



Метадані

ДОКУМЕНТ

Заголовок

Бак_пояснювальна_ Костенко

Автор

Костенко

Науковий керівник / Експерт

ІД документу

334320297

ОРГАНІЗАЦІЯ

Назва організації

Taras Shevchenko National University of Luhansk

підрозділ

Taras Shevchenko National University of Luhansk

ЗВІТ

Дата звіту

6/15/2026

Дата редагування

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.

5.18%

5.18%

КП 1

14158

Кількість слів

0.75%

0.75%

КЦ

111902

Кількість символів

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв



1

Інтервали



0

Мікропробіли



181

Білі знаки



0

Парафрази (SmartMarks)



23

Джерела

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз

Колір тексту

#	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	6440-1 10/23/2025	115 (0.81 %)

2	6440-1 10/23/2025 Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)	93 (0.66 %)
3	6440-1 10/23/2025 Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)	60 (0.42 %)
4	6440-1 10/23/2025 Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)	50 (0.35 %)
5	6440-1 10/23/2025 Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)	50 (0.35 %)
6	6440-1 10/23/2025 Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)	43 (0.3 %)
7	6440-1 10/23/2025 Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)	40 (0.28 %)
8	6440-1 10/23/2025 Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)	37 (0.26 %)
9	6440-1 10/23/2025 Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)	35 (0.25 %)
10	6440-1 10/23/2025 Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)	29 (0.2 %)

База даних RefBooks (0.08 %)

#	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
---	-----------	---

джерело: Paperity

1	Social criteria as a component of the evaluation system of investment projects for reconstruction and restoration of housing destroyed as a result of russian aggression P. Fisunenko, I. Popovychenko, T. Kuzmin;	11 (1) (0.08 %)
---	---	-----------------

Домашня база даних

#	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
---	-----------	--

Програма обміну базами даних (4.94 %)

#	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
---	-----------	---

2	6440-1 10/23/2025	579 (12) (4.09 %)
---	----------------------	-------------------

Institute for Digitalisation of Education of NAES (Institute for Digitalisation of Education of NAES)

3	ejemplo-memoriamaríajesusperezmoya_1773058788418.pdf 3/13/2026 Universitat de València (Universitat de València)	49 (4) (0.35 %)
4	Розроблення модульної програмної системи для координування роботи розробників проєктів 6/13/2026 Kyiv National University of Technologies and Design (НМЦУПФ)	19 (2) (0.13 %)
5	subida prueba 9/26/2025 Universidad de Valladolid (University of Valladolid)	13 (2) (0.09 %)
6	РОЗРОБКА ОНЛАЙН-ПЛАТФОРМИ ДЛЯ ВЗАЄМНОГО НАВЧАННЯ СТУДЕНТІВ 6/10/2026 Uzhhorod National University (UzhNU)	13 (2) (0.09 %)
7	Розроблення клієнт-серверної системи для управління навчальними курсами та оцінками студентів 5/22/2026 National Forestry University of Ukraine (ЦДН НЛТУ України)	11 (2) (0.08 %)
8	Бакалаврська робота 5/12/2026 King Danylo University (King Danylo University)	10 (1) (0.07 %)
9	Персональні дані як інститут інформаційного права 3/31/2026 Interregional Academy of Personnel Management (Центральноукраїнський інститут)	6 (1) (0.04 %)

Інтернет (0.16 %)



#	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
10	https://dut.edu.ua/repositorii/ipz/2021/%D0%9F%D0%94-44/%D0%94%D0%B2%D1%96%D1%80%D0%BD%D0%B8%D0%B9%20%D0%94.pdf	19 (1) (0.13 %)
11	https://elibrary.kdpu.edu.ua/xmlui/handle/123456789/12230	4 (1) (0.03 %)

☒ **Список прийнятих фрагментів**

#	ЗМІСТ	КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
---	-------	---------------------------------------

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЗ «ЛУГАНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА»

Факультет технологій та інформаційних систем
(назва факультету, інституту)
Кафедра інформаційних технологій та систем
(назва кафедри)

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи
за першим (бакалаврським) рівнем освіти

на тему:

Розробка інформаційної системи аналізу навчальної активності студентів на основі даних Moodle із використанням Power BI

Виконав: здобувач вищої освіти 4 курсу ¹⁰ спеціальності
F2 «Інженерія програмного забезпечення» (шифр і назва напрямку підготовки, спеціальності).

Денис КОСТЕНКО
(прізвище та ініціали) Керівник Світлана ДОНЧЕНКО
(прізвище та ініціали) Рецензент Владислав ІЩЕНКО
(прізвище та ініціали)

Лубни ⁹ 2026

ЗМІСТ

ВСТУП 3

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО МОНИТОРИНГУ ТА АНАЛІЗУ АКТИВНОСТІ ТА РЕЗУЛЬТАТІВ НАВЧАННЯ СТУДЕНТІВ 6

- 1.1. Поняття навчальної активності та результативності у цифровому освітньому середовищі 6
- 1.2. Можливості LMS Moodle для збору даних про навчальний процес 15
- 1.3. Аналіз методів отримання та обробки освітніх даних 23

РОЗДІЛ 2. ПРОЄКТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ АКТИВНОСТІ ТА РЕЗУЛЬТАТІВ НАВЧАННЯ СТУДЕНТІВ 32

- 2.1. Формування вимог до системи аналізу активності та результатів навчання студентів 32
- 2.2. Архітектура системи 40
- 2.3. Проєктування механізму збору та аналітичної моделі даних 47

РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ 51

- 3.1. Реалізація збору даних з LMS Moodle 51
- 3.2. Автоматизація процесу збору та збереження даних 59
- 3.3. Побудова аналітичних панелей у Microsoft Power BI 66

ВИСНОВКИ 69

ЛІТЕРАТУРА 71

ДОДАТОК А. КОДИ SQL 74

ВСТУП

Умови цифровізації освіти, масового впровадження систем дистанційного навчання та необхідності забезпечення якості освітнього процесу вимагають переходу від інтуїтивного управління навчанням до управління на основі даних. Особливо це актуально для закладів вищої освіти України, де освітній процес часто здійснюється у змішаному або дистанційному форматі, що ускладнює безпосередній контроль навчальної діяльності студентів. У цьому контексті системи управління навчанням, зокрема Moodle, накопичують значні обсяги даних про поведінку студентів, результати їх навчальної діяльності, проходження тестів та формування компетентностей. Однак ці дані переважно залишаються недостатньо використаними через обмежені можливості стандартних інструментів аналітики, що обумовлює необхідність створення спеціалізованих інформаційних систем для їх обробки та візуалізації.

Проблематика аналізу навчальних даних активно досліджується в межах напрямку Learning Analytics, який сформувався завдяки роботам таких науковців, як George Siemens та Dragan Gašević, які обґрунтували значення аналітики даних для підвищення ефективності навчання. Значний внесок у розвиток підходів до аналізу освітніх даних зробили також Ryan Baker та Barry J. Zimmerman, які досліджували зв'язок між поведінкою студентів і результатами навчання. Водночас практична реалізація таких підходів у конкретних інформаційних системах, інтегрованих із LMS та інструментами бізнес-аналітики, залишається актуальним завданням, особливо в умовах обмежених ресурсів закладів освіти.

Отже, актуальність обраної теми зумовлена необхідністю розробки ефективних інструментів аналізу навчальної активності та результатів студентів на основі реальних даних LMS, що дозволяють виявляти закономірності навчальної поведінки, прогнозувати успішність та підтримувати прийняття управлінських рішень. Використання сучасних інструментів візуалізації, зокрема Microsoft Power BI, у поєднанні з автоматизованим збором даних із Moodle, дозволяє створити доступну та масштабовану аналітичну систему. Таким чином, вибір теми дослідження є обґрунтованим ¹ як з наукової, так і з практичної точки зору, оскільки спрямований на ⁶ вирішення актуальних задач цифрової трансформації освіти.

Метою роботи є розробка інформаційної системи аналізу навчальної активності та результатів студентів на основі даних LMS Moodle із використанням інструментів бізнес-аналітики.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- проаналізувати підходи до збору та обробки освітніх даних;
- дослідити структуру даних Moodle та можливості їх отримання;
- розробити архітектуру системи збору, збереження та обробки даних;
- реалізувати механізм автоматизованого виконання SQL-запитів та формування наборів даних;
- ⁷ створити аналітичні панелі для візуалізації результатів, ⁷ провести тестування системи та оцінити її ефективність.

⁷ Об'єктом дослідження є процес ¹ аналізу навчальної діяльності студентів у цифровому освітньому середовищі.

⁶ Предметом дослідження є методи, моделі та програмні засоби ⁶ збору, обробки та візуалізації даних про навчальну активність, результати тестування та сформованість компетентностей студентів.

У роботі використано такі методи дослідження: аналіз і узагальнення наукових джерел, системний аналіз, моделювання інформаційних процесів, методи обробки даних, а також методи візуалізації інформації. Основними інструментами дослідження є LMS Moodle, SQL-запити до бази даних, засоби автоматизації виконання завдань (cron), а також система бізнес-аналітики Microsoft Power BI.

У першому розділі роботи розглядаються теоретичні та методичні основи аналізу навчальної активності та результатів студентів у цифровому освітньому середовищі, досліджуються можливості LMS Moodle щодо збору відповідних даних, аналізуються підходи до їх обробки, а також здійснюється огляд сучасних інструментів аналітики та візуалізації освітніх даних.

У другому розділі обґрунтовується архітектура інформаційної системи аналізу навчальної активності та результатів студентів, формуються функціональні вимоги до системи, описуються механізми збору, обробки та збереження даних, а також проектується структура аналітичної моделі даних, орієнтованої на подальше використання у системах бізнес-аналітики.

У третьому розділі здійснюється практична реалізація розробленої системи, включаючи створення SQL-запитів для отримання даних із Moodle, налаштування автоматизованого збору та збереження інформації, побудову аналітичних панелей у Microsoft Power BI, а також проведення тестування системи й оцінку її ефективності з точки зору підтримки прийняття рішень в освітньому процесі.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО МОНІТОРИНГУ ТА АНАЛІЗУ АКТИВНОСТІ ТА РЕЗУЛЬТАТІВ НАВЧАННЯ СТУДЕНТІВ

1.1. Поняття навчальної активності та результативності у цифровому освітньому середовищі

Поняття навчальної активності та результативності студентів у цифровому освітньому середовищі є ключовими складовими більш широкого процесу моніторингу навчального процесу, який у сучасних умовах набуває особливої ваги. Моніторинг навчального процесу розглядається як систематичне спостереження, збір, аналіз і інтерпретація даних про освітню діяльність з метою оцінювання її ефективності, виявлення проблемних зон та підтримки управлінських рішень. У цифровому середовищі цей процес суттєво трансформується, оскільки значна частина взаємодій між учасниками освітнього процесу відбувається через інформаційні системи, зокрема такі як Moodle, що автоматично фіксують детальну інформацію про дії користувачів. Це створює передумови для переходу від епізодичного контролю до безперервного аналітичного супроводу навчання.

Навчальна активність у цифровому освітньому середовищі трактується як сукупність дій студента, спрямованих на взаємодію з навчальним контентом, викладачем та іншими учасниками освітнього процесу. До таких дій належать перегляд навчальних матеріалів, участь у форумах, виконання завдань, проходження тестів, а також частота і регулярність входу до системи. На відміну від традиційного навчання, де активність часто оцінюється суб'єктивно, цифрові платформи дозволяють отримувати об'єктивні кількісні показники, що характеризують інтенсивність і динаміку навчальної діяльності. Водночас сама по собі активність не є достатнім індикатором якості навчання, оскільки не відображає рівень засвоєння матеріалу або сформованість компетентностей.

Результативність навчання відображає досягнуті студентом результати у вигляді оцінок, балів за виконані завдання, результатів тестування та рівня сформованості компетентностей. У цифрових системах ці показники формуються на основі різних інструментів оцінювання, інтегрованих у навчальне середовище, і можуть бути представлені у стандартизованому вигляді. Важливим аспектом є те, що результативність дозволяє оцінити не лише кінцевий результат навчання, але й проміжні досягнення студента, що є основою для формувального оцінювання. Особливу роль відіграє аналіз тестових спроб, динаміки оцінок та досягнення визначених компетентностей, що дає змогу більш глибоко зрозуміти навчальну траєкторію студента.

У межах моніторингу навчального процесу принципово важливим є встановлення взаємозв'язку між навчальною активністю та результативністю. Саме поєднання поведінкових і результативних показників дозволяє переходити від простого збору даних до їх аналітичного осмислення. Наприклад, високий рівень активності не завжди гарантує високі результати, що може свідчити про неефективні стратегії навчання, тоді як низька активність при високих результатах може вказувати на наявність попередніх знань або інші фактори. Таким чином, інтегрований аналіз активності та результативності є основою для побудови ефективних систем моніторингу, які забезпечують підтримку прийняття рішень як на рівні викладача, так і на рівні освітньої установи в цілому.

Проблема моніторингу в освіті представлена широким спектром наукових джерел та підходів, теоретичних та практичних досліджень різних напрямів. Її визначення залежить від контексту та часто має міждисциплінарну або трансдисциплінарну природу. Теоретичною основою моніторингу в освіті виступають положення економічних наук та науки про управління (менеджменту), які забезпечують методологічний інструментарій для оцінювання ефективності освітніх процесів, раціонального використання ресурсів та прийняття управлінських рішень на основі аналітичних даних. З іншого боку моніторинг в освіті спирається на низку педагогічних і соціальних теорій, які формують його методологічну основу. Ключові педагогічні теорії з них: теорія педагогічної діагностики, теорія управління якістю освіти, компетентнісний підхід, теорія формувального оцінювання [6; 9] (Ділан Вільям, Пол Блек). А також зазначимо соціальні теорії: конструктивізм (на перетині соціальної психології, педагогії та соціології), теорія соціального капіталу, теорія інституційного аналізу та теорії соціальної стратифікації.

У межах нашого дослідження особливу увагу приділено науковим публікаціям, що стосуються адаптації існуючих теорій моніторингу в освіті до умов дистанційного навчання, зокрема із використанням функціоналу системи управління навчанням Moodle.

