

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Чорноморський національний університет
імені Петра Могили
Факультет комп'ютерних наук
Кафедра інтелектуальних інформаційних систем

ДОПУЩЕНО ДО ЗАХИСТУ

В.о. завідувача кафедри інтелектуальних
інформаційних систем, канд.техн.наук, доц.

_____ Є. В. Сіденко

« ____ » _____ 2023 року

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА
ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»

122 – МКР – 601.21710230

Виконав студент 6-го курсу, групи 601

_____ *О. М. Ходзіцький*

«16» лютого 2023 р.

Керівник: канд. пед. наук, доцент

_____ *Н. М. Болюбаши*

«16» лютого 2023 р.

Чорноморський національний університет ім. Петра Могили
Факультет комп'ютерних наук
Кафедра інтелектуальних інформаційних систем

Освітньо-кваліфікаційний рівень **магістр**

Галузь знань **12 «Інформаційні технології»**

(шифр і назва)

Спеціальність **122 «Комп'ютерні науки»**

(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри інтелектуальних
інформаційних систем, канд.техн.наук, доц.

_____ Є. В. Сіденко

« » 20 р.

З А В Д А Н Н Я
на магістерську кваліфікаційну роботу
Ходзіцькому Олександрю Михайловичу

1. Тема магістерської кваліфікаційної роботи «Інтелектуальна рекомендаційна система електронної комерції».

Керівник роботи Болюбаш Надія Миколаївна, канд. пед. наук, доцент.

Затв. наказом Ректора ЧНУ ім. Петра Могили від «03» листопада 2022 р. № 199

2. Строк подання студентом роботи 16 лютого 2023 р.

3. Вхідні (початкові) дані до роботи: загальні відомості про мережеві сервіси у сфері електронної комерції, база даних транзакцій електронного магазину комерційної фірми, яка спеціалізується на продажах кормових добавок для тварин, орієнтованих на боротьбу із різними захворюваннями.

Очікуваний результат роботи: система електронної комерції у сфері продажу кормових добавок для тварин, де передбачено збір та аналіз інформації у процесі її функціонування й надання рекомендацій користувачам для прийняття рішення про вибір товарів.

4. Перелік питань, що підлягають розробці (зміст пояснювальної записки):

- дослідження теоретичних засад створення рекомендаційних систем та здійснення аналізу існуючих мережових сервісів з рекомендаційними системами у сфері електронної комерції;
- обґрунтування вибору інструментальних засобів розробки рекомендаційної системи електронної комерції;
- розробка та здійснення програмної реалізації системи продажу кормових добавок для тварин із вбудованою системою рекомендацій.

5. Перелік графічного матеріалу: презентація, рисунки, таблиці.

6. Завдання до спеціальної частини: Аналіз виробничих факторів на робочому місці та техніка безпеки.

7. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис
Спеціальна частина з охорони праці	докт.біол.н.,професор Л. І. Григор'єва	
Методична частина	канд.пед.н., доцент Н.М. Болюбаш	

Керівник роботи канд. пед. наук, доц. Болюбаш Н. М.
(наук. ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Завдання прийнято до виконання Ходзіцький О. М.
(прізвище та ініціали)

_____ (підпис)

Дата видачі завдання « 07 » листопада 2022 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН
виконання магістерської кваліфікаційної роботи

Тема: «Інтелектуальна рекомендаційна система електронної комерції»

№	Найменування роботи	Початок	Закінчення	Примітки
1.	Визначення керівника і теми МКР. Подання заяви на затвердження теми МКР	01.09.2022	20.10.2022	Виконано
2.	Отримання завдання на виконання МКР	21.10.2022	10.11.2022	Виконано
3.	Складання календарного плану	11.11.2022	15.11.2022	Виконано
4.	Огляд літератури за темою дослідження. Аналіз існуючих мережевих сервісів у сфері електронної комерції, підходів до створення рекомендаційних систем	16.11.2022	27.11.2022	Виконано
5.	Проходження переддипломної практики, збір та аналіз матеріалів до МКР	28.11.2022	18.12.2022	Виконано
6.	Аналіз предметної області продажу кормових добавок та розробка технічного завдання	19.12.2022	22.12.2022	Виконано
7.	Проектування та програмна реалізація рекомендаційної системи електронного продажу товарів з тестуванням та аналізом отриманих результатів	23.12.2022	15.01.2023	Виконано
8.	Робота над розділами фахової частини МКР	16.01.2023	24.12.2023	Виконано
9.	Розробка методичної частини МКР та спеціальної частини з охорони праці	25.01.2023	01.02.2023	Виконано
10.	Обговорення отриманих результатів з керівником та попередній захист МКР	02.02.2023	3.02.2023	Виконано
11.	Корегування роботи за результатами попереднього захисту	4.02.2023	6.02.2023	Виконано
12.	Остаточне оформлення пояснювальної записки та слайдів доповіді до захисту	7.02.2023	9.02.2023	Виконано
13.	Подання рецензенту та рецензування МКР	9.02.2023	12.02.2023	Виконано
14.	Подання МКР, її електронної копії та інших документів (відгуку, рецензії) до захисту	15.02.2023	16.02.2023	Виконано
15.	Захист МКР перед ЕК	23.02.2023	23.02.2023	Виконано

Розробив студент Ходзіцький О.М. _____
(прізвище та ініціали) (підпис)

Керівник роботи канд.пед.н., доц. Болубаш Н.М. _____
(наук. ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали) (підпис)

« 12 » листопада 2022 р.

АНОТАЦІЯ

до магістерської кваліфікаційної роботи
студента групи 601 ЧНУ ім. Петра Могили

Ходзіцького Олександра Михайловича

на тему: **«ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА
ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ»**

Керівник: канд.пед.н доцент Болюбаш Надія Миколаївна

Магістерська кваліфікаційна робота присвячена розробці та здійсненню програмної реалізації інтелектуальної рекомендаційної системи електронної комерції із використанням пошуку асоціативних правил за алгоритмом Априорі та контентної фільтрації. Що є актуальним в умовах високих темпів інформатизації, оскільки підвищує ефективність електронної комерції шляхом зменшення навантаження на менеджерів з продажу та полегшення вибору товару покупцями.

Об'єкт дослідження – процес купівлі та продажу товарів через мережу Інтернету.

Предмет дослідження – програмні засоби для підтримки онлайн продажу товарів та методи побудови рекомендацій із використанням пошуку асоціативних правил та контентної фільтрації.

