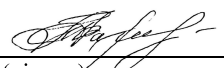


МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова****Навчально-науковий інститут комп'ютерних наук та управління проектами
Кафедра інформаційних управляючих систем та технологій****"Допущений до захисту"****Завідувач кафедри ІУСТ****к.т.н, доц. Михелєв І.Л.****" ____ " _____ 2024 р.*****КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА*****на здобуття ступеня вищої освіти "магістр"****на тему: Прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж****Виконав: студент групи 6145 м**
Івченко І.Ю.
(підпис)**Керівник роботи:****доцент кафедри ІУСТ, к.т.н.,**
(посада, науковий ступінь вчене звання)
Фаріонова Т. А.
(підпис)

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова

Навчально-науковий інститут комп'ютерних наук та управління проектами

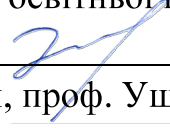
Кафедра інформаційних управляючих систем та технологій

Спеціальність 124 "Системний аналіз"

Освітня програма "Системний аналіз"

"ЗАТВЕРДЖУЮ"

Гарант освітньої програми


д.ф-м.н, проф. Ушкац М.В.

"___" _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ на здобуття ступеня вищої освіти "магістр"

Студенту Івченко Ірині Юріївні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи: Прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж

Керівник роботи доц., к.т.н., Фаріонова Т. А.

Затверджені наказом ректора № 1055-уч. від "08" жовтня 2024 року.

2. Термін подання роботи: 15 грудня 2024р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) ДСТУ щодо обробки інформації, літературні джерела, технічна документація на існуючі аналоги систем, матеріали наукового стажування

4. Перелік питань, що належать до розробки (найменування розділів)

РОЗДІЛ 1. ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНИХ СИСТЕМ

РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ

РОЗДІЛ 4. РОЗРАХУНОК ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ

ВПРОВАДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

РОЗДІЛ 5. ОХОРОНА ПРАЦІ

РОЗДІЛ 6. ОХОРОНА НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА

5. Перелік презентаційних матеріалів Об'єкт дослідження. Аналіз соціальних мереж. Особливості інформації в соціальних мережах. Етапи статистичного моделювання. Постановка задачі прогнозування. Математична модель. Прогнозування з використанням нейромережевого підходу. Етапи розробки аналітичної інформаційної системи. Проектування архітектури ІС. Діаграма послідовностей по кроках користувача ІС. Приклади екранних форм ІС. Розрахунки прогнозу на репрезентативній вибірці. Графіки ефективності навчання нейромережі

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	Фаріонова Т. А.	05.09.2023	22.12.2023
2	Фаріонова Т. А.	23.12.2023	15.06.2024
3	Фаріонова Т. А.	15.06.2024	25.09.2024
4	Фаріонова Т. А.	25.09.2024	14.11.2024
5	Фаріонова Т. А.	25.09.2024	14.11.2024
6	Фаріонова Т. А.	25.09.2024	14.11.2024

7. Дата видачі завдання 05 вересня 2023 р.**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Дослідження та аналіз предметної галузі	22.12.2024	
2	Розробка концепції	15.03.2024	
3	Розділ з розробки проектних рішень по системі (та її частинах)	15.06.2024	
4	Реалізація проекту та розробка робочої документації	25.09.2024	
5	Обчислення економічної ефективності	14.11.2024	
6	Вирішення питань охорони праці та навколишнього середовища	14.11.2024	
7	Оформлення пояснювальної записки	14.11.2024	
8	Подання магістерської роботи на перевірку на плагіат	16.11.2024	
9	Подання магістерської роботи рецензенту	20.11.2024	
10	Подання магістерської роботи на державний захист	15.12.2024	

Студент


 (підпис)
Івченко І.Ю.

(ПІБ)

Керівник роботи


 (підпис)
Фаріонова Т. А.

(ПІБ)

АНОТАЦІЯ

до магістерської кваліфікаційної роботи на тему: «Прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж»

У магістерській кваліфікаційній роботі досліджено та розроблено задачу прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж із використанням математичної прогнозної моделі. Основну увагу приділено аналізу інформаційних потоків у соціальних мережах, моделюванню задачі прогнозування та розробці інформаційно-аналітичної системи, що базується на прогнозній нейромережі.

У роботі проведено аналіз методів прогнозування поведінки об'єктів соціально-економічних систем. Розроблено математичну модель прогнозування на основі рекурентної нейронної мережі. Створено інформаційну систему для аналізу та прогнозування даних із соціальних мереж. Розроблено веб-додаток із зручним інтерфейсом для візуалізації прогнозів і роботи з даними. Система успішно протестована, досягнуто висока точність прогнозування (99,76%) кількості репостів контенту за допомогою нейронних мереж.

Наукова новизна роботи полягає в розробці методу прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж із врахуванням стохастичного характеру даних і екзогенних факторів. Практична значущість: розроблена система може використовуватися у сферах маркетингу, бізнес-аналітики, досліджень споживчої поведінки, розробки контент-стратегій, а також у соціальних дослідженнях.

Робота складається з 124 сторінок, містить 30 рисунків, 17 таблиць, 2 додатка, список використаних джерел з 35 найменувань.

Ключові слова: соціальні мережі, прогнозування, нейронні мережі, музичні тренди, репости, інформаційна система.

ANNOTATION

aster's Qualification Thesis on the topic: "Forecasting the Behavior of Social Media Objects"

In the master's qualification thesis, the task of forecasting the behavior of social network objects using a mathematical predictive model was studied and developed. The main focus was on analyzing information flows in social networks, modeling the forecasting task, and developing an information-analytical system based on a predictive neural network.

The study includes an analysis of forecasting methods for the behavior of objects in socio-economic systems. A mathematical forecasting model based on a recurrent neural network was developed. An information system for analyzing and forecasting data from social networks was created. Additionally, a web application with a user-friendly interface for visualizing forecasts and working with data was developed. The system was successfully tested, achieving a high forecasting accuracy of 99.76% for content repost counts using neural networks.

The scientific novelty of the work lies in the development of a method for forecasting the behavior of social network objects, taking into account the stochastic nature of the data and exogenous factors. The practical significance is that the developed system can be used in areas such as marketing, business analytics, consumer behavior research, content strategy development, and social studies.

The thesis consists of 116 pages, includes 30 figures, 17 tables, 2 appendices, and a list of 35 references.

Keywords: social networks, forecasting, neural networks, music trends, reposts, information system.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1. ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБ'ЄКТІВ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ.....	10
1.1. Аналіз предметної області.....	10
1.2 Моделювання інформаційних потоків в соціальних мережах	17
1.3 Моделювання задачі прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж	22
Висновок до розділу 1.....	37
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ	39
2.1 Розробка концепції інформаційної системи.....	39
2.2 Проектування архітектури інформаційної системи	41
2.3. Розробка інформаційної системи	48
Висновок до розділу 2	59
РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ	60
3.1 Керівництво користувачу	60
3.2. Аналіз результатів роботи моделі прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж	66
3.3 Ефективність прогнозування музичних трендів у за допомогою рекурентної нейронної мережі.....	72
Висновок до розділу 3	78
РОЗДІЛ 4. РОЗРАХУНОК ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ВПРОВАДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ.....	80
РОЗДІЛ 5. ОХОРОНА ПРАЦІ	86
РОЗДІЛ 6. ОХОРОНА НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА	103
ВИСНОВКИ.....	113
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	115

ВСТУП

У сучасному інформаційному середовищі соціальні мережі займають важливе місце в соціально-економічних системах, становлячи джерело величезного обсягу даних. Вони використовуються не тільки для комунікації між користувачами, але й для маркетингових кампаній, політичних досліджень, оцінки суспільних тенденцій і навіть для прогнозування поведінки. Дослідження поведінки об'єктів соціальних мереж, таких як користувачі, блогери, інфлюєнсери, а також медіа-контент, тренди і репости, набирає все більшої популярності завдяки потенціалу даних для прийняття обґрунтованих рішень у різних галузях.

Актуальність даної роботи зумовлена необхідністю ефективного прогнозування стану та поведінки об'єктів соціальних мереж для покращення стратегій маркетингу, адаптації контенту, управління інформаційними потоками та соціального аналізу. Інструменти прогнозування, зокрема на основі штучного інтелекту, забезпечують можливість аналізу великих обсягів даних (Big Data) та передбачення динаміки їх змін з високою точністю. В даній роботі розглянуто застосування рекурентних нейронних мереж для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж, зокрема популярності контенту, що є важливим кроком для підвищення ефективності маркетингових стратегій і зменшення ризиків.

Мета даного дослідження полягає у розробці інформаційно-аналітичної системи для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж на основі математичної моделі нейроної мережі.

Для досягнення мети були визначені наступні завдання:

- 1) здійснити аналіз методів моделювання та прогнозування соціально-економічних систем;
- 2) спроектувати архітектуру інформаційної системи, що враховує специфіку даних соціальних мереж;

3) розробити та реалізувати інформаційну систему, що включає функції збору, обробки і прогнозування даних;

4) оцінити ефективність розроблених моделей.

Об'єктом дослідження є об'єкти соціальних мереж та інформаційні потоки, які вони генерують.

Предметом дослідження є методи прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж на основі рекурентних нейронних мереж.

У роботі використано методи наукового дослідження: дедукція, індукція, моделювання, порівняння, прогнозування. Дослідження виконувалося за допомогою сучасних методів математичного моделювання, машинного навчання та інформаційних технологій.

Основна частина кваліфікаційної роботи складається з трьох розділів.

В першому розділі надано аналіз предметної області та досліджено методи прогнозування об'єктів соціальних мереж. Розглянуто особливості інформаційних потоків у соціальних мережах, їхній вплив на соціальні, економічні та маркетингові процеси. Розроблено математичну модель на основі рекурентних нейронних мереж (RNN) для аналізу та прогнозування динаміки та тенденцій поведінки об'єктів соціальних мереж. Математична модель враховує ключові характеристики об'єктів, такі як кількість взаємодій (лайків, коментарів, репостів) та екзогенні фактори (час публікації, значущі події).

Другий розділ присвячено розробці інформаційної системи для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж. Спроековано архітектуру системи, розроблено концептуальну та фізичну моделі бази даних, що забезпечують ефективне зберігання та обробку великих обсягів даних. Представлено ключові компоненти системи, включаючи модулі збору даних, аналітики, візуалізації результатів і забезпечення безпеки. Розглянуто процеси інтеграції математичної моделі в інформаційну систему та розроблено діаграми варіантів використання.

У третьому розділі викладено реалізацію проектних рішень. Детально описано розроблений веб-додаток із інтуїтивно зрозумілим інтерфейсом для

користувачів. Проведено тренування та тестування розробленої нейронної мережі на реальних даних із платформи TikTok, проаналізовано результати роботи моделі прогнозування. На основі отриманих результатів оцінено ефективність розробленої системи, що досягла високого рівня точності прогнозування популярності контенту. Апробація результатів включає розробку веб-додатку, що забезпечує доступ до прогнозних моделей, а також проведення експериментів з аналізу даних і оцінки ефективності моделей прогнозування.

Дослідження підтверджує, що використання нейронних мереж дозволяє досягти високої точності прогнозів, що відкриває нові можливості для їхнього застосування в інших областях, таких як аналіз музичних і політичних трендів, соціальний моніторинг і управління контентом.

РОЗДІЛ 1. ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБ'ЄКТІВ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ

1.1. Аналіз предметної області

В умовах стрімкого розвитку інформаційних технологій соціальні мережі перетворюються на потужний інструмент для аналізу, досліджень і комунікації. Вони відіграють важливу роль у сучасному суспільстві, впливаючи на різні його аспекти — від політичних і економічних процесів до культурних і соціальних явищ.

Соціальна мережа — це цифрова платформа чи сервіс, що надає користувачам можливість створювати особисті профілі, взаємодіяти між собою, обмінюватися інформацією та публікувати різноманітний контент, зокрема текст, зображення й відео. Вони сприяють встановленню та підтримці соціальних зв'язків між людьми, організаціями або спільнотами, пропонуючи функції на кшталт коментування, лайків, реакцій, репостів, чатів, груп і інших форм комунікації. Соціальні мережі слугують для різних цілей: від спілкування та поширення новин до просування брендів, обговорення актуальних тем і створення професійних контактів.

Соціальні мережі, як онлайн-платформи, виконують кілька ключових функцій:

- взаємодія, зворотний зв'язок (лайки, коментарі, реакції, репости);
- обмін інформацією (текстовий контент, фото, відео, аудіо контент);
- просування (реклама, створення іміджу, залучення аудиторії).
- формування спільнот (групи за інтересами, форуми).

Виявлення нових культурних явищ або трендів через контент, який створюють користувачі допомагає розвивати культуру країн та світу в цілому.

Тому соціальні мережі стали важливим інструментом досліджень у різних галузях від економіки і політики до оцінки музикальних трендів, рівня задоволеності населення та інше.

Соціальні мережі генерують величезні обсяги даних, які часто називають "великими даними" (Big Data). Ці дані включають демографічну інформацію користувачів, їхні уподобання, поведінку, інтереси, реакції на актуальні події, товари, послуги або соціальні явища та політичні ініціативи.

Аналітичні інструменти дозволяють обробляти ці дані для отримання непрямої інформації — наприклад, прогнозування тенденцій у споживанні, ідентифікації суспільних настроїв чи аналізу ефективності маркетингових кампаній.

У дослідженні, проведеному дослідженнями Інтернет-проекту Pew (Pew Research Center), було показано, що 67% дорослих онлайн-користувачів використовують соціальні мережі. Також багато компаній використовують соціальні мережі, так і як Twitter і Facebook та інші, для спілкування з клієнтами та потенційними клієнтами.

Поширення соціальних мереж у світі демонструє стійке зростання. Так, якщо станом на 2017 рік, 71% користувачів Інтернету активно використовували соціальні мережі, то станом на 2023 рік поширення соціальних мереж продовжує зростати, охоплюючи дедалі більшу частину населення планети. За останніми даними, кількість активних користувачів соціальних платформ перевищила 4,9 мільярда і ці показники продовжують збільшуватися.

На рисунку 1.1 зображена кількість користувачів в соціальних мережах по роках [1].

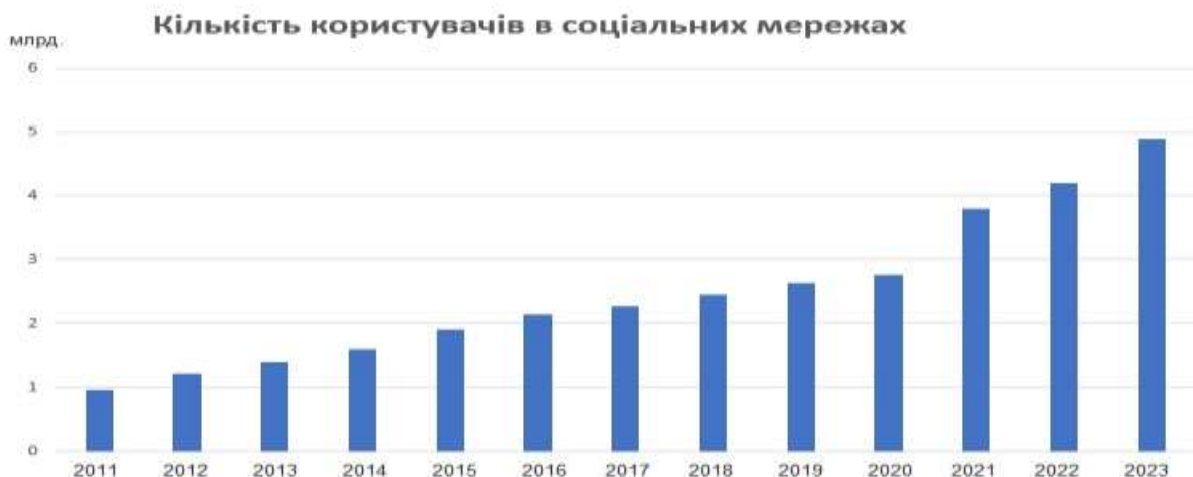


Рис. 1.1 – Кількість користувачів в соціальних мережах

Соціальні мережі не лише дозволяють користувачам спілкуватися за межами місцевих і соціальних кордонів, а також пропонують можливості для обміну користувальницьким вмістом, таким як фотографії та відео, а також функції, такі як соціальні ігри. Соціальна реклама та соціальні ігри є двома основними точками доходу для соціальних мереж. Зростання популярності соціальних мереж особливо помітне у країнах, що розвиваються, завдяки доступності мобільного Інтернету та дешевших пристроїв. Facebook залишається одним із найбільших гравців на ринку, маючи понад 2,96 мільярда активних користувачів щомісяця. Проте нові платформи, такі як TikTok, стрімко набирають популярності серед молодшої аудиторії, завдяки короткому формату контенту та алгоритмам, які стимулюють високу залученість. У 2023 році TikTok досяг позначки понад 1 мільярд активних користувачів.

Порівняльна таблиця 1.1 дає уявлення про розвиток і трансформацію соціальних мереж за три роки для оцінки розвитку соціальних мереж у період з 2020 по 2023 рік. [2]

Таблиця 1.1 – Оцінка розвитку соціальних мереж за 2020-2023 рік

Показник	2020 рік	2021 рік	2022 рік	2023 рік
Кількість користувачів соцмереж	3,8 млрд (49% населення)	4,2 млрд (53% населення)	4,6 млрд (58% населення)	4,9 млрд (62% населення)
Лідери за кількістю користувачів	Facebook (2,7 млрд), YouTube, WhatsApp	Facebook (2,9 млрд), YouTube, TikTok	Facebook (2,93 млрд), TikTok, Instagram	Facebook (2,96 млрд), TikTok, YouTube
TikTok	689 млн активних користувачів	1 млрд активних користувачів	1,3 млрд активних користувачів	1,5 млрд активних користувачів
Instagram	1,2 млрд активних користувачів	1,4 млрд активних користувачів	1,5 млрд активних користувачів	1,6 млрд активних користувачів
Час у соцмережах (середньо на день)	145 хвилин	147 хвилин	151 хвилина	155 хвилин
Популярність відеоконтенту	Зростання через TikTok і YouTube Shorts	Посилення ролі коротких відео	TikTok встановлює тренди	Домінування коротких відео
Основні	Дезінформація	Регуляція	Алгоритми	Боротьба з

виклики	під час пандемії	конфіденційності (GDPR)	сприяють поляризації	фейками та кіберзагрозами
Роль соцмереж у бізнесі	Зростання реклами через пандемію	Ширше використання таргетингу	Інтеграція е-комерції	Соцмережі як платформи для продажів

Слід підкреслити, що, молодь, як правило, використовують більший спектр соціальних медіа-платформ. В середньому від 18 до 29 років використовує чотири з названих платформ, але чум більше вік, тем менше кількість платформ, що використовують користувачи: серед 30-49-річних – до трьох; серед 50-64-річних – до двох; з 65-ти та старше – до одного.

Аналізуючи найпопулярніші платформи, можна отримати від них таку інформацію.

1. Facebook – ім'я, унікальний ідентифікатор (ID), геолокація, список друзів, підписники, пристрій, що використовується, час активності.
2. Twitter – ім'я, назва облікового запису, унікальний ідентифікатор (ID), підписники, місцезнаходження, пристрій, з якого здійснювалися публікації.
3. Instagram – ім'я користувача, назва облікового запису, кількість імена підписників, статус верифікації.
4. YouTube – ім'я користувача, назва каналу, кількість підписників, дата та час публікації контенту.
5. TikTok – ім'я користувача, список друзів, дата і час публікацій, інтереси користувача, оцінені записи.

Такий підхід до збору даних дозволяє створити більш детальну картину активності користувачів, їхніх взаємодій та інтересів у соціальних мережах. Інформаційно-аналітичний аналіз профілів у таких мережах допомагає не лише скласти соціально-психологічний портрет користувача, але й визначити його коло спілкування, інтереси та вподобання. Вивчення інформації, яку користувачі зазначають у своїх профілях, дає змогу отримати дані про події, в яких вони планують брати участь, їхні плани на майбутнє та загальні тенденції

поведінки.

Окрім цього, аналіз активності користувачів у соціальних мережах дозволяє виявляти певні закономірності, наприклад, зв'язки між інтересами, уподобаннями та потенційними діями. Такі дані стають основою для побудови прогнозних моделей, що передбачають поведінку окремих користувачів або груп людей. Це особливо корисно для маркетингових кампаній, соціальних досліджень і навіть у сфері безпеки, де є потреба в моніторингу ризиків чи потенційних загроз.

У сучасних умовах соціальні мережі виконують подвійне призначення: з одного боку, вони є важливим інструментом комунікації, що дозволяє реалізувати право на свободу вираження думок і обміну ідеями, а з іншого — виступають масштабною публічною інфраструктурою для збору й аналізу даних. Ці дані є цінним ресурсом для бізнесу, що може сприяти його розвитку, підвищуючи конкурентоспроможність і оптимізуючи підприємницьку діяльність. Дані, отримані із соціальних мереж, мають широкий спектр застосування: від реклами та популяризації брендів до визначення цільових аудиторій і пошуку каналів збуту товарів чи послуг. Завдяки автоматизації процесів прийняття рішень на основі аналізу таких даних, бізнес отримує можливість підвищити свою рентабельність і відкрити нові перспективи розвитку. Зокрема, аналіз поведінкових даних користувачів дозволяє будувати прогнозні моделі, які допомагають адаптувати бізнес-стратегії до змін у поведінці клієнтів.

Однак використання інформації з соціальних мереж не позбавлене проблем. Серед ключових викликів можна виділити:

- вхідні показники, такі, як кількість репостів чи переглядів контенту, мають випадковий характер, що ускладнює точність прогнозів.
- дані соціальних мереж змінюються в часі, що потребує гнучких методів аналізу, здатних адаптуватися до динаміки інформаційного потоку.
- для досягнення достовірності аналізу необхідні великі вибірки даних, що належать до категорії Big Data, а це вимагає потужних

обчислювальних ресурсів і передових аналітичних підходів.

Дослідження соціальних мереж передбачає не лише збір первинних даних, таких як репости чи лайки, але й побудову різноманітних моделей для оптимізації процесів. Наприклад, оптимізаційні моделі допомагають бізнесу краще розподіляти ресурси, імітаційні моделі дозволяють прогнозувати реакцію користувачів на певні дії, а прогнозні моделі забезпечують підготовку до можливих змін у поведінці клієнтів.

Знання популярності контенту в соціальних мережах має значний вплив на різні аспекти, охоплюючи як індивідуальні потреби користувачів, так і бізнесові стратегії. Соціальні мережі стали ключовим джерелом інформації, що дозволяє приймати виважені рішення у маркетингу, плануванні продуктів, аналізі соціальних змін та багатьох інших сферах.

В області маркетингу й реклами аналіз популярного контенту дозволяє компаніям орієнтуватися на сучасні тренди та ефективніше взаємодіяти з аудиторією. Це включає створення актуального контенту, визначення найкращого часу для публікацій та оптимізацію рекламних кампаній. Завдяки цьому підходу компанії можуть підвищувати впізнаваність бренду та рівень залученості користувачів.

Бізнес використовує інформацію про популярність контенту для прогнозування попиту та адаптації своїх стратегій до змін інтересів споживачів. Аналіз трендів допомагає планувати запуск нових продуктів або розширення асортименту відповідно до очікувань аудиторії, тим самим підвищуючи шанси на успіх.

Для блогерів та інфлюенсерів розуміння трендів у соціальних мережах відкриває можливості для створення контенту, який буде максимально цікавим підписникам. Це сприяє збільшенню аудиторії, підвищенню рівня взаємодії та зміцненню впливу на аудиторію.

У сфері соціальних досліджень аналіз популярності контенту допомагає ідентифікувати культурні, музичні, модні й соціальні тренди. Це дозволяє прогнозувати реакції суспільства на певні події, зміни або явища, що є

важливим для соціологів, культурологів та інших дослідників.

Розробка нових продуктів та сервісів також стає ефективнішою завдяки розумінню інтересів аудиторії. Виробники можуть адаптувати свої продукти відповідно до актуальних уподобань, підвищуючи ймовірність їх успішного запуску на ринку. У цифрових сервісах персоналізація рекомендацій на основі трендової інформації покращує користувацький досвід і задоволеність клієнтів.

Соціальні мережі, завдяки знанням про популярний контент, можуть оптимізувати стрічку новин, стимулюючи залученість користувачів. Це не тільки підвищує активність, але й утримує користувачів на платформі, що є важливим для довгострокового розвитку платформи.

Моніторинг популярності контенту також допомагає компаніям керувати репутацією та реагувати на потенційні кризові ситуації. Наприклад, виявлення негативних обговорень дає змогу оперативно реагувати, зменшуючи репутаційні ризики.

В музичній індустрії інформація про популярність контенту дозволяє ефективніше просувати виконавців та релізи. Лейбли і продюсери орієнтуються на тренди, щоб створювати музику, яка відповідає сучасним уподобанням слухачів.

Таким чином, аналіз популярності контенту є ключовим інструментом для прийняття рішень у багатьох сферах. Він допомагає розуміти інтереси аудиторії, адаптувати бізнес-стратегії, передбачати соціальні зміни та створювати продукти, які відповідають очікуванням споживачів.

Аналіз даних із соціальних мереж відкриває перед підприємцями широкі можливості для вдосконалення бізнес-стратегій і посилення позицій на ринку. Завдяки систематичному вивченню інформаційних масивів, компанії можуть отримати цінні інсайти щодо вподобань споживачів, ринкових трендів та змін у поведінці аудиторії, що дає змогу адаптувати свої продукти і послуги до актуальних потреб клієнтів.

Інтеграція економіко-математичного моделювання з сучасними інформаційними технологіями дозволяє підвищити ефективність управлінських

процесів. Це сприяє не лише оптимізації внутрішніх бізнес-процесів, але й формуванню нових економічних рішень, що включають визначення перспективних напрямів інвестування, прогнозування зростання вартості інноваційних розробок та мінімізацію ризиків у середовищі високої конкуренції.

Таким чином, аналітика даних із соціальних мереж стає ключовим інструментом для підприємців, які прагнуть не тільки зберігати, але й посилювати свої конкурентні переваги, зокрема через швидке реагування на ринкові зміни та запровадження інноваційних рішень. Це дає змогу не лише утримувати позиції на ринку, а й створювати передумови для довгострокового зростання та розвитку бізнесу.

1.2 Моделювання інформаційних потоків в соціальних мережах

Інформація у соціальній інтернет-мережі являє собою сукупність даних, які створюються, передаються та споживаються користувачами в процесі їхньої взаємодії. Ця інформація охоплює текстові, візуальні, аудіо- та відеодані, що поширюються у формі публікацій, коментарів, повідомлень, репостів і реакцій.

Інформація в соціальних мережах має такі особливості:

- дані постійно оновлюються та змінюються залежно від активності користувачів;
- великий обсяг інформації, що генерується щоденно, створює унікальні можливості для аналізу;
- інформація може бути як структурованою (наприклад, дані про лайки та репости), так і неструктурованою (коментарі, публікації);
- поведінка користувачів і поширення контенту залежать від випадкових факторів, що потребує ймовірнісних методів аналізу (табл.1.2). [3]

Таблиця 1.2 – Типи інформаційних потоків у соціальних мережах

Ознака	Види даних
--------	------------

Активність користувачів	Кількість репостів, лайків або коментарів в момент часу. Динаміка кількості активних користувачів на платформі соцмережі
Розповсюдження контенту	Часові залежності у поширенні відео, зображень чи текстових постів. Кількість переглядів або взаємодій із конкретним контентом у різні періоди.
Тренди та популярність	Еволюція популярності хештегів, мемів або тематичних обговорень. Аналіз змін у поширенні трендів залежно від подій у зовнішньому середовищі.
Взаємодії між користувачами	Частота обміну повідомленнями або коментарями між користувачами. Виявлення піків активності під час обговорення певних тем.

Робота з такими даними ускладнюється їхнім стохастичним характером та переважно неструктурованим форматом (Big Data). Для обробки та аналізу Big Data необхідно використовувати сучасні математичні методи й інформаційні технології, такі як математична статистика, моделювання, машинне навчання, штучний інтелект, проєктування баз даних, а також новітні мови програмування.

Особливий інтерес для математичного моделювання соціально-економічних систем становлять інформаційні потоки в інтернет-спільнотах, соціальних мережах, Telegram-каналах та форумах. Вивчення цих потоків дозволяє виявляти закономірності в масивах неструктурованих даних і використовувати їх для складання прогнозів.

Основні характеристики часових рядів у соціальних мережах:

- інформаційні потоки змінюються залежно від часу доби, днів тижня, подій чи зовнішніх факторів (новини, кризи);
- часові ряди мають сезонні компоненти, наприклад, підвищення активності у вихідні чи під час свят, а також довгострокові тренди, пов'язані з розвитком соціальних платформ;
- дані часто містять шуми (наприклад, боти або спам), які можуть спотворювати прогнозування. Також можливі аномалії, викликані раптовими подіями;

– інформаційні потоки часто залежать від змісту постів, взаємодії з іншими користувачами або подій у зовнішньому середовищі.

Використання часових рядів у прогнозуванні:

- аналіз часових патернів допомагає визначити найкращий час для публікації контенту, щоб максимізувати взаємодію;
- прогнозування динаміки лайків, репостів чи переглядів для оптимізації рекламних кампаній;
- аналіз трендів та визначення перспективних тем, які можуть стати вірусними;
- виявлення аномалій та попередження про можливі кризи або спам-атаки.

Інформаційні потоки в соціальних мережах відносяться до класу Big Data, оскільки вони мають всі ключові характеристики цього поняття: великий обсяг, швидкість, різноманітність, достовірність та цінність. Ці потоки даних створюються користувачами в реальному часі через публікації, коментарі, лайки, репости, повідомлення та інші дії, формуючи величезні масиви даних, що постійно оновлюються. (табл. 1.3) [4, 5]

Таблиця 1.3 – Характеристики інформаційних потоків класу Big Data

Характеристика	Опис	Приклад
Обсяг (Volume)	Щоденно генеруються мільярди записів, включаючи текстові пости, зображення, відео, коментарі та взаємодії	у Facebook користувачі публікують більше 100 000 постів щохвилини.
Швидкість (Velocity)	Швидкість оновлення даних вимагає миттєвої обробки для аналізу та прийняття рішень.	Інформаційні потоки формуються у реальному часі, особливо під час подій, таких як трансляції, новини або вірусні тренди
Різнманітність (Variety)	У кожному типі інформації є свої унікальні патерни та залежності.	Дані включають різні формати: текст, зображення, відео, гіперпосилання, метадані тощо.
Достовірність	Дані можуть бути неповними,	Наприклад, спам, боти або

(Veracity)	неточними або містити шум Важливо фільтрувати та очищувати дані для підвищення їхньої якості.	дезінформація
Цінність (Value)	Дані з соціальних мереж мають величезний потенціал для аналізу поведінки споживачів, визначення трендів, розробки маркетингових стратегій і навіть прогнозування кризових ситуацій	

Статистичний аналіз даних є фундаментальним елементом сучасної системи управління, що охоплює різні рівні, від невеликих підприємств до масштабів національної економіки. Його використання дозволяє не лише діагностувати стан об'єктів управління, але й глибше зрозуміти механізми формування соціально-економічних явищ, їх варіації та динаміку. Завдяки статистичним моделям можливо здійснювати моніторинг економічної кон'юнктури, будувати прогнози та приймати зважені управлінські рішення. Особливу роль статистичні моделі відіграють у дослідженні закономірностей масових процесів, які недоступні для прямого спостереження або експериментів. Це стосується складних соціально-економічних явищ, формування яких зумовлено впливом численних взаємопов'язаних факторів, що значно перевищує складність законів природничих наук.

Етапи статистичного моделювання охоплюють ключові кроки, необхідні для побудови та застосування ефективних моделей:

Визначення мети та об'єкта моделювання. На цьому етапі формулюється завдання, яке має вирішити модель, та описується статистична сукупність, що підлягає аналізу.

Розвідувальний аналіз даних. Проводиться попереднє вивчення даних для виявлення основних характеристик, закономірностей та можливих проблем, таких як пропущені значення чи аномалії.[7]

Математична формалізація моделі. Обирається відповідний клас моделей та формулюється математична структура, яка описує досліджуване явище.

Оцінювання параметрів моделі. Використовуються статистичні методи для визначення параметрів, що забезпечують найкраще узгодження моделі з даними.

Перевірка адекватності моделі. Аналізується, наскільки модель відповідає реальним даним, з урахуванням точності прогнозів та статистичних тестів.

Аналіз та інтерпретація результатів. Отримані результати оцінюються з точки зору їх практичної значущості, формуються висновки для прийняття рішень.

Об'єктом статистичного моделювання зазвичай виступає сукупність даних, у межах якої проявляються досліджувані закономірності. Такий підхід дозволяє формувати більш точне розуміння процесів, що відбуваються в економічній, соціальній чи інших сферах, створюючи основу для ефективного управління і стратегічного планування.

В даному дослідженні для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж було обрано платформу TikTok як лідера за кількістю користувачів.

Моделювання інформаційних потоків ІС прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж (прогнозування кількості репостів контенту користувачів у соціальних мережах) дозволяє визначити, як дані передаються між компонентами системи.

Етап 1. Збір даних. Вхідні потоки даних надходять із соціальних мереж через API платформ (TikTok API, Instagram Graph API та інші). Ці дані включають такі метрики, як кількість лайків, коментарів, початковий обсяг репостів, час публікації тощо. Дані імпортуються у форматі JSON або CSV. На цьому етапі очищення даних від помилок, дублікатів і нерелевантних записів.

Етап 2. Обробка даних за допомогою бібліотек Python (Pandas і NumPy) для нормалізації, видалення пропусків і агрегування. За допомогою алгоритмів машинного навчання аналізуються тренди (аналізуються історичні дані для виявлення шаблонів, що впливають на популярність. Оброблені дані передаються у відповідні мікросервіси для подальшого прогнозування через REST API.

Етап 3. Прогнозування за допомогою моделі нейронної мережі. Дані, отримані після обробки, надсилаються в мікросервіс прогнозування (заснований на Flask), де працюють моделі глибокого навчання. Нейронна мережа генерує прогноз кількості репостів на основі заданих параметрів. Результати передаються через API до бекенду системи.

Етап 4. Вивод результатів у візуалізованому вигляді. Дані передаються на фронтенд системи (створений на HTML/CSS/JS), де користувач може побачити прогноз у візуалізованому вигляді (графіки, таблиці, дашборди). Прогнозовані дані зберігаються у базі даних (MySQL), щоб їх можна було використовувати для майбутнього аналізу

Метод збору даних для системи прогнозування обрано через публічні API соціальних мереж тому, що він дозволяє отримати доступ до текстових, фото- та відеоматеріалів, залежно від політики доступу кожної платформи, зокрема TikTok, Facebook, Twitter, Instagram тощо.

Основною перевагою є великий обсяг доступних даних, до того ж API забезпечують структурований доступ до даних, що полегшує їх обробку та інтеграцію в систему. Але метод має наступні недоліки: вимагає високої точності у зборі та може бути дорогим у разі необхідності використання платних планів або додаткових витрат на запити до API.

Крім того, доступ до даних через API може бути обмежений політикою конфіденційності та умовами використання кожної соціальної мережі.

1.3 Моделювання задачі прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж

Постановка задачі прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж. Вивчення соціальних мереж здійснюється за допомогою збору первинних даних та аналізу отриманих вибірок, що створює основу для побудови різноманітних математичних моделей, таких як оптимізаційні, імітаційні моделі, прогнозні тощо. На основі вихідних даних формується аналітика, яка

відображає стан і поведінку користувачів соціальних платформ (Facebook, Twitter, Instagram, TikTok, тощо). Ця інформація використовується для розробки прогнозів, які дозволяють оцінювати подальший розвиток досліджуваних процесів і ухвалювати ефективні рішення щодо управління популярністю контенту або користувацькою активністю. Одним із ключових чинників, що впливають на точність результатів математичних моделей, є випадковий характер вхідних даних, що спричиняє невизначеність. Для забезпечення достовірності та надійності результатів роботи моделі необхідно використовувати великі вибірки даних, які належать до типу **BigData**. Це дозволяє мінімізувати вплив випадковості та забезпечити більш точні прогнози.

Прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж допоможе передбачити поведінку користувачів та проаналізувати перспективи зростання/падіння популярності контенту (відео, музичних трендів, публікацій, блогерів тощо) на основі аналізу історичних даних. Це дозволяє створити ефективні прогнози щодо розвитку трендів, динаміки взаємодій, а також потенціалу контенту для досягнення високого рівня популярності та взаємодії в майбутньому.

Контент у соціальних мережах має ключову роль, оскільки він впливає на взаємодію з аудиторією, популярність профілів, залучення уваги до бренду, а також формує тренди й спільноти.

Об'єктом даного дослідження є дані про кількість репостів контенту соціальних мереж (публікації, відеоконтент, аудіоконтент, музичні тренди, тощо) в соціальних мережах. Хороший контент привертає увагу, спонукає до коментарів, лайків і репостів.

Музичні тренди – це частина контенту (пісні, звукові фрагменти або мелодії), які стають вірусними і активно використовуються користувачами для створення своїх відео. Тренди об'єднують користувачів, які створюють схожий контент. Платформа співпрацює з інфлюенсерами та різними музичними лейблами, щоб просувати нові пісні і створювати тренди. Музичні тренди в соціальних мережах, особливо таких як TikTok, Instagram та інших, відіграють

важливу роль у формуванні смаків та поведінки користувачів. Вони впливають на те, як користувачі створюють і споживають контент.

Кількість репостів контенту в соціальних мережах — це метрика, що показує, скільки разів користувачі повторно поділилися певним контентом. Ці значення відображають динаміку популярності контенту протягом певного періоду і є основою для побудови прогнозу на майбутнє.

Вхідні дані для моделі це часові ряди репостів, що впливають на популярність контенту. Ці данні належать до категорії Big Data, тобто формуються за невизначеними правилами, містять значну кількість шуму, мають стохастичний характер. Обробка таких «сирих даних» ускладнює застосування традиційних методів аналізу, що вимагає залучення спеціалізованих інструментів, зокрема нейронних мереж та методів машинного навчання, для ефективної роботи з великими обсягами інформації.

Крім часових рядів репостів, до вхідних даних входять:

- дата публікації (день, тиждень, година);
- тип контенту (текст, зображення, відео), та характеристики контенту (довжина тексту, кількість використаних хештегів, наявність згадок інших користувачів тощо);
- характеристики публікації (платформа Facebook, Instagram, TikTok тощо);
- зовнішні фактори (святкові дні, новини, тренди в соціальних мережах, сезонність).

Ціллю дослідження є обґрунтування та розробка математичної моделі для аналізу та прогнозування динаміки поведінки об'єктів соціальних мереж, що дозволить визначати основні тенденції, прогнозувати популярність контенту та надавати рекомендації для управління цими процесами.

Завдання моделювання:

1. Описати динамічну зміну стану об'єкта соцмережі (контенту) з урахуванням часових рядів і зовнішніх впливів.

2. Визначити ключові фактори, що впливають на поширення контенту (екзогенні змінні).
3. Побудувати прогностні залежності для кількісного оцінювання популярності контенту в майбутніх періодах.
4. Забезпечити точність прогнозів шляхом використання нейронних мереж та методів машинного навчання для обробки великих обсягів даних.
5. Розробити інструменти оцінки якості моделі, включаючи середньоквадратичну помилку, коефіцієнт детермінації та показники апроксимації.
6. Надати рекомендації для прийняття управлінських рішень, таких як визначення перспективних інфлюенсерів, музичних трендів, відео; розробка стратегій просування та розміщення реклами; планування інвестицій у створення контенту.[9]

Розроблена модель дозволить точніше аналізувати закономірності поширення контенту у соціальних мережах, враховуючи динамічну взаємодію користувачів. Це сприятиме прогнозуванню змін у популярності трендів, покращенню ефективності маркетингових стратегій і забезпеченню конкурентних переваг у галузі.

Узагальнений алгоритм розробки математичної моделі включає такі етапи:

1. Постановка задачі.
2. Формалізація моделі – формальний опис параметрів і залежностей, визначення змінних.
3. Розробка математичної моделі, створення системи, що відображає взаємозв'язки та процеси.
4. Прогнозування та оптимізація – моделювання та вдосконалення прогнозованих результатів.
5. Аналіз та пошук рішень – проведення розрахунків і дослідження результатів із застосуванням відповідних методів.

6. Практичне застосування результатів – використання прогнозів для вирішення реальних задач і прийняття управлінських рішень.

Вербальна модель.

Суб'єктами соціальних мереж є:

- користувачі, які взаємодіють із контентом
- блогери, інфлюєнсери та креатори контенту, які генерують унікальний контент (тексти, фото, відео).
- адміністратори платформ.
- бренди та компанії які використовують соціальні мережі для маркетингових цілей, реклами продуктів чи послуг, рекламодавці.

Об'єктами соціальних мереж є:

- контент (текстові публікації, відео, музика, зображення);
- взаємодії між користувачами та контентом (лайки, коментарі, репости, перегляди);
- тренди (популярні теми, музика, відео);
- алгоритми платформи (механізми ранжування, рекомендаційні системи).

Примемо показник «кількість репостів» за метрику зацікавленості або взаємодії (engagement). Це метрика успішності. Вона відображає, наскільки контент резонує з аудиторією та наскільки активно користувачі поширюють його, що є важливим показником популярності та впливу в соціальних мережах.

Репости визначаються як кількість користувачів і сторінок, які поділилися записом зі своїми підписниками або друзями. Збільшення кількості репостів свідчить про зростання соціальної популярності контенту, оскільки більше людей і сторінок взаємодіють із ним і поширюють його серед ширшої аудиторії.

Інші схожі метрики взаємодії - лайки, коментарі, кількість переглядів, підписників та інші показники на платформі. Всі ці показники дозволяють оцінити, наскільки контент привертає увагу користувачів.

Вхідні дані представимо у вигляді часових рядів. Часовий ряд – це послідовність даних, які зібрані в певний момент часу і впорядковані за хронологічним порядком. Кожне значення в часовому ряді відповідає конкретному моменту часу.

Маємо індивідуальні часові ряди з кількістю репостів на конкретну дату для окремих випадків. Це можуть бути репости музичних трендів, чи відеоконтенту по конкретним музикальним трендам, або по конкретним інфлюенсерам, тощо.

Період моделювання не має обмежень і може бути довільним, а крок моделювання (ітерація) визначемо як добу.

Вхідні дані, які поступають в систему, можуть бути неповними через пропуски в обстеженні окремих днів. Пропуски в даних можуть спотворювати результати аналізу та прогнозування. Якщо їх ігнорувати, модель може дати неточні результати. У таких випадках модель повинна враховувати пропуски, роблячи відповідні корекції (інтерполяцію). Інтерполяція в цьому контексті – це метод заповнення пропусків у даних шляхом оцінки невідомих значень на основі доступної інформації. Вона використовується для забезпечення цілісності та достовірності набору даних, що важливо для коректного моделювання і прогнозування..

Оскільки метрика «кількість репостів» має випадковий характер, це призводить до виникнення невизначеності. Тому розроблювана прогнозна модель буде динамічною та буде мати ймовірнісний характер.

Для забезпечення адаптації розроблюваної моделі до змін у системі та досягнення заданих цілей прогнозування, враховуючи невизначеність і ймовірнісний характер моделі введемо керуючий предиктор.

На нульовому етапі для реалізації керуючого предиктора на модель задамо множину керуючих змінних:

- показник рівня успішності виконавця (стартова величина, характеризує популярність виконавця або тренду на момент початку моделювання. Визначається на основі сукупності початкових даних, таких як

кількість репостів, лайків, переглядів або взаємодій із контентом, що відображають рівень інтересу аудиторії до об'єкта аналізу;

- прогнозована кількість репостів на момент старту моделювання;
- корекція на помилку прогнозування (параметр, який використовується для врахування та зменшення впливу похибок, допущених у процесі прогнозування. Дозволяє уточнити результати прогнозу, забезпечуючи вищу точність моделі).

Керуючі змінні можуть приймати значення в діапазоні від 0 до 1. Це дозволяє описувати індивідуальні характеристики показників і задавати змінну стану зовнішнього середовища, яке впливає на результати моделювання.

Ймовірнісний характер моделі означає, що результат прогнозування залежить не лише від заданих параметрів, але й від випадкових факторів, які враховуються через статистичні методи або розподіли ймовірностей. Це дозволяє враховувати невизначеність, пов'язану з поведінкою системи. Вихідні показники.

Динамічний характер моделі означає, що модель постійно оновлює свої прогнози з урахуванням зміни керуючих змінних і зовнішніх факторів. Це дозволяє моделі реагувати на нові дані та коригувати прогноз у режимі реального часу.

На кожній ітерації (в кожен момент часу) будуть розраховуватись такі змінні:

- прогнозована кількість репостів на поточний день;
- поправочний коефіцієнт, який враховує помилку прогнозу денного зростання репостів;
- прогноз кількості репостів із зсувом на один крок уперед;
- показник якості прогнозу.

Важливим етапом аналізу отриманих результатів є їхня візуалізація. Візуалізація дозволяє наочно представити точність і ефективність прогнозування. Для цього будуть створюватися графіки, які відображатимуть фактичну кількість репостів (реальні дані, зібрані із соціальних мереж) та

прогнозовану кількість репостів (результати, отримані за допомогою математичної моделі).

Ці графіки дозволять порівняти динаміку фактичних і прогнозних значень, визначити відхилення моделі від реальних даних та оцінити її здатність відображати закономірності процесів.

Формалізація моделі.

Введемо основні показники моделі для прогнозування популярності музичних трендів на основі кількості репостів:

i – індекс об'єкта дослідження, який представляє окремий музичний тренд. (моделюємо для кожного музичного тренду ($i=1, \dots, I$));

n – індекс дати моделювання, який охоплює період моделювання ($n=1, \dots, N$);

$R_i(n)$ – кількісний показник об'єкта дослідження на дату n , що відображає кількість репостів музичного тренду i на відповідний день n ;

$dS_i(n)$ – кількість пропущених днів під час аналізу для i -го тренду на n -ий день.

Усі ці показники є динамічними, мають випадковий характер, розглядаються через рівні проміжки часу (за період моделювання візьмемо добу). Відповідно, представлені данні є часовими рядами (тайм серіями, *time series*). [11]

Задача прогнозування стану об'єктів соціальних мереж полягає в тому, щоб на основі значень процесу в момент часу n передбачити його значення в майбутній момент часу $n + l$, де l — інтервал упередження.

Початкові параметри на нульовому етапі обчислень:

$bW_i(0)$ – початкова базова вага для кожного тренду i , що відображає початковий рівень успішності на момент початку моделювання (значення варіюється від 0 до 1). Наприклад, якщо рівень успішності блогера становить 90%, то $bW_i(0) = 0,9$.

$DRF_i(0)$ – первісне передбачення кількості репостів на початку моделювання, яке виступає як стартова величина для прогнозування на перший

день (наприклад, $DRFi(0) = 0,1$). Це значення використовуватиметься як основа для подальших коригувань моделі.

$DRFE_i(0)$ – первісна помилка прогнозування денного зростання репостів на початку моделювання. Це відносний коефіцієнт помилки прогнозу, який дозволяє коригувати модель на наступних етапах. Наприклад, $DRFE_i(0) = 0,8$ що означає, що на початку модель допускає певну помилку, яку буде коригуватися за допомогою подальших розрахунків.

Керуючі змінні в моделі можуть набувати значень від 0 до 1, що дозволяє коригувати модель в залежності від зовнішнього середовища, таких як зміни в популярності контенту, змінні тренди або збої в даних:

- «рівень успішності» визначає, як успішно блогер або музичний тренд зарекомендував себе на момент початку моделювання.
- «популярність контенту» може варіюватися залежно від зовнішніх факторів, таких як час доби, сезонні коливання, тренди тощо.

На наступних етапах буде проведений розрахунок та оновлення значень для кожного об'єкта дослідження на кожен наступний день на основі зміни параметрів $bWi(n)$, $DRFi(n)$ та $DRFE_i(n)$, коригування прогнозу «кількості репостів» на основі реальних результатів та аналіз помилок.

Враховуючи можливу невизначеність і обмеженість доступних даних у соціальних мережах сформулюємо припущення моделі:

1. На початковому етапі моделювання (нульовий крок) можуть існувати два варіанти стану зовнішнього середовища:
 - початкові дані про об'єкт доступні;
 - початкові дані про об'єкт відсутні (що потребує спеціальних методів для оцінки або генерування початкових значень).
2. Тривалість і нерегулярність збору даних:
 - період моделювання може бути необмеженим у часі, що дозволяє використовувати модель для довгострокових прогнозів.

– можливий нерегулярний збір вхідних даних, тому модель повинна враховувати методи інтерполяції для визначення проміжних значень на основі наявних дискретних даних.

3. Помилка передбачення:

– прогноз може включати певний рівень похибки, проте модель має забезпечити можливість коригування наступних прогнозів на основі величини виявленої помилки.

Математична прогнозна модель.

Нехай pV – (*pastValue*) булева змінна, що визначає наявність початкових даних про об'єкт:

$$\begin{cases} pV = 0, & \text{якщо первинні дані про об'єкт відсутні;} \\ pV = 1, & \text{якщо первинні дані про об'єкт наявні.} \end{cases} \quad (1.1)$$

Для врахування можливих прогалин у зборі вхідних даних введемо змінну dS_i (*daysSkipped* - кількість пропущених днів під час збору інформації про кількість репостів для об'єкта i).

Виходячи з описаних вище припущень, опишемо обмеження математичної моделі.

1) Обмеження, яке дозволяє зберігати достовірність інтерполяції та мінімізувати вплив пропусків у даних на результати моделювання та прогнозування: значення dS_i не повинно перевищувати певного порогового значення dS_{max} , що встановлюється залежно від цільової точності прогнозу та специфіки моделі (*daysSkipped*):

$$0 \leq dS_i \leq dS_{max}, \quad (1.2)$$

де $dS_i = n_i - (n_i - 1)$ - різниця між індексами дати моделювання для i -го об'єкта (кількість пропущених днів між двома послідовними значеннями);

$dS_{max} = N_i / 2$ – порогове значення (половина періоду моделювання)

n_i – індекс дати моделювання для i -го об'єкта дослідження (знаходиться в діапазоні $n_i = 1, \dots, N_i$);

N_i – загальна кількість днів у періоді моделювання для i -го об'єкта.

2) Обмеження для коригування помилки передбачення всіх процесів в момент n – помилка передбачення $DRFE_i$ для всіх процесів у момент часу $(n-1)$ завжди має бути більше за нуль:

$$DRFE_i(n-1) > 0, \quad (1.3)$$

де $DRFE_i(n-1)$ – помилка передбачення для i -го об'єкта на момент $(n-1)$.

У разі необхідності для забезпечення умови ненульової помилки передбачення ($DRFE_i(n-1)$) використовується значення керуючої змінної $bW_i(0)$ (*baseWeight*), яка коригує початковий стан моделі. Це дозволяє моделі адаптуватися до різних умов та мінімізувати вплив початкової неточності.

Основне завдання моделі полягає у передбаченні майбутніх значень, тобто прогнозуванні кількості репостів ($R_i(n+1)$) на наступному кроці ітерації. Це завдання вирішується з урахуванням:

- поточного стану об'єкта моделювання;
- впливу екзогенних змінних;
- корекції прогнозу на основі попередніх помилок.

Формалізовано, мета прогнозування полягає у визначенні:

$$R_i(n+1) = f(R_i(n), DRFE_i(n), bW_i(0), X_i(n)), \quad (1.4)$$

де $X_i(n)$ – множина екзогенних змінних, які впливають на модель у момент n .

Розглянемо етапи розробки нейромережі зі здатністю навчання. Його можна віднести до наступного етапу моделювання – прогнозування та оптимізації отриманого прогнозу з використанням нейромережових підходів. Нейронні мережі вирізняються здатністю до навчання, адаптуючи свої параметри на основі залежностей між вхідними та вихідними даними. Це

дозволяє мережі поступово знижувати похибку, вдосконалюючи прогноз із кожною ітерацією навчання [12]

Візьмемо за базовий елемент динамічний нейрон, який використовується для обчислення прогнозних показників репостів. Нейрон виконує функцію перетворення сукупності вхідних сигналів у значення вихідної змінної за заданим правилом. Як відомо, нейрон це елемент, який із сукупності вхідних сигналів за заданим правилом розраховує значення вихідної змінної. Нейрони формують рекурентну нейронну мережу (RNN), особливістю якої є наявність зворотних зв'язків, що дозволяють враховувати інформацію з попередніх станів моделі. Архітектура RNN функціонує як «чорна скринька», в якій:

- на входи подаються вхідні сигнали (дані про репости, екзогенні фактори, корекційні параметри);
- через зворотний зв'язок враховується вплив попередніх станів системи;
- виходи представляють прогнозовані значення кількості репостів.

В рекурентній нейронній мережі (RNN) нейрони перетворюють вхідні сигнали з урахуванням зворотного зв'язку і видають відповідь (рис. 1.2). [13].

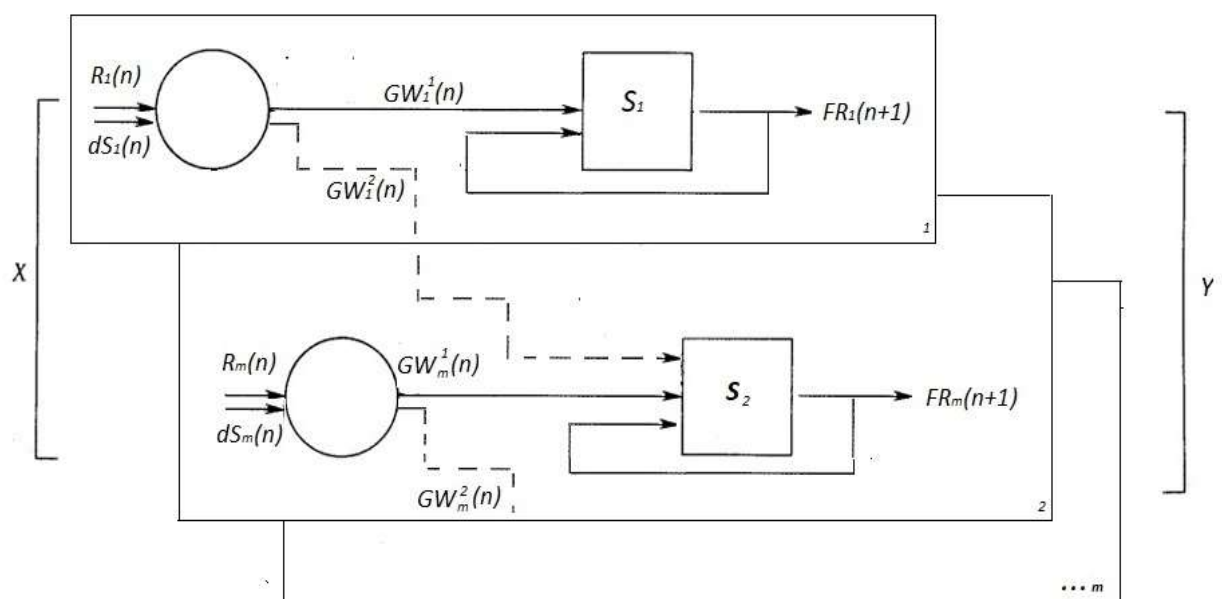


Рис. 1.2 – Схема рекурентній нейронній мережі

На рисунку 1.2 показана схема нейронної мережі, де:

1. Вхідні дані ($R_I(n)$, $dS(n)$):
 - $R_I(n)$ – вектор характеристик, що описує стан об'єкта соціальної мережі на момент часу n (наприклад, кількість лайків, репостів, коментарів).
 - $dS(n)$ – параметри зміни стану (враховують динамічні аспекти поведінки).
2. Генерація ваг ($GW_I(n)$, $GW_2(n)$):
 - Компоненти $GW_i(n)$ відповідають за формування ваг для поточних даних на основі заданих прави.
3. Модулі S_I і S_2 :
 - Кожен модуль S_i відповідає за обробку поточних вхідних даних і попередніх станів, створюючи прогнозований результат FR_{n+1} . Ймовірно, це шари нейронної мережі, такі як рекурентні або трансформери, що враховують тимчасову залежність.
4. Зворотній зв'язок ($n+1$):
 - Результати, згенеровані на $n+1$ кроці, передаються назад у систему, що створює послідовну петлю для навчання та прогнозування майбутніх станів об'єктів.

Розглянемо основні елементи цієї архітектури нейронної мережі

Множина вхідних сигналів $X = \{R_i(n); dS_i(n)\}$ подається на вхід та надходить до нейрона через спеціальні з'єднання - синапси.

Синапси мають вагу $GW_i(n)$, яка відображає ступень впливу кожного вхідного сигналу на вихід нейрона $Y = \{FR_i(n)\}$. Тобто, $GW_i(n)$ це число, яке показує, наскільки сильно сигнал, що надходить по цьому синапсу, впливає на роботу нейрона. Вага синапса – це "очікування" нейрона щодо того, наскільки важливий цей конкретний вхідний сигнал для того, щоб зробити правильне передбачення, тобто велика вага сильніше впливає на кінцевий результат. В процесі навчання нейронної мережі вага синапса постійно уточнюється. Тобто, коли мережа робить помилку, ваги синапсів змінюються таким чином, щоб наступного разу зробити меншу помилку.

Обчислення вихідного сигналу (вихідних змінних $Y = \{FR_i(n)\}$) відбувається у ядрі нейрона. Ядро отримує сигнали від всіх синапсів, множить їх на відповідні ваги і об'єднує результати за функцією активації. Функція активації – це математична функція, яка обмежує вихідний сигнал нейрона певним діапазоном (наприклад, від 0 до 1). Функція активації вносить нелінійність в обчислення, що дозволяє нейронним мережам «вирішувати», чи активується нейрон, і з якою силою.

В даній нейронній мережі в якості функції активації було обрано функцію *Sigmoid*. Сигмоїдна функція використовується для ймовірнісних інтерпретацій виходів у діапазоні $[0,1]$ та має вигляд:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1.5)$$

де

x – вхідне значення нейрона після зваженого підсумовування сигналів, отриманих від попереднього шару.

$$x = \sum_{i=1}^m X_i \cdot GW_i + b \quad (1.6)$$

де X_i – вхідні сигнали (значення), які надходять на нейрон;

GW_i – вагові коефіцієнти, що визначають важливість кожного вхідного сигналу;

b – зміщення (bias), яке додає гнучкість у зміщенні активації/

x – аргумент активаційної функції.

Аргумент x визначає, який сигнал нейрон передасть далі. Вихід значення $f(x)$ після застосування сигмоїдної функції буде лежати в інтервалі $(0,1)$, що інтерпретується як ймовірність або рівень активації.

Процес навчання нейрона S_I здійснюється за допомогою алгоритму зворотного розповсюдження помилки. На кожній ітерації навчання вирішується задача мінімізації функції втрат, яка визначається як квадрат різниці між прогнозованою та фактичною кількістю репостів.

Для мінімізації функції втрат використовується метод стохастичного градієнтного спуску. На кожному кроці обчислюється градієнт функції втрат за вагами, і ваги зміщуються у напрямку проти градієнта. Абсолютний показник

зміни добових репостів використовується для оцінки швидкості зміни кількості репостів та враховується при формуванні вхідного вектора ознак. [13, 14]

Вхідні дані для наступної ітерації включають вектор ознак, що складається з попереднього прогнозу кількості репостів та фактичної кількості репостів за попередній період: тобто, після розрахування значення вихідної змінної на кожному наступному кроці навчання нейрона, він враховує поправки на вагові коефіцієнти:

1. Розрахунок зросту/падіння добових репостів (*DailyRise*);

$$DR_i(n) = \frac{R_i(n) - R_i(n-1)}{dS_i(n)} \quad (1.7)$$

$$dS_i(n) = n(n - 1) \quad (1.8)$$

де

$DR_i(n)$ – *DailyRise*, (абсолютний показник зміни добових репостів)

$R_i(n)$ – *Repost* (кількість репостів музичного тренду);

$dS_i(n)$ – *daysSkipped* (вхідний сигнал, який розраховує інтерполяцію даних о пропущених добах дослідження).

2. Розрахунок передбачення кількості репостів:

$$DRF_i(n) = \frac{DR_i(n)}{GW_i(n)} \quad (1.9)$$

де

$DRF_i(n)$ – передбачення кількості репостів на сьогодні (*DailyRiseForecasting*)

$DR_i(n)$ – абсолютний показник зміни добових репостів;

$GW_i(n)$ – вага синапса, відображає силу з'єднання між нейронами.

Нейронна мережа має здатність постійно вдосконалювати свої прогнози, завдяки чому можна навчити її досягати максимальної точності, об'єднуючи

різні типи контенту. Це дозволяє як поєднувати декілька нейронів у мережу для прогнозування змін, пов'язаних із контентом одного автора, так і створювати моделі для прогнозування по різних представниках одного бренду.

Такий підхід зводиться до розв'язання задачі оптимізації, яка передбачає побудову цільової функції. Цільова функція дозволяє налаштовувати вагові коефіцієнти $GW_i(n)$ таким чином, щоб мінімізувати різницю між прогнозованими вихідними значеннями (наприклад, кількістю репостів) і їх реальними значеннями.

Процес формування та вибору оптимальних траєкторій управління є ключовим аспектом подальших досліджень. Він базується на розробленій динамічній прогнозній нейронній моделі, принципах статистичних випробувань і прийнятті рішень в умовах невизначеності, спричиненої зовнішніми чинниками.

Висновок до розділу 1

В розділі 1 було проведено аналіз предметної області та дослідження методів моделювання та прогнозування соціально-економічних систем. Продемонстровано, що соціальні мережі стали важливим інструментом досліджень у різних галузях від економіки і політики до оцінки музикальних трендів, рівня задоволеності населення та інше. Аналіз активності користувачів у соціальних мережах дозволяє виявляти певні закономірності, наприклад, зв'язки між інтересами, уподобаннями та потенційними діями. А знання популярності контенту в соціальних мережах має значний вплив на різні аспекти, охоплюючи як індивідуальні потреби користувачів, так і бізнесові стратегії. Це особливо корисно для маркетингових кампаній, соціальних досліджень і навіть у сфері безпеки, де є потреба в моніторингу ризиків чи потенційних загроз.

Доведено, що дані, отримані з соцмереж, мають стохастичний характер та неструктурований формат Big Data, для обробки та аналізу яких необхідно

використовувати сучасні математичні методи й інформаційні технології, такі як математична статистика, моделювання, машинне навчання, штучний інтелект, проєктування баз даних. Виділено етапи статистичного моделювання, необхідні для побудови та застосування ефективних моделей передбачення.

Сформульовано постановку задачі прогнозування стану та поведінки об'єктів соціальних мереж та розроблено математичну прогнозну модель. Для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж було обрано платформу TikTok як лідера за кількістю користувачів.

Для етапу прогнозування та оптимізація отриманого прогнозу запропоновано скористатися нейромережевим підходом. Прогнозні нейронні мережі мають певні переваги, порівняно з класичними методами прогнозування. Нейронні мережі дозволяють працювати з масивами типу BigData, щонають довільний характер; здатність нейронних мереж до навчання ще одна з переваг перед традиційними моделями.

РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

2.1 Розробка концепції інформаційної системи

Розробляється інформаційно-аналітична система для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж на базі розробленої математичної моделі прогнозної нейромережі.

Об'єктами соціальних мереж є користувачи, блогери, інфлюєнсери, а також медіа-контент, тренди, репости.

Характеристиками об'єктів є, кількість репостів, коментарів, лайків та такі екзогенні змінні, як час публікації, теми, соціальні взаємодії, святкові дні, значущі події, тощо.

Функціональні вимоги до інформаційної системи прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж:

1. Робота з даними – система повинна мати можливість отримувати, обробляти та зберігати дані із соціальних мереж.
2. Налаштування параметрів – користувачі повинні мати змогу налаштовувати параметри аналізу даних відповідно до своїх потреб.
3. Обробка та аналіз даних – система має забезпечувати автоматичну обробку даних, вилучення ключової інформації та її подальший аналіз.
4. Прогнозування – система повинна містити моделі для аналізу трендів і передбачення поведінки об'єктів у соціальних мережах, таких як популярність трендів, кількість взаємодій (лайків, репостів тощо).
5. Візуалізація результатів – потрібно забезпечити виведення даних у вигляді графіків, таблиць та дашбордів, для полегшення аналізу користувачами.
6. Безпека – реалізація механізмів аутентифікації та авторизації, що захищатимуть дані від несанкціонованого доступу.

Нефункціональні вимоги:

- збір та очищення даних – система повинна вміти працювати з зібраними даними (очищати та аналізувати дані з соціальних мереж (відкриті джерела даних, API);
- інтеграція з різними джерелами даних;
- масштабованість системи для обробки великих обсягів даних;
- точність прогнозування не менше 90%;
- має працювати на операційній системі Windows 10 або вище;
- сумісність з базами даних MySQL для зберігання, обробки та доступу до даних.

При виборі методів аналізу даних для ІС доцільно врахувати наступні аспекти:

- статистичний аналіз для обчислення середніх значень, медіан, мод та аналіз розподілу даних (розмах, стандартне відхилення);
- візуалізація даних (графіки, діаграми, хмарки слів для аналізу частоти хештегів або ключових слів);
- методи кластеризації та сегментації для групування об'єктів за схожими характеристиками;
- методи аналізу тимчасових рядів для прогнозування кількості репостів або лайків;
- нейромережі, оптимізовані для роботи з часовими рядами (методи передбачення репостів або лайків);
- визначення показників ефективності моделі (точність прогнозу).

Цільова аудиторія ІС (користівачи) - впливові особи (інфлюєнсери), творці контенту та всі, хто займається цифровим маркетингом або управлінням талантами (контент-креатори, блогери, бренд-менеджери), а також аналітики, дослідники та соціологи.

ІС пропонує можливість дослідити тренди соціальних мереж. Система надає користувачу різноманітні дані та інсайти, що дозволяє користувачам стежити за минулими та сучасними тенденціями, визначити популярні відео та контент.

ІС має аналітичні інструменти для отримання детальної статистики переглядів, лайків, коментарів, підписників тощо а також для виявлення стрімко зростаючих тенденції аудіо, відео контенту, та його передбачення.

Основна мета – забезпечення користувачів інформаційно-аналітичної системи інструментами для дослідження та аналізу популярності музикальних трендів в (відео, інфрюенсерів, звіків, челенждей, хештеків) та побудови передбачень репостів цього контенту на основі математичної прогнозної моделі та нейромережі.

Кількість репостів контенту в соціальних мережах — це метрика, що показує, скільки разів користувачі повторно поділилися певним контентом. Інформаційно-аналітична система орієнтована на аналіз, дослідження та передбачення трендів у динамічному середовищі соціальних медіа та буде корисна цільовій аудиторії для вивчення поведінкових патернів користувачів соціальних мереж та прогнозування змін у суспільних трендах.

2.2 Проектування архітектури інформаційної системи

Проектування інформаційних потоків ІС передбачає опис структури, механізмів та взаємодій між джерелами, процесами обробки та кінцевими користувачами даних. Цей процес дозволяє забезпечити ефективну обробку та передачу інформації, для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж (рис. 2.1).



Рис. 2.1 – Діаграма інформаційних потоків системи

Проектування ІС та її інтерфейсу орієнтоване на забезпечення ефективного доступу до прогнозової аналітики та зручності роботи користувачів.

Вхідні данні про відео, хештеги, челенджі та взаємодії з соцмережами надходять через API. Збереження зібраних даних у сирому вигляді в базі даних має свої особливості, так як відносяться до типу BigData. На етапі очищення та нормалізації даних видаляються дублікати та аномалії. Для інтеграції даних із різних джерел в єдиний набір даних, дані трансформуються у формат, придатний для аналізу (CSV-файли). CSV є текстовим форматом, що легко читається і обробляється багатьма інструментами для аналізу даних.

На етапі обробки даних проводиться кластеризація об'єктів, аналіз часових рядів, розрахунок метрик успішності, таких кількість трендів, репостів, лайків. Використання алгоритмів машинного навчання та моделей нейронних мереж направлено прогнозування кількості репостів.

Вхідні данні та результати передбачення виводяться у вигляді таблиць, звітів графіків.

На етапі проектування логічної моделі ІС необхідно побудувати діаграму варіантів використання. Ця діаграма наочно демонструє як інформаційна система буде функціонувати в навколишньому середовищі [15].

Для створення діаграми варіантів використання використовуються такі основні елементи:

- актор (actor) – це об'єкт, який позначає роль користувача, що взаємодіє з певними компонентами системи.
- прецедент – це елемент, який описує функції чи дії, що виконує система, а також результат цих дій, який сприймає актор.

Між прецедентами можуть бути визначені такі типи зв'язків, як узагальнення (показує спільні риси ролей або функцій, які можуть бути застосовані до кількох акторів чи прецедентів), включення (встановлює зв'язок

між варіантами використання), розширення (визначає, що один варіант використання розширює базовий, додаючи додаткову поведінку). [16].

З ІС будуть взаємодіяти:

- адміністратори, вони працюють з даними, налаштовують конфігурацію системи для ефективної роботи.
- користувачі, вони мають доступ до інформації про сучасні тенденції, зокрема популярні звуки, відео та популярних впливових осіб, які система ідентифікує на основі аналізу даних; можуть фільтрувати інформацію, дивитися більш детальну інформацію про музикальні тренди, відео, інфлюенсерів; отримують інформацію на своїх сторінках у вигляді таблиць, діаграм, щоб бути в курсі останніх оновлень найпопулярніших чартів; отримують діаграми з прогнозом кількості репостів; можуть завантажувати звіти.

Прогнозування майбутніх трендів – система на базі математичної моделі та нейроної мережі допомагає передбачати, які музикальні тренди або контент можуть стати популярними в майбутньому.

Діаграма варіантів використання ІС для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж представлена на рисунку 2.2.

Актори:

- адміністратор (керує системою, налаштовує параметри, завантажує дані, здійснює технічну підтримку);
- користувач (аналізує дані, отримує прогнози, фільтрує інформацію).

Прецеденти:

- перегляд трендів (користувачі мають змогу переглядати популярні тренди у соціальних мережах, які система ідентифікує на основі аналізу даних);
- аналіз популярності контенту (користувачі можуть оцінювати популярність контенту, використовуючи зібрані системою дані);
- прогнозування майбутніх трендів (система допомагає передбачати, які теми або контент можуть стати популярними в майбутньому);

- налаштування системи – адміністратори платформ виконують конфігурацію системи для ефективної роботи;
- прецеденти на діаграмі підключені до акторів через стрілки, які показують, хто і як взаємодіє із системою.

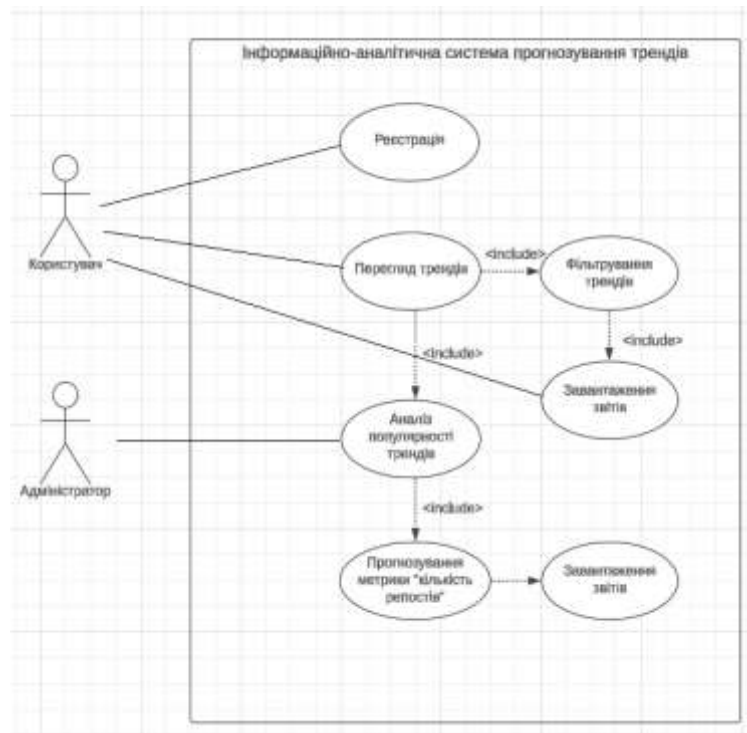


Рис. 2.2 – Діаграма варіантів використання інформаційної системи

В таблицях 2.1 – 2.5 представлено опис прецедентів діаграмі варіантів використання інформаційної системи.

Таблиця 2.1 – Специфікація прецеденту «Перегляд трендів»

Перегляд трендів	
Складова	Опис
Короткий опис	Користувачі переглядають популярні тренди у соціальних мережах.
Передумови	Користувач має доступ до системи та успішно увійшов у систему.
Основний потік подій	1. Користувач входить у систему. 2. Переглядає контент. 3. Система відображає список актуальних трендів.
Альтернативний потік подій	Якщо дані про контент недоступні, система виводить повідомлення про помилку і пропонує повторити запит пізніше
Постумови	Користувач отримує інформацію про популярні тренди.

Таблиця 2.2 – Специфікація прецеденту «Аналіз популярності трендів»

Аналіз популярності контенту	
Складова	Опис
Короткий опис	Аналіз популярності окремого тренду (наприклад, постів, відео) для визначення успішних матеріалів
Передумови	Система має доступ до історичних даних про популярність контенту.
Основний потік подій	1. Користувач вибирає контент для аналізу. 2. Система виконує обчислення популярності на основі лайків, репостів тощо. 3. Результати аналізу відображаються
Альтернативний потік подій	Якщо обраний контент недоступний, система пропонує обрати інший або повторити спробу пізніше.
Постумови	Користувач отримує результати аналізу популярності контенту.

Таблиця 2.3 – Специфікація прецеденту «Прогнозування майбутніх трендів»

Прогнозування майбутніх трендів	
Складова	Опис
Короткий опис	Прогнозування, кількості репостів по кожному виду контенту на майбутнє на основі нейромережі та часових рядів.
Передумови	Дані про історичні тренди повинні бути зібрані й доступні для аналізу.
Основний потік подій	1. Користувач обирає контент для прогнозування. 2. Система виконує обчислення, використовуючи нейронну мережу. 3. Результати прогнозу відображаються у вигляді графіка.
Альтернативний потік подій	Якщо дані недостатні для прогнозу, система повідомляє про це і пропонує обрати інший період або параметри аналізу.
Постумови	Користувач отримує прогноз майбутніх трендів.

Таблиця 2.4 – Специфікація прецеденту «Налаштування системи»

Налаштування системи	
Складова	Опис
Короткий опис	Адміністратори змінюють параметри роботи системи або її алгоритмів для покращення точності аналізу і прогнозування
Передумови	Адміністратор має доступ до панелі налаштувань та відповідні права доступу.
Основний потік подій	1.Адміністратор входить у систему. 2. Обирає параметри для налаштування. 3. Змінює конфігурацію алгоритмів. 4. Зміни зберігаються у системі
Альтернативний потік подій	Якщо зміни неможливо зберегти, система повідомляє про це і пропонує перевірити параметри.
Постумови	Система оновлює налаштування відповідно до внесених змін.

Основні сценарії використання:

- Система забезпечує моніторинг контенту (лайки, репости, перегляди).
- Відбувається ідентифікація трендів – система обробляє статистичну інформацію про об'єкти в соціальних мережах, розраховує відповідні метрики.
- Реалізується прогнозування поведінки об'єктів (наприклад, прогноз кількості репостів контенту) на основі аналізу часових рядів.

Проектування архітектури системи.

Архітектура ІС для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж є ключовою для забезпечення ефективності, масштабованості та безпеки системи. У запропоновану системну архітектуру інтегровано різноманітний набір технологій для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж:

- .NET Core MVC – платформа для розробки зручного інтерфейсу при взаємодії користувача з системою.
- Python – мова програмування для роботи з даними та реалізації нейромережових алгоритмів.
- SQL – для зберігання великих обсягів інформації в базі даних.

TensorFlow – фреймворк для побудови та навчання нейромереж. [17]

Архітектура додатку представлена на рис. 2.3.

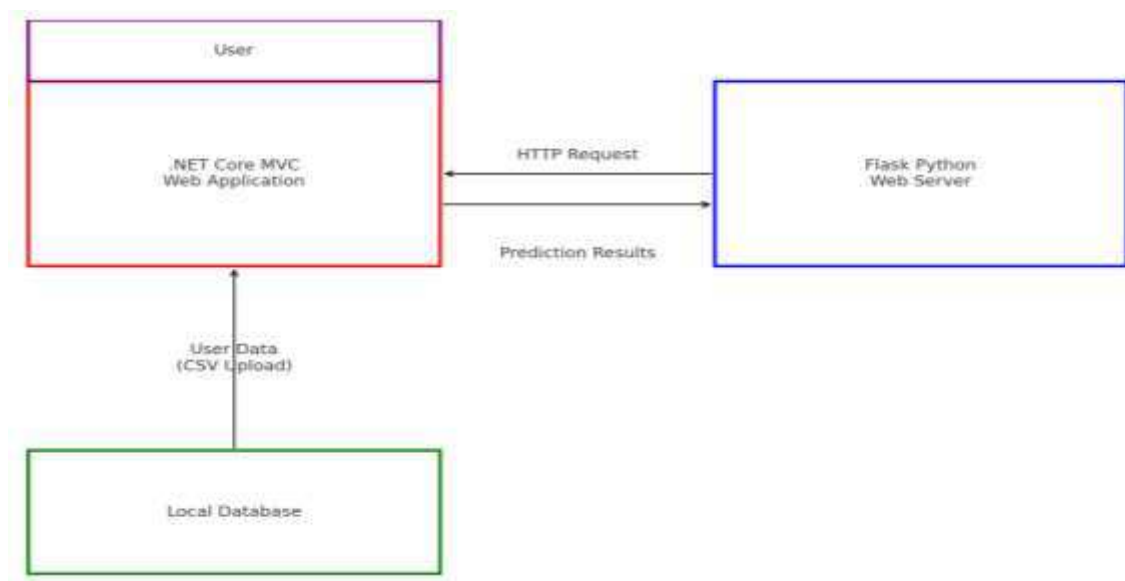


Рис. 2.3 – Архітектурна діаграма ІС для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж

Технологічна структура інформаційної системи включає:

front-end, інтерфейс користувача для взаємодії з платформою, створюється за допомогою HTML, JavaScript і CSS. Цей інтерфейс надає доступ до інформаційної панелі, налаштувань конфігурації та візуалізації результатів.

back-end розробляється на основі C# і .NET і відповідає за автентифікацію користувачів, збереження конфігураційних даних та взаємодію з мікросервісами штучного інтелекту й базою даних.

мікросервіс штучного інтелекту, який реалізований за допомогою Python і Flask, використовується для обробки даних і створення прогнозів.

база даних (MSSQL Server, Windows) використовується для зберігання конфігураційних налаштувань користувачів, параметрів моделі і результатів прогнозування, забезпечуючи цілісність і доступність даних.

Основою моделі прогнозування є веб-сервер, реалізований на Python. Він обробляє історичні дані про кількість репостів. Python має потужні бібліотеки для аналізу даних і машинного навчання. Так, бібліотека Pandas дозволяє ефективно працювати з даними, а SciPy надає інструменти для наукових розрахунків. Ці інструменти дають змогу швидко і ефективно розробляти та оптимізувати прогностичні моделі.

Сервер реалізований на Python використовує методи машинного навчання для роботи з часовими рядами і застосовує бібліотеки, як-от StatsModels для побудови моделей ARIMA, які використовуються для прогнозування, і Scikit-learn для регресійного аналізу та інших технік машинного навчання. Такий підхід дає змогу аналізувати великі обсяги даних, знаходити тенденції та прогнозувати майбутні значення. [18, 19]

Інтерфейс взаємодії з користувачем створено за допомогою веб-додатка на основі .NET Core MVC, який був обраний за його надійність, масштабованість і можливості для веб-розробки, що надає платформа .NET. Додаток забезпечує зручний інтерфейс для завантаження файлів CSV, що містять дані про кількість репостів, для їх подальшої обробки.

Для забезпечення безпечної передачі даних і автентифікації користувачів у системі застосовується спеціальна система ідентифікації, що використовує REST API (Representational State Transfer) та JWT (JSON Web Token), розроблену відповідно до стандарту RFC 7519. Це є загальноприйнятою практикою для гарантування безпеки користувачів. REST API та JWT забезпечують ефективну та захищену комунікацію між клієнтом і сервером.

REST – це архітектурний стиль, що дозволяє програмам обмінюватися даними через інтернет, використовуючи стандартні HTTP-запити (GET, POST, PUT, DELETE) для доступу до даних і виконання функцій у системах.

JWT (JSON Web Token) – це механізм створення токенів для доступу, які використовуються для автентифікації та авторизації. Вони компактні, безпечні та мають формат JSON, що полегшує їх передачу через мережу.

Система також використовує локальну базу даних для зберігання та ефективного управління даними, що покращує загальну продуктивність і забезпечує належний захист інформації. Після отримання даних додаток .NET встановлює з'єднання з веб-сервером Python через HTTP-запити. Ця взаємодія запускає процес прогнозного аналізу, під час якого сервер Python обробляє завантажені файли CSV для навчання моделі або проведення прогнозів на основі історичних даних про продажі. Використання веб-сервера Flask для розгортання моделі Python полегшує створення API, забезпечуючи ефективну та зручну комунікацію між сервісами. Для візуалізації даних система використовує бібліотеку Matplotlib на Python, яка дозволяє створювати складні графіки та діаграми для відображення результатів прогнозування. Зображення зберігаються на сервері та стають доступними для веб-додатку, розробленого на .NET.

2.3. Розробка інформаційної системи

Для інформаційної підтримки прийняття рішень у практичній діяльності осіб, зацікавлених у отриманні прогнозних даних з соціальних мереж, розроблено інформаційно-аналітичну систему (ІС) для аналізу трендів та

побудови прогнозування таких метрик, як кількість репостів. Практична цінність використання ІС - отримання знань на перспективу, створення передбачень даних у зручному для користувача системи вигляді (графіки, таблиці, дашборди). В основі ІС інформаційно-аналітичної системи лежать передбачення поведінки об'єктів соціальних мереж на базі розробленої в першому розділі прогнозної математичної моделі. [21] Концепція ІС передбачає розробку інтуїтивного та легкого у використанні інтерфейсу, що дозволяє користувачам з легкістю взаємодіяти з ІС, аналізувати інформацію і отримувати прогнози. Основні функції ІС:

1. Аутентифікація та Авторизація
2. Просмотр контенту
4. Налаштування фільтрів
3. Аналіз трендів
4. Прогнозування трендів
5. Візуалізація

Вихідні дані, отримані внаслідок аналізу та прогнозу, представляються на сторінках ІС у доступній та зрозумілій формі.

Система працює з трьома основними джерелами даних: користувачі, публічні API TikTok, та аналітичний модуль. Основними розділами системи є «Звуки», «Відео», «Інфлюенсери», «Тренди».

Контент у соціальних мережах — це інформація, яку створюють блогери, публікують і поширюють через платформи соціальних медіа, такі, як пости, коментарі, фото, відео, аудіо. Відповідно, основними ключовими потоками розроблювальної ІС за розділами обрано: «Звуки», «Відео», «Інфлюенсери», «Тренди».

Користувачі взаємодіють із системою через інтерфейс, отримуючи доступ до статистики, прогнозів та персоналізованих рекомендацій.

Опишемо процес перетворення даних:

1. «Аутентифікація користувача».

2. «Просмотр даних». Дані про звуки, відео, тренди, інфлюенсерів та їхній контент завантажуються через публічні API TikTok. Дані включають перегляди, лайки, коментарі, гештеги, музичні звуки, популярні відео та активності інфлюенсерів.

Публічні API TikTok → База даних системи

3. «Налаштування даних»

Користувачі можуть налаштувати фільтри (наприклад, вибрати лише оригінальні звуки або тренди з певного регіону). Дані персоналізуються на основі налаштувань. (Інтерфейс користувача → Система фільтрації та персоналізації)

4. «Аналітика даних». Аналітичні результати у вигляді метрик, персоналізованих прогнозів та статистики подаються користувачам через інтерфейс. (Аналітичний модуль → Інтерфейс користувача)

5. «Прогнозування даних».

Дані зберігаються у сховищі й передаються до модуля AI для аналізу та прогнозування. AI створює графіки, чарти та визначає стрімко зростаючі тренди. (База даних → Аналітичний модуль AI).

З позиції розробників, ІС може бути корисним для компаній, які розкручують свій бренд, медіаагенцій, музичних лейблів, творців контенту та агентів, які шукають таланти. Знаходить найшвидше зростаючі аудіо-треки у TikTok.

Відстежує всі доступні метрики звуку, наприклад:

- оригінальність, тематика відео;
- можливість комерційного застосування;
- країна походження і використання.

Регулярно збирає дані, і прогнозує динаміку репостів. ІС дає змогу:

- на ранньому етапі знайти талант;
- зробити колаборацію, якщо ви музикант;
- створити подібний трек для власного просування.

ІС Аналізує, які тренди зараз популярні у різних країнах. Система прогнозування дозволяє отримати дані, який контент буде актуальний в майбутньому.

В таблиці 2.5 представлено об'єкти та їх взаємозв'язки для діаграми класів, яка описує основні об'єкти та їх взаємозв'язки в системі аналізу трендів у соціальних мережах, зокрема TikTok.

Таблиця 2.5 – Об'єкти та їх взаємозв'язки в системі аналізу трендів у соціальних мережах

Клас	Атрибути	Тип даних	Методи	Зв'язки
Користувач (User)	userId username email role dateJoined	Integer String String String Date	viewTrends(): List filterData(criteria: String): List downloadReport(): File	Взаємодіє з контентом
Контент (Content)	contentId title type likes views (Sound/Video/Trend)	Integer String String Integer Integer	analyzePopularity(): Metrics getGrowthForecast(): Graph	Залежить від тренду
Тренд (Trend)	trendId Name startDate popularityIndex	Integer String Date Float	predictFutureTrends(): List getTrendDetails(): String	Пов'язаний зі звуком, відео
Звук (Sound)	soundId name usageCount type	Integer String String String	recognizeMusic(file: File): String getDailyCollections(): List	Частина тренду
Відео (Video)	videoId title author hashtags	Integer String String List<String>	getVideoAnalytics(): Metrics getCollaborations(): List	Частина тренду
Інфлюенсер (Influencer)	influencerId name followers hashtagsUsed	Integer String Integer List	getInfluencerStats(): Metrics compareWithOthers(): ComparisonData	Пов'язаний із контентом
Адміністратор (Admin)	adminId username email	Integer String String	configureSystem(settings: Config) uploadData(file: File) provideSupport(): String	Керує користувачами та контентом

У класі Користувач (User) методи дають доступ до трендів, фільтрують дані чи завантажують звіти. У класі Контент (Content) методи аналізують популярність контенту та прогнозують його майбутній ріст. У класі Інфлюенсер (Influencer) методи дозволяють отримувати аналітику та порівнювати дані з іншими інфлюенсерами.

Методи деяких класів використовують дані з інших класів. Наприклад, метод `predictFutureTrends()` класу Тренд (Trend) може звертатися до аналітики з класів Звук (Sound) та Відео (Video).

У реляційній моделі даних етап логічного проєктування включає створення реляційної схеми, визначення структури та кількості таблиць, формування запитів до бази даних, розроблення типів звітних документів, алгоритмів обробки інформації та форм для введення й редагування даних. Концептуальні моделі, створені на попередньому етапі, трансформуються в логічні моделі даних відповідно до визначених правил [22].

На рисунку 2.4 представлено логічна модель даних інформаційної системи прогнозування.

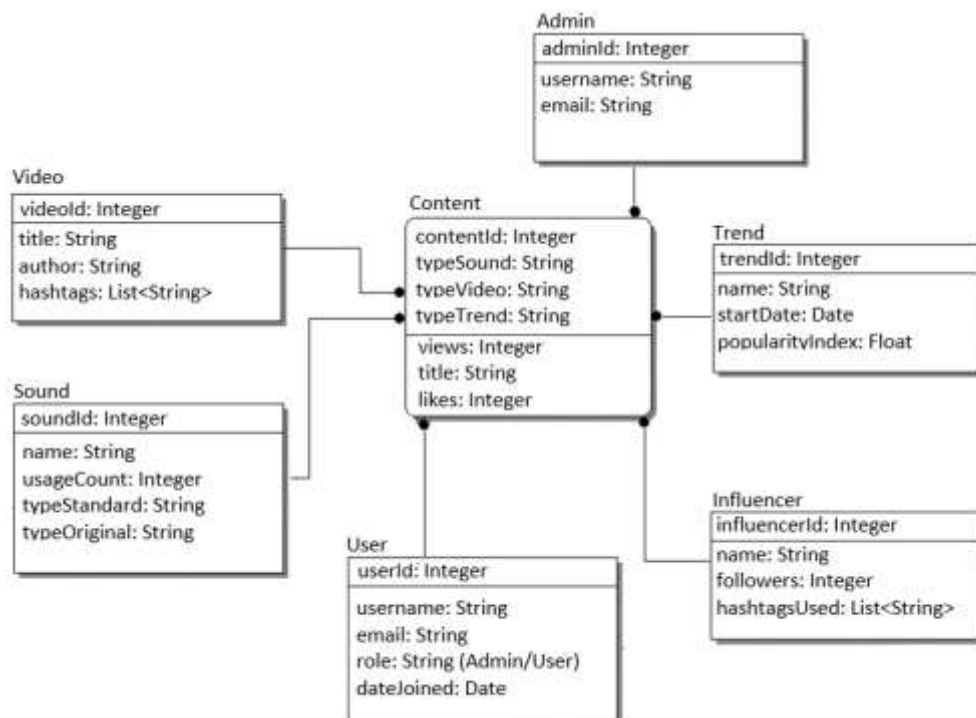


Рис. 2.4 – Логічна модель даних

Для перевірки коректності логічних моделей застосовуються правила нормалізації, які забезпечують структурну узгодженість, логічну цілісність і мінімізацію надлишкових даних у створеній моделі [11].

Останнім етапом у процесі проєктування реляційної бази даних є створення фізичної моделі.

Фізична модель даних — це конкретне подання структури бази даних, яке відображає її реалізацію в обраній системі керування базами даних (СКБД) або призначене для такої реалізації [12].

На рисунку 2.5 наведено фізичну модель бази даних, яку створено за допомогою графічного інструменту MySQL Workbench 6.2 CE.

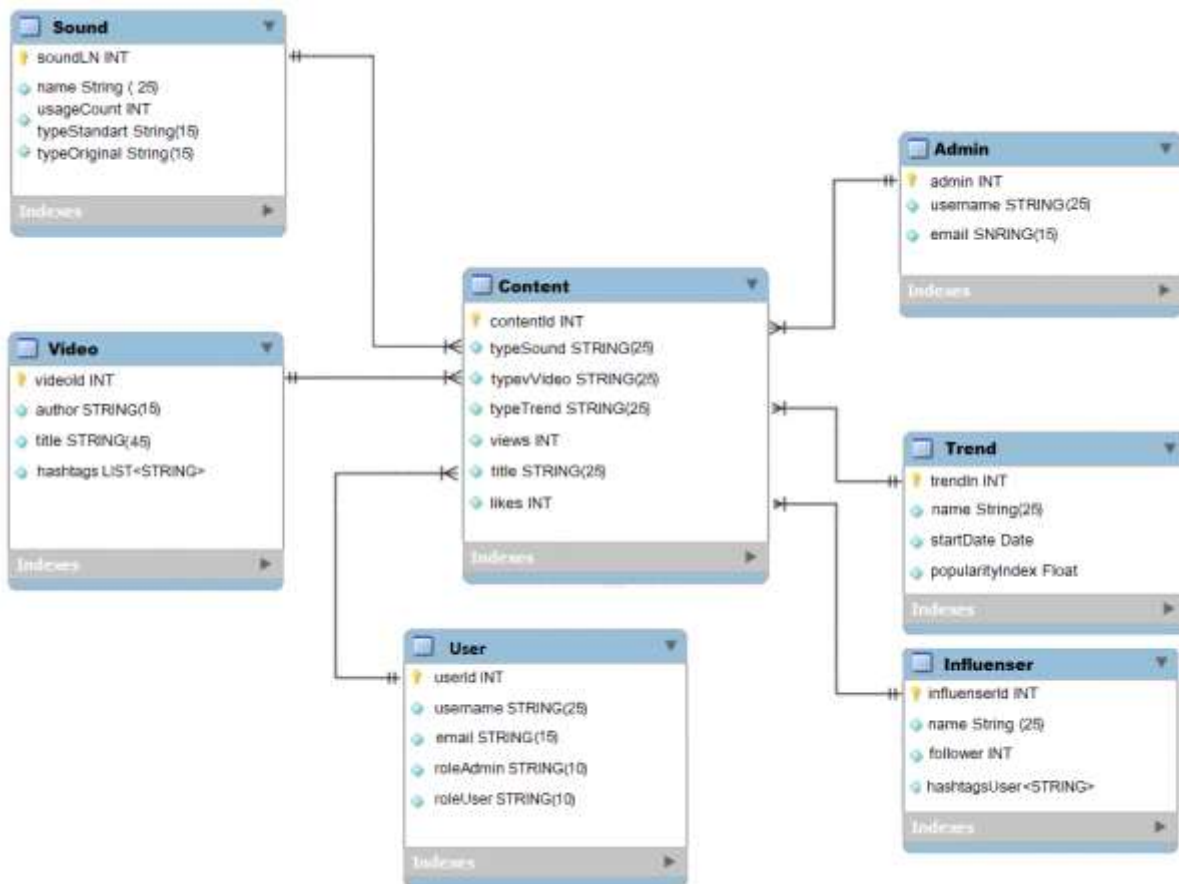


Рис. 2.5 – Фізична модель даних

Етап проєктування взаємодії між компонентами інформаційної системи передбачає аналіз та візуалізацію зв'язків між клієнтським інтерфейсом,

серверною логікою, базою даних і зовнішніми мікросервісами. Для наочного відображення взаємодії між компонентами системи та демонстрації виконання конкретного сценарію використання (use case) розроблена діаграма послідовностей. Вона забезпечує візуальне відображення роботи інформаційної системи для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж. (рис. 2.6).

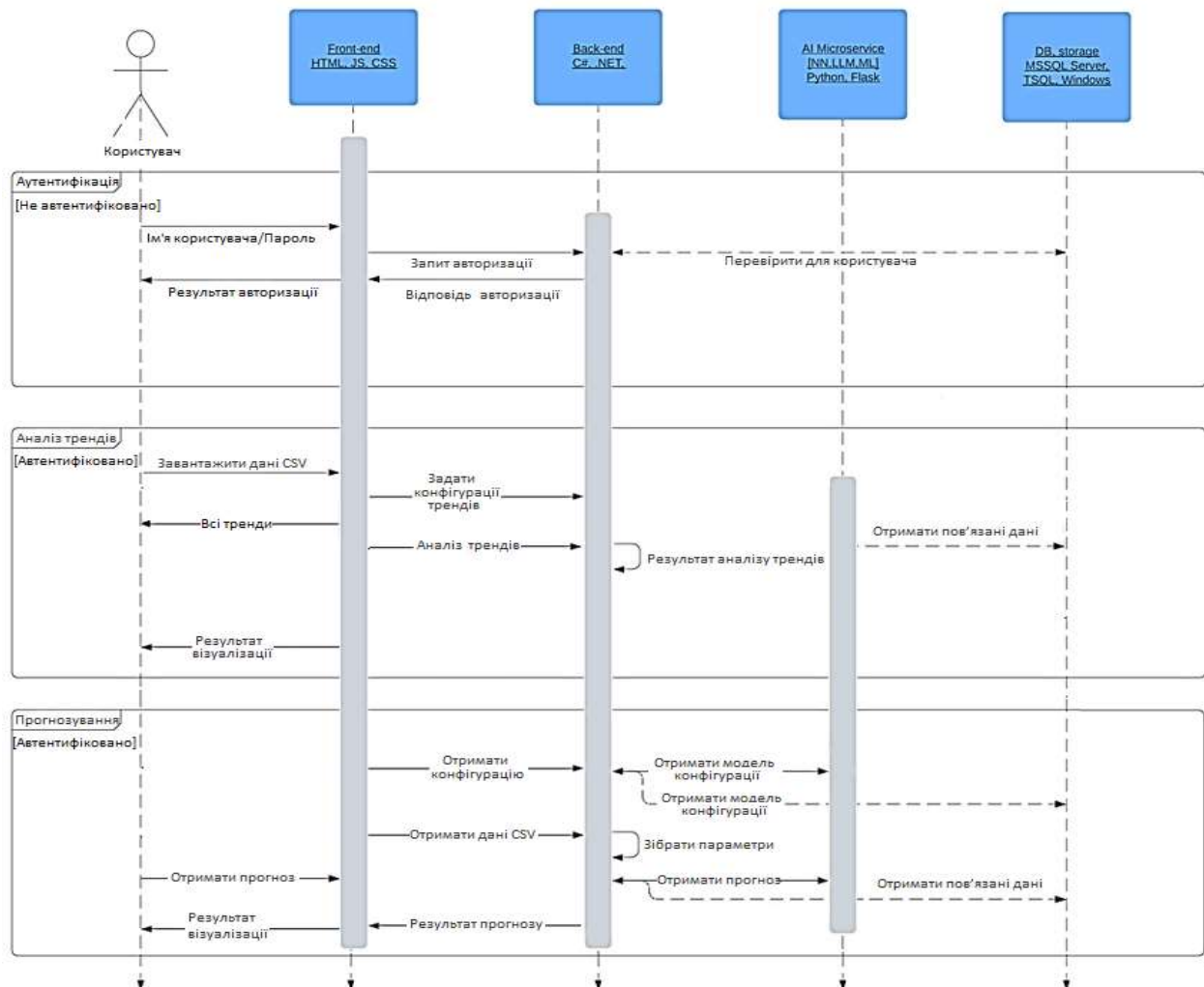


Рис. 2.6 – Діаграма послідовностей по кроках користувача ІС

На Діаграмі Послідовностей виділено наступні ключові етапи:

- автентифікація;
- перегляд контенту та аналіз трендів;
- процес прогнозування.

Опис компонентів:

Front-end (HTML, JS, CSS) – забезпечує графічний інтерфейс для користувача, передає запити до бекенду та отримує результати для відображення. Працює з токенами автентифікації для забезпечення безпеки.

Back-end (C#, .NET) – виконує основну бізнес-логіку, обробляє запити від фронтенду, виконує автентифікацію користувача, перенаправляє запити до мікросервісів зі штучним інтелектом та бази даних.

AI Microservice (Python, Flask) – відповідає за виконання обчислень, пов'язаних із прогнозуванням. Обробляє параметри моделей і повертає результати прогнозу.

DB Storage (MSSQL Server, TSQL, Windows) – зберігає дані про користувачів, моделі, налаштування та результати прогнозів., відповідає за швидкий і безпечний доступ до інформації.

Актором виступає Користувач, який є відправною точкою для всіх дій та взаємодій у системі. Користувач ініціює ключові процеси, взаємодіючи із системою через веб-інтерфейс.

Основні дії актора:

Автентифікація (Authentication). Користувач вводить свій логін і пароль для доступу до системи. Сервер обробляє запит на автентифікацію, перевіряючи облікові дані користувача.

Аналіз трендів для користувача (Analysis) починається з переходу на інформаційну панель (Dashboard), де він може переглядати всі доступні тренди (відео, звуки, інфлюенсерів, хештеги). Користувач задає конфігурації трендів, користуючись фільтрами. Система, використовуючи статистичні метрики, аналізує тренди. Користувач отримує результати аналізу у візуалізованому вигляді (таблиці, діаграми, графіки)

Прогнозування трендів (Prediction). Система отримує конфігураційний вибір користувача та завантажені файли CSV із даними аналізу. Мікросервіс AI (Artificial intelligence) збирає необхідні дані та параметри моделі (модель конфігурації), виконуючи завдання прогнозування та виконує розрахунки за допомогою нейронної прогновної моделі. Результати передбачення

відображаються на інформаційній панелі. Отриманий прогноз зберігається у локальній базі даних для подальшої роботи. Користувач отримає результати прогнозу трендів на наступний період у візуалізованому вигляді (графіки).

Для того щоб мати можливість працювати з локальною базою даних, був створений зручний інтерфейс (HTML, JS, CSS) у вигляді сайту, який представлено на рисунку 2.7

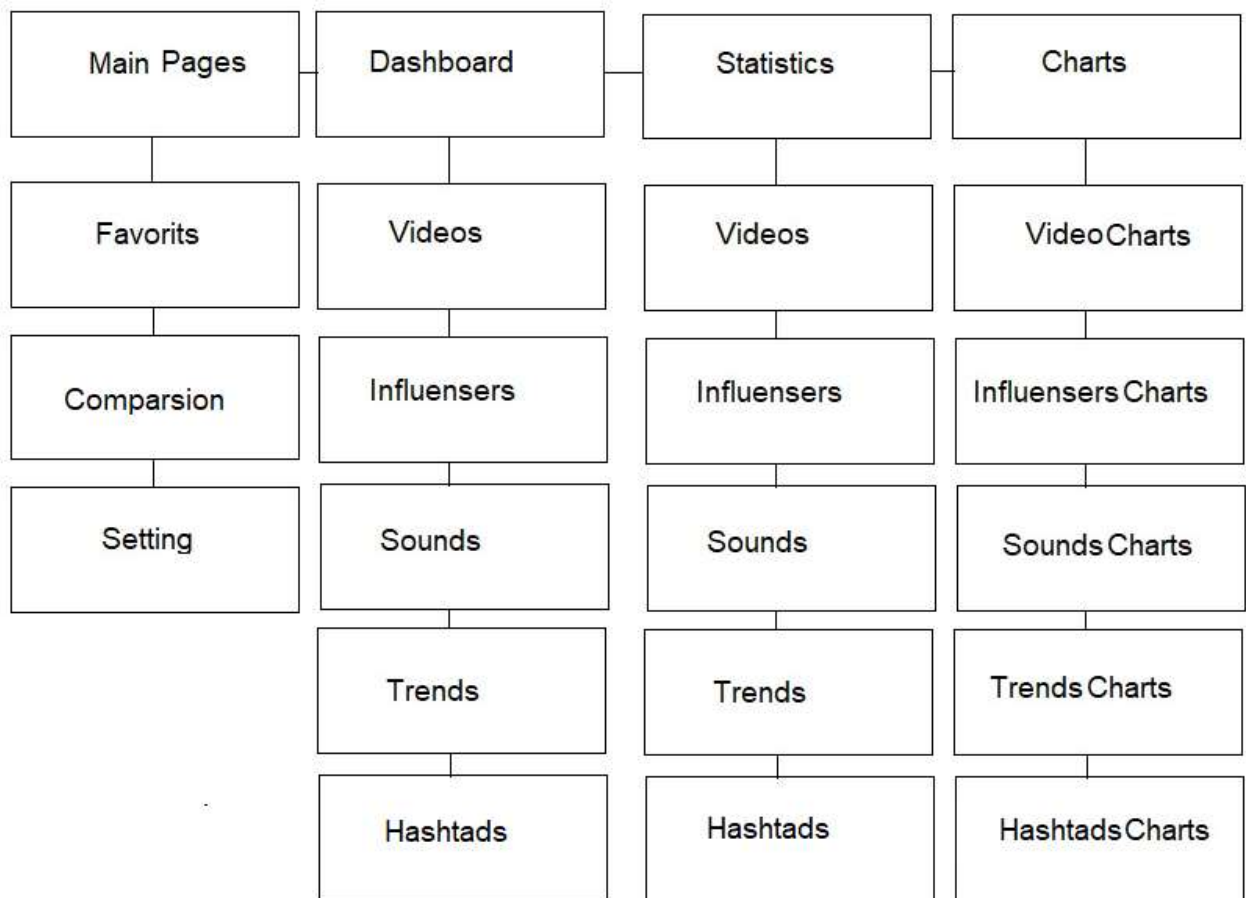


Рис. 2.7 – Структура веб-ресурсу

Під час створення структури веб-ресурсу, яка розподіляється на внутрішню, та зовнішню, формується перелік сторінок та будується взаємозв'язок між ними, враховуючи зручність орієнтації та пошуку інформації. Внутрішня структуру веб-ресурсу розділяє весь контент на основні теми (розділи), з урахуванням продуманих логічних зв'язків між ними.

Дерево сайту має структуру:

1. Dashboard

2. Statistics

- Videos
- Influencers
- Sounds
- Challenges
- Hashtags

3. Charts

- Videos
- Influencers
- Sounds
- Challenges
- Hashtags

4. Favorites

5. Comparison

6. Settings

7. Platform Main Page

У розділі «Звуки» можна знайти:

- щоденні колекції звуків;
- персоналізовану панель;
- фільтр, який розрізняє оригінальні та стандартні звуки;
- інструмент для розпізнавання музики;
- різноманітні графіки та метрики з прогнозами росту від AI.

У розділі «Інфлюенсери» зібрані:

- щоденні добірки інфлюенсерів з усіх країн та куточків світу;
- хештеги, які використовують популярні інфлюенсери;
- детальна аналітика контенту;
- відеоконтент.

У розділі «Тренди» містяться:

- щоденні колекції нових трендів з усього світу;

- аналітика колаборацій та активностей інфлюенсерів - на основі системи згадок;
- класифікатор інфлюенсерів із поділом на підтверджених та непідтверджених;
- графіки росту, чарти і система порівнянь.

Дані зберігаються у базі даних й передаються до модуля AI для аналізу та прогнозування. AI створює графіки, чарти та визначає стрімко зростаючі тренди.

Розгортання та тестування ІС. Після завершення розробки back-end і front-end частин веб-додатку наступним кроком є розгортання та тестування системи. Цей етап спрямований на забезпечення стабільної та безперебійної роботи веб-додатку і включає три основні процеси: розгортання, тестування функціональності та оптимізацію продуктивності.

Розгортання веб-додатку — це процес публікації розробленого коду та його налаштування для доступу кінцевих користувачів. Для цього часто використовуються сучасні хмарні платформи, такі як AWS, Heroku або Google Cloud. Вони забезпечують:

- зручний інтерфейс для управління процесом розгортання.
- автоматичне масштабування ресурсів залежно від навантаження.
- високу доступність, що гарантує стабільну роботу додатку навіть за умов великого потоку користувачів.

Тестування є невід’ємною частиною процесу розгортання і включає перевірку основних аспектів роботи веб-додатку.

Функціональне тестування — перевіряють правильність реалізації ключових функцій системи. Цей етап дозволяє виявити та усунути помилки в логіці роботи веб-додатку.

Тестування безпеки - використовуються спеціалізовані інструменти для виявлення вразливостей, які можуть становити загрозу для даних користувачів та стабільності системи.

Тестування продуктивності - аналізується поведінка системи під великим навантаженням, що дозволяє оптимізувати роботу серверів і забезпечити швидкий відгук веб-додатку навіть у пікові моменти.

Завдяки поетапному розгортанню та комплексному тестуванню веб-додаток готується до роботи в реальному середовищі, забезпечуючи надійність, безпеку та ефективність.

Висновок до розділу 2

У результаті виконання кваліфікаційної роботи магістра було розроблено інформаційну систему прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж.

Для досягнення поставлених завдань спроектовано архітектуру інформаційної системи. здійснено побудову моделі варіантів використання та концептуальної моделі інформаційної системи. Було сформульовано постановку задачі, функціональні та не функціональні вимоги до інформаційно-аналітичної системи, діаграма варіантів використання інформаційної системи

Було розроблено й детально описано рішення щодо інформаційного забезпечення, яке включає створення бази даних, а також її опис у вигляді логічної та фізичної моделей. Для ілюстрації внутрішньої структури інформаційної системи розроблено діаграму класів і діаграму послідовності.

Процес розробки інформаційної системи та її опису потребував використання відповідних технічних засобів. З цією метою розроблена архітектурна діаграма ІС для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж. Описано програмне забезпечення, що до розробки інформаційної системи. Цей розділ включає в себе вибір мови проектування та модель переходів станів. Розроблено фізичну та логічну моделі БД. Виділено ключові етапи діаграми послідовностей та описана структура сайту.

РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОЕКТНИХ РІШЕНЬ

3.1 Керівництво користувачу

Сторінка інформаційної системи прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж панелі містить основну інформацію про сучасні тенденції, зокрема звуки, відео та популярних впливових осіб. На сторінці «Інформаційна панель» знаходиться цінна інформація про сучасні тенденції, зокрема популярні звуки, відео та популярних впливових осіб. Найновіші діаграми дозволяють бути в курсі останніх оновлень найпопулярніших чартів. Для роботи з системою користувач має зареєструватися (рис. 3.1-3.2).



Рис. 3.1 – Сторінка інформаційної панелі ІС

Рис. 3.2 – Реєстрація користувача ІС

На першій сторінці інформаційної панелі ІС зареєстрованому користувачу доступна кнопка «Platform» у правому верхньому куті, яка відкриває для нього головну сторінку ІС. Користувач входить до свого облікового запису та попадає на першу сторінку ІС. Зліва знаходиться Меню (рис. 3.3).



Рис. 3.3 – Меню на головній сторінці

Головні вкладки для аналітики музикального контенту різних інфлюенсерів, які можуть зацікавити користувача ІС – це «Dashboard» (рис. 3.4) та «Charts» (рис. 3.5) .

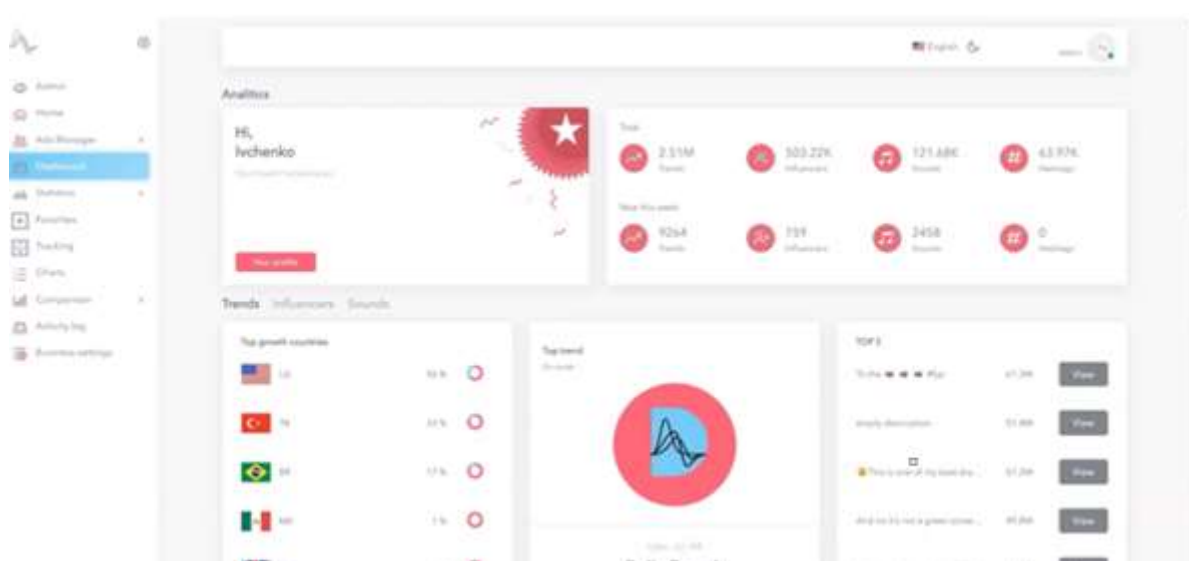


Рис. 3.4 – Головне меню. Вкладка «Dashboard»

Вкладка «Charts» (Діаграми) дозволяє визначити найбільш популярні звуки, тренди, хештегі. Натиснувши на конкретний чарт, користувач отримує аналітичну інформацію про Sounds, Trends, Influencers, Challenges, Hashtags в залежності від обраної секції. Дані для побудови діаграм по кожному інфлюєнсеру формуються кожний тиждень. Клієнт може обирати дати та спостережати динаміку змін контенту інфлюєнсерів. Натиснувши в Меню на кнопку «Dashboard», користувачу надається аналітична інформація по трем доступним секціям: Trends, Influencers, Sounds. Вікно секції «Trends» продемонстровано на рисунку 3.5

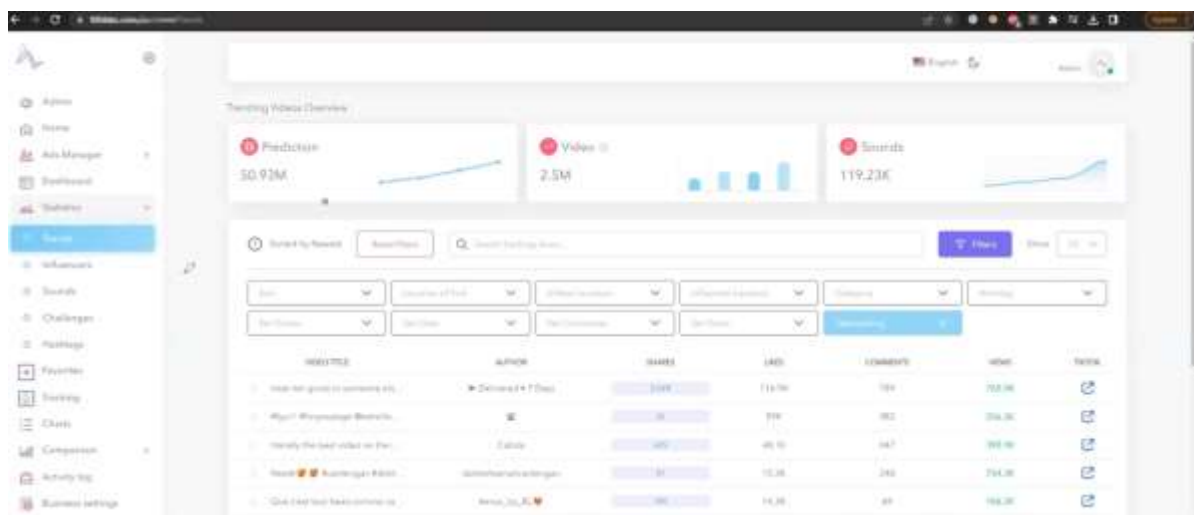


Рис. 3.5 – Вкладка «Dashboard». Секція «Trends»

Секція Trends содержит найбільш актуальний контент інфлюєнсерів з мережі TikTok. На цій сторінці користувач ІС може використовувати різні фільтри для пошуку аудіо та відео контенту музикальних трендів (за замовчуванням тренди розміщені від найбільш популярних до найменш популярних).

Фільтрування допомагає визначити, само по якому критерію потрібно відсортувати контент. Є сортування по: переглядам, по локаціям (знаходження контенту, створення відео, інфлюєнсера), по категоріям контенту, хештегам, за перевагами.

При натисканні на посилання в столбцях таблиці, система переходить на відповідну сторінку контенту, де зібрана інформація про інфлюєнсерів та показана аналітика лайків музикального контенту у вигляді графіків. Розділ «Діаграми трендів» містить інструменти для аналізу історії трендів. Можна змінити масштаб графіка, вибравши «щоденні». Звіти з історичними даними можна завантажити, натиснувши кнопку «завантажити» на кожному графіку. Також можна натиснути кольорові крапки або скористатися спадним меню, щоб приховати або показати певні криві на графіку.

Сторінка Influencers надає швидкий доступ до популярних авторів у TikTok. Для роботи з Influencer є велика кількість фільтрів. Формується список інфлюєнсерів, який відсортований по кількості підписників або по заданим критеріям. Натиснувши на конкретного блогера, переходимо на його сторінку на платформі. Щоб побачити більше інформації про будь-якого інфлюєнсера, потрібно натиснути на його ім'я в рядку. Користувач потрапляє на сторінку «Блок огляду контенту інфлюєнсерів». На цій сторінці міститься основна інформація про Інфлюєнсера, така як розташування (де було знайдено відповідний контент: (музикальні звуки, відео)), можливість порівняти з іншими інфлюєнсерами (рис. 3.6).

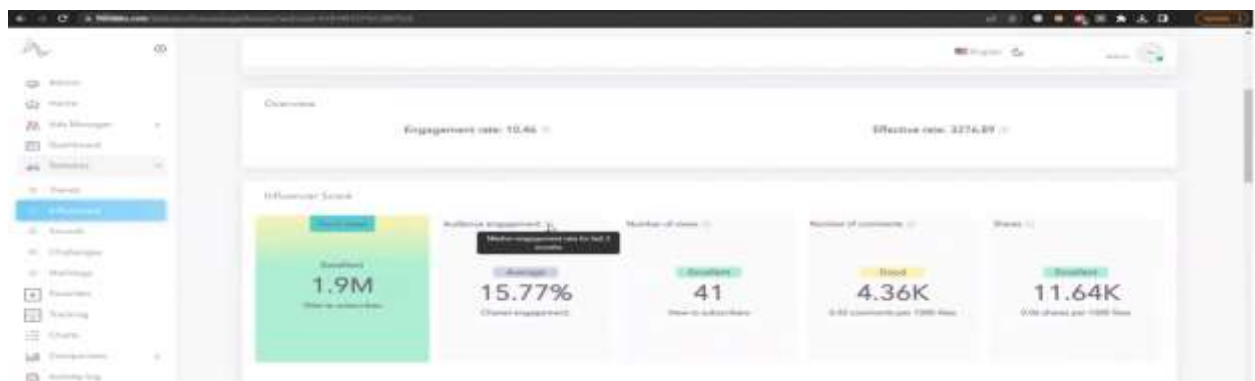


Рис.3.6 – Дашборд. Вкладка «Influencers». Блок огляду контенту. Показники успішності інфлюєнсерів

Audience engagement (коефіцієнт залученості аудиторії) показує, як вміст впливових осіб залучає користувачів до того, щоб їхні відео подобалися порівняно з іншими популярними впливовими особами.

Influencer Score (оцінка впливу), є коефіцієнтом ефективності інфлюенсера і показує загальну ефективність порівняно з іншими популярними впливовими особами. Розділ балів надає користувачам фактичні цифри популярного вмісту, де користувач може побачити, чи є у впливового користувача фактичний популярний контент і поточний розмір аудиторії.

Вкладка «Діаграми інфлюенсерів» – це потужні інструменти, які можуть бути корисними для візуалізації аналізу історії впливових осіб. Щоб змінити масштаб графіка, користувач може вибрати між «щоденними» або «тижневими» періодами або вибрати період, який його цікавить. Звіти з історичними даними доступні, натиснувши кнопку «завантажити» на кожному графіку. Діаграма популярності пропонує розуміння демографічних показників аудиторії впливових людей. На графіку «Категорії» відображаються категорії, визначені вмістом, у якому використовується вибраний впливовий фактор. Графік інфлюенсера показує динаміку роста різних показників, які можна обирати через відповідні кнопки. Наприклад, «Cumulativ» графік показує абсолютні величини.

Щоб подивитися, на скільки підписників збільшилось на конкретну дату та зробити висновки про успішні та не успішні дні даного блогера, потрібно обрати Growth (рис. 3.9)

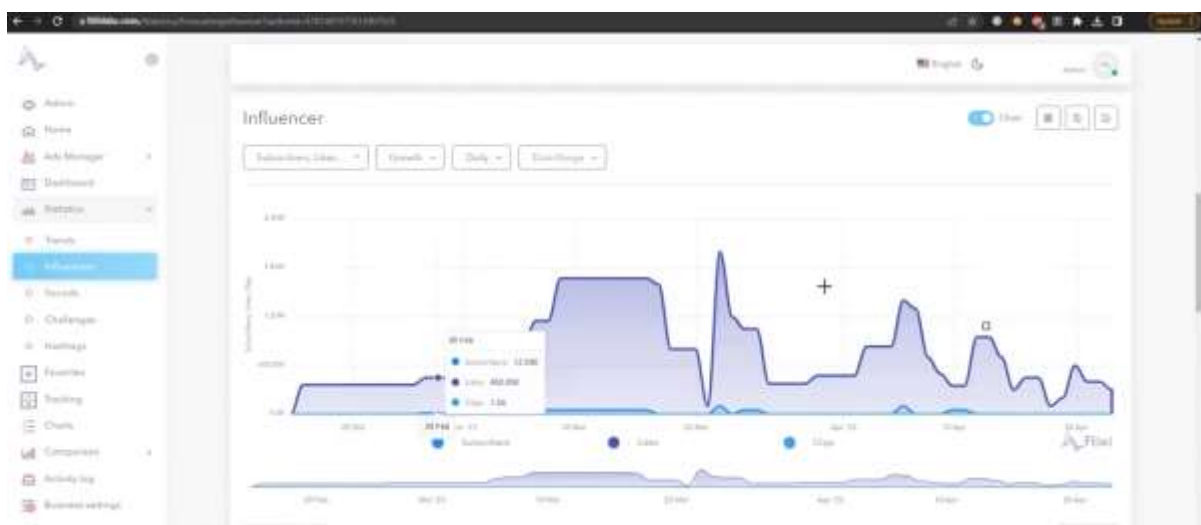


Рис. 3.9 – Дашборд. Вкладка «Influencers». Блок Діаграми. «Growth» графік

Сторінка «Sounds» надає швидкий доступ до популярних звуків. Сторінка «Sounds» має звукові фільтри для пошуку найпопулярніших звуків і найкращого виконання музики в екосистемі музичних трендів. Пошукове введення дозволяє знаходити звуки за їх назвою або іменем автора (рис. 3.10). У верхній частині сторінки можна побачити статистику передбачень, яка показує можливість отримати прогноз успіху сьогодні.

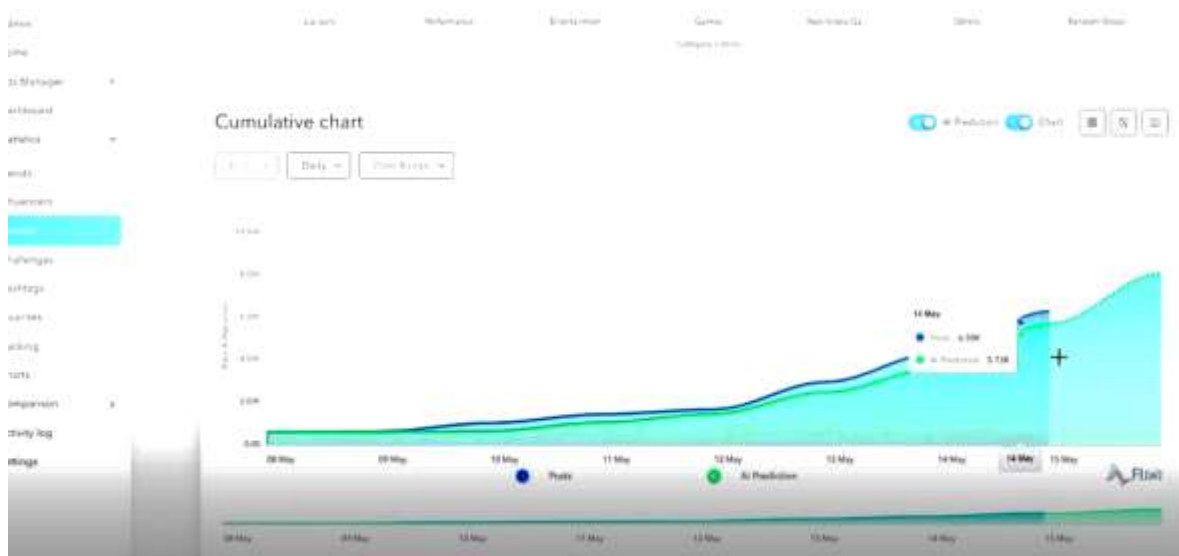


Рис. 3.10 – Дашборд. Вкладка «Sounds». Блок Статистика прогнозів

Кумулятивні діаграми та діаграми зростання є потужними інструментами, які можуть бути корисними для аналізу історії трендових репостів:

- синя крива є історичним репост значення для кожен день;
- зелена крива це передбачення для кожен день, і в пунктирний один це передбачення на наступні 24 години.

Щоб змінити масштаб графіка, потрібно вибрати між «щоденними» або «тижневими» періодами або клацнуть і утримувати ліву кнопку миші та перетягнути її, щоб вибрати потрібний період. Вибір «Діапазон дат» дозволяє ви до отримати навіть більше історичних даних.

Можна завжди зняти прапорець AI Prediction, щоб бачити лише реальні значення репосту, або змінити формат на таблицю замість діаграми.

Звіти з історичними даними доступні, натиснувши кнопку «Завантажити» на кожному графіку.

Також можна натиснути на кольорові крапки, щоб приховати або показати будь-яку криву на графіку.

Розділ пов'язаних звуків показує останні тенденції, які також цікаві аудиторії поточного звуку.

Блок пошуку відео відображає найпопулярніший відеоконтент із вказаним звуком.

3.2. Аналіз результатів роботи моделі прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж

На основі отриманих вихідних даних будується аналітика стану та поведінки об'єктів соціальних мереж TikTok, та розробляється прогноз на подальшу поведінку досліджуваного процесу.

В задачі прогнозування збір і підготовка якісних даних є ключовим етапом, оскільки саме від них залежить ефективність роботи моделі. У цьому контексті було прийнято рішення створити власний набір даних для тренування, щоб максимально адаптувати модель до специфіки задачі. Для цього було зібрано дані популярних облікових записів TikTok, які включають інформацію про музичні репости різних користувачів. Це дозволяє моделі враховувати важливі характеристики музичного контенту та поведінку аудиторії.

В якості метода збору вхідних даних для системи прогнозування було обрано метод збору даних через публічні API. Для збору даних через доступний API було виконано наступне:

- отримано API-ключ через TikTok for Developers;
- надіслано до API запити для отримання даних про відео (звуки, лайки, коментарі), дані про тренди (популярність звуків, хештегів).

Датасет, отриманий з API, представляється у вигляді часових рядів та зберігається як файл із розширенням .csv.

Крім того, в набір даних додали "одинадцятий клас" — випадковий вибір записів TikTok, обсяг яких дорівнює сукупному обсягу всіх інших класів. Це зроблено для того, щоб забезпечити збалансованість вибірки й уникнути ситуацій, коли модель навчається краще розпізнавати записи певних класів за рахунок їхньої переваги в обсязі. Таким чином, збалансована структура даних сприяє підвищенню точності прогнозів і зменшенню упередженості моделі.

Проведемо аналіз результатів тренування моделей машинного навчання для передбачення репостів.

Дані для прогнозних розрахунків представлено як часові ряди з інформацією про популярність музикальних трендів в соціальній мережі TikTok. Ці данні по характеристиках відносяться до стохастичних, мають тип *BigData*, формуються по невизначених правилах.

Для даного дослідження часовий ряд представляє собою послідовність розташованих у хронологічній послідовності статистичних величин, а саме: «Дата», «Кількість репостів за день».

У ході виконання поставленого завдання було проведено повний аналіз даних, зокрема по вхідних таблицях *Influencers*, *Sounds*, а також вихідних *InfluencerStats*, *VideoStats*, *SoundStats*. Фактичною проблемою постановки задачі стало те, що для роботи моделі машинного навчання для передбачення потрібна інша структура даних, а саме єдина таблиця, яка в кожному своєму рядку міститиме усі необхідні дані для тренування таким чином, щоб один запис таблиці відображав зв'язані між собою необхідні ознаки, зокрема дату та час забору даних, а також очікуване значення передбачення.

Після тренування для отримання передбачення необхідними є також дані, які мають бути подані у вигляді масиву ознак з певною структурою. Це забезпечує можливість моделі обробляти нові вхідні дані і генерувати прогнози на основі вже навчених залежностей. Важливо, щоб дані для передбачення мали однакову структуру та формат, що і датасети, що використовувались під

час навчання моделі. Іншими словами, будь-яка модель машинного навчання, у тому числі й нейронна мережа, потребує на вхід масив із заданими ознаками, вимір масиву повинен бути $1 \times N$, де N – це кількість вхідних ознак, необхідних для передбачення. Це дозволяє моделі робити коректні висновки та отримувати точні результати. приклад очікуваного формату даних наведено на рисунку 3.11.

	Likes	CommentsCount	PlayCount	MusicId	ParseDate	Reposts
	456400	6173	3800000	7028005731337095942	2022-01-14 02:25:18.1691835	151400
	3309	20	64100	7028005731337095942	2022-01-14 02:25:18.1691835	151400
	186400	678	3000000	7028005731337095942	2022-01-14 02:25:18.1691835	151400
	6100000	58800	63800000	7028005731337095942	2022-01-14 02:25:18.1691835	151400
	182300	1082	1400000	7028005731337095942	2022-01-14 02:25:18.1691835	151400
	...	...	...	...	...	...
4	138500	224	967900	7022210858460003713	2022-01-21 01:37:01.0924740	65082
0	274900	506	1700000	7043388330908218245	2022-01-18 00:50:14.1241588	12100
1	1200000	14600	10300000	7043388330908218245	2022-01-18 00:50:14.1241588	12100
2	871000	5748	6500000	7043388330908218245	2022-01-18 00:50:14.1241588	12100
4	414400	6214	3500000	7032636336758249857	2022-01-17 02:41:28.5772600	1789

Рис. 3.11 – Елемент набору даних після тренування

Для аналізу поточних даних було використано значення величини кореляції Пірсона, яка має свої межі $(-1, 1)$, де 1 – це ідеальна кореляція, а -1 – навпаки. Таким чином було проаналізовано ознаки таблиць, наведених нижче.

Для вихідної таблиці *InfluencerStats* (Статистика інфлюєнсера) було отримано наступні результати про співвідношення передплатників і передплатників, співвідношення підписників і кліпів, співвідношення підписників і лайків (рис. 3.12)

Subscribers and Subscribers correlation: 0.0868
 Subscribers and Clips correlation: 0.3236
 Subscribers and Likes correlation: 0.7973
 Subscribers and DiggCount correlation: 0.0518

Рис. 3.12 – Результати вихідної таблиці *InfluencerStats*

Із вищенаведених даних випливає наступне – між ознакою *Subscribers* та *Likes* існує дуже сильна залежність, близька до досконалої. Між *Subscribers* та *Clips* існує менш сильна залежність, проте все одно достатня для побудови різного роду моделей для передбачення.

Для таблиці *VideoStats* (Статистика відео) отримано наступні результати (рис.3.13):

```
Shares and Subscribers correlation: 0.5811
Shares and Clips correlation: 0.3429
Shares and Likes correlation: 0.5406
```

Рис. 3.13 – Результати вихідної таблиці *VideoStats*

Тут кореляції між співвідношенням акцій і передплатників, кореляція акцій і кліпів, співвідношення шерів і лайків усі на середньому, проте достатньому рівні, що потенційно вказує на доцільність використання різноманітних моделей. Для таблиці *SoundStats* (Статистика звуків) було отримано наступні результати: Reposts and DailyRise correlation: 0.0717. У даному випадку кореляція надто мала для того, щоб робити якісь висновки.

Після проведення більш глибокого аналізу, зокрема з іншими даними, стало очевидним, що є зміст пробувати різноманітні моделі для передбачення з використанням даних таблиць *VideoStats*, а також *InfluencerStats*, зважаючи на величини коефіцієнтів Пірсона для вибраних у них ознак. У зв'язку з даними в новій структурі було проведено повторний аналіз усіх потенційно важливих ознак для подальшого передбачення. За основу було взято дві типи значень для передбачення, зокрема *VideoPlayCount* та *InfluencerSubscribers*, таким чином ми отримли наступні значення кореляції між цими величинами та усіма іншими на рисунках 3.14-3.15.

```
InfluencerSubscribers corr with InfluencerSubscribedAt: 0.010917388387512597
InfluencerSubscribers corr with InfluencerClips: 0.2996777192585838
InfluencerSubscribers corr with InfluencerLikes: 0.652521392944924
InfluencerSubscribers corr with InfluencerDiggsCount: 0.005958331083262776
InfluencerSubscribers corr with InfluencerVerified: 0.5045919342284511
InfluencerSubscribers corr with MusicOriginal: 0.004006687819998912
InfluencerSubscribers corr with MusicDuration: -0.005323288350795333
InfluencerSubscribers corr with InfluencerIsADVirtual: nan
InfluencerSubscribers corr with VideoCreateTime: -0.0020406141527288
InfluencerSubscribers corr with VideoOriginalItem: nan
InfluencerSubscribers corr with VideoOfficialItem: nan
InfluencerSubscribers corr with VideoAd: 0.01109121225262242
InfluencerSubscribers corr with VideoLikes: 0.12628899963799067
InfluencerSubscribers corr with VideoParseDate: -0.04095571503781747
InfluencerSubscribers corr with VideoCommentsCount: 0.07772831911327902
InfluencerSubscribers corr with VideoPlayCount: 0.09445565535358032
InfluencerSubscribers corr with VideoShares: 0.010901137893947156
InfluencerSubscribers corr with MusicReposts: nan
```

Рис. 3.14 – Тип значень *InfluencerSubscribers* для передбачення

Кореляція є важливим інструментом для виявлення лінійних залежностей, але не враховує нелінійних відносин. Наприклад, високі значення кореляції, такі як між *VideoPlayCount* та *VideoLikes* (0.74), або між *AuthorSubscribers* та *AuthorLikes* (0.65), справді свідчать про сильну лінійну залежність. Такі ознаки дійсно можна вважати потенційно значущими.

```
VideoPlayCount corr with InfluencerSubscribedAt: -0.03957023224172315
VideoPlayCount corr with InfluencerClips: 0.03687063293029238
VideoPlayCount corr with InfluencerLikes: 0.07181865327939867
VideoPlayCount corr with InfluencerDiggCount: -0.05119221153944732
VideoPlayCount corr with InfluencerVerified: 0.04283124686485464
VideoPlayCount corr with MusicOriginal: -0.02139191751419702
VideoPlayCount corr with MusicDuration: 0.0009199823569784669
VideoPlayCount corr with InfluencerIsADVirtual: nan
VideoPlayCount corr with VideoCreateTime: -0.19891317760655378
VideoPlayCount corr with VideoOriginalItem: nan
VideoPlayCount corr with VideoOfficialItem: nan
VideoPlayCount corr with VideoIsAd: 0.0278992797407833
VideoPlayCount corr with VideoLikes: 0.7406634282316961
VideoPlayCount corr with VideoParseDate: 0.0035534124577808247
VideoPlayCount corr with VideoCommentsCount: 0.4610781584957799
VideoPlayCount corr with VideoPlayCount: 1.0
VideoPlayCount corr with VideoShares: 0.467376168736994
VideoPlayCount corr with MusicReposts: nan
VideoPlayCount corr with InfluencerSubscribers: 0.09445565535358032
```

Рис. 3.15 – Тип значень *VideoPlayCount* для передбачення

Ознаки із низькою кореляцією, наприклад, *SoundDuration* чи *VideoParseDate*, можуть бути менш значущими для передбачення, але їх варто оцінити додатково за допомогою нелінійних моделей.

Наявність значень *nan* (наприклад, для *AuthorIsADVirtual* чи *VideoOriginalItem*) вказує на необхідність обробки пропущених даних.

Базуючись на проведених розрахунках, можна зробити висновок, що доцільно почати моделювання з використанням таких важливих ознак:

для передбачення *AuthorSubscribers*: *AuthorLikes*, *AuthorVerified*, *AuthorClips*.

для передбачення *VideoPlayCount*: *VideoLikes*, *VideoShares*, *VideoCommentsCount*.

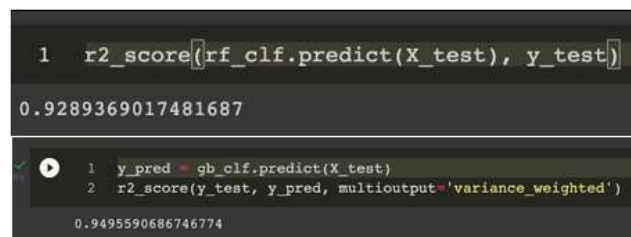
Після оновлення даних до нової структури вдалось досягнути перших проміжних результатів. Зокрема було проведено аналіз вищенаведених даних після чого було відібрано лише колонки з найбільшою величиною кореляції Пірсона для подальшого тренування моделі.

На етапі підготовки до моделювання на основі відібраних ознак для першої ітерації тренування було проведено ряд досліджень різних базових підходів машинного навчання регресійного типу.

Результати тренування. Із даним набором даних вдалось досягнути хороших результатів із моделями типу Бустинг (*XGBoost*), а також випадковим лісом (*Random Forest*).

Для оцінки результатів використано R^2 (коефіцієнт детермінації), який відображає, наскільки добре модель пояснює варіативність у даних.

Значення R^2 для передбачення *InfluencerSubscribers* (кількість підписників інфлюенсера) продемонстровано на рисунку 3.16.



```

1 r2_score(rf_clf.predict(X_test), y_test)
0.9289369017481687

1 y_pred = gb_clf.predict(X_test)
2 r2_score(y_test, y_pred, multioutput='variance_weighted')
0.9495590686746774

```

Рис. 3.16 – Значення R^2 для передбачення *InfluencerSubscribers*

Бачимо, що результати моделювання за допомогою двох різних алгоритмів мають такі значення R^2 :

– для моделі Random Forest $R^2 = 0.9289$. Це означає, що модель пояснює близько 92.89% варіації в тестових даних.

– для моделі Gradient Boosting – $R^2 = 0.9496$. Модель з бустингом демонструє ще кращий результат, пояснюючи 94.96% варіації в даних.

Значення R^2 близьке до 1 свідчить про те, що моделі добре навчилися знаходити закономірності в даних.

Проте якщо глянути на інші метрики, зокрема MAE (Середня абсолютна помилка) та MSE (середня квадратична помилка) – то там картина не зовсім така. Пояснюється це декількома факторами:

- мала кількість даних;
- архітектура моделі підходить не ідеально під конкретні дані;
- кореляція між ознаками в датасеті надто мала.

Для коректного тестування необхідно перевірити роботу нейронних мереж, проте потрібний більший об'єм даних, у іншому випадку буде отримаємо фальшиві позитивні результати через «перетренованість» моделі.

3.3 Ефективність прогнозування музичних трендів за допомогою рекурентної нейронної мережі

Продемонструємо апробацію результатів розробленої математичної прогнозної моделі для побудови передбачень поведінки користувачів в соціальних мережах (прогнозування кількості репостів музичних трендів) на репрезентативній вибірці засобами табличного редактора MS EXCEL та порівняємо отримані результати з розрахунками в нейромережі.

Для передбачення репостів музичного тренду було використано історичні дані про активність користувачів, такі як:

- ☐ кількість лайків, коментарів і репостів у попередні періоди;
- ☐ часові характеристики (година, день тижня тощо);
- ☐ додаткові ознаки, що враховують тип контенту (музичний стиль, авторитетність автора тощо).

Навчання мережі здійснювалося в реальному часі за принципом "покрокової оптимізації" [28]. На кожному етапі, після обчислення значення вихідної змінної, проводиться корекція вагових коефіцієнтів. Кожна наступна ітерація враховує змінені вхідні параметри, зокрема прогнозовану кількість репостів $FRi(n)$), яка коригується відповідно до фактичних даних про кількість репостів ($Ri(n-1)$) та прогнозованих змін ($DRFi(n-1)$).

На рисунке 3.17 представлена таблиця з розрахунками прогнозування кількості репостів музичних трендів на репрезентативній вибірці.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
3	BW	n-1 или n	d5	Rep(n)	DR(n)	DRFE(n)	GW(n)	DRF(n)	FR	Δ	Δ (1/2)	Помилка моделі	MSE		
4	0,9	13.02.2024		402,0000		0,8000		0,1000	100,0000						
5	лютий	14.02.2024	1	402,0000	0,00	1,00	1,28	0,00	100,00	0,78					
6	лютий	19.02.2024	1	408,0000	8,00	0,99	0,99	8,09	402,00	0,01		8,00	0,00		
7	лютий	17.02.2024	2	412,0000	2,00	1,02	1,04	1,93	414,09	0,01		-2,09	0,00		
8	лютий	18.02.2024	1	413,0000	1,00	1,00	0,98	1,02	413,93	0,00		-0,93	0,00		
9	лютий	20.02.2024	2	407,0000	-3,00	1,02	1,02	-2,95	414,02	0,02		-7,02	0,00		
10	лютий	21.02.2024	1	406,0000	-1,00	1,00	0,98	-1,02	404,05	0,00		1,95	0,00		
11	лютий	22.02.2024	1	409,0000	3,00	0,99	0,99	3,02	404,98	0,01		4,02	0,00		
12	лютий	23.02.2024	1	411,0000	2,00	1,00	1,01	1,98	412,02	0,00		-1,02	0,00		
13	лютий	24.02.2024	1	413,0000	2,00	1,00	1,00	2,01	412,98	0,00		0,02	0,00		
14	лютий	26.02.2024	2	418,0000	2,80	1,00	1,00	2,81	418,01	0,01		2,99	0,00		
15	лютий	27.02.2024	1	418,0000	0,00	1,01	1,01	0,00	420,91	0,01		-2,91	0,00		
16	лютий	28.02.2024	1	421,0000	3,00	0,99	0,99	3,04	418,00	0,01		3,00	0,00		
17	березень	01.03.2024	2	434,0000	6,50	0,98	0,99	6,56	424,04	0,02		9,96	0,00		
18	березень	02.03.2024	1	459,0000	25,00	0,96	0,98	25,63	440,56	0,04		18,44	0,00		
19	березень	04.03.2024	1	475,0000	16,00	1,02	1,06	15,05	484,63	0,02		-9,63	0,00		
20	березень	05.03.2024	2	484,0000	4,50	1,04	1,02	4,40	490,05	0,01		-6,05	0,00		
21	березень	06.03.2024	1	485,0000	1,00	1,01	0,98	1,03	488,40	0,01		-3,40	0,00		
22	березень	07.03.2024	1	492,0000	7,00	0,99	0,98	7,14	486,04	0,01		6,96	0,00		
23	березень	08.03.2024	1	497,0000	5,00	1,00	1,02	4,92	499,14	0,00		-2,14	0,00		
24	березень	09.03.2024	1	534,0000	37,00	0,94	0,94	39,33	501,92	0,08		32,08	0,00		
25	березень	11.03.2024	1	627,0000	95,00	0,91	0,97	95,56	573,53	0,09		53,47	0,01		
26	березень	13.03.2024	2	653,0000	15,00	1,25	1,37	9,49	722,56	0,11		-69,56	0,01		
27	березень	14.03.2024	2	670,0000	8,50	1,00	0,80	10,62	662,49	0,01	5,26	7,51	0,00		
28	березень	15.03.2024	1	666,0000	16,00	0,99	0,99	16,17	680,62	0,01		5,38	0,00		
29	березень	17.03.2024	1	692,0000	6,00	1,01	1,02	5,87	702,17	0,01		-10,17	0,00		
30	березень	18.03.2024	2	692,0000	0,00	1,02	1,00	0,00	697,87	0,01		-5,87	0,00		
31	березень	19.03.2024	1	700,0000	8,00	0,99	0,97	8,23	699,00	0,01		8,00	0,00		
32	березень	20.03.2024	1	725,0000	25,00	0,98	0,99	25,30	708,23	0,02		16,77	0,00		
33	березень	21.03.2024	1	723,0000	-3,00	1,04	1,06	-2,82	750,30	0,04		-28,30	0,00		
34	березень	22.03.2024	1	720,0000	-2,00	1,00	0,96	-2,08	719,18	0,00		0,82	0,00		
35	березень	23.03.2024	1	719,0000	-1,00	1,00	1,00	-1,00	717,92	0,00		1,08	0,00		
36	березень	24.03.2024	1	719,0000	0,00	1,00	1,00	0,00	718,00	0,00		1,00	0,00		
37	березень	26.03.2024	1	786,0000	87,00	0,91	0,92	73,14	719,00	0,09		67,00	0,01		
38	березень	28.03.2024	2	780,0000	-3,00	1,20	1,31	-2,30	859,14	0,10		-79,14	0,01		
39	березень	30.03.2024	2	848,0000	34,00	0,91	0,77	44,44	777,70	0,08		70,30	0,01		
40	квітень	01.04.2024	2	941,0000	46,90	1,00	1,09	42,71	893,44	0,09		48,96	0,00		
41	квітень	02.04.2024	2	1020,0000	39,50	1,01	1,01	39,08	983,71	0,04		56,29	0,00		
42	квітень	06.04.2024	1	1160,0000	140,00	0,91	0,91	154,30	1059,08	0,09		100,92	0,01		
43	квітень	09.04.2024	4	1200,0000	10,00	1,48	1,82	6,16	1314,30	0,10		-114,30	0,01		
44	квітень	10.04.2024	3	1200,0000	0,00	1,02	0,69	0,00	1206,16	0,01		-6,16	0,00		
45	квітень	11.04.2024	1	1200,0000	0,00	1,00	0,98	0,00	1200,00	0,00		0,00	0,00		
46	травень	13.05.2024	1	1320,0000	120,00	0,91	0,91	132,00	1200,00	0,09		120,00	0,01		
47	травень	15.05.2024	82	1290,0000	-6,84	4,30	4,78	-6,20	1493,00	0,13		-143,00	0,02		
48	травень	22.05.2024	2	1320,0000	19,00	0,98	0,23	89,98	1289,80	0,02		30,20	0,00		
49	травень	27.05.2024	7	1320,0000	0,00	1,33	1,38	0,00	1385,98	0,05		-65,98	0,00		
50	травень	28.05.2024	9	1300,0000	-4,00	1,02	0,79	-5,52	1320,00	0,02		-20,00	0,00		
51	травень	29.05.2024	1	1310,0000	10,00	0,99	0,97	10,27	1294,68	0,01		15,32	0,00		
52	травень	30.05.2024	1	1310,0000	0,00	1,01	1,02	0,00	1320,27	0,01		-10,27	0,00		
53	травень	01.06.2024	1	1500,0000	190,00	0,87	0,87	219,26	1310,00	0,13	4,25	190,00	0,02		
54				прогноз				репости		4,72312794			0,002441864		
55													0,9975558156	99,75551	Точність прогнозу

Рис. 3.17 – Розрахунки передбачення кількості репостів музичних трендів на репрезентативній вибірці

Таким чином, під час навчання системи в кожній ітерації (у кожен момент модельного часу) вирішувалися такі завдання:

Визначення абсолютного значення зміни добових репостів із урахуванням інтерполяції даних для заповнення пропущених періодів дослідження $DR_i(n)$ (згідно з формулою (1.7)).

Прогнозування кількості репостів на сьогодні $DRF_i(n)$ (згідно з формулою (1.8)).

Розрахунок помилки прогнозування добового зростання репостів є відносним показником, що визначає точність передбачення зростання репостів. Помилка прогнозування денного зростання репостів за попередню добу:

$$DRFE_i(n) = \frac{R_i(n-1) + DRF_i(n-1) * dS_i(n)}{R_i(n)}, \quad (3.1)$$

де

$DRFE_i(n-1)$ – помилка передбачення денного зростання репостів за попередню добу (*DailyRiseForecastingError*);

$DRF_i(n-1)$ – передбачення кількості репостів за попередню добу (*DailyRiseForecasting*).

Значення виходу Y нейромережі для кожного нейрона розраховується за формулою:

$$FR_i(n+1) = R_i(n) + DRF_i(n), \quad (3.2)$$

де $Fr_i(n+1)$ – передбачене зростання кількості репостів на наступний день (*ForecastingRepost*)

Враховуючи дані з попередньої ітерації, вагові коефіцієнти графа можуть коригуватися для прогнозування показника зростання або падіння репостів на наступну добу. Такий підхід дозволяє адаптивно враховувати історичні тренди та динаміку змін для підвищення точності передбачень.

Для оцінки точності моделі було розраховано показник помилки моделі на кожному кроці:

Абсолютна похибка:

$$\Delta = |FR_i - REP_i| \quad (3.3)$$

Формула для розрахунку середньоквадратичної помилки (MSE):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum \frac{(Y_i - Y_{i_{pr}})^2}{Y_i^2} * 100 \quad (3.4)$$

Розрахунки підтвердили низький рівень середньоквадратичної помилки MSE (див. табл. на рис. 3.17).

На основі отриманих розрахунків загальна точність прогнозу визначається за формулою $1-MSE$ і становить 99,76%, що вказує на високу якість прогнозу, тобто демонструє високу ефективність алгоритму. Загальну точність моделі прогнозування наведено у підсумку таблиці (рис. 3.17).

Для того, щоб оцінити, наскільки добре модель адаптується до даних і наскільки вона здатна передбачити значення змінної на основі наявних незалежних змінних розрахуємо коефіцієнт детермінації (R^2) як співвідношення дисперсії прогнозу до загальної дисперсії фактичних даних репостів (3.5):

$$R^2 = \frac{\sum(Yi_{pr} - \overline{Yi_{pr}})^2}{\sum(Yi - \overline{Yi})^2} \quad (3.5)$$

де,

$\overline{Yi_{pr}}$ – середнє значення отриманих прогнозів,

$\overline{Yi}$ – середнє значення фактичних даних репостів.

Розрахункове значення коефіцієнта детермінації $R^2 = 0,988$, що підтверджує високу відповідність прогнозних значень фактичним даним і якість розробленої моделі.

Для визначення якості отриманих прогнозів було розраховано рівень апроксимації, середньоквадратична помилка прогнозу, коефіцієнт детермінації R^2 .

Рівень апроксимації розрахуємо за формулою:

$$\overline{A} = \frac{1}{n} * \sum \frac{|Yi_{pr} - Yi|}{Yi} * 100\% \quad (3.3)$$

де Yi_{pr} , Yi – прогнозоване та фактичне значення кількості репостів на i -тий момент. [23]

Загальна апроксимація по всіх отриманих експериментальним даним становила 4,69%.

Для перевірки ефективності навчання нейронної мережі були розраховані окремі значення апроксимації для двох періодів:

$\bar{A}_{1-25} = 5,20\%$ (перші 25 моментів часу);

$\bar{A}_{26-50} = 4,25\%$ (наступні 25 моментів).

Таким чином, можна зробити висновок, що процес навчання нейронної мережі проходить успішно, адже результати покращуються, а помилка прогнозування поступово зменшується.

Ефективність навчання нейромережі в процесі прогнозування демонструється на рисунках 3.18–3.19.

Здатність нейрона адаптувати свої вагові коефіцієнти та враховувати попередній досвід дозволяє поступово зменшувати похибку між фактичними значеннями (кількість репостів, позначені суцільною лінією) та прогнозними значеннями (позначені пунктирною лінією).

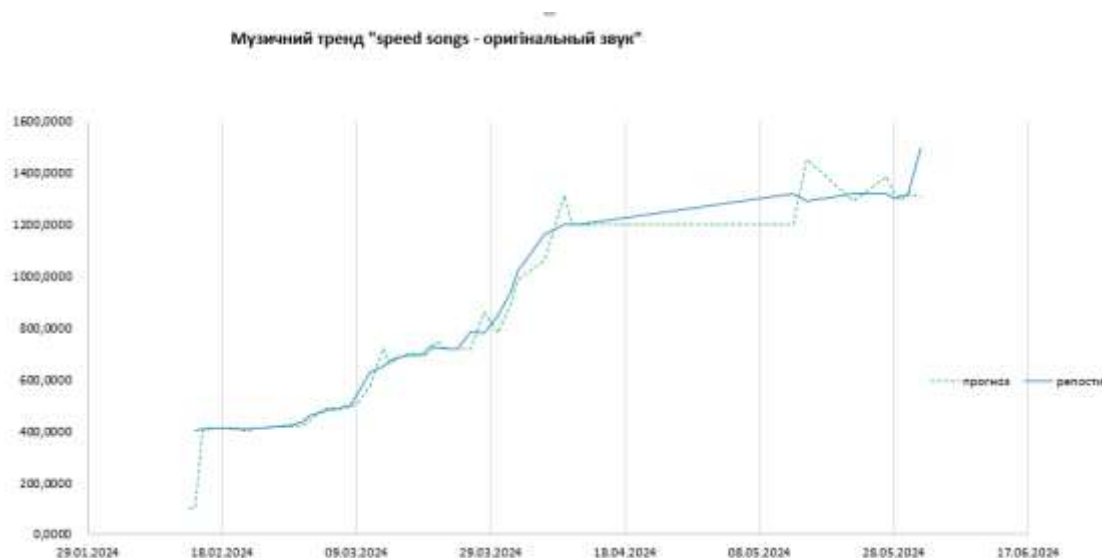


Рис. 3.18 – Процес навчання нейромережі (січень – березень 2024)

На початкових етапах (січень-лютий 2024) похибка між прогнозами та фактичними значеннями може бути більшою, що пов'язано з обмеженим обсягом даних для навчання. Однак у міру накопичення даних та виконання ітерацій нейромережа поступово покращує свої передбачення, що видно за близьким узгодженням обох кривих у періоді березень-червень 2024 року.

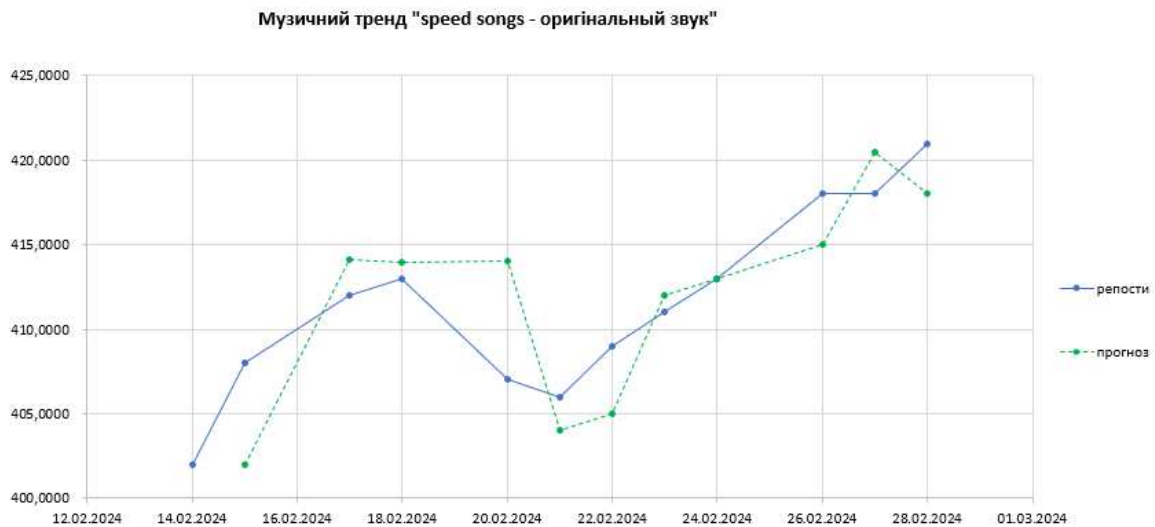


Рис. 3.19 – Процес навчання нейромережі за один місяць (березень 2024)

Синя лінія на графіку відображає фактичні щоденні зміни кількості репостів, тоді як зелена лінія демонструє передбачену траєкторію їх змін, побудовану з урахуванням попередніх даних і допущених помилок прогнозування. Коливання прогнозу свідчать про здатність моделі реагувати на раптові зміни тенденцій у даних. Таким чином, графік підтверджує, що модель навчання нейромережі ефективно коригує похибки прогнозування, забезпечуючи більш точні передбачення з часом.

Поліпшення якості прогнозу досягається завдяки поступовому навчанню нейронної мережі, метою якого є зменшення розбіжностей між прогнозованими та фактичними значеннями.

Кожного дня оновлюються вагові коефіцієнти, що використовуються для коригування прогнозу, а в розрахунках залучаються нові уточнені дані. Ваговий коефіцієнт («вага графа») відіграє важливу роль у врахуванні помилок попередніх прогнозів для точнішого передбачення актуальних значень репостів.

Кожен об'єкт моделювання (наприклад, музичний тренд) характеризується своєю початковою базовою вагою графа $bW_i(0)$. Натренована (навчена) нейромережа здатна видавати все більш точні прогнози. Отримані показники демонструють високу ефективність прогнозної моделі.

Нейронна мережа, побудована на прикладі музичних трендів, навчається швидко і генерує точні результати. Це дозволяє припустити, що алгоритм може бути успішно застосований для аналізу й прогнозування іншого контенту, що відкриває перспективи його використання в різних сферах.

Висновок до розділу 3

В розділі 3 описана реалізація проектних рішень розробленої інформаційно-аналітичної системи для прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж. Створено веб-додаток з інтуїтивно зрозумілим інтерфейсом, який забезпечує доступ до бази даних, математичної моделі та прогнозів. Інтерфейс додатку інтегрує основну аналітичну інформацію, включаючи популярні звуки, відео та впливових осіб, що робить його зручним інструментом для користувачів. Розроблено керівництво користувача та продемонстровано основні сторінки веб-додатку.

Був проведений аналіз результатів тренування моделей машинного навчання для передбачення кількості репостів музикальних трендів. Нейронна мережа, побудована на прикладі музичних трендів, навчається швидко і генерує точні результати. Отримані результати свідчать про високу ефективність і точність розробленої моделі для аналізу динаміки популярності контенту, зокрема музичних трендів.

Для порівняння було розраховано показники ефективності прогнозування трендів у TikTok за допомогою рекурентної нейронної мережі на репрезентативній вибірці засобами табличного редактора MS EXCEL. Показано, що здатність нейрона адаптувати свої вагові коефіцієнти та враховувати попередній досвід дозволяє поступово зменшувати похибку між фактичними значеннями та прогнозними значеннями. На основі отриманих розрахунків загальна точність прогнозу становить 99,76%, що вказує на високу якість прогнозу, тобто демонструє високу ефективність алгоритму.

Таким чином, результати дослідження підтверджують ефективність використання нейронних мереж у прогнозуванні поведінки об'єктів соціальних мереж та відкривають широкі перспективи для подальших досліджень у цій сфері. Це дозволяє припустити, що алгоритм може бути успішно застосований для аналізу й прогнозування іншого контенту, що відкриває перспективи його використання в різних сферах.

РОЗДІЛ 4. РОЗРАХУНОК ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ВПРОВАДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

Дана інформаційна система розробляється для ІТ компанії, яка займається аналітикою та прогнозуванням соціально-економічних процесів. Метою створення даної інформаційної системи є розробка аналітичної системи прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж. Інформаційна система, що створюється, надасть користувачам ІС доступ до аналітичних графіків з ключовими показниками популярності контенту об'єктів соціальних мереж та побудує графіки передбачення кількості репостів контенту. Система сприяє ефективному використанню даних із соціальних мереж для підвищення конкурентоспроможності бізнесу.

Обґрунтувати доцільність розробки з економічної точки зору можна, розрахувавши собівартість програмного забезпечення і додатковий прибуток, що буде отримана в результаті впровадження.

Основним показником, що визначає економічну доцільність витрат на створення програмного забезпечення є річний економічний ефект. Він оцінює фінансову вигоду, яку отримує ІТ компанія від використання програмного забезпечення протягом року. Річний економічний ефект враховує зменшення витрат, збільшення доходів або їх поєднання.

Формула для розрахунку річного економічного ефекту:

$$E=P-Z \quad (4.1)$$

де:

E – річний економічний ефект, грн/рік;

P – річний дохід або економія витрат від використання програмного забезпечення, грн/рік;

Z – річні витрати на експлуатацію програмного забезпечення, грн/рік.

В річні витрати входять витрати на технічне обслуговування, підтримку, оновлення програмного забезпечення, заробітну плату персоналу, що обслуговує систему, витрати на електроенергію та інші експлуатаційні витрати.

Ключовими показниками економічної ефективності створення, впровадження та експлуатації програмного продукту є ефективність витрат і коефіцієнт економічної рентабельності капітальних вкладень.

Показник «ефективність витрат» демонструє, наскільки ефективно витрачені ресурси на створення та впровадження програмного продукту. Він визначає відношення результатів (економії або додаткових доходів) до понесених витрат:

$$E_{\text{витрат}} = P / E \quad (4.2)$$

де:

$E_{\text{витрат}}$ – ефективність витрат;

P – річний дохід або економія витрат завдяки використанню програмного забезпечення, грн/рік;

E – загальні витрати на створення, впровадження та експлуатацію програмного забезпечення, грн.

Показник «розрахунковий коефіцієнт економічної ефективності капітальних вкладень» демонструє, наскільки ефективно витрачені ресурси на створення та впровадження програмного продукту. Він визначає відношення результатів (економії або додаткових доходів) до понесених витрат:

$$E_k = E / K \quad (4.3)$$

де:

E – річний економічний ефект, грн/рік;

E_k – коефіцієнт економічної ефективності капітальних вкладень;

K – капітальні витрати на створення програмного забезпечення, грн.

Якщо $E_k > 1$, це свідчить про високу ефективність інвестицій.

Якщо $E_k < 1$, це вказує на недостатню ефективність вкладень.

Для впровадження якісного програмного продукту необхідно враховувати витрати на оплату праці фахівців, використання обладнання та інші супутні

витрати. Це дозволяє точно оцінити загальну вартість розробки програмного забезпечення, що є основою для визначення його економічної доцільності. У даному випадку розробка програмного забезпечення виконується програмістом та аналітиком. Тривалість розробки ІС – місяць.

Вхідні дані для розрахунку надано в табл. 4.1.

Таблиця 4.1. Вхідні дані

Параметр	Значення	Одиниці виміру
Кількість розробників	2	осіб
Місячний оклад програміста	18 000	грн
Місячний оклад аналітика	12 000	грн
Додаткова заробітна плата (20% від основної)	6000	%
Загальна заробітна плата розробників	36 000	грн/міс
Сумарна вартість обладнання	45 000	грн
Вартість кіловат-години електроенергії	2,68	грн

Станом на 2024 рік вартість електроенергії в Україні залежить від категорії споживачів. Для населення базовий тариф становить 2,64 грн/кВт·год для споживання до 250 кВт·год на місяць, а для перевищення цього обсягу — 4,32 грн/кВт·год.

Витрати на допоміжні матеріали приведені в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Вхідні дані. Витрати (на допоміжні матеріали)

Витрати на допоміжні матеріали	Сума	Одиниці виміру
Заправлення картриджа до принтера	470.00	грн
Папір , канцелярські товари	550.00	грн
Постійні витрати	2500.00	грн
Разом матеріали і комплектуючі вироби.	3520.00	грн

Розрахуємо собівартість розробки програмного забезпечення.

Для визначення споживання електроенергії скористаємося наступною формулою:

$$\begin{aligned} & \text{Споживання електроенергії (кВт·год)} = \\ & = \text{Потужність (Вт)} * \text{Час роботи (год)} / 1000 \end{aligned}$$

Ноутбуки, на яких велась розробка ІС споживають по 30 Вт. Фахівці користуються ними 6 годин на день, розрахунок, тому:

$$\begin{aligned} \text{Споживання ел.енергії (для одного ноутбука)} &= 30 \text{ Вт} * 6 \text{ год} / 1000 = \\ & 0,18 \text{ кВт·год} \end{aligned}$$

Для розробки ІС використовувалися два ноутбука, в кожному споживання потужності – 0.3 кВт/год.

Тривалість розробки ІС – місяць:

$$21 \text{ день} * 6 \text{ час} = 126 \text{ годин},$$

Розрахуємо витрати на електроенергію:

$$Z_e = 126 \times 2 \times 0.3 \times 2,64 = 199,5 \text{ грн/міс.}$$

Оцінка капітальних витрат на придбання обладнання є наступним етапом. річний економічний ефект та визначити терміни окупності проекту
Амортизаційні відрахування – 60% від балансової вартості комп'ютерної техніки в рік:

$$A_{об} = 45000 * 0,6/12 = 2250 \text{ грн.}$$

Вартість програмного забезпечення:

$$C_{пр} = T (Z_{зп} + Z_{сз} + A_{об} + Z_e) * T + Z_m + Z_{пост}, \quad (4.3)$$

де

T — тривалість розробки, міс.; $Z_{зп}$ — основна і додаткова заробітна плата обслуговуючого персоналу, грн; $Z_{сз}$ — відрахування на соціальні заходи (38.5% від основної і додаткової заробітної плати), грн; $Z_{зг}$ загальногосподарські витрати (10% від основної заробітної плати), грн; Z_e витрати на електроенергію, грн; Z_m витрати на основні та допоміжні матеріали, грн.

$$C_{\text{пр}} = (36000 + 7920 + 2250 + 199,5) \cdot 1 + 3520 + 2500 = 52\,329,5 \text{ грн.}$$

Таблиця 4.3 – Витрати на розробку системи

Найменування витрат	Одиниця виміру	Кількість
Основна і додаткова заробітна плата	грн.	36 000
Відрахування на соціальні заходи (22%)	грн.	7 920
Амортизаційні відрахування	грн.	2 250
Витрати на основні і допоміжні матеріали	грн.	3 150
Постійні витрати	грн.	2500
Витрати на електроенергію	грн.	199,5

Річний обсяг роботи комп'ютерної техніки при середньої кількості 253,3 робочих днів у році:

$$\Phi_{\text{м}} = 253,3 \cdot T_{\text{з}}, \quad (4.2)$$

де $T_{\text{з}}$ - це середнє місячне завантаження устаткування (близько 4 г.)

$$\Phi_{\text{м}} = 253,3 \cdot 4 = 1013 \text{ годин/рік}$$

Тоді витрати на електроенергію для комп'ютерної техніки в рік складуть:

$$З_{\text{е}} = 1013 \cdot 1,68 \cdot 0,5 = 850,92 \text{ грн.}$$

Експлуатаційні витрати за рік:

$$З_{\text{эр}} = 2400 + 200 + 121,5 = 2612,5 \text{ грн.}$$

Витрати на створення й експлуатацію програми:

$$З_{\text{се}} = 52\,329,5 + 2612,5 = 54\,926,0 \text{ грн.}$$

Річний економічний ефект.

Скорочення 2 працівників із заробітною платою 18000 грн призведе до економії їхньої річної зарплати.

Загальна річна економія:

$$E_{\text{ек}} = 2 \cdot 14\,000 \cdot 12 = 336\,000 \text{ грн}$$

Строк окупності:

$$T_{\text{ок}} = C_{\text{розр}} / E_{\text{е}} \quad (4.3)$$

$$T_{\text{ок}} = 54\,926,0 / 336\,000 = 0.16 \text{ років} \approx 1.3 \text{ місяця}$$

Економічна ефективність:

Річний економічний ефект перевищує витрати на розробку, що свідчить про високу економічну ефективність.

Висновок:

Впровадження розробленої інформаційної системи окупиться протягом 1.3 місяця, що робить її економічно доцільною. Річна економія від скорочення персоналу значно перевищує витрати на її створення.

РОЗДІЛ 5. ОХОРОНА ПРАЦІ

Охорона праці – це комплекс заходів, спрямованих на забезпечення безпеки та здоров'я працівників під час виконання ними своїх трудових обов'язків. Це не просто сукупність правил, а складна система, що поєднує в собі законодавчі норми, наукові знання, технічні рішення та соціальні гарантії.

Мета охорони праці – забезпечити безпеку та здоров'я працівників шляхом виявлення та усунення небезпечних факторів на виробництві. Охорона праці також сприяє збереженню навколишнього середовища.

Комплекс заходів охорони праці спрямований на попередження нещасних випадків, професійних захворювань та інших небажаних подій на виробництві. Фахівці з охорони праці досліджують причини таких інцидентів, щоб розробити ефективні заходи безпеки. Крім того, охорона праці тісно пов'язана з охороною навколишнього середовища, оскільки безпечне виробництво сприяє збереженню природи.

Відповідно до Закону України «Про охорону праці», охорона праці визначається як комплексна система заходів і засобів, що охоплює правові, соціально-економічні, організаційно-технічні, санітарно-гігієнічні, а також лікувально-профілактичні аспекти. Її метою є забезпечення збереження життя, здоров'я та працездатності працівників у процесі їх трудової діяльності, створення безпечних умов праці та попередження професійних ризиків (Закон України «Про охорону праці» від 14.10.1992 №2694-12.) [33]

У відповідності з вимогами Закону України «Про охорону праці» керівники підприємств повинні забезпечувати та контролювати трудову діяльність робітників, а також повинні і забезпечувати безпечність праці на робочих місцях.

Під час прийняття на роботу люди повинні проходити інструктаж. В процесі роботи також роботодавці за свій рахунок мають обучати робітників з питань охорони праці, правилам поведінки у разі виникнення аварії а також

навчити надавати першу медичну допомогу, якщо є потерпілі від нещасних випадків.

Працівники, які виконують роботу підвищеної небезпеки або потребують спеціальних знань та навичок, зобов'язані щороку проходити навчання з питань охорони праці. Це навчання має бути організоване та оплачене роботодавцем. Під час навчання працівники ознайомлюються з усіма необхідними нормативно-правовими актами, які регламентують безпеку їхньої роботи.

Посадові особи, які несуть відповідальність за безпеку на робочому місці, зобов'язані періодично підтверджувати свою кваліфікацію в галузі охорони праці. Ця вимога передбачає проходження спеціальних навчальних програм та складання іспитів не рідше одного разу на три роки. Порядок організації такого навчання та перевірки знань визначається державним органом, який здійснює нагляд за дотриманням вимог безпеки на виробництві. Згідно з законодавством про охорону праці:

- періодичність проходження – кожні три роки.
- категорія осіб – посадові особи, відповідальні за безпеку.
- зміст навчання – знання нормативно-правових актів з охорони праці.
- перевірка знань – складання іспиту.
- регулювання – типовим положенням, затвердженим державним органом.

До роботи не допускаються працівники, які не мають достатніх знань з охорони праці. Це стосується як звичайних працівників, так і керівників. Якщо під час перевірки виявиться, що працівник не знає правил безпеки, йому дають місяць на те, щоб їх вивчити. Відповідальність за навчання працівників і контроль за дотриманням правил безпеки лежить на керівнику підприємства.

Для створення безпечних і комфортних умов праці, фахівці з охорони праці вивчають причини нещасних випадків та розробляють заходи, які дозволяють уникнути їх. Охорона праці також включає в себе заходи щодо захисту навколишнього середовища.

Охорона праці – це динамічна галузь, яка постійно розвивається завдяки новим науковим відкриттям. Для забезпечення безпеки працівників необхідно використовувати найсучасніші технології та знання та застосовувати науковий підхід. Фахівці використовують результати досліджень у різних галузях знань, щоб розробляти ефективні заходи безпеки.

Охорона праці – це міждисциплінарна галузь, яка об'єднує зусилля вчених, інженерів та медиків для створення безпечного виробничого середовища. Оскільки охорона праці спрямована на захист здоров'я людини, вона тісно пов'язана з медичними та біологічними науками. Знання про організм людини допомагають створювати безпечні умови праці. Ефективність охорони праці безпосередньо пов'язана з професіоналізмом фахівців, які працюють у цій галузі. Їхні знання та вміння приймати зважені рішення є ключовими для забезпечення безпечних умов праці.

Аналіз небезпечних і шкідливих факторів.[26]

Для забезпечення безпеки праці необхідно враховувати всі фактори, що можуть негативно вплинути на здоров'я працівників. Щоб уникнути травм, захворювань та зниження працездатності, необхідно забезпечити умови праці, які мінімізують вплив шкідливих виробничих факторів.

Небезпечні та шкідливі виробничі фактори (згідно з ДСТ 12.0.003-74) поділяються за природою дії на чотири основні групи: фізичні, хімічні, біологічні та психофізіологічні.

- До небезпечних фізичних факторів належать:
- рухомі машини та механізми;
- підйомно-транспортні пристрої і переміщувані вантажі;
- незахищені рухомі частини устаткування (наприклад, приводні та передавальні механізми, різальні інструменти, обертові елементи тощо);
- відлітаючі частки оброблюваних матеріалів та інструментів;
- електричний струм, підвищена температура поверхонь або матеріалів.
- Шкідливими фізичними факторами вважаються:

- несприятливі мікрокліматичні умови (підвищена чи знижена температура, вологість, швидкість руху повітря);
- підвищений рівень шуму, вібрації, ультразвуку;
- вплив випромінювань (теплових, іонізуючих, електромагнітних, інфрачервоних тощо);
- запиленість і загазованість повітря;
- недостатня або надмірна освітленість, пульсація світлового потоку.

До групи хімічних небезпечних та шкідливих факторів входять агресивні речовини, токсичні пари, гази, а також пил, який утворюється під час обробки шкідливих матеріалів.

Хімічні небезпечні та шкідливі фактори впливають на організм людини через загальнотоксичну дію (наприклад, окис вуглецю, сірчистий ангідрид, аерозолі свинцю); подразнювальну дію; сенсibiliзацію (алергічні реакції); канцерогенну дію (розвиток пухлин); мутагенну дію (вплив на статеві клітини).

До біологічних небезпечних і шкідливих факторів належать мікроорганізми (бактерії, віруси); макроорганізми (тварини, рослини), які можуть викликати захворювання або травми.

Психофізіологічні фактори – нервово-психічні перевантаження (перевантаження слуху, зіру, розумові перенапруження,); статичні та динамічні фізичні перевантаження;

Хоча ІТ-сфера часто асоціюється з офісною роботою, вона має свої специфічні небезпеки, які можуть впливати на здоров'я працівників. Ці фактори можуть бути менш очевидні порівняно з виробничими підприємствами, але не менш важливі.

Можливі небезпечні та шкідливі фактори в ІТ-сфері:

Фізичні – тривале сидіння, що може призвести до проблем з хребтом, суглобами та кровообігом; неправильна постава, що може викликати болі в спині та шії; недостатня фізична активність. Шум від комп'ютерної техніки може призвести до зниження слуху та стресу. Особливий фактор безпеки - недостатня або надмірна освітленість робочого місця.

Психологічні – стрес, пов'язаний з високими навантаженнями, дедлайнами та відповідальністю; вигорання, яке може виникнути внаслідок монотонної роботи та емоційного перенапруження; ізоляція, особливо при віддаленій роботі.

Фізіологічні – проблеми із зором через тривалу роботу за монітором; захворювання опорно-рухового апарату; головні болі, мігрені.

Скористуємось методом експертних оцінок, щоб виявити вплив небезпечних та шкідливих виробничих факторів в сфері інформаційних технологій. Для оцінки небезпечних та шкідливих факторів у сфері ІТ виділимо трьох ключових експертів:

Інженер з охорони праці. Він відповідальний за аналіз фізичних факторів на робочому місці, таких як організація робочого простору, забезпечення належного освітлення, температура, вологість та інші аспекти, що впливають на здоров'я працівників. Інженер з охорони праці може провести оцінку ергономічних ризиків і запропонувати коригувальні заходи.

HR-спеціаліст. Оскільки HR-фахівці часто займаються організацією робочих умов і добробутом співробітників, вони можуть також брати на себе функцію оцінки ергономічності робочих місць. Це включає в себе аналіз зручності меблів (столи, стільці), правильне розташування комп'ютерної техніки, та інші фактори, що забезпечують комфорт працівників.

Менеджер з офісної інфраструктури. Якщо компанія має окремого фахівця, відповідального за управління офісом, цей працівник може також займатися оцінкою робочих місць з точки зору ергономіки. Вони можуть відповідати за встановлення меблів, налаштування технічного обладнання та інші аспекти фізичного середовища.

Метод експертних оцінок дозволяє зробити висновок, що найбільш критичними є психофізіологічні фактори, які мають найвищий вплив через стрес, вигорання та сидячий спосіб життя.

Фізичні фактори, такі як робота за комп'ютером та освітлення, також мають значний вплив і потребують уваги [27].

Вплив хімічних і біологічних факторів у сфері ІТ є відносно низьким, але не виключений. Оцінка впливу буде виконана за шкалою:

- 1 – низький вплив;
- 2 – середній вплив;
- 3 – високий вплив.

Експертам пропонується оцінюють кожен фактор, а результати усереднюються (табл. 5.1).

Таблиця 5.1 Оцінка впливу небезпечних і шкідливих факторів у сфері ІТ

Група факторів	Фактор	Оцінка (середня)	Коментар
Фізичні фактори	Тривала робота за комп'ютером	3	Високий вплив на зір, поставу, загальний стан опорно-рухового апарату.
	Недостатнє або надмірне освітлення	2	Середній вплив, може призводити до втоми очей та погіршення зору
	Шум у великих офісах	1.5	Низький або середній вплив, залежить від умов роботи
Хімічні фактори	Токсичні випаровування від техніки	1	Низький вплив, але потребує контролю в замкнених просторах.
Біологічні фактори	Бактерії та пил	1.5	Середній вплив через потенційні захворювання, особливо за умов недостатнього догляду за обладнанням
	Інфекційні захворювання	1,5	Середній вплив у місцях великого скупчення людей (офіси, конференції).
Психофізіологічні фактори	Стрес і емоційне вигорання	3	Високий вплив через дедлайни, багатозадачність та інтенсивний робочий графік.
	Тривале сидіння та відсутність фізичної активності	3	Високий вплив, що призводить до хронічних захворювань (спина, серцево-судинна система).
Розумові перенапруження	Напруженість праці	3	Високий вплив, залежить від типу завдань та рівня відповідальності.

Напруженість праці характеризується як стан, при якому центральна нервова система піддається значному навантаженню через велику кількість інформації, що надходить, вимагає швидкої обробки та прийняття рішень.

Це супроводжується підвищеною активністю аналізаторних систем, емоційною напругою та може призвести до втоми, зниження концентрації уваги та інших негативних наслідків.

За показником напруженості працю поділяють на 4 групи (табл. 5.2):

Таблиця 5.2 Класифікація робіт за напруженістю праці

Ступінь напруженості праці	Концентрація уваги
ненапружений	25 % часу роботи
мало напружений	50 % часу роботи
напружений 75 % часу роботи	75 % часу роботи
дуже напружений	більше 75 % часу роботи

Працездатність показник, який відображає потенційні можливості працівника зробити певну роботу у означений відрізок часу. Працездатність оцінюється у відрізках часу (за робочу зміну, добу, місяць, рік) (рис. 5.1). Працездатність залежить від таких факторів, як професійна підготовка, кваліфікація, адаптованість працівника, рівень підготовленості працівника, , ступінь здоров'я.



Рис. 5.1. – Графік залежності працездатності людини від часів роботи

Небезпечні фізичні фактори в ІТ-сфері.

Хоча ІТ-спеціалісти зазвичай працюють в офісних умовах, вони все ж таки піддаються впливу різних фізичних факторів, які можуть негативно впливати на їхнє здоров'я.

До основних небезпечних фізичних факторів в ІТ-сфері відносяться:

Тривале статичне навантаження, пов'язане з сидячою позою, т.к. більшість ІТ-фахівців проводять більшу частину робочого часу сидячи за комп'ютером. Це призводить до проблем з кровообігом у нижніх кінцівках та захворювань опорно-рухового апарату.

Шум від працюючої комп'ютерної техніки, систем вентиляції та кондиціонування може призвести до зниження слуху, головних болів, підвищення артеріального тиску та стресу.

Електромагнітні поля випромінювання від моніторів, систем живлення може впливати на нервову систему та імунітет.

Мікроклімат – занадто сухе або вологе повітря, низька або висока температура можуть негативно впливати на дихальну систему та шкіру.

Нормативні значення для фізичних факторів на робочих місцях ІТ-спеціалістів відповідно Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин СанПіН 3.3.2.007-98 (СанПіН) наведено в таблиці 5.2. [33]

Таблиця 5.3. Нормативи фізичних факторів, актуальні для ІТ-сфери

Фізичний фактор	Нормативне значення (приблизно)
Рівень шуму	Не більше 55 дБ (для офісних приміщень)
Освітленість	300-500 люкс для основного робочого місця
Температура повітря	20-24 °
Відносна вологість повітря	40-60%
Швидкість руху повітря	0,1-0,2 м/с
Електромагнітне поле	Залежить від частоти і виду вип СанПіН, ГОСТ ромінювання, але загалом не повинно перевищувати санітарні норми

Між шкідливими і небезпечними факторами в ІТ-сфері існує певний взаємозв'язок, оскільки наявність шкідливих факторів може сприяти виникненню небезпечних для здоров'я. Наприклад, надмірне навантаження на зоровий апарат та тривале перебування перед екраном комп'ютера (шкідливий фактор) можуть призвести до розвитку порушень зору і стомлення, що збільшує ймовірність травм (небезпечний фактор). Також, надмірний рівень електромагнітних випромінювань та статична електрика в робочих приміщеннях можуть призводити до негативних фізіологічних наслідків, що підвищує ймовірність отримання електричного струму або інших травм.

Рівні впливу шкідливих факторів на працівників в ІТ-сфері регулюються гранично допустимими рівнями, що вказані у відповідних стандартах безпеки праці і санітарно-гігієнічних нормах. Гранично допустиме значення шкідливого виробничого фактора (згідно з ДСТ 12.0.002-80) визначає максимальний рівень впливу, при якому тривала робота в межах регламентованої тривалості не призводить до зниження працездатності або розвитку захворювань, а також не має негативного впливу на здоров'я працівника в майбутньому.

З розвитком інформаційних технологій змінилися умови праці працівників розумової праці. Їхня діяльність стала більш інтенсивною, що вимагає значних розумових, емоційних і фізичних зусиль. Це потребує комплексного підходу до вирішення проблем ергономіки, гігієни праці та організації робочого процесу, а також чіткого регулювання режиму праці та відпочинку.

У сучасному ІТ-середовищі комп'ютерна техніка широко використовується в усіх сферах діяльності. Однак робота з комп'ютером піддає працівників впливу небезпечних і шкідливих факторів, таких як електромагнітні поля (радіочастотний діапазон, ВЧ, УВЧ, СВЧ), інфрачервоне і іонізуюче випромінювання, шум, вібрація, а також статична електрика.

Поряд з фізичними факторами, робота з комп'ютером також супроводжується значним розумовим навантаженням, стресом та нервово-емоційним перенапруженням, високими вимогами до зорової діяльності та

навантаженням на м'язи рук при роботі з клавіатурою. Важливою умовою є правильна організація робочого місця, зокрема ергономічне розташування комп'ютера, монітора та іншого обладнання, що дозволяє зберігати оптимальну робочу позу і зменшити негативний вплив на здоров'я працівників. [28]

Для запобігання негативним наслідкам необхідно дотримуватися оптимального режиму праці та відпочинку. Інакше у співробітників можуть виникнути проблеми, як-от напруження зорового апарату, головні болі, порушення сну, дратівливість, загальна втома і хворобливі відчуття в очах, спині, шиї та руках.

Розглянемо шкідливі виробничі фактори, які спостерігаються в приміщеннях, де здійснюється робота з електронно-обчислювальною технікою.

Освітлення.

Правильне проектування та виконання виробничого освітлення є важливим чинником для покращення умов зорової праці, зниження стомлюваності, підвищення продуктивності праці та створення сприятливого виробничого середовища. Це також має позитивний психологічний вплив на працівника, підвищує безпеку праці та зменшує ризик травматизму. Високоякісне освітлення створює комфортні умови для роботи, забезпечуючи оптимальну видимість і знижуючи навантаження на зоровий апарат.

Натомість, недостатнє освітлення призводить до напруги зору, знижує концентрацію уваги та прискорює стомлюваність, що може призвести до помилок та нещасних випадків. Надмірно яскраве освітлення, в свою чергу, викликає осліплення, роздратування та дискомфорт, що негативно впливає на ефективність праці. Неправильний напрямок світла, створення різких тіней або відблисків, може також дезорієнтувати працівника та стати причиною травм або професійних захворювань. Тому правильний розрахунок освітленості є критично важливим для безпеки праці.

Існує три основні види освітлення, що використовуються в виробничих приміщеннях:

Природне освітлення – освітлення приміщення денним світлом, яке проникає через вікна або інші світлові прорізи в зовнішніх стінах. Це освітлення змінюється в залежності від часу доби, пори року та погодних умов.

Штучне освітлення – застосовується в темний час доби або коли природне освітлення не достатнє (наприклад, в похмуру погоду або в умовах короткого світлового дня). Штучне освітлення може бути також доповненням до природного при недостатньому рівні останнього.

Комбіноване освітлення – сполучне використання природного та штучного освітлення для досягнення оптимальних умов на робочих місцях.

Штучне освітлення поділяється на кілька видів:

- робоче освітлення;
- загальне освітлення;
- комбіноване освітлення
- аварійне освітлення
- евакуаційне освітлення
- охоронне освітлення.

Робоче освітлення – основне освітлення, яке використовується для забезпечення нормальних умов праці. Воно може бути загальним або комбінованим. Загальне освітлення – світильники розміщуються у верхній частині приміщення або рівномірно по всій площі, щоб забезпечити рівномірне освітлення робочих місць. Комбіноване освітлення – це варіант, коли до загального освітлення додається місцеве освітлення, яке підсвічує конкретні робочі зони або обладнання.

Правильне освітлення, підтримка комфортного мікроклімату та контроль за рівнем шуму є важливими аспектами забезпечення безпеки та ефективності праці в обчислювальних центрах та інших приміщеннях, де використовуються комп'ютери та інша обчислювальна техніка.

Згідно з СНІП II-4-79, для забезпечення комфортних умов праці в приміщеннях обчислювальних центрів, необхідно застосовувати комбіновану систему освітлення, яка включає як природне, так і штучне освітлення.

Для виконання робіт високої зорової точності (де найменший об'єкт розрізнення становить 0,3–0,5 мм) коефіцієнт природного освітлення (КЕО) не повинен бути меншим за 1,5%.

Для робіт середньої точності (найменший об'єкт розрізнення 0,5–1,0 мм) КЕО не повинно бути менше 1,0%.

Штучне освітлення: Для забезпечення належного рівня освітленості використовуються люмінесцентні лампи типу ЛБ або ДРЛ. Вони повинні бути встановлені в світильниках, що рівномірно розподіляються над робочими поверхнями.

Вимоги до освітленості:

для робіт високої точності загальна освітленість повинна становити 300 люкс, а комбінована — 750 люкс.

для робіт середньої точності загальна освітленість повинна бути 200 люкс, комбінована — 300 люкс.

Освітлення повинно бути рівномірним, щоб уникнути перенапруги зорового апарату. Це важливо, тому що яскраве світло на периферії поля зору може призвести до стомлення очей. [3].

Для забезпечення належних умов роботи, що відповідають гігієнічним вимогам потрібно також брати до уваги мікроклімат та шум.

Мікроклімат.

Приміщення, де використовуються комп'ютери, повинні підтримувати оптимальні параметри мікроклімату. Це включає температуру, вологість та інші умови, які сприяють комфортній роботі. Мікроклімат визначається в залежності від пори року, характеру трудового процесу і характеру приміщення. Зазвичай комп'ютерне обладнання виділяє значну кількість тепла, що може підвищити температуру в приміщенні та знизити вологість.

Шум в обчислювальних центрах може негативно впливати на працівників, викликаючи стомлення та зниження продуктивності. Він може виникати через роботу комп'ютерної техніки або в результаті діяльності інших джерел звуку. Шум є механічними коливаннями середовища, які слуховий

орган людини сприймає як звук. Для підтримки нормальних умов праці шум у приміщенні має бути мінімізований до рівня, який не перевищує допустимих норм, встановлених для такого типу приміщень (див. табл. 5.2).

У таблиці 5.4 зазначені граничні рівні звуку в залежності від категорії ваги і напруженості праці.

Таблиця 5.4 – Граничні рівні звуку, дБ, на робочих місцях.

Категорія праці	Граничний рівень звуку (дБ)
Легка праця (без особливої напруги)	50–60
Середня праця (помірне навантаження)	60–70
Важка праця (висока напруга)	70–80
Дуже важка праця (висока напруга, високий рівень шуму)	понад 80

Більшість дослідників вважає, що як короткочасне, так і тривале вплив усіх типів випромінювання від екрана монітора не становить небезпеки для здоров'я працівників, які працюють з комп'ютерами. Проте на даний момент не існує повних даних щодо потенційної небезпеки випромінювання від моніторів для тих, хто працює з комп'ютерами, і дослідження в цій галузі тривають. Припустимі рівні неіонізуючих електромагнітних випромінювань від монітора комп'ютера наведено в таблиці 5.3. Максимальний рівень рентгенівського випромінювання на робочому місці оператора комп'ютера зазвичай не перевищує 10 мкбер/год, а інтенсивність ультрафіолетового та інфрачервоного випромінювань від екрана монітора коливається в межах 10–100 мВт/м².

Розрахунок системи штучного освітлення приміщення.

Розрахунок освітленості робочого місця передбачає вибір системи освітлення, визначення необхідної кількості світильників, їх типу та правильного розміщення. Для цього розраховуються параметри штучного освітлення.

Зазвичай для створення штучного освітлення використовують два типи електричних джерел світла: лампи накаливання та люмінесцентні лампи. У нашому випадку будемо використовувати люмінесцентні лампи, оскільки вони мають кілька суттєвих переваг у порівнянні з лампами накаливання:

- спектр світла люмінесцентних ламп наближається до природного денного світла;
- вони мають вищий коефіцієнт корисної дії (ККД), в 1,5-2 рази більший за ККД ламп накаливання;
- світловіддача люмінесцентних ламп в 3-4 рази більша, ніж у ламп накаливання;
- вони мають значно триваліший термін служби.

Для проведення розрахунку освітлення за методом світлового потоку, спершу необхідно визначити кілька важливих параметрів, таких як потужність ламп, коефіцієнти відображення та розміри приміщення.

Вхідні дані.

Маємо два приміщення, для кожного будемо проводити розрахунки окремо.

Площа приміщення 100 м² x 20 м².

Висота 1-го приміщення: 3 м.

Висота 2-го приміщення: 4 м.

Висота робочої поверхні $h_p=1$ м.

Коефіцієнти відображення:

Стеля $S_{\pi}=70\%=0.7$

Стіни $S_c=50\%=0.5$,

Робоча поверхня $S_p=30\%=0.3$

Тип світильника:

Світильник типу ППД2-500.

Напруга мережі 220 В.

Мінімальна освітленість лампи накаливання – визначаємо мінімальну освітленість по нормам для лампи накаливання в лк (люкси). В залежності від

робочої зони, мінімальна освітленість буде відрізнятись. Проте для лампи накаливання вона зазвичай варіюється від 200 до 500 лк, залежно від типу діяльності.

Крок 2: Розрахунок світлового потоку

Світловий потік F (в люменах):

$$F = E \times S \quad (5.1)$$

Де E — мінімальна освітленість (лк), S — площа приміщення (m^2).

Кількість світильників

$$N = F / F_c N \quad (5.2)$$

де F_c — світловий потік одного світильника (люмен).

Крок 3: Коригування на коефіцієнти відображення

Коригуємо розрахунок за допомогою коефіцієнтів відображення для стелі, стін і робочої поверхні:

$$E = E_n \times (1 + K_p \times S_p + K_c \times S_c + K_r \times S_r) \quad (5.4)$$

де E_n — нормативна освітленість, K_p, K_c, K_r — коефіцієнти відображення для стелі, стін і робочої поверхні відповідно.

Проведемо розрахунки відповідно формулам та запишемо в таблицю 55.

Таблиця 5.5 – Результати розрахунку освітленості приміщень

Показники	Приміщення 1	Приміщення 2
Площа (m^2)	100	20
Мінімальна освітленість (лк)	300	300
Необхідний світловий потік (лм)	30,000	6,000
Коефіцієнт відображення стелі (S_p)	70%	70%
Коефіцієнт відображення стін (S_c)	50%	50%
Коефіцієнт відображення робочої поверхні (S_r)	30%	30%
Напруга мережі (В)	220	220
Світильник типу ППД2-500 (лм)	500	500
Кількість світильників	6	2

Розробка заходів щодо зменшення впливу шкідливих факторів

Організація та покращення умов праці на робочому місці є одними з ключових чинників, що впливають на підвищення продуктивності праці та економічної ефективності виробництва, а також на подальший розвиток працівника. Це підкреслює соціальне та економічне значення належної організації робочого середовища.

Нижче наведено найбільш поширені організаційні заходи та технічні засоби захисту працівників, що працюють з комп'ютерами, від шкідливих виробничих факторів.

Фарбування приміщень і меблів повинно сприяти створенню комфортних умов для здорового сприйняття та покращення настрою.

Джерела світла, такі як світильники та вікна, що відбиваються на екрані, можуть значно знижувати точність зображень та створювати фізіологічні перешкоди, що призводить до підвищеного навантаження на очі, особливо при тривалій роботі. Відбиття світла, зокрема від вторинних джерел, слід мінімізувати. Для зменшення надмірної яскравості вікон можуть бути використані штори та екрани.

У приміщеннях, де використовуються комп'ютери, необхідно забезпечити такі коефіцієнти відображення: для стелі – 60–70%, для стін – 40–50%, для підлоги – близько 30%. Для інших поверхонь і меблів коефіцієнт відображення повинен бути в межах 30–40%.

Зниження шуму, що виникає на робочих місцях від внутрішніх джерел, а також шуму, що проникає ззовні, є важливою задачею для поліпшення умов праці. Для цього можна вжити кілька ефективних заходів:

Зниження шуму можна досягнути застосуванням пружних прокладок між підставою машини, приладом та опорною поверхнею. У якості прокладок використовуються матеріали, такі як гума, повсть, пробка, різноманітні амортизатори. Під настільні апарати можна підкладати м'які коврики з синтетичних матеріалів, а під ніжки столів – прокладки з м'якої гуми чи повсті товщиною 6-8 мм. Кріплення прокладок може здійснюватися приклеюванням

до опорних частин. Звукоізолюючі кожухи можуть бути використані для зниження шуму, не заважаючи технологічному процесу. Це забезпечить додатковий захист від шумових впливів.

Важливим аспектом є своєчасне та правильне регулювання обладнання, змазування та заміна механічних вузлів устаткування, які можуть викликати шум.

Правильне розміщення устаткування також сприяє зниженню рівня шуму. Приміщення повинні бути розташовані подалі від джерел шуму та вібрації, що дозволяє зменшити негативний вплив на працівників.

Для зниження шуму, що проникає ззовні, можна застосувати збільшення звукоізоляції стін, дверей та вікон, а також ущільнення периметра притворів вікон і дверей.

Отже, для зниження рівня шуму на робочих місцях необхідно:

- послабити шум джерел (застосування екранів, звукоізолюючих кожухів);
- зменшити ефект відбитих звукових хвиль (звуковбирні поверхні конструкцій);
- використовувати раціональне розташування устаткування;
- впроваджувати архітектурно-планувальні та технологічні рішення для ізоляції джерел шуму.

Нормалізація мікроклімату приміщення може бути досягнута за допомогою поліпшення вентиляції. Це включає використання витяжних вентиляторів для видалення надлишкової вологи та забруднень з повітря, а також забезпечення нормального функціонування вбудованої вентиляційної системи будівлі. Таким чином, забезпечення належної вентиляції сприяє підтриманню оптимальних температурних і вологісних умов у приміщенні, що в свою чергу покращує комфорт і здоров'я працівників.

РОЗДІЛ 6. ОХОРОНА НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА

Системний підхід до охорони довкілля.

Охорона навколишнього середовища є важливою складовою будь-якого сучасного виробництва. Під час проектування інформаційних систем, необхідно враховувати вплив на екологію і забезпечувати дотримання всіх необхідних заходів щодо охорони природи.

Системний підхід до охорони довкілля передбачає комплексне врахування різних аспектів впливу людської діяльності на природу та їх регулювання за допомогою трьох основних складових:

- правова охорона;
- матеріальне стимулювання;
- інженерна охорона.

Правова охорона довкілля є базовим елементом системного підходу, що забезпечує встановлення та реалізацію правових норм для збереження і відновлення природного середовища. Основні аспекти цього компоненту включають прийняття законів, які регулюють використання природних ресурсів та мінімізацію впливу господарської діяльності на довкілля, визначення прав та обов'язків громадян, підприємств і державних органів у сфері охорони природи.

Встановлення стандартів і нормативів також є частиною правової охорони довкілля. Цей аспект включає введення гранично допустимих рівнів забруднення для різних видів діяльності, регулювання використання ресурсів через квоти, дозволи та ліцензії, організація екологічних інспекцій для моніторингу дотримання законодавчих норм, впровадження механізмів відповідальності за порушення екологічних вимог, включаючи адміністративні та кримінальні санкції.

Важливим також є підвищення екологічної свідомості населення через інформаційні кампанії, тренінги та програми. Надання доступу до екологічної інформації для всіх зацікавлених сторін можливо через інтернет і соціальні

мережі. Підвищення екологічної свідомості населення можна досягти шляхом проведення інформаційних кампаній, тренінгів, освітніх програм та семінарів, спрямованих на формування відповідального ставлення до природи. Особливу увагу варто приділяти вихованню екологічної культури серед молоді та в навчальних закладах.

Забезпечення широкого доступу до екологічної інформації включає:

- створення та підтримку відкритих баз даних щодо стану навколишнього середовища;
- використання сучасних цифрових інструментів, таких як інтернет-платформи, мобільні додатки та соціальні мережі, для інформування громадськості про екологічні проблеми та шляхи їх вирішення;
- залучення засобів масової інформації до висвітлення екологічних ініціатив і кампаній;
- забезпечення відкритості екологічної інформації стимулює активну участь громадськості у процесі прийняття рішень, пов'язаних з охороною довкілля. Це сприяє прозорості дій влади, збільшує довіру до екологічної політики та підвищує ефективність її реалізації.

Заохочення екологічно відповідальної поведінки підприємств і громадян шляхом надання податкових пільг, субсидій та грантів для реалізації екологічних проектів також сприяє комплексному підходу до охорони довкілля. Наприклад, введення економічних механізмів, таких як «забруднювач платить», направлені на стимулювання зменшення викидів та впровадження чистих технологій, використання технічних засобів для мінімізації забруднення довкілля, включаючи системи очищення води, повітря та ґрунтів, впровадженню енергоефективних та ресурсозберігаючих технологій у виробничі процеси. Розвитку ринку екологічних послуг сприяють інновації у сфері природоохоронних технологій.

Важливим аспектом є досягнення збалансованого розвитку зазначених складових. Їх синергія дозволяє ефективно вирішувати екологічні проблеми, сприяти збереженню природних ресурсів і створювати передумови для сталого

розвитку. Без правового регулювання матеріальне стимулювання може бути недостатньо ефективним, а інженерні заходи не завжди можуть забезпечити довгострокову стабільність без економічного та нормативного підкріплення. Таким чином, гармонізація цих елементів є ключем до досягнення екологічних цілей.

Забруднення навколишнього середовища.

Охорона навколишнього середовища – це одна з найважливіших задач нашого століття, що з часом переросла у соціальну проблему глобального масштабу. Щодня ми стикаємося з інформацією про загрози, що нависли над природою, але досі багато хто з нас сприймає це як неприємний, проте неминучий наслідок розвитку цивілізації, вважаючи, що ми ще матимемо можливість знайти рішення для подолання всіх труднощів.

Проте вплив людської діяльності на природу набрав небезпечних масштабів, і ситуація потребує кардинальних змін. Для того щоб суттєво покращити стан навколишнього середовища, необхідні продумані, цілеспрямовані заходи та ефективні стратегії. Створення відповідальної та активної екологічної політики стане можливим лише за умови накопичення надійних даних про поточний стан природи, детального аналізу взаємодії ключових екологічних чинників і розробки нових підходів до зменшення та запобігання шкоди, яку людина завдає природному середовищу.

Лише з усвідомленням цієї проблеми та розумінням необхідності дієвих змін ми зможемо створити умови для сталого розвитку і збереження екосистем для майбутніх поколінь. Потрібно впроваджувати інноваційні технології, ефективні методи збереження природних ресурсів та активніше залучати громадськість до участі в екологічних ініціативах, адже охорона природи – це обов'язок кожного з нас.

Забруднення навколишнього середовища – це одна з найбільших проблем сучасного світу, яка має серйозні наслідки для екосистем, здоров'я людей та клімату планети. Воно виникає внаслідок діяльності людини, що призводить до

накопичення шкідливих речовин у повітрі, воді та ґрунті, що змінює природні процеси та знижує якість життя.

Види забруднення.

Природні – повені, виверження вулканів, селеві потоки тощо.

Механічне забруднення – це надходження до навколишнього середовища твердих матеріалів, які є хімічно та біологічно інертними, такими як сміття та тверді побутові та промислові відходи. Це забруднення призводить до накопичення сміття в екосистемах, забруднюючи ґрунти, води та навіть повітря. Водні екосистеми особливо страждають від механічного забруднення: у світовому океані знаходиться приблизно 5,25 трильйона частинок сміття, що загрожує життю морських організмів. Пластикове забруднення, зокрема, є особливо серйозною проблемою, оскільки понад 600 видів морських тварин піддаються ризику через потрапляння пластикових частинок у середовище, що призводить до загибелі та зниження чисельності популяцій.

Хімічне забруднення охоплює потрапляння в біосферу твердих, газоподібних і рідких речовин, що мають штучне походження і змінюють природні хімічні властивості середовища. Це призводить до порушення процесів колообігу речовин і енергії, що впливає на здоров'я екосистем і всієї планети загалом. Хімічні забруднювачі включають токсичні метали, пестициди, органічні забруднювачі, що накопичуються в живих організмах і можуть викликати хронічні захворювання у людей і тварин. Викиди таких речовин через промислову діяльність, транспортування, сільське господарство і побутові стоки негативно позначаються на якості води та ґрунтів, спричиняючи загибель флори і фауни та порушуючи екологічні процеси.

Основні джерела забруднення включають промислові підприємства, автомобільний транспорт, сільське господарство, спалювання викопних видів пального, а також побутові відходи. Викиди токсичних газів, таких як діоксиди сірки та азоту, призводять до утворення кислотних дощів, які негативно впливають на рослинність, ґрунт та водні ресурси. Викиди вуглекислого газу

сприяють зміні клімату та глобальному потеплінню, що, у свою чергу, посилює природні катаклізми, як-от урагани, повені та посухи.

Забруднення води є ще однією важливою проблемою. Зливи стічних вод із промислових підприємств, використання пестицидів і добрив у сільському господарстві призводять до забруднення річок, озер і океанів, що ставить під загрозу життя водних екосистем та здоров'я людини, яка споживає забруднену воду або продукти, що вирощені на забруднених ґрунтах. Забруднення ґрунтів, зокрема через нелегальні сміттєзвалища та неправильне утилізування відходів, призводить до втрати родючості ґрунтів, що ускладнює ведення сільського господарства і підвищує ризик забруднення харчових продуктів. Крім того, сміття, особливо пластик, накопичується у навколишньому середовищі, утруднюючи його переробку та погіршуючи стан біосфери.

Найбільший вплив шкідливих факторів відчуває населення, що проживає в межах великих промислових агломерацій та міст з населенням понад мільйон осіб. В Україні затверджений Порядок проведення державного моніторингу у сфері охорони атмосферного повітря, що регламентується постановою Кабінету Міністрів України від 14 серпня 2019 року № 827. Якість повітря оцінюється за 22 показниками, серед яких – 8 важких металів. Проте наразі в населених пунктах України не відслідковується рівень концентрацій озону, часток ТЧ_{2,5} та ТЧ₁₀ (PM_{2,5} і PM₁₀), які є поширеними чинниками, що впливають на здоров'я людей.

Другу за масштабами систему моніторингу стану атмосферного повітря представляють територіальні підрозділи Міністерства охорони здоров'я України, зокрема обласні центри контролю та профілактики хвороб. За даними моніторингу ЦКПХ на 2021 рік, у міських поселеннях 4,2% проб (7121 з 170546) містили забруднювачі у концентраціях, що перевищують допустимі межі (порівняно з 4,2% – 7684 з 180913 у 2020 році, 4,0% – 8148 з 204311 у 2019 році, і 3,8% – 9076 з 240989 у 2018 році). У сільських поселеннях цей показник становив 0,5% (проти 0,9% у 2020 році, 1,3% у 2019 році та 1,1% у 2018 році).

Інформація за останні 10 років представлена у таблиці 6.1 (дані з 2022 року, у період війни, не оновлювались на офіційному сайті). [33]

Таблиця 6.1 – Питома вага досліджень атмосферного повітря, що перевищують ГДК, у %

	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
атмосферного повітря (сумарний показник забруднення)	5,8	5,4	3,3	3,6	3,0	3,4	3,8	4,0	4,2	4,2
атмосферного повітря на пил	10,2	6,6	6,5	5,2	5,1	5,0	5,8	6,5	6,7	6,5
атмосферного повітря на окис вуглецю	5,5	2,7	3,3	4,6	4,0	5,5	6,2	5,6	5,2	5,8

Поряд з певним зростанням обсягів промислових викидів у атмосферу, значне збільшення кількості автотранспорту призводить до значного зростання внеску відпрацьованих автомобільних газів у забруднення повітря, особливо у великих містах України. Окрім промислових підприємств, автомобілі є значним джерелом забруднення атмосфери в містах, причому їх викиди складають близько третини загальної кількості викидів по країні.

Загалом, у середньому по Україні, вихлопні гази автотранспортних засобів складають 40-45% від загального забруднення повітря. Проте в міських умовах цей показник перевищує 50%, а у великих містах (з населенням від 0,5 до 1-1,5 мільйонів осіб) частка вихлопів автомобілів у забрудненні повітря становить від 55% до 70%. У надвеликих містах з населенням кілька мільйонів осіб цей показник зростає до понад 85% від загального обсягу забруднення атмосферного повітря.

Для оцінки рівня забруднення атмосферного повітря використовується комплексний індекс забрудненості, при розрахунку якого враховуються 5 основних забруднювачів (SO₂, NO_x, CO₂, пил, сажа). Ці дані отримуються як за результатами стаціонарних вимірювань гідрометеорологічної служби, так і з

використанням пересувних постів обласних лабораторних центрів, які фіксують максимальні разові показники забруднення (рис. 6.1) [34]



Рис. 6.1 – Індекс забрудненості атмосферного повітря

Загальний рівень забруднення атмосферного повітря в Україні за ІЗА (індекс забруднення атмосферного повітря) у 2021 році становив 7,1, що оцінюється як високий рівень. Порівняно з попереднім роком показник майже не змінився (було 7,0).

Наслідки забруднення навколишнього середовища особливо відчутні в сфері здоров'я людей. Забруднене повітря спричиняє серйозні проблеми з дихальною системою, розвиток хронічних захворювань, алергії, а також серцево-судинні захворювання. Викиди шкідливих речовин, таких як діоксид сірки (SO_2), оксиди азоту (NO_x), вуглекислий газ (CO_2) та дрібні частки пилу ($\text{TC}_{2,5}$ і TC_{10}), можуть викликати загострення астми, бронхітів та інших респіраторних захворювань, а також сприяти підвищенню смертності серед людей, особливо у великих містах із високим рівнем забруднення. Забруднене повітря, зокрема, спричиняє захворювання дихальних шляхів, серцево-судинні захворювання та інші хронічні хвороби. Вплив токсичних речовин на організм може призвести до зниження імунітету, підвищення ризику розвитку ракових захворювань і впливати на репродуктивне здоров'я.

Для боротьби із забрудненням необхідні комплексні заходи, що включають впровадження жорсткіших екологічних норм і стандартів, розвиток технологій з низьким викидом шкідливих речовин, використання відновлювальних джерел енергії та активну участь кожної людини у збереженні

навколишнього середовища. Важливо також проводити інформаційно-освітні кампанії, які сприятимуть підвищенню екологічної свідомості серед населення, аби зменшити обсяг відходів, ефективно використовувати ресурси та знижувати негативний вплив на природу.

Заходи запобігання забруднення навколишнього середовища.

На сьогодні закладено основні законодавчі передумови для модернізації державної системи заходів запобігання забрудненню навколишнього середовища.

Верховна Рада затвердила Основні засади (стратегію) державної екологічної політики України на період до 2030 року. [35]

Основні засади державної екологічної політики України на період до 2030 року визначають стратегічні пріоритети для забезпечення екологічної стійкості та покращення стану навколишнього середовища. Вони охоплюють такі напрямки, як зниження забруднення довкілля, захист природних ресурсів, адаптація до змін клімату, збереження біорізноманіття та розвиток системи управління відходами. Ціль політики – інтеграція екологічних принципів у всі сфери діяльності, забезпечення сталого розвитку та покращення якості життя громадян.

Однак для ефективного впровадження цих заходів потрібна комплексна робота на рівні урядів, громадськості та бізнесу. У цьому контексті важливими є наступні кроки:

1. Посилення законодавчого контролю. До нього відносяться відновлення екологічних норм, регулярний перегляд та адаптація законодавства для врахування новітніх технологій і сучасних методів управління відходами, створення нових нормативів, наприклад, ведення стандартів для зниження викидів парникових газів, контроль за використанням хімічних речовин, обмеження пластикових відходів та інші ініціативи.

2. Забезпечення фінансування та інвестицій. Державне фінансування програм направлено на виділення коштів для реалізації програм модернізації інфраструктури з очищення води, зменшення викидів і розвитку

енергоефективних технологій; інвестиції в екологічні стартапи для сприяння розвитку технологій, що знижують забруднення та підтримка стартапів, які займаються розробкою інновацій у сфері охорони довкілля.

3. Підвищення екологічної свідомості громадян. Проведення освітніх кампаній для всіх вікових груп, що роз'яснюють важливість збереження природи та способи мінімізації екологічного сліду. А також мобілізація місцевих громад для участі у заходах із прибирання, висаджування дерев і інших природоохоронних ініціативах.

4. Співпраця з міжнародними організаціями для виконання угод і протоколів, таких як Паризька угода, що спрямована на боротьбу зі змінами клімату, використання найкращих світових практик у сфері екологічного управління та боротьби з забрудненням.

5. Інноваційні технології та наука. Впровадження нових технологій для зменшення промислових викидів, очищення стічних вод і збереження біорізноманіття, підтримка наукових проєктів, спрямованих на розробку методів ефективного очищення води, відновлення екосистем і боротьбу з промисловим забрудненням.

6. Покращення управління відходами. Створення більш ефективних систем для сортування і переробки відходів, що дозволить зменшити обсяг сміття, яке потрапляє на звалища, заборона захоронення небезпечних відходів.

7. Розвиток зеленої економіки це - підтримка підприємств, що використовують екологічно чисті технології, у виробництві і логістиці, стимулювання «зелених» бізнесів. податок: Введення екологічних податків на забруднення і використання невідновлюваних ресурсів з метою зниження впливу на довкілля.

8. Розробка автоматизованих систем для контролю за рівнем забруднення повітря, води і ґрунтів.

9. Встановлення чітких правил для перевірки виконання екологічних норм та введення штрафів за їх порушення.

Підходячи до удосконалення інженерної охорони навколишнього середовища, необхідно усвідомлювати, що жодні системи очищення та безвідходні технології не зможуть відновити баланс біосфери, якщо будуть перевищені граничні показники зменшення природних, не змінених людською діяльністю екосистем. Цим порогом може бути використання понад 1% енергії біосфери та серйозні зміни більше 10% природних територій (правило одного і десяти відсотків). Тому технічні інновації не замінюють потребу у зміні пріоритетів розвитку суспільства, контролю за чисельністю населення та створенні заповідних зон.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі було досліджено, розроблено та реалізовано інформаційно-аналітичну систему прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж на основі математичної моделі прогнозної нейромережі.

Основні висновки за результатами роботи:

Проведено аналіз інформаційних потоків у соціальних мережах і методів прогнозування поведінки їх об'єктів. Визначено, що аналіз активності користувачів і популярності контенту має важливе значення для маркетингу, соціальних досліджень і бізнес-стратегій. Виявлено, що аналіз таких даних дозволяє ідентифікувати ключові закономірності поведінки користувачів, прогнозувати популярність контенту та управляти соціальними трендами. Обґрунтовано доцільність використання нейромережевих підходів, які забезпечують високу точність прогнозування.

Розроблено математичну модель прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж, що враховує ключові характеристики об'єктів (репости, лайки, коментарі) та екзогенні змінні (час публікації, значущі події). Для прогнозування трендів і взаємодій обрано рекурентну нейронну мережу, здатну обробляти неструктуровані дані та враховувати часову залежність подій. Модель дозволяє адаптуватися до змін у даних, забезпечуючи високу точність прогнозів демонструє високу адаптивність і точність.

Спроектовано архітектуру та розроблено інформаційну аналітичну систему для прогнозування. Розроблено базу даних для обробки великих обсягів даних із соціальних мереж, а також веб-додаток з інтуїтивно зрозумілим інтерфейсом для користувачів. Веб-додаток інтегрує інструменти для збору даних, їх аналізу та візуалізації прогнозів. Інтерфейс забезпечує зручність використання для кінцевих користувачів, надаючи доступ до прогнозів популярності контенту, аналітичних графіків ключових показників і прогнозування кількості репостів об'єктів соціальних мереж.

Проведено тренування та тестування моделі на реальних даних. Результати роботи моделі підтвердили її високу ефективність і точність прогнозування популярності контенту, досягнувши загальної точності 99,76%. Це підтверджує здатність моделі до обробки великих даних і врахування динаміки взаємодій у соціальних мережах.

Розроблена система може бути використана в різних сферах, таких як маркетинг, управління соціальними трендами, бізнес-аналітика, дослідження поведінки користувачів. Висока точність прогнозування робить систему перспективним інструментом для аналізу великих обсягів даних у соціальних мережах.

Система сприяє ефективному використанню даних із соціальних мереж для підвищення конкурентоспроможності бізнесу.

Використання системи дозволяє знижувати витрати на маркетингові дослідження, оптимізувати бізнес-процеси та підвищувати конкурентоспроможність компаній, що використовують дані соціальних мереж у своїй діяльності. Використання системи дозволяє знизити витрати на аналіз великих обсягів даних, підвищити якість прийняття рішень у маркетингових і бізнес-процесах. Завдяки автоматизації обробки даних досягається значне зменшення часу, необхідного для аналізу.

У роботі запропоновано комплексний підхід до прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж, який об'єднує сучасні методи аналізу великих даних, рекурентні нейронні мережі та інформаційно-аналітичні системи.

Загалом виконана робота підтверджує доцільність використання нейронних мереж для аналізу та прогнозування трендів у соціальних мережах, а також відкриває перспективи для подальших досліджень у цій галузі.

Розроблена система є ефективним інструментом для вирішення задач прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж. Результати роботи відкривають можливості для адаптації системи до інших платформ (наприклад, Instagram, Facebook) і задач (прогнозування поведінки окремих користувачів, аналіз соціальних взаємодій, моніторинг ризиків).

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Данько Ю. Соціальні мережі як форма сучасної комунікації: плюси і мінуси / Ю. Данько // Сучасне суспільство. 2012. Вип. 2. С. 179-184.
2. Мостова А. Д. Оцінювання ефективності просування бізнесу в соціальних мережах. Економіка і суспільство. 2022. № 43. С. 18. URL: <http://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/1714>
3. Костинець Ю. В, Колесник Б. О. Соціальні мережі як інструментарій. Економіка та управління національним господарством. 2020. № 1(223). С. 102–108. URL: <https://search.proquest.com/openview/a606eal3459dbbf4e02199f2c8a8358/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2035679>
4. Балабанов О. С. Аналітика великих даних: принципи, напрямки і задачі (огляд). Проблеми програмування. 2019. № 2. С. 47–68. DOI: <https://doi.org/10.15407/pp2019.02.047>.
5. Вэй Тан, Брайан Блейк, ИманСалех. Аналитика Больших Данных и социальные сети // Открытые системы. СУБД. 2013. № 8. С. 37–41. URL: <http://www.osp.ru/os/2013/08/13037856>
6. Долінська Л.В., Ковальчук В.В. Вступ в теорію систем і теорію правління. – Одеса: Одеса: Видавець Букаєв Вадим Вікторович, 2010. – 205 с.
7. Барсегян А.А. Куприянов М.С. Степаненко В.В. Технологии анализа данных: Data Mining, Visual Mining, Text Mining, OLAP. – СПб: БХВ–Петербург, 2008.
8. Дослідження нейромережових методів у задачах прогнозування [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://lib.chmnu.edu.ua/pdf/naukpraci/computer/2009/106-93-17.pdf>
9. Соколовська З.М., Андрієнко В. М., Івченко І. Ю., Клепікова О. А., Яценко Н. В. "Математичне та комп'ютерне моделювання економічних процесів: [Монографія]", Одеса: "Астропринт", 2016. 273 с.
10. Smith J. The Impact of Social Media on Society. Advancements in Computer

11. Science and Information Technology / Smith., 2020.
12. Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми : навчальний посібник. Київ: «Маклаут», 2008. 364 с.
13. Xianjun Ni Research of Data Mining Based onNeural Networks // World Academy of Science, Engineeringand Technology. – 2008. – № 39. – Р. 381-384
14. Івченко І.Ю., Гайдаєнко О.В., Книрик Н.Р, Морозова Г.С., Грибенюк Д.М. Прогнозування поведінки об'єктів соціальних мереж. Khmelnytskyi National University. Technical Sciences, 341(5), С. 317-321. DOI 10.31891/2307-5732-2024-341-5-46 URL: <https://heraldts.khmnu.edu.ua/index.php/heraldts/article/view/552>
15. Дослідження нейромережевих методів у задачах прогнозування [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://lib.chmnu.edu.ua/pdf/naukpraci/computer/2009/106-93-17.pdf>
16. Xianjun Ni Research of Data Mining Based onNeural Networks // World Academy of Science, Engineeringand Technology. – 2008. – № 39. – Р. 381-384.
17. Вітлінський В.В. Штучний інтелект у системі прийняття управлінських рішень. Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. 2012. № 1. С. 97-118.
18. Івченко І.Ю., Міхлеєв І.Л. Прогнозування популярності контенту в соціальних мережах на основі обробки великих даних Інформаційні технології: моделі, алгоритми, системи // (ITMAS – 2024) Матеріали V Всеукраїнської науково-практичної інтернет конференції (30-31 жовтня 2024 р.). – Миколаїв: НУК імені адмірала Макарова, 2024. С. 214 – 214 URL: <https://itconf.nuos.edu.ua/2024/proceedings>
19. Стратегія і основні кроки при розробці web-сайту [Електронний ресурс].–Режим доступу: <http://ruszura.in.ua/neobhidno-znaty/strategiya-i-osnovni-kroky-pry-rozrobsiweb-sajta.HTML>.
20. Биков В.Ю., Лапінський В.В. Методологічні та методичні основи створення і використання електронних засобів навчального призначення // Комп'ютер у школі та сім'ї. — №3 . — 2012. С. 3-6..

21. ІСнитюк В. Є. Ковальчук В.В. Основи наукових досліджень. – К: ВД „Слово”, 2009. – 237 с. Hullmann A. Trends in Information and Communication Technology on Disability Policy and Practice. National Council on Disability, Washington DC., 2006.-P.1-55.
22. Дослідження нейромережових методів у задачах прогнозування [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://lib.chmnu.edu.ua/pdf/naukpraci/computer/2009/106-93-17.pdf>
23. Лук'яненко І. Г., Жук В. М. Аналіз часових рядів. Частина перша : Побудова ARIMA, ARCH/GARCH моделей з використанням пакета E.Views 6.0. Практичний посібник для роботи в комп'ютерному класі / І. Г. Лук'яненко, В. М. Жук. – К. : НаУКМА ; Аграр Медіа Груп, 2013. – 187 с.
24. MySQL. Довідник. MySQL AB. — М: «Вільямс», 2006 — 521 с.
25. Роберт Шелдон, Джофрей Мойе MySQL: базовый курс Beginning MySQL.
26. Р. Шелдон, Д. Мойе — М.: «Диалектика» 2007. — 880 с.
27. Івченко І. Ю., Івченко О. І., Радкевіч І.О. Використання інтернет технологій для діагностики та прогнозування процесів прийняття бізнес-рішень. Причорноморські економічні студії. Сері: Економіка, том 27. Випуск 81. 2023. р. 224-228. URL: http://bses.in.ua/journals/2023/81_2023/37.pdf DOI: <https://doi.org/10.32782/bses.81-35>
28. Борщ В. І. Аналітичний інструментарій оцінки ефективності систем управління підприємством в інноваційній економіці. Праці Одеського політехнічного університету. 2012. № 2 (39). С. 318–325. URL: <http://pratsi.opu.ua/app/webroot/articles/1364640463.pdf> (дата звернення: 03.03.2020).
29. Закон України «Про охорону праці» від 14.10.1992 №2694-12.
30. Раевский В.С. Физиологические основы организации рациональных режимов труда и отдыха.//Улучшение условий труда и организация рациональных режимов труда и отдыха на промышленных предприятиях. - М., 1973. - С.77-87.

31. Ruczynski M. Warunki pracy pizi monitorach ekranowich//Bezpieczenstwo pracy. - 1985. - N 1. - P.3-6.
32. VDU vetted by the unions//Social and Labour Bulletin. - Geneva. - 1985. - N 2 - 6p.
33. Офіційний портал Верховної Ради України/
<https://zakon.rada.gov.ua/rada/show/v0007282-98#Text>
34. <https://mepr.gov.ua/wp-content/uploads/2023/01/Natsdopovid-2021-n.pdf>
35. Верховна Рада затвердила Основні засади (стратегію) державної екологічної політики України на період до 2030 року.
[ttps://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2697-19#Text.]

ДОДАТКИ

Додаток А

Реалізація інтерфейсу першої сторінки веб-додатку (HTML, CSS і JavaScript)

```

<!DOCTYPE html>
<html lang="uk">
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
  <title>Dashboard</title>
  <style>
    body {
      font-family: Arial, sans-serif;
      margin: 0;
      background-color: #f7f8fa;
    }

    .sidebar {
      width: 250px;
      height: 100vh;
      background-color: #ffffff;
      border-right: 1px solid #ddd;
      position: fixed;
      padding: 20px;
    }

    .sidebar h2 {
      font-size: 18px;
      margin-bottom: 20px;
    }

    .sidebar a {
      display: block;
      color: #555;
      text-decoration: none;
      margin-bottom: 15px;
      padding: 10px;
      border-radius: 5px;
    }

    .sidebar a:hover {
      background-color: #eef;
    }

    .main {
      margin-left: 260px;
      padding: 20px;
    }

    .header {
      display: flex;
      justify-content: space-between;
      align-items: center;
      padding: 10px 0;
      border-bottom: 1px solid #ddd;
    }

    .card {
      background-color: #ffffff;
      border: 1px solid #ddd;
      border-radius: 8px;
      padding: 15px;
      margin-bottom: 20px;
    }

    .tabs {
      display: flex;
      gap: 10px;
      margin-bottom: 20px;
    }

    .tab {
      padding: 10px 20px;
  
```

продовження додатку А

```

border: 1px solid #ddd;
background-color: #ffffff;
cursor: pointer;
border-radius: 5px;
}

.tab.active {
background-color: #eef;
font-weight: bold;
}

.table {
width: 100%;
border-collapse: collapse;
margin-top: 10px;
}

.table th, .table td {
border: 1px solid #ddd;
padding: 10px;
text-align: left;
}

.table th {
background-color: #f1f1f1;
}
</style>
</head>
<body>
<div class="sidebar">
<h2>Меню</h2>
<a href="#">Пам'ять</a>
<a href="#">Статистика</a>
<a href="#">Відео</a>
<a href="#">Інфлюенсери</a>
<a href="#">Звуки</a>
<a href="#">Проблеми</a>
<a href="#">Угоди завершення</a>
</div>

<div class="main">
<div class="header">
<h1>Аналітика</h1>
<button>Відео-інструкція</button>
</div>

<div class="card">
<h3>Привіт, Ірина!</h3>
<p>У вас немає активного плану.</p>
<button>Твій профіль</button>
</div>

<div class="tabs">
<div class="tab active" onclick="showTab('sounds')">Звуки</div>
<div class="tab" onclick="showTab('influencers')">Інфлюенсери</div>
<div class="tab" onclick="showTab('videos')">Відео</div>
</div>

<div id="sounds" class="content">
<h3>Звуки дня</h3>
<table class="table">
<thead>
<tr>
<th>Трек</th>
<th>Всього відео</th>
<th>Зміна</th>
</tr>
</thead>
<tbody>
<tr>
<td>Мій Джеппі</td>
<td>3.8K</td>
<td>+150</td>
</tr>

```

продовження додатку А

```

        <tr>
          <td>Дивись на мене</td>
          <td>349.1K</td>
          <td>+130</td>
        </tr>
      </tbody>
    </table>
  </div>

  <div id="influencers" class="content" style="display: none;">
    <h3>Інфлюенсери</h3>
    <p>Дані про інфлюенсерів...</p>
  </div>

  <div id="videos" class="content" style="display: none;">
    <h3>Відео</h3>
    <p>Дані про відео...</p>
  </div>

  <script>
    function showTab(tabId) {
      document.querySelectorAll('.tab').forEach(tab => {
        tab.classList.remove('active');
      });
      document.querySelectorAll('.content').forEach(content => {
        content.style.display = 'none';
      });
      document.querySelector('.tab[onclick="showTab(' + tabId + ')"'].classList.add('active');
      document.getElementById(tabId).style.display = 'block';
    }
  </script>
</body>
</html>

```


Додаток Б

Реалізація методів методів:

viewTrends(): List , filterData(criteria: String): List, downloadReport(): File

```
using System;
using System.Collections.Generic;
using System.IO;

public class TrendAnalyzer
{
    // Метод для перегляду трендів
    public List<string> ViewTrends()
    {
        // Приклад отримання списку трендів
        List<string> trends = new List<string>
        {
            "Trend1",
            "Trend2",
            "Trend3"
        };
        return trends;
    }

    // Метод для фільтрації даних за критеріями
    public List<string> FilterData(string criteria)
    {
        // Приклад даних
        List<string> allData = new List<string>
        {
            "Trend1 - Category: Music",
            "Trend2 - Category: Dance",
            "Trend3 - Category: Music"
        };

        // Фільтруємо за критеріями
        List<string> filteredData = allData.FindAll(data => data.Contains(criteria));
        return filteredData;
    }

    // Метод для завантаження звіту
    public FileInfo DownloadReport()
    {
        // Створюємо звіт у вигляді текстового файлу
        string filePath = "Report.txt";
        File.WriteAllText(filePath, "This is your report content.");
        return new FileInfo(filePath);
    }
}

class Program
{
    static void Main()
    {
        TrendAnalyzer analyzer = new TrendAnalyzer();
    }
}
```

продовження додатку Б

```
// Виклик методу перегляду трендів
List<string> trends = analyzer.ViewTrends();
Console.WriteLine("Trends:");
foreach (var trend in trends)
{
    Console.WriteLine(trend);
}

// Виклик методу фільтрації даних
string criteria = "Music";
List<string> filteredData = analyzer.FilterData(criteria);
Console.WriteLine("\nFiltered Data:");
foreach (var data in filteredData)
{
    Console.WriteLine(data);
}

// Виклик методу завантаження звіту
FileInfo report = analyzer.DownloadReport();
Console.WriteLine($"{report.FullName}");
}
}
```