М. Барбачано-Чіу, В. Менендес-Домінгес та Л. Курі-Квінтал наголошують, що без спеціалізованих інструментів аналіз освітніх даних є складним і може призводити до втрати важливої інформації. У відповідь на це вони пропонують компонент для Moodle, який, використовуючи методи навчальної аналітики та засоби візуалізації, забезпечує оцінювання успішності студентів або груп. Це надає викладачам інтуїтивно зрозумілий доступ до даних для оптимізації навчального процесу [8].

Д. Єн-Тінг Ліу, Ж.-К. Фруасар та Д. Річардс описують розробку та вдосконалення аналітичного плагіна MEAP+ (Moodle Engagement Analytics Plugin Plus), який дозволяє ефективно відстежувати залученість студентів у навчальний процес і здійснювати персоналізовані втручання [4]. У статті А. Абдрабу та В. Шахатреха [2] досліджено ефективність лабораторного курсу як доповнення до традиційних лекцій. Цей досвід є цінним прикладом моніторингу практичного компонента навчання, що поєднує теоретичні знання з реальними завданнями. Автори підкреслюють важливість оцінювання результатів навчання на основі досягнутих компетентностей (outcome-based learning).

Метою дослідження В. А. Нгуєна було з'ясування впливу різних форм взаємодії студентів на їхню академічну успішність у змішаному навчальному середовищі. Аналіз охоплював чотири типи взаємодії: студент-викладач, студент-студент, студент-контент і студент-технологія.

Результати кількісного аналізу засвідчили, що найбільший вплив на результати навчання має саме взаємодія між студентами [22].

У роботі С. Аріфіна, А. С. Айшах, А. Н. Фатіми та Г. Махмудах [13] досліджено рівень уваги студентів за допомогою аналізу емоцій у реальному часі. Технічна реалізація здійснюється з використанням доступного обладнання (Raspberry Pi, вебкамера). Результати підтверджують доцільність включення біометричних індикаторів уваги до систем моніторингу, що розширює можливості традиційної аналітики LMS.

Запропонована система демонструє потенціал для активного втручання у навчальний процес у разі виявлення зниження уваги, що є особливо актуальним для синхронного дистанційного навчання.

У статті [3] представлено підхід до побудови моделей учнів на основі їхньої активності в Moodle для цілей моніторингу та рекомендацій.

Автори пропонують використовувати дані про дії студентів (наприклад, участь у форумах, виконання завдань) як основу для оцінювання компетентностей і адаптації навчального процесу. Запропонована модель (рис. 1.1) ґрунтується на теорії активності та враховує соціальні ролі учасників курсу. Розроблений прототип агрегує дані про активність і надає адаптивні інтерфейси для студентів і викладачів. Результати

дослідження засвідчили, що дані Moodle потребують попередньої фільтрації через складність соціальних взаємодій у курсах. У підсумку, стаття демонструє потенціал семантичних моделей навчання для підтримки оцінювання, розвитку компетентностей і формування рекомендацій, а також підкреслює значущість історичних даних у навчальній аналітиці.

Рис. 1.1. Модель [3]

У публікації М. К. Саїс-Мансанарес, Р. Мартікорени-Санчес та К. І. Гарсія-Осоріо [25]^[2] описано розробку та тестування плагіна eOrientation для Moodle, який за допомогою методів машинного навчання дозволяє оперативного виявляти студентів групи ризику. Автори підкреслюють важливість інтеграції інструментів штучного інтелекту в системи моніторингу та доводять ефективність персоналізованого підходу до підтримки студентів, що сприяє зниженню рівня відсіву.

Загалом, розробка спеціалізованих компонентів для Moodle, орієнтованих на аналіз взаємодії студентів з освітніми ресурсами, відкриває нові можливості для прогнозування, оцінювання та оптимізації навчального процесу шляхом візуалізації та параметризації освітніх даних.

У дослідженні Р. Мартікорени-Санчеса, К. Лопес-Носалія, І. П. Цзі, К. Пардо-Агілара та А. Арнаїса-Гонсалеса [29]^[2] представлено програму UBUMonitor - відкритої десктопної системи, що інтегрується з Moodle для візуального аналізу електронного навчання. UBUMonitor включає функціональні модулі для: візуалізації логів активності студентів, оцінювання ризику відрахування, кластеризації користувачів за поведінковими ознаками. Крім технічної реалізації, автори описують навчальну методологію, що поєднує проєктно-орієнтоване навчання (PBL), саморегульоване навчання (SRL) та безперервне оцінювання. Результати дослідження свідчать, що поєднання цієї методології з раннім виявленням ризиків і персоналізованим втручанням на початкових етапах навчання дозволило знизити рівень відрахування студентів до менше ніж 7%. У дослідженні представлено розподілену обчислювальну платформу, яка дозволяє закладам освіти завантажувати власні дані та застосовувати сучасні методи процес-майнінгу. Особливу увагу приділено кластеризації освітніх даних, що забезпечує ефективний розподіл навантаження та оптимізацію аналітичних операцій у багатовузловому середовищі. У дослідженні Аватеф Хішер Кернс, Білель Гені, Хінд Хафді, Крістіан Жубер, Нассер Хеліфа [27]^[2] представлено розподілену обчислювальну платформу, яка дозволяє закладам освіти завантажувати власні дані та застосовувати сучасні методи процес-майнінгу. Особливу увагу приділено кластеризації освітніх даних, що забезпечує ефективний розподіл навантаження та оптимізацію аналітичних операцій у багатовузловому середовищі.

Igor Вукович, Крістіан Кук, Петар Чисар, Мілош Бандур, Джоко Бандур, Ненад Міліч, Бранкіца Попович представили у статті Observer - інтелектуальну мультиагентну систему, розроблену для підтримки студентів у процесі дистанційного навчання. Система поєднує два методи машинного навчання для прогнозування успішності студентів на основі показників залученості, таких як кількість кліків, переглядів, час взаємодії з контентом у Moodle тощо. На основі цих прогнозів система формує персоналізовані рекомендації, які подаються студентам через компактний інтерфейс - блок у Moodle [13].

Едіссон Сіґуа, Браян Агіллар, Паула Песантес-Кабрера, Хорхе Мальдонадо-Махауада у роботі [20]^[2] пропонують реалізацію інформаційної панелі (дашборду), яка дозволяє візуалізувати поведінкові дані студентів, прогнозувати ризик відрахування та підтримувати як студентів у самостійній організації навчання, так і викладачів - у виявленні студентів, які потребують додаткової уваги.

Отже, аналіз сучасних досліджень демонструє активне використання платформи Moodle та інших систем управління навчанням (LMS) для моніторингу освітнього процесу, особливо в умовах дистанційного навчання. Основна увага приділяється розробці інструментів для візуалізації освітніх даних, прогнозування ризику відсіву студентів, а також впровадженню технологій штучного інтелекту для персоналізованої підтримки навчання. Зокрема, створюються спеціалізовані плагіни та панелі (дашборди), які дозволяють викладачам відстежувати активність студентів, аналізувати їхню взаємодію з контентом, а також виявляти групи ризику на основі поведінкових індикаторів. У деяких рішеннях застосовуються мультиагентні системи та методи машинного навчання для формування індивідуальних рекомендацій, а також технології розпізнавання уваги студентів у реальному часі.

Особливе значення для цієї роботи мають дві наукових праці, які розглянуто нижче.

У роботі [1] Олександра Щербини розглядається підхід до побудови структури категорій курсів на сайті Moodle університету, який поєднує зручність для викладачів і студентів та підвищує ефективність адміністрування освітнього середовища. Особливу увагу приділено автоматизації створення й супроводу цієї структури за допомогою утиліти Moosh та генерації файлів команд SQL, що суттєво скорочує обсяг ручної роботи адміністратора Moodle, підвищує швидкість адміністрування та зменшує кількість помилок, забезпечуючи стабільне функціонування та масштабованість системи.

У статті [19] розглядається проблема впровадження освітньої аналітики в університетах як інструменту підтримки управлінських і педагогічних рішень на основі аналізу великих масивів даних, що формуються у цифровому освітньому середовищі. Автори акцентують увагу на зростанні обсягів даних, які генеруються системами управління навчанням, зокрема LMS Moodle, та обґрунтовують доцільність їх системного аналізу для підвищення ефективності освітнього процесу. У роботі підкреслюється, що використання цифрових аналітичних інструментів дає змогу отримувати узагальнену й структуровану інформацію, адаптовану до потреб різних груп зацікавлених сторін - від викладачів до адміністрації закладу вищої освіти.

Особливу увагу в статті [19] приділено класифікації засобів освітньої аналітики для електронних навчальних курсів, реалізованих на базі LMS Moodle, а також опису поетапної схеми роботи з даними. Запропонований підхід охоплює процеси збору, очищення, перетворення та моделювання даних з метою виявлення прихованих закономірностей, кореляцій і ключових освітніх індикаторів. Інтеграція Moodle з інструментами бізнес-аналітики, зокрема Power BI, розглядається як ефективний спосіб візуалізації результатів у вигляді інтерактивних дашбордів, що значно підвищує наочність і практичну цінність аналітичних висновків.

Експериментальне дослідження [19], проведене на прикладі навчального порталу університету, демонструє прикладне значення запропонованої системи: вона дозволяє аналізувати популярність навчальних матеріалів, рівень залученості студентів, дотримання термінів виконання завдань та виявляти групи ризику серед здобувачів освіти. Отримані результати свідчать про універсальність і масштабованість запропонованого підходу, що дає підстави розглядати описаний прототип системи освітньої аналітики як концептуальну й технологічну основу для розроблення та впровадження нашої власної моделі з урахуванням специфіки освітнього середовища та поставлених дослідницьких завдань.

1.2. Можливості LMS Moodle для збору даних про навчальний процес

Системи управління навчанням відіграють центральну роль у забезпеченні цифрового освітнього процесу, виступаючи не лише як середовище розміщення навчальних матеріалів, але й як джерело детальної інформації про перебіг навчання. Однією з найбільш поширених платформ є Moodle, яка завдяки своїй модульній архітектурі та відкритому коду надає широкі можливості для збору, збереження та подальшого аналізу

даних про навчальну діяльність студентів. У контексті моніторингу навчального процесу Moodle виступає як ключове джерело первинних даних, що відображають як поведінкові аспекти взаємодії студентів із системою, так і результати їх навчальної діяльності.

Однією з основних переваг Moodle є наявність розвиненої системи логування, яка фіксує практично всі дії користувачів у системі. Зокрема, таблиці журналів (наприклад, `logstore_standard_log`) містять інформацію про час входу до системи, перегляд ресурсів, участь у форумах, виконання завдань та інші події. Це дозволяє відстежувати динаміку навчальної активності, визначати частоту взаємодії студента з навчальним контентом та аналізувати його поведінкові патерни. Такий рівень деталізації є важливою передумовою для побудови систем аналітики навчального процесу, оскільки забезпечує можливість формування об'єктивних показників активності.

Система логування в системі управління навчання (LMS) Moodle базується на подієво-орієнтованому підході (Events API), що дозволяє фіксувати практично будь-яку взаємодію користувача з платформою.

Функціональність логування в Moodle реалізована через систему логів «Сховища логів» (Log stores). Починаючи з версії 2.7, Moodle використовує гнучку структуру, яка дозволяє одночасно записувати дані у кілька різних сховищ. Основним є Стандартний лог (Standard log), який зберігає детальну інформацію про всі події безпосередньо в базі даних Moodle. Крім нього, існують Застарілий лог (Legacy log), збережений для сумісності зі старими версіями, та Зовнішній лог (External database log), що дозволяє передавати дані у зовнішню базу даних SQL для розвантаження основного сервера.

Архітектурна перевага такої системи полягає у детермінованості: кожна дія (перегляд лекції, спроба тесту, відправка повідомлення) генерує подію, яка проходить через менеджер подій і реєструється у вибраних сховищах. Це дозволяє адміністраторам балансувати між деталізацією даних та продуктивністю сервера.

Обсяг даних, які фіксує Moodle, охоплює всі рівні взаємодії користувача. Кожен запис у журналі подій містить набір обов'язкових метаданих, що дозволяють відтворити контекст дії:

1. Часова мітка (Time): Точний час здійснення операції.
2. Користувач (User full name / ID): Хто саме виконав дію.
3. Контекст події (Context): Рівень системи, де відбулася дія (курс, модуль, системний рівень).
4. Компонент (Component): Яка саме підсистема була задіяна (наприклад, `'mod_quiz'` для тестів або `'core'` для системних дій).
5. Назва події (Event name): Технічне найменування (наприклад, `'coreeventcourse_viewed'`).
6. Опис (Description): Текстове пояснення дії.
7. IP-адреса та походження: Мережева адреса користувача та метод доступу (веб-інтерфейс, мобільний додаток або CLI-скрипт).

Така структурованість дозволяє проводити глибокий аналіз не лише активності, а й поведінкових патернів студентів, що є основою для Learning Analytics.

Ефективність системи логування безпосередньо залежить від її конфігурації. У розділі адміністрування «Плагіни - Логування» можна визначити, які саме сховища будуть активними. Ключовим параметром аналізу можливостей зберігання є термін зберігання логів (Keep logs for). Оскільки база даних може стрімко розростатися (мільйони записів на великих інсталяціях), адміністратор може встановити автоматичне видалення записів, старіших за певний період (наприклад, 365 днів).

Для аналізу накопиченої інформації Moodle пропонує як вбудовані, так і зовнішні інструменти. Внутрішній інтерфейс звітів дозволяє фільтрувати логи за курсом, учасником, датою та типом активності. Результати фільтрації можна завантажити у форматах CSV, Microsoft Excel (.xlsx), PDF або ODS. Це дозволяє використовувати статистичне програмне забезпечення (наприклад, SPSS або R) для подальшої обробки. Звіти про діяльність (Activity report): **агреговані** дані, що показують кількість переглядів кожного ресурсу курсу. Live Logs: перегляд активності в режимі реального часу, що важливо для моніторингу іспитів.

Зовнішня аналітика реалізована завдяки можливості підключення зовнішніх БД, дані логів можуть бути візуалізовані через BI-системи, такі як Power BI, Tableau або Grafana, що забезпечує побудову складних дашбордів для академічного менеджменту.