Мета дослідження – підвищення ефективності електронної комерції у сфері продажу товарів шляхом створення рекомендаційної системи з використанням алгоритму Априорі та контентної фільтрації.

Магістерська кваліфікаційна робота складається з фахової, методичної і спеціальної частини з охорони праці. Пояснювальна записка фахової частини складається зі вступу, трьох розділів, висновків та додатків. У першому розділі розкрито теоретичні засади використання рекомендаційних систем у сфері електронної комерції. У другому розділі обґрунтовано вибір технологій і засобів розробки рекомендаційної системи. У третьому розділі описано проектування та програмну реалізацію інтелектуальної рекомендаційної системи електронної комерції. У спеціальній частині з охорони праці розглядаються питання охорони праці та безпеки у надзвичайних ситуаціях.

Магістерська кваліфікаційна робота містить ___ сторінку (без додатків), ___ рисунків, ___ таблиці, ___ джерел, ___ додатку.

Ключові слова: рекомендаційна система, асоціативні правила, підтримка, достовірність, ліфт, алгоритм Априорі, динамічне оновлення асоціативних правил.

ABSTRACT

to the master's qualification work
by the student of the group 601 of Petro Mohyla Black Sea National University

Khodzitskogo Oleksandra Mikhajlovicha

on the subject: «**AN INTELLIGENT RECOMMENDATION SYSTEM FOR
E-COMMERCE**»

Leader: Ph.D., associate professor Bolyubash Nadiya Mikolaivna

The master's thesis is devoted to the development and implementation of the software implementation of an intelligent e-commerce recommender system using the search for associative rules according to the Apriori algorithm and content filtering. Which is relevant in the conditions of high rates of informatization, as it increases the efficiency of e-commerce by reducing the burden on sales managers and facilitating the choice of goods by buyers.

Object of research – the process of buying and selling goods via the Internet.

Subject of research – software tools to support online sales of goods and methods of building recommendations using of search the associative rules and content filtering.

The purpose of the study is to increasing the efficiency of e-commerce in the field of selling goods by creating a recommendation system using the Apriori algorithm and content filtering.

The master's qualification work consists of a professional, methodical and special part on labor protection. The explanatory note of the professional part consists of an introduction, three sections, conclusions and appendices. In the first chapter, the theoretical foundations of the use of recommender systems in the field of electronic commerce are revealed. The second section substantiates the choice of technologies and means of development of the recommender system. The third section describes the design and software implementation of an intelligent e-commerce recommender system. The special part on labor protection deals with issues of labor protection and safety in emergency situations.

The master's thesis contains ___ page (without appendices), ___ figures, ___ tables, ___ sources, ___ appendic.

Key words: recommendation system, association rules, support, confidence, lift, Apriori algorithm, dynamic update of associative rules.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	4
ВСТУП.....	6
1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ВИКОРИСТАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ У СФЕРІ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ.....	9
1.1 Електронна комерція як галузь цифрової економіки та торгівлі в інтернеті.....	9
1.2 Огляд мережевих ресурсів у сфері електронної комерції з рекомендаційними системами.....	12
1.3 Поняття рекомендаційних систем та основні підходи до їх реалізації.....	20
1.4 Пошук асоціативних правил та їх динамічне оновлення у системі електронної комерції.....	27
1.5 Постановка задачі.....	32
Висновки до розділу 1.....	33
2 ТЕХНОЛОГІЇ ТА ІНСТРУМЕНТАЛЬНІ ЗАСОБИ РОЗРОБКИ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ.....	35
2.1 СКБД MongoDB.....	35
2.2 Платформа з відкритим кодом Node.js.....	37
2.3 Хмарний хостинг DigitalOcean.....	39
2.4 Технології та фреймворки створення інтерфейсу користувача.....	40
2.5 Платформа електронної комерції Shopify та мова шаблонів Liquid.....	41
Висновки до розділу 2.....	43
3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ВПРОВАДЖЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ.....	45
3.1 Інформаційна система продажу кормових добавок для тварин.....	45
3.2 Імпорт транзакцій.....	47
3.3 Формування асоціативних правил.....	50
3.4 Налаштування серверу.....	54

3.5 Інтеграція системи рекомендацій на основі пошуку асоціативних правил	56
3.6 Надання рекомендацій за категоріями.....	60
3.7 Надання рекомендацій за даними про симптоми хвороби	62
3.8 Результат впровадження системи рекомендацій	65
Висновки до розділу 3	67
4 МЕТОДИЧНА ЧАСТИНА	68
5 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА З ОХОРОНИ ПРАЦІ.....	79
ВИСНОВКИ.....	95
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	97
ДОДАТОК А Лістинг коду.....	101

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

БД – база даних

ГРС – гібридна рекомендаційна система

РС – рекомендаційна система

CBF – content based filtering (алгоритм фільтрування за контентом)

CF – collaborative filtering (алгоритм колаборативного фільтрування)

API – Application programming interface

REST – Representational State Transfer

C2B – модель електронної комерції Споживач для бізнесу

C2C – модель електронної комерції Від споживача до споживача

B2B – модель електронної комерції Бізнес для бізнесу

B2C – модель електронної комерції Бізнес для споживача

CMS – система керування вмістом сайту

SSL – Secure Sockets Layer (криптографічний протокол)

SQL – Structured query language (мова структурованих запитів)

Пояснювальна записка

до магістерської кваліфікаційної роботи

на тему:

«ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ»

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»

122 – МКР – 601.21710230

Виконав студент 6-го курсу, групи 601

_____ О. М. Ходзіцький

«16» лютого 2023 р.

Керівник: канд. техн. наук, доцент

_____ Н. М. Болюбаши

«16» лютого 2023 р.

Миколаїв – 2023

ВСТУП

Актуальність. Високі темпи інформатизації сучасного суспільства супроводжуються накопиченням великих обсягів цифрового контенту у сфері електронної комерції. Це ускладнює задоволення потреб користувачів у отриманні необхідної інформації стосовно наявних товарів та послуг й обумовлює розвиток технологій, пов'язаних із пошуком та наданням персоналізованих рекомендацій. Впровадження інтелектуальних рекомендаційних систем у роботу інтернет-магазинів сприяє підвищенню лояльності клієнтів за рахунок економії часу та індивідуального підходу до отримання рекомендацій по підбору товарів. Що дозволяє суттєво підвищити ефективність комерційної діяльності у сфері онлайн продаж.

