

М. С. ДУТЧАК

викладач кафедри інформаційних технологій
Карпатський національний університет імені Василя Стефаника
ORCID: 0000-0002-3337-5613

М. В. ПІКУЛЯК

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри інформаційних технологій
Карпатський національний університет імені Василя Стефаника
ORCID: 0000-0003-2192-1899

Р. О. ТИЧКОВСЬКИЙ

кандидат технічних наук,
доцент кафедри інформаційних технологій
Карпатський національний університет імені Василя Стефаника
ORCID: 0009-0001-5136-2648

І. Б. ПОЛАТАЙКО

асистент кафедри інформаційних технологій
Карпатський національний університет імені Василя Стефаника
ORCID: 0000-0002-9111-0162

МОДЕЛЮВАННЯ ЖИТТЄВОГО ЦИКЛУ РОЗРОБКИ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ НАВЧАЛЬНИХ СИСТЕМ

У статті розглядається концепція, методологія та моделі життєвого циклу розробки програмного забезпечення (Software Development Life Cycle, SDLC) інтелектуальних навчальних систем (ILS). Проаналізовано існуючі підходи, ключові етапи життєвого циклу, виклики та напрями розвитку. Запропоновано гібридну модель SDLC ILS, яка поєднює освітні стратегії, моделі та правила з компонентами штучного інтелекту (Artificial Intelligence, AI) і машинного навчання (Machine Learning, ML) з метою збереження освітнього характеру даного класу систем і водночас отримання користі від статистичної узагальненості, автоматизації прийняття управлінських рішень, адаптивності та можливості безперервного перенавчання системи.

У статті представлено формалізований підхід до SDLC ILS, який синтезує підходи із розробки ILS, адаптивної гіпермедіа та сучасних практик ML. Описано виділені етапи SDLC ILS. Для етапів визначено методологічні підходи, метрики оцінювання та механізми управління. Запропоновано гібридну модель SDLC ILS, яка поєднює освітні стратегії, моделі та правила з компонентами ML, щоб зберегти освітній характер даного класу систем і водночас отримати користь від статистичної узагальненості, автоматизації прийняття управлінських рішень та можливості безперервного перенавчання системи. Розглянутий в роботі процес моделювання SDLC ILS забезпечує структурований підхід до розробки, впровадження та управління ILS. Особливу увагу приділено моделюванню інтеграції когнітивних і педагогічних теорій із системною інженерією, що формує новий стандарт якості освітніх технологій та дозволяє одночасно забезпечити масштабованість, надійність, педагогічну валідність і етичну прозорість систем навчання.

Запропонована гібридна модель і покроковий життєвий цикл служать дорожньою картою для дослідників і практиків, які прагнуть реалізувати ILS із високим рівнем якості та безпеки автоматизованих навчальних процесів.

Ключові слова: моделювання життєвого циклу програмного забезпечення, інтелектуальні навчальні системи, машинне навчання, штучний інтелект, метрики оцінювання.

M. S. DUTCHAK

Lecturer at the Department of Information Technologies
Vasyl Stefanyk Carpathian National University
ORCID: 0000-0002-3337-5613

M. V. PIKULYAK

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Information Technologies
Vasyl Stefanyk Carpathian National University
ORCID: 0000-0003-2192-1899

R. O. TYCHKOVSKYI

Candidate of Technical Sciences,
Associate Professor at the Department of Information Technologies
Vasyl Stefanyk Carpathian National University
ORCID: 0009-0001-5136-2648

I. B. POLATAYKO

Assistant Professor at the Department of Information Technologies
Vasyl Stefanyk Carpathian National University
ORCID: 0000-0002-9111-0162

MODELING THE SOFTWARE DEVELOPMENT LIFE CYCLE OF INTELLIGENT LEARNING SYSTEMS

The article considers the concept, methodology and models of the Software Development Life Cycle (SDLC) of intelligent learning systems (ILS). Existing approaches, key stages of the life cycle, challenges and development directions are analyzed. A hybrid SDLC ILS model is proposed, which combines educational strategies, models, and rules with components of artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) in order to preserve the educational nature of this class of systems and at the same time benefit from statistical generalization, automation of management decision-making, adaptability, and the possibility of continuous retraining of the system.