Крім поведінкових даних, Moodle надає доступ до результативних показників навчання через журнал оцінок (gradebook), який інтегрує результати виконання різних видів навчальних завдань. У таблицях `grade_items` та `grade_grades` зберігається інформація про оцінки студентів, максимальні бали, вагові коефіцієнти та підсумкові результати. Це дозволяє аналізувати успішність студентів як у розрізі окремих завдань, так і на рівні курсу в цілому. Додатково важливим джерелом даних є модуль тестування (quiz), який зберігає інформацію про спроби проходження тестів, отримані бали, кількість спроб та час виконання, що відкриває можливості для більш глибокого аналізу процесу оцінювання знань.

Журнал оцінок (Gradebook) функціонує як динамічна база даних, що в реальному часі акумулює результати тестувань, перевірки завдань, участі у форумах та виконання індивідуальних проєктів. Архітектура журналу побудована за принципом гнучкості, дозволяючи викладачам не лише фіксувати бали, а й конструювати складні моделі оцінювання, що відповідають різним педагогічним стратегіям та нормативним вимогам освітніх програм.

Центральною особливістю Журналу оцінок є його здатність до багаторівневої агрегації даних. Користувач може створювати категорії оцінок, які відповідають модулям курсу або змістовим лініям, встановлюючи для кожної з них специфічні правила розрахунку підсумкового бала. Moodle підтримує широкий спектр методів агрегації: від простого середнього арифметичного до середнього зваженого значення, де кожна одиниця діяльності має свій коефіцієнт (вагу) у загальній структурі оцінки. Більше того, система дозволяє впроваджувати кастомні математичні формули для розрахунку підсумків, що дає змогу реалізувати специфічні алгоритми оцінювання, прийняті у конкретних закладах вищої освіти.

Аналітичний потенціал Журналу оцінок виходить далеко за межі простого відображення балів. Система пропонує розгалужений інструментарій для інтерпретації навчальних досягнень. Зокрема, «Звіт оцінювача» (Grader report) забезпечує панорамний огляд успішності всієї групи, дозволяючи ідентифікувати статистичні аномалії або загальні тенденції у засвоєнні матеріалу. Важливим компонентом аналізу є використання шкал (Scales) та результатів (Outcomes), які дозволяють перейти від суто кількісного до якісного, компетентнісного оцінювання. Це дає змогу аналізувати не лише те, який бал отримав студент, а й які саме навички або дескриптори компетентностей були опановані в процесі виконання завдання.

Можливості глибокого аналізу інформації в Журналі оцінок реалізуються через механізми порівняння та візуалізації. Вбудовані звіти про статистику оцінок надають дані про середнє значення, медіану, моду та стандартне відхилення для кожного елемента курсу. Такий статистичний зріз є критично важливим для валідації контрольних заходів: наприклад, високе стандартне відхилення в результатах тесту може свідчити про неоднорідність складності питань або недостатню підготовку певної частини аудиторії. Крім того, система інтелектуального аналізу даних (Moodle Learning Analytics) використовує інформацію з журналу оцінок як один із ключових предикторів для побудови моделей прогнозування успішності, що дозволяє виявляти студентів групи ризику на ранніх етапах навчання.

Для академічної звітності та подальшої обробки даних Moodle забезпечує потужний функціонал експорту. Дані журналу можуть бути вивантажені у форматі табличних процесорів (Excel, CSV) або XML-файлів, що відкриває шлях до використання зовнішніх систем статистичного аналізу або

інтеграції з університетськими системами планування ресурсів (ERP). Такий підхід дозволяє проводити лонгітюдні дослідження якості освіти, порівнюючи успішність різних потоків студентів протягом кількох років. У підсумку, Журнал оцінок Moodle постає не просто реєстром балів, а фундаментальним інструментом управління якістю освітнього процесу, що забезпечує доказову базу для прийняття управлінських та педагогічних рішень.

Окремої уваги заслуговує модуль компетентностей, реалізований у Moodle, який дозволяє пов'язувати навчальні активності з визначеними освітніми результатами та відстежувати рівень їх досягнення студентами. Дані про сформованість компетентностей зберігаються у відповідних таблицях бази даних і можуть бути використані для побудови компетентнісних профілів студентів. Таким чином, Moodle забезпечує комплексний підхід до збору даних, який охоплює як активність, так і результати навчання, включаючи їх компетентнісну інтерпретацію.

Модуль компетентностей (Competencies) (версія Moodle 4) є інтелектуальною надбудовою над традиційним навчанням, що дозволяє реалізувати парадигму освіти на основі результатів (Outcome-based education). На відміну від оцінок, які фокусуються на успішності виконання конкретних завдань, компетентності описують рівень володіння певними навичками або знаннями, що можуть набуватися протягом вивчення декількох дисциплін або навіть за межами формального курсу. В архітектурі Moodle цей модуль інтегрований із системою відстеження прогресу, забезпечуючи зв'язок між академічною активністю та професійними стандартами.

Процес впровадження починається з розробки фреймворку компетентностей (Competency framework). Це ієрархічний контейнер, який зазвичай створюється на рівні сайту або категорії курсів адміністратором. Фреймворк структурує очікувані результати навчання у вигляді дерева: від загальних професійних стандартів до вузькоспеціалізованих дескрипторів.

Важливим аспектом проектування фреймворку є налаштування шкали оцінювання (Scale). Для кожної компетентності визначається, яке значення шкали вважається ознакою **«компетентності»** (proficient). Наприклад, у бінарній шкалі **«Ще не опановано / Опановано»** лише друге значення автоматично позначатиме успішне досягнення результату. Кожна компетентність у фреймворку має унікальний ID-номер, що дозволяє проводити наскрізний аналіз даних при інтеграції із зовнішніми системами.

Наступним етапом є створення шаблонів навчальних планів (Learning plan templates). Навчальний план у Moodle виступає сполучною ланкою між набором компетентностей із фреймворку та конкретним користувачем. Адміністратор або менеджер створює шаблон, додає до нього перелік необхідних компетентностей і призначає цей шаблон групі студентів або окремим особам.

Це створює індивідуальні навчальні плани, де кожен студент бачить свій прогрес не лише за оцінками в журналі, а й за рівнем досягнення цільових результатів навчання. Аналіз можливостей зберігання інформації тут показує, що система зберігає історію оцінювання кожної компетентності, включаючи докази (prior learning), коментарі викладачів та автоматичні відмітки про завершення.

Механізм активації компетентностей реалізується через їх прив'язку до елементів курсу. Викладач може пов'язати конкретне завдання або тест із однією чи декількома компетентностями. Moodle підтримує декілька сценаріїв автоматизації при завершенні діяльності:

1. Надіслати на розгляд: Коли студент завершує завдання, викладач отримує сповіщення про необхідність оцінити компетентність вручну.
2. Завершити компетентність: Якщо діяльність виконана успішно, компетентність автоматично вважається досягнутою.
3. Нічого не робити: Використовується для простого накопичення доказів без автоматичної зміни статусу.

Аналітичний аспект модуля компетентностей у четвертій версії Moodle значно посилений через Звіти про розрив у компетентностях (Competency breakdown report). Ці звіти дозволяють викладачам бачити, які саме результати навчання залишаються недосяжними для більшості групи, що дає базу для коригування навчального контенту. Для студента візуалізація прогресу в навчальному плані стає потужним інструментом саморегуляції, оскільки він чітко розуміє, які саме професійні навички він демонструє через виконання академічних завдань.

Таким чином, модуль компетентностей перетворює LMS Moodle із репозиторію навчальних матеріалів на інструмент управління людським капіталом, дозволяючи проводити глибокий аналіз відповідності освітнього процесу вимогам ринку праці або галузевим стандартам.

Важливою особливістю Moodle є можливість отримання доступу до даних безпосередньо через базу даних за допомогою SQL-запитів, що дозволяє формувати власні аналітичні вибірки, які виходять за межі стандартних звітів системи. Додатково платформа підтримує використання плагінів, які розширюють функціональність збору та аналізу даних, а також можливість експорту інформації у різних форматах, зокрема CSV. У сукупності це створює потужну основу для побудови зовнішніх аналітичних систем, інтегрованих із Moodle, що є ключовим елементом у реалізації сучасних підходів до моніторингу навчального процесу.

1.3. Аналіз методів отримання та обробки освітніх даних

Отримання та обробка освітніх даних у цифровому навчальному середовищі є ключовим етапом побудови систем моніторингу навчального процесу, оскільки саме на цьому рівні формується база для подальшої аналітики. Одним із найбільш гнучких і потужних підходів до доступу до даних є пряме звернення до бази даних системи управління навчанням, зокрема Moodle, за допомогою SQL-запитів. Такий підхід дозволяє отримувати детальну, структуровану та актуальну інформацію про всі аспекти навчальної діяльності студентів, включаючи як поведінкові, так і результативні показники. На відміну від стандартних звітів LMS, які часто мають обмежений функціонал, SQL-доступ дає можливість формувати складні вибірки, агрегувати дані та реалізовувати власні алгоритми обробки інформації.

База даних Moodle (рис. 1.2) має реляційну структуру, яка охоплює велику кількість взаємопов'язаних таблиць, є однією з найскладніших частин її архітектури, що налічує понад 400 таблиць у стандартній інсталяції. Вона спроектована з використанням рівня абстракції XMLDB, що забезпечує незалежність від конкретної системи керування базами даних (MySQL, PostgreSQL, MSSQL або Oracle). Взаємозв'язки між таблицями побудовані за класичною реляційною моделлю, де ключову роль відіграють ідентифікатори контексту, що дозволяють реалізувати складну ієрархію прав доступу та об'єктів.

Рис. 1.2 База даних Moodle (спрощена схема)

Фундаментом бази даних є триада таблиць: ``mdl_user`` (користувачі), ``mdl_course`` (навчальні курси) та ``mdl_context`` (контексти). Таблиця ``mdl_user`` зберігає облікові дані та профілі, тоді як ``mdl_course`` містить метадані навчальних дисциплін. Однак прямий зв'язок між ними через класичну таблицю зв'язків (Many-to-Many) у Moodle замінений на більш гнучку систему контекстів.

Таблиця ``mdl_context`` є унікальним архітектурним рішенням. Кожен об'єкт у системі (весь сайт, категорія, курс, блок або модуль діяльності) має свій унікальний ``contextid``. Це дозволяє таблицям ``mdl_role_assignments`` (призначення ролей) та ``mdl_role_capabilities`` (дозволи) визначати права користувача саме в межах конкретного об'єкта. Таким чином, аналіз можливостей зберігання інформації показує, що система зберігає не просто **"хто є студент"**, а **"яку роль має користувач X у контексті курсу Y"**.

Внутрішня структура курсу детермінується таблицями ``mdl_course_sections`` (секції курсу) та ``mdl_course_modules`` (екземпляри модулів у курсі).

Важливо розуміти розмежування: таблиця `mdl\_modules` містить лише перелік встановлених плагінів (наприклад, `assign`, `quiz`, `forum`), тоді як `mdl\_course\_modules` виступає як сполучна ланка, що вказує, який саме плагін використано в конкретному місці курсу.

Для кожного типу діяльності існують специфічні таблиці. Наприклад, для модуля «Завдання» це `mdl\_assign` (налаштування завдання) та `mdl\_assign\_submission` (роботи студентів). Взаємозв'язок реалізується через поле `instance` у таблиці `mdl\_course\_modules`, яке посилається на `id` у таблиці конкретного модуля. Така декомпозиція дозволяє зберігати величезні масиви даних про активність без втрати продуктивності при пошуку метаданих курсу.

Система оцінювання в базі даних відокремлена від логіки самих модулів діяльності. Основними таблицями тут є `mdl\_grade\_items` (елементи оцінювання) та `mdl\_grade\_grades` (безпосередньо бали користувачів).

Таблиця `mdl\_grade\_items` посилається на `mdl\_course\_modules`, але може існувати й самостійно (наприклад, для вручну створених колонок). Аналіз цієї підсистеми свідчить про високу нормалізацію: окремо зберігаються категорії оцінок (`mdl\_grade\_categories`), історія змін оцінок (`mdl\_grade\_grades\_history`) та налаштування відображення результатів. Це забезпечує повну аудиторію змін, що є критичним для академічної доброчесності.

Аналізуючи схему, можна виділити кілька особливостей зберігання інформації:

1. Поліморфізм зв'язків: Через широке використання `contextid` та `itemid` система може пов'язувати файли (`mdl\_files`) або коментарі (`mdl\_comments`) з будь-яким об'єктом системи без зміни структури таблиць.
2. Логування та аудит: Окремі сховища (наприклад, `mdl\_logstore\_standard\_log`) накопичують події дані, які посилаються на всі вищезгадані таблиці, створюючи повний цифровий слід користувача.
3. Масштабованість: Використання індексів за зовнішніми ключами (`userid`, `courseid`, `contextid`) дозволяє системі ефективно працювати навіть при досягненні таблицями розмірів у мільйони записів.

Однією з ключових груп таблиць є ті, що відповідають за фіксацію активності користувачів. Центральне місце серед них займає таблиця `logstore\_standard\_log`, яка містить записи про всі події в системі: входи користувачів, перегляд ресурсів, участь у форумах, виконання завдань тощо. Кожен запис включає ідентифікатор користувача, курс, контекст події, тип дії, час виконання та інші атрибути. Це дозволяє відстежувати поведінкові патерни студентів, аналізувати інтенсивність їхньої взаємодії з навчальним середовищем та формувати показники навчальної активності.

Для аналізу результатів навчання важливу роль відіграють таблиці системи оцінювання, зокрема `grade\_items` та `grade\_grades`. Таблиця `grade\_items` містить інформацію про всі елементи оцінювання в курсі (завдання, тести, підсумкові оцінки), включаючи максимальні бали, типи оцінювання та налаштування вагових коефіцієнтів. У свою чергу, таблиця `grade\_grades` зберігає індивідуальні результати студентів за кожним елементом оцінювання. Об'єднання даних із цих таблиць дозволяє отримати повну картину успішності студентів, розраховувати середні бали, аналізувати динаміку результатів та виявляти тенденції у навчанні.