Впровадження рекомендаційних систем серед великих ритейлерів є одним із факторів бурхливого росту глобальних продаж через інтернет-магазини. До найбільш популярних ресурсів, які інтенсивно використовують у своїй діяльності аналіз накопиченої інформації шляхом її фільтрації з метою формування рекомендацій на основі вивчення поведінки споживачів та їх уподобань і потреб, відносять сервіси електронної комерції Amazon, eBay, iTunes, найбільший український онлайн-ритейлер Rozetka.

Однак в Інтернет-магазинах більш дрібних представників роздрібною торгівлі та торгівлі добавками для тварин зокрема такий підхід представлений недостатньо, а існуючі алгоритми надання рекомендацій не завжди відповідають потребам користувачів, що вимагає їх вдосконалення. Тому є потреба у створенні інтелектуальної рекомендаційної системи електронної комерції для Інтернет-магазину, який займається продажем товарів для тварин та формує персоналізовані рекомендації користувачам при прийнятті ними рішень про вибір товарів.

Мета дослідження – підвищення ефективності електронної комерції у сфері продажу товарів шляхом створення рекомендаційної системи з використанням алгоритму Апріорі та контентної фільтрації.

Досягнення поставленої мети обумовлює необхідність вирішення наступних **завдань**:

- 1) дослідити теоретичні засади створення рекомендаційних систем та здійснити аналіз існуючих мережевих сервісів із рекомендаційними системами у сфері електронної комерції;
- 2) обґрунтувати вибір інструментальних засобів розробки рекомендаційної системи електронної комерції;
- 3) розробити та здійснити програмну реалізацію систему продажу кормових добавок для тварин із вбудованою системою рекомендацій.

Об'єктом дослідження є процес купівлі та продажу товарів через мережу Інтернету.

Предметом дослідження є програмні засоби для підтримки онлайн продажу товарів та методи побудови рекомендацій із використанням пошуку асоціативних правил та контентної фільтрації.

Методологічною основою дослідження є загальнонаукові аналітичні методи та методи інтелектуального аналізу, які дозволили вивчити предмет та об'єкт дослідження, дослідити розвиток науково-методичних засад, напрямів та шляхів підвищення ефективності роботи інтернет-магазину шляхом створення рекомендаційної системи, яка зменшує навантаження на менеджерів з продажу та полегшує вибір товару покупцями.

Наукова новизна одержаних результатів дослідження полягає у тому, що автором: запропоновано та обґрунтовано напрями вдосконалення надання рекомендацій з кормових добавок для тварин; одержали подальший розвиток способи динамічного оновлення бази даних транзакцій при наданні рекомендацій; узагальнено теоретичні засади створення рекомендаційних систем.

Результати дослідження обговорювалися на XXV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Могилянські читання – 2022: Досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти» та отримали схвалення.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що сформульовані теоретичні положення та практичні рекомендації щодо підвищення ефективності онлайн продаж мали практичне застосування. Розроблена інтелектуальна рекомендаційна система була впроваджено у роботу магазину, який здійснює продаж кормових добавок для тварин.

Структура магістерської роботи. Відповідно до мети, завдань і предмета дослідження, магістерська робота містить основну, методичну та спеціальну частини. Основна частина магістерської роботи складається із вступу, трьох розділів, висновку, списку використаних джерел та __ додатків. Загальний обсяг магістерської роботи – __ сторінок, із них основного тексту основної частини – __ сторінок, методичної частини – __ сторінок, спеціальної – __ сторінок. Кількість використаних джерел – __.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ВИКОРИСТАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ У СФЕРІ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ

1.1 Електронна комерція як галузь цифрової економіки та торгівлі в інтернеті

Електронна комерція, також відома як інтернет-комерція, стосується купівлі та продажу товарів або послуг за допомогою інтернету, а також передачі грошей і даних для виконання цих транзакцій. Електронна комерція часто використовується для позначення продажу фізичних продуктів онлайн, але вона також може описувати будь-який вид комерційної операції, яка здійснюється через інтернет [1].

У той час як електронний бізнес стосується всіх аспектів ведення онлайн-бізнесу, електронна комерція стосується конкретно транзакцій товарів і послуг.

Історія електронної комерції починається з першого в історії онлайн-продажу: 11 серпня 1994 року чоловік продав своєму другу компакт-диск групи Sting через свій веб-сайт NetMarket, американську роздрібну платформу. Це перший приклад, коли споживач купує продукт у компанії через Всесвітню павутину — або «електронну комерцію», як ми її сьогодні зазвичай знаємо.

З тих пір електронна комерція розвинулась, щоб полегшити пошук і придбання продуктів через інтернет-магазинів і ринкові майданчики. Незалежні фрілансери, малі підприємства та великі корпорації отримали вигоду від електронної комерції, яка дає їм змогу продавати свої товари та послуги в таких масштабах, які були неможливі в традиційній офлайн-роздрібній торгівлі [2].

Існує чотири основні типи моделей електронної комерції, які можуть описати майже кожну транзакцію, що відбувається між споживачами та компаніями.

1. *Бізнес для споживача (B2C)*: компанія продає товар або послугу окремому споживачеві (наприклад, покупка взуття в інтернет-магазині).

2. *Бізнес для бізнесу (B2B)*: компанія продає товар або послугу іншій компанії (наприклад, компанія продає програмне забезпечення як послугу для використання іншими підприємствами).
3. *Від споживача до споживача (C2C)*: споживач продає товар або послугу іншому споживачеві (наприклад, продаж старих меблів на eBay іншому споживачеві).
4. *Споживач для бізнесу (C2B)*: споживач продає власні продукти чи послуги компанії чи організації (наприклад, впливова особа пропонує оприлюднити свою онлайн-аудиторію в обмін на плату, або фотограф надає ліцензію на свою фотографію компанії для використання).

Електронна комерція може набувати різноманітних форм, включаючи різні транзакційні відносини між компаніями та споживачами, а також різні об'єкти, якими обмінюються в рамках цих транзакцій [3].

1. *Роздрібна торгівля*: продаж продукту підприємством безпосередньо клієнту без будь-яких посередників.
2. *Оптова торгівля*: продаж продуктів оптом, часто роздрібному продавцю, який потім продає їх безпосередньо споживачам.
3. *Дропшипінг*: продаж товару, який виготовлений і відправлений споживачеві третьою стороною.
4. *Краудфандинг*: збір грошей від споживачів до того, як продукт стане доступним, щоб зібрати стартовий капітал, необхідний для виведення продукту на ринок.
5. *Підписка*: автоматичне регулярне повторне придбання продукту чи послуги на регулярній основі, доки абонент не вирішить скасувати.
6. *Фізичні продукти*: будь-який матеріальний товар, який потребує поповнення запасів і фізичної доставки замовлень клієнтам у міру продажу.
7. *Цифрові продукти*: завантажувані цифрові товари, шаблони та курси або медіафайли, які потрібно придбати для споживання або отримати ліцензію на використання.