The paper presents a formalized approach to the SDLC ILS, which synthesizes approaches to the development of ILS, adaptive hypermedia and modern ML practices. The selected stages of the SDLC ILS are described. Methodological approaches, evaluation metrics and management mechanisms are defined for the stages. A hybrid SDLC ILS model is proposed, which combines educational strategies, models and rules with ML components in order to preserve the educational nature of this class of systems and at the same time benefit from statistical generalization, automation of management decision-making and the possibility of continuous retraining of the system. The SDLC ILS modeling process considered in the work provides a structured approach to the development, implementation and management of ILS. Particular attention is paid to modeling the integration of cognitive and pedagogical theories with systems engineering, which forms a new standard of quality of educational technologies and allows simultaneously to ensure scalability, reliability, pedagogical validity and ethical transparency of learning systems.

The proposed hybrid model and step-by-step life cycle serve as a roadmap for researchers and practitioners who seek to implement ILS with a high level of quality and security of automated learning processes.

Key words: *software life cycle modeling, intelligent learning systems, machine learning, artificial intelligence, evaluation metrics.*

Постановка проблеми

Еволюція ІА в освіті змістила розробку освітніх систем від моделей, заснованих на правилах, до інтелектуальних систем, що постійно розвиваються на основі даних. Як результат, традиційні моделі SDLC є недостатніми, оскільки їм бракує процесів для управління наборами даних, експериментування з моделями, перенавчання та моніторингу розгорнутих компонентів машинного навчання.

ILS – це програмні середовища, які враховують індивідуальні характеристики студента (знання, стиль навчання, темп, мотивацію) та адаптують навчальний процес відповідно до них. Для створення ефективних ILS важливо чітко окреслити моделі життєвий цикл розробки їх програмного забезпечення, які б дозволили системам еволюціонувати і адаптуватися. ILS відрізняються від загальних систем ІА своїм педагогічним призначенням та адаптацію до параметрів моделі студента. Це робить моделювання життєвого циклу складнішим: системи повинні бути точними, надійними, прозорими, безпечними та узгодженими з педагогічними цілями.

Попри помітні покращення у навчанні завдяки класичним навчальним системам, таким як інтерактивні навчальні системи і адаптивні гіпермедійні платформи, розробка надійних SDLC ILS – від концептуалізації до виведення з експлуатації – залишається викликом через необхідність врахування комплексу педагогічних, технічних та етичних вимог.

Це дослідження розвиває підхід до моделювання SDLC ILS, у якому моделювання життєвого циклу являє собою систематичне визначення етапів, артефактів, інтерфейсів та практик управління, що регулюють еволюцію ILS протягом часу, з одночасним збереженням педагогічної мети та емпіричної достовірності. Моделювання життєвого циклу виконує дві взаємодоповнюючі функції: воно реалізує відтворюваність та підзвітність для

дослідницьких ILS і надає інженерні схеми для навчальних систем, готових до впровадження, які повинні відповідати вимогам безпеки, інклюзивності та масштабованості.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Провівши аналіз останніх досліджень і публікацій, було виділено описані нижче основні підходи до класифікації і моделювання SDLC ILS.

На ранніх етапах на моделювання SDLC ILS впливало об'єктно-орієнтоване проєктування, з акцентом на моделюванні предметної області та створенні педагогічних правил. Дослідження ранніх розробників (M. Helander, T. Landauer, P. Prabhu, I. Philip, J. Pavlik, B. Keith) окреслили такі етапи, як формалізація знань предметної області, моделювання студентів, розробка навчальних траєкторій та оцінювання. Ці етапи вимагають активної участі експертів у розробці та функціонуванні таких систем.

Сучасні ILS все більше покладаються на компоненти ML – рекомендаційні моделі, прогнозу аналітику, моделювання поведінки та розмовні агенти на основі великих мовних моделей (Large Language Model, LLM). Вони вимагають етапів життєвого циклу для:

1. Збору даних, анонізації, маркування.
2. Вибору та навчання моделі.
3. Безперервного експериментування.
4. Моніторингу дрейфу даних після розгортання.
5. Періодичного перенавчання.

