

МІНІСТЕРСТВО ФІНАНСІВ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ ПОДАТКОВИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ФАКУЛЬТЕТ ФІНАНСІВ ТА ЦИФРОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ І
СИСТЕМ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
на тему:

Система прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в
інформаційних веб-порталах

Здобувача вищої освіти другого (магістерського) рівня,
II курсу, групи КМІ-23-1, спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»,
освітня програма «Інформаційні управляючі системи і технології в економіці»



(підпис)

Павленка Михайла
Дмитровича

(прізвище, ім'я, по батькові)

Науковий керівник



(підпис)

Ніжегородцев Владислав
Олександрович к.пед.н.,
доцент

(прізвище, ім'я, по батькові,
науковий ступінь, вчене звання)

Керівник
освітньо-професійної
програми



(підпис)

Горбовий Артур Юліанович,
д.т.н. професор

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий
ступінь, вчене звання)

Допущено до захисту за рішенням кафедри протокол від «10» січня 2025
№11

Завідувач кафедри



(підпис)

Філоненко Михайло
Миколайович, к.ф.-м.н.,
доцент

(прізвище, ім'я, по батькові,
науковий ступінь, вчене звання)

Ірпінь – 2025

Реєстрація № 20

27.01.2025

(дата)



(підпис відповідальної особи)

Результати перевірки

до захисту

(до захисту, на доопрацювання)

27.01.2025

(дата)



(підпис)

Результат захисту

4 (добре)

(оцінка)

05.02.2025

(дата)



(підпис)

Голова комісії:



(підпис)

В.М. Франчук

Члени комісії:



(підпис)

А.Ю. Горбовий



(підпис)

М.М. Філоненко



(підпис)

І.Д. Погореловська

БЛАНК ОЦІНЮВАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Об'єкти контролю	Діапазон оцінки в балах	Фактична кількість балів	Примітки	Дата, П.І.Б.: керівника, голови комісії членів комісії, секретаря, (підписи)
ОЦІНЮВАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ КОМІСІЄЮ ПО ЗАХИСТУ				
1. Зміст кваліфікаційної роботи (якість теоретичного матеріалу, його зв'язок з практичним, вміння представляти матеріал в логічній послідовності, наявність висновків та пропозицій)	від 0 до 30	20		<div style="text-align: right;">05.02.2025</div> <div style="display: flex; justify-content: space-between;"> <div> Франчук В.М. Горбовий А.Ю. Філоненко М.М. Погореловська І.Д. Суховецька Л.П. </div> <div>      </div> </div>
2. Дотримання вимог щодо оформлення	від 0 до 10	7		
3. Вчасне виконання роботи на всіх етапах у встановлені кафедрою терміни	від 0 до 5	3		
4. Рецензент	від 0 до 5	4		
РАЗОМ БАЛІВ	від 0 до 50	34		

Оцінювання кваліфікаційної роботи науковим керівником - 36 балів.

ПЕРЕВЕДЕННЯ ОЦІНКИ ЗА 100-БАЛЬНОЮ ШКАЛОЮ ДО НАЦІОНАЛЬНОЇ ШКАЛИ ТА ШКАЛИ ЄКТС

Оцінка за 100-бальною шкалою	Оцінка за шкалою ЄКТС	Оцінка за національною шкалою	Дата	П.І.Б.: голови, членів комісії, секретаря, (підпис)
70	C	4 (добре)	05.02.2025	<div style="display: flex; justify-content: space-between;"> <div> Франчук В.М. Горбовий А.Ю. Філоненко М.М. Погореловська І.Д. Суховецька Л.П. </div> <div>      </div> </div>

ПРАВИЛА ПЕРЕВЕДЕННЯ ОЦІНОК ДО НАЦІОНАЛЬНОЇ ШКАЛИ ТА ШКАЛИ ЄКТС

Оцінка за 100-бальною шкалою	Оцінка за шкалою ЄКТС	Оцінка за національною шкалою
90-100	A	5 (відмінно)
80-89	B	4 (добре)
70-79	C	
60-69	D	3 (задовільно)
50-59	E	
35-49	FX	2 (незадовільно)

Факультет фінансів та цифрових технологій
Кафедра комп'ютерних та інформаційних технологій і систем
Галузь знань 12 «Інформаційні технології»
Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»
Освітня програма «Інформаційні управляючі системи і технології в економіці»

Затверджую

Завідувач кафедри  Філоненко М.М.

«23» грудня 2023

**Завдання на кваліфікаційну роботу
здобувачу вищої освіти**

Павленку Михайлу Дмитровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема кваліфікаційної роботи Система прогнозування користувацьких вподобань на основ їх дій в інформаційних веб-порталах.

Затверджена наказом ректора від «20» грудня 2023 № 1701

2. Строк здачі закінченої роботи «7» січня 2025

3. Мета роботи Аналіз та побудова системи для прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в інформаційних веб-порталах.

Об'єкт дослідження Процес прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в Facebook.

Предмет дослідження Математичний метод прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в Facebook.

4. Вихідні дані до роботи інформаційні дані списку рекомендацій користувачам

5. Перелік графічного матеріалу Рисунки, таблиці, формули, код програми.

6. Зміст кваліфікаційної роботи (перелік питань за кожним розділом)

Вступ

Розділ 1. Теоретико-методологічні засади прогнозування користувацьких вподобань в інформаційних веб-порталах

1.1 Теоретичні основи формування користувацьких вподобань в інформаційних веб-порталах

1.2 Вплив інформаційних веб-порталів на самоідентифікацію користувачів

1.3 Роль контенту та взаємодії у формуванні користувацьких вподобань

Розділ 2. Напрями прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в соціальних мережах

2.1 Моделі аналізу соціальних мереж

2.2 Напрями поширення інформації у соціальних мережах

2.3 Опис застосування SIR-моделі у соціальних мережах

Розділ 3. Прогнозування користувацьких вподобань у соціальних мережах

3.1 Постановка задачі та вибір методів розв'язання

3.2 Побудова програмного коду

3.3 Тестування програмного забезпечення

3.4 Аналіз груп у соціальних мережах за допомогою SIR-моделі

Висновки

Список використаних джерел

Додаток А. Код програми

Додаток Б. Код візуального інтерфейсу

7. Календарний план виконання роботи

№ п/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	
		За планом	Фактич
1	2	3	4
1	Вибір теми, підбір літературних джерел, формування структури кваліфікаційної роботи	До 15.12.2023	15.12.2023
2	I розділ (розкрити сутність і стан дослідження наукової проблематики роботи, після чого навести її загальну характеристику; огляд літератури за темою і вибір конкретних напрямів досліджень)	27.05.2024	27.05.2024
3	II розділ (аналіз експериментальної частини про методики досліджень)	02.09.2024	02.09.2024
4	III розділ (проведені теоретичні і (або) експериментальні дослідження та проектні рішення)	18.11.2024	18.11.2024
5	Висновки	10.12.2024	10.12.2024
6	Доопрацювання роботи з урахуванням зауважень наукового керівника	23.12.2024	23.12.2024
7	Отримання відгуку керівника	28.01.2025	28.01.2025
8	Отримання зовнішньої рецензії	31.01.2025	31.01.2025

8. Дата видачі завдання «23» грудня
2023

9. Керівник кваліфікаційної роботи

10. Керівник освітньо-професійної
програми

11. Завдання до виконання отримав
здобувач вищої освіти


(підпис)

Ніжегородцев В.О.
(прізвище, ініціали)


(підпис)

Горбовий А.Ю.
(прізвище, ініціали)


(підпис)

Павленко М.Д.
(прізвище, ініціали)

АНОТАЦІЯ

Система прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в інформаційних веб-порталах

Мета роботи полягає аналізі та побудові системи для прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в інформаційних веб-порталах.

Завданнями роботи є: проведення аналізу предметної області, описати застосування SIR-моделі у соціальних мережах, проаналізувати напрями поширення інформації у соціальних мережах, скласти систему для прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в соціальних мережах.

Предметом дослідження математичний метод прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в Facebook.

Об'єктом дослідження є процес прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в Facebook.

За результатами дослідження сформульовані етапи створення та впровадження моделі рекомендацій.

Одержані результати можуть бути використані платформами онлайн торгівлі та розробники веб-ресурсів з пошуковими системами.

Кваліфікаційна робота містить 50 сторінок, 8 рисунки, список використаних джерел з 30 найменувань, 2 додатки.

Ключові слова: система рекомендацій, модель рекомендаційної системи, додаток для електронного навчання, середовище програмування Visual Studio, мова програмування Python, модель рекомендацій.

Рік виконання кваліфікаційної роботи 2024

Рік захисту роботи 2025

ABSTRACT

A system for predicting user preferences based on their actions on informational web-portals.

The purpose of the work is to analyzing and building a system for predicting user preferences based on their actions on informational web portals.

The tasks of the work are: conducting an analysis of the subject area, describing the application of the SIR model in social networks, analyzing the directions of information dissemination in social networks, and developing a system for predicting user preferences based on their actions in social networks.

The subject of a mathematical method for predicting user preferences based on their actions on Facebook.

The object of the process of predicting user preferences based on their actions on Facebook.

Based on the results of the research, the stages of creating and implementing a recommendation model have been formulated.

The obtained results can be used by online trading platforms and web resource developers with search engines.

The qualification work contains 50 pages, 8 figures, a list of used sources from 30 titles, 2 appendix.

Keywords: recommendation system, recommendation system model, e-learning application, Visual Studio programming environment, Python programming language, recommendation model.

The year of performance of qualification work is 2024

The year of job protection is 2025

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ПРОГНОЗУВАННЯ КОРИСТУВАЦЬКИХ ВПОДОБАНЬ В ІНФОРМАЦІЙНИХ ВЕБ-ПОРТАЛАХ.	6
1.1. Теоретичні основи формування користувацьких вподобань в інформаційних веб-порталах.....	6
1.2. Вплив інформаційних веб-порталів на самоідентифікацію користувачів.....	9
1.3. Роль контенту та взаємодії у формуванні користувацьких вподобань.....	11
РОЗДІЛ 2. НАПРЯМИ ПРОГНОЗУВАННЯ КОРИСТУВАЦЬКИХ ВПОДОБАНЬ НА ОСНОВІ ЇХ ДІЙ В СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ.....	16
2.1. Моделі аналізу соціальних мереж.....	16
2.2. Напрями поширення інформації у соціальних мережах.....	21
2.3. Опис застосування SIR-моделі у соціальних мережах.....	30
РОЗДІЛ 3. ПРОГНОЗУВАННЯ КОРИСТУВАЦЬКИХ ВПОДОБАНЬ У СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ.....	36
3.1. Постановка задачі та вибір методів розв'язання.....	36
3.2. Побудова програмного коду.....	37
3.3. Тестування програмного забезпечення.....	39
3.4. Аналіз груп у соціальних мережах за допомогою SIR-моделі.....	42
ВИСНОВКИ.....	48
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	50
ДОДАТКИ.....	53

ВСТУП

Актуальність теми. Актуальність дослідження системи прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в інформаційних веб-порталах полягає в тому, що сучасні інформаційні системи зіткнулися з проблемою величезної кількості даних, які необхідно обробляти та аналізувати для надання користувачам персоналізованих рекомендацій та послуг.

Інформаційні веб-портали, такі як новинні сайти, блоги та соціальні мережі, накопичують величезну кількість даних про поведінку користувачів, включаючи їхні дії, такі як перегляд статті, коментування, оцінювання тощо. Ці дані можуть бути використані для створення системи прогнозування користувацьких вподобань, яка б допомогла підвищити ефективність рекомендаційних систем та покращити досвід користувачів.

Система прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в інформаційних веб-порталах має декілька переваг. Вона дозволяє підвищити точність рекомендацій, надаючи користувачам більш відповідні пропозиції, допомагає підвищити рівень задоволеності користувачів, надаючи їм можливість отримувати інформацію, яка відповідає їхнім інтересам та уподобанням. Дана система може бути використана для підвищення ефективності маркетингових кампаній, надаючи підприємствам можливість краще розуміти поведінку своїх клієнтів та розробляти більш ефективні стратегії.

У сучасному світі, де інформаційні системи стають все більш складними та інтелектуальними, дослідження системи прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в інформаційних веб-порталах має велике значення для розвитку нових технологій та послуг. Це дослідження може допомогти підприємствам та організаціям краще розуміти поведінку своїх клієнтів та розробляти більш ефективні стратегії для підвищення рівня задоволеності користувачів та підвищення ефективності рекомендаційних систем.

Стан і ступінь розробки проблеми в спеціальній літературі. Розробкою даної проблеми займалося багато науковців, представники різних галузей науки. Такі вітчизняні вчені як: О. В. Запорожченко, В. В. Кириченко, А. О. Краснякова, Н. С. Малєєва, О. С. Онищенко, В. М. Горovий, В. І. Попик та інші, розглядають проблеми інтернет-комунікацій, проблеми спілкування та взаємозв'язок користувачів у мережі, вплив соціальних мереж на особистість користувачів та прогнозування користувацьких вподобань.

Мета дослідження – аналіз та побудова системи для прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в інформаційних веб-порталах.

Завдання дослідження:

- вивчити теоретичні основи формування користувацьких вподобань в інформаційних веб-порталах;
- описати вплив інформаційних веб-порталів на самоідентифікацію користувачів;
- визначити роль контенту та взаємодії у формуванні користувацьких вподобань;
- дослідити моделі аналізу соціальних мереж;
- проаналізувати напрями поширення інформації у соціальних мережах;
- описати застосування SIR-моделі у соціальних мережах;
- скласти систему для прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в соціальних мережах.

Об'єкт дослідження – процес прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в Facebook.

Предмет дослідження – математичний метод прогнозування користувацьких вподобань на основі їх дій в Facebook.

Методи дослідження: аналіз наукової літератури; опис, збирання та аналіз отриманих матеріалів; структурування отриманих даних; практична реалізація моделі.

Наукова новизна даного дослідження полягає у впровадженні SIR-моделі, традиційно використовуваної в епідеміології, для аналізу та прогнозування динаміки користувацьких вподобань у соціальних мережах. Використання цієї моделі дозволяє не лише описати процес поширення інформації, але й зробити висновки про поведінку користувачів, а також про фактори, що впливають на їхні рішення щодо підписки та відписки. Дослідження акцентує увагу на важливості параметрів моделі, таких як коефіцієнти поширення інформації, підписування та відписування, які були отримані на основі реальних спостережень за групами новин у соціальних мережах.

Практична значимість роботи полягає в розробці інструменту, що дозволяє підприємствам і маркетологам ефективно аналізувати ринок реклами в соціальних мережах. Програма забезпечує можливість прогнозування динаміки підписників, що є критично важливим для планування рекламних кампаній і оптимізації витрат на рекламу. Завдяки зрозумілому інтерфейсу та простоті використання, навіть користувачі без спеціальних знань у математиці чи маркетингу можуть легко заповнити необхідні поля та отримати аналітичні результати. Це відкриває нові можливості для малих і середніх бізнесів, які прагнуть залучити нових клієнтів через соціальні мережі, а також для великих компаній, які можуть використовувати дані для більш цілеспрямованого та ефективного просування своїх товарів і послуг. Таким чином, результати дослідження можуть сприяти підвищенню ефективності рекламних кампаній і, відповідно, збільшенню прибутковості підприємств.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ ПРОГНОЗУВАННЯ КОРИСТУВАЦЬКИХ ВПОДОБАНЬ В ІНФОРМАЦІЙНИХ ВЕБ-ПОРТАЛАХ

1.1. Теоретичні основи формування користувацьких вподобань в інформаційних веб-порталах

Інтернет як комунікаційне середовище має безліч переваг, які останнім часом прийнято об'єднувати поняттям «віртуальна культура».

До цих переваг можна віднести «доступність», «творчу самореалізацію», «знищення просторово-часових кордонів». Але серед видимих переваг багатьма вченими відзначаються і проблемні сторони «нової культури»: зняття заборон та цензури на поведінку та як наслідок зміни особистості користувача Інтернету. Так одночасно з «ною культурою» з'являється і нова особистість – «віртуальна особистість», символічні межі якої не визначаються лише Інтернетом [14, с. 86].

Інтернет представлений різними формами споживчої активності, серед яких є соціальні послуги. На сьогоднішній день простори мережі Інтернет мають чимало соціальних сервісів, сформованих для спілкування та обміну інформацією та об'єднаних поняттям «онлайн-комунікації»: соціальні мережі, онлайн-месенджери, форуми, інтернет-спільноти, електронна пошта тощо [4, с. 13]. Ці майданчики для комунікативного спілкування виникли у зв'язку з об'єднанням комп'ютерів у мережі. Наслідком цього стало те, що користувачі Інтернету перебувають у соціальних Інтернет-мережах регулярно, при цьому спілкування не обмежується листуванням користувачів, оскільки меню соціальних мереж різноманітно і включає новини розважальних та інформаційних порталів, контент сторінок інших користувачів мережі, наповнений фотографіями, коментарями та записами.

Веб-портали – це інтерактивні веб-сайти, які надають користувачам доступ до різноманітної інформації, ресурсів і послуг в одному місці. Вони зазвичай об'єднують різні типи контенту, такі як новини, статті, відео,

форуми, блоги, бази даних, а також можливості для взаємодії з користувачами через коментарі, обговорення та соціальні мережі.

Формування користувацьких вподобань в інформаційних веб-порталах є складним і багатогранним процесом, що включає в себе взаємодію між користувачами, контентом та технологічними системами. В умовах стрімкого зростання обсягу інформації в Інтернеті, веб-портали стали важливими платформами, які надають користувачам можливість отримувати, обробляти та взаємодіяти з різноманітним контентом.

Процес формування користувацьких вподобань починається з аналізу поведінки користувачів на веб-порталах. Користувачі здійснюють різноманітні дії, такі як перегляд статей, коментування, оцінювання контенту, підписка на новини та участь у дискусіях. Ці дії генерують дані, які можуть бути використані для виявлення вподобань користувачів. Застосування методів аналізу даних, таких як машинне навчання та алгоритми рекомендацій, дозволяє виявляти патерни в поведінці користувачів та формувати моделі, які прогнозують їхні майбутні вподобання.

Крім того, важливу роль у формуванні вподобань відіграє персоналізація контенту. Сучасні веб-портали використовують алгоритми, які адаптують інформацію відповідно до інтересів і поведінки конкретного користувача. Це може включати рекомендації статей, які ґрунтуються на попередніх переглядах, а також на основі схожих вподобань інших користувачів. Персоналізація не лише підвищує релевантність контенту, але й сприяє підвищенню залученості та задоволеності користувачів.

Соціальні фактори також мають значний вплив на формування користувацьких вподобань. Взаємодія з іншими користувачами, обговорення та обмін думками можуть змінювати сприйняття контенту та формувати нові вподобання. Соціальні мережі, інтегровані в веб-портали, сприяють створенню спільнот, де користувачі можуть ділитися своїми думками та рекомендаціями, що в свою чергу впливає на їхні вподобання.

Не менш важливим є аспект зворотного зв'язку. Веб-портали, які забезпечують можливість коментування та оцінювання контенту, отримують безпосередній зворотний зв'язок від користувачів. Цей зворотний зв'язок може бути використаний для корекції контентної стратегії, що дозволяє веб-порталам адаптуватися до змінюваних вподобань і потреб аудиторії.

Визначаючи специфіку соціальних мереж, варто звернути увагу на характерні риси цього феномена [3]:

- Особистий профіль користувача. Кожна соціальна мережа має на увазі реєстрацію користувача на сайті, в процесі якої необхідно вказати реальні персональні дані: ПІБ, дату та місце народження, сімейне становище, місце навчання/роботи. За бажання людина, як правило, має можливість розповісти про себе докладніше: поділитися життєвими поглядами, розповісти про інтереси та хобі.
- Широкий спектр можливостей обмінюватись інформацією. Користувач соціальних мереж має масу можливостей для комунікації. Серед них: розміщення текстів, фотографій, відеозаписів та музичних композицій, створення блогів та мікроблогів, організація тематичних співтовариств.
- Можливість задавати та підтримувати «список друзів». Користувач соціальної мережі має можливість самостійно визначати аудиторію, на яку спрямовані його повідомлення.

Таким чином, користувач соціальної мережі має свободу поводитися у віртуальному середовищі так, як він забажає, створювати такий образ і підтримувати такий імідж, який здасться йому найвигіднішим. З точки зору впливу соціальних мереж на свідомість громадян, потрібно зазначити, що відображення реальних персональних даних та використання різноманітних мультимедіа можливостей робить повідомлення, що публікуються максимально переконливими, а можливість самостійно формувати список друзів збільшує ефективність звернення до цільової аудиторії [6, с. 33].

1.2. Вплив інформаційних веб-порталів на самоідентифікацію користувачів

Самоідентифікація особистості на веб-порталах є складним і багатогранним процесом, який відображає не лише індивідуальні особливості, але й соціальні контексти, в яких ці особистості функціонують.

Дослідження самоідентифікації на веб-порталах може допомогти виявити, як користувачі конструюють своє «я» у віртуальному просторі. Віртуальний простір пропонує користувачам унікальну можливість для експериментування з різними аспектами своєї особистості, що дозволяє їм створювати множинні ідентичності, які можуть варіюватися залежно від контексту, аудиторії та обраної платформи.

Крім того, важливо враховувати, що самоідентифікація на веб-порталах не є статичною; вона може змінюватися в залежності від контексту, аудиторії та соціальних норм. Користувачі часто адаптують свої профілі та контент, щоб відповідати очікуванням своїх підписників або для того, щоб отримати визнання та схвалення. Це може призводити до створення ідеалізованих версій себе, що, в свою чергу, може впливати на їхнє психічне здоров'я, самооцінку та міжособистісні стосунки.

Дослідження самоідентифікації на веб-порталах також відкриває нові горизонти для розуміння соціальних динамік. Наприклад, аналіз контенту може виявити, як на веб-порталах сприяють формуванню спільнот на основі спільних інтересів, цінностей або досвіду. Взаємодія між користувачами, коментарі та реакції на публікації створюють нові форми соціальної підтримки та взаємодії, які можуть зміцнити або, навпаки, послабити ідентичність особистості.

Одна з найважливіших речей, яку користувач шукає на веб-порталах – це анонімність. Деякі дослідники пов'язують це з тим, що анонімність допомагає користувачам створювати ідеальні образи, за допомогою яких вони можуть презентувати себе, а також пробувати

привласнювати нові якості, не властиві їм у реальному житті. Але дуже часто людина стає залежною від створених нею віртуальних особистостей. На основі цього припущення було проведено невелике дослідження Ю. Якущенком та К. Глущенком, в якому проводилося спостереження за двома напрямками [15, с. 414]:

- сприйняття свого образу учасниками;
- сприйняття цього спостерігачами.

Отримані результати лише підтвердили, що користувачі соціальних мереж дійсно представляють у соціальних мережах ті образи, які хотіли б бачити насправді.

Треба сказати, що процес самоідентифікації в онлайн-середовищі часто пов'язаний із взаємодією користувачів з контентом, а також із соціальною динамікою, що існує в межах веб-порталів. Користувачі мають можливість формувати свої профілі, вибирати аватари, ділитися особистими думками, фотографіями та досвідом, що сприяє створенню унікального цифрового «я». Цей процес може бути розглянутий через призму теорії соціального конструктивізму, яка стверджує, що ідентичність формується через соціальні взаємодії та контекстуальні фактори.

Дослідження самоідентифікації також підкреслює роль анонімності, яка є характерною рисою багатьох веб-порталів. Анонімність може надавати користувачам свободу вираження, дозволяючи їм досліджувати різні аспекти своєї особистості без страху перед осудом. Це може призводити до більш відкритого обговорення особистих тем, таких як сексуальність, політичні погляди або соціальні проблеми, що в свою чергу може сприяти формуванню нових ідентичностей, які можуть не відповідати традиційним соціальним нормам.

Однак, незважаючи на позитивні аспекти анонімності, існують також ризики, пов'язані з формуванням самоідентифікації в онлайн-середовищі. Користувачі можуть піддаватися тиску з боку однолітків або соціальних

груп, що може призводити до конформізму або до створення фальшивих ідентичностей, які не відображають їх справжніх переконань і почуттів.

Важливим аспектом дослідження самоідентифікації є також вплив алгоритмів та технологій, які формують контент, доступний користувачам. Персоналізація контенту, заснована на даних про поведінку користувачів, може впливати на те, як вони сприймають себе і свою ідентичність. Наприклад, якщо алгоритми пропонують користувачам контент, що відповідає певним стереотипам або обмеженим уявленням про ідентичність, це може сприяти формуванню одновимірного образу «я», що не відображає багатогранності особистості.

Таким чином, дослідження самоідентифікації на веб-порталах відкриває нові горизонти для розуміння того, як користувачі конструюють своє «я» у віртуальному просторі. Дане дослідження не лише підкреслює складність і динамічність ідентичності в цифрову епоху, але й вказує на важливість критичного підходу до розуміння впливу технологій на формування самосприйняття. Вивчення цих процесів може допомогти в розробці більш інклюзивних і підтримуючих онлайн-середовищ, що сприяють здоровій самоідентифікації та розвитку особистості.

1.3. Роль контенту та взаємодії у формуванні користувацьких вподобань

Про схильність людини орієнтуватися на свої соціальні «відображення», які проявляються у реакціях суспільства на поведінку особистості, писав на початку XX століття Чарльз Хортон Кулі. Він зазначав, що орієнтація на «відображення» складається з трьох стадій. Перша стадія – конструювання свого вигляду у своїй уяві. Друга стадія – інтерпретація реакції інших людей на цей вид та співвідношення суб'єктивного самосприйняття з об'єктивним сприйняттям оточуючих. Третя стадія – конструювання власного образу та подальшої поведінки на основі з'єднання

початкових суб'єктивних уявлень та зворотного зв'язку, походить від суспільства [11, с. 123].

Загалом, можна підрозділити користувачів соціальних мереж на дві великі групи. Перша група – пасивні користувачі, які використовують соціальні мережі з метою індивідуального спілкування та отримання інформації, тобто, як засіб комунікації. Як правило, представники цієї групи залишають мінімум інформації про себе, для комунікації використовують виключно особисті текстові повідомлення та створюють невеликий список «друзів» з акаунтів приятелів та рідних. Друга група – активні користувачі, для яких соціальна мережа є невід'ємною частиною повсякденності [8, с. 214].

Представники цієї групи докладно розповідають про себе у профілі, використовують усі можливості для комунікації та створюють списки друзів з сотень, інколи ж тисяч акаунтів.

Загалом поведінку активного користувача соціальної мережі можна розділити на два типи: перший тип – «яким я бачу світ», другий тип – «яким світ має бачити мене». Поведінка першого типу включає в себе публікацію текстів, фото- та відеоматеріалів, в яких укладено світогляд користувача, його погляди на життя та цінності, якими він свідомо бажає поділитися, щоб реалізувати свої духовні потреби. У цьому контексті соціальна мережа є засобом самовираження, самоактуалізації та самореалізації. Використання соціальних мереж у подібному напрямі характерно для творчих особистостей, митців, представників гуманітарних професій.

Другий тип поведінки складніший. Його суть полягає у прагненні (як свідомому, так і несвідомому) створити у свідомості аудиторії певний образ користувача, який останній вважатиме найбільш сприятливим для себе. У даному контексті схвалення або несхвалення «друзів», виражене «лайками» та коментарями є реалізацією престижних потреб, а також «дзеркалом» особи користувача [9, с. 87].

Одна з перших типологій користувачів соціальних мереж належить американському соціологу та аналітику Брайану Солісу, що запропонував графічну модель біхевіористських типів користувачів соціальних мереж, що включає «доброзичливців», «вирішувачів проблем», «коментаторів», «дослідників», «співрозмовників», «кураторів», «виробників», «мовників», «маркетологів», «веб-зірок», «егокастерів», «селф-промоутерів», «спостерігачів», «кар'єристів», «користувачів, які надають занадто багато зайвої інформації», «спамерів», «лічерів» та «скаржників» [18].

Компанія First Direct, вивчивши особливості поведінки комунікантів у соціальних мережах, виділила такі типи користувачів: «одержимий», «рідкісний гість», «негативник», «новачок», «пасивний спостерігач».

Представлені типології не є вичерпними вони лише демонструють інтерес дослідників до проблеми класифікації та портретизації користувачів соціальних мереж. Крім того, звертає на себе увагу метафоричність багатьох найменувань, характерна для всіх класифікацій («веб-зірка», «павлин», «чайник», «гість», «привид» та інші). Метафоричні найменування «значущі не лише тому, що їх число дуже велике, ... але й тому, що цей тип сенсопозначення спочатку орієнтований на створення концептуальних моделей, будучи одним з основних способів формування мовної картини світу учасників спілкування в Інтернеті» [8, с. 204]. Відповідно, метафорична характеристика користувачів соціальних мереж, що використовується авторами, є цілком закономірною, оскільки метафора, заснована на аналогії, є ефективним когнітивним механізмом інтерпретації та оцінки різноманітних фрагментів дійсності.

Наведені вище типології користувачів соціальних мереж (у тому числі і метафоричні номінації, що містяться в них) дозволяють побачити їх суттєву відмінність у різних видах дискурсу (професійних/непрофесійних, інституційних/персональних і т.д.).

Відрізняються типології як набором типажів, і характеристиками, покладеними в основу класифікацій, отже, завдання вивчення дискурсивної

специфіки концептуалізації та категоризації сфери «соціальні мережі» та її структурного елемента «користувачі соціальних мереж» є однією з найактуальніших.

Слід звернути увагу, що сьогодні дослідники помічають тенденцію до пріоритетного використання візуальних образів у соціальних мереж. «Будь-яке повідомлення в Інтернет «іде» разом з картинкою, що виступає своєрідним анонсом чи візиткою. Для користувачів потрібно просто перейти з однієї картинки на іншу, щоб бути в курсі подій, що відбуваються. «Логотипізація події» призводить до того, що візуалізація компенсує незначність сполученого.

Також візуальні повідомлення не потрібно інтерпретувати, що дозволяє здійснити швидкість комунікативних процесів», – зазначає Н. С. Малєєва [7, с. 86].

Отже, контент та взаємодія в соціальних мережах відіграють ключову роль у формуванні особистісних стилів користувачів, впливаючи на їхнє самовизначення та соціальну ідентичність. Соціальні мережі, надаючи можливість створення особистого профілю, обміну інформацією та формування списків друзів, стають платформою для самовираження та самоактуалізації. Користувачі, активуючи свої профілі, мають змогу не лише ділитися своїми думками та поглядами, але й формувати образ, який відповідає їхнім прагненням і соціальним очікуванням.

Розподіл користувачів на пасивних і активних підкреслює різні підходи до використання соціальних мереж. Пасивні користувачі використовують ці платформи для індивідуального спілкування, тоді як активні користувачі інтегрують соціальні мережі у своє повсякденне життя, прагнучи створити враження, яке відповідає їхнім соціальним потребам. Взаємодія з аудиторією через «лайки» та коментарі стає важливим інструментом у процесі самоствердження та формування соціальної ідентичності.

Важливим аспектом є також використання візуального контенту, який набуває пріоритетного значення в комунікаційних процесах. Візуалізація

інформації сприяє швидшому сприйняттю та засвоєнню повідомлень, зменшуючи потребу в глибокій інтерпретації текстового контенту. Це, в свою чергу, підсилює ефект впливу на свідомість користувачів, оскільки образи стають своєрідними «логотипами» особистості, що дозволяє швидко формувати уявлення про індивіда.

РОЗДІЛ 2. НАПРЯМИ ПРОГНОЗУВАННЯ КОРИСТУВАЦЬКИХ ВПОДОБАНЬ НА ОСНОВІ ЇХ ДІЙ В СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

2.1. Моделі аналізу соціальних мереж

Моделі соціальних мереж, які були побудовані за допомогою графів (графові моделі) найчастіше використовуються для аналізу процесів поширення інформації, для моделювання комунікаційних та економічних зв'язків людей, для знаходження спільнот та пов'язаних підгруп, на які можна розбити всю соціальну мережу [12, с. 209].

У вигляді графа будь-яку соціальну мережу можна представити математично наступним чином:

$$G = (V, E), \quad (2.1)$$

де V – це безліч вершин графа,

E – безліч ребер графа,

$|V| = N$ – кількість вершин у графі.

У такому графі вершини позначають користувачів соціальної мережі, а ребра показують наявність відносин між ними. Існують два основні типи відносин – дружба та інтереси. У першому випадку користувачі знають один одного, у другому випадку люди тільки входять в одну загальну групу за інтересами. Таким чином відносини бувають спрямованими та не спрямованими.

Існують три види графових моделей:

– перший вид задається за допомогою матриці, яка має розмір $AN \times N$ де N – це кількість груп (блоків) учасників соціальної мережі. Такі моделі називаються стохастичними блочними моделями. У них кожен елемент $a_{ij} \in [0,1]$ демонструє щільність зв'язків між користувачами соціальної мережі, які належать до групи v_i та користувачами, які належать до групи v_j .

У цьому випадку граф не містить у собі додаткових ребер та вершин, які демонстрували б зв'язки користувачів усередині однієї групи;

–другий вид задається також за допомогою матриці, яка має розмір $AN \times N$, де N – це кількість учасників соціальної мережі. Така модель називається імовірнісною графовою моделлю. У ній кожен елемент $a_{ij} \in [0,1]$ демонструє з якою ймовірністю взаємодіятимуть користувач v_i з користувачем v_j протягом конкретного періоду часу;

–останній вид – це звичайні графові моделі, що задаються матрицею A розміру $N \times N$ [11, с. 151].

Проводити аналіз графових моделей соціальних мереж іноді корисно за допомогою коефіцієнта густини. Він визначається, як відношення числа ребер в аналізованому графі до ребер у повному графі, кількість вершин у якому таке ж (у повному графі кожна з вершин з'єднана з іншими). Також для аналізу соціальних мереж можна використовувати кількість шляхів заданої довжини (шлях – це послідовність взаємопов'язаних вершин), а також можна використовувати таку величину, як мінімальне число ребер, видалення яких розбиває граф на кілька частин.

Щоб зрозуміти, наскільки впливовий учасник соціальної мережі, саме обчислити відносну важливість (вагу) вершин графа, необхідно запровадити поняття центральності – заходи близькості до центру графа. Існують різні заходи центральності, тож її можна визначити по-різному. Існує центральність за рівнем (Degree centrality). Її можна визначити, як кількість зв'язків, інцидентних вершині. В даному випадку з їх допомогою можна визначити популярність і товариськість людини, вхідні зв'язки відповідають за популярність, що виходять – за товариськість.

Центральність поблизу (Closeness centrality) показує з якою швидкістю поширюється інформація в мережі від одного користувача до інших. Центральність за посередництвом (Betweenness centrality) – дає характеристику користувача, яка демонструє його важливість під час

поширення інформації. Центральність за власним вектором (Eigenvector centrality) характеризує взаємозв'язок між центральністю учасника та центральностями його друзів, наскільки вони залежать один від одного.

Методи виявлення спільнот та аналіз пов'язаних підгруп. Велика кількість зв'язків між учасниками, що входять до зв'язаних співтовариств, і несуттєва кількість зв'язків з іншими учасниками характеризують пов'язані підгрупи (спільноти). Вивчення таких спільнот допомагає аналізувати стійкість соціальних структур. Розглянемо співтовариство, де кожен учасник пов'язаний з кожним, тут виключаються інші учасники мережі, так як вони не мають зв'язків з усіма членами спільноти (кліки). Це найпростіший приклад пов'язаної групи. Звідси ми отримуємо, що кліка – це максимально повний підграф цього графа [15]. Також можна підійти до визначення спільноти з іншого боку, аналізуючи поширення інформації у графах. Таким чином, отримаємо, що спільнота – це безліч учасників, шлях між двома будь-якими учасниками який не містить більше однієї проміжної вершини. За підсумком виходить, що інформація між учасниками пов'язаної групи передається із мінімальними спотвореннями.

Структурна еквівалентність учасників мережі. Абсолютно протилежний підхід до вивчення пов'язаних груп. Якщо учасники займають однакові позиції в структурі соціальної мережі, а саме коли еквівалентні структура та тип взаємодій цих учасників з іншими, але при цьому еквівалентні учасники не взаємодіють один з одним, тоді учасники еквівалентні. Щільність зв'язків зі структурними підгрупами учасників мережі у разі виступає як міри еквівалентності. Також використовується регулярна еквівалентність учасників. У разі якщо учасники однаково взаємодіють із учасниками одного типу, всі вони є еквівалентними.

Рольові алгебри. Даний метод дозволяє знаходити схожість різних принципів взаємин користувачів у соціальних мережах за допомогою виявлення певної логіки взаємодій учасників мережі у блокових моделях. Можна визначити матриці симпатій та антипатій наступним чином:

$$\text{лайк} = (1\ 0\ 0\ 1), \quad \text{дизлайк} = (0\ 1\ 1\ 0).$$

Тепер можна перемножувати відповідні матриці, щоб аналізувати різні комбінації взаємодій учасників соціальної мережі.

Аналіз діад та тріад. Спочатку розглянемо діади – це дві вершини, два учасники соціальної мережі та їх взаємодії між собою (ребра). У діаді для різних типів взаємодій існують чотири стани:

- зв'язок між учасниками відсутній;
- існує зв'язок із напрямком від першого учасника до другого;
- існує зв'язок із напрямком від другого учасника до першого;
- зв'язок двоспрямований між двома учасниками, взаємний.

Аналізуючи діади можна обчислити ймовірність наявності ребра між ними, ступінь залежності від властивостей учасників, визначити умови та напрями передачі інформації тощо.

Для тріад, де учасників, що взаємодіють, вже троє, існує додатковий параметр – транзитивність. Транзитивність – це виконання умов виду «якщо є взаємодія між v_1 та v_2 , а також між v_2 та v_3 , то існуватиме і взаємодія між v_1 та v_3 .

Важливою характеристикою для аналізу діад та тріад, яка описує локальні зв'язки учасників, є збалансованість. Під збалансованістю розуміється повна відсутність ситуацій типу «позитивна взаємодія (дружба, партнерство) між v_1 та v_2 , а також між v_1 та v_3 , але негативна взаємодія (ворожнеча, суперництво) між v_2 та v_3 . Вважається, що мережі будуть більш стійкі, якщо збалансовані, так як вони зручніші для користувачів, ніж незбалансовані.

Моделі динаміки мережі. Розташування ребер відіграє важливу роль у еволюції мереж, це було виявлено під час вивчення різноманітних стратегій формування мережі. Також згодом щільність мережі зростає. Зі зростанням кількості вершин, лінійно збільшується і кількість ребер. Виходячи з цього отримуємо, що щільність мережі змінюється за статечним законом. Також

маємо, що діаметр мережі часто зменшується з часом, що суперечить загальноприйнятій думці про те, що заходи відстаней повинні повільно збільшуватися в залежності від кількості вершин.

Аналіз графів розвитку мережі іноді зручно проводити, спираючись на парадигму вилучення асоціативних правил та аналізу частотних моделей. Вводяться правила еволюції графа, новий тип частотних моделей та розглядається проблема пошуку типових моделей структурних змін у динамічних мережах. Насамперед вираховують набір частотних моделей графа, що описує характерні еволюційні механізми, після чого знаходять правила еволюції графа, які задовольняють заданому обмеженню мінімальності довіри.

Для аналізу графів розвитку мережі застосовуються також методи вилучення підграфів, що часто зустрічаються, змінюються з часом. Релевантним підграфом вважається не найчастіший, а найбільш значущий. Історію ребра в динамічному графі можна представляти у вигляді послідовності нулів та одиниць, що відповідають наявності або відсутності того чи іншого ребра. Потім для отримання частотних моделей графа застосовуються традиційні методи отримання графа з опису як послідовності нулів і одиниць.

Завдання прогнозування формування зв'язків полягає у визначенні, чи дві конкретні вершини з'єднані один з одним через деякий проміжок часу. Щоб її вирішити, необхідно використовувати автоматичне моделювання процесу розвитку соціальної мережі, звертаючи увагу на додаткові характеристики – кількість спільних сусідів, геодезичну відстань (найкоротший шлях), вплив вершини, момент першого потрапляння до соціальної мережі. Ще для виявлення зв'язків між користувачами можуть бути використані ієрархічні, марківські та реляційні моделі. Також для того, щоб передбачити виникнення зв'язків використовують машинне навчання, яке допомагає будувати модель, використовуючи при цьому особисту інформацію про користувачів соціальної мережі.

Методи на основі онтологій. За допомогою онтологій можна оцінити різні характеристики соціальних мереж, такі як середня довжина шляху, кількість учасників, діаметр та інші. Для цього необхідно спочатку провести аналіз таких елементів мережі, як люди, об'єкти, що мають на увазі музику, фото, відео та повідомлення, а також взаємодії, наприклад, що і як часто коментує користувач. Для визначення учасників мережі та контенту, який вони туди додають, застосовують онтологію FOAF (Friend of a friend). Вона описує користувачів, їх ставлення до інших користувачів та об'єктів, їх активність. Подібний опис у цьому випадку ґрунтується на транзитивності довіри.

Трохи пізніше була створена онтологія SemSNI (Semantic Social Network Interactions) взаємодій у соціальній мережі (відвідувань сторінок, коментарів, особистих повідомлень) та онтологія для аналізу соціальних мереж SemSNA. За допомогою них можна обчислити параметри підграф за різними типами зв'язків, таких як сім'я, мені подобається, дружба, а також за типами взаємодій.

2.2. Напрями поширення інформації у соціальних мережах

Можна виділити дві категорії алгоритмів поширення інформації: пояснювальні та прогностичні.

Мета пояснювальних алгоритмів поширення інформації полягає у виведенні каскаду поширення на основі заданої послідовності активації. Існує кілька алгоритмів побудови цього класу моделей.

М. Гомез [16] пропонує ітеративний алгоритм NETINF. Цей алгоритм використовує дані про час прийняття вершиною інформації та ймовірності впливу вершин на сусідні і знаходить каскад поширення, що максимізує правдоподібність послідовності активації, що спостерігається.

М. Гомез [16] розширює алгоритм NETINF і пропонує моделювати процес поширення інформації як дискретну мережу безперервних, умовно

незалежних часових процесів, що відбуваються з різними швидкостями. Імовірність передачі від однієї вершини до іншої в даний момент часу задається за допомогою функції щільності ймовірності, яка залежить від часу прийняття вершиною інформації і швидкості передачі між двома вершинами. Запропонований алгоритм NETRATE дозволяє отримати каскад поширення шляхом формулювання та вирішення опуклої задачі максимальної правдоподібності.

У двох описаних вище алгоритмів є недолік. Вони працюють лише зі статичними мережами, тоді як топологія онлайн соціальних мереж змінюється постійно. Але запропонувавши алгоритм INFOPATH М. Гомез цей недолік усуває. Алгоритм використовує стохастичний градієнтний спуск, дозволяючи відстежувати зміни шляхів поширення інформації з часом.

Прогностичні моделі націлені на прогнозування розгортання нових каскадів поширення у часі та/або у просторі шляхом навчання на попередніх каскадах. Прогностичні моделі класифікуються на графові та неграфові.

Прикладом неграфових моделей є моделі епідемії. Їх використання для моделювання процесу поширення інформації ґрунтується на схожості даного процесу та епідемії. Двома основними моделями епідемії є SIS і SIR, що передбачають розподіл усієї множини вершин на кілька класів: S – «уразливі» (англ. «susceptible»), I – «заражені» (англ. «infected»), R – «одужали» (англ. «recovered»). У випадку моделі SIS вершини, що «видужали», стають знову «вразливими», а у випадку SIR – залишаються у класі «що видужали».

Розглянемо модель SIR докладніше, саме на її основі будуватиметься програма даного дослідження. Ця модель була розроблена у 1927 р. У. Кермаком (WO Kermack) і А. Маккендріком (AG McKendrick). Вона визначає спосіб передачі епідемії від одного індивіда (агента) до іншого. Процес має параметр загасання. Стан агента можна описати трьома типами: вразливе, заражене, несприйнятливое.

Як базова, дана модель дала можливість розробити більш специфічні моделі пізніше. Ця модель представлена як системи диференціальних рівнянь:

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = \frac{-\lambda S(t)I(t)}{N} \\ \frac{dI(t)}{dt} = \frac{\lambda S(t)I(t)}{N} - \gamma I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t) \end{cases} \quad (2.2)$$

Або, може бути проілюстрована наступною схемою (рис. 2.1).

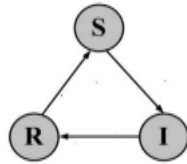


Рис. 2.1. Схема роботи SIR моделі

В основі моделі лежить розподіл всього масиву людей на три основні групи:

$$N(t) = S(t) + I(t) + R(t), \quad (2.2)$$

Де $N(t)$ – це загальна кількість всіх людей і вона є постійною.

$S(t)$ – відображає кількість людей, які не мають імунітету до захворювання, але ще не заражені.

$I(t)$ – число заражених людей, які згодом поширюють хворобу.

$R(t)$ – кількість людей, які мають імунітет до хвороби (зокрема, сюди входить і кількість померлих людей).

Тепер перейдемо до розгляду параметрів цієї моделі:

λ – параметр, що відображає швидкість зараження нових людей, або ймовірність передачі хвороби при контакті між незараженим і зараженим.

γ – параметр, що відображає швидкість одужання, що залежить від часу перебігу хвороби.

Початковими умовами на момент часу будуть:

$$\begin{aligned} t &= 0 \\ S(0) &\geq 0, I(0) \geq 0, R(0) \geq 0. \end{aligned}$$

Розглянемо тепер докладніше кожне із рівнянь цієї системи. Перше рівняння описує зміну кількості людей, які не мають імунітету через їхнє зараження. Друге визначає одночасно збільшення кількості заражених людей за рахунок тих, хто не має імунітету та їх зменшення за рахунок одужуючих людей (або вмираючих від хвороби). Третє рівняння визначає процес одужання та придбання імунітету в подальшому, або смерті [17].

Як згадувалося раніше, SIR-модель є базовою, на основі якої було запропоновано ще кілька модифікованих моделей, наприклад розширена SIR-модель. Вона враховує мінливість моделі у часі, саме те, що кількість людей $N(t)$ тепер не константа. Тобто існує смертність та народжуваність. Що в контексті процесів поширення інформації може бути важливим, особливо при адаптації даної моделі для розгляду довгострокових періодів, під час яких відбувається природний приріст серед користувачів мережі.

Соціальна мережа має мінливість у часі. Це означає, що агенти можуть приєднатися до мережі або залишити мережу. Для цього додамо два нових параметри: μ – відбиває середню частоту народжуваності (приєднання до мережі), α – середня частота смертності (виходу з мережі). Тоді дана модель буде так само, як і попередня описуватися системою диференціальних рівнянь, які тепер набудуть наступного вигляду:

$$\begin{aligned} \left\{ \begin{aligned} \frac{dS(t)}{dt} &= \frac{-\lambda S(t)I(t)}{N} + \mu(N(t) - S(t)) \\ \frac{dI(t)}{dt} &= \frac{\lambda S(t)I(t)}{N} - \gamma I(t) - \alpha I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} &= \gamma I(t) - \alpha R(t) \end{aligned} \right. \end{aligned} \quad (2.3)$$

Існує так само достатня кількість модифікованих моделей, побудованих на основі SIR, таких як SIS, що допускає зараження тих, хто одужав, або SIRS, що враховує втрату імунітету з часом, або SEIR, SEIS. І в кожній з них враховуються деякі специфічні фактори, необхідні для повноцінного опису процесу епідемій, але стосовно теми випускної кваліфікаційної роботи вони не актуальні, оскільки вони не є релевантними по відношенню до процесів опису поширення новин.

Також до неграфових можна віднести модель Далея-Кендала – імітації процесу поширення чуток та клітинний автомат.

Модель Далея-Кендала – це математична модель імітації процесу поширення інформації (чуток), також названа ДК моделлю. Ця модель описує процес поширення чуток, або ж у загальному розумінні інформації. N – загальна кількість учасників, залучених до процесу. $\frac{\beta}{N}$ – імовірність поширення слуху (інформації) [19].

Загальна кількість людей поділяється на три групи:

–U – група, яка починає поширення інформації;

–V – група людей, що продовжує поширення інформації після її прийняття;

–W – група людей, яка не продовжує поширення після ухвалення інформації.

Параметр, який відбиває ступінь сприйняття слуху – μ . Слух поширюється з ймовірністю β/N . Коли розповсюджувач чуток стикається з аудиторією W, то розповсюдження припиняється, і ймовірність того, що це станеться, дорівнює $\frac{\gamma V(V+W)}{N}$. Інформація передається тільки до того моменту, поки вона має свою цінність, імовірність її втрати відображає параметр γ . Цінність інформації залежить від її новизни. Цю модель можна подати у вигляді схеми на рис. 2.2.

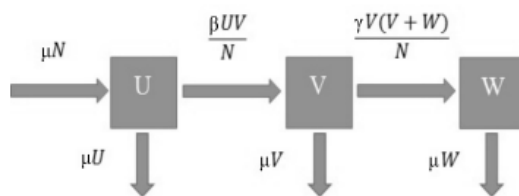


Рис. 2.2. Схема роботи моделі Далі-Кендалу

Також вона може бути представлена у вигляді системи диференціальних рівнянь:

$$\left\{ \frac{dU}{dt} = \mu N - \frac{\beta UV}{N} + \mu U, \frac{dV}{dt} = \frac{\beta UV}{N} - \frac{\gamma V(V+W)}{N} - \mu N, \frac{dW}{dt} = \frac{\gamma V(V+W)}{N} - \mu W. \right. \quad (2.3)$$

Клітинний автомат. Це дискретна динамічна система, що включає однорідні клітини, з'єднані один з одним. Усі клітини утворюють клітинний автомат. Стан кожної клітини визначається клітинами, що знаходяться в околиці цієї клітини. Набір «найближчих сусідів» називається околицею кінцевого автомата з номером j [15].

Перекладемо це на поширення інформації та отримаємо, що суть даного методу полягає у розгляді безлічі людей, що обмінюється інформацією як дискретної системи, що змінюється в часі. Кожна людина у цій системі сприймається як певна клітина. Усі клітини є однорідними. У клітин існують стани, які визначаються клітинами, які знаходяться в їх околицях. Стан клітини з номером j на момент часу $t + 1$ описується співвідношенням:

$$\gamma_j(t + 1) = F(\gamma_j(t), O(j), T) \quad (2.4)$$

Де F якась функція, що визначає правило, (j) – околиця в якій містяться клітини, що впливають на клітину j , T – крок.

Ця система має ряд важливих обмежень, таких як:

- мережа є однорідною;
- клітини не здатні впливати на когось, хто знаходиться поза їхньою околицею;
- зміна значень кожної клітини відбувається одночасно (кроком є зміна одиниці часу);
- число станів у кожної клітини є константою.

Спочатку запропонована модель використовувалася для аналізу процесів прийняття інновацій. Але за своєю суттю це зводиться до ухвалення

інформації. Тобто взявши кожну людину з певної групи за клітину, визначимо безліч її станів: 1 – інформація прийнята, 0 – інформація не прийнята. Припускаємо, що людина, прийнявши інновацію, переходить до одного зі станів без можливості перейти далі. А прийняти її чи ні вже визначається, виходячи з думок найближчих сусідів, тобто з думок тих людей, кому людина довіряє.

Тоді, припустимо, що є якийсь поріг P – що визначає чи прийме людина інновацію. Якщо з околиці, що розглядається клітини n людина прийняла інформацію, і p – є ймовірність прийняття новини, і $pn > P$, то людина, що розглядається, прийме дану інновацію. Крім цього, можна розглядати більш специфічні завдання, додаючи додаткові параметри, що визначають саму новину, наприклад, ймовірність її забування або старіння, що приведе нас до збільшеної кількості станів кожної клітини.

Існує ще кілька важливих моделей, заснованих на даній, наприклад, модель з порогами, в якій передбачається, що, крім усіх вищеописаних умов, у кожної людини існує ще два стани: активний і неактивний. Можливий перехід лише з неактивного до активного.

Цей перехід визначається за кожною людиною у вигляді деякого порогового значення, і якщо сумарний вплив кожного з сусідів на околиці його перевищує, людина перетворюється на активний стан.

Найбільш важливою моделлю, заснованої на розглянутих вище, є адаптивно-наслідувальна, описана в рамках теорії ігор:

$$G = (J, f_j(\pi), J \in \pi), \quad (2.5)$$

Де J – безліч стратегій, π – розподіл гравців зі стратегій, $f_j(\pi)$ – виграш гравців, які скористалися стратегією j .

Система є детермінованою. На кожному кроці кожен гравець з деякою інтенсивністю переходить у стан, названий адаптивним, в якому він (гравець) переглядає обрану ним стратегію (думку). У цьому стані зміна гравцем своєї

думки на думку гравця з індексом k відбувається з деякою ймовірністю, яку можна визначити так:

$$q_{ik} = q_{ik}(f(\pi), \pi). \quad (2.6)$$

Після чого відбувається порівняння поточної та альтернативної стратегії (думки гравця з індексом k) та вибирається та, яка забезпечує гравцеві найбільший виграш.

Основною перевагою даної моделі є можливість досить точно описувати необхідні процеси завдяки уточненню стратегій, які можуть спиратися на величезну кількість факторів для кожного гравця, але тут існує складність, так само, як і у всіх вищеописаних моделях у формалізації даних факторів.

Графові моделі передбачають наявність статично заданого спрямованого графа соціальної мережі. Ці моделі є імітаційними. Кожна вершина графа може бути або в активному, або в неактивному стані, причому для кожної вершини можливий перехід з неактивного стану в активний, але не навпаки. На вершину, яка перебуває у неактивному стані, впливають усі її активні сусіди. Моделі цього класу, на відміну від моделей епідемії, дозволяють отримувати структуру каскаду поширення [17].

До найвідоміших графових моделей відносяться модель незалежних каскадів та лінійна модель з порогами. В обох моделях процес поширення інформації носить дискретний характер і розгортається ітеративно, починаючи з деякої початкової множини активних вершин, названих ранніми послідовниками.

Ранні послідовники – безліч користувачів, які першими засвоюють інформацію, та запускають процес подальшого поширення.

Параметрами лінійної моделі з порогами є ступінь впливу кожного ребра, і навіть поріг впливу кожної вершини графа. На кожній ітерації ще неактивна вершина стає активною, якщо сума впливів неї сусідніх вершин перевищує заданий поріг. Поріг може бути фіксованим для всіх вершин, а

може бути обраний випадково згідно з деяким імовірнісним розподілом, а в загальному випадку індивідуальні відмінності зумовлюються досвідом користувача, його переконаністю, особистісними рисами, впливом засобів інформації, витратами, що сприймаються.

Параметром моделі незалежних каскадів є можливість активації, задана для кожного ребра. Приклад графа, у якому кожному ребру зіставлена можливість активації, наведено на рис. 2.3.

На кожній ітерації активна вершина v може активувати сусідню вершину w з ймовірністю $p_{v,w}$, для цього є лише одна спроба. Якщо вершині v далася активація вершини w , вершина w стає активною на наступній ітерації. Процес триває до тих пір, поки не залишається можливості для активації вершин.

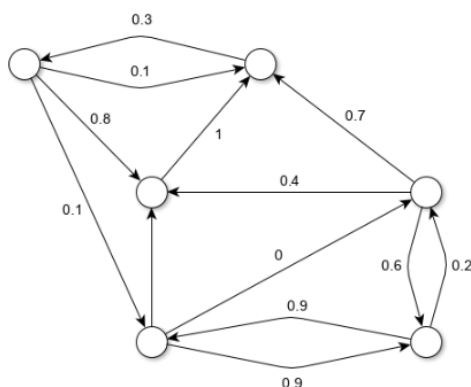


Рис. 2.3. Приклад графа із заданими імовірнісними активаціями

Крім процесу поширення інформації також розглядається процес формування та динаміки думок. Після отримання будь-якого повідомлення, користувач соціальної мережі формує думку про нього. Далі думка користувачів може змінюватися з часом під впливом інших користувачів. До найбільш відомих моделей впливу належать модель мережевої автокореляції, модель адаптивно-наслідувальної поведінки та марківська модель впливу.

2.3. Опис застосування SIR-моделі у соціальних мережах

Для складання SIR-моделі спочатку необхідно сказати про специфіку поширення інформації у соціальних мережах та про ті механізми, за допомогою яких це відбувається.

Будь-яка соціальна мережа може бути досить складною за своєю структурою, але в області поширення новин діють приблизно однакові принципи. Існує N – кількість користувачів мережі та M – кількість агентів, що розповсюджують інформацію. Як говорилося раніше, практично будь-який ресурс новин має свій аналог у соціальних мережах у вигляді спеціальних сторінок (спільнот, публічних сторінок і т.д.). Саме вони є розповсюджувачами інформації, які нас цікавлять.

Кожен користувач бачить у своїй стрічці новин у хронологічному порядку. Або новини у стрічці видаються за допомогою особливих алгоритмів, наприклад, у таких мережах як Facebook, але через закритість даних алгоритмів та їх неясність, будемо розглядати хронологічний порядок. Важливо враховувати, що у своїй стрічці новин, користувач бачить новини виключно тих агентів, на яких він підписаний. Число підписників новинних агентів є однією з найважливіших параметрів, оскільки від цього безпосередньо залежить можливий дохід від діяльності або охоплення аудиторії, в некомерційному випадку. Припустимо, що кількість підписників залежить від інформації, яку агент поширює. Відповідно, необхідно навести ряд параметрів, що впливають на сприйняття тієї чи іншої інформації.

Перейдемо тепер безпосередньо до розгляду моделі. Ця модель може бути представлена у вигляді системи диференціальних рівнянь:

$$\begin{aligned} A' &= -\mu * A + \xi * C * \lambda + B * \xi \\ B' &= -B * \mu - B * \xi + C * \lambda * (1 - \xi) \\ C' &= \mu * (A + B) - C * \lambda \end{aligned} \quad (2.7)$$

З початковими умовами в момент $t = 0$:

$$\begin{aligned} A(0) &= A_0, B(0) = B_0, C(0) = C_0 \\ A_0 &> 0, B_0 > 0, C_0 > 0 \end{aligned}$$

І рішенням у вигляді:

$$\{A(t) = C_1 \left(\frac{\lambda\xi}{\mu} - \frac{\xi(-\lambda\xi+\lambda)}{\mu(-\mu-\xi)} \right) + C_2 \left(-\xi + \frac{\xi(-\xi\lambda+\lambda)}{\lambda(\lambda-\xi)} \right) e^{t(-\mu-\lambda)} - C_3 e^{t(-\mu-\xi)} B(t) =$$

$$-\frac{C_1(\lambda-\lambda\xi)}{-\mu-\xi} - \frac{C_2 e^{t(-\mu-\lambda)}}{\lambda-\xi} (-\xi\lambda + \lambda) + C_3 e^{t(-\mu-\xi)} C(t) = C_1 + C_2 e^{t(-\mu-\lambda)} \quad (2.8)$$

Де,

$$\{C_1 = \frac{A_0+B_0+C_0u-C_0v}{q-r+u-v} \quad C_2 = \frac{-A_0-B_0+C_0q-C_0r}{q-r+u-v} \quad C_3 = \frac{A_0r-A_0u+B_0q-B_0v+C_0qu-C_0ru}{q-r+u-v}, \quad (2.9)$$

$$\{q = \left(\frac{\lambda\xi}{\mu} - \frac{\xi(-\lambda\xi+\lambda)}{\mu(-\mu-\xi)} \right) \frac{v = \left(-\xi + \frac{\xi(-\xi\lambda+\lambda)}{\lambda(\lambda-\xi)} \right)}{r = \frac{(\lambda-\lambda\xi)}{-\mu-\xi}} u = \frac{(-\xi\lambda+\lambda)}{\lambda-\xi}. \quad (2.10)$$

Тепер можемо перейти до опису моделі. В основі моделі, так само, як і у випадку SIR-моделей епідемій лежить поділ усієї групи людей на три підгрупи. У даному випадку: А – кількість людей, які прочитали новину і є підписниками новинного агента (тобто кількість активних підписників); тих, хто не прочитав новину.

Далі, за аналогією з епідемією ми маємо кілька параметрів, а саме інтенсивність відписування μ і λ , як інтенсивність підписування на агента новин. Значення даних параметрів були отримані за допомогою моніторингу за агентом новин і числом його передплатників.

Наступний параметр – описує інтенсивність прочитування новини. Розберемо його докладніше: необхідно зрозуміти, які фактори новини будуть визначальними для того, щоб людина її прочитала. Виділимо три з них: актуальність, час публікації та активність підписників, що взаємодіють за допомогою внутрішніх механік мережі, а саме кількість «лайків» та «репостів».

Значимість актуальності новини впливає безпосередньо з її суті, оскільки неактуальну (невідповідну інтересам або просто застарілу) новину просто пропускають через величезну кількість більш релевантних. Але кожен користувач або група користувачів може мати уявлення про те, що є

актуальним, що робить важким формалізації даного параметра. Але враховуючи внутрішню структуру мережі, описану вище, ми маємо ситуацію, в якій користувачі підписуються на певних агентів інформації, бажаючи отримати певну інформацію, а значить, якраз і відповідність спрямованості новинного агента і вважатиметься актуальністю. Також, враховуючи, що для розгляду були обрані агенти інформації, що розповсюджують «класичні» новини, які описують резонансні події в Україні, а не розважальний контент, з огляду на меншу ймовірність виникнення випадкових трендів і більшу значущість, можна розглядати актуальність як показник того, наскільки точно дані події описуються. Для зменшення тут людського фактора у визначенні будемо розглядати кілька розрізнених між собою джерел і вважати актуальність, як відсоток народження окремо обраної новини в даних джерелах.

Таким чином, отримуємо:

$$\varphi = \frac{m}{M}. \quad (2.11)$$

Де, m – кількість джерел новин, що описують контрольну новину.

M – загальна кількість джерел.

Відповідно можна подати цей параметр у відсотковому співвідношенні, тобто: $\varphi \in [0,1]$.

Наступним параметром виділимо час публікації новини. Кожен користувач бачить всю кількість новин у своїй стрічці новин у хронологічному порядку. Щоб цей параметр формалізувати, вважатимемо, що:

$$\delta = \frac{e}{E} \quad (2.12)$$

Де, e – кількість новин з певної тематики, до якої належить контрольна новина, і що знаходяться в стрічці новин вище контрольної новини. E – загальна кількість новин за певною тематикою в стрічці новин.

Відповідно: $\delta \in [0,1]$.

Наступним параметром є дії людей, які прочитали новину. Даний фактор є найпростішим у формалізації, оскільки дані про нього знаходяться у відкритому доступі. Він відображає ставлення читачів до тієї чи іншої новини і так само здатний впливати на кількість людей, які її прочитали. У соціальних мережах є дві основні механіки взаємодії, а саме «лайки» та «репости».

Перша механіка спрямовано на можливість передплатників, вказати, що певний матеріал вважають цікавим, що опосередковано може проводити охоплення людей, які побачили даний матеріал. Другий є прямим способом, збільшити охоплення. Обидві ці механіки, що важливо, здатні діяти на можливість прочитування новини, оскільки великі значення даних параметрів впливають на можливість прочитування новини. Так само, цей показник враховує кілька неявних факторів, які дуже важко формалізувати через те, що вони засновані на суб'єктивному сприйнятті кожної людини. Одним із таких факторів, наприклад, може бути подача новини, тобто те, як написано текст, у якому стилі, чи існує візуальна інтерпретація тощо.

Вважатимемо, що:

$$\omega = \frac{s}{A_0 + B_0} \quad (2.13)$$

Де, s – кількість користувачів, які вчинили одну з дій (лайк або репост), $(A_0 + B_0)$ – кількість передплатників спільноти, $\omega \in [0,1]$.

Таким чином, ми отримуємо три фактори, що впливають на можливість прочитування новини.

Нехай тепер:

$$\xi = \varphi \delta \omega \quad (2.14)$$

Також визначимо ймовірність прочитування, як:

$$\xi = \frac{A_0}{(A_0 + B_0)} \quad (2.15)$$

що буде природним визначенням даного параметра.

Проведемо аналіз, розглядаючи дані, отримані в результаті обчислення інтенсивності прочитання новини двома способами: за допомогою коефіцієнта κ , отриманого як функцію, яка залежить від трьох факторів (2.14) та за допомогою її природного визначення (2.15).

$$\text{Corr}(\xi_1, \xi_2) = 0,8347$$

Розглянутий період склав два календарні тижні, з даними що збираються щодня за кожною з новин, що публікуються. Таким чином, можна записати модель у вигляді:

$$\begin{aligned} A' &= -\mu * A + \varphi \delta \omega * C * \lambda + B * \varphi \delta \omega \\ B' &= -B * \mu - B * \varphi \delta \omega + C * \lambda * (1 - \varphi \delta \omega) \\ C' &= \mu * (A + B) - C * \lambda \end{aligned} \quad (2.16)$$

Таким чином, отримавши значення параметрів φ, δ та ω для кожної з опублікованих новин у аналізований період часу і знайшовши середнє значення інтенсивності прочитування за день, оскільки це мінімальний період на якому відомі значення параметрів інтенсивності підписування та відписування, можна порахувати збільшення (або зменшення) у числі передплатників новинного агента, залежно від новин, що публікуються агентом, та є одним з основних завдань.

Важливою властивістю цієї системи є рівність нулю суми правих елементів рівнянь.

Перейдемо тепер до більш детального розгляду кожного рівняння.

Перше рівняння описує зміну числа підписників, які прочитали новину за рахунок їх збільшення з тих підписників, хто прочитав новину та тих людей, які не були підписниками, але прочитали новину та підписалися на агента, а також зменшення за рахунок тих, хто відписується від агента.

Друге рівняння описує зміну числа підписників, які не прочитали новину за рахунок одночасного збільшення та зменшення числа підписників.

Третє рівняння описує зміну в кількості людей, що відписалися від агента, за рахунок одночасного збільшення їх кількості через людей, що відписуються і зменшення через тих, хто здійснює зворотне.

Отже, модель Sir є популярною для моделювання процесу поширення інфекційних захворювань, але на цьому спектр її застосування не закінчується. Її можна досить легко інтерпретувати для процесів у різних сферах діяльності людей. Головна її особливість полягає у простоті побудови та використання. Вона складається з трьох компонентів, а саме з трьох диференціальних рівнянь, які мають зв'язок між собою та досить точно показують, як із певними значеннями можуть розвиватися подальші події.

Сама по собі класична SIR модель є базовою і може не відбивати всіх істотних факторів, але на її основі можуть будуватися різні модифіковані моделі, які показуватимуть досить складні взаємозв'язки у реальних процесах. Однією з таких модифікацій буде модель поширення інформації, побудована у рамках даного дослідження.

РОЗДІЛ 3. ПРОГНОЗУВАННЯ КОРИСТУВАЦЬКИХ ВПОДОБАНЬ У СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

3.1. Постановка задачі та вибір методів розв'язання

Нехай у нас є модель поширення інформації, яка базується на SIR-моделі що описана вище:

$$\begin{aligned} A' &= -\mu * A + \varphi\delta\omega * C * \lambda + B * \varphi\delta\omega \\ B' &= -B * \mu - B * \varphi\delta\omega + C * \lambda * (1 - \varphi\delta\omega) \\ C' &= \mu * (A + B) - C * \lambda \end{aligned} \quad (3.1)$$

З початковими умовами: $A(0) > 0, B(0) > 0, C(0) > 0$

Припустимо, що відомі всі параметри моделі, такі як φ, δ та ω , отже може бути отримано рішення для функцій A, B та C , отже, і побудовано. Розглянемо докладніше те, якими способами були зібрані дані кожного з параметрів.

Як приклад поширення інформації в соціальних мережах, було обрано соціальну мережу Facebook, оскільки є найчастіше відвідуваним і великим сайтом в Інтернеті. Як досліджувану тематику спільнот було обрано групи новин міста Києва. Досліджуваний період становив два календарні тижні. По кожному з днів було отримано середні параметри моделі, оскільки цей період є мінімальним можливим для повноцінної реєстрації відтоку та приросту передплатників. Були зібрані дані, необхідні для описаних вище параметрів і систематизовані в таблицях Excel, оскільки це є найбільш зручним для подібних операцій програмним забезпеченням з тих, що не вимагають спеціального вивчення, до того ж дані з таких таблиць набагато простіше використовувати в інших програмах.

Далі, використовуючи мову програмування Python, були побудовані результати обчислень моделі. А також проведено порівняння даних, отриманих як результат моделі та реальних даних за той самий період.

Як середовище програмування було обрано саме мову Python з кількох причин:

По-перше, велика кількість існуючих бібліотек, які дають змогу використовувати готові методи реалізації кожного з кроків.

По-друге, простий, проти інших мов програмування синтаксис, що дозволяє зосередитися на вирішенні конкретних завдань.

По-третє, швидкодія в роботі з масивами даних та наочність отриманих результатів.

Scipy – бібліотека, з широким колом можливостей, що має безліч методів одночасно у кількох сферах математики. Саме у цій роботі була використана для вирішення системи диференціальних рівнянь.

Numpy – одна з фундаментальних бібліотек мови Python, що має можливості для роботи з багатовимірними масивами та високорівневими математичними функціями.

Matplotlib – бібліотека, створена для візуалізації даних.

Обґрунтування вибору Excel для роботи з масивами даних наведено вище. Нижче наведено фрагмент таблиці Excel (рис. 3.1), що містить основні зібрані дані.

День	Кількість лайків	Кількість репостів	Сума лайків і репостів	Параметр діяльності підписників	Кількість переглядів	Параметр часу	Параметр прочитування	Параметр актуальності
1	881	227	1108	0,031657143	35000	0,97	0,390976547	0,97
2	139	5	144	0,012	12000	0,97	0,7148609	0,97
3	384	324	708	0,0177	40000	0,93	0,70083974	0,93
4	217	12	229	0,0143125	16000	0,93	0,69349867	0,93
5	445	44	489	0,027166667	18000	0,95	0,79933567	0,95
6	320	91	411	0,021631579	19000	0,95	0,81942099	0,95
7	490	100	590	0,013111111	45000	0,92	0,6898689	0,92
8	313	128	441	0,011606263	38000	0,92	0,6748609	0,92
9	495	34	529	0,02645	20000	0,95	0,7890528	0,95
10	158	25	183	0,001307143	140000	0,88	0,5579309	0,88
11	1585	142	1727	0,033862745	51000	0,98	0,8982677	0,98
12	138	64	202	0,011882353	17000	0,92	0,6798609	0,92
13	270	98	368	0,014153846	26000	0,93	0,69248561	0,93
14	229	55	284	0,014947368	19000	0,93	0,68834586	0,93
15	1255	16	1271	0,031	41000	0,97	0,89056093	0,97

Рис. 3.1. Фрагмент таблиці, що містить основні дані

3.2. Побудова програмного коду

Програмний код починає свою роботу з файлу main, де створюється головне вікно для введення даних і створюється вікна для виведення даних про роботу. На початку роботи створюємо та запускаємо наступний код:

```

if __name__ == "__main__":

    app = QApplication(sys.argv)

    win = MainWindow()

    win.show()

    sys.exit(app.exec_())

```

На цьому етапі створюється екземпляр класу `MainWindow`. Цей клас відповідає за виведення на екран вікна для введення даних та обробки даних. Цей клас є спадкоємцем двох класів: `QMainWindow`, `Ui_MainWindow`.

Конструктор класу `MainWindow` має досить примітивний вигляд, його головне завдання – це ініціалізація віконного інтерфейсу.

Для запуску роботи моделі є спеціальна кнопка «Побудувати модель». Після натискання цієї кнопки спрацьовує слухач подій `def click(self)`.

Головним призначенням слухача подій є обробка введених даних, запуск побудови моделі та виведення даних на екран. Всі ці дії відбуваються послідовно у слухачі подій.

Для початку з форми зчитується значення днів дослідження та за допомогою неї створюється послідовність чисел у лінійному просторі з однаковим кроком. Все це записується в змінний час.

Далі зчитується значення кількості підписників та потенційних підписників і записується це власне все в масив за допомогою змінної `u`.

Наприкінці відбувається підготовка спеціальних коефіцієнтів, отриманих завдяки спостереженням. Даними коефіцієнтами є: `ksi` – коефіцієнт поширення інформації, `alpha` – коефіцієнт підписування, `mu` – коефіцієнт відписування.

Після підготовки даних запускається основний процес, запуск побудови моделі. Для запуску та отримання результатів роботи моделі призначений наступний код:

```

solution = scipy.integrate.odeint(model, y0, time, args=(ksi, mu, alpha))

```

```
solution = numpy.array(solution)
```

За допомогою спеціальної функції бібліотеки `scipy` та спеціальних методів знаходиться чисельне рішення нашої моделі. Потрібний нам метод приймає такі параметри: `model` – функція, що відображає роботу моделі, `y0` – масив, що містить кількість підписників і не підписників, `time` – послідовність чисел як дати, `args` – кортеж, що містить параметри моделі.

У самій функції йде рішення диференціальних рівнянь, що складається з коефіцієнтів системи та кількості підписників і не підписників.

Після побудови моделі за допомогою бібліотеки `numpy` отриманий результат інтерпретується у вигляді масиву.

Після отримання результату роботи слідує етап підготовки даних до висновку. Висновок поділяється на два вікна: вікно з графіком та вікно з описом роботи.

На даному етапі виводяться графіки за отриманими даними, всі вони відображають зміну кількості підписників у групі та поширення інформації.

Після виведення графіка на екран, користувачеві виводиться вікно з описом змін у кількості підписників за досліджуваний термін.

Для виведення опису моделі створюється об'єкт класу `OutputWindow`, який створює вікно з текстовим полем.

У даному класі є лише конструктор, який ініціалізує вікно. Текст, який має бути записаний у текстовому вікні, передається як параметр з попереднього класу.

На цьому робота коду завершується, і програма чекає на нові команди. У даному випадку користувач має два варіанти:

- Ввести нові дані та побудувати нову модель;
- Завершити роботу програми, натиснувши кнопку закриття вікна.

3.3. Тестування програмного забезпечення

Для програми було створено зручний мінімалістичний та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс за допомогою бібліотеки PyQt5. Програма працює на будь-якому сучасному комп'ютері. Для цього досить просто відкрити exe-файл звичним способом просто за допомогою подвійного кліку лівої кнопки миші. Вона не потребує спеціальних знань у сфері математики чи маркетингу, достатньо просто заповнити усі необхідні поля.

Основне вікно програми включає всі необхідні вхідні параметри для побудови математичної моделі прогнозування користувацьких вподобань в соціальних мережах (рис. 3.2).

Модель прогнозування вподобань

<input type="text"/>	Кількість підписників, що прочитали контрольну новину
<input type="text"/>	Кількість підписників, що не прочитали контрольну новину
<input type="text"/>	Кількість не підписників (не прочитали новину)
<input type="text"/>	Коефіцієнт розповсюдження інформації
<input type="text"/>	Коефіцієнт підписування
<input type="text"/>	Коефіцієнт відписування
<input type="text"/>	Кількість днів

Побудувати модель

Рис. 3.2. Вікно програми

Спочатку користувач заповнює всі дані у полях для введення (рис. 3.2), які необхідні для побудови моделі. Потім натискає кнопку «Побудувати модель». В результаті програма виводить математичну модель, результатом якої є графік, а також з'являється вікно з описом роботи моделі (рис. 3.3).

MainWindow

Кількість днів спостереження: 14
 Кількість підписників, що прочитали інформацію змінилося з 35900 до 140107
 Кількість підписників, що не прочитали інформацію змінилося з 104630 до 11
 Кількість не підписників змінилося з 40000 до 40411

Рис. 3.3. Вікно з описом роботи моделі

За результатами роботи програм будь-який користувач зможе вибрати найбільш раціональний і вигідний варіант, куди зробити вкладення для своєї рекламної кампанії.

Отже, графік (рис. 3.4) демонструє зміну числа передплатників, які прочитали новину протягом 14 днів.

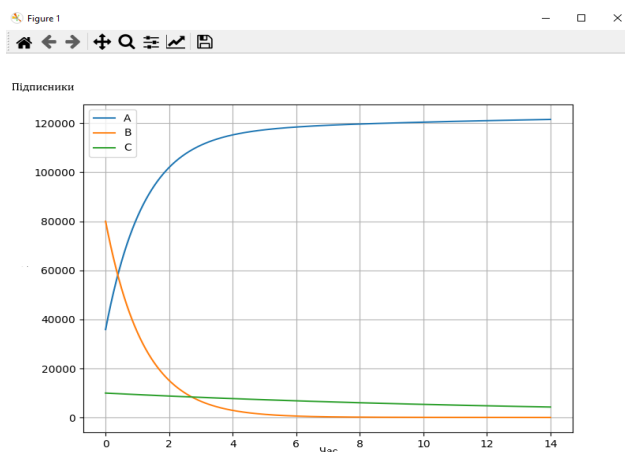


Рис. 3.4. Графік, отриманий у результаті роботи програми

Як було сказано раніше, лінія A показує кількість підписників, які побачили новину.

Лінія B показує кількість підписників, які не побачили новину.

Лінія C показує кількість користувачів соціальної мережі, які не були підписані на агента та не бачили новину.

Протягом 14 днів можна помітити зростання числа підписників, які побачили новину. Кількість людей, підписаних на агента, які не бачили новину за цей період, зменшується, найімовірніше, за рахунок того, що згодом вони побачили новину. І, як можна помітити, кількість користувачів соціальної мережі, які не були підписані на агента новин, значною мірою зменшилася. З цього можемо дійти висновку, що за даними параметрами маємо досить високу швидкість поширення інформації.

3.4. Аналіз груп у соціальних мережах за допомогою SIR-моделі

Для перевірки роботи побудованої програми проаналізуємо її основні показники у трьох різних групах користувачів, що пов'язані однією тематикою із соціальної мережі Facebook. Провівши спостереження протягом 14 днів за кожною з груп, було виявлено такі характеристики для кожної:

Група 1

- Кількість підписників, які прочитали новину на початковий момент: 11250
- Кількість підписників, які не прочитали новину на даний момент: 51403
- Число не підписників, які можуть побачити запис та підписатися: 1031325
- Коефіцієнт розповсюдження інформації: 0,105
- Коефіцієнт підписування: 0,00125
- Коефіцієнт відписування: 0,000234

Група 2

- Кількість підписників, які прочитали новину на початковий момент: 53314
- Кількість підписників, які не прочитали новину на даний момент: 435677
- Число не підписників, які можуть побачити запис та підписатися: 1031325
- Коефіцієнт розповсюдження інформації: 0,035
- Коефіцієнт підписування: 0,034
- Коефіцієнт відписування: 0,056

Група 3

- Кількість підписників, які прочитали новину на початковий момент: 35648
- Кількість підписників, які не прочитали новину на даний момент: 313156
- Число не підписників, які можуть побачити запис та підписатися: 1031325
- Коефіцієнт розповсюдження інформації: 0,25

- Коефіцієнт підписування: 0,065
- Коефіцієнт відписування: 0,004

Введемо значення, отримані в процесі спостереження для першої групи (рис. 3.5).

Value	Description
11250	Кількість підписників, що прочитали контрольну новину
51403	Кількість підписників, що не прочитали контрольну новину
1031325	Кількість не підписників (не прочитали новину)
0.105	Коефіцієнт розповсюдження інформації
0.00125	Коефіцієнт підписування
0.000234	Коефіцієнт відписування
14	Кількість днів

Побудувати модель

Рис. 3.5. Вихідні дані для першої групи

Після побудови моделі отримали графік, зображений на рис. 3.6.

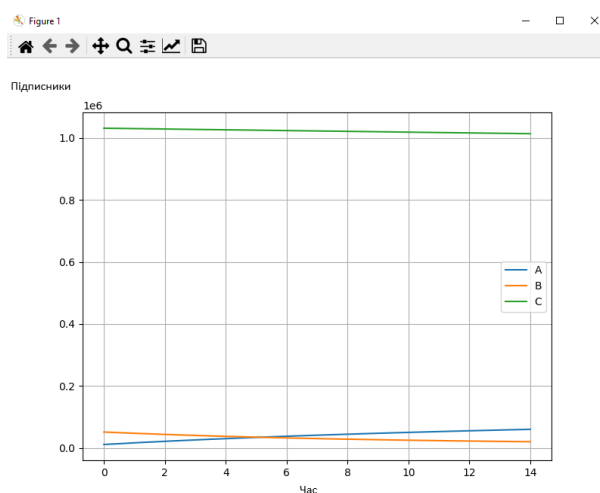


Рис. 3.6. Графік поширення інформації для першої групи

Проаналізуємо отримані дані. Як можна помітити, кількість підписників, які побачили інформацію, значно зросла (на 48 тис.), при цьому кількість підписників, які не бачили новину, значно скоротилася (на 31 тис.). Різниця значення між тими, хто побачив і тими, хто не побачив, але є підписниками, з'являється за рахунок того, що під час спостереження людина

може відписатися від групи, не побачивши про це новину, так само людина за цей час може підписатися, але також не бачити новину. Значне збільшення кількості людей, які побачили новину відбувається у зв'язку з досить непоганим коефіцієнтом поширення інформації та досить високим коефіцієнтом підписування, також завдяки цьому коефіцієнту у процесі поширення інформації з'явилися нові підписників з числа потенційних (17 тис. нових підписників), що є досить непоганим результатом.

Введемо значення, отримані в процесі спостереження для другої групи (рис. 3.7).

Value	Description
53314	Кількість підписників, що прочитали контрольну новину
435677	Кількість підписників, що не прочитали контрольну новину
1031325	Кількість не підписників (не прочитали новину)
0.035	Коефіцієнт розповсюдження інформації
0.034	Коефіцієнт підписування
0.056	Коефіцієнт відписування
14	Кількість днів

Побудувати модель

Рис. 3.7. Вихідні дані для другої групи

Побудуємо модель та отримаємо її графік (рис. 3.8).

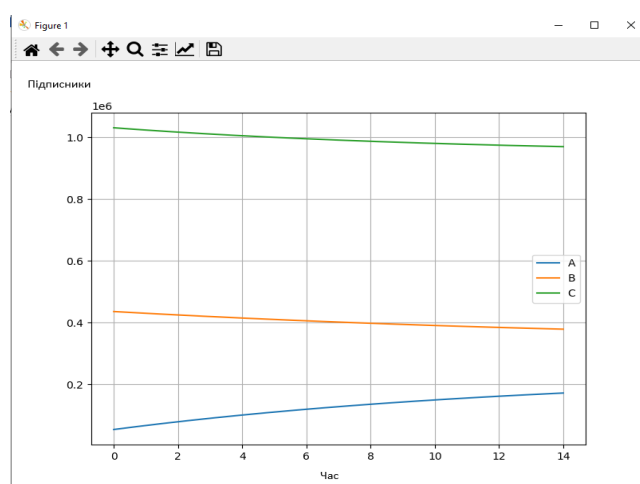


Рис. 3.8. Графік розповсюдження інформації для другої групи

За аналогією з першою групою проведемо аналіз отриманих результатів. Завдяки досить непоганому коефіцієнту поширення інформації кількість підписників, які побачили інформацію, зросла (на 118 тис.). Також кількість підписників, які не побачили інформацію, досить сильно скоротилася (на 57 тис.). Незважаючи на досить сумнівні коефіцієнти модель показує досить велике поширення інформації за 14 днів. І незважаючи на досить великий коефіцієнт відписування (порівняно з коефіцієнтом підписування) згідно з моделлю, групі вдалося залучити нових передплатників з числа потенційних (61 тис.).

Розглянемо третю групу та її вхідні дані (рис. 3.9).

Вхідні дані	Опис
35648	Кількість підписників, що прочитали контрольну новину
313156	Кількість підписників, що не прочитали контрольну новину
1031325	Кількість не підписників (не прочитали новину)
0.25	Коефіцієнт розповсюдження інформації
0.065	Коефіцієнт підписування
0.004	Коефіцієнт відписування
14	Кількість днів

Побудувати модель

Рис. 3.9. Вихідні дані для третьої групи

Побудуємо модель та отримаємо графік (рис. 3.10).

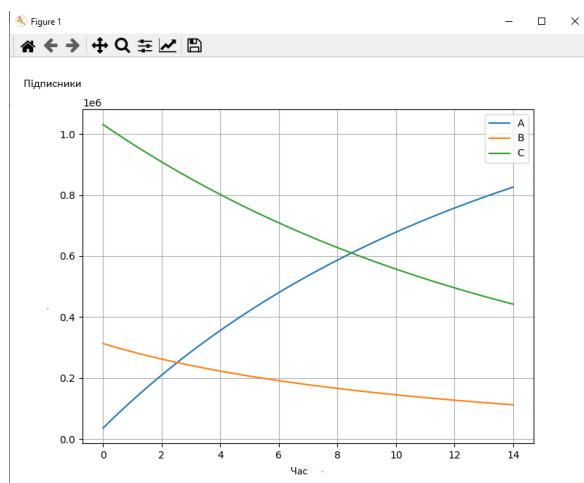


Рис. 3.10. Графік моделі для третьої групи

Проаналізуємо роботу моделі для третьої групи. У третій групі є досить великий коефіцієнт поширення інформації, у зв'язку з цим можна побачити велике зростання числа підписників, які побачили інформацію (збільшилося на 790.тис.). Число підписників, які не бачили новину за 14 днів також значно скоротилося (на 201 тис.) Те, що кількість підписників, які побачили новину, перевищує скорочення кількості підписників, які не бачили новину, говорить нам про великий приток нових підписників спільноти. Це підтверджує графік. Як можна помітити, завдяки хорошим коефіцієнтам група змогла залучити величезну кількість потенційних підписників та кількість не підписників помітно скоротилася (на 589 тис.).

Провівши аналіз кожної групи, можна порівняти, у якій групі буде вдало виставити свою рекламу. У першій групі, незважаючи на невелику кількість підписників (порівняно з іншими групами) досить хороший коефіцієнт поширення інформації. Але не варто очікувати, що поширення інформації сильно вийде за межі рамок групи. Це досить хороший варіант для розміщення реклами малого бізнесу, адже реклама в такому співтоваристві буде не сильно навантажувати бюджет.

Якщо порівнювати другу групу з усіма іншими, то вона має на початок прогнозування найбільше число підписників, і не дивлячись на підписування нових людей, у групі досить великий коефіцієнт відписування, що може послужити надалі втратою аудиторії та власне втратою грошей для тих, хто замовляє рекламу.

Розглядаю третю групу, можна сказати, що вона має найбільший із усіх розглянутих груп потенціал. З цими коефіцієнтами поширення інформації йде не лише серед уже підписаних людей, а й серед нових потенційних підписників. Це говорить про те, що в такому співтоваристві реклама найефективніше працюватиме. Але вартість такої реклами може сильно вдарити по бюджету фірми, якщо вона не має достатньої кількості коштів для вкладення такого розвитку.

Таким чином, ми отримали програму, яка ідеально підходить для користувача, який хоче використовувати можливості соціальних мереж для просування свого бізнесу. За допомогою неї користувач може, навіть не маючи якихось спеціальних знань, проаналізувати рекламний ринок і підібрати відповідний йому варіант.

ВИСНОВКИ

У даній кваліфікаційній роботі було розроблено програму для прогнозування користувацьких вподобань у соціальних мережах на основі SIR-моделі поширення інформації. Основною метою дослідження було створення ефективного інструменту, який би дозволив користувачам аналізувати динаміку підписників у групах соціальних мереж, зокрема в Facebook, та оцінювати ефективність рекламних кампаній.

Перш за все, було сформульовано задачу та обрано методи розв'язання, зокрема модель SIR для опису процесу поширення інформації. Визначено параметри моделі, такі як коефіцієнти поширення інформації, підписування та відписування, які були отримані через спостереження за групами новин у Києві протягом двох тижнів. Дані були систематизовані у таблицях Excel, що спростило подальшу обробку.

Для реалізації моделі було використано мову програмування Python, обрана завдяки своїй простоті, наявності потужних бібліотек (Scipy, Numpy, Matplotlib) та зручності роботи з даними. Програмний код був структурований у вигляді класів, що забезпечило зрозумілу архітектуру програми. Основна логіка включала зчитування вхідних даних, обчислення результатів на основі моделі та візуалізацію отриманих даних у вигляді графіків.

Програма надає користувачеві можливість вводити дані, запускати модель та отримувати результати у вигляді графіків та текстових описів. Проведене тестування підтвердило зручність інтерфейсу та простоту використання програми. Користувачі можуть легко заповнити необхідні поля та отримати результати без наявності спеціальних знань у математиці чи маркетингу.

Аналіз трьох груп користувачів, проведений у рамках роботи, показав, що програма здатна ефективно оцінювати потенціал кожної групи для розміщення реклами. Результати демонструють, що перша група має хороший коефіцієнт поширення інформації, що робить її привабливою для малих бізнесів, тоді як

третя група має найбільший потенціал для залучення нових підписників, що робить її ідеальною для великих рекламних кампаній.

Отже, в результаті проведеного дослідження була створена програма, яка дозволяє користувачам ефективно аналізувати ринок реклами в соціальних мережах та приймати обґрунтовані рішення щодо інвестицій у рекламні кампанії. Цей інструмент може стати корисним для підприємств, які прагнуть оптимізувати свої витрати на рекламу та максимізувати охоплення цільової аудиторії.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Базарний С.В. Розроблення комплексного методу виявлення найбільш впливових користувачів соціальних мереж в сучасних умовах. Стратегія кіберстійкості: управління ризиками та безперервність бізнесу. Матер. Всеукр. наук.-практ. конф., м. Київ, 23 лютого 2023 р. ДУТ, 2023. С. 69–72.
2. Балабанов О. С. Аналітика великих даних: принципи, напрямки і задачі (огляд). Проблеми програмування. 2019. № 2. С. 47–68.
3. Використання соціальних мереж. URL: <https://www.euam-ukraine.eu/wp-content/uploads/2020/09/Working-with-Social-Media-Compendium-UKRAINIAN-AUGUST-2020-FOR-PUBLICATION.pdf>
4. Гладченко О., Ратушняк Т., Беспарточна О. Сучасні інформаційно-комунікаційні технології для забезпечення якісного дистанційного навчання // Теорія і практика управління соціальними системами. Розділ: Інформаційні технології і засоби навчання в професійній підготовці майбутніх фахівців. – 2022. – № 2. – С.76–91. doi: 10.20998/2078-7782.2022.2.06
5. Документація Docker Hub [Електронний ресурс] — Режим доступу: <https://docs.docker.com/docker-hub/>
6. Запорожченко О. В. Ідентичність особистості в умовах інформаційного суспільства. Актуальні проблеми філософії та соціології. Випуск 26, 2020. С. 12–16.
7. Калініна І. О. Дослідження нейромережевих методів у задачах прогнозування. Наукові праці. Випуск 93. Том 106. С. 132–138.
8. Краснякова А. О. Соціальні інтернет-мережі – новий соціальний простір існування людини. Управління освітою. № 22, 2013. С. 32 – 36.
9. Малєєва Н. С. Особливості соціальних мереж як засобу комунікації у сучасному суспільстві. Зб. до II Всеукраїнської науковопрактичної конференції студентів і молодих учених «Особистість як об’єкт психологічного впливу». Кривий Ріг, 2016. С. 86-89.

10. Малєєва Н. С. Соціально-психологічний зміст комунікативних практик в мережі Інтернет. Наука і освіта. Одеса, Вип. 4, 2014. С. 113–392.

11. Теоретико-методологічні основи комп'ютерних баз знань в економіці: монографія / Ріппа С.П., Погорєловська І.Д., Редич О.В. та ін. ; за ред. С.П. Ріппи. – Ірпінь: УДФСУ, 2021. – 170 с.

12. Wikipedia [Електронний ресурс]. Cold start (Computing). Режим доступу: [https://ua.wikipedia.org/wiki/Cold_start_\(computing\)](https://ua.wikipedia.org/wiki/Cold_start_(computing)).

13. Wikipedia [Електронний ресурс]. Knowledge-based recommender systems. Режим доступу: https://ua.wikipedia.org/wiki/Knowledge_based_recommender_system.

14. Озеранський В.С., Пеньков В.С. «Рекомендаційні системи» в Матеріали конференції «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2020)», Вінниця, 2020. [Електронний ресурс]. Режим доступу <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2021/paper/view/11031> Дата звернення: грудень, 2024

15. PHP. Вільний шлях : веб-сайт. URL; <http://iflista.github.io/php-the-right-way/> 3.

16. Вивчення php з нуля | Уроки php для початківців. PHP : веб-сайт. URL: <https://phpbuilder.en/ua/learn>

17. Ржеуський А. Рекомендаційна система інформаційного обслуговування користувачів бібліотек / А. Ржеуський, Н. Кунанець, М. Стахів // Матеріали V науково-технічної конференції «Інформаційні моделі, системи та технології», 1-2 лютого 2018 року. — Т. : ТНТУ, 2018. — С. 37. — (Секція 2. Інформаційні системи).

18. Л. Аткінсон, З. Сураскін. PHP5. Бібліотека професіоналу. / Л. Аткінсон, З. Сураскін — М. : «Вільямс», 2018 — 543 с.

19. ЯК ПЕРСОНАЛЬНІ РЕКОМЕНДАЦІЇ ДОЗВОЛЯЮТЬ ЗБІЛЬШИТИ КОНВЕРСІЮ САЙТУ. веб-сайт. URL: <https://marketer.ua/ua/personalizedproduct-recommendations-allow-you-to-increase-conversion/#>.(дата звернення: 20.12.2024)

20. Онищенко О. С., Горовий В. М., Попик В. І. Соціальні мережі як чинник розвитку громадянського суспільства : монографія. К., 2013. 220 с.
21. Орбан-Лембрик Л. Е. Соціальна психологія. К., 2016. 560 с.
22. Прібилєв Ю.Б., Базарний С.В. Спосіб визначення місцезнаходження користувачів соціальних мереж. Забезпечення кібероборони держави. Зб. матер. III науково-практичного вебінару, м. Київ, 29 вересня 2022 р. НУОУ, 2022. С. 150–160.
23. Снитюк В. Є. Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми : навчальний посібник. Київ : «Маклаут», 2008. 364 с.
24. Супрун Г. Г. Ідентичність індивіда в цифрову епоху соціальних комунікацій. Філософські обрії. Вип. 43. Київ; Полтава, 2020. С. 85-94.
25. Якущенко Ю., Глущенко К. Соціальні мережі як провідний вид віртуального спілкування. Соціально-гуманітарні аспекти розвитку сучасного суспільства. Суми, 2021. С. 413–417.
26. Cai Q., Zhang D., Zheng W., Leung S. C.H. A new fuzzy time series forecasting model combined with ant colony optimization and auto-regression. KnowledgeBased Systems, V. 74, (2015) pp. 61–68.
27. S. Fedushko, T. Ustyianovych, «E-Commerce Customers Behavior Research Using Cohort Analysis: A Case Study of COVID-19». Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity, 8(1), 12, 2022.
28. Serikov T., Zhetpisbayeva, A., Mirzakulova, S., Zhetpisbayev, K., Ibrayeva, Z., Soboleva L., Tolegenova, A., & Zhumazhanov, B. Application of the NARX neural network for predicting a one-dimensional time series. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2021. Vol. 5(4 (113)), pp. 12–19.
29. Solis B. Digital Transformation: Executives Need A Sense of Urgency To Compete Against Digital Natives. URL: <https://www.briansolis.com/2019/11/digital-transformation-executives-need-a-sense-of-urgency-to-compete-against-digital-natives>

30. Wang L., Wang Z., Qu H., Liu S. Optimal Forecast Combination Based on Neural Networks for Time Series Forecasting. *Applied Soft Computing*, 2018. Vol. 66. P. 1–17.

ДОДАТКИ

Додаток А

Main

```

import scipy.integrateimport numpyimport matplotlib.pyplot as pltfrom
PyQt5.QtWidgets import QApplication, QMainWindowfrom MainWindow import
Ui_MainWindowimport sysfrom OutputWindow import Ui_OutputWindow

def model(y, time, ksi, mu, alpha): A, B, C = y

    dA = -mu * A + ksi * C * alpha + B * ksi dB = -B * mu - B * ksi + C * alpha * (1 -
ksi) dC = mu * (A + B) - C * alpha

    return ([dA, dB, dC])

class MainWindow(QMainWindow, Ui_MainWindow): # головне вікно def
__init__(self): super().__init__() self.setupUi(self)
self.pushButton.clicked.connect(self.click)

    def click(self): t = int(self.lineEdit_7.text())

        time = numpy.linspace(0, t, 10000) y0 = [] y = int(self.lineEdit.text())
y0.append(y) y = int(self.lineEdit_2.text()) y0.append( y) y =
int(self.lineEdit_3.text()) y0.append(y) ksi = float(self.lineEdit_4.text()) alpha =
float(self.lineEdit_5.text()) mu = float(self.lineEdit_6.text()) solution =
scipy.integrate.odeint(model, y0, time, args= (ksi, mu, alpha)) solution =
numpy.array(solution) plt.figure(figsize=[8, 6]) plt.plot(time, solution[:, 0],
label="A") plt.plot(time, solution[:, 1], label='B') plt.plot(time, solution[:, 2],
label="C") plt.grid() plt.legend() plt.xlabel("Час") plt.ylabel("Підписувачі")
plt.show() c = solution.size subs = solution[:, 0] subs_nr = solution[:, 1] self.win2 =

```

```

OutputWindow(results = "Кількість днів спостереження:" + str(t)+"\n" "Кількість
підписників, що прочитали інформацію змінилася з " + str(int(subs[0])) + " до " +
str(int(subs[subs.size - 1])) + "\ n" + "Кількість підписників, що не прочитали
інформацію змінилася з " + str(int(subs_nr[0])) + " до " +
str(int(subs_nr[subs_nr.size - 1])) + '\n' + "Кількість не підписників змінилася з " +
str(int(no_subs[0])) + " до " + str(int(no_subs[no_subs] .size - 1))) ) self.win2.show()

```

```

class OutputWindow(QMainWindow, Ui_OutputWindow): def __init__(self, results
= ""): super().__init__() self.setupUi(self) self.textBrowser.setText(results)

```

```

if __name__ == "__main__": app = QApplication(sys.argv) win = MainWindow()
win.show() sys.exit(app.exec_())

```


MainWindow

```
# -*- coding: utf-8 -*-
```

```
# Form implementation generated from reading ui file 'MainWindow.ui'
# Created by: PyQt5 UI code generator 5.15.4## WARNING: Будь-яка зміну для
цього файлу буде втрачено при pyuic5 is# run again. Do no edit this file unless you
know what you are doing.
```

```
від PyQt5 import QtCore, QtGui, QtWidgets
```

```
class Ui_MainWindow(object):
    def setupUi(self, MainWindow):
        MainWindow.setObjectName("MainWindow")
        MainWindow.resize(503, 320)
        MainWindow.setMinimumSize(QtCore.QSize(503, 32))
        MainWindow.setMaximumSize(QtCore.QSize(503, 320))
        self.centralwidget = QtWidgets.QWidget(MainWindow)
        self.centralwidget.setObjectName("centralwidget")
        self.lineEdit = QtWidgets.QLineEdit(self.centralwidget)
        self.lineEdit.setGeometry(QtCore.QRect(30, 20, 113, 20))
        self.lineEdit.setObjectName("lineEdit")
        self.lineEdit_2 = QtWidgets.QLineEdit(self.centralwidget)
        self.lineEdit_2.setGeometry(QtCore.QRect(30, 50, 113, 20))
        self.lineEdit_2.setObjectName("lineEdit_2")
        self.lineEdit_3 = QtWidgets.QLineEdit(self.centralwidget)
        self.lineEdit_3.setGeometry(QtCore.QRect(30, 80, 113, 20))
        self.lineEdit_3.setObjectName("lineEdit_3")
        self.lineEdit_4 = QtWidgets.QLineEdit(self.centralwidget)
        self.lineEdit_4.setGeometry(QtCore.QRect(30, 110, 113, 20))
        self.lineEdit_4.setObjectName("lineEdit_4")
```

```

self.lineEdit_5 = QtWidgets.QLineEdit(self.centralwidget)
    self.lineEdit_5.setGeometry(QtCore.QRect(30, 140, 113, 20))
self.lineEdit_5.setObjectName("lineEdit_5") self.lineEdit_6 =
QtWidgets.QLineEdit(self.centralwidget)
self.lineEdit_6.setGeometry(QtCore.QRect(30, 170, 113, 20))
self.lineEdit_6.setObjectName("lineEdit_6") self.label =
QtWidgets.QLabel(self.centralwidget) self.label.setGeometry (150, 20, 371, 16))
self.label.setObjectName("label") self.label_2 =
QtWidgets.QLabel(self.centralwidget) self.label_2.setGeometry(QtCore.QRect(150,
50, 351, 16)) self. setObjectName("label_2") self.label_3 =
QtWidgets.QLabel(self.centralwidget) self.label_3.setGeometry(QtCore.QRect(150,
80, 321, 16)) self.label_3.setObjectName("label_3") self.label_4 = QtWidgets.
.centralwidget) self.label_4.setGeometry(QtCore.QRect(150, 110, 251, 16))
self.label_4.setObjectName("label_4") self.label_5 =
QtWidgets.QLabel(self.centralwidget) self.label_5. (150, 140, 271, 16))
self.label_5.setObjectName("label_5") self.label_6 =
QtWidgets.QLabel(self.centralwidget) self.label_6.setGeometry(QtCore.QRect(150,
170, 33) self.label_6.setObjectName("label_6") self.line =
QtWidgets.QFrame(self.centralwidget) self.line.setGeometry(QtCore.QRect(-10,
230, 521, 16)) self.line.setFrameShape(QtW QFrame.HLine)
self.line.setFrameShadow(QtWidgets.QFrame.Sunken)
self.line.setObjectName("line") self.pushButton =
QtWidgets.QPushButton(self.centralwidget)
self.pushButton.setGeometry(QtCore.QRect(QtCore.QRect) 23))
    self.pushButton.setObjectName("pushButton") self.lineEdit_7 =
QtWidgets.QLineEdit(self.centralwidget)
self.lineEdit_7.setGeometry(QtCore.QRect(30, 200, 113, 20)) self.line ) self.label_7
= QtWidgets.QLabel(self.centralwidget)
self.label_7.setGeometry(QtCore.QRect(150, 200, 141, 16))
self.label_7.setObjectName("label_7") MainWindow.setC .menubar =

```

```

QtWidgets.QMenuBar(MainWindow) self.menubar.setGeometry(QRect(0, 0,
503, 21)) self.menubar.setObjectName("menubar")
MainWindow.setMenuBar(self.menubar) self.status
QtWidgets.QStatusBar(MainWindow) self.statusbar.setObjectName("statusbar")
MainWindow.setStatusBar(self.statusbar)

```

```

self.retranslateUi(MainWindow)
QtCore.QMetaObject.connectSlotsByName(MainWindow)

```

```

def retranslateUi(self, MainWindow): _translate =
QtCore.QCoreApplication.translate
MainWindow.setWindowTitle(_translate("MainWindow", "Модель поширення
інформації")) self.label.setText(_translate("MainWindow", "Коли новина"))
self.label_2.setText(_translate("MainWindow", "Кількість підписників, які не
прочитали контрольну новину")) self.label_3.setText(_translate("MainWindow",
"Кількість не підписників (не прочитали новину)") self.label_4
.setText(_translate("MainWindow", "Коефіцієнт поширення інформації"))
self.label_5.setText(_translate("MainWindow", "Коефіцієнт підписування"))
self.label_6.setText(_translate("MainWindow", "Коефіцієнт відписування"))
self.pushButton.setText(_translate("MainWindow", "Побудувати модель"))
self.label_7.setText(_translate("MainWindow", "Кількість днів"))

```

OutputWindow

```
# -*- coding: utf-8 -*-
```

```
# Form implementation generated from reading ui file 'OutputWindow.ui'## Created
by: PyQt5 UI code generator 5.15.4## Do no edit this file unless you know what you
are doing.
```

```
від PyQt5 import QtCore, QtGui, QtWidgets
```

```
class Ui_OutputWindow(object): def setupUi(self, OutputWindow):
OutputWindow.setObjectName("OutputWindow") OutputWindow.resize(460, 240)
OutputWindow.setMinimumSize(QtCore.QSize(QtCore.QSize)
OutputWindow.setMaximumSize(QtCore.QSize(460, 240)) self.centralwidget =
QtWidgets.QWidget(OutputWindow)
self.centralwidget.setObjectName("centralwidget")
    self.textBrowser = QtWidgets.QTextBrowser(self.centralwidget)
self.textBrowser.setGeometry(QtCore.QRect(10, 10, 441, 181))
self.textBrowser.setObjectName("textBrowser") OutputWindow. self.menubar =
QtWidgets.QMenuBar(OutputWindow) self.menubar.setGeometry(QtCore.QRect(0,
0, 460, 21)) self.menubar.setObjectName("menubar")
OutputWindow.setMenuBar(self. = QtWidgets.QStatusBar(OutputWindow)
self.statusbar.setObjectName("statusbar") OutputWindow.setStatusBar(self.statusbar)

    self.retranslateUi(OutputWindow)
QtCore.QMetaObject.connectSlotsByName(OutputWindow)

def retranslateUi(self, OutputWindow): _translate =
```

```
QtCore.QCoreApplication.translate
```

```
OutputWindow.setWindowTitle(_translate("OutputWindow", "MainWindow"))
```