8. *Послуги*: навички або набір навичок, які надаються в обмін на винагороду.

Час постачальника послуг можна придбати за окрему плату.

Під час прийняття рішення про купівлю того чи іншого продукту, або про те, куди сходити сьогодні увечері, людина часто звертається за допомогою: запитує поради у друзів, шукає інформацію в інтернеті, будує дерева рішень, наймає команду експертів, довіряє інстинктам або просто слідує за натовпом. При цьому кожен стикався з ситуацією, коли поради друзів виявлялися марними, або, просидівши кілька годин в інтернеті, потрібна інформація не була знайдена.

Питання надання доступних, індивідуальних, а головне високоякісних рекомендацій є основним в області рекомендаційних систем і ставить багато цікавих завдань, як з технічної точки зору, так і з точки зору психології. З технічної точки зору необхідно розробити алгоритм, який допоможе найбільш точно і логічно спрогнозувати побажання користувачів на основі наявних даних.

Психологічні чинники необхідно врахувати, коли вирішується те, яким чином програма буде взаємодіяти з кінцевим споживачем. Комунікація між споживачем і системою повинна бути налаштована таким чином, щоб споживач довіряв рекомендації, які вона дає, а також своїм рішенням, прийнятим на основі цих рекомендацій. Також складність полягає в тому, що користувачі не завжди точно знають, що вони хочуть. Тому при створенні рекомендаційного алгоритму важливо враховувати те, яким чином програма буде збирати дані про потреби користувачів, в якому вигляді представляти зворотний зв'язок, а також як все це буде впливати на рішення користувачів [4].

У даному дослідженні було здійснено розробку рекомендаційної системи для інтернет-магазину роздрібної торгівлі кормовими добавками для тварин, призначених для приймання з певною лікувальною спрямованістю. У даному випадку ми маємо справу з моделлю електронної комерції B2C – бізнес для споживача. Однак сфера застосування товарів для продажу у такому інтернет-магазині обумовлює специфічні вимоги до надання рекомендацій відвідувачам даного магазину. Рекомендації надаються як для оптимального задоволення потреб

користувачів так і з метою просування нових товарів. Це потребує застосування таких методів надання рекомендацій, які будуть вирішувати поставлені задачі.

1.2 Огляд мережевих ресурсів у сфері електронної комерції з рекомендаційними системами

Перший сервіс електронної комерції, де було застосовано рекомендаційну систему – Amazon. Amazon рекомендує книги і інші товари, ґрунтуючись на тому, що клієнти купували, що переглядали, які рейтинги ставили, які залишали відгуки. Система збирає все, навіть якщо щось поки не вміє використовувати і забезпечує 35% продаж. Сервіс використовує рекомендації на основі контенту. Коли відвідувач вибирає для покупки будь-якої товар, Amazon на основі цього товару рекомендує відвідувачеві інші товари, придбані іншими користувачами (за допомогою матриці покупки наступного товару на основі його схожості з попередньою покупкою). Компанія Amazon запатентувала цей підхід під назвою Item-To-Item Collaborative Filtering (коллаборативна фільтрація від елемента до елемента).

Торговий гігант eBay вже багато років експериментує з інструментами машинного навчання і методами штучного інтелекту, що впроваджені майже на всіх рівнях великого бізнесу компанії: підбір товарів на головній сторінці, спеціальні пропозиції, розумне ранжування пошукової видачі, реклама. Алгоритми рекомендацій забезпечують додаткові продажі приблизно в \$ 1 млрд. кожного кварталу. Рекомендаційна система аналізує, що зараз продається на сайті і які товари з найбільшою ймовірністю зацікавлять користувача. А в момент покупки система стежить за тим, щоб продукти в додаткових пропозиціях не повторювалися і не перекривали товар, що купується. Для цього застосовують, в тому числі розпізнавання зображень. Важливо також, щоб рекомендації були пов'язані з поточною покупкою настільки, щоб викликати інтерес і змусити додати і їх в кошик.

Rozetka – найбільший онлайн-ритейлер в Україні. Покупці (до 3 млн. щодня) цінують цей ресурс за розумний пошук, чесний сервіс і величезний вибір товарів (понад 4 млн. позицій). Для вироблення рекомендацій система збирає персональні дані, відповідно до "Положення про збір персональних даних" у разі, коли користувач робить замовлення, бере участь в акції, дослідженнях або іншим чином взаємодіє з онлайн платформою. Також використовується технологія cookies — це уривки інформації, які Он-лайн платформа передає на твердий диск користувача для зберігання інформації, пов'язаної з Он-лайн платформою. Ця технологія зберігає пріоритети користувача під знаходження на Он-лайн платформі: визначення характеристик платформи та пропозицій, які найбільше подобаються з метою надання більше інформації, в якій зацікавлений користувач. Файли cookie допомагають оцінити кількість і частоту запитів, а також виявляти і блокувати тих відвідувачів або пристрої, які намагаються виконати пакетні завантаження інформації з Он-лайн платформи.

LinkedIn – сайт бізнес-орієнтованої соціальної мережі. Пропонує користувачеві рекомендації щодо знайомих людей, відповідні до його фаху робочі місця та компанії. Для формування рекомендацій застосовується система колаборативної фільтрації, що заснована на технології Apache Hadoop.

Онлайн-відеосервіс Netflix застосовує технологію на основі штучного інтелекту і машинного навчання для показу своїм абонентам персоналізованих трейлерів фільмів і серіалів з врахуванням глядацьких уподобань.

Загальним підходом VoD-сервісів до проблеми вибору контенту глядачами в постійно зростаючих цифрових бібліотеках є рекомендаційні сервіси, що враховують глядацький досвід і уподобання конкретної людини. Netflix аналізує «кожен клік» своїх 100 мільйонів користувачів, прагнучи отримати унікальну деталізацію переваг перегляду.

Megogo – один із найбільших у Східній Європі відеосервісів для перегляду онлайн відео і ТБ із сумарною аудиторією понад 50 млн. унікальних користувачів. На сайті працює інтелектуальна система рекомендацій та запам'ятовування місця

перегляду. Джерелом для формування рекомендацій є внутрішня система трекінгу фактичних переглядів контенту - WatchStat. Персональні рекомендації виробляються для всіх користувачів, які переглянули як мінімум 2 відео.