У сучасній літературі наголошується на необхідності гібридних моделей життєвого циклу, які поєднують SDLC з практиками, орієнтованими на ML, особливо MLOps та LLMOps [1]. MLOps – це Machine Learning Operations, це підхід, який поєднує: ML (розробку та тренування моделей) та DevOps (автоматизацію розгортання, моніторингу та керування SDLC). LLMOps – це Large Language Model Operations, тобто операційні практики для розгортання, керування та підтримки LLM.

У роботі [2] розглянуто різні підходи до когнітивного моделювання, зокрема трейсінг знань (Bayesian Knowledge Tracing, Deep Knowledge Tracing), теорії ймовірнісних відповідей на завдання, ймовірнісні ієрархічні моделі та когнітивні архітектури. Вибір між когнітивною моделлю та ML-підходом має бути обґрунтований обмеженнями щодо інтерпретованості, доступності даних та необхідності детального аналізу помилок. Авторами роботи [3] зазначено, що ILS повинні враховувати закони конфіденційності, зобов'язання щодо справедливості та уникати нанесення шкоди.

Юрченком К. Ю. та Сивицьким Ю. І. було виконано аналітичні дослідження моделей життєвих циклів електронного освітнього контенту, системи управління навчанням та навчальною діяльністю, системи управління контентом з метою вибору та розробки інструментальних засобів автоматизованого проєктування та наповнення освітніх ресурсів, а також синтезу системи управління життєвими циклами її основних компонентів [4].

Отже, останнє десятиліття спостерігається зближення IA в освіті та ML; ймовірнісні моделі студентів, глибинне моделювання знань та системи рекомендацій, орієнтовані на дані, доповнюють або замінюють статичні когнітивні моделі в багатьох системах. Ця тенденція стимулює розвиток інженерних рішень з використанням ML для керування потоками даних, версіями моделей, безперервною оцінкою та безпечним розгортанням. Крім того, активно збільшується кількість досліджень пов'язаних із життєвим циклом систем IA, які підкреслюють управління, прозорість та відстежуваність у відтворюваних IA-системах – питання, які особливо важливі для освітніх застосувань через високий вплив на студентів. Відтворювані IA-системи – це такі системи IA, результати роботи яких можна повторити (відтворити) за тих самих умов. [5]

Отже, аналіз останніх досліджень і публікацій показав швидкі темпи розвитку IA в освіті, що в свою чергу вимагає формалізації та чіткого моделювання усіх етапів SDLC ILS. Як результат, традиційні моделі SDLC та моделі освітніх систем потребують вдосконалення, виникає необхідність цілісних динамічних гібридних моделей SDLC ILS, які б поєднували SDLC з практиками, орієнтованими на ML, та педагогічними методиками і моделями, які дозволили б моделювати процеси управління наборами даних на основі педагогічних і технологічних стратегій; моніторингу та перенавчання розгорнутих компонентів ILS з метою автоматизованої побудови оптимальної адаптивної траєкторії навчання (ATH).

Формулювання мети дослідження

Розробка моделі SDLC ILS, яка б поєднувала освітні стратегії, моделі та правила з компонентами AI і ML з метою збереження освітнього характеру даного класу систем і водночас отримання користі від статистичної узагальненості, автоматизації прийняття управлінських рішень, адаптивності та можливості безперервного перенавчання системи.

Викладення основного матеріалу дослідження

ILS можна розкласти на типові підсистеми:

1. Онтологія предметної області та компоненти знань.
2. Моделювання студентів.

3. Моделювання навчального контенту та взаємозв'язку між його компонентами.
4. Модуль правил прийняття рішень.
5. Модуль збору та моніторингу даних.
6. Управління й координація SDLC ILS.

Кожна підсистема генерує артефакти (наприклад, матриці когнітивних навичок, функції відгуку на завдання, правила керування/прийняття рішень системи тощо) та надає інструменти для моніторингу, оцінки та перенавчання.