Окремий сегмент даних формується у межах модуля тестування (quiz), який є одним із найважливіших інструментів оцінювання знань у Moodle. Основні таблиці цього модуля включають `quiz\_attempts`, де зберігається інформація про спроби проходження тестів, їх тривалість, отримані бали та статус завершення. Додатково можуть використовуватися таблиці, пов'язані з питаннями та відповідями, що дозволяє здійснювати більш глибокий аналіз, наприклад, визначати складність окремих завдань або типові помилки студентів. Це відкриває можливості для адаптації навчального контенту та вдосконалення процесу оцінювання.

Ще одним важливим напрямом є аналіз сформованості компетентностей, який реалізується через відповідні таблиці, пов'язані з моделлю компетентностей у Moodle. Вони містять інформацію про зв'язок між навчальними активностями та компетентностями, а також рівень їх досягнення студентами. Це дозволяє переходити від традиційного оцінювання до компетентнісного підходу, що є одним із ключових трендів сучасної освіти. Інтеграція цих даних із показниками активності та результативності створює основу для комплексного аналізу навчального процесу.

Таким чином, SQL-доступ до бази даних Moodle забезпечує широкі можливості для отримання та обробки освітніх даних, дозволяючи формувати гнучкі аналітичні вибірки, поєднувати різні типи даних та реалізовувати складні сценарії аналізу. Це є необхідною умовою для побудови ефективних систем моніторингу навчального процесу, орієнтованих на підтримку прийняття рішень та підвищення якості освіти.

1.4. Інструменти аналітики та візуалізації освітніх даних

У сучасних умовах цифровізації освіти ефективний моніторинг навчального процесу неможливий без використання інструментів аналітики та візуалізації даних, які дозволяють перетворювати великі масиви освітньої інформації у зрозумілі та придатні для прийняття рішень форми. Дані, що накопичуються в системах управління навчанням, зокрема Moodle, мають складну структуру та значний обсяг, що ускладнює їх безпосереднє використання без спеціалізованих засобів обробки. Саме тому важливим етапом побудови системи моніторингу є впровадження підходів бізнес-аналітики (Business Intelligence, BI), які забезпечують інтеграцію, обробку, аналіз і візуалізацію даних у вигляді зручних інформаційних панелей. BI-підхід передбачає створення єдиного аналітичного середовища, у якому дані з різних джерел об'єднуються, трансформуються та подаються у вигляді структурованих звітів і дашбордів. Класична архітектура BI (рис. 1.3) включає етапи збору даних (Extract), їх перетворення (Transform) та завантаження (Load), що відомо як процес ETL. У контексті освітніх даних це означає отримання інформації з бази даних Moodle, її очищення, агрегування та підготовку до аналізу. Важливою складовою є також створення аналітичної моделі даних, яка дозволяє ефективно виконувати запити та будувати взаємозв'язки між різними показниками, такими як активність студентів, результати оцінювання та рівень сформованості компетентностей.

Рис. 1.3. Схема єдиного аналітичного середовища

Серед сучасних BI-інструментів особливе місце займає Microsoft Power BI, який забезпечує широкі можливості для інтерактивної візуалізації даних, створення динамічних дашбордів і проведення багатовимірного аналізу. Його перевагами є підтримка різних джерел даних, можливість автоматичного оновлення інформації, інтеграція з хмарними сервісами та наявність інструментів для побудови складних аналітичних моделей. У контексті освітнього процесу Power BI дозволяє візуалізувати показники навчальної активності, успішності, проходження тестів та досягнення компетентностей у вигляді графіків, діаграм і інтерактивних звітів, що значно спрощує їх інтерпретацію.

Альтернативними інструментами бізнес-аналітики є такі системи, як Tableau або Google Data Studio, які також забезпечують функціональність візуалізації даних, однак можуть відрізнятися за рівнем інтеграції, складністю налаштування та доступністю. Вибір конкретного інструменту залежить від технічних умов, потреб користувачів та наявних ресурсів.

Вибір конкретного інструменту для академічних або корпоративних цілей вимагає системного підходу, що базується на аналізі архітектурних можливостей, масштабованості та економічної доцільності.

Для об'єктивної оцінки цих платформ необхідно виділити чотири фундаментальні групи критеріїв. По-перше, це аналітична потужність та складність обробки даних, що включає можливості моделювання (Data Modeling) та підтримку мов розрахунків (наприклад, DAX або складні обчислювальні поля). По-друге, візуалізаційний потенціал та глибина дослідження (Discovery), що оцінює гнучкість налаштування графічних елементів та інструменти Drill-down. По-третє, інтеграція та екосистемна приналежність, яка визначає простоту підключення до джерел даних (SQL-бази, хмарні сховища, API). По-четверте, доступність та вартість володіння (TCO), що є критичним фактором для освітніх установ та малого бізнесу.

Microsoft Power BI домінує завдяки своїй глибокій інтеграції з екосистемою Microsoft 365 та Azure. Його архітектура базується на двигуні VertiPaq, що забезпечує високу швидкість обробки великих масивів даних у пам'яті. Основною перевагою є використання мов DAX (Data Analysis Expressions) для розрахунків та Power Query (M) для трансформації даних (ETL). Це робить його ідеальним для користувачів, знайомих з Excel, але водночас надає інструменти професійного рівня для створення складних реляційних моделей.

Tableau традиційно вважається золотим стандартом у сфері візуалізації. Його філософія базується на візуальному дослідженні даних (Visual Discovery) за допомогою запатентованої технології VizQL, яка перетворює дії користувача у візуальні запити. На відміну від Power BI, де акцент зроблено на моделюванні, Tableau надає безпрецедентну свободу в дизайні дашбордів. Він краще справляється з великими наборами даних без попередньої агрегації, проте вимагає від користувача глибших знань у сфері аналітики та вищої вартості ліцензування.

Google Looker Studio займає нішу максимально доступного та легкого у використанні хмарного інструменту. Будучи повністю веб-орієнтованим, він не вимагає інсталяції програмного забезпечення. Його головна сила - у безшовній інтеграції з сервісами Google (Ads, Analytics, BigQuery, Sheets). Хоча Looker Studio поступається конкурентам у можливостях складного моделювання даних та позбавлений потужного ETL-шару, він є неперевершеним для швидкого створення звітів у маркетингу та оперативному моніторингу вебресурсів.

Результати аналізу свідчать про чітку сегментацію інструментів залежно від завдань. Power BI є найбільш збалансованим рішенням для організацій, що вже використовують продукти Microsoft, пропонуючи потужний аналітичний функціонал за відносно низьку ціну. Tableau залишається вибором професійних дата-аналітиків та великих корпорацій, де критично важливою є глибина візуального аналізу та робота зі складними, неструктурованими даними. Looker Studio є оптимальним вибором для швидкого старту, академічних проектів початкового рівня та візуалізації даних із хмарних джерел Google без додаткових витрат.

У даній роботі використання Power BI обумовлено його доступністю, гнучкістю та широким спектром можливостей для обробки освітніх даних. Таким чином, застосування BI-підходів у поєднанні з сучасними інструментами візуалізації дозволяє перейти від простого накопичення даних до їх аналітичного використання, що є основою ефективного моніторингу навчального процесу. Це забезпечує можливість своєчасного виявлення тенденцій, проблемних ситуацій та прийняття обґрунтованих управлінських рішень, спрямованих на підвищення якості освіти.

РОЗДІЛ 2. ПРОЄКТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ АКТИВНОСТІ ТА РЕЗУЛЬТАТІВ НАВЧАННЯ СТУДЕНТІВ

2.1. Формування вимог до системи аналізу активності та результатів навчання студентів

На основі результатів аналізу, здійсненого в першому розділі, було визначено, що ефективний моніторинг навчального процесу в цифровому освітньому середовищі має спиратися не лише на фіксацію окремих дій студентів у LMS Moodle, а й на комплексне поєднання даних про навчальну активність, результати оцінювання, проходження тестів та рівень сформованості компетентностей. Такий підхід дозволяє перейти від простого накопичення статистичної інформації до побудови цілісної аналітичної моделі, яка відображає взаємозв'язок між поведінкою студентів у цифровому середовищі та їхніми навчальними результатами. Саме тому проєктована інформаційна система має розглядатися як складова ширшої системи моніторингу навчального процесу, орієнтована на підтримку прийняття рішень викладачем та адміністратором.

Загальна модель рішення передбачає використання LMS Moodle як основного джерела освітніх даних. У Moodle накопичується інформація про дії студентів у курсах, перегляд навчальних матеріалів, виконання завдань, результати тестування, оцінки та досягнення компетентностей. Ці дані зберігаються у базі даних системи та можуть бути отримані за допомогою SQL-запитів. Наступним етапом є автоматизоване виконання таких запитів із заданою періодичністю, наприклад за допомогою планувальника cron, та збереження результатів у вигляді CSV-файлів у визначеному місці на сервері. Далі підготовлені набори даних використовуються в Microsoft Power BI для побудови аналітичних моделей, інтерактивних звітів і дашбордів, що відображають стан навчальної активності та результативності студентів.

Рис. 2.1 Загальна модель аналітичної системи

У запропонованій моделі на рис. 2.1 можна виділити кілька основних рівнів. Перший рівень становить джерело даних, тобто LMS Moodle та її база даних. Другий рівень пов'язаний з отриманням і первинною обробкою інформації за допомогою SQL-запитів. Третій рівень забезпечує автоматизацію експорту даних і формування проміжного файлового сховища у форматі CSV. Четвертий рівень представлений засобами бізнес-аналітики, у яких здійснюється моделювання, візуалізація та інтерпретація даних. Завершальним елементом є користувачі системи, які на основі отриманих аналітичних панелей приймають рішення щодо організації навчального процесу, виявлення студентів групи ризику, оцінювання ефективності навчальних курсів та контролю досягнення освітніх результатів.

Основними користувачами системи визначено адміністратора та викладача. Адміністратор відповідає за технічне налаштування та підтримку інформаційної системи, зокрема за встановлення необхідних плагінів Moodle, підготовку SQL-запитів, налаштування автоматизованого запуску скриптів, організацію збереження CSV-файлів, контроль доступу до даних та забезпечення їх коректного оновлення. Крім того, адміністратор має здійснювати перевірку працездатності інтеграції між Moodle і Power BI, контролювати структуру даних та забезпечувати дотримання вимог безпеки під час роботи з освітньою інформацією.

Викладач є основним користувачем аналітичних результатів системи. Його роль полягає у перегляді дашбордів, аналізі навчальної активності студентів, оцінюванні динаміки результатів, виявленні студентів із низькою активністю або незадовільними результатами, а також у прийнятті педагогічних рішень щодо подальшої роботи з групою чи окремими студентами. Для викладача система має бути не технічним інструментом роботи з базою даних, а зрозумілим аналітичним середовищем, яке надає узагальнену, візуально представлену та актуальну інформацію про перебіг навчального процесу.

Таким чином, формування вимог до системи аналізу активності та результатів навчання студентів ґрунтується на розумінні її як багаторівневого рішення, що поєднує Moodle, SQL-доступ до освітніх даних, автоматизований експорт інформації та BI-візуалізацію. Запропонована модель

дозволяє визначити ролі користувачів, логіку руху даних і загальне призначення системи. Надалі це створює підґрунтя для формулювання конкретних функціональних вимог, які мають деталізувати можливості системи щодо збору, обробки, оновлення, візуалізації та використання освітніх даних у процесі моніторингу навчальної діяльності студентів.

Функціональні вимоги до системи визначають перелік основних можливостей, які вона повинна забезпечувати для виконання завдань моніторингу навчальної активності та результатів навчання студентів. Насамперед система має забезпечувати отримання даних із LMS Moodle, зокрема інформації про дії студентів у курсах, перегляд навчальних матеріалів, виконання завдань, результати тестування, оцінки та рівень сформованості компетентностей. Для цього передбачається використання SQL-запитів до бази даних Moodle, які дозволяють формувати необхідні вибірки за курсами, групами, студентами, видами активностей та часовими періодами.

Наступною функціональною вимогою є автоматизація процесу збору даних. Система повинна мати можливість виконувати підготовлені SQL-запити за визначеним розкладом, наприклад один раз на добу або кілька разів на тиждень, залежно від потреб моніторингу. Автоматизація може бути реалізована за допомогою планувальника завдань cron, який запускає відповідні скрипти експорту. Результати виконання запитів мають зберігатися у структурованому вигляді у форматі CSV у визначеному каталозі на сервері. Це дозволяє створити проміжне сховище даних, яке надалі використовується для аналітичної обробки.

Важливою вимогою є підтримка підготовки даних до подальшого використання в Microsoft Power BI. Система повинна забезпечувати формування таких CSV-файлів, які містять узгоджену структуру полів, коректні назви колонок, єдині формати дат, числових значень і текстових ідентифікаторів. Дані мають бути придатними для побудови зв'язків між таблицями в аналітичній моделі Power BI, наприклад між студентами, курсами, оцінками, тестами, активностями та компетентностями. Це дає можливість створювати інтерактивні дашборди та виконувати порівняльний аналіз різних показників.

Окремою функціональною вимогою є забезпечення візуалізації результатів аналізу. У Power BI мають бути створені інформаційні панелі, які відображають основні показники навчального процесу: рівень активності студентів, кількість входів і дій у системі, динаміку виконання завдань, середні оцінки, результати тестів, кількість спроб, успішність за курсами та рівень сформованості компетентностей. Система також повинна підтримувати фільтрацію даних за курсом, групою, студентом, періодом часу та видом навчальної активності. Це дозволяє викладачу або адміністратору швидко отримувати потрібну інформацію для аналізу.

До функціональних вимог також належить можливість виявлення проблемних ситуацій у навчальному процесі. Система повинна допомагати визначати студентів із низькою активністю, незадовільними результатами, відсутністю виконаних завдань або недостатнім рівнем сформованості компетентностей. Такі показники можуть бути використані для визначення студентів групи ризику та своєчасного педагогічного реагування. Водночас система має дозволяти не лише фіксувати окремі проблеми, а й аналізувати взаємозв'язок між активністю студентів і їхніми результатами навчання.

На основі цього побудовано діаграми варіантів використання системи (рис 3.2-3.4).