Spotify пропонує легальну можливість слухати онлайн-треки з величезного музичного каталогу понад 50 мільйонів пісень та 4 мільярди плейлистів. Головна перевага Spotify – алгоритми підбору музики, які практично ідеально підлаштовуються під уподобання слухачів. Якщо увімкнути в налаштуваннях функцію «Музика нон-стоп», то після закінчення плейлиста автоматично гратимуть схожі треки. Присутні тематичні плейлисти, складені іншими користувачами та самими музикантами. Щодня доступні «Мікси дня» — відсортовані за жанрами плейлисти з прослуханих користувачем та подібних до них треків. Постійних користувачів чекатимуть ще й добірки найкращого за рік, літніх треків, того, що колись грало на повторі.

YouTube з щохвилинної завантаженням великої кількості відео відрізняється однією з найбільш просунутих систем рекомендацій, створеної на основі штучного інтелекту. Вона набагато відрізняється від механізмів, які використовуються на Netflix, Hulu, або Spotify, забезпечуючи обробку постійно оновлюваного контенту і формування рекомендацій в режимі реального часу. Розроблена система складається з двох частин. Перша є нейронною мережею, яка призначена для генерації кандидатів на основі історії переглядів користувачів YouTube. Це дозволяє забезпечити широку персоналізацію з подальшою фільтрацією контенту за такими ідентифікаторами, як кількість і час переглядів відео, демографічна інформація та пошукові запити.

Друга частина – мережа ранжирування, яка привласнює оцінку для кожного відео, використовуючи «широкий набір функцій, що описують користувачів і ролик». Двохрівневий підхід дозволяє системі обробляти мільйони відео, рекомендуючи змістовний корисний контент. Головний показник корисності рекомендацій - час перегляду. Система дуже ефективна для платформи і

рекламодавців, однак, може не влаштовувати користувачів, оскільки не завжди тривалість перегляду є підтвердженням зацікавленості.

Як бачимо, рекомендаційні системи є досить поширеними серед відомих фірм, які займаються електронною комерцією. Перейдемо до аналізу ресурсів, які спрямовані на продаж кормових добавок для тварин: PetLabCo, Itch, Chewy, NaturVet, ZestyPaws, Porchpotty.

PetLabCo має рекомендації на сторінці продукту у вигляді секції «Вам може сподобатись» (див. рис. 1.1), також у формі покупки є можливість купівлі поточного продукту разом із додатковим продуктом зі знижкою. На сторінці кошика міститься секція із пропозиціями додати додатковий продукт зі знижкою (див. рис. 1.2).

You Might Also Like

SHOP NOW →





			
Probiotic Chews	Joint Care Chews	Prebiotic Dental Sticks	Clear Ears Therapy
A Vital Probiotic For Healthy Digestion	For Optimal Joint & Mobility Health	To Support Dental Hygiene & Gut Health	For Clean, Moisturized Ears
From \$29.86	From \$30.95	From \$15.92	From \$15.95
SHOP NOW	SHOP NOW	SHOP NOW	SHOP NOW

Рисунок 1.1 – PetLabCo: рекомендації на сторінці продукту

Itch замість створення облікового запису користувача, використовує створення облікового запису тварини, де можна вказати параметри свого

улюбленця, відповідно до якого в акаунті будуть відображені рекомендації (див. рис. 1.3).

