

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ВІДГУКІВ У СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ ДЛЯ ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ПРИДБАННЯ ТОВАРІВ

Петро Кравець¹, Юрій Твердохліб²

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних систем та мереж, Львів, Україна

¹ E-mail: Petro.O.Kravets@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-8569-423X;

² E-mail: Yurii.Tverdokhlib.msaat.2021@lpnu.ua, ORCID: 0009-0009-1623-4964

© Кравець П., Твердохліб Ю., 2023

У роботі описано інформаційну систему моніторингу та аналізу відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій щодо придбання товарів. Ця система призначена для пришвидшення та полегшення клієнтам пошуку необхідної продукції на ресурсах електронної комерції. Вдалий вибір якісного товару за бажаними критеріями вкрай важливий, оскільки це зменшує час пошуку та економить гроші клієнтів. Аналізуючи коментарі у мережі, інформаційна система рекомендує продукт, на який переважають позитивні відгуки.

Сформульовано мету роботи, об'єкт та предмет дослідження, висвітлено наукову новизну та практичне значення роботи. Проаналізовано особливості досліджуваної предметної області та відомих засобів вирішення проблеми. Як прототип системи формування рекомендацій на основі аналізу відгуків використано системи, які застосовують у сфері онлайн-маркетингу. На підставі характеристик системи порівняно з аналогами визначено, що система є унікальною, а її розроблення актуальне, оскільки відомі аналогічні системи не рекомендують товари користувачам на основі відгуків інших користувачів.

Визначено основну мету розроблення системи, описано призначення, місце застосування системи, її розроблення та впровадження. Визначено критерії визначення цілей. Методом аналізу ієрархій встановлено, що тип розроблюваного продукту – система підтримки прийняття рішень.

Розроблено концептуальну модель системи. Змодельовано вимоги до проєкту – бізнес-вимоги, користувацькі вимоги, функціональні вимоги, нефункціональні вимоги. Визначено вхідні та вихідні дані системи.

В основу системи прийняття рішень покладено алгоритм аналізу настроїв користувачів соціальних мереж за допомогою методу логістичної регресії. Логістична регресія – це один із найпоширеніших алгоритмів машинного навчання, який легко реалізувати для класифікації наборів лінійно роздільних кластерів даних. Він швидко навчається на великих наборах даних і гарантує отримання надійних результатів.

Є підстави очікувати економічного, функціонального, фінансового та часового ефектів від впровадження такої рекомендаційної системи.

Ключові слова: онлайн-маркетинг; соціальні мережі; система моніторингу; рекомендаційна система; машинне навчання, сентиментний аналіз; логістична регресія.

Вступ

Стрімке зростання обсягів даних та кількості відвідувачів інтернету створили потенційну проблему інформаційного перевантаження, яка перешкоджає своєчасному доступу до необхідних ресурсів. Інформаційно-пошукові системи частково вирішили цю проблему, але пріоритетизація (визначення важливості параметрів пошуку) та персоналізація (зіставлення доступного

змісту з інтересами та вподобаннями користувача) інформації відсутні. Це посприяло зростанню попиту на системи рекомендацій.

Для рекомендаційних систем важливі пошук, картографування та оперативне надання інформації відповідно до уподобань і смаків користувачів. Рекомендаційні системи вирішують проблему інформаційного перевантаження, здійснюючи фільтрацію важливого інформаційного фрагмента із великої кількості інформації, покладаючись на вподобання користувача. Система рекомендацій може спрогнозувати ймовірність покупки товару на основі даних профілю користувача.

Системи рекомендацій корисні як для продавців, так і для покупців. У сфері маркетингу системи рекомендацій відчутно збільшують доходи через те, що вони є ефективні для продажу більших обсягів товарів [1, 2]. Для користувачів вони економлять час, витрачений на пошуки і вибір товару в мережі інтернет. Фактом є те, що системи рекомендацій покращують якість прийняття рішень онлайн-маркетингу.

Більшість сучасних сайтів електронної комерції, таких як eBay, Amazon, AliExpress тощо, які найпоширеніші у цифровій сфері, використовують власні алгоритми рекомендацій, щоб краще обслуговувати клієнтів товарами, які їм обов'язково сподобаються. За правильного налаштування такої алгоритм може істотно підвищити доходи, конверсії сайта (відношення кількості відвідувачів сайта, що виконали цільові дії – реєстрацію, придбання товару, перехід на рекламу тощо, до загальної кількості відвідувачів сайта) та інші важливі показники взаємодії онлайн-бізнесу з користувачами.

Механізми рекомендацій – це здебільшого інструменти фільтрації даних, які використовують алгоритми та дані, щоб рекомендувати найвідповідніші елементи конкретному користувачеві на основі його вподобань. Тобто це не що інше, як автоматизована форма “прилавка магазину”. За запитом система рекомендацій не тільки підбирає потрібний товар, але й пропонує пов'язані з ним товари, які потенційно може купити клієнт. Такі системи добре навчені перехресному продажу та продажу додаткових товарів.

Рекомендаційні системи потрібні для допомоги користувачам, коли вони повинні прийняти рішення, беручи за основу той факт, що у звичайному житті люди часто приймають рішення із урахуванням рекомендацій інших, наприклад друзів або експертів. Така поведінка ґрунтується як на переконанні, що у наших друзів подібні смаки, так і на довірі, яку ми можемо висловити експертній думці. Рекомендації, які надають автоматизовані системи, намагаються імітувати цей принцип, залежно від доступної інформації, їх подають користувачам у формі передбачення або списку елементів. Тому створення інформаційної системи моніторингу та аналізу відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій придбання товарів є актуальною науково-практичною проблемою.

Отже, об'єктом цього дослідження є процес формування рекомендацій щодо придбання товарів на ресурсах електронної комерції. Предметом дослідження є моніторинг тональності відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій стосовно придбання товарів.

Новизна роботи полягає у вдосконаленні функціональності інформаційної системи онлайн-маркетингу за допомогою інноваційної функції моніторингу тональності відгуків у соціальних мережах на основі алгоритму машинного навчання методом сентиментного аналізу та логістичної регресії для вироблення рекомендацій щодо придбання товарів.

Як прототип системи формування рекомендацій на основі аналізу відгуків використано системи, які застосовуються у сфері електронної комерції. Це, наприклад, система рекомендацій онлайн-магазину Rozetka, яка здатна розумно аналізувати та передбачати переваги покупців, щоб запропонувати їм список рекомендованих продуктів. Проте алгоритм Rozetka вибирає рекомендовані продукти для кожного користувача на основі його попередніх покупок, взаємодії та оцінок інших представлених товарів і поєднує їх з подібними товарами, які переглядають користувачі зі схожими вподобаннями та інтересами.

В основу нашої системи прийняття рішень покладено алгоритм аналізу настроїв [3] за допомогою правил або лексиконів. Цей підхід покладається на сформовані правила класифікації даних для визначення настроїв клієнтів.

Для цього сформовано словники слів із позитивними чи негативними значеннями, щоб позначити їхню полярність і силу настрою для обчислення балів. Також можна додати допоміжні правила, наприклад, передбачивши аналіз виразів, тобто алгоритми аналізу настроїв можна налаштувати на розумніші правила опрацювання контексту.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Головне завдання системи рекомендацій придбання товарів – допомогти людині вибрати найкращий товар. Нерідко люди хочуть щось купити собі, не важливо, який товар, наприклад, ноутбук, автомобіль чи просто одяг, і стикаються з проблемою: що ж вибрати? Якщо людина добре не розбирається у техніці, щоб вибрати, наприклад, якісний смартфон, їй потрібно вивчити характеристики смартфонів кількох різних компаній, проаналізувати відгуки користувачів, відповідно витративши на це доволі багато часу.

Важливим компонентом будь-якої системи рекомендацій є функція отримання інформації про користувача та передбачення оцінки, яку він може поставити продукту. Прогнозування оцінок користувачів, навіть до того, як користувач фактично їх надав, робить системи рекомендацій потужним інструментом онлайн-маркетингу.

Якість рекомендації можна оцінити за допомогою різних тактик, які вимірюють охоплення та точність. Охоплення вимірює частину об'єктів пошуку, для яких система може надати рекомендації, тоді як точність – це частина коректних рекомендацій із загальної кількості даних. Ефективність методу оцінювання рекомендацій залежить лише від набору даних і підходу, використаного для створення рекомендації. Системи рекомендацій у кількох концептуальних аспектах подібні із проблемою класифікації та регресійного моделювання.

В ідеальній ситуації можна побачити, як реальні користувачі реагують на рекомендації, і відстежувати показники стосовно користувача, щоб покращити свою рекомендацію, однак це завдання доволі складно реалізувати [1, 2].

Алгоритми спільної фільтрації рекомендують товари на підставі інформації про переваги товару, яку надали багато користувачів. Цей підхід використовує подібність уподобань користувачів, враховуючи їх попередню взаємодію. Алгоритми рекомендацій навчаються прогнозувати майбутню взаємодію користувачів. Такі системи рекомендацій будують модель на основі минулої поведінки користувача, придбаних ним раніше товарів, наданих оцінок товарів та подібних рішень інших користувачів.

Ідея спільної фільтрації інформації полягає у тому, що висока ймовірність, що люди погодяться на додаткові майбутні підбірки фільмів, якщо вони вибирали їх у минулому, як-от певний фільм. Наприклад, система рекомендації спільної фільтрації „знає”, що ви та інший користувач маєте схожі смаки щодо фільмів, і може порекомендувати вам фільм, який вже сподобався цьому користувачеві.

Проблему формування рекомендацій у системах онлайн-комерції розглянуто у багатьох наукових публікаціях [1–8], що свідчить про актуальність та перспективність цього напряму дослідження.

Також відзначимо окреме вивчення питань сентиментного аналізу текстів та логістичної регресії. Цих проблем стосуються публікації з комп'ютерної лінгвістики, контент-аналізу інформації у мережі інтернет та машинного навчання [9–14].

Належно оцінюючи науковий доробок вчених, варто зазначити, що додаткового дослідження потребують процеси моніторингу тональності відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій щодо придбання товарів на основі методів машинного навчання.

Інформаційні та програмні аналоги вирішення задачі

Сьогодні компанії онлайн-маркетингу використовують рекомендації як цільовий маркетинговий інструмент. Так, Amazon рекомендує багато товарів з різних категорій на підставі того, що ви переглядаєте, і виділить для вас ті товари, які ви, ймовірно, купите. Варіантом цього є опція

“часто купують разом”, яка міститься внизу сторінки продукту, щоб спонукати вас придбати комбінацію товарів. Ця рекомендація має одну основну мету: збільшити середню вартість замовлення, тобто пропонувати клієнтам додаткові та перехресні продажі на основі елементів у їхньому кошику для покупок або товарів, які вони зараз переглядають на сайті.

Amazon використовує історію вебперегляду користувача, щоб завжди тримати ці товари в полі зору клієнта. Система використовує рейтинги та відгуки клієнтів, щоб відображати товари з більшим середнім показником рейтингу. Amazon хоче змусити вас купувати пакет, а не один товар. Скажімо, ви купили телефон, а потім він порекомендує вам купити чохол або захисну плівку для екрана. Надалі система триматиме вас у курсі поточної тенденції товару або категорії товарів, використовуючи один із механізмів надсилання повідомлень [15].

Система рекомендацій Amazon здатна розумно аналізувати та передбачати переваги покупців, щоб запропонувати їм список рекомендованих товарів. Хоча в останні роки інші магазини також запровадили подібні функції на своїх вебсайтах, система рекомендацій Amazon вважається однією з найкращих на ринку.

Алгоритм Amazon – це система рекомендацій, що складається з кількох важливих частин, які відповідають за аналіз різних даних. Це уможливилось завдяки технології, основаній на штучному інтелекті та машинному навчанні.

Алгоритм Amazon вибирає рекомендовані товари для кожного користувача на підставі їхніх попередніх покупок, взаємодії та оцінок інших користувачів і поєднує їх із подібними товарами, які переглядають користувачі зі схожими вподобаннями та інтересами.

Щоб надавати клієнтам точні рекомендації щодо товару, алгоритм Amazon повинен аналізувати величезні обсяги даних.

Для цього система рекомендацій збирає два типи інформації:

- загальні дані про товари та користувачів;
- дані про зв'язки і залежності між ними.

Amazon аналізує три основні типи залежностей і зв'язків для вироблення рекомендацій:

- користувач-продукт – цей тип відносин виникає, коли деякі користувачі з певними характеристиками віддають перевагу товарам певного типу і купують їх частіше;
- взаємозв'язок між товарами – виникає, коли товари, пропоновані в магазині, схожі як за зовнішнім виглядом, так і за характеристиками;
- користувач-користувач – коли окремі клієнти з певними характеристиками мають схожі смаки або переваги щодо певних товарів.

Окрім збирання інформації про стосунки та зв'язки, алгоритм рекомендацій Amazon також використовує різні типи даних про товари та користувачів:

- дані про поведінку користувачів;
- демографічні дані;
- дані атрибутів.

Фільтрація за вмістом є однією з найпростіших функцій, її постійно використовують сучасні системи рекомендацій.

Основна ідея фільтрації на основі вмісту полягає у тому, що якщо клієнту подобається певний товар, швидше за все, йому сподобається інший товар із подібними характеристиками.

Ще одна популярна система, що використовує механізм рекомендацій, – онлайн-платформа Netflix [16]. З погляду користувача, перший контакт із системою рекомендацій відбувається на домашній сторінці Netflix, де відображаються групи фільмів, розташованих горизонтальними рядами. Кожен рівень містить фільми та серіали з різних категорій:

- вибрано для вас – список фільмів і серіалів, вибраних спеціально відповідно до вподобань певного користувача на основі його історії вебперегляду;
- тенденції – колекція вмісту, який тепер є найпопулярнішим на всьому вебсайті;

- подібний на – список контенту, схожого на серіал або фільм, який нещодавно явно сподобався користувачеві. Система підтверджує це, наприклад, на основі часу та частоти перегляду епізодів певного серіалу;

- новини – нещодавно доданий цікавий контент, який вебсайт хоче просувати до більшої кількості потенційно зацікавлених користувачів.

Netflix використовує різні моделі для фільтрації доступних даних, але на підставі опублікованих документів і отриманих результатів, а також інших подібних механізмів рекомендацій можна припустити, що він використовує дві найважливіші моделі:

- фільтрація на основі вмісту – порівнює дані про окремі елементи, наприклад, описи, коментарі чи огляди;

- Collaborative Filtering – модель, яка намагається виявити зв'язок між поведінкою та вподобаннями окремих користувачів.

Потім Netflix сортує відфільтровані дані за допомогою різноманітних рейтингів. Кожен з них відповідає одній із категорій (рядків) рекомендацій, що відображаються на головній сторінці платформи.

Крім того, Netflix також використовує додаткову інформацію, щоб краще персоналізувати роботу своїх користувачів.

До найважливіших типів інформації належать:

- час доби, коли окремі користувачі користуються вебсайтом;
- тип пристрою, на якому користувачі переглядають вміст;
- середня тривалість перегляду.

Ще одне успішне використання систем рекомендацій демонструє Rozetka [17, 18]. Великий відсоток доходу компанії приносить система рекомендацій. Згідно з останніми дослідженнями щодо персоналізації, до 70 % клієнтів онлайн-магазину визнають, що вони з більшою ймовірністю скористаються пропозицією брэнда, яка персоналізує їхній досвід, а 98 % власників вебсайтів електронної комерції стверджують, що персоналізація покращує їхні стосунки з клієнтами. Існує інформація, яку компанія використовує для надання відповідних рекомендацій своїм клієнтам:

- товари з різних категорій, які переглядав клієнт;
- товари, які уже придбав користувач;
- товари, які часто купують разом;
- товари, що відповідають уподобанням споживачів;
- товари, які купили клієнти зі схожими перевагами;
- нові версії переглянутого елемента;
- товари, які найкраще продаються.

Найочевиднішою перевагою використання систем рекомендацій є те, що комерційна компанія може підвищити дохід, не змінюючи різко витрат на рекламу. Разом з доходом можна збільшити кількість користувачів і рівень їх задоволеності.

Наша система формування рекомендацій придбання товарів на основі моніторингу та сентиментного аналізу відгуків у соціальних мережах допоможе покупцеві максимально швидко знайти і запропонувати бажаний товар. Користувач задає критерії пошуку, на основі яких відбувається аналіз та надаються рекомендації, після чого він отримує перелік рекомендованих товарів та вирішує, який з них вибрати.

Для формалізованого порівняння розглянутих систем розроблено шкали оцінювання таких характеристик:

1. Рекомендація товарів на основі відгуків користувачів у соціальних мережах:

- так;
- ні.

2. Наявність бази даних для аналізу:
 - так;
 - ні.
3. Використання алгоритмів машинного навчання:
 - так;
 - ні.
4. Функціональність:
 - 1 – дуже погана;
 - 2 – погана;
 - 3 – середня;
 - 4 – добра;
 - 5 – дуже добра.
5. Плата за користування:
 - так;
 - ні.
6. Простота у користуванні:
 - 1 – дуже погана;
 - 2 – погана;
 - 3 – середня;
 - 4 – добра;
 - 5 – дуже добра.
7. Кросбраузерність:
 - так;
 - ні.
8. Мобільний додаток:
 - так;
 - ні.

Порівняння рекомендаційних систем на основі авторського оцінювання їх характеристик зведено у табл. 1.

Таблиця 1

Порівняння інформаційної системи з аналогами

Характеристики	Системи			
	Наша система	Amazon	Netflix	Rozetka
Рекомендація товарів на основі відгуків користувачів	так	ні	ні	ні
Наявність бази даних для аналізу	так	так	так	так
Використання алгоритмів машинного навчання	так	так	так	так
Функціональність	3	5	4	5
Простота в користуванні	5	3	4	4
Плата за користування	платна для бізнесу	ні	так	ні
Кросбраузерність	так	так	так	так
Мобільний додаток	ні	так	так	так

Отже, у більшості аспектів наша інформаційна система не поступається системам-аналогам, але має певну ключову особливість. Це – рекомендація товарів на підставі відгуків користувачів у соціальних мережах. Жодна із розглянутих систем-аналогів не забезпечує цього, тому можна вважати, що система моніторингу та аналізу відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій щодо придбання товарів унікальна у цьому аспекті.

Результати оглядового аналізу інформації дають підстави стверджувати, що створення системи моніторингу та аналізу відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій щодо придбання товарів є актуальним науково-практичним завданням.

Мета роботи

Мета роботи – аналіз проєкту інформаційної системи моніторингу відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій стосовно придбання товарів. Вироблення рекомендацій спрямоване на полегшення вибору потрібного товару на ресурсах онлайн-маркетингу.

Із урахуванням теми роботи у статті основну увагу зосередимо на таких важливих завданнях, виконати які необхідно для досягнення мети:

- формулювання вимог до проєкту інформаційної системи;
- визначення наборів вхідних та вихідних даних;
- побудова концептуальної моделі системи;
- розроблення алгоритму сентиментного аналізу відгуків та моделі логістичної регресії.

Вимоги до проєктованої інформаційної системи

Розробляючи систему рекомендацій на основі відгуків користувачів, необхідно реалізувати такі функціональні характеристики:

1. Графічний інтерфейс – реалізація взаємодії користувачів з інформаційною системою.
2. База даних користувачів системи та коментарів – реалізація бази даних, в якій міститься особиста інформація про користувачів системи, їхні дані для входу та відгуки про товари.
3. Введення різних типів даних користувачами (назва товару, ціна тощо).
4. Можливість редагування введених даних.
5. Перегляд характеристик запропонованих товарів.
6. Забезпечення надійної взаємодії з даними.
7. Формування рекомендаційного списку товарів.
8. Можливість вибору мови інтерфейсу.
9. Можливість вибору облікового запису.
10. Режим адміністратора.
11. Створення персонального кабінету користувача.

Для побудови системи моніторингу та аналізу відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій стосовно придбання товарів виділено такі шість критеріїв:

1. Унікальність і актуальність – винятковість системи та зацікавленість користувачів.
2. Достовірність інформації – правдивість та точність інформації, відсутність помилок.
3. Продуктивність – ефективність, швидкість та безперебійність у роботі системи.
4. Надійність – властивість системи працювати безвідмовно протягом певного часу.
5. Ефективність алгоритмів аналізу та пошуку – наскільки швидко і наскільки точно працюватиме рекомендаційна система.
6. Простота користування – зрозумілість системи, можливість взаємодіяти з нею без труднощів.

Серед альтернативних реалізацій системи виділено системи підтримки прийняття рішень, інформаційно-довідкові системи, системи обробки транзакцій, офісні інформаційні системи.

Для оцінювання критеріїв та визначення типу інформаційної системи використано метод аналізу ієрархій [19]. Аналіз побудованих матриць експертних (авторських) оцінок для попарних порівнянь критеріїв та попарних порівнянь типів систем за кожним з критеріїв показав, що проєкт системи є унікальним та актуальним, а тип розробленого програмного продукту – це система підтримки прийняття рішень. По суті, системи підтримки прийняття рішень – це програми, які аналізують величезні обсяги даних і збирають інформацію, яку можна використовувати для прийняття рішень і вирішення проблем, у нашому випадку рекомендувати продукт користувачеві.

Сьогодні виділяють основні чотири групи вимог до реалізації ІТ-проєктів:

- бізнес-вимоги;
- користувацькі вимоги;
- функціональні вимоги;
- нефункціональні вимоги.

Вимоги до проєктованої інформаційної системи упорядковано і зведено у табл. 2.

Таблиця 2

Вимоги до інформаційної системи

Вид вимог	Призначення	Зміст вимог
Бізнес-вимоги	Визначають цілі бізнес-структури, досягнення яких забезпечить система, та проблеми, які вона вирішить	Основні бізнес-вимоги: 1. Забезпечити можливість входу та реєстрації у системі. 2. Забезпечити користувачеві введення критеріїв пошуку. 3. Забезпечити можливість виведення рекомендацій щодо товарів відповідно до відгуків інших користувачів у мережах
Користувацькі вимоги	Завдання та дії користувачів, виконання яких забезпечить система	1. Користувач хоче отримувати інформацію в найпростішому та зрозумілому форматі. 2. Користувачеві потрібно отримувати інформацію про найкращі продукти у заданому ціновому діапазоні. 3. Виробники продуктів хочуть, щоб система рекомендувала їхній продукт. 4. Користувач хоче, щоб програма працювала стабільно, швидко і щоб була доступною
Функціональні вимоги	Опис того, що має робити система	1. Система повинна забезпечувати збереження пароля та запитувати облікові дані лише під час першого входу. 2. У кожного користувача повинен бути доступ до його історії запитів та результатів. 3. Кожен користувач повинен мати можливість вводити критерії для аналізу. 4. У разі вибору опції “Отримати результат” повинен відображатись результат з рекомендованими товарами
Нефункціональні вимоги	Опис того, як має працювати система для виконання своїх функцій, вимоги до якості системи	1. Система має бути кросбраузерною. 2. Повинна підтримуватись на операційних системах: Windows, Linux, MacOS. 3. Система повинна бути доступна цілодобово, технічна перерва у запланований час. 4. Система повинна витримувати навантаження до 1000 користувачів одночасно

Вхідні та вихідні дані

Вхідні дані – це дані, необхідні для функціонування інформаційної системи відповідно до розроблених алгоритмів:

- 1) дані, які вводить користувач під час входу чи реєстрації, тобто логін та пароль;
- 2) дані для системи моніторингу та аналізу відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій щодо придбання товарів, а саме назва товару, назва виробника та ціновий діапазон.

Вихідні дані – це інформація, яку побачить користувач системи і яка є результатом роботи системи рекомендацій:

- 1) реєстрація або вхід успішний – повідомлення, яке видасть система користувачеві у разі успішної реєстрації або входу;
- 2) неправильні дані входу – повідомлення, яке побачить користувач, якщо введено неправильний логін чи пароль під час авторизації;
- 3) список рекомендованих для покупки товарів;
- 4) деталі щодо рекомендованого товару – модель товару, рейтинг, вартість, посилання на сайт виробника.

Концептуальна модель інформаційної системи

На перших етапах проектування інформаційної системи головним є завдання аналізу роботи організації, для якої створюється система. Потрібно побудувати модель, що описує процес роботи в організації, відповідну предметну область. Модель повинна містити всю необхідну інформацію про функції процесів і особливості організації роботи.

Подання сценаріїв використання системи виконано у вигляді UML-діаграми варіантів використання або прецедентів (usecase diagram) [20].

Для цього виділено такі зовнішні сутності системи: “Користувач”, “Адміністратор” та “Система”.

“Користувач” – людина, яка реєструється та входить у систему і робить запити для отримання рекомендацій, “Система” – обробляє запити користувача, аналізує їх та повертає список рекомендованих продуктів та “Адміністратор” – вирішує проблеми користувачів та вносить зміни у систему.

Сценарій прецеденту за стандартом Rational Unified Process:

1. Зацікавлені особи прецеденту та їх вимоги:
 - Система: аналізує та опрацьовує запити користувачів та повертає певний результат, а саме: список рекомендаційних товарів, повідомлення про успішну реєстрацію та вхід, повідомлення про неправильно введені дані.
 - Користувач: хоче швидко знайти найкращий за характеристиками та якість товар, який би задовольнив його фінансові можливості.
 - Адміністратор: вирішує проблеми користувачів, може видаляти їх із системи, може надавати різні права користувачам.
2. Користувач системи (основний актор прецеденту): клієнт, який робить запити через систему та отримує у відповідь певний результат.
3. Передумови прецеденту: клієнт заходить на вебсервіс.
4. Головний успішний сценарій:
 - Система здійснює реєстрацію користувача.
 - Клієнт авторизується та проходить процедуру автентифікації.
 - Користувач заходить у систему та переходить на форму пошуку.
 - Користувач вписує свої критерії пошуку в форму пошуку.
 - Система аналізує коментарі соцмереж і надає список рекомендацій товарів за тією ознакою, яку вибрав користувач.
 - Користувач вибирає рекомендацію щодо потрібного (найкращого) товару.

5. Альтернативні потоки:

- Користувач ввів некоректні дані у форму реєстрації.
- Користувач вказав неправильні характеристики.
- Система не змогла порекомендувати товар через недостатній вміст даних у базі даних.

6. Постумови:

- Система зберегла дані про користувачів у базу даних та порекомендувала товар.
- Користувач успішно ввійшов у систему та отримав рекомендацію щодо товару.
- Адміністратор задовольнив усі запити користувачів.

7. Системні вимоги:

- Забезпечити безпеку даних користувача.
- Забезпечити зручний інтерфейс.
- Уможливити зміни мови інтерфейсу проєктованої системи.
- Забезпечити статичний, надійний зв'язок з базою даних.

8. Список додаткових вимог та необхідних технологій:

- Система має бути спроектована як вебдодаток з можливістю роботи на персональному комп'ютері з різними операційними системами.
- Можливість перегляду попередньо виконаних запитів.

Діаграму варіантів використання інформаційної системи моніторингу та аналізу відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій щодо придбання товарів наведено на рис. 1.

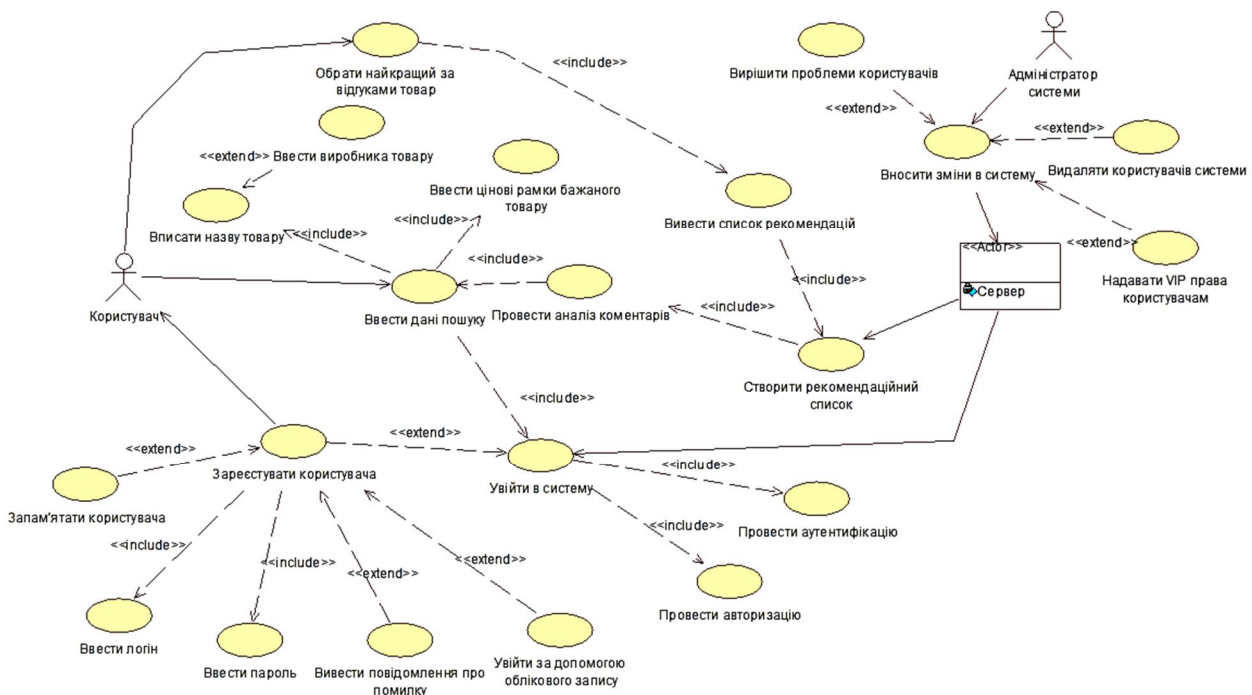


Рис. 1. Діаграма варіантів використання

На цій діаграмі варіантів використання можна побачити основний сценарій використання проєктованої системи. Для початку користувачеві потрібно зареєструватися в системі: ввести логін та пароль, якщо у нього є обліковий запис, то зайти за його допомогою; якщо форма реєстрації заповнена некоректно, то система повідомить користувачеві про помилку введених даних.

Після того як процедура реєстрації та входу у систему успішно закінчена, користувач зможе вводити параметри пошуку бажаного товару. Користувач вводить назву бажаного товару, виробника

і ціновий діапазон, система аналізує відгуки користувачів у мережі про цей товар і виводить список рекомендованих товарів. Пізніше користувач вибирає найкращий за відгуками інших користувачів товар.

На цій діаграмі використано різні типи відношень. Наприклад, між актором “Система” та варіантом “Зареєструвати користувача” використано відношення асоціації. “Ввести дані пошуку”, що наочно демонструє використання відношення включення. Щоб “Ввести дані пошуку”, “Користувач” повинен: “Вписати назву та виробника товару”, “Ввести цінові рамки бажаного товару”. А от відношення розширення, як між варіантами використання “Зареєструвати користувача” та “Вивести повідомлення про помилку”, вказує на те, що клієнт не обов’язково одразу введе правильну інформацію, тому після підтвердження з’явиться повідомлення про помилку і система попросить переглянути та змінити введені дані.

Розроблення алгоритму розв’язання задачі

Для розв’язання задачі застосуємо алгоритм аналізу настроїв (*sentimental analysis algorithm*) за допомогою логістичної регресії (*logistic regression*) [11–14].

Алгоритм розв’язання задачі передбачає такі кроки:

1. Попередня обробка текстових даних.
2. Видобування ознак відгуків.
3. Побудова моделі логістичної регресії.

У ході попередньої обробки тексту необхідно виконати такі дії:

- видалити усі маркери та URL-адреси;
- розділити рядок на слова;
- видалити слова-зв’язки, наприклад, “і”, “та”, “або”, “а”, “в”, “бо”, “отже” тощо та знаки пунктуації – кому, тире, двокрапку, крапку з комою, крапку, знак оклику, знак запитання;
- перетворити кожне слово на його основу. Наприклад, якщо у відгуку є слова *покупець, купляючи, купляв*, то повинно стати “купувати”. Для цього можна скористатися бібліотекою Porter Stemmer;
- перетворити написання усіх слів до нижнього регістра.

Результатом такого опрацювання відгуку є скорочене текстове повідомлення (твіт, відгук), що складається із наборів значущих слів $T_i = [s_1, s_2, \dots, s_l]_i^k$, $i = 1..N$, які зберігають емоційне забарвлення $k \in \{0, 1\}$ тексту, де $k = 0$ позначає негативний відгук, а $k = 1$ – позитивний відгук. Унікальні слова усіх N опрацьованих відгуків вносять у словник $V = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$.

Далі на основі словника V формують частотний словник $F = (s_i, f_i(0), f_i(1))$, $i = 1..k$, де $f_i(0)$ – частота слова s_i в усіх негативних відгуках, а $f_i(1)$ – частота слова s_i в усіх позитивних відгуках.

Видобування ознак полягає у тому, щоб створити матрицю ознак M розміром $N \times 3$ для усіх позитивних і негативних відгуків T_i , $i = 1..N$. Тут N – це довжина вхідної вибірки ознак (кількість відгуків), а також кількість рядків матриці. Число 3 задає кількість стовпців. Кожен рядок $X_i = (1, x_i(0), x_i(1))$, $i = 1..N$ у матриці M є вектором таких ознак:

- 1 – блок зміщення (значення завжди дорівнює 1);
- $x_i(0)$ – сума частот слів словосполучення T_i для негативних відгуків;
- $x_i(1)$ – сума частот слів словосполучення T_i для позитивних відгуків.

Побудовану матрицю ознак M використовують як вхідні навчальні значення для моделі логістичної регресії.

Цільова змінна $y \in \{0,1\}$ логістичної регресії є бінарною, вона вказує, чи вхідний запис описує негативний ($y = 0$), чи позитивний ($y = 1$) відгук.

Модель логістичної регресії

Логістична регресія – це модель класифікації, яку легко реалізувати та яка добре працює на лінійно роздільних класах, що характерно для нашого завдання сепарації відгуків на позитивні та негативні. Це один із найпоширеніших алгоритмів класифікації, що робить його привабливим для роботи. Логістична регресія є ефективною і корисною моделлю, бо вона дуже швидко навчається, незважаючи на великі набори даних, і гарантує надійні результати. Спрощену схему логістичної регресії подано на рис. 2.

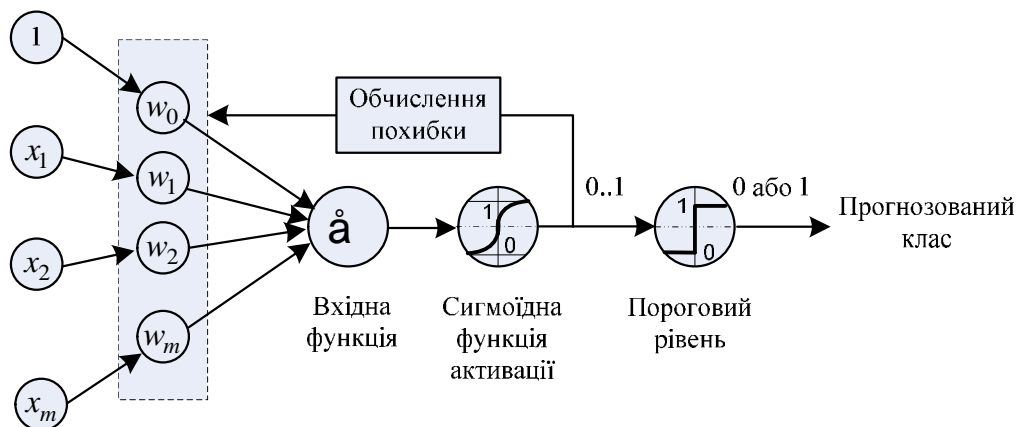


Рис. 2. Схема логістичної регресії

Першим кроком у розробленні будь-якої моделі є підготовка відповідного джерела навчальних даних. У цій галузі існує кілька стандартних наборів даних, які часто використовують для порівняння моделей і порівняння точності. Наприклад, для сентиментного аналізу відгуків можна взяти зразок набору даних з інтернет-магазину Rozetka.

Вхідними даними алгоритму логістичної регресії буде кожен зразок у наборі даних, з яким ми працюємо. Кожен зразок складатиметься із декількох числових ознак. Наприклад, якщо ми працюємо з прогнозуванням цін на житло, то такими ознаками можуть бути площа квартири, кількість кімнат тощо. Нехай вектор ознак позначено як $X = (1, x_1, x_2, \dots, x_m)$. Для нашої задачі кількість ознак $m = 2$, оскільки ми аналізуємо тільки позитивні та негативні відгуки користувачів про товар.

Для навчання алгоритму необхідно визначити змінні, які потрібно налаштувати відповідно до цільового класу передбачення. Для цього створимо вектор числових ваг $W = (w_0, w_1, w_2, \dots, w_m)$, який модель коригуватиме для точнішого прогнозування. Процес коригування цих ваг називається навчанням.

Для кожного елемента вхідної вибірки $M = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ обчислимо скалярний добуток числових ознак на їх ваги $W^T X = w_0 + w_1 x_1 + \dots + w_m x_m$. Цей добуток іноді називають чистим входом.

Оскільки в цій конкретній задачі ми хочемо класифікувати позитивні або негативні відгуки, то потрібно виконати проєкцію отриманого дійсного числа на діапазон $[0, 1]$. Це дасть нам ймовірність позитивної події. Для цього використовують сигмоїдну функцію: $s(W^T X_i) = \frac{1}{1 + e^{-W^T X_i}}$

. Сигмоїдна функція перетворює великі вхідні дані на значення, близькі до 1, і малі вхідні дані на значення, близькі до 0.

Таке перетворення необхідно виконати для кожного зразка $X_i \in \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ навчального набору та обчислити відповідні похибки. Щоб обчислити похибку, нам потрібно лише порівняти наш прогноз зі справжнім значенням y_i для кожного зразка. Далі підсумовуємо квадратичні помилки всіх вибірок, щоб отримати глобальну помилку передбачення. Це буде наша функція втрат, яку необхідно мінімізувати. На практиці для цього використовують логарифмічну функцію втрат, одержану на основі максимальної правдоподібності результату бінарної класифікації [12, 13]:

$$J(W) = - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[y_i \log p_i + (1 - y_i) \log (1 - p_i) \right],$$

де $p_i = \sigma(W^T X_i)$.

Для мінімізації функції втрат за параметром W зручно використати метод градієнтного спуску [21]:

$$W_{t+1} = W_t - g_t \tilde{N}J(W_t),$$

де $\tilde{N}J(W_t) = \left[\frac{\partial J(W_t)}{\partial w_{t,0}}, \frac{\partial J(W_t)}{\partial w_{t,1}}, \dots, \frac{\partial J(W_t)}{\partial w_{t,m}} \right]^T$ – градієнт логарифмічної функції втрат; g_t – крок ме-

тоду, монотонно спадна послідовність додатних величин; $t = 0, 1, 2, \dots$ – моменти часу.

Метод градієнтного спуску намагатиметься знайти мінімум функції. Для цього обчислюємо нахил функції в певній точці та рухаємось у напрямку, в якому функція спадає. Однак функція може мати один або кілька локальних мінімумів. У локальному мінімумі нахил дорівнюватиме нулю, і градієнтний спуск “вважатиме”, що знайшов глобальний мінімум. Щоб уникнути цього, ми можемо вибрати більший крок, коли рухаємось до мінімуму.

Поточне значення кроку можна обчислити методом Барзилай – Борвейна [22] або за умовою Вулфа [23]. Також зміну кроку градієнтного спуску можна апроксимувати монотонно спадною

функцією $g_t = \frac{g_0}{t^a}$, де $g_0, a > 0$, $t = 1, 2, \dots$. Розмір кроку до мінімуму називають швидкістю нав-

чання, і це ще один регульований параметр. Параметри g_0 та a підбирають експериментально. Якщо вибрати занадто низьку швидкість навчання, то можна застрягти в локальному мінімумі, якщо ж надто великий крок навчання, то ризикуємо пропустити глобальний мінімум. Адекватна швидкість навчання залежить від конкретної проблеми та набору даних.

Головна перевага логістичної регресії полягає у тому, що її набагато легше налаштувати та навчити, ніж інші програми машинного навчання та штучного інтелекту. Ще одна перевага полягає в тому, що це один із найефективніших алгоритмів, коли вхідні набори даних лінійно розділяються. Для бінарної класифікації відгуків це означає, що можна провести пряму лінію (або гіперплощину для багатовимірних даних), що розділяє вхідні набори ознак відгуків на два класи.

Модель логістичної регресії має на меті визначити найкращий набір оцінених параметрів для функцій, які мінімізують логарифмічну функцію втрат. Під час навчання розрахункові параметри оновлюються у напрямку градієнта функції втрат.

Процес градієнтного спуску продовжується доти, доки не буде досягнута точка глобального мінімуму із заданою точністю. На цьому навчання логістичної регресії завершується.

Для надійного розпізнавання класів даних потрібно повторити навчання логістичної регресії декілька разів. Кожен із таких етапів називають епохою. Кількість епох залежить від досліджуваної проблеми та обсягу навчальних даних. Як і щодо швидкості навчання, потрібно правильно підібрати кількість таких епох. Велика кількість епох може спричинити перенавчання. Це означає, що модель

логістичної регресії запам'ятовуватиме навчальні дані й погано узагальнюватиме їх для розпізнавання класів нових даних. Замала кількість епох призведе до недонавчання – модель логістичної регресії не зможе знайти жодної закономірності розподілу даних і точність передбачення класів буде дуже низькою.

Після того, як модель логістичної регресії навчено і перевірено її працездатність на відомих тестових даних, можемо надіслати обчислений вектор вагових коефіцієнтів та вектор ознак нового відгуку на вхід сигмоїдної функції для визначення класу відгуку – позитивного або негативного.

Висновки

У роботі проаналізовано проєкт інформаційної системи моніторингу відгуків у соціальних мережах для формування рекомендацій стосовно придбання товарів у сфері онлайн-маркетингу. Виконано моделювання вимог проєкту, сформульовано його цілі, визначено критерії, згідно із якими встановлюють цілі, розроблено концептуальну модель системи. За допомогою методу аналізу ієрархій визначено, що проєктована система належить до класу систем підтримки прийняття рішень.

В основу системи підтримки прийняття рішень покладено алгоритм аналізу настроїв за допомогою логістичної регресії. Цей алгоритм підраховує кількість позитивних і негативних висловлювань у заданому тексті для формування сентиментної ознаки текстового відгуку – позитивного, негативного або нейтрального. Недоліком цього підходу є те, що він не враховує послідовність поєднання слів, а розглядає лише їх входження у речення.

Логістична регресія добре працює на лінійно розділних класах ознак об'єктів. Незважаючи на те, що логістична регресія є одним із найпростіших алгоритмів класифікації, вона є доволі ефективною моделлю, оскільки швидко навчається на великих наборах даних і забезпечує достовірні результати.

Алгоритм сентиментного аналізу та логістичної регресії можна швидко впровадити, але модель навчання передбачає довгострокові витрати, оскільки потребуватиме регулярного обслуговування для отримання послідовних та кращих результатів.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні системи моніторингу коментарів у соціальних мережах для поліпшення та прискорення пошуку необхідних товарів за заданими критеріями на ресурсах електронної комерції. Вдалий вибір якісного товару вкрай важливий, оскільки це зменшує час пошуку та економить гроші. Аналізуючи коментарі у мережі, інформаційна система рекомендує продукт, якщо переважають позитивні відгуки на нього. Системою зможуть користуватися люди, які не мають і не хочуть витратити багато часу на пошук та моніторинг ринку товарів, або ті, хто не дуже розбирається в характеристиках конкретних товарів, але хоче придбати найкращий товар у певному ціновому діапазоні.

Створена система дасть змогу кожній людині, яка хоче придбати товару, отримати якісну рекомендацію за лічені секунди, що збереже витрачений на пошук час та допоможе знайти товар за бажаними критеріями. Очікувані ефекти від цієї рекомендаційної системи такі:

- економічний – система допоможе зекономити гроші клієнтам, порекомендувавши дешевші та не менш якісні товари;
- функціональний – автоматизація пошуку товару за заданими критеріями на основі аналізу відгуків про товари;
- фінансовий – заплановано, що користування системою буде платним, що забезпечить певний дохід розробникам;
- часовий – економія часу для людини, яка шукає товар, адже без такої системи на це іноді витрачають до кількох годин.

Список літератури

1. Karagiannakos S. (2021). An introduction to Recommendation Systems: an overview of machine and deep learning architectures. AI Summer. <https://theaisummer.com/recommendation-systems/>.

2. Kumar P. P., Vairachilai S., Sirisha P., Mohanty S. N. (2021). *Recommender Systems: Algorithms and Applications*. Boca Raton, London, New York: CRC Press.
3. Лобур М. В., Шварц М. Є., Стех Ю. В. (2018). Моделі і методи прогнозування рекомендацій для колаборативних рекомендаційних систем. *Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Серія: Інформаційні системи та мережі*. 901, 68–75. <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2019/feb/15581/181912maket-68-75.pdf>.
4. Мелешко Є. В. (2018). Проблеми сучасних рекомендаційних систем та методи їх рішення. *Системи управління, навігації та зв'язку: зб. наук. праць*. Полтава: Полтавський національний технічний університет, 4(50), 120–124. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.4.120>.
5. Чередніченко О. Ю., Янголенко О. В., Іващенко О. В., Матвєєв О. М. (2020). Моделі формування рекомендацій у інтелектуальних системах електронної комерції. Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут". *Системи обробки інформації*, 1(160), 32–39. DOI: 10.30748/soi.2020.160.04.
6. Берко А. Ю., Висоцька В. В., Пасічник В. В. (2009). Системи електронної контент-комерції: монографія. Львів: Видавництво Національного університету "Львівська політехніка".
7. Висоцька В. (2018). Технології електронної комерції та Інтернет-маркетингу: монографія. LAP LAMBERT Academic Publishing.
8. Краус К., Краус М., Манжура О. (2021). Електронна комерція та Інтернет-торгівля: навч.-метод. посіб. Київ: Аграр Медіа Груп.
9. Aakanksha S., Sinha G. R., Bhatia S. (2021). New Opportunities for Sentiment Analysis and Information Processing. *Advances in Data Mining and Database Management*. IGI Global.
10. Гасько Р., Висоцька В., Чирун Л. (2017). Особливості контент-аналізу користувацької інтернет-діяльності для формування зрізу психологічного стану особистості. *Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Серія: Комп'ютерні науки та інформаційні технології*, 864 (1), 221–238.
11. Mashalkar A. (2020). Sentiment Analysis using Logistic Regression and Naive Bayes. <https://towardsdatascience.com/sentiment-analysis-using-logistic-regression-and-naive-bayes-16b806eb4c4b>.
12. Hu D. (2020). How to use logistic regression to perform sentiment analysis. <https://www.linkedin.com/pulse/how-use-logistic-regression-perform-sentiment-analysis-hu/>.
13. Сошникова Л. А. (2021). Використання логістичної регресії для аналізу результатів статистичних спостережень. *Статистика України: наук. вісник Національної академії статистики обліку та аудиту*, 3(94), 4–11. <http://194.44.12.92:8080/jspui/handle/123456789/6091>.
14. Кононова К. Ю. (2020). Машинне навчання: методи та моделі: підручник. Харків: Харківський національний університет ім. В. Н. Каразіна, 2020.
15. Krysik A. (2021). Amazon's Product Recommendation System In 2021: How Does The Algorithm Of The eCommerce Giant Work? <https://recostream.com/blog/amazon-recommendation-system>.
16. Chong D. (2020). Deep Dive into Netflix's Recommender System. <https://towardsdatascience.com/deep-dive-into-netflixs-recommender-system-341806ae3b48>.
17. Інтернет-магазин Rozetka.ua. (2023). Маркетплейс. Робота з покупцями. <https://sellerhelp.rozetka.com.ua/ua/p221-customer-care.html>.
18. Інтернет-магазин Rozetka.ua. (2023). Правила публікації коментарів і відгуків користувачів на сайті Rozetka.ua. https://rozetka.com.ua/ua/pages/kommentarii_otzivy/.
19. Kulakowski K. (2020). *Understanding the Analytic Hierarchy Process*. New York: Chapman and Hall.
20. The Creately Visual Platform. (2022). Use Case Diagram Relationships Explained with Examples <https://creately.com/blog/diagrams/use-case-diagram-relationships>.
21. Ruder S. (2017). An overview of gradient descent optimization algorithms. arXiv:1609.04747v2 [cs.LG], 1–14. <https://arxiv.org/pdf/1609.04747.pdf>.
22. Hu J., Chen X., Zheng L., Zhang L., Li H. (2021). The Barzilai–Borwein Method for distributed optimization over unbalanced directed networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 99. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.104151>.
23. Lucambio Pérez L. R., Prudente L. F. (2018). A Wolfe line search algorithm for vector optimization. <https://optimization-online.org/wp-content/uploads/2018/07/6744.pdf>.

References

1. Karagiannakos S. (2021). An introduction to Recommendation Systems: an overview of machine and deep learning architectures. AI Summer. <https://theaisummer.com/recommendation-systems/>.
2. Kumar P. P., Vairachilai S., Sirisha P., Mohanty S. N. (2021). Recommender Systems: Algorithms and Applications. Boca Raton, London, New York: CRC Press.
3. Lobur M. V., Shvarts M. E., Stekh Y. V. (2018). Models and methods of forecasting recommendations for collaborative recommender systems (in Ukrainian). *Bulletin of the Lviv Polytechnic National University. Series: Information systems and networks*. 901, 68–75. <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2019/feb/15581/181912maket-68-75.pdf>.
4. Meleshko E. V. (2018). Problems of modern recommender systems and methods of their solution (in Ukrainian). *Control, navigation and communication systems: collection of scientific papers*. Poltava: Poltava National Technical University, 4(50), 120–124. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.4.120>.
5. Cherednichenko O. Yu., Yangolenko O. V., Ivashchenko O. V., Matveev O. M. (2020). Models of recommendation formation in intelligent e-commerce systems (in Ukrainian). National Technical University “Kharkiv Polytechnic Institute”. *Information processing systems*, 1 (160), 32–39. DOI: 10.30748/soi.2020.160.04.
6. Berko A. Yu., Vysotska V. V., Pasichnyk V. V. (2009). Systems of electronic content commerce: a monograph (in Ukrainian). Lviv: Publishing House of the Lviv Polytechnic National University.
7. Vysotska V. (2018). Technologies of electronic commerce and Internet marketing: monograph (in Ukrainian). LAP LAMBERT Academic Publishing.
8. Kraus K., Kraus M., Manzhura O. (2021). Electronic commerce and Internet trade: educational and methodological guide (in Ukrainian). Kyiv: Agrar Media Group.
9. Aakanksha S., Sinha G. R., Bhatia S. (2021). New Opportunities for Sentiment Analysis and Information Processing. *Advances in Data Mining and Database Management*. IGI Global.
10. Gasko R., Vysotska V., Chyrun L. (2017). Peculiarities of content analysis of user Internet activity for the formation of a section of the psychological state of the individual (in Ukrainian). *Bulletin of the Lviv Polytechnic National University. Series: Computer Science and Information Technology*, 864 (1), 221–238.
11. Mashalkar A. (2020). Sentiment Analysis using Logistic Regression and Naive Bayes. <https://towardsdatascience.com/sentiment-analysis-using-logistic-regression-and-naive-bayes-16b806eb4c4b>.
12. Hu D. (2020). How to use logistic regression to perform sentiment analysis. <https://www.linkedin.com/pulse/how-use-logistic-regression-perform-sentiment-analysis-hu/>.
13. Soshnikova L.A. (2021). Using the logistic regression in analysis of results from statistical observations (in Ukrainian). *Statistics of Ukraine: scientific bulletin of the National Academy of of Statistics, Accounting and Auditing*, 3(94), 4–11. <http://194.44.12.92:8080/jspui/handle/123456789/6091>.
14. Kononova K. Yu. (2020). Machine learning: methods and models: a textbook (in Ukrainian). Kharkiv: V. N. Karazin Kharkiv National University, 2020.
15. Krysik A. (2021). Amazon’s Product Recommendation System In 2021: How Does The Algorithm Of The eCommerce Giant Work? <https://recostream.com/blog/amazon-recommendation-system>
16. Chong D. (2020). Deep Dive into Netflix’s Recommender System. <https://towardsdatascience.com/deep-dive-into-netflixs-recommender-system-341806ae3b48>.
17. Rozetka.ua online store (2023). Marketplace. Work with buyers (in Ukrainian). <https://sellerhelp.rozetka.com.ua/ua/p221-customer-care.html>.
18. Rozetka.ua online store (2023). Rules for publishing user comments and reviews on the Rozetka.ua website (in Ukrainian). https://rozetka.com.ua/ua/pages/kommentarii_otziv/.
19. Kulakowski K. (2020). Understanding the Analytic Hierarchy Process. New York: Chapman and Hall.
20. The Creately Visual Platform. (2022). Use Case Diagram Relationships Explained with Examples <https://creately.com/blog/diagrams/use-case-diagram-relationships>.
21. Ruder S. (2017). An overview of gradient descent optimization algorithms. arXiv:1609.04747v2 [cs.LG], 1-14. <https://arxiv.org/pdf/1609.04747.pdf>.
22. Hu J., Chen X., Zheng L., Zhang L., Li H. (2021). The Barzilai – Borwein Method for distributed optimization over unbalanced directed networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. Vol. 99. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.104151>.
23. Lucambio Pérez L. R., Prudente L. F. (2018). A Wolfe line search algorithm for vector optimization. <https://optimization-online.org/wp-content/uploads/2018/07/6744.pdf>.

**INFORMATION SYSTEM OF FEEDBACK MONITORING IN SOCIAL NETWORKS
FOR THE FORMATION OF RECOMMENDATIONS FOR THE PURCHASE OF GOODS****Petro Kravets¹, Yurii Tverdokhlib²**

Lviv Polytechnic National University,

Information Systems and Networks Department, Lviv, Ukraine

¹ E-mail: Petro.O.Kravets@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-8569-423X;² E-mail: Yurii.Tverdokhlib.msaat.2021@lpnu.ua, ORCID: 0009-0009-1623-4964© *Kravets P., Tverdokhlib Y., 2023*

This paper describes an information system for monitoring and analyzing reviews on social networks to form recommendations for the purchase of goods. This system is designed to be used by customers to speed up and facilitate the search for the necessary products on e-commerce resources. Successful selection of a quality product according to the desired criteria is extremely important, as it saves search time and customer money. Analyzing comments on the network, the information system recommends the product if there is a preponderance of positive feedback on it.

The purpose of the work, object and subject of research, scientific novelty and practical significance of the work are formulated. An analysis of the peculiarities of the studied subject area and known means of solving the problem was carried out. Systems used in online marketing were used as a prototype system for generating recommendations based on feedback analysis. Comparative characteristics of the system with analogues were conducted and it was determined that the system is unique, and its development is relevant, since known existing similar systems do not recommend products to users based on the feedback of other users.

The general goal of system development is determined, the purpose, place of application of the system, development and implementation of the system are described. The criteria that are put forward when defining the goals are defined. Using the method of analysis of hierarchies, it was determined that the type of product being developed is a decision support system.

A conceptual model of the system has been developed. Project requirements are modeled – business requirements, user requirements, functional requirements, non-functional requirements. Input and output data of the system are defined.

The decision-making system is based on an algorithm for sentiment analysis of social networks users using the logistic regression method. Logistic regression is one of the most common machine learning algorithms that is easy to implement for classifying sets of linearly separable clusters of data. It quickly learns on large data sets and guarantees reliable results.

Economic, functional, financial and time effects should be expected from the implementation of such a recommendation system.

Key words: online marketing; social networks; monitoring system; recommender system; machine learning; sentiment analysis; logistic regression.