Рис. 2.2. Загальна діаграма варіантів користування аналітичної системи

Рис. 2.3. Діаграма варіантів користування аналітичної системи для Адміністратора

Рис. 2.4. Діаграма варіантів користування аналітичної системи для Викладача

Нефункціональні вимоги визначають характеристики якості системи, які впливають на її надійність, зручність, безпеку та ефективність використання. Однією з основних нефункціональних вимог є надійність роботи системи. Автоматизовані скрипти збору даних мають виконуватися стабільно, без порушення роботи Moodle та без втрати інформації. У разі помилок під час виконання SQL-запитів або експорту даних система повинна забезпечувати можливість виявлення проблеми через журнали виконання або повідомлення адміністратора. Важливою нефункціональною вимогою є продуктивність. SQL-запити до бази даних Moodle мають бути оптимізованими, щоб не створювати надмірного навантаження на сервер, особливо якщо система використовується у робочому навчальному середовищі. Збір даних бажано виконувати у періоди мінімального навантаження, наприклад у нічний час. Формування CSV-файлів і оновлення аналітичних звітів мають відбуватися в прийнятний час, щоб користувачі отримували актуальну інформацію без значних затримок.

Окрему увагу необхідно приділити безпеці та захисту персональних даних. Оскільки система працює з інформацією про студентів, їхню активність, оцінки та результати навчання, доступ до даних повинен бути обмежений відповідно до ролей користувачів. Адміністратор має мати доступ до технічних налаштувань і файлів експорту, тоді як викладач повинен переглядати лише ті аналітичні дані, які стосуються його курсів або груп. Також необхідно уникати відкритого зберігання конфіденційних даних у загальнодоступних каталогах сервера.

До нефункціональних вимог належить зручність використання. Для викладача система повинна бути представлена у вигляді зрозумілих дашбордів, без необхідності працювати безпосередньо з SQL-запитами або структурою бази даних Moodle. Інтерфейс Power BI має бути логічним, наочним і придатним для швидкого аналізу ситуації. Візуалізації повинні бути побудовані так, щоб користувач міг легко побачити загальні тенденції, проблемні місця та детальну інформацію за окремими студентами або курсами.

Ще однією важливою вимогою є масштабованість системи. Розроблене рішення має допускати подальше розширення: додавання нових SQL-запитів, нових показників, додаткових CSV-файлів, нових дашбордів або інтеграцію з іншими джерелами освітніх даних. Це важливо, оскільки потреби моніторингу навчального процесу можуть змінюватися залежно від освітньої програми, кількості курсів, вимог адміністрації або специфіки навчальних дисциплін.

Таким чином, функціональні вимоги визначають, які саме дії має виконувати система: отримувати дані з Moodle, автоматизовано експортувати їх, готувати до аналізу, візуалізувати в Power BI та підтримувати виявлення проблемних ситуацій. ⁴Нефункціональні вимоги, у свою чергу, визначають якість реалізації цих можливостей: надійність, продуктивність, безпеку, зручність використання та можливість подальшого розвитку. ⁴Сукупність цих вимог створює основу для подальшого проектування архітектури та практичної реалізації інформаційної системи аналізу активності й результатів навчання студентів.

2.2. Архітектура системи

Архітектура розроблюваної системи ґрунтується на багаторівневій моделі обробки освітніх даних, яка реалізує підхід BI (Business Intelligence) із використанням ETL-конвеєра. Такий підхід передбачає послідовне виконання етапів отримання, трансформації, збереження та візуалізації даних, що ⁸забезпечує розділення відповідальності між компонентами системи та підвищує її масштабованість і гнучкість.

Рис. 2.5. Архітектура системи.

Архітектурно система може бути віднесена до класу data-driven систем, у яких ключовим ресурсом є дані, а основною метою - їх аналітична інтерпретація для підтримки прийняття рішень. Використання цього підходу дозволяє інтегрувати дані з LMS у зовнішнє аналітичне середовище без внесення змін у ядро системи Moodle.

У структурі системи виділяється кілька взаємопов'язаних рівнів, кожен з яких виконує визначену функцію. Перший рівень - рівень джерел даних - представлений LMS Moodle та її реляційною базою даних. На цьому рівні накопичуються первинні освітні дані, що включають інформацію про активність студентів (логи подій), результати оцінювання (журнал оцінок), результати тестування та дані про сформованість компетентностей. Доступ до цих даних здійснюється безпосередньо через SQL-запити, що забезпечує високий рівень гнучкості при формуванні вибірок та дозволяє об'єднувати різні типи даних у межах єдиної аналітичної моделі.

Другий рівень - рівень обробки даних - реалізує логіку отримання та первинної трансформації інформації. На цьому рівні використовуються SQL-запити, які забезпечують фільтрацію, агрегацію, об'єднання таблиць та підготовку структурованих наборів даних. Важливою складовою є оптимізація запитів з метою зменшення навантаження на базу даних Moodle. Виконання SQL-запитів здійснюється автоматизовано за допомогою планувальника завдань (cron), що дозволяє реалізувати регулярне оновлення даних без участі користувача. Таким чином формується безперервний процес збору та оновлення інформації, необхідної для аналітики.

Третій рівень - рівень збереження даних - представлений файловим сховищем у форматі CSV, яке виступає проміжним буфером між системою Moodle та аналітичним інструментом. На цьому рівні результати виконання SQL-запитів зберігаються у вигляді структурованих таблиць із визначеною схемою полів. Використання CSV як формату обміну даними обумовлене його універсальністю, простотою обробки та сумісністю з більшістю аналітичних інструментів. Крім того, такий підхід дозволяє розділити процеси збору та аналізу даних, що підвищує надійність системи та спрощує її обслуговування.

Четвертий рівень - рівень аналітики та візуалізації - реалізується за допомогою Microsoft Power BI. На цьому рівні здійснюється підключення до CSV-файлів, побудова моделі даних, визначення зв'язків між таблицями, створення обчислюваних показників (KPI) та формування інтерактивних дашбордів. Аналітична модель дозволяє об'єднати дані про студентів, курси, активність, результати оцінювання та компетентності, що забезпечує можливість комплексного аналізу навчального процесу. Візуалізація даних здійснюється у вигляді графіків, діаграм, таблиць та інших елементів, які забезпечують швидке сприйняття інформації користувачами.

Взаємодія між рівнями архітектури має послідовний характер і відповідає логіці ETL-процесу. Дані з бази Moodle передаються на рівень обробки через SQL-запити, після чого результати зберігаються у CSV-сховищі. Далі аналітичний інструмент Power BI здійснює зчитування цих даних, формує модель та забезпечує їх візуалізацію. Завершальним етапом є використання отриманих аналітичних результатів викладачами та адміністраторами для прийняття рішень щодо організації навчального процесу. Така взаємодія забезпечує логічну завершеність системи та чіткий розподіл функцій між її компонентами.

Запропонована архітектура має низку переваг, серед яких варто відзначити модульність, можливість масштабування та незалежність окремих компонентів. Зокрема, зміни в SQL-запитах або структурі CSV-файлів не потребують модифікації LMS Moodle, а оновлення аналітичних панелей у Power BI може виконуватися незалежно від процесу збору даних. Це дозволяє адаптувати систему до нових вимог, додавати нові показники або розширювати функціональність без суттєвих змін у вже реалізованих компонентах. Таким чином, архітектура системи відповідає сучасним вимогам до побудови аналітичних інформаційних систем у сфері освіти та забезпечує ефективну підтримку процесу моніторингу навчальної діяльності студентів.

Подальша деталізація архітектури системи передбачає пояснення принципів роботи ключових компонентів на рівні реалізації, зокрема механізму виконання SQL-запитів, формування CSV-наборів даних та підключення аналітичного інструменту Microsoft Power BI до підготовленого сховища. Ці етапи утворюють єдиний конвеєр обробки даних, який забезпечує регулярне оновлення аналітичної інформації та її доступність для користувачів.

Отримання даних із бази системи Moodle здійснюється за допомогою SQL-запитів, які звертаються до реляційної структури таблиць. У межах розроблюваної системи SQL виконує роль основного інструмента формування аналітичних вибірок. Запити будуються таким чином, щоб об'єднати дані з кількох таблиць, наприклад логів активності, журналу оцінок і результатів тестування, використовуючи операції JOIN. Додатково застосовуються оператори WHERE для фільтрації за курсами, студентами або часовими інтервалами, а також агрегатні функції (SUM, AVG, COUNT), що дозволяють обчислювати узагальнені показники, такі як середній бал або кількість дій студента. У результаті виконання SQL-запиту формується структурований набір даних, який містить уже підготовлену до аналізу інформацію, що зменшує навантаження на наступні етапи обробки.

Виконання SQL-запитів організовується у вигляді автоматизованого процесу. Для цього використовується планувальник завдань (cron), який із заданою періодичністю запускає скрипти, що звертаються до бази даних і виконують необхідні запити. Такий підхід дозволяє реалізувати регулярне оновлення даних без участі користувача та забезпечує актуальність аналітичної інформації. При цьому важливо враховувати оптимізацію запитів і планування часу їх виконання, щоб мінімізувати вплив на продуктивність основної системи Moodle.

Після виконання SQL-запитів результати експортуються у формат CSV, який виступає універсальним середовищем обміну даними між компонентами системи. Формування CSV-файлів передбачає перетворення результатів запиту у табличний вигляд із чітко визначеними назвами колонок і типами даних. Кожен рядок відповідає окремому запису, наприклад дії студента або результату оцінювання, а колонки містять відповідні атрибути: ідентифікатор студента, назву курсу, дату події, отриманий бал тощо. Важливою вимогою є узгодженість структури CSV-файлів, оскільки це забезпечує можливість їх подальшого використання в аналітичних інструментах. Збереження файлів здійснюється у визначеному каталозі на сервері, що дозволяє організувати централізоване сховище даних.

На етапі аналітики відбувається підключення Microsoft Power BI до сформованих CSV-файлів. Це здійснюється за допомогою вбудованих механізмів імпорту даних, які дозволяють вибрати відповідні файли як джерело інформації. Після підключення дані завантажуються в середовище Power BI, де формується модель даних. На цьому етапі визначаються зв'язки між таблицями, наприклад між таблицями студентів, курсів і результатів оцінювання, а також створюються обчислювані показники (KPI), які відображають ключові характеристики навчального процесу. Далі на основі цієї моделі будуються візуалізації у вигляді графіків, діаграм і дашбордів.

Важливою особливістю інтеграції з Power BI є можливість оновлення даних. У разі регулярного оновлення CSV-файлів система може бути налаштована на автоматичне або напівавтоматичне оновлення аналітичних звітів. Це забезпечує актуальність інформації, яка використовується викладачами та адміністраторами. У результаті формується замкнений цикл обробки даних, у якому інформація, отримана з Moodle, проходить етапи обробки, збереження та візуалізації, після чого використовується для прийняття рішень щодо організації навчального процесу.

Таким чином, реалізація SQL-доступу до бази даних, формування CSV-сховища та інтеграція з Power BI забезпечують практичне втілення запропонованої архітектури системи. Такий підхід дозволяє створити ефективний інструмент аналітики навчальної діяльності, який поєднує нудність отримання даних із можливостями їх сучасної візуалізації та інтерпретації.

Рис. 2.6. Діаграма компонентів системи.

Діаграма компонентів на рис. 3.6 відображає основні програмні та інформаційні елементи системи аналізу активності й результатів навчання студентів. Центральним джерелом даних виступає LMS Moodle, у якій накопичується інформація про навчальну активність студентів, результати оцінювання, проходження тестів і сформованість компетентностей. Ці дані зберігаються у базі даних Moodle, до якої здійснюється доступ за допомогою SQL-запитів.

На серверному рівні важливу роль відіграє планувальник Cron, який забезпечує автоматичний запуск скрипта експорту даних за визначеним розкладом. Скрипт експорту виконує підготовлені SQL-запити, отримує необхідні дані з бази Moodle та формує CSV-файли. CSV-сховище виконує роль проміжного рівня між Moodle та аналітичною системою, що дозволяє відокремити процес збору даних від процесу їх візуалізації. Аналітичний рівень реалізується засобами Microsoft Power BI. Power BI зчитує дані з CSV-сховища, формує модель даних, встановлює зв'язки між таблицями та створює дашборди й звіти. Саме на цьому рівні дані перетворюються на зрозумілі візуальні показники, які можуть використовуватися для моніторингу навчального процесу.

На діаграмі також показано ролі користувачів системи. Адміністратор відповідає за технічне налаштування системи: підготовку SQL-запитів, налаштування cron, контроль оновлення CSV-файлів і підключення Power BI до джерел даних. Викладач використовує готові дашборди для аналізу активності студентів, результатів навчання та прийняття педагогічних рішень. Таким чином, діаграма демонструє повний шлях проходження даних: від накопичення в Moodle до їх використання у вигляді аналітичних звітів.

2.3. Проєктування механізму збору та аналітичної моделі даних

Проєктування механізму збору даних є одним із ключових етапів створення інформаційної системи аналізу активності та результатів навчання студентів, оскільки саме від якості отримання, структурування та підготовки даних залежить коректність подальших аналітичних висновків. У межах розроблюваної системи джерелом даних виступає база даних LMS Moodle, у якій зберігається інформація про навчальні курси, студентів, їхні дії у системі, результати виконання завдань, проходження тестів та рівень сформованості компетентностей. Механізм збору даних має забезпечувати регулярне отримання цих відомостей, їх первинну обробку та збереження у форматі, придатному для подальшого використання в Microsoft Power BI.

Рис. 2.7. Модель механізму збору та аналітичної моделі даних

Основу механізму збору (рис. 3.7) становлять SQL-запити до бази даних Moodle. Для різних груп показників передбачені окремі запити та набори запитів. Перша група орієнтована на отримання даних про навчальну активність студентів: кількість входів до курсу, перегляди ресурсів, виконання завдань, участь у форумах, загальну кількість подій за певний період. Друга група запитів має забезпечувати отримання результатів оцінювання з журналу оцінок Moodle, зокрема балів за окремі елементи курсу, підсумкових оцінок і динаміки успішності. Третя група пов'язана з аналізом тестування: кількість спроб, отримані результати, час проходження тестів, статус завершення. Четверта група має охоплювати дані про компетентності, тобто зв'язок навчальних активностей із визначеними компетентностями та рівень їх досягнення студентами.

Для забезпечення регулярності збору даних передбачається використання автоматизованого запуску SQL-запитів за допомогою планувальника завдань cron. Такий підхід дозволяє виконувати оновлення даних без участі користувача, наприклад один раз на добу або з іншим інтервалом, визначеним потребами моніторингу. Скрипт, який запускається планувальником, має послідовно виконувати необхідні SQL-запити, отримувати результати та зберігати їх у вигляді CSV-файлів. Для кожної групи даних створено окремий CSV-файл, activity.csv, grades.csv, quiz_results.csv, competencies.csv, courses.csv та students.csv. Такий поділ полегшує подальше формування моделі даних у Power BI та дозволяє оновлювати окремі набори інформації незалежно один від одного.

Під час проєктування механізму збору даних враховувалось необхідність дотримання уніфікованої структури експортованих файлів. Кожен CSV-файл має стабільний набір полів із зрозумілими назвами колонок, єдиним форматом дат і числових значень, а також ключові ідентифікатори для зв'язування таблиць між собою. Наприклад, для зв'язку даних про активність, оцінки та тестування необхідно використовувати ідентифікатор студента, ідентифікатор курсу та дату події або оцінювання. Це дозволяє об'єднувати дані в аналітичній моделі та формувати комплексні показники навчального процесу.

Аналітична модель даних (рис. 3.7) побудована за принципом поєднання довідникових таблиць і таблиць фактів. До довідникових таблиць належать таблиці студентів, курсів, груп, викладачів, елементів оцінювання та компетентностей. Вони містять відносно стабільну інформацію, яка використовується для фільтрації та групування даних. Таблиці фактів, у свою чергу, зберігають події та результати навчальної діяльності: активність студентів, оцінки, тестові спроби, досягнення компетентностей. Така структура є зручною для BI-аналітики, оскільки дозволяє швидко будувати звіти, виконувати агрегацію даних і аналізувати показники у різних розрізах.

У межах аналітичної моделі передбачено кілька основних показників, які будуть використовуватися в дашбордах. До показників активності відносимо загальну кількість дій студента в курсі, кількість переглядів навчальних матеріалів, кількість виконаних завдань, частоту входу до системи та останню дату активності. До результативних показників належать середній бал, відсоток виконаних завдань, підсумкова оцінка за курс, кількість успішних і неуспішних тестових спроб. Для компетентнісного аналізу можуть використовуватися показники рівня досягнення компетентностей, кількість підтверджених компетентностей та частка компетентностей, які потребують додаткової роботи.

Особливе значення має проєктування зв'язків між таблицями в аналітичній моделі. Центральними сутностями моделі є студент і курс, оскільки більшість показників навчальної активності та результативності прив'язуються саме до них. Таблиця студентів має зв'язуватися з таблицями активності, оцінок, тестів і компетентностей через student_id, а таблиця курсів - через course_id. Додаткові зв'язки можуть встановлюватися між оцінками та елементами оцінювання, між тестовими спробами та конкретними тестами, між компетентностями та відповідними навчальними активностями. Це дозволяє аналізувати дані не ізольовано, а як взаємопов'язану систему показників.

Запропонована модель також повинна підтримувати аналіз у часовому вимірі. Для цього необхідно передбачити використання дат подій, дат оцінювання та дат проходження тестів. На основі цих даних у Power BI можна створити календарну таблицю, яка дозволить аналізувати динаміку активності та результатів за днями, тижнями, місяцями або навчальними періодами. Такий підхід є важливим для моніторингу навчального процесу, оскільки дозволяє не лише фіксувати поточний стан, а й виявляти тенденції та зміни в поведінці студентів.

Таким чином, механізм збору даних і аналітична модель забезпечує повний шлях проходження інформації від бази Moodle до аналітичних панелей Power BI. SQL-запити виконують функцію отримання та первинної підготовки даних, CSV-файли виступають проміжним сховищем, а аналітична модель забезпечує зв'язування різних груп показників в єдину систему. Такий підхід створює основу для побудови гнучких дашбордів, які відображають не лише активність студентів, а й результати їх навчання та рівень сформованості компетентностей.

РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ

3.1. Реалізація збору даних з LMS Moodle

Реалізація збору даних з LMS Moodle є першим практичним етапом створення інформаційної системи аналізу навчальної активності та результатів навчання студентів. На цьому етапі було забезпечено отримання первинної інформації з бази даних Moodle, яка надалі використовується для формування аналітичних наборів даних, побудови моделі в Power BI та створення дашбордів. Основна увага приділялася тим даним, які мають безпосереднє значення для моніторингу навчального процесу: діям студентів у курсах, оцінкам, результатам тестування та показникам сформованості компетентностей.

Джерелом даних у системі виступає база даних Moodle, у якій зберігається інформація про користувачів, курси, елементи навчальної діяльності, журнал подій, оцінки та результати проходження тестів. Для отримання цих даних було обрано SQL-доступ, оскільки він дозволяє формувати гнучкі вибірки, об'єднувати інформацію з різних таблиць і отримувати дані у структурованому вигляді. На відміну від стандартних звітів Moodle, такий підхід дає можливість створювати власні аналітичні показники відповідно до потреб дослідження.

У межах реалізації було визначено кілька основних груп даних, необхідних для подальшого аналізу. Перша група охоплює дані про навчальну активність студентів: входи до курсу, перегляди ресурсів, виконання навчальних дій, участь у тестах та інших елементах курсу. Друга група пов'язана з результатами оцінювання, тобто балами, отриманими студентами за окремі навчальні елементи та курс у цілому. Третя група містить відомості про проходження тестів: кількість спроб, статус завершення, отримані результати та час виконання. Четверта група стосується компетентностей і дозволяє аналізувати, наскільки навчальні результати студентів відповідають визначеним освітнім вимогам.

Практична реалізація збору даних передбачає підготовку окремих SQL-запитів для кожної з визначених груп. Таке розділення є доцільним, оскільки різні типи даних зберігаються у різних таблицях Moodle і мають різну логіку обробки. Наприклад, дані про активність формуються на основі журналу подій, оцінки - на основі журналу оцінювання, результати тестування - на основі таблиць модуля Quiz, а компетентності - на основі таблиць, пов'язаних із компетентнісною моделлю. Це дозволяє уникнути надмірно складних запитів і спростити подальше обслуговування системи.

Для реалізації SQL-запитів було використано плагін Configurable Reports. Для системи управління навчанням Moodle він являє собою спеціалізований багатофункціональний інструментарій, призначений для розширення аналітичних можливостей платформи шляхом генерації кастомізованих звітів. Дане програмне рішення функціонує як додатковий блок, що інтегрується в архітектуру LMS і дозволяє здійснювати глибoku екстракцію та систематизацію даних, які зберігаються в реляційній базі даних системи.

Методологічна основа функціонування Configurable Reports базується на поєднанні двох підходів до формування запитів: використанні інтуїтивно зрозумілого графічного конструктора для користувачів без технічної підготовки та підтримці прямих SQL-запитів для досвідчених адміністраторів і розробників. Застосування мови структурованих запитів дозволяє формувати складні кореляції між різними таблицями бази даних, враховуючи специфічні ідентифікатори курсів, ролей та контекстів. Крім того, архітектура плагіна передбачає можливість створення звітів різних рівнів детермінації, зокрема загальносистемних звітів для адміністративного персоналу та вузькоспеціалізованих курсових звітів для викладацького складу.

Важливою характеристикою цього інструментарію є наявність розвиненої системи фільтрації та розмежування прав доступу, що забезпечує дотримання принципів інформаційної безпеки та конфіденційності персональних даних. Користувач має можливість налаштовувати динамічні фільтри, що дозволяють переглядати дані за певними часовими проміжками, категоріями або індивідуальними досягненнями студентів.

Візуалізація результатів реалізується через інтегровані компоненти побудови графіків та діаграм, що сприяє наочному представленню статистичних закономірностей. Також плагін підтримує функцію експорту сформованих масивів даних у загальноприйняті цифрові формати, такі як CSV, XLS та ODS, що важливо для нашого дослідження.

У таблиці 3.1 показано алгоритм встановлення плагіну Configurable Reports в LMS Moodle.

Таблиця 3.1

Алгоритм інсталяції Configurable Reports

Увійдіть як Адміністратор.

Перейдіть: Адміністрування сайту (Site Administration) > Плагіни (Plugins) > Встановити плагіни (Install plugins).

Натисніть кнопку **"Встановити плагіни з каталогу плагінів Moodle"**.

Вас перенаправить на сайт moodle.org. У пошуку введіть **"Configurable Reports"**.

Виберіть версію, що відповідає вашій Moodle, і натисніть кнопку Install now.

Після повернення на ваш сайт підтвердьте встановлення, пройдіть перевірку сервера та натисніть **"Оновити базу даних Moodle зараз"**.

Важливою умовою реалізації збору даних є приведення отриманої інформації до узгодженого формату. Для цього в запитах передбачається вибір ключових полів, які надалі використовуються для зв'язування даних у Power BI. До таких полів належать ідентифікатор студента, ідентифікатор курсу, назва курсу, дата події або оцінювання, тип активності, отриманий бал та інші показники. Наявність єдиних ідентифікаторів забезпечує можливість об'єднання даних про активність, результати та компетентності в межах однієї аналітичної моделі.

Збір даних реалізується таким чином, щоб не втручатися у роботу основної системи Moodle та не змінювати її внутрішню структуру.

Розроблювана система лише зчитує необхідні відомості з бази даних і не виконує операцій зміни, видалення або додавання записів. Це підвищує безпеку рішення та зменшує ризик порушення роботи навчального середовища. Такий підхід є особливо важливим для систем, які використовуються в реальному освітньому процесі.

Листинг 3.1

SQL запит «Активність»

SELECT

u.id AS user_id,

CONCAT(u.firstname, ' ', u.lastname) AS student_name,

```

c.id AS course_id,
c.fullname AS course_name,

COUNT(l.id) AS total_actions,

MIN(FROM_UNIXTIME(l.timecreated)) AS first_activity,
MAX(FROM_UNIXTIME(l.timecreated)) AS last_activity

FROM {user} u

3 JOIN {user_enrolments} ue ON ue.userid = u.id
5 JOIN {enrol} e ON e.id = ue.enrolid
5 JOIN {course} c ON c.id = e.courseid

LEFT JOIN {logstore_standard_log} l
    ON l.userid = u.id AND l.courseid = c.id

WHERE u.deleted = 0
    AND u.suspended = 0

GROUP BY u.id, c.id

ORDER BY total_actions DESC

```

Наведений SQL-запит призначений для формування звіту про навчальну активність студентів у курсах системи Moodle на основі даних журналу подій. У межах запиту здійснюється об'єднання кількох таблиць бази даних Moodle, що дозволяє отримати комплексну інформацію про користувачів, їхню участь у курсах і зафіксовані дії в системі. Основною таблицею, яка містить дані про активність, є таблиця журналу подій, до якої приєднуються таблиці користувачів, курсів та записів на курси.

Запит починається з вибору користувачів, які не є видаленими та не мають статусу заблокованих, що забезпечує включення до звіту лише актуальних студентів. Далі через таблиці записів на курси формується зв'язок між користувачем і курсом, у якому він навчається. Це дозволяє отримати перелік курсів для кожного студента та пов'язати їх із відповідними діями в журналі подій. Приєднання таблиці журналу подій виконується за умовою відповідності ідентифікатора користувача та курсу, що забезпечує врахування лише тих дій, які були виконані студентом у межах конкретного курсу.

У результаті виконання запиту для кожної пари «студент - курс» обчислюється загальна кількість дій, зафіксованих у системі. Це реалізується за допомогою агрегатної функції підрахунку записів журналу, яка дозволяє оцінити рівень активності студента. Крім того, визначаються часові межі активності: знаходиться найраніша та найпізніша зафіксовані події. Для цього використовуються функції визначення мінімального та максимального значення часу події з подальшим перетворенням його у зручний для сприйняття формат дати та часу.

Групування результатів виконується за ідентифікатором користувача та курсу, що дозволяє отримати узагальнену інформацію по кожному студенту в межах кожного курсу. Після цього результати впорядковуються за спаданням кількості дій, що дає змогу швидко визначити найбільш і найменш активних студентів. Таким чином, запит формує структурований набір даних, який відображає інтенсивність навчальної діяльності студентів та її часові характеристики, і може бути використаний для подальшого аналізу та візуалізації у системах бізнес-аналітики.

За аналогією робляться інші запити. Текст запитів для оцінювання, текстів та компетентностей наведено в додатку А.

Отримані результати SQL-запитів надалі передаються на етап експорту у CSV-файли. Саме тому під час реалізації збору даних важливо забезпечити не лише коректність вибірки, а й придатність результатів для подальшого автоматизованого збереження. Дані мають мати табличну структуру, стабільний склад полів і зрозумілі назви колонок. Це спрощує подальше підключення файлів до Power BI та зменшує потребу в додатковому ручному очищенні інформації.

Таким чином, реалізація збору даних з LMS Moodle забезпечує формування основи для всієї інформаційної системи аналізу навчальної активності та результатів студентів. На цьому етапі здійснюється перехід від розрізнених даних, що зберігаються у внутрішніх таблицях Moodle, до підготовлених аналітичних вибірок, які можуть бути використані для автоматизованого експорту, моделювання та візуалізації в Power BI. Завершальним етапом реалізації збору даних у межах підрозділу є отримання логів активності, їх фільтрація та подальша агрегація з метою формування аналітично значущих показників. Основним джерелом таких даних у системі Moodle виступає журнал подій, який фіксує всі дії користувачів у навчальному середовищі. Кожен запис у журналі містить інформацію про користувача, курс, тип події, час її виконання та контекст взаємодії, що дозволяє детально відстежувати поведінку студентів у процесі навчання.

Отримання логів активності здійснюється шляхом формування SQL-запитів до таблиці журналу подій, у яких відбираються записи, пов'язані з конкретними курсами, студентами або часовими інтервалами. Важливою особливістю є те, що журнал містить значну кількість різномірних подій, серед яких можуть бути як навчально значущі дії (перегляд матеріалів, виконання завдань, проходження тестів), так і технічні або допоміжні операції. Тому наступним етапом після отримання даних є їх фільтрація, яка дозволяє відібрати лише ті записи, що мають значення для аналізу навчальної активності.

Фільтрація даних передбачає застосування умов відбору за різними критеріями. Зокрема, можуть використовуватися обмеження за типом подій, що дозволяє виключити другорядні або системні записи, які не відображають реальної навчальної діяльності студента. Також застосовується фільтрація за ролями користувачів, щоб у звіт потрапляли лише студенти, а не викладачі або адміністратори. Додатково можуть використовуватися часові обмеження, що дозволяє аналізувати активність за певний період, наприклад за тиждень, місяць або семестр.

Після фільтрації виконується агрегація даних, яка полягає у перетворенні великої кількості окремих записів журналу на узагальнені показники. Це досягається шляхом використання агрегатних функцій, що дозволяють підраховувати кількість дій студента, визначити інтенсивність його активності, а також встановити часові межі взаємодії з навчальним середовищем. Наприклад, можна визначити загальну кількість дій студента в курсі, середню кількість дій за день, дату першої та останньої активності. Така обробка значно спрощує подальший аналіз, оскільки замість великого масиву сирих даних використовується компактний набір узагальнених показників.

Агреговані дані мають бути структуровані таким чином, щоб їх можна було легко інтегрувати з іншими наборами інформації, зокрема даними про оцінки, результати тестування та компетентності. Для цього під час агрегації зберігаються ключові ідентифікатори, такі як ідентифікатор студента, курсу та часові характеристики. Це дозволяє поєднувати різні аспекти навчального процесу в єдиній аналітичній моделі та виконувати комплексний аналіз.

Таким чином, отримання логів активності, їх фільтрація та агрегація є критично важливими етапами обробки даних, які забезпечують перехід від сирих записів журналу до структурованої інформації, придатної для подальшого використання в аналітичних системах. Саме на цьому етапі закладається основа для формування показників навчальної активності, які надалі використовуються для моніторингу, оцінювання та прийняття рішень у освітньому процесі.

3.2. Автоматизація процесу збору та збереження даних

Автоматизація процесу збору даних є необхідною умовою забезпечення регулярного оновлення аналітичної інформації та зменшення залежності системи від ручного втручання користувача. У межах розроблюваної інформаційної системи така автоматизація реалізується за допомогою планувальника завдань cron, який є стандартним інструментом операційних систем сімейства Linux. Використання cron дозволяє організувати періодичне виконання скриптів, що відповідають за отримання даних із LMS Moodle, їх обробку та збереження у вигляді CSV-файлів.

Налаштування cron передбачає створення завдання (cron job), яке визначає, з якою періодичністю має виконуватися відповідний скрипт збору даних. У типовому випадку для задач моніторингу навчального процесу доцільно встановлювати щоденне виконання таких скриптів, наприклад у нічний час, коли навантаження на сервер є мінімальним. Це дозволяє зменшити вплив запитів до бази даних на роботу основної системи Moodle та забезпечити стабільність її функціонування. У записі cron-завдання задаються п'ять основних параметрів: хвилина, година, день місяця, місяць і день тижня, що визначають точний момент запуску скрипта.

Практична реалізація налаштування cron включає створення або редагування конфігураційного файлу планувальника за допомогою команди crontab. У цьому файлі вказується шлях до виконуваного скрипта, який містить команди для підключення до бази даних, виконання SQL-запитів і формування CSV-файлів. Важливо забезпечити правильні права доступу до скриптів і каталогів, у яких зберігаються результати експорту, щоб уникнути помилок під час виконання завдань. Також доцільно передбачити перенаправлення виводу виконання скрипта у файл журналу, що дозволяє контролювати процес роботи та своєчасно виявляти можливі помилки.

Окрему увагу під час налаштування cron слід приділити надійності виконання завдань. Для цього доцільно передбачити механізми перевірки успішності виконання скрипта, наприклад через аналіз журналів або створення спеціальних повідомлень у разі виникнення помилок. Це дозволяє адміністратору системи оперативно реагувати на збої та забезпечувати безперервність процесу збору даних. Крім того, важливо враховувати можливість масштабування системи, зокрема додавання нових завдань для збору додаткових показників або зміни частоти виконання існуючих запитів.

Таким чином, використання планувальника cron дозволяє реалізувати автоматизований, регулярний і контрольований процес збору даних із системи Moodle. Це забезпечує актуальність аналітичної інформації, знижує навантаження на користувачів та створює основу для подальших етапів обробки, збереження та візуалізації даних у межах розроблюваної інформаційної системи.

Налаштування планувальника cron передбачає створення конкретного запису, який буде запускати скрипт збору даних із заданою періодичністю. У межах розроблюваної системи доцільно виконувати збір даних один раз на добу в нічний час, наприклад о 02:00. Це дозволяє мінімізувати навантаження на сервер та уникнути впливу на роботу користувачів LMS Moodle.

Приклад запису cron для запуску скрипта експорту даних:

```
0 2 * * * /usr/bin/bash /opt/moodle_reports/export_data.sh && /opt/moodle_reports/logs/export.log 2&&&1
```

У цьому записі перші п'ять полів визначають час виконання: 0 хвилин, 2 година, кожного дня, кожного місяця, незалежно від дня тижня. Далі вказується повний шлях до інтерпретатора командної оболонки та скрипта, який виконує збір даних. Оператор `&&` забезпечує додавання результатів виконання у файл журналу, а конструкція `2&&&1` дозволяє записувати як стандартний вивід, так і повідомлення про помилки. Це важливо для контролю коректності роботи автоматизованого процесу.

Алгоритм встановлення cron-завдання включає кілька послідовних кроків. На першому етапі необхідно підготувати скрипт збору даних, який містить команди виконання SQL-запитів і збереження результатів у CSV-файли. Скрипт повинен бути збережений у відповідному каталозі на сервері, наприклад `/opt/moodle\_reports/`, та мати права на виконання. Для цього використовується команда:

```
chmod +x /opt/moodle_reports/export_data.sh
```

На другому етапі необхідно відкрити редактор cron для поточного користувача або адміністратора системи. Це виконується за допомогою команди:

```
crontab -e
```

Після відкриття файлу конфігурації потрібно додати рядок із відповідним cron-завданням. Після збереження змін система автоматично активує нове завдання.

На третьому етапі доцільно перевірити, чи додано запис до планувальника. Це можна зробити командою:

```
crontab -l
```

Вона виведе список усіх активних cron-завдань для поточного користувача. Додатково необхідно переконатися, що створено каталог для збереження логів і що користувач має до нього доступ.

На завершальному етапі необхідно протестувати роботу скрипта вручну, виконавши його безпосередньо з командного рядка. Це дозволяє переконатися у відсутності помилок до автоматичного запуску. Після цього слід перевірити файл журналу після першого автоматичного виконання, щоб впевнитися, що процес збору даних працює коректно.

Таким чином, налаштування cron забезпечує повністю автоматизований процес збору даних, який виконується за заданим розкладом, зберігає результати у вигляді CSV-файлів та веде журнал виконання. Це створює надійну основу для подальшої аналітичної обробки даних у системі. Після налаштування автоматичного запуску завдань наступним етапом є розробка скриптів експорту даних у формат CSV. Такі скрипти виконують роль проміжної ланки між базою даних LMS Moodle та аналітичною системою, забезпечуючи перетворення результатів SQL-запитів у структурований табличний формат. Як правило, скрипти реалізуються мовами оболонки (bash) або з використанням утиліт доступу до баз даних, наприклад mysql або psql, залежно від типу СУБД. Основною функцією скрипта є виконання заздалегідь підготовлених SQL-запитів і збереження їх результатів у CSV-файли з чітко визначеною структурою.

Кожен скрипт може відповідати за формування окремого набору даних, наприклад активності студентів, оцінок, результатів тестування або компетентностей. Такий підхід дозволяє розділити логіку обробки даних і спростити подальше супроводження системи. У процесі формування CSV-файлів важливо забезпечити єдину структуру колонок, узгоджені назви полів, а також коректні формати даних, зокрема дат і числових значень. Додатково можуть використовуватися роздільники, які відповідають вимогам подальшого імпорту в аналітичні системи, наприклад кома або крапка з комою. У скриптах також доцільно передбачити обробку помилок, перевірку успішності виконання SQL-запитів та запис результатів у журнал.

Організація файлової структури є важливим аспектом забезпечення стабільної роботи системи збору та збереження даних. Для цього на сервері створюється окрема директорія, у якій зберігаються всі CSV-файли та пов'язані з ними службові дані. Усередині цієї директорії доцільно передбачити поділ на підкаталоги, наприклад для поточних даних, архівів та логів. Поточні CSV-файли можуть зберігатися у спеціальному каталозі, з якого їх зчитує аналітична система, тоді як попередні версії файлів можуть переміщуватися до архіву для збереження історії змін.

У листингу 3.2 наведено приклад такого скрипту.

Листинг 3.2

Приклад коду для системи Bash

```
# ===== Налаштування підключення до БД =====
DB_HOST="localhost"
DB_NAME="moodle"
DB_USER="moodle_user"
DB_PASS="your_password"

# ===== Шлях до збереження CSV =====
OUTPUT_DIR="/opt/moodle_reports/data"
LOG_DIR="/opt/moodle_reports/logs"
DATE=$(date +"%Y-%m-%d")
OUTPUT_FILE="$OUTPUT_DIR/activity_$(date +%Y-%m-%d).csv"

# ===== Створення директорій (якщо не існують) =====
mkdir -p "$OUTPUT_DIR"
mkdir -p "$LOG_DIR"

# ===== SQL-запит =====
read -r -d " SQL_QUERY &lt;&lt;'EOF'
SELECT
    u.id AS user_id,
    CONCAT(u.firstname, ' ', u.lastname) AS student_name,
    c.id AS course_id,
    c.fullname AS course_name,
    COUNT(l.id) AS total_actions,
    FROM_UNIXTIME(MIN(l.timecreated)) AS first_activity,
    FROM_UNIXTIME(MAX(l.timecreated)) AS last_activity
FROM mdl_user u
JOIN mdl_user_enrolments ue ON ue.userid = u.id
JOIN mdl_enrol e ON e.id = ue.enrolid
JOIN mdl_course c ON c.id = e.courseid
LEFT JOIN mdl_logstore_standard_log l
    ON l.userid = u.id AND l.courseid = c.id
WHERE u.deleted = 0
    AND u.suspended = 0
GROUP BY u.id, c.id
ORDER BY total_actions DESC;
EOF

# ===== Виконання запиту та запис у CSV =====
mysql -h "$DB_HOST" -u "$DB_USER" -p"$DB_PASS" "$DB_NAME" \
--batch --raw --silent \
-e "$SQL_QUERY" | sed 's/ /, /g' > "$OUTPUT_FILE"

# ===== Логування =====
if [ $? -eq 0 ]; then
    echo "$(date): Export successful -> $OUTPUT_FILE" >> "$LOG_DIR/export.log"
```

```
else  
echo "$(date): Export FAILED" &gt;&gt; "$LOG_DIR/export.log"  
fi
```

Раціональна організація структури файлів передбачає використання зрозумілих і стандартизованих імен файлів, які можуть включати тип даних і дату формування, наприклад `activity_2024_05_01.csv` або `grades_latest.csv`. Це дозволяє легко ідентифікувати зміст файлів і забезпечує можливість автоматизованого оновлення даних у Power BI. Окрім цього, важливо налаштувати права доступу до каталогів таким чином, щоб скрипти мали можливість запису даних, а користувачі - доступ до перегляду результатів без ризику їх випадкового пошкодження. Таким чином, скрипти експорту CSV та продумана організація файлової структури забезпечують надійне збереження результатів збору даних, їх доступність для подальшої обробки та інтеграцію з аналітичними інструментами. Це створює основу для стабільного функціонування всієї системи та підтримує безперервність процесу моніторингу навчальної активності та результатів студентів.

3.3. Побудова аналітичних панелей у Microsoft Power BI

Побудова аналітичних панелей є завершальним етапом реалізації інформаційної системи аналізу навчальної активності та результатів студентів, оскільки саме на цьому рівні дані перетворюються на зрозумілу та придатну для прийняття рішень інформацію. Використання Microsoft Power BI дозволяє інтегрувати підготовлені CSV-набори даних, сформувати єдину аналітичну модель та створити інтерактивні дашборди, що відображають ключові показники навчального процесу.

Першим етапом роботи в Power BI є підключення до джерел даних, якими виступають CSV-файли, сформовані на попередніх етапах. Підключення здійснюється через стандартні механізми імпорту даних, після чого кожен файл завантажується як окрема таблиця. На цьому етапі важливо перевірити коректність структури даних, типів полів та форматів дат, а також за потреби виконати попередню трансформацію даних за допомогою вбудованого редактора Power Query. Це може включати перейменування колонок, видалення зайвих полів, обробку пропущених значень та приведення даних до єдиного формату.

Після імпорту даних формується аналітична модель, яка є основою для подальшої візуалізації. У моделі встановлюються зв'язки між таблицями, зокрема між таблицями фактів (активність, оцінки, результати тестів, компетентності) та довідниковими таблицями (студенти, курси). Основними ключами для встановлення зв'язків виступають ідентифікатори студентів і курсів. Така структура дозволяє виконувати багатовимірний аналіз, наприклад оцінювати активність студентів у розрізі курсів або порівнювати результати різних груп. Додатково у моделі можуть створюватися обчислювані поля та показники (KPI), які відображають узагальнені характеристики навчального процесу, наприклад середній бал, рівень активності або відсоток виконаних завдань.

Наступним етапом є створення візуалізацій, які відображають отримані показники у зручній графічній формі. Для цього використовуються різні типи візуальних елементів, зокрема стовпчикові та лінійні діаграми, кругові діаграми, таблиці та картки показників. Наприклад, активність студентів може бути представлена у вигляді діаграми кількості дій у курсі, результати оцінювання - у вигляді розподілу балів, а динаміка навчання - у вигляді графіків зміни показників у часі. Особливу увагу приділено інтерактивності дашбордів, що дозволяє користувачу фільтрувати дані за курсом, студентом, групою або часовим періодом.

Важливим аспектом побудови аналітичних панелей є реалізація логіки виявлення проблемних ситуацій у навчальному процесі. Зокрема, на дашбордах можуть відображатися показники, які дозволяють визначити студентів із низькою активністю, незадовільними результатами або відсутністю прогресу. Це досягається шляхом використання умовного форматування, порогових значень показників або спеціальних візуальних індикаторів. Такий підхід дозволяє викладачу швидко ідентифікувати студентів групи ризику та своєчасно реагувати на можливі проблеми.

Завершальним етапом є налаштування оновлення даних у Power BI. Оскільки CSV-файли регулярно оновлюються за допомогою автоматизованих скриптів, аналітична система має бути налаштована на їх повторне зчитування. Це може здійснюватися вручну або автоматично, залежно від конфігурації середовища. У результаті дашборди відображають актуальний стан навчального процесу, що забезпечує їх практичну цінність для користувачів.

Таким чином, побудова аналітичних панелей у Microsoft Power BI дозволяє інтегрувати дані про навчальну активність, результати оцінювання, тестування та компетентності в єдине інформаційне середовище. Це забезпечує наочне представлення даних, підтримує процес моніторингу навчального процесу та створює основу для прийняття обґрунтованих педагогічних і управлінських рішень.

ВИСНОВКИ

У роботі було розглянуто актуальну проблему підвищення ефективності моніторингу навчального процесу в умовах цифровізації освіти та широкого використання систем дистанційного навчання. Актуальність теми зумовлена необхідністю переходу від формального контролю до аналітичного підходу, що базується на обробці реальних даних про навчальну діяльність студентів. Метою роботи було розроблення інформаційної системи аналізу навчальної активності та результатів студентів на основі даних LMS Moodle із використанням інструментів бізнес-аналітики, що дозволяє забезпечити підтримку прийняття педагогічних та управлінських рішень.

У процесі виконання роботи було проаналізовано сучасні підходи до моніторингу навчального процесу, зокрема концепції Learning Analytics та використання BI-технологій в освіті. Показано, що традиційні інструменти LMS мають обмежені можливості аналітики, що ускладнює комплексну оцінку навчальної діяльності студентів. Обґрунтовано доцільність використання підходу, який поєднує аналіз поведінкових даних (активність у системі) та результативних показників (оцінки, результати тестів, компетентності). Встановлено, що ефективний моніторинг можливий лише за умови інтеграції різних типів даних у єдину аналітичну модель.

У ході проектування системи було розроблено загальну архітектуру рішення, яка базується на багаторівневій моделі обробки даних із використанням ETL-підходу. Визначено основні компоненти системи, їх функції та взаємодію. Сформульовано функціональні та нефункціональні вимоги до системи, що забезпечують її надійність, масштабованість та зручність використання. Розроблено механізм збору даних із бази Moodle на основі SQL-запитів, організовано їх автоматизоване виконання за допомогою планувальника завдань, а також спроектовано структуру аналітичної моделі даних, що включає таблиці фактів і довідників та забезпечує можливість комплексного аналізу навчального процесу.

У процесі реалізації було здійснено практичне впровадження механізму збору даних, включаючи отримання логів активності, результатів оцінювання, тестування та показників компетентностей. Розроблено скрипти автоматизованого експорту даних у формат CSV та організовано їх збереження у структурованому вигляді. Налаштовано автоматичне виконання процесів збору даних за допомогою сцен, що забезпечує регулярне оновлення інформації. На основі отриманих даних побудовано аналітичні панелі у Microsoft Power BI, які дозволяють візуалізувати ключові показники навчальної діяльності, аналізувати взаємозв'язок між активністю та результатами студентів, а також виявляти проблемні

ситуації у навчальному процесі.

Таким чином, у роботі досягнуто поставленої мети та вирішено всі визначені завдання. Розроблена інформаційна система забезпечує ефективний інструмент моніторингу навчальної активності та результатів студентів, що може бути використаний у практичній діяльності закладів вищої освіти для підвищення якості освітнього процесу.

ЛІТЕРАТУРА

1. Щербина О.А. АВТОМАТИЗАЦІЯ СТВОРЕННЯ, НАПОВНЕННЯ І АДМІНІСТРУВАННЯ КАТЕГОРІЙ КУРСІВ САЙТУ MOODLE // Information Technologies and Learning Tools. 2023. Т. 93, № 1. С. 178-198. URL: <https://doi.org/10.33407/itlt.v93i1.5117>
2. Abdrabou A., Shakhathreh W. On assessment and evaluation of teaching computer networks to electrical engineering students by the aid of a lab course // Journal of Technology and Science Education. 2021. Vol. 11, no. 2. P. 388. URL: <https://doi.org/10.3926/jotse.1186>
3. Activity-Based Learner-Models for Learner Monitoring and Recommendations in Moodle // B. Florian et al. Towards Ubiquitous Learning. Berlin, Heidelberg, 2011. P. 111-124. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-642-23985-4_10
4. An enhanced learning analytics plugin for Moodle // D. Y.-T. Liu et al. ASCILITE Publications. 2015. P. 180-189. URL: <https://doi.org/10.14742/apubs.2015.974>
5. A reference model for learning analytics // M. A. Chatti et al. International Journal of Technology Enhanced Learning. 2012. Vol. 4, no. 5/6. P. 318. URL: <https://doi.org/10.1504/ijtel.2012.051815>
6. Assessment for Learning // P. Black et al. Open University Press, 2003. 144 p.
7. Baker R. S., Martin T., Rossi L. M. Educational Data Mining and Learning Analytics // The Handbook of Cognition and Assessment. Hoboken, NJ, USA, 2016. P. 379-396. URL: <https://doi.org/10.1002/9781118956588.ch16>
8. Barbachano-Chiu M., Menéndez-Domínguez V., Curi-Quintal L. A Moodle Component for Data Visualization with Applied Learning Analytics for Students // Special Session on Analytics in Educational Environments, Prague, Czech Republic, 22-24 April 2022. 2022. URL: <https://doi.org/10.5220/0011125500003182>
9. Black P., William D. Inside the Black Box: Raising Standards through Classroom Assessment // Phi Delta Kappan. 2010. Vol. 92, no. 1. P. 81-90. URL: <https://doi.org/10.1177/003172171009200119>
10. Clow D. An overview of learning analytics // Teaching in Higher Education. 2013. Vol. 18, no. 6. P. 683-695. URL: <https://doi.org/10.1080/13562517.2013.827653>
11. Clow D. The learning analytics cycle // the 2nd International Conference, Vancouver, British Columbia, Canada, 29 April - 2 May 2012. New York, New York, USA, 2012. URL: <https://doi.org/10.1145/2330601.2330636>
12. Data Mining. Elsevier, 2012. URL: <https://doi.org/10.1016/c2009-0-61819-5>
13. Design and Development of a System for Monitoring Student Attention and Concentration during Learning using CNN Model and Face Landmark Detection // S. Arifin et al. JOIV : International Journal on Informatics Visualization. 2025. Vol. 9, no. 1. P. 201. URL: <https://doi.org/10.62527/joiv.9.1.2897>
14. Effectiveness analysis of e-learning implementation models and resource support in higher education institutions: case studies and insights amidst the COVID-19 pandemic // O. G. Glazunova et al. CTE Workshop Proceedings. 2023. Vol. 10. P. 225-235. URL: <https://doi.org/10.55056/cte.558>
15. Ferguson R. Learning analytics: drivers, developments and challenges // International Journal of Technology Enhanced Learning. 2012. Vol. 4, no. 5/6. P. 304. URL: <https://doi.org/10.1504/ijtel.2012.051816>
16. Gašević D., Siemens G., Sadiq S. Empowering learners for the age of artificial intelligence // Computers and Education: Artificial Intelligence. 2023. P. 100130. URL: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100130>
17. Goldie J. G. S. Connectivism: A knowledge learning theory for the digital age // Medical Teacher. 2016. Vol. 38, no. 10. P. 1064-1069. URL: <https://doi.org/10.3109/0142159x.2016.1173661>
18. Handbook of Learning Analytics // ed. by C. Lang et al. Society for Learning Analytics Research (SoLAR), 2017. URL: <https://doi.org/10.18608/hla17>
19. Hlazunova O. H. EDUCATIONAL ANALYTICS IN UNIVERSITIES: TOOLS FOR ANALYSIS AND FORECASTING // Telecommunication and Information Technologies. 2024. Vol. 83, no. 2. URL: <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2024.026171>
20. Multi-Agent System Observer: Intelligent Support for Engaged E-Learning // I. Vuković et al. Electronics. 2021. Vol. 10, no. 12. P. 1370. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics10121370>
21. Multivariate Data Analysis // B. J. Babin et al. International Thomson Business Press, 2018. 832 p.
22. Nguyen V. A. The Impact of Online Learning Activities on Student Learning Outcome in Blended Learning Course // Journal of Information & Knowledge Management. 2017. Vol. 16, no. 04. P. 1750040. URL: <https://doi.org/10.1142/s021964921750040x>
23. Peračić I., Grubišić A. Development and Evaluation of a Learning Analytics Dashboard for Moodle Learning Management System // Lecture Notes in Computer Science. Cham, 2022. P. 390-408. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-22131-6_30
24. Proposal for the Design and Evaluation of a Dashboard for the Analysis of Learner Behavior and Dropout Prediction in Moodle // E. Sigua et al. 2020 XV Conferencia Latinoamericana de Tecnologías de Aprendizaje (LACLO), Loja, Ecuador, 19-23 October 2020. 2020. URL: <https://doi.org/10.1109/laclo50806.2020.9381148>
25. Sáiz-Manzanares M. C., Marticorena-Sánchez R., García-Osorio C. J. Monitoring Students at the University: Design and Application of a Moodle Plugin // Applied Sciences. 2020. Vol. 10, no. 10. P. 3469. URL: <https://doi.org/10.3390/app10103469>
26. Siemens G. Learning analytics and open, flexible, and distance learning // Distance Education. 2019. Vol. 40, no. 3. P. 414-418. URL: <https://doi.org/10.1080/01587919.2019.1656153>
27. Towards a distributed computation platform tailored for educational process discovery and analysis // A. Hicheur Cairns et al. 2015 International Conference on Protocol Engineering (ICPE) and International Conference on New Technologies of Distributed Systems (NTDS), Paris, France, 22-24 July 2015. 2015. URL: <https://doi.org/10.1109/notere.2015.7293494>
28. Tsai Y.-S., Gasevic D. Learning analytics in higher education --- challenges and policies // LAK '17: 7th International Learning Analytics and Knowledge Conference, Vancouver British Columbia Canada. New York, NY, USA, 2017. URL: <https://doi.org/10.1145/3027385.3027400>
29. UBUMonitor: An Open-Source Desktop Application for Visual E-Learning Analysis with Moodle // R. Marticorena-Sánchez et al. Electronics. 2022. Vol. 11, no. 6. P. 954. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics11060954>
30. Xin O. K., Singh D. Development of Learning Analytics Dashboard based on Moodle Learning Management System // International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2021. Vol. 12, no. 7. URL: <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2021.0120793>
31. Zimmerman B. J. Becoming a Self-Regulated Learner: An Overview // Theory Into Practice. 2002. Vol. 41, no. 2. P. 64-70.

ДОДАТОК А. КОДИ SQL

Код «Оцінки»

```
SELECT
    u.id AS user_id,
    CONCAT(u.firstname, ' ', u.lastname) AS student_name,
    c.id AS course_id,
    c.fullname AS course_name,
    gi.id AS grade_item_id,
    gi.itemname AS grade_item_name,
    gi.itemmodule AS activity_type,
    gi.grademax AS max_grade,
    gg.finalgrade AS final_grade,
    ROUND((gg.finalgrade / gi.grademax) * 100, 2) AS grade_percent,
    FROM_UNIXTIME(gg.timemodified) AS grade_modified

FROM {user} u

JOIN {grade_grades} gg ON gg.userid = u.id
JOIN {grade_items} gi ON gi.id = gg.itemid
JOIN {course} c ON c.id = gi.courseid

WHERE u.deleted = 0
    AND u.suspended = 0
    AND gi.itemtype IN ('mod', 'course')
    AND gg.finalgrade IS NOT NULL

ORDER BY c.fullname, student_name, gi.itemname;
```

Код «Тести»

```
SELECT
    u.id AS user_id,
    CONCAT(u.firstname, ' ', u.lastname) AS student_name,
    c.id AS course_id,
    c.fullname AS course_name,
    q.id AS quiz_id,
    q.name AS quiz_name,
    qa.id AS attempt_id,
    qa.attempt AS attempt_number,
    qa.state AS attempt_state,
    qa.sumgrades AS quiz_score,
    q.sumgrades AS max_score,
    ROUND((qa.sumgrades / q.sumgrades) * 100, 2) AS quiz_percent,
    FROM_UNIXTIME(qa.timestart) AS time_started,
    FROM_UNIXTIME(qa.timefinish) AS time_finished,
    ROUND((qa.timefinish - qa.timestart) / 60, 2) AS duration_minutes

FROM {quiz_attempts} qa JOIN {quiz} q ON q.id = qa.quiz JOIN {course} c ON c.id = q.course JOIN {user} u ON u.id = qa.userid

WHERE u.deleted = 0
    AND u.suspended = 0
    AND qa.state = 'finished'
    AND q.sumgrades > 0

ORDER BY c.fullname, q.name, student_name, qa.attempt;
```

КОД «Компетентності»

```
SELECT
    u.id AS user_id,
    CONCAT(u.firstname, ' ', u.lastname) AS student_name,
    c.id AS course_id,
    c.fullname AS course_name,
    comp.id AS competency_id,
    comp.shortname AS competency_shortcode,
    comp.description AS competency_description,
    ucomp.grade AS competency_grade,
```

```
    ucomp.proficiency AS is_proficient,  
    FROM_UNIXTIME(ucomp.timemodified) AS competency_modified  
  
FROM {competency_usercompcourse} ucomp  
  
JOIN {user} u ON u.id = ucomp.userid  
JOIN {course} c ON c.id = ucomp.courseid  
JOIN {competency} comp ON comp.id = ucomp.competencyid  
  
WHERE u.deleted = 0  
      AND u.suspended = 0  
  
ORDER BY c.fullname, student_name, comp.shortname;
```