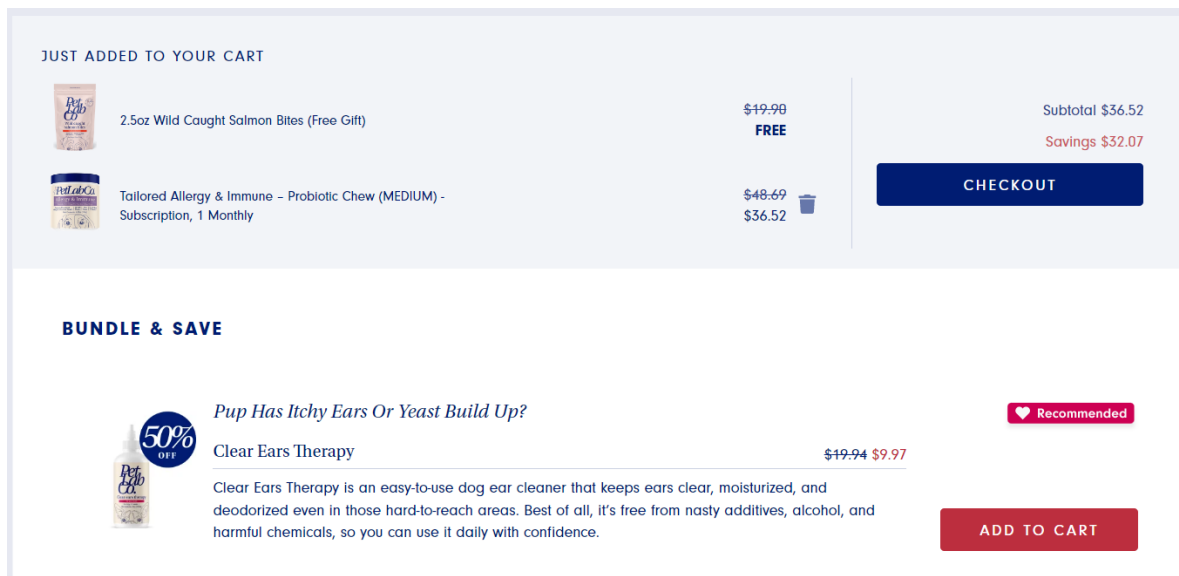


Рисунок 1.2 – PetLabCo: рекомендації на сторінці кошику

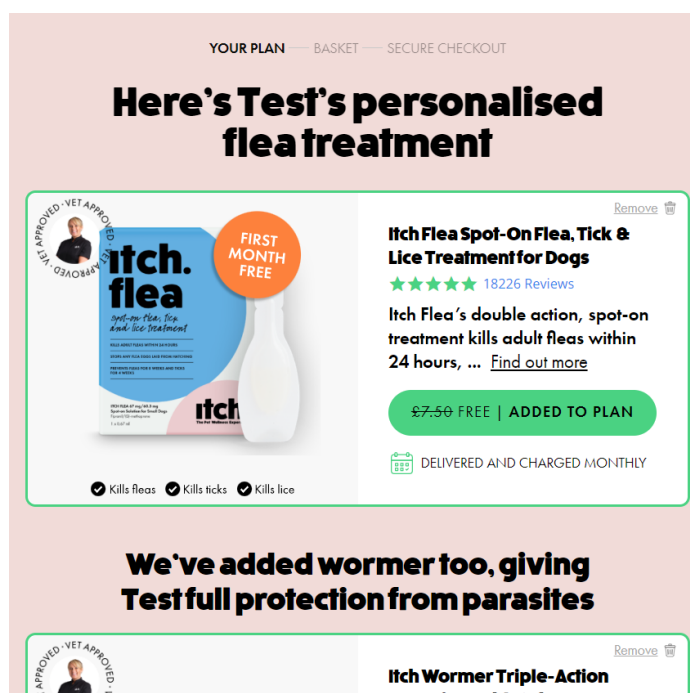


Рисунок 1.3 – Itch: рекомендації на сторінці відповідно до профілю тварини

Chewy має дуже багатий вибір продуктів та категорій, наприклад продукти для собаки, кішки, риби, рептилії та інші. Але вони продають не свою продукцію, а інших виробників. Щодо рекомендацій, то на сторінці продукту є секція «Часто купують разом» де є пропозиція купити кілька товарів, замість одного, але без знижки (див. рис. 1.4). Також мають секцію в кошику з рекомендованими продуктами (див. рис. 1.5).

Frequently Bought Together

Total Price: \$61.45

Add All 3 to Cart

- This Item - Pedigree Complete Nutrition Roasted Chicken, Rice & Vegetable Flavor Dog Kibble Adult Dry Dog Food, 44-lb bag
★★★★☆ 742
\$29.98
Free Shipping
- Milk-Bone Original Large Biscuit Dog Treats, 10-lb box
★★★★☆ 1,535
\$14.98
New Customers Only: Spend 49+ Get \$20 Off
- Pedigree Chopped Ground Dinner Filet Mignon Flavor & Beef Adult Canned Wet Dog Food Variety Pack, 13.2 oz, case of 12
★★★★☆ 531
\$16.49
New Customers Only: Spend 49+ Get \$20 Off

Рисунок 1.4 – Chewy: рекомендації з пропозицією купити кілька товарів разом


Inspired By Your Cart

<p>Sulfodene 3-Way Ointment for Dogs, 2-oz ★★★★☆ 362 \$9.67 \$11.99 \$9.19 Autoship New Customers Only: Spend 49+ Get \$20 Off Add to Cart</p>	<p>Pet MD Aloe Vera & Eucalyptus Dog Ear Wipes, 100 count ★★★★☆ 329 \$13.99 \$16.99 \$13.29 Autoship New Customers Only: Spend 49+ Get \$20 Off Add to Cart</p>	<p>PetHonesty Allergy Support Salmon Flavored Soft Chews Allergy Supplement for Dogs, 90... ★★★★☆ 4,430 \$28.99 \$27.54 Autoship New Customers Only: Spend 49+ Get \$20 Off Add to Cart</p>	<p>Veterinary Formula Clinical Care Hot Spot & Itch Relief Shampoo, 16-oz bottle ★★★★☆ 150 \$10.12 \$12.99 \$9.61 Autoship New Customers Only: Spend 49+ Get \$20 Off Add to Cart</p>	<p>Vet's Best Allergy Itch Relief Spray for Dogs, 8-oz bottle ★★★★☆ 77 \$13.49 \$13.99 \$12.82 Autoship New Customers Only: Spend 49+ Get \$20 Off Add to Cart</p>
---	--	---	--	---

Рисунок 1.5 – Chewy: рекомендації на сторінці кошику


NaturVet продає продукти для котів та собак. На сторінці продукту є секція з рекомендованими продуктами з поточної колекції (див. рис. 1.6). У кошику є секція «Топ Колекція», де відображаються одні й ті ж товари, які не оновлюються під час змінення продуктів в кошику (див. рис. 1.7).

YOU MAY ALSO LIKE




Hemp Seed Oil
From \$27.99
★★★★☆ 4 reviews

[BUY NOW](#)




Quiet Moments® Dog Calming Aid Soft Chews
From \$14.99
★★★★★ 5 reviews

[BUY NOW](#)



Hemp Joint Health Soft Chews
From \$20.99
★★★★★ 5 reviews

[BUY NOW](#)




Hemp Quiet Moments Calming Drops
From \$16.99
★★★★☆ 5 reviews

[BUY NOW](#)

[VIEW ALL PRODUCTS](#) ▶


Рисунок 1.6 – NaturVet рекомендації на сторінці продукту

FEATURED COLLECTION




Aches & Discomfort Soft Chews
\$11.99
★★★★★ 1 review

[BUY NOW](#)




Advanced Probiotics & Enzymes Powder
From \$27.99
★★★★★ 2 reviews

[BUY NOW](#)



Advanced Probiotics & Enzymes Soft Chews
From \$20.99
★★★★★ 13 reviews

[BUY NOW](#)



All-In-One Soft Chews
From \$17.99
★★★★★ 7 reviews

[BUY NOW](#)

[VIEW ALL PRODUCTS](#) ▶

Рисунок 1.7 – NaturVet рекомендації на сторінці кошику

ZestyPaws має рекомендації на сторінці продукту у вигляді секції «Вам може сподобатись» (див. рис. 1.8). Крім цього більше явних рекомендацій немає.

You may also like

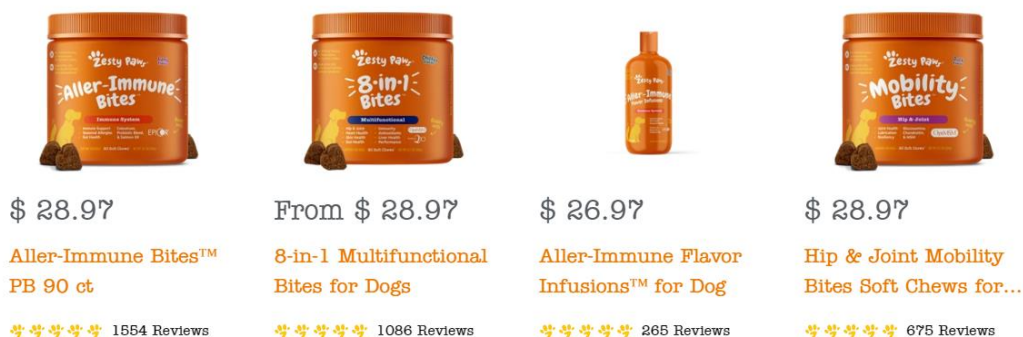


Рисунок 1.8 – ZestyPaws рекомендації на сторінці продукту

Porchpotty на сторінці продукту має кілька секцій із рекомендованими наборами зі знижкою та продуктами із поточної колекції (див. рис. 1.9). У кошику бачимо секцію з рекомендованими продуктами (див. рис. 1.10).

