображається у вигляді 4-вимірного цільового вектора $y=[y_1, y_2, y_3, y_4]^T$ за допомогою оператора відображення $y=\Psi(u)$. Координати цього вектора визначаються на основі неінвазивних поведінкових евристик і належать інтервалу [0,1]. Зокрема, перша когнітивна ознака $y_1$, що описує рівень абстракції мислення, обчислюється за формулою $y_1=\tau_1/(\tau_1+\tau_2)$, де змінна $\tau_1$ відповідає часовим витратам на аналіз високорівневої архітектурної документації, а $\tau_2$ – тривалості редагування вихідного коду, конфігураційних файлів, бази даних, тощо. Друга ознака $y_2$ характеризує дисперсію робочого контексту через частоту перемикання вікон і додатків $\omega$ та визначається як $y_2=1-e^{(-\lambda\cdot\omega)}$, де $\lambda$ є емпіричним стабілізуючим параметром. Третя ознака $y_3$ моделює латентність дослідницького пошуку рішень за допомогою співвідношення $y_3=\tau_3/(\tau_3+\tau_4)$, де $\tau_3$ означає час пасивного аналізу логів та трасування помилок, а $\tau_4$ – тривалість активних дій у середовищі. Четверта ознака $y_4$ фіксує модальність обробки інформації як стратегічну перевагу між детермінованим та евристичним підходами і розраховується як $y_4=q_1/(q_1+q_2)$, де $q_1$ та $q_2$ є обсягами відповідних семантичних класів команд користувача в командній оболонці. Оскільки прямий лінійний зв'язок між сформованими гетерогенними просторами відсутній, для їх нелінійної апроксимації розгортається БШП $f(x;\Theta)$ із параметричним простором $\Theta$, що включає матриці ваг та вектори зсувів. Оптимальні параметри нейромережі знаходяться шляхом мінімізації регуляризованої цільової функції середньоквадратичної помилки на історичній вибірці з $K$ інцидентів: $L(\Theta)=(1/2K)\sum_{\{k=1..K\}}\|f(x^{(k)};\Theta)-y^k_{rec}\|^2+(\gamma/2)\sum_{\{w\in\Theta\}}w^2$, де $\|.\|$ є евклідовою нормою, а $\gamma$ – гіперпараметром регуляризації ваг для запобігання перенавчанню. У режимі реального часу поточний інструментальний слід відправника інциденту $x$ трансформується мережею у когнітивну проєкцію $f(x)$, після чого для оцінки відповідності між потребами завдання та базовими профілями доступних інженерів-одержувачів $y^{(j)}$ обчислюється наступним виразом $Sc(f(x),y^{(j)})=(f(x)\bullet y^{(j)})/(\|f(x)\|_2\cdot\|y^{(j)}\|_2)=[\sum_{\{n=1..4\}}(f(x))_n\cdot y_n^{(j)}]/[\sqrt{(\sum_{\{n=1..4\}}((f(x))_n)^2)}\cdot\sqrt{(\sum_{\{n=1..4\}}(y_n^{(j)})^2}]$. Зважаючи на те, що всі ознаки належать до невід'ємних квадрантів, значення подібності знаходяться в межах $Sc\in[0,1]$. Оптимальний інженер-одержувач $u_{opt}$ визначається шляхом максимізації критерію подібності серед пулу доступних співробітників за правилом $u_{opt}=\arg\max_{\{uj\in U\}}(Sc(f(x),y^{(j)})$, що мінімізує когнітивно-семантичний розрив, усуває затримки («пінг-понг») та забезпечує системну оптимізацію базових KPI метрик (зокрема MTTR та SLA) у процесах комплексного супроводу програмних продуктів.

При цьому, варто також відзначити, що структурна повнота і конструктивна валідність саме такого варіанту вибору 6-вимірного вхідного простору ознак $x$ та 4-вимірного цільового простору $y$ обґрунтовується критеріями повноти та ортогональності. Зокрема, 6-вимірний вхідний простір формує повний замкнений базис рівнів наскрізного моніторингу (Full-Stack Observability) у сучасних екосистемах ПЗ (інфраструктура, бази даних, конфігурування, логування, інтерфейси прикладного програмування, а також бізнес-дані). Це гарантує, що будь-яка, довільна дія користувача, зафіксована за допомогою пасивної UAM-телеметрії, буде однозначно врахована без втрати інформації. А вже 4-вимірний латентний простір відображає фундаментальну конструктивну валідність вимірів розв’язання задач людиною під робочим навантаженням. Він комплексно охоплює шкалу когнітивної декомпозиції ($y_1$), топологію розподілу уваги ($y_2$), затримку між рефлексією та дією ($y_3$), епістемологічний режим мислення ($y_4$), та цілком відповідає принципам двосистемної когнітивної парадигми Канемана [5], адже в умовах високого когнітивного навантаження безперервні зсуви між низькозатратною асоціативною механікою Системи 1 та високозатратними аналітичними суперпозиціями Системи 2 систематично визначають коваріацію між усіма чотирма вимірам. Зменшення заданої вимірності призвело б до колапсу відмінних когнітивних профілів, тоді

як її збільшення внесло б надмірність ознак, дестабілізуючи подальшу маршрутизацію на основі косинусної подібності. Іншою цікавою та водночас не менш важливою особливістю запропонованого підходу є реалізація способу переведення сирих логів UAM у релевантні їм фактори в рамках обох когнітивних профілів (*x* та *y*), який передбачає оркестрування таких реляційних зіставлень з боку експертних груп, до складу яких входять старші інженери підтримки (бажано по одному представнику з кожної команди комплексного IT-супроводу) та архітектора(-ів) підтримуваного ПЗ.

Наступною фундаментальною складовою задекларованого методу є розроблений спеціалізований алгоритм когнітивно-адаптивної маршрутизації IT-інцидентів на основі пакетного навчання БШП, уніфікований псевдокод якого поданий нижче на Рисунку 1.

```
Вхід:
• B_train – історична вибірка з K успішних інцидентів, що містить дані щодо {x^(k), y^(k)_rec}
• x – поточний 6-вимірний нормований інструментальний вектор відправника інциденту (x ∈ R^6)
• U – пул операційно доступних інженерів-одержувачів у цільовому домені супроводу
• Y_base – множина 4-вимірних базових когнітивних профілів y^(j) для всіх інженерів u_j ∈ U
• γ – гіперпараметр регуляризації ваг БШП
• M_epochs – максимальна кількість епох навчання
Вихід:
• u_opt – ідентифікатор оптимального інженера-одержувача для адаптивної маршрутизації
Основне тіло:
--> Фаза I. Офлайн-оптимізація (Навчання моделі БШП)
01. Ініціалізувати параметри нейромережі θ = {W, b} випадковими ортогональними значеннями
02. Встановити лічильник епох epoch = 0
03. Поки epoch < M_epochs виконувати:
04.     Ініціалізувати поточну помилку епохи Loss = 0
05.     Для кожного прецеденту {x^(k), y^(k)_rec} у вибірці B_train виконувати:
06.         Обчислити когнітивний вектор f_MLP(x^(k); θ) за допомогою прямого поширення сигналу
07.         Розрахунок знач. цільов. функц. помилки L(θ) з врахуванням регуляризаційного штрафу γ
08.         Акумулювати значення у загальну помилку Loss
09.     Кінець для
10.     Виконати зворотне поширення помилки (Backpropagation) для обчислення градієнтів L(θ) за θ
11.     Оновити набір параметрів θ (до прикладу, за правилами пакетної оптимізації)
12.     Збільшити лічильник епох: epoch = epoch + 1
13. Кінець поки
14. Фіксувати оптимальну конфігурацію параметрів θ_opt = θ
--> Фаза II. Онлайн-координація (Маршрутизація в реальному часі)
15. Перехопити запит на ескалацію інциденту від поточного інженера-відправника
16. Сформувати вхідний нормований вектор x на основі його поточної UAM-телеметрії активності
17. Синтезувати латентну когнітивну проєкцію відправника: f_MLP(x) = ForwardPass(x, θ_opt)
18. Ініціалізувати максимальну подібність: MaxS_c = -1.0
19. Ініціалізувати цільову змінну: u_opt = NULL
20. Для кожного доступного інженера u_j у пулі U виконувати:
21.     Вилучити його базовий когнітивний профіль y^(j) із множини Y_base
22.     Обчислити косинусну подібність: S_c = (f_MLP(x) • y^(j)) / (||f_MLP(x)||_2 ||y^(j)||_2)
23.     Якщо S_c > MaxS_c тоді:
24.         Призначити нове максимальне значення: MaxS_c = S_c
25.         Зафіксувати кандидата: u_opt = u_j
26.     Кінець якщо
27. Кінець для
28. Повернути оптимального отримувача (u_opt) для когнітивно-адаптивного призначення IT-інциденту
```

Рисунок 1. Розроблений алгоритм когнітивно-адаптивної маршрутизації IT-інцидентів на основі пакетного навчання БШП, поданий у форматі уніфікованого псевдокоду.

В рамках здійсненого експериментального аналізу розробленого методу, досліджено архітектуру БШП конфігурації 6–8–4, яка містить один прихований шар із 8 нейронами. На вхід мережі подавалися 6 параметрів ($x_1...x_6$), а вихідний шар забезпечував одночасне прогнозування 4 цільових змінних ($y_1...y_4$) з використанням логістичної функції активації прихованих вузлів та лінійного виходу для регресії. Для оцінки статистичної стабільності моделі проведено 10 незалежних обчислювальних циклів. У кожному циклі рядки вихідного датасету (що містив 1500 записів зіставлених 6-ти та 4–факторних когнітивних профілів 40 інженерів з 5 команд комплексного IT-супроводу досліджуваної IT-екосистеми) випадково

перемішувалися та розділялися на навчальну (70%) і тестову (30%) вибірки. Модель БШП реалізовано в середовищі R (пакет "neuralnet", алгоритм rprop+, stepmax=5e4, threshold=0.05). За підсумками експерименту, середня похибка MSE на тестових даних склала 2.24e-04 ± 2.24e-05 (MinMSE=1.96e-04, MaxMSE=2.74e-04). Таким чином, отримані значення похибки та їх висока стабільність між обчислювальними циклами підтверджують здатність моделі БШП ефективно апроксимувати нелінійні когнітивні профілі інженерів, що забезпечує подальшу високу точність та обчислювальну стійкість розробленого методу вже під час реалізації фази онлайн-маршрутизації IT-інцидентів.

**Висновки**. Розроблено та експериментально підтверджено когнітивно-адаптивний метод нелінійної апроксимації гетерогенних когнітивних просторів IT-інженерів на основі БШП, який забезпечує точне нелінійне відображення 6-вимірного вхідного простору UAM-телеметрії (рівні Full-Stack Observability) у 4-вимірний латентний простір когнітивних ознак інженерів (рівні парадигми Канемана). Спроектований двофазний алгоритм успішно реалізує офлайн-оптимізацію параметрів нейромережі архітектури 6–8–4 та онлайн-координацію завдань у реальному часі за критерієм косинусної подібності. Експериментальне тестування методу в середовищі R на базі 1500 прецедентів активності 40 інженерів підтвердило високу точність та обчислювальну стійкість моделі: середня похибка навчання на тестовій вибірці за критерієм MSE склала всього 2.24e-04 із стандартним відхиленням 2.24e-05, що доводить можливість стійкої нелінійної апроксимації означених гетерогенних когнітивних просторів.

**Використання інструментів ШІ**. Інструмент ШІ (Gemini 1.5 Pro) використовувався авторами для стилістичного доопрацювання тексту, тоді як усі наукові результати, моделі та висновки сформульовані авторами самостійно під їхню повну відповідальність.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ


[1] Picozzi, P., Nocco, U., Pezzillo, A., De Cosmo, A., & Cimolin, V. (2024). The Use of Business Intelligence Software to Monitor Key Performance Indicators (KPIs) for the Evaluation of a Computerized Maintenance Management System (CMMS). *Electronics*, 13(12), 2286. https://doi.org/10.3390/electronics13122286

[2] Li, A., Li, Y., & Gao, X. (2026). Personalized Learning Path Recommendation Based on Knowledge Graphs: A Survey. *Electronics*, 15(1), 238. https://doi.org/10.3390/electronics15010238

[3] Pengelley, J., Whipp, P. R., & Malpique, A. (2025). A testing load: a review of cognitive load in computer and paper-based learning and assessment. *Technology, Pedagogy and Education*, 34(1), 1–17. https://doi.org/10.1080/1475939X.2024.2367517

[4] Воротніков, В.В., Шелуха, О.О., & Матвєєв, К.І. (2025). Система моніторингу користувацької активності та автоматизованого керування офісною IT-інфраструктурою. *Технічна інженерія*, 1(95), 249–258. https://doi.org/10.26642/ten-2025-1(95)-249-258

[5] Cantarelli, C. C. (2025). Kahneman's legacy in project management: Improving decision-making and performance. *International Journal of Project Management*, 43(4), 102697. https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2025.102697



Pukach A.I., Teslyuk V.M.


**A Cross-Domain Nonlinear Approximation Method for Heterogeneous Cognitive Spaces Based on UAM Telemetry Analytics**


***Abstract.*** *This paper proposes a cross-domain nonlinear approximation method designed to eliminate the cognitive-semantic gap and operational delays (IT incident "ping-ponging") within comprehensive software maintenance ecosystems. The approach utilizes Multilayer Perceptron (MLP) neural networks for passive conversion of IT support engineers' User Activity Monitoring (UAM) telemetry into latent cognitive features. IT incident allocation among engineers is then optimized using the similarity of these features.*



***Keywords:*** *human-computer interaction (HCI); user activity monitoring (UAM); multilayer perceptron (MLP); cognitive adaptive systems.*