Наприклад, використовуючи показник початкового рівня знань студента, його ступеня сприйняття і умовні ймовірності переходів із одного стану в інший для задач трьох рівнів складності можна оцінити ймовірність досягнення j -го ступеня засвоєння за час t : $P_j(t) = 1, 2, 3$. Якщо відомі початкові ймовірності $P_i(0)$ для станів L_i , $i=1, 2, 3$, то ймовірність того, що в момент часу t система перебуває в стані L_j , визначається за формулою (1):

$$p_j(t) = \sum_i p_i(0) p'_{ij}, \quad (1)$$

де елемент p'_{ij} характеризує ймовірність переходу системи із стану L_i в стан j за час t . [6]

Уявімо, що система підбирає для кожного студента завдання певного рівня складності, щоб він навчався максимально ефективно. Правило прийняття рішень (ППР) системи – це деяке правило π , яке вирішує, яке завдання дати студенту у певний момент. Виходячи з цього, цілі ILS можна формалізувати через задачу багатокритеріальної оптимізації: мінімізуємо відносно ППР π очікувану втрату L (негативний навчальний приріст) разом із коригувальними коефіцієнтами, що враховують вартість використаних ресурсів та порушення справедливості (2):

$$\min_{\pi} E [L(\pi)] + \lambda_1 R_{\text{cost}}(\pi) + \lambda_2 R_{\text{fairness}}(\pi), \quad (2)$$

де $L(\pi)$ – основна втрата (низький навчальний результат), R_{cost} – штраф за використані ресурси, R_{fairness} – штраф за несправедливість, λ_1, λ_2 – коефіцієнти важливості цих обмежень

Якщо відмовитися від коригувальних коефіцієнтів і просто мінімізувати втрату L (тобто прагнути швидкого зростання навчальних результатів), система може поводитися так: давати складні завдання тільки сильним студентам, бо вони швидше прогресують; ігнорувати слабших, бо їх навчання «повільно покращує загальний результат», то формально це ефективно, але несправедливо і неефективно з точки зору ресурсів.

Виходячи із аналізу існуючих досліджень із розробки та впровадження ILS, а також власного досвіду розробки ILS було запропоновано гібридну модель SDLC ILS (Рис. 1), у якій виділено такі основні етапи SDLC ILS:

1. Розробка концепції та вимог;
2. Когнітивне та методологічне проектування компонентів ILS;
3. Розробка моделей компонентів ILS;
4. Розробка алгоритмів функціонування ILS;
5. Програмна реалізація;
6. Пілотне розгортання та тестування;
7. Моніторинг та аналіз даних;
8. Впровадження та моніторинг ILS;
9. Безперервна адаптація та перенавчання;
10. Оцінка ефективності ILS;
11. Аудит та виведення з експлуатації.

Запропонована гібридна модель SDLC ILS поєднує освітні стратегії, моделі та правила з компонентами AI і ML з метою збереження освітнього характеру даного класу систем і водночас отримання користі від статистичної узагальненості, автоматизації прийняття управлінських рішень, адаптивності та можливості безперервного перенавчання системи.

Кожен етап вимагає специфічних артефактів та контрольних точок оцінювання. Наприклад, другий етап проектує компоненти ILS, враховуючи когнітивні процеси людини: сприйняття, пам'ять, мислення, навчання, прийняття рішень і т.д., тоді як сьомий етап визначає схеми збору, обробки та аналізу даних, класифікацію подій і т.д. на основі методів ML.

Четвертий етап SDLC ILS є одним із найважливіших і ресурсоемних, оскільки вимагає залучення та спільної роботи цілого ряду висококваліфікованих спеціалістів різних галузей (педагогів, інженерів зі знань, науковців, розробників і т.д.) для розробки великої кількості, в тому числі і ймовірнісних, моделей та алгоритмів, які б забезпечили ефективне функціонування та самонавчання майбутньої ILS на основі методів IA та ML.

Розглянемо детальніше методологічні підходи до моделювання деяких етапів SDLC ILS, які базуються на запропонованій гібридній моделі. Наприклад, модуль побудови стратегій навчання може кодувати вимоги до навчального процесу як символічні правила та використовувати модель ранжування, щоб упорядковувати навчальні матеріали в межах дозволених послідовностей. Модуль Студент формує ймовірнісну багатопараметричну модель конкретного студента на основі результатів його навчання, а також моделей інших студентів, які

за певними ознаками можуть вважатися тотожними моделі чи класу даного конкретного студента і на основі цієї моделі будувати оптимальну АТН.

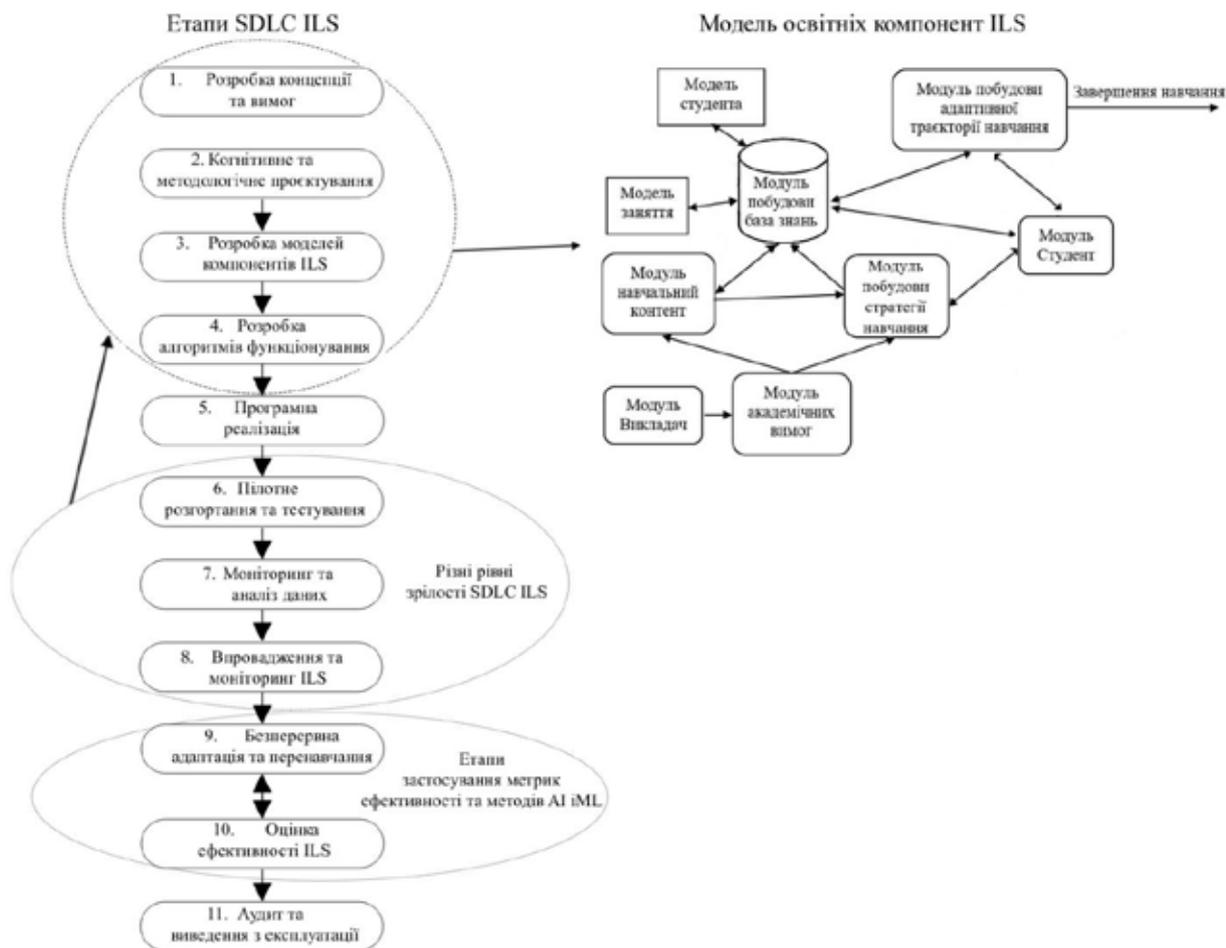


Рис. 1 Гібридна модель SDLC ILS

Спираючись на моделі зрілості MLOps можна описати три рівні зрілості SDLC ILS:

- Експериментальний – випадкові експерименти, ручне перенавчання;
- Операційний – автоматизовані конвеєри, моніторинг, А/В-тестування;
- Керований – повне відстеження походження даних і моделей, перевірки справедливості, механізми відкату, а також формальні аудити.

Даний підхід забезпечує безперервну інтеграцію, моніторинг, оцінку і управління моделями у розгорнутому програмному продукті ILS.

Для оцінки ефективності гібридної моделі необхідно застосовувати як метрики освітньої ефективності ILS, так і технічні та безпекові метрики. Розповсюдженими показниками метрики освітньої ефективності ILS є нормовані прирости показників навчання, розміри ефекту (коефіцієнт d Коена, який показує наскільки сильно відрізняються результати двох груп (наприклад, експериментальної й контрольної або результати «до» і «після» навчального впливу), рівні засвоєння та показники збереження знань [3].

До ключових показників технічних та безпекових метрик можна віднести:

- затримку / час відгуку – вимірює, скільки часу потрібно ILS, щоб відреагувати на дію студента (наприклад, подати нове завдання, оновити рекомендацію чи АТН на основі оцінки результатів навчання і т.д.);
- доступність / надійність роботи – показує, наскільки часто система перебуває в робочому стані (без збоїв, помилок або відключень);
- калібрування / узгодженість прогнозів – відповідність між передбаченою ймовірністю та реальними результатами; часто є ключовим критерієм для розгортання ILS.
- справедливість / диференційовані прирости – оцінює, чи ILS не дискримінує різні групи користувачів; диференційовані прирости означають порівняння покращень у кожній підгрупі;

- захист приватності – методи, що захищають дані студентів при навчанні моделей, додаючи статистичний «шум», щоб унеможливити ідентифікацію конкретної особи.

Одним із ключових викликів при оцінюванні показників метрик ефективності ILS є статистичні та експериментальні особливості ILS, оскільки через нестабільність студентів і навчальних програм, А/В-тести потрібно проводити з блокуванням і корекцією за коваріаціями для усунення впливу сторонніх факторів (коваріат) на результати аналізу.

Більш ефективними у порівнянні із традиційними А/В тестування є експерименти, засновані на моделі типу «бандит» (bandit-based experiments) та адаптивних багатоваріантних випробування (multi-armed trials), які пропонують вибірки, що ефективніше використовують дані, але ускладнюють офлайн-оцінювання та перевірку гіпотез. У таких експериментах система динамічно коригує, кому показувати який варіант, віддаючи перевагу «кращим» варіантам на основі поточних результатів, тоді як традиційні А/В тести розподіляють трафік рівномірно між варіантами, навіть якщо він уже очевидно «гірший». Моделі типу «бандита» ефективніше використовують вибірку: вони швидше «навчаються» і направляють більшість користувачів до кращих варіантів, тобто вони потребують менше циклів спостережень, щоб знайти оптимальний варіант.

Розроблена гібридна модель розглядає артефакти як повноцінні версійовані сутності: набори даних, перетворення ознак, контрольні точки студентських моделей, педагогічні методики та звіти з оцінювання, що дозволяє забезпечити простежуваність системи, тобто можливість пов'язати перебування студента в будь-якій точці АТН під час проходження навчання в реальній впровадженій системі із відповідними версіями наборів даних, багатопараметричних ймовірнісних моделей і алгоритмами оптимальної адаптації подальшого процесу навчання до потреб і можливостей конкретного студента; це має вирішальне значення для відтворюваності результатів та дотримання академічних вимог у сфері освіти.

На основі оцінок як освітньої, так і технічної та безпекової ефективності ILS, тобто від рівня досягнення тих чи інших результатів навчання студентів, аналізу передбачуваних та реальних результатів, їх достовірності та надійності технічної підтримки і т. д. відбувається безперервна адаптація та перенавчання ILS, що дозволяє адаптувати педагогічні і технічні рішення в залежності від поставлених задач з метою підвищення якості надання освітніх послуг системами даного класу.

Висновки

Моделювання SDLC ILS забезпечує структурований підхід до розробки, впровадження та управління ILS. Запропонована гібридна модель SDLC ILS, яка включає послідовні етапи життєвого циклу, методологічні підходи, метрики оцінювання і аналізу, забезпечує інтеграцію когнітивних і педагогічних теорій із системною інженерією (IA, ML), тим самим підвищуючи відтворюваність, надійність, ефективність та педагогічну відповідність даного класу систем. Результати даного дослідження можуть служити дорожньою картою для дослідників і практиків, які прагнуть реалізувати ILS із високим рівнем якості та «інтелектуальності» автоматизованих навчальних процесів.

Список використаної літератури

1. Stone J., Patel R., Ghiasi F., Mittal S., Rahimi S. Navigating MLOps: Insights into Maturity, Lifecycle, Tools, and Careers // 2025 IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI). Santa Clara, CA, USA, 2025. P. 643–650. DOI: 10.1109/CAI64502.2025.00118.
2. Kreuzberger D., Kühl N., Hirschl S. Machine learning operations (MLOps): Overview, definition, and architecture. arXiv, 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2205.02302
3. De Silva D., Alahakoon D. An artificial intelligence life cycle: From conception to production. *Patterns*. 2022. Vol. 3. Article No. 100017. DOI: 10.48550/arXiv.2108.13861
4. Юрченко К. Ю., Сивицький Ю. І. Моделі керування життєвими циклами складових освітніх ресурсів компанії. *Телекомунікаційні та інформаційні технології*. 2024. № 2 (83). С. 85–93. DOI: 10.31673/2412-4338.2024.029918.
5. Koedinger, K. R., D'Mello, S., McLaughlin, E. A., Pardos, Z. A., & Rosé, C. P. (2015). Data mining and education. *WIREs Cognitive Science*, 6(4), P. 333–353. DOI: 10.1002/wcs.1350
6. Dutchak M., Kozlenko M., Lazarovych I., Lazarovych N., Pikuliak M., Savka I. Methods and Software Tools for Automated Synthesis of Adaptive Learning Trajectory in Intelligent Online Learning Management Systems / M. Dutchak, M. Kozlenko, I. Lazarovych, N. Lazarovych, M. Pikuliak, I. Savka // *Lecture Notes in Networks and Systems*. 2021. Vol. 183. P. 206–217. DOI: 10.1007/978-3-030-66840-2_16.

References

1. Stone, J., Patel, R., Ghiasi, F., Mittal, S., & Rahimi, S. (2025). Navigating MLOps: Insights into maturity, lifecycle, tools, and careers. *2025 IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI)*, pp. 643–650. DOI: 10.1109/CAI64502.2025.00118

2. Kreuzberger, D., Kühl, N., & Hirschl, S. (2022). *Machine learning operations (MLOps): Overview, definition, and architecture*. arXiv. DOI: 10.48550/arXiv.2205.02302
3. De Silva, D., & Alahakoon, D. (2022). An artificial intelligence life cycle: From conception to production. *Patterns*, 3, 100017. DOI: 10.48550/arXiv.2108.13861
4. Jurchenko, K. Ju., Syvycykj, Ju. I. (2024). Modeli keruvannja zhyttjevyjmy cyklamy skladovykh osvitnikh resursiv kompaniji. *Telekomunikacijni ta informacijni tekhnologhiji*, no 2 (82), pp. 85–93. DOI: 10.31673/2412-4338.2024.029918
5. Koedinger K. R., D'Mello S., McLaughlin E. A., Pardos Z. A., Rosé C. P. (2015) Data mining and education. *WIREs Cognitive Science*. Vol. 6, No. 4. pp. 333–353. DOI: 10.1002/wcs.1350
6. Dutchak, M., Kozlenko, M., Lazarovych, I., Lazarovych, N., Pikuliak, M., & Savka, I. (2021). Methods and software tools for automated synthesis of adaptive learning trajectory in intelligent online learning management systems. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 183, pp. 206–217. DOI 10.1007/978-3-030-66840-2_16.

Дата першого надходження рукопису до видання: 19.11.2025
Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 16.12.2025
Дата публікації: 31.12.2025