

[DOI 10.28925/2663-4023.2025.31.1054](https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.31.1054)

УДК 004.9:37.018.43:004.89

Десятко Альона Миколаївна

PhD, доцент,

завідувач кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки

Державний торговельно-економічний університет, Київ, Україна

ORCID: 0000-0002-2284-3418

desyatko@gmail.com**Нікітенко Євгеній Васильович**

к.фіз.-мат.н., доцент,

кафедра комп'ютерних систем, мереж та кібербезпеки

Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ, Україна

ORCID: 0000-0002-9222-644X

ev.nikitenko@nubip.edu.ua**Гладких Валерій Миколайович**

к.т.н., доцент,

кафедра комп'ютерних систем, мереж та кібербезпеки

Національний університет біоресурсів і природокористування України, Київ, Україна

ORCID: 0000-0002-5868-9504

v.hladkykh@nubip.edu.ua

ОСОБЛИВОСТІ ДОСЛІДЖЕННЯ ПОВЕДІНКОВИХ ЦИФРОВИХ СЛІДІВ У СИСТЕМАХ ДИСТАНЦІЙНОГО НАВЧАННЯ

Анотація. В статті представлено результати досліджень з проблематики аналізу поведінкових цифрових слідів (ЦС) у системах дистанційного навчання (СДН) українських навчальних закладів. Проведене дослідження довело ефективність запропонованої моделі аналізу поведінкових ЦС для ідентифікації атипової навчальної поведінки в СДН. Розроблена в статті прогнозна модель, ґрунтується на оцінці міри аномальності $A(x)$ та ймовірнісній інтерпретації результатів на базі використанні логістичної регресії. Доведена експериментально здатність моделі до диференціації користувачів за типами навчальної поведінки у СДН. Результати імітаційного, виконаного на даних двох київських закладів вищої освіти, підтвердила гіпотезу про доцільність класифікації студентів на три дискретні категорії. А саме «стабільні», «нерегулярні» та «ризикові» на підставі об'єктивних метрик їхньої цифрової активності у СДН. Наведена у статті візуалізація просторового розподілу спостережень у координатах ознак, які використовувалися у імітаційному експерименті, виявила чіткі кластери. Ці кластери відповідали різним поведінковим шаблонам студентів у СДН. Аналіз розподілів міри аномальності $A(x)$ підтвердив статистичну значущість запропонованої метрики для розрізнення груп. Калібрувальна крива продемонструвала адекватність моделі у відтворенні ймовірностей належності до групи ризику. Загалом отримані результати підтвердили коректність моделі та обраного для дослідження математичного апарату. Дослідження залежності точності класифікації від порогового значення θ дало змогу визначити оптимальний рівень відсічення для практичного застосування моделі у практиці використання СДН в закладах вищої освіти. Теоретична цінність дослідження полягає у розробці методичного інструментарію для проактивного моніторингу навчальної діяльності в умовах дистанційного навчання. Практична цінність отриманих результатів полягає у можливості їх впровадження в діючі системи дистанційного навчання для завдань раннього виявлення студентів з ознаками академічної дезадаптації та своєчасного вжиття коригуючих заходів.

Ключові слова: цифрові сліди, дистанційне навчання, поведінкові шаблони, атипова поведінка, прогнозна модель, машинне навчання, академічний ризик, система дистанційного навчання (СДО), класифікація, освітня аналітика.



ВСТУП

Актуальність дослідження поведінкових цифрових слідів (ЦС) у системах дистанційного навчання (СДН) посилилась в умовах повномасштабної збройної агресії РФ проти України. Внаслідок воєнних дій тисячі навчальних закладів України зруйновано або пошкоджено. Мільйони студентів закладів вищої освіти (ЗВО) та учнів шкіл змушені перейти на дистанційний формат навчання. Ця вимушена трансформація не лише підтвердила життєву важливість СДН для підтримки освітнього процесу, але й виокремила низку науково-практичних проблем. Зокрема це проблема пов'язана з забезпеченням ефективності та цілісності навчального процесу в цифровому середовищі. Особливість дослідження саме ЦС полягає в його орієнтації на об'єктивні, машинно-зчитні дані. Такі дані автоматично реєструються лог-системою платформи дистанційного навчання під час взаємодії користувачів з навчальним контентом. На відміну від систем моніторингу подій інформаційної безпеки ЦС у СДН дають змогу до найменших деталей відтворити хронологію та структуру навчальної активності, перетворив суб'єктивні враження викладачів від на кількісні метрики. Отже це створює потенціал для глибокого аналізу навчальних траєкторій, виявлення факторів, що впливають на успішність, та прогнозування ризиків відчуження від освітнього процесу. А також створюють підґрунтя для моніторингу подій інформаційної безпеки у СДН. У СДН відстеження поведінки користувачів здійснюють шляхом збору та агрегації низки параметрів. Серед таких параметрів, зокрема, час і тривалість сесій, частота відвідування курсів, послідовність перегляду лекційних матеріалів, активність у форумах, результати виконання тестових завдань та характеристики взаємодії з іншими учасниками навчального процесу. Ці дані формують цифровий профіль користувача. Соке чергою цей цифровий профіль піддається подальшій інтерпретації за допомогою методів обробки великих масивів даних (Big Data) та освітнього аналізу даних (Educational Data Mining). Пошук шаблонів атипової поведінки в СДО є однією з основних задач, які виникають в рамках зазначеного дослідження. Під атиповою поведінкою розуміємо відхилення від нормативної або очікуваної моделі навчання. Зокрема це надмірно короткі або, навпаки, затримані сесії, ознаки несанкціонованої зовнішньої допомоги під час проходження тестування, різкі зміни в академічних результатах, мінімальна соціальна взаємодія або систематична відсутність реакції на повідомлення викладача. Для їх виявлення таких шаблонів атипової поведінки в останні роки широко застосовують методи машинного навчання. Це, зокрема, кластеризація для сегментації студентів за типами поведінки та алгоритми пошуку аномалій. Останні дозволяють ідентифікувати викиди в даних, які не вкладаються в загальну закономірність. Отже, аналіз поведінкових ЦС стає не лише інструментом діагностики освітніх траєкторій, але й механізмом проактивної підтримки освітнього процесу в умовах, коли традиційні форми педагогічного контролю обмежені зокрема, військовим станом, постійними обстрілами, відсутністю електроенергії тощо.

Постановка проблеми.

Системи дистанційного навчання (СДО) стали важливим інструментом для забезпечення освітньої безперервності під час повномасштабної російської агресії проти України. Масовий перехід закладів вищої освіти України на дистанційний формат викрив низку системних проблем. Серед таких проблем, зокрема, потребує уваги завдання об'єктивної діагностики академічної успішності та своєчасної ідентифікації ризиків відчуження студентів від навчального процесу. Наявні методи та моделі до моніторингу навчальної діяльності переважно ґрунтуються на суб'єктивній оцінці викладачем. Або застосовується ретроспективний аналіз підсумкових результатів. Це не дозволяє



проактивно втручатися в ситуацію з навчальним процесом окремих студентів. Незважаючи на наявність великого масиву ЦС, які автоматично реєструються лог-системами СДО, методи їхнього комплексного аналізу для виявлення атипової поведінки та прогнозування академічних ризиків досі залишаються недостатньо розробленими. Отже є релевантна задача у розробці алгоритмічного інструментарію, спрямованого не лише на констатацію фактів, але й на прогнозування девіацій у навчальній поведінці на ранніх етапах, що й становить відповідну наукову задачу.

Аналіз попередніх досліджень.

Завдання дослідження ЦС в освітньому середовищі віддзеркалилось в багатьох наукових публікаціях останніх років [1-12]. Аналіз цих публікацій дозволив виокремити основні напрями та методологічні засади, які склали теоретико-методологічну основу даного дослідження. Аналіз наукової літератури засвідчив формування двох основних векторів досліджень ЦС. Перший зосереджений на технічних аспектах збору та аналізу даних для моделювання навчальної поведінки. А другий акцентував увагу на соціальних та педагогічних наслідках існування ЦС.

Фундаментальний огляд публікацій за період 2005–2019 років проведено у [6]. Робота показала розвиток цієї області знань та констатувала зростання інтересу до використання ЦС для оцінки результатів навчання та персоналізації освітнього процесу. У цьому розрізі дослідження [2], присвячене аналізу поведінкових шаблонів через аналіз ЦС заклало основи для використання методів інтелектуального аналізу даних з метою кластеризації студентів за типами їхньої активності. Методологія яка передбачає інтелектуальний аналіз даних, отримала продовження в роботах, де кластерний аналіз автори застосовували в дослідженнях ЦС студентів з метою виявлення типових моделей навчальної поведінки [3].

Свій внесок у розвиток прогнозової аналітики в освіті зробили дослідження, спрямовані на розробку інформаційних систем для прогнозування успішності здобувачів освіти [4]. Паралельно розвивався напрям, пов'язаний із аналізом цифрових слідів у специфічних контекстах, таких як синхронне та асинхронне навчання в інженерних дисциплінах [5] або моніторинг цифрових слідів у мистецькій освіті [6], що підтверджує універсальність методології для різних галузей знань.

Окремий блок досліджень присвячений проблематиці кібербезпеки та поведінкових шаблонів користувачів освітніх систем [7]. Останнє напрям став релевантним в умовах посилення кібератак на інформаційну інфраструктуру закладів освіти. Соціальний аспект існування цифрових слідів розкрито в роботах, які аналізують вплив ЦС слідів представників покоління зумерів [8] та досліджують рівень обізнаності учнів про власні цифрові сліди [9]. Також актуальним є напрям вивчення студентських ЦС у віртуальних навчальних середовищах [10], що вказує на необхідність врахування етичної складової при роботі з освітніми даними.

Крім того, у науковому дискурсі присутні дослідження, які встановили зв'язок між ЦС та академічними результатами. Зокрема, в роботах [11, 12], автори дослідили вплив взаємодії з однолітками на успішність за допомогою аналізу цифрових слідів.

Проте незважаючи на значний прогрес, зазначений в огляді літератури, залишається недостатньо дослідженою проблема виявлення саме атипової поведінки в СДН, зокрема в розрізі ідентифікації ознак академічної недобросовісності, когнітивного навантаження та ризиків дезінтеграції з навчальним процесом. Наявні методи та моделі обмежуються ретроспективним аналізом і потребують удосконалення шляхом інтеграції прогностичних моделей, що і визначило новацію даного дослідження.



Мета дослідження – розробка та апробація прогнозної моделі виявлення атипової навчальної поведінки та оцінки академічного ризику в системах дистанційного навчання на основі аналізу поведінкових цифрових слідів користувачів.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Нехай $x = (x_1, x_2, x_3, x_4)$ – вектор ознак для одного студента за певний період, де: x_1 – середній час перебування в СДН за день; x_2 – коефіцієнт регулярності активності (стандартне відхилення часу входу в СДН); x_3 – відсоток виконаних завдань у СДН із аномально коротким часом виконання; x_4 – рівень соціальної взаємодії, як-то кількість повідомлень на форумі тощо.

Для кожного студента обчислюємо міра аномальності $A(x)$ як середньозважену суму нормалізованих ознак:

$$A(x) = w_1 \cdot z(x_1) + w_2 \cdot z(x_2) + w_3 \cdot z(x_3) + w_4 \cdot z(x_4),$$

де $z(x_i)$ – функція нормалізації ознаки x_i щодо розподілу всіх студентів, а w_i – вагові коефіцієнти, які визначають важливість кожної ознаки.

Ймовірність $P(y = 1|x)$ того, що студент належить до групи ризику ($y = 1$), оцінемо за допомогою логістичної регресії від міри атиповості:

$$P(y = 1|x) = 1 / (1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \cdot A(x)))) ,$$

де β_0 та β_1 – параметри моделі, які навчалися на ретроспективних даних СДН.

Для знаходження оптимальних параметрів β та w мінімізуємо функцію втрат із L2-регуляризациєю:

$$L(\beta, w) = -\sum [y_j \cdot \log(P(y_j = 1|x_j)) + (1 - y_j) \cdot \log(1 - P(y_j = 1|x_j))] + \lambda \cdot \|\beta\|^2,$$

де сумування ведеться по всіх прикладах j у навчальній вибірці;

y_j – фактичний мітка (1 – ризик, 0 – норма), а λ – коефіцієнт регуляризації.

Студента класифікуємо як такого, що перебуває в групі академічного ризику, якщо ймовірність перевищує заданий поріг θ . Поріг експертно встановимо 0,7: $\hat{y} = 1$, якщо $P(y = 1|x) \geq \theta$ та $\hat{y} = 0$, якщо $P(y = 1|x) < \theta$.

Розроблена модель дозволяє кількісно оцінити ризик для кожного студента на основі його поведінкових ЦС, використовуючи інтерпретовні ознаки та стандартні методи машинного навчання.

Для валідації запропонованої моделі проведено імітаційне моделювання на даних двох ЗВО – Національний університет біоресурсів та природокористування України та Державний торговельно-економічний університет. Вибірка дох СДН містила 500 спостережень, див. рис.1.

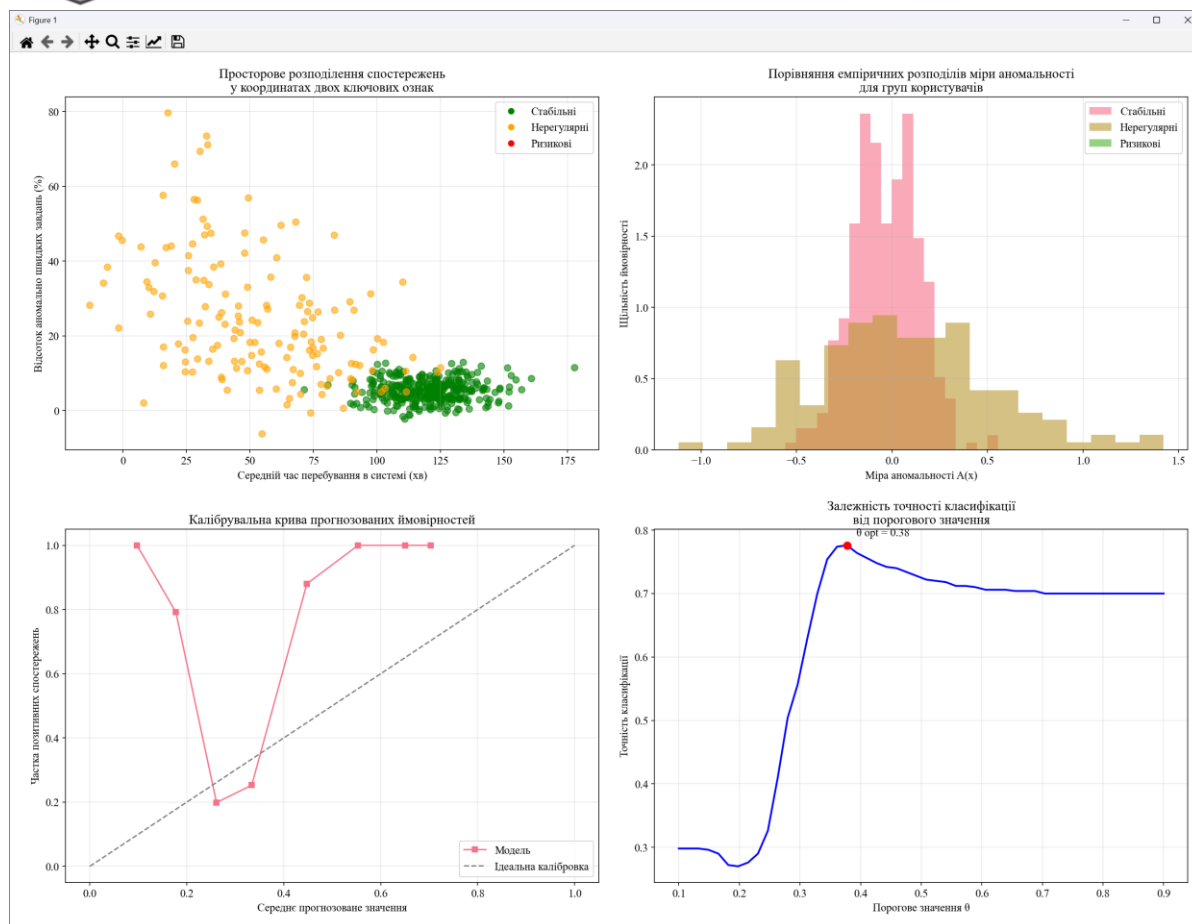


Рис. 1 – Результати моделювання

Всі спостереження попередньо поділено на три групи користувачів. Це «стабільні» користувачі СДН ($n=350$), «нерегулярні» користувачі ($n=100$) та «ризикові» користувачі ($n=50$). Для кожної групи задані параметри розподілу ознак (x_1, x_2, x_3, x_4). Моделювання здійснювалось в середовищі Python з використанням бібліотек NumPy та Scikit-learn. Вагові коефіцієнти w_i попередньо задані експертно. Параметри логістичної регресії β_0 та β_1 оцінені на вибірці. Результати моделювання наведено на малюнках у дашборд, див. рис.1.

ОБГОВОРЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕННЯ

На дашборд, див. рис. 1 у верхньому лівому куті показано просторове розподілення спостережень у координатах двох ознак (x_1, x_3). Візуалізація показала чітке диференціювання трьох груп користувачів. Кластер «ризикових» користувачів сконцентрувався в області низьких значень x_1 (середній час перебування в системі) та високих значень x_3 (відсоток аномально швидко виконаних завдань). Це відповідає поведінковій моделі з мінімальною часовою присутністю та ознаками потенційної академічної недоброчесності. «Нерегулярні» користувачі утворили розсіяний кластер з середніми значеннями ознак. А «стабільні» користувачі сформували щільну групу з високими значеннями x_1 та низькими значеннями x_3 . Гістограма у верхньому правому кутку дашборд віддзеркалила розподіл обчисленої міри аномальності $A(x)$ для трьох



груп користувачів. Аналіз розподілів підтвердив ефективність запропонованої метрики для диференціації навчальних поведінкових шаблонів. Розподіл для «стабільних» користувачів є вузьким з модою в області негативних значень. Це засвідчило про низький рівень аномальності їх поведінки. Розподіл для «ризикових» користувачів зсунутий вправо. Результат має моду в області значень, що перевищують 0,5. Розподіл «нерегулярних» користувачів займає проміжне положення. Він продемонстрував більшу дисперсію, що відображає гетерогенність цієї категорії користувачів СДН. В нижньому лівому куті дашборд подано графік який має калібрувальна крива прогнозованих ймовірностей $P(y = 1|x)$. Графік відобразив залежність між прогнозованою ймовірністю належності до групи ризику $P(y = 1|x)$ та фактичною часткою «ризикових» користувачів у опрацьованій вибірці. Отримана калібрувальна крива довела адекватність моделі. А саме факт коли спостерігаємо близькість кривої до діагоналі. Отже результат свідчить про хорошу каліброваність прогнозів. Системне відхилення кривої в області високих ймовірностей понад 0,7 вказує на необхідність корекції порогового значення θ при практичному застосуванні моделі для забезпечення повноти прогнозу. На остатньому графіку у нижньому правому куті дашборд подано залежність точності класифікації від порогового значення θ . Крива відтворює характерну поведінку з чітко вираженим максимумом в області $\theta \approx 0,65$. Зниження точності при надто низьких значеннях θ ($\theta < 0.4$) пояснювалося зростанням частки хибнопозитивних спостережень. А зниження при надто високих значеннях ($\theta > 0.8$) пов'язане зі збільшенням частки хибнонегативних класифікацій.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з удосконаленням моделі шляхом включення додаткових параметрів ЦС, апробацією на більшій кількості навчальних даних, а також інтеграції з системами академічного консалтингу для автоматизації процесів підтримки студентів, окрема в умовах воєнного стану в Україні.

ВИСНОВКИ

Проведене дослідження довело ефективність запропонованої моделі аналізу поведінкових цифрових слідів (ЦС) для ідентифікації атипової навчальної поведінки в системах дистанційного навчання (СДН). Розроблена прогнозна модель, ґрунтується на оцінці міри аномальності $A(x)$ та ймовірнісній інтерпретації результатів на основі застосування логістичної регресії. Доведена експериментально здатність моделі до диференціації користувачів за типами навчальної поведінки у СДН.

Результати імітаційного моделювання підтвердили гіпотезу про доцільність класифікації студентів на три дискретні категорії. А саме – «стабільні», «нерегулярні» та «ризикові» на підставі об'єктивних метрик їхньої цифрової активності у СДН. Візуалізація просторового розподілу спостережень у координатах ознак, які використовувалися у імітаційному експерименті виявила чіткі кластери, які відповіли різним поведінковим шаблонам студентів. Аналіз розподілів міри аномальності $A(x)$ підтвердив статистичну значущість запропонованої метрики для розрізнення груп. Калібрувальна крива продемонструвала адекватність моделі у відтворенні ймовірностей належності до групи ризику. Отже загалом отримані результати підтвердили коректність моделі та обраного математичного апарату. Дослідження залежності точності класифікації від порогового значення θ дало змогу визначити оптимальний рівень відсічення для практичного застосування моделі у практиці використання СДН в закладах вищої освіти. Теоретична цінність дослідження полягає у розробці методичного інструментарію для проактивного моніторингу навчальної діяльності в умовах



дистанційного навчання. Практична цінність отриманих результатів полягає у можливості їх впровадження в діючі системи дистанційного навчання для завдань раннього виявлення студентів з ознаками академічної дезадаптації та своєчасного вжиття коригуючих заходів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Buitrago-Ropero, M. E., Ramírez-Montoya, M. S., & Laverde, A. C. (2023). Digital footprints (2005–2019): A systematic mapping of studies in education. *Interactive Learning Environments*, 31(2), 876-889.
2. Nugumanova, A., & Baiburin, Y. (2019). Exploration of student behavior patterns through digital footprints. *Journal of Mathematics, Mechanics and Computer Science*, 103(3), 43-54.
3. Ляхно, В., Волошин, С., Мамченко, С., Кулініч, О., & Касаткін, Д. (2024). Кластерний аналіз для дослідження цифрових слідів студентів закладів освіти. *Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка»*, 3(23), 31-41.
4. Клименко, Є. О. (2025). Розробка інформаційних систем прогнозу аналітики успішності здобувачів освіти. *Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення* (випуск 98): матеріали Міжнародної наукової інтернет-конференції, (м. Тернопіль, Україна, м. Ополе, Польща, 15-16 квітня 2025 р.)/редкол.: О. Патряк та ін. ГО "Наукова спільнота", WSZIA w Opolu. Тернопіль: ФО-П Шпак ВБ 2025. 82 с.–ISSN 2522-932X, 22.
5. Appiah-Kubi, P., Zouhri, K., Basile, E., & McCabe, M. (2022). Analysis of engineering technology students' digital footprints in synchronous and asynchronous blended courses. *Int. J. Eng. Ped*, 12(1), 63-74.
6. Пічкур, М. О., Полудень, Л. І., Демченко, І. І., & Сотська, Г. І. (2023). Моніторинг цифрових слідів образотворчої підготовки здобувачів вищої мистецької освіти. *Інформаційні технології і засоби навчання*, 2(94), 128-149.
7. Lakhno, V., Kurbaizayov, N., Lakhno, M., Kryvoruchko, O., Desiatko, A., Tsiutsiura, S., & Tsiutsiura, M. (2024). Analysis of digital footprints associated with cybersecurity behavior patterns of users of University Information and Education Systems. *International Journal of Electronics and Telecommunications*, 673-682.
8. Karabatak, S., & Karabatak, M. (2020, June). Z generation students and their digital footprints. In *2020 8th International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS)* (pp. 1-5). IEEE.
9. Olipas, C. N. P. (2023). Exploring differences in demographic profiles and digital footprint awareness between private and public-school students: A comparative study. *East Asian Journal of Multidisciplinary Research*, 2(4), 1415-1436.
10. Rakow, K. E., Upsher, R. J., Foster, J. L., Byrom, N. C., & Dommett, E. J. (2023, December). Student perspectives on their digital footprint in virtual learning environments. In *Frontiers in Education* (Vol. 8, p. 1208671). Frontiers Media SA.
11. Scanlon, P. (2018). Using students' digital footprints to identify peer influences on academic outcomes (Doctoral dissertation, Dublin City University).
12. Evcimen, F. D., & Öteleş, E. Ü. U. (2025). The Effect Of Critical Thinking Practices On Digital Footprint. *Problems of Education in the 21st Century*, 83(3), 306.

**Desiatko Alona**

PhD, Associate Professor,
State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0000-0002-2284-3418
desyatko@gmail.com

Nikitenko Yevheniy

PhD, Associate Professor,
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0000-0002-9222-644X
ev.nikitenko@nubip.edu.ua

Hladkykh Valerii

PhD, Associate Professor,,
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0000-0002-5868-9504
v.hladkykh@nubip.edu.ua

APPLICATION OF MARKOV CHAINS TO DEVELOP SCENARIOS FOR THE DEVELOPMENT OF LOCAL SOCIO-ECONOMIC SYSTEMS

Abstract. The article presents the results of research on the issue of analyzing behavioral digital traces (DST) in distance learning systems (DLS) of Ukrainian educational institutions. The conducted study proved the effectiveness of the proposed model of analyzing behavioral DST for identifying atypical learning behavior in DLS. The predictive model developed in the article is based on the assessment of the anomaly measure $A(x)$ and the probabilistic interpretation of the results based on the use of logistic regression. The ability of the model to differentiate users by types of learning behavior in DLS is experimentally proven. The results of the simulation, performed on data from two Kyiv higher education institutions, confirmed the hypothesis of the feasibility of classifying students into three discrete categories. Namely, "stable", "irregular" and "risky" based on objective metrics of their digital activity in DLS. The visualization of the spatial distribution of observations in the coordinates of the features used in the simulation experiment presented in the article revealed clear clusters. These clusters corresponded to different behavioral patterns of students in the VDL. Analysis of the distributions of the anomaly measure $A(x)$ confirmed the statistical significance of the proposed metric for distinguishing groups. The calibration curve demonstrated the adequacy of the model in reproducing the probabilities of belonging to the risk group. In general, the results obtained confirmed the correctness of the model and the mathematical apparatus selected for the study. The study of the dependence of the classification accuracy on the threshold value θ made it possible to determine the optimal cutoff level for the practical application of the model in the practice of using the VDL in higher education institutions. The theoretical value of the study lies in the development of methodological tools for proactive monitoring of educational activities in distance learning conditions. The practical value of the results obtained lies in the possibility of their implementation in existing distance learning systems for the tasks of early detection of students with signs of academic maladjustment and timely implementation of corrective measures.

Keywords: digital footprints, distance learning, behavioral patterns, atypical behavior, predictive model, machine learning, academic risk, distance learning system (DLS), classification, educational analytics.

REFERENCES

1. Buitrago-Ropero, M. E., Ramírez-Montoya, M. S., & Laverde, A. C. (2023). Digital footprints (2005–2019): A systematic mapping of studies in education. *Interactive Learning Environments*, 31(2), 876–889.
2. Nugumanova, A., & Baiburin, Y. (2019). Exploration of student behavior patterns through digital footprints. *Journal of Mathematics, Mechanics and Computer Science*, 103(3), 43–54.



3. Lakhno, V., Voloshyn, S., Mamchenko, S., Kulinich, O., & Kasatkin, D. (2024). Cluster analysis for studying digital footprints of students in educational institutions. *Cybersecurity: Education, Science, Technique*, 3(23), 31–41.
4. Klymenko, Ye. O. (2025). Development of information systems for predictive analytics of students' academic performance. In O. Patriak et al. (Eds.), *Information society: Technological, economic and technical aspects of development* (Issue 98, pp. 22–24). Ternopil, Ukraine & Opole, Poland: NGO "Scientific Community"; WSZIA w Opolu; FOP Shpak V. B.
5. Appiah-Kubi, P., Zouhri, K., Basile, E., & McCabe, M. (2022). Analysis of engineering technology students' digital footprints in synchronous and asynchronous blended courses. *International Journal of Engineering Pedagogy*, 12(1), 63–74.
6. Pichkur, M. O., Poluden, L. I., Demchenko, I. I., & Sotska, H. I. (2023). Monitoring digital footprints of fine arts training of higher art education students. *Information Technologies and Learning Tools*, 2(94), 128–149.
7. Lakhno, V., Kurbaizayov, N., Lakhno, M., Kryvoruchko, O., Desiatko, A., Tsiutsiura, S., & Tsiutsiura, M. (2024). Analysis of digital footprints associated with cybersecurity behavior patterns of users of university information and education systems. *International Journal of Electronics and Telecommunications*, 673–682.
8. Karabatak, S., & Karabatak, M. (2020, June). Z generation students and their digital footprints. In *2020 8th International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS)* (pp. 1–5). IEEE.
9. Olipas, C. N. P. (2023). Exploring differences in demographic profiles and digital footprint awareness between private and public-school students: A comparative study. *East Asian Journal of Multidisciplinary Research*, 2(4), 1415–1436.
10. Rakow, K. E., Upsher, R. J., Foster, J. L., Byrom, N. C., & Dommert, E. J. (2023). Student perspectives on their digital footprint in virtual learning environments. *Frontiers in Education*, 8, Article 1208671.
11. Scanlon, P. (2018). *Using students' digital footprints to identify peer influences on academic outcomes* (Doctoral dissertation, Dublin City University).
12. Evcimen, F. D., & Öteleş, E. Ü. U. (2025). The effect of critical thinking practices on digital footprint. *Problems of Education in the 21st Century*, 83(3), 306–318.