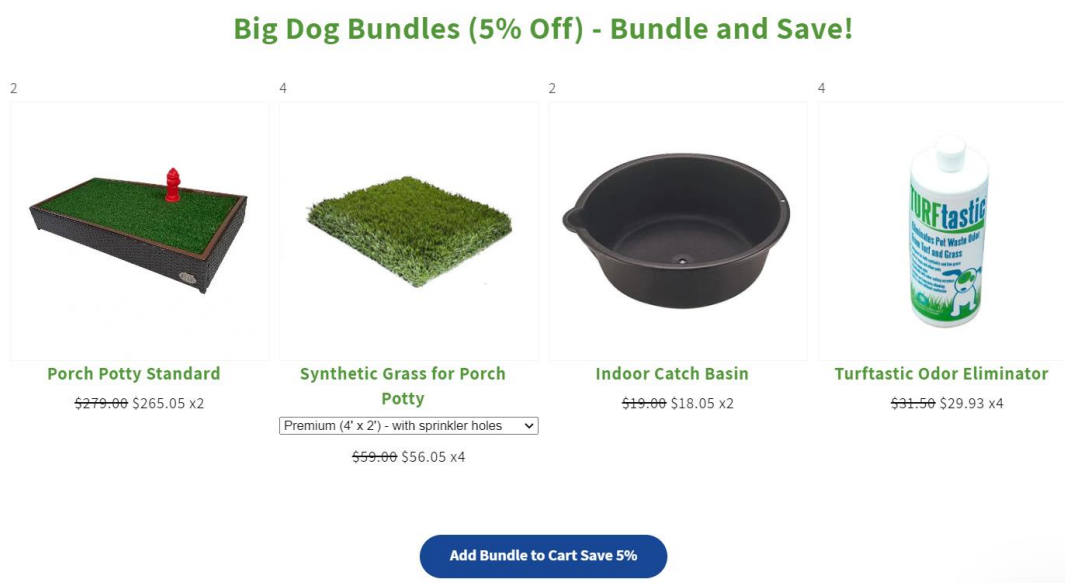


Рисунок 1.9 – Porchpotty рекомендації на сторінці продукту

Often Bought Together



Рисунок 1.10 – Porchpotty рекомендації на сторінці кошику

Як ми можемо бачити, рекомендаційні системи популярні на ресурсах, які займаються продажем товарів для тварин, а саме рекомендації на сторінці кошика та пропозиції наборів зі знижкою. При розробці рекомендаційної системи кормових добавок для тварин було вирішено об'єднати цей функціонал та врахувати специфіку продажу цих товарів із лікувальною ціллю.

1.3 Поняття рекомендаційних систем та основні підходи до їх реалізації

У результаті проведеного дослідження встановлено, що рекомендаційні системи дозволяють здійснювати фільтрацію великих обсягів інформації й є однією з основних та суттєвих складових електронної комерції. Рекомендаційна система будує рейтинг товарів на основі аналізу накопиченої інформації про здійснені покупки та цифрові сліди покупців при відвідуванні сайту Інтернет-магазину (рис. 1.11). До основних методів, які використовують у рекомендаційних системах, відносять наступні [5].

1. Неперсоналізовані рекомендації (англ. non personalized) – формуються без врахування індивідуальних потреб користувачів та вивчення їх попиту.
2. Методи контентної фільтрації (англ. content filtering) – будують систему

рекомендацій на основі інформації про поведінку користувача та його потреби й уподобання.

3. Методи колаборативної фільтрації (англ. collaborative filtering) – будують систему персональних рекомендацій, базуючись на моделі поведінки користувача на основі попередньо зібраної інформації про поведінку інших користувачів із схожими вподобаннями та характеристиками.
4. Методи гібридної фільтрації (англ. hybrid filtering) – поєднують сильні сторони контентної та колаборативної фільтрації й є більш складними у розробці та підтримці.
5. Методи, засновані на знаннях (англ. knowledge filtering) – будують систему персональних рекомендацій, базуючись на знаннях про предметну область (а не про кожен товар). Такий тип рекомендацій має високу точність, пропонуючи користувачеві те, що йому потрібно. Крім цього, система вивчає і аналізує взаємозв'язки між об'єктами, враховує ряд додаткових опцій, що відносяться до індивідуальних властивостей конкретного користувача. Основний мінус - складність розробки та збору даних.



Рисунок 1.11 – Принцип роботи рекомендаційної системи

Для отримання початкових даних рекомендаційна система застосовує явний та неявний зворотній зв'язок. При використанні явного зворотнього зв'язку

система отримує інформацію від відвідувача Інтернет-магазину через системний інтерфейс. Використання неявного зворотнього зв'язку передбачає визначення уподобань користувача шляхом аналізу цифрових слідів, які залишає відвідувач Інтернет-магазину, автоматично відслідковуючи його дії: перегляд товарів, пошукові запити, переходи за посиланнями, натиснення кнопок, зроблені раніше покупки тощо. На основі зібраної інформації здійснюється формування матриці рейтингів [6]:

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & \dots & r_{2n} \\ \dots & \dots & \dots \\ r_{m1} & \dots & r_{1mn} \end{pmatrix},$$

де r_{ij} – оцінка j -го товару i -м покупцем, m – кількість покупців, n – кількість товарів. Однією з проблем при розробці комерційних рекомендаційних систем є розріджена матриця рейтингів, що часто спричиняє проблему бракування інформації для знаходження користувачів з подібними уподобаннями.

Визначення схожості клієнтів магазину та формування груп базується на побудові профілів кожного клієнта, які містять оцінки наявних товарів та іншу інформацію про їх поведінку на сайті. Розрахунок мір близькості профілів може здійснюватися різними способами: шляхом обчислення відстані Евкліда, квадрату відстані Евкліда, коефіцієнта кореляції Пірсона, косинуса подібності. Матриця рейтингів часто може бути досить розрідженою, тоді для визначення близькості краще застосовувати коефіцієнт кореляції Пірсона або косинус подібності. Після розрахунку мір близькості система рекомендує ті товари, які є найбільш близькими до уподобань користувача.

Базову архітектуру рекомендаційної системи можна зобразити наступним чином [7].

- 1) *Довідкова інформація* – існуюча інформація про послуги або товари, що надаються сервісом.

- 2) *Вхідна інформація* – інформація, що користувач явно або неявно надає системі для отримання рекомендацій. Може бути оцінками, поведінкою або прямими запитам, наприклад пошук авто за маркою або певними характеристиками.
- 3) *Рекомендаційний алгоритм* – алгоритм, що комбінує зібрані довідкові дані та вхідні дані, отримані від користувача, для побудови рекомендацій.

У більшості рекомендаційних систем використовується один з двох базових підходів: контентна фільтрація (content-based filtering) або колаборативна фільтрація (collaborative filtering). Також існує клас підходів, що базуються на поєднанні двох основних – гібридна фільтрація (hybrid filtering).

Рекомендаційну систему електронної комерції частіше усього будуть з використанням методу колаборативної фільтрації, оскільки метод контентної фільтрації є проблемним при наданні рекомендацій користувачам, поведінка яких є пасивною, або коли користувач є новим і ще не виконував ніяких дій у системі. Дана проблема є проблемою холодного старту. Основний принцип колаборативної фільтрації – генерувати рекомендації на основі даних про інших користувачів зі схожими інтересами. Розбиття клієнтів та групи зі схожими уподобаннями підвищує точність прогнозування рекомендацій та вирішує проблему холодного старту.

Колаборативна фільтрація є методом прогнозу в рекомендаційних системах, який використовує відомі переваги (оцінки) групи користувачів для прогнозування невідомих переваг (оцінок) іншого користувача. За допомогою цього алгоритму будується певна таблиця користувачів, які групуються за схожістю, та прогножуються результати для інших користувачів. Колаборативна фільтрація прогнозує рекомендації, засновані на моделі попередньої поведінки користувача. Ця модель може бути побудована виключно на основі поведінки цього користувача або - що більш ефективно - з урахуванням поведінки інших користувачів з подібними характеристиками.

Переваги колаборативної фільтрації: швидка робота алгоритмів, мала кількість ітерацій, прості в реалізації. Недоліки: не вирішені проблеми холодного старту, шахрайства, нема що рекомендувати новим або нетиповим користувачам, є розрідженими матриці оцінок (іноді неможливо зробити прогноз).

Контентна фільтрація базує рекомендації, базуючись на поведінці користувачів. Наприклад, цей підхід може використовувати ретроспективну інформацію про перегляди марок автомобілів на сайті автосалону. Якщо який-небудь користувач зазвичай переглядає інформацію про автомобілі одного призначення (спортивні, легкові тощо) і регулярно залишає коментарі під матеріалами, то контентна фільтрація може використовувати цю ретроспективну інформацію для виявлення подібного контенту і пропозиції такого контенту як рекомендованого для цього користувача. Цей контент може бути визначений в ручному режимі або завантажений автоматично на базі інших методів подібності.

Переваги контентної фільтрації: більш точний результат, немає проблеми холодного старту, оскільки рекомендації базуються на моделі об'єкта, а не на попередніх оцінках користувачів. Недоліки: “затратне” створення моделі (її побудова досить складна), невисока швидкодія алгоритмів (багато обчислень) та втрата точності при скороченні параметрів моделі.

Гібридні алгоритми фільтрації, які поєднують колаборативну і контентну фільтрацію, також підвищують ефективність (і складність) рекомендаційних систем. Об'єднання результатів колаборативної і контентної фільтрації потенційно дозволяє підвищити точність рекомендації. Гібридний підхід може бути корисний, якщо застосування колаборативної фільтрації відбувається на сильно розріджених даних (приклад холодного старту). Гібридний підхід дозволяє спочатку зважувати результати згідно контентної фільтрації, а потім зміщувати ці ваги у напрямку до колаборативної фільтрації (в міру "визрівання" доступного набору даних для конкретного користувача).

Переваги алгоритмів гібридної фільтрації: велика швидкодія; кращі результати. Недоліки: дуже дорога розробка рекомендаційної системи, оскільки

реалізація цього типу алгоритмів дуже складна, важко підтримувати, оскільки навіть незначні зміни в роботі призводять до змін роботи алгоритму.

Вибір моделі впровадження рекомендаційної системи залежить від типу та кількості даних, які необхідно проаналізувати з метою надання рекомендацій. Використання методу контентної фільтрації має проблеми у разі пасивної поведінки користувачів та при наданні рекомендацій новому користувачеві, який ще не виконував ніяких дій у системі [8]. Метод колаборативної фільтрації не вимагає конкретизованих запитів, тому для реалізації рекомендаційної інформаційної системи автосалону доцільно взяти за основу метод колаборативної фільтрації, який базується на даних, що містять характеристики автомобілів.

Найбільш достовірним підходом до отримання початкових даних є явний зворотній зв'язок, коли інформація отримується від користувача через системний інтерфейс. Але користувач не завжди готовий надати достатню кількість інформації, тому у рекомендаційних системах застосовують також неявний зворотній зв'язок [2]. При цьому уподобання визначаються автоматично шляхом відслідковування дій користувача: історії покупок, переглядів товарів, аналізу переходів за посиланнями, пошукових запитів, натиснення кнопок тощо.

Розглянуті вище методи мають проблеми, які не є до кінця вирішеними: розрідженна матриці рейтингів, проблема холодного старту, проблема масштабованості, проблема конфіденційності, проблема міцності системи.

Проблема масштабованості виникає завжди, коли об'єм даних зростає. У реальних рекомендаційних системах Netflix та Amazon алгоритми є масштабованими. У найкращому випадку обчислювальна складність алгоритму має лінійно зростати зі збільшенням кількості даних. Також деякі алгоритми дають високу точність на невеликих наборах даних, але на реальних даних якість рекомендацій значно падає.

Проблема конфіденційності. Щоб обчислювати якісні рекомендації система має потребу збирати якомога більше даних про користувачів. З іншої сторони користувач може мати підстави підозрювати, що система знає занадто багато про

нього. Цей аспект негативно впливає на подальше користування сервісом. Саме тому рекомендаційна система повинна ненав'язливо і прозоро збирати інформацію про користувача, даючи можливість надати більше даних, якщо цього бажає користувач [9].

Міцність системи. Під цим терміном розуміють можливість системи розпізнати фальшиві транзакції користувачів, спрямовані на те, щоб зробити деякі продукти більш популярними ніж інші. Це спричиняє велике обчислювальне навантаження. На практиці комбінують підходи до обчислення рекомендацій, адже це дає змогу покрити недоліки одного алгоритму перевагами іншого.

Для побудови рекомендаційