

АНАЛІЗ ЦИФРОВИХ СЛІДІВ ТА ІОТ-ПОВЕДІНКОВИХ ДАНИХ У SMART-КАМПУСИ

У статті запропоновано математичну модель аналізу цифрових слідів (ЦС) здобувачів вищої освіти, орієнтовану на потреби сучасної Smart-освіти як складника інтелектуальної міської інфраструктури, зокрема Києва. Актуальність дослідження обумовлена зростанням емоційної вразливості студентської молоді в умовах повномасштабної військової агресії РФ проти України, що спричинила системні зміни у характері цифрової комунікації, інтенсивності стресових реакцій та стабільності психоемоційних станів здобувачів вищої освіти. Враховуючи різноспрямований вплив цих факторів, запропонована у статті модель інтегрувала ймовірнісну класифікацію тональності текстових повідомлень в цифровому освітньому середовищі, баєсівське оновлення оцінок, мережеву модель дифузії емоцій у спільноті студентів та поведінкові IoT-сигнали, що дозволило у підсумку комплексно оцінювати емоційну варіативність цифрового освітнього середовища. У дослідженні використано дані штучних цифрових слідів та поведінкових метрик, характерних для двох закладів вищої освіти міста Києва, що дало змогу змоделювати реалістичні сценарії змін емоційних станів у студентських мережах цих ЗВО. Результати імітаційного експерименту підтвердили, що текстові цифрові сліди є релевантним та інформативним джерелом для виявлення індивідуальних і групових емоційних коливань, зокрема у ситуаціях підвищеної тривожності, пов'язаних з безпековими загрозами. Додавання IoT-компоненти в модель суттєво підсилило її прогностичні властивості. Адже поведінкові фактори, як-от активність у цифрових сервісах ЗВО, переміщення та присутність у кампусі віддзеркалюють значний вплив на стабільність або дестабілізацію емоційних станів здобувачів освіти. Запропонована модель дозволила виявляти періоди підвищеної напруженості не лише за текстовими повідомленнями, але й за поведінковими шаблонами користувачів, що робить її корисним інструментом оперативного моніторингу стану студентського середовища. Модель придатна для раннього виявлення потенційно проблемних ситуацій у взаємодії здобувачів, підтримує прийняття управлінських рішень у ЗВО та має потенціал для інтеграції в системи Smart-кампусу. Врахування ЦС у поєднанні з IoT-даними відкрило нові можливості для синтезу систем підтримки психоемоційного добробуту здобувачів вищої освіти, що є релевантним в умовах війни та високої соціальної нестабільності молоді.

Ключові слова: цифрові сліди, Smart-освіта, Smart-кампус, IoT-дані, поведінкова аналітика, аналіз тональності, мережеві моделі, дифузія емоцій, баєсівське оновлення, моделювання освітнього середовища.

Вступ

Концепція розумного міста (Smart City) зумовила перетворення освітніх систем, які все далі стають частиною єдиної цифрової системи міст та взаємодіють з іншими кібервимірювальними компонентами. У цьому процесі перебудови освіти однією з основних тенденцій стала поступова інтеграція технологій Інтернету речей (IoT) у цифрові освітні середовища університетів (ЦОСУ). Вже сьогодні у Smart-кампусах найбільш розвинених університетів США, краї ЄС, Японії тощо, IoT-пристрої гарантують постійний вимірювальний потік даних, починаючи від телеметрії відвідуваності та пересування здобувачів освіти територією кампусів до інформації про активність у навчальному середовищі, використання електронних сервісів, участі в онлайн-подіях та взаємодії з освітньою інфраструктурою навчального закладу [1-5]. Подібні дані утворюють багатокomпонентні цифрові сліди (далі ЦС). Останні відображають поведінкові, соціальні та емоційні характеристики студентських спільнот. Водночас ЦС виступають як потужне джерело інформації для інтелектуального аналізу даних [5-10]. Відповідно, зростає потреба в математичних моделях, які здатні інтегрувати дані текстової природи, як-то, повідомлення, коментарі, звернення до викладачів тощо, структурні характеристики соціальної взаємодії та IoT-потоки поведінкової активності. Проте аналіз релевантних наукових публікацій останніх років [5-12], присвячених проблематиці Smart Education, засвідчив, що більшість авторів обмежились описовими поданнями перспектив впровадження IoT в Smart Education та не надали моделі, яка поєднувала б: 1) ймовірнісну інтерпретацію текстів цифрової взаємодії; 2) постійні оновлення оцінок емоційного стану; 3) урахування рідкісних, але поведінково значущих цифрових маркерів; 4) мережевий вплив здобувачів освіти один на одного; 5) поведінкові IoT-

індикатори, які віддзеркалюють реальний стан взаємодії здобувачів вищої освіти з освітнім середовищем.

Унаслідок цього в багатьох розглянутих дослідженнях спостерігаємо помітний науковий розрив між теоретичними моделями та впровадженням IoT в Smart Education. Наразі відсутня модель, яка інтегрує ЦС здобувачів вищої освіти як соціально-текстові, так і IoT-поведінкові сигнали в математичну схему, придатну для моніторингу освітньої системи. Подібна модель актуальна й для українських закладів вищої освіти, зокрема, університетів, які активно впроваджують Smart-кампуси, системи електронного навчання та інтелектуальні модулі керування освітніми процесами.

У зв'язку з цим у статті пропонується математична модель аналізу цифрових слідів здобувачів вищої освіти, яка поєднала: ймовірнісне визначення тональності текстових повідомлень в ЦОСУ; урахування соціальних взаємодій та агрегування індивідуальних реакцій в інтегральний індекс напруженості студентського середовища, а також враховую залучення IoT-показників поведінкової активності як додаткового індикатора стану здобувача освіти та його взаємодії з цифровою інфраструктурою університету. Запропонована модель створює підґрунтя для її інтеграції в системи Smart Campus, Smart LMS, аналітичні модулі університетського менеджменту, а також у ширші системи розумних міст, де освітні дані поєднують з транспортною, комунікаційною та інфраструктурною інформацією. Гіпотеза дослідження полягає в тому, що моделювання ЦС здобувачів вищої освіти як мережі взаємодіючих агентів із ймовірнісною структурою емоційної тональності повідомлень, гнучким оновленням оцінок емоцій та включенням IoT-поведінкових сигналів дозволяє отримати релевантний інтегральний індикатор стану ЦОСУ. Подільний індикатор відображатиме зміну настроїв студентської спільноти, виявлятиме періоди підвищеної емоційної напруженості та може бути використаний у системах підтримки прийняття рішень у Smart Education.

Постановка проблеми

Цифрові освітні середовища закладів вищої освіти створюють великі масиви цифрових слідів, які, зокрема, віддзеркалюють поведінку, емоційні реакції та інтенсивність взаємодії здобувачів вищої освіти. В умовах багаторічної воєнної агресії з боку РФ проти України зріс рівень емоційної нестабільності студентської молоді, що ускладнило підтримку психологічної безпеки та стабільності освітнього процесу. Наявні методи аналізу студентських повідомлень не враховують потенціал аналізу цифрових слідів, рідкість емоційно значущих маркерів, а також взаємний вплив поведінкових IoT-сигналів та комунікативної активності. Відсутність відповідної моделі відповідно зробило тематику дослідження релевантною.

Аналіз попередніх досліджень

У публікаціях багатьох українських та закордонних авторів, які займаються проблематикою с Smart Education, спостерігається зростання уваги до завдання впровадження моделей аналізу даних, зокрема ЦС та оцінювання громадських настроїв у цифрових комунікаційних середовищах. Цей напрям активно досліджувався у період пандемії COVID-19. Саме тоді значна частина освітніх процесів була вимушено перенесена на електронні платформи. Відповідно, взаємодія студентів і викладачів відбувалася переважно через соціальні мережі та цифрові сервіси закладів освіти. Емпіричні дослідження, присвячені аналізу онлайн-комунікацій в умовах дистанційного навчання, зокрема аналізу твітів та соціальних публікацій про онлайн-освіту [11, 13], довели високу результативність методів опрацювання природної мови та глибокого навчання для виявлення емоційних сигналів користувачів, визначення їхнього ставлення до якості освітніх послуг та фіксації негативних тенденцій. Водночас роботи [11, 12, 13] переважно акцентовані на низці обмежень подібного аналізу. Зокрема, автори [11] відмітили обмеження притаманні чинним моделям аналізу тональності. А серед них проблема залежності результатів аналіз текстів від контексту повідомлень. З методологічного погляду помітний внесок у дослідження варіативності емоцій

користувачів внесли ймовірнісні моделі. Останні переважно гуртуються на застосування часових рядів. Значущою для нашого дослідження стає робота [8], яка виступила як базис для розвитку запропонованої в ній моделі баєсівської мережі. Автори дослідили модель на основі мережі Баєса для відстеження змін у тематичному та емоційному забарвленні користувацьких повідомлень. Ця модель та методологія є релевантними й для завдання формування механізму оновлення оцінок тональності цифрових слідів у середовищах Smart-освіти. Остання зумовлено тим, що саме мережі Баєса забезпечила інтеграцію часової динаміки та багатокомпонентного впливу контенту повідомлень на результат роботи моделі.

Паралельно активно розвивався напрям досліджень, пов'язаний із поширенням думок, емоцій та соціального впливу в цифрових мережах. Оглядові та теоретичні роботи з аналізу користувацьких думок у соціальних мережах [9, 10] довели, що математичне моделювання дифузійних процесів є визначальним для дослідження поляризації, стійкості комунікаційних структур та ролі впливових учасників мережі. Роботи [9, 10] склали підґрунтя для використання у запропонованій в статті моделі матриці впливу та введення ваг значущості вузлів у структурі агрегованого індексу емоційної напруженості освітнього середовища.

Також інтерес становлять дослідження цифрових слідів студентів у розрізі Smart-освіти. Роботи, присвячені впровадженню SMART-технологій у закладах вищої освіти [5, 7], а також новітні результати кластерного аналізу цифрових слідів українських студентів [6], підтвердили доцільність аналітичних моделей для підтримки прийняття рішень у цифрових кампусах. Разом з тим більшість наявних моделей сфокусовані на описовій аналітиці та аналізі великих потоків даних без урахування рідкісних маркерів, без чіткої формалізації емоційних індексів та без інтеграції поведінкових сигналів від IoT-інфраструктури. Це створило методологічну прогалину між технологічними можливостями Smart-освіти та рівнем формалізації моделей аналізу цифрових слідів. У суміжних дослідженнях Smart City, зокрема роботах, присвячених інтелектуальному міському управлінню та розвитку цифрових сервісів [1, 2, 3], автори підкреслювали важливість комплексного збору даних про поведінку користувачів, взаємодію з інфраструктурою та емоційний стан. Однак ці дослідження переважно обмежились концептуальними моделями або висвітлювали лише загальні можливості інтеграції IoT-технологій у середовища освітніх установ [4]. Отже, у дослідженнях на перетині Smart-освіти, Smart City та аналізу цифрових слідів досі відсутній формальний математичний апарат, який здатен об'єднати текстові та IoT-поведінкові сигнали у єдину модель. Відповідно, з огляду на зазначене, у сучасному науковому дискурсі залишилося релевантним питання дослідження моделі, яка одночасно враховує ймовірнісну класифікацію тональності повідомлень в ЦОСУ, баєсівське оновлення оцінок, рідкість маркерів, мережеву дифузю емоцій здобувачів вищої освіти та вплив поведінкових IoT-індикаторів, інтегруючи ці елементи в інтерпретований агрегований індекс. Саме цей науковий розрив і усуває запропонована в статті математична модель.

Мета дослідження полягає у синтезі моделі аналізу цифрових слідів здобувачів вищої освіти у системі Smart Education із включенням IoT-поведінкових сигналів, що дозволить оцінити зміни настроїв студентської спільноти в умовах підвищеної зовнішньої напруженості.

Для досягнення мети дослідження потрібно розв'язати наступні **завдання**:

- формалізувати модель визначення тональності цифрових повідомлень із урахуванням рідкості емоційно значущих лінгвістичних маркерів та можливості гнучкого оновлення оцінок;
- побудувати інтегральний індекс емоційної напруженості, який врахує структуру соціальної взаємодії здобувачів та вплив поведінкових IoT-показників і може слугувати поведінковим індикатором у цифровому освітньому середовищі;
- провести імітаційний експерименту для перевірки працездатності запропонованої моделі та оцінити її аналітичний потенціал для завдань Smart Education;

Методи та моделі

Представимо кожне повідомлення в мережі повідомлень (спілкування) на платформах ЦОС, як частини Smart Education трійкою: $m_i = (u_i, t_i, x_i)$, $i = 1, \dots, N$, де u_i – користувач; t_i – час; x_i – текст повідомлення.

Прийmemo, що тональність повідомлення – прихована величина: $y_i \in \{-1, 0, +1\}$, відповідно, негативна, нейтральна, позитивна.

Розглянемо імовірнісну модель тональності і визначимо імовірнісний розподіл:

$$P(y_i|x_i) \propto P(x_i|y_i)P(y_i). \quad (1)$$

Вираз (1) використовуємо як єдиний класифікатор тональності повідомлень в ЦОС. Іншими словами вираз (1) означає, що ймовірність того, що повідомлення відноситься до певної тональності y_i , залежить від двох факторів: 1) наскільки текст повідомлення характерний для цієї тональності, що виражено через ймовірність $P(x_i|y_i)$; 2) наскільки часто ця тональність зустрічається в поточному цифровому середовищі навчального закладу. Тобто $P(y_i)$ – апіорна ймовірність. Формула (1) визначає тональність як комбінацію змісту тексту і поточного контексту, дозволяючи врахувати як лексичні особливості повідомлень в ЦОС, так і загальну емоційну ситуацію в студентському співтоваристві.

Відповідно до гіпотези дослідження кожному слову (або маркеру) приписуємо вагу:

$$w_j = (\text{freq}(\text{token}_j) + \varepsilon)^{-\alpha}, \quad (2)$$

де $\alpha \in [0.5, 1]$ – параметр чутливості до рідкості.

Відповідно, слова, що рідко зустрічаються, дають більший внесок. Останнє характерно для «незвичайних» емоційних сплесків у повідомленнях, що публікуються в ЦОС.

Для оновлення ймовірностей тональності або фільтрації розглянемо для конкретного ЦС апостеріорну оцінку:

$$P_t(y) = (1 - \lambda)P_{t-1}(y) + \lambda\hat{P}_t(y), \quad (3)$$

де $\hat{P}_t(y)$ – оцінка за поточною порцією повідомлень у ЦОС; $\lambda \in (0, 1)$ – коефіцієнт адаптивності здобувача освіти.

Фактично вираз (3) – аналог експоненціального згладжування або байєсівського оновлення. Оновлення ймовірностей (3) дозволяє отримувати поточний розподіл тональностей у потоці цифрових слідів. При цьому (3) описує кожне повідомлення ізольовано, без урахування того, що здобувачі освіти взаємодіють між собою, формуючи мережу комунікацій. А в Smart Education ЦС, згідно з [5], є не просто набором текстів, а відображенням поведінки користувачів всередині соціальної мережі, де повідомлення окремих здобувачів освіти підсилюють або послаблюють емоційні стани інших учасників. Тому наступним кроком необхідно врахувати мережеву структуру взаємодій, що формується через коментарі, згадки, реакції та інші види цифрової активності. Тоді згідно з гіпотезою дослідження граф соціальної взаємодії в ЦОС опишемо так: $G = (U, E, A)$, де $A = [a_{ij}]$ – матриця впливу. А індивідуальний «градус настрою» користувача в ЦОС, згідно з [6, 7], подамо так:

$$s_i(t) = \sigma(\beta \sum_j a_{ij}s_j(t-1) + \gamma E[y_i(t)]), \quad (4)$$

де β – сила соціального впливу повідомлень; γ – внесок власних повідомлень; $\sigma(\cdot)$ – сигмоїдальне нормування, $E[y_i(t)]$ – математичне очікування тональності повідомлень користувача i в момент часу t .

Вираз (4) дасть дифузію настроїв в ЦОУ. Зауважимо, що формула (4) спочатку базується на ідеї лінійної моделі впливу [14, 15], яка використовується в теорії соціальних мереж, дифузії емоцій, поширення думок і багатокритеріальних соціальних процесів. А в нашому дослідженні вона налаштована під завдання аналізу цифрових слідів, що відображають емоційні стани здобувачів освіти, а також для інтеграції з імовірнісною моделлю текстів у мережі ЦОС університету (формули 1-3).

У підсумку величина, отримана згідно з виразом (4), відобразить індивідуальний емоційний стан кожного учасника мережі ЦОС з урахуванням соціального впливу. Однак для систем Smart Education як компонента Smart City важлива оцінка стану освітнього середовища в цілому, а не окремих користувачів. Тому потрібно було агрегувати індивідуальні стани в єдиний індикатор, який має потенціал для застосування в моніторингових панелях ЦОС і виступає тригером для управлінських рішень менеджменту навчального закладу. Тоді підсумковий індекс напруженості в ЦОС, представимо як узагальнений індикатор стану студентської спільноти:

$$I(t) = \frac{\sum_i c_i P_t(y_i=-1) - \sum_i c_i P_t(y_i=+1)}{\sum_i c_i + \varepsilon}, \quad (5)$$

де c_i – ступінь впливу повідомлення; ε – поправочний коефіцієнт.

Для кожного користувача ЦОСУ оцінимо його активність на основі IoT-даних. Нехай для кожного користувача i в момент t надходить вектор IoT-метрик $z_i(t) = [z_{i,1}(t), \dots, z_{i,K}(t)]$, наприклад: час підключення до LMS, кількість взаємодій з ресурсами, присутність у аудиторіях за даними BLE/Wi-Fi, показники наявності в ЗВО сенсорів тощо.

Визначаємо поведінковий індекс $b_i(t)$ як зважену нормалізовану суму:

$$b_i(t) = N\left(\sum_{k=1}^K \omega_k z_{i,k}(t)\right), \quad \sum_k \omega_k = 1, \quad \omega_k \geq 0, \quad (6)$$

де $N(\cdot)$ – оператор нормалізації; ω_k – ваги важливості IoT-метрик.

Тобто $b_i(t) \in [0,1]$ – кількісна міра поведінкової активності або присутності користувача i у ЦОСУ.

Також, враховуємо, що поведінка, тобто IoT-індекс, впливають як на індивідуальний стан, так і на швидкість та напрямок емоційних змін. Відповідно улоосконалемо вираз (4) на розширену форму представлення так:

$$s_i(t) = \sigma\left(\beta \sum_j a_{ij} s_j(t-1) + \gamma E[y_i(t)] + \delta \phi(b_j(t))\right), \quad (7)$$

де $\delta \geq 0$ – коефіцієнт чутливості до IoT-індикатора; $\phi(\cdot)$ – монотонна перетворююча функція, яка переведе поведінковий індекс у шкалу, сумісну з іншими членами аргументу сигмоїди.

У Smart Campus або в цілому Smart City IoT-пристрої забезпечують додаткові, незалежні від тексту, сигнали про поведінку здобувачів вищої освіти, як-от присутність, активність у LMS, участь у заходах, фізична присутність тощо. Ці сигнали доповняють текстові цифрові сліди та покажуть, наприклад, що користувач активно підключається до курсів, але одночасно генерує негативні повідомлення. А це важлива індикація когнітивного навантаження або фрустрації. Тобто вираз (6) формалізував перетворення сирих IoT-метрик у один індекс $b_i(t)$.

Вираз (7) вводить IoT-компонент у нашу модель індивідуального стану $s_i(t)$. Тобто індивідуальний стан формується не лише через мережеве впливання та текстову тональність, але й через реальну поведінку в ЦОСУ. В (7) параметр δ регулює силу цього впливу. А функція $\phi(\cdot)$ дозволяє нелінійно коригувати ефект, як-от низька активність може мати інший сенс, ніж надзвичайно висока.

Тоді IoT-індекс також модулює оцінку $\hat{P}_t(y)$, див. вираз (3). Це, реалізуємо в нашому імітаційному експерименті, підвищуючи або знижуючи вагу автоматизованої оцінки тексту при наявності контрастних поведінкових сигналів. У найпростішому вигляді це реалізуємо через умовлення $\hat{P}_t(y)$ на $b_i(t)$ або через додатковий поправочний член у виразі (3).

Імітаційний експеримент проведено з метою перевірки працездатності запропонованої математичної моделі аналізу ЦС у системі Smart Education на базі двох університетів міста Києва – Державний торговельно-економічний університет та Національний університет біоресурсів та природокористування України. Імітаційний експеримент містив ймовірнісну класифікацію тональності повідомлень в ЦОС відповідного ЗВО, байєсівське оновлення розподілів, мережеву дифузію емоційного стану та інтеграцію поведінкових IoT-сигналів. Для цього сформована популяція здобувачів вищої освіти, об'єднана у штучну соціальну мережу з випадково згенерованою структурою зв'язків. Мережа відтворювала фрагмент комунікаційного простору університетів, у якому учасники взаємодіють через цифрові платформи, обмінюються повідомленнями та мають різні форми активності, зафіксовані за допомогою IoT-пристроїв.

Джерелом цифрових слідів у моделі виступав потік текстових повідомлень, для яких випадковим чином задалася тональність. На основі цих повідомлень сформовано початковий розподіл імовірностей для трьох станів емоційної полярності. Далі модель застосовує байєсівське оновлення оцінок тональності відповідно до експоненційної формули, яка імітувала накопичення нових даних у ЦОС ЗВО. Математичне сподівання тональності, отримане в результаті такого оновлення, інтегрувалося у мережеву модель поширення емоцій, де індивідуальний стан кожного здобувача освіти залежав як від власних повідомлень, так і від станів його сусідів за соціальним графом. Для врахування поведінкової складової Smart-кампусу у модель включено IoT-компонент. На кожному часовому кроці генерувалися набори поведінкових показників. Дані відповідали реальній активності здобувачів освіти у ЦОС ЗВО. А далі на основі цих сигналів обчислюємо інтегральний індекс поведінкової активності, див. вираз (5). Інтегральний індекс напруженості, який характеризує загальний стан освітнього середовища, розраховано для кожного моменту часу як міра узгодженості між негативними та позитивними складовими розподілу тональностей з урахуванням важливості вузлів у мережі. Отже, експеримент штучно відтворив ситуацію, у якій локальні емоційні зміни та поведінкові сигнали підсилювалися або послаблювалися в ЦОСУ.

Результати дослідження

На рис. 1, 2 наведені результати нашого імітаційного експерименту.



Рис. 1. Середній емоційний стан мережі ЦОСУ



Рис. 2. Середній IoT-індекс активності

Діаграма зміни індексу напруженості на рис. 1 показала, що цей параметр є чутливим до змін у тональності повідомлень в ЦОСУ і змінювався хвилеподібно. Графік на рис. 1, відобразив як випадкову природу даних під час імітаційного експеримента, так і інерційність фільтра (4). Коливання індексу не набували різко нестабільного характеру. Отже модель згладжувала разові негативні або позитивні спалахи. IoT-індекс активності, наведений на рис. 2, виявив власні структуровані зміни та відіграв роль модулюючого фактора для емоційного стану. У моменти підвищеної активності здобувачів вищої освіти модель (1) – (7) віддзеркалила корекцію емоційного стану у напрямі збільшеної чутливості до позитивних або негативних сигналів. Отже, IoT-компонента надала додатковий вимір, який дозволив глибоше відтворити під час імітаційного експерименту поведінку здобувачів освіти у ЦОСУ та Smart-кампусу для досліджених ЗВО. У сукупності результати імітаційного експерименту підтвердили, що модель адекватно відтворила взаємодію між інформаційними, соціальними та поведінковими факторами, які визначали стан ЦОСУ.

Висновки

У статті запропоновано математичну модель аналізу цифрових слідів здобувачів освіти (здовжувачів вищої освіти) у розрізі розвитку системи Smart-освіти як частки розумного міста, зокрема, Києва. Моделі інтегрувала ймовірнісну класифікацію тональності повідомлень, баєсівське оновлення, мережеву модель дифузії емоцій та IoT-поведінкові сигнали, що дозволило комплексно оцінювати емоційну частину цифрового освітнього середовища на прикладі двох закладів вищої освіти міста Києва.

Отримані результати імітаційного експерименту засвідчили, що цифрові сліди у вигляді текстових повідомлень доцільно використовувати як інформативне джерело в процесі оцінювання індивідуальних та групових емоційних станів здобувачів освіти ЗВО. Інтеграція IoT-даних дала змогу підвищити результативність роботи моделі, оскільки поведінкові сигнали, як-от активність у цифрових сервісах, присутність у кампусі тощо, впливали на емоційні реакції та стабільність станів у студентській мережі. Запропонована модель дозволяє врахувати не лише інформаційні, але й поведінкові аспекти цифрової взаємодії. Включення в модель IoT-компоненти забезпечило можливість виявляти аспекти підвищеної напруженості не лише за текстовими повідомленнями, але й за змінами у користувацьких поведінкових шаблонах. Модель розширила можливості моніторингу освітнього середовища та потенційно дозволяє формувати більш точні прогностичні оцінки станів здобувачів вищої освіти. У межах Smart-освіти розроблена модель придатна для раннього виявлення потенційно проблемних ситуацій у взаємодії здобувачів освіти, для підтримки прийняття управлінських рішень, а також для підвищення якості освітніх послуг шляхом оптимізації цифрової інфраструктури ЗВО. Врахування IoT-поведінкових даних відкрило перспективи розширення

функціональності систем аналізу цифрових слідів, що зробило запропоновану модель релевантною для сучасних Smart-кампусів.

Перелік посилань

1. Козубцова, Л., & Козубцов, І. (2024). Поняття і місце smart school в концепції інфраструктури SMART CITY. ТТСПТ, 68.
2. Мужанова, Т. М. (2017). «Розумне місто» як інноваційна модель управління. «Економіка. Менеджмент. Бізнес» № 2 (20), 2017. 116-122.
3. Дзюндзюк, К. В. (2023). Публічне управління міським розвитком на засадах концепції розумного міста. Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 281, публічне управління та адміністрування. Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна, Харків, 2023.
4. Алексов, С. В., & Дідик, А. В. (2023). Перспективи впровадження системи «розумний дім» у заклади освіти. Трансформаційна економіка, (2 (02)), 5-9.
5. Чорненька, Ж. А., Грицюк, М. Я. І., & Бідучак, А. С. (2017). Впровадження SMART-освіти у вищих навчальних закладах. The Scientific Heritage, (11-2 (11)), 63-65.
6. 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.
7. Das, N. (2023). Digital education as an integral part of a smart and intelligent city: a short review. Digital learning based education: transcending physical barriers, 81-96.
8. Liang, H., Ganeshbabu, U., & Thorne, T. (2020). A dynamic Bayesian network approach for analysing topic-sentiment evolution. IEEE Access, 8, 54164-54174.
9. Peralta, A. F., Kertész, J., & Iñiguez, G. (2022). Opinion dynamics in social networks: From models to data. arXiv preprint arXiv:2201.01322.
10. Xu, H., Xu, M., Deng, X., & Wang, B. (2025). Sentiment Diffusion in Online Social Networks: A Survey from the Computational Perspective. ACM Computing Surveys.
11. Mujahid, Muhammad, et al. "Sentiment analysis and topic modeling on tweets about online education during COVID-19." Applied Sciences 11.18 (2021): 8438.
12. El Alaoui, I., Gahi, Y., Messoussi, R., Chaabi, Y., Todoskoff, A., & Kobi, A. (2018). A novel adaptable approach for sentiment analysis on big social data. Journal of Big Data, 5(1), 1-18.
13. Chakraborty, K., Bhatia, S., Bhattacharyya, S., Platos, J., Bag, R., & Hassanien, A. E. (2020). Sentiment Analysis of COVID-19 tweets by Deep Learning Classifiers-A study to show how popularity is affecting accuracy in social media. Applied Soft Computing, 97, 106754.
14. Zhou, Lili. Optimisation design of distance education resource recommendation system based on hierarchical linear model. International Journal of Continuing Engineering Education and Life Long Learning 32.6 (2022): 681-698.
15. Zhou, H., Jiang, S., & Liu, X. (2021). Regression analysis of intelligent education based on linear mixed effect model. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 1-13.

Надійшла до редакції (Received): 20.01.2026

Прийнята до друку (Accepted): 17.03.2026

Опубліковано онлайн (Available online): 30.03.2026

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

This work is licensed under Creative Commons Attribution-noncommercial-sharealike 4.0 International License.

УДК 004.056.55:004.272

DOI: 10.31673/2409-7292.2026.010544

Єлісєва Г.С.

ПОСТКВАНТОВА КРИПТОГРАФІЯ: СУЧАСНИЙ СТАН ТА ПЕРСПЕКТИВИ

Постквантова криптографія є одним із ключових напрямів розвитку сучасних засобів захисту інформації у зв'язку з активним прогресом квантових технологій. Класичні криптографічні алгоритми, такі як RSA та ECC, стають вразливими через алгоритм Шора, що ставить під загрозу довгострокову безпеку інформаційних систем. У статті здійснено поглиблений огляд сучасного стану постквантових криптографічних алгоритмів на основі результатів відбору National Institute of Standards and Technology (NIST), а також проаналізовано підходи, запропоновані в останніх наукових публікаціях. Детально розглянуто характеристики алгоритмів Kyber, Dilithium, Falcon та SPHINCS+ – їхні параметри безпеки, продуктивність, криптостійкість, вимоги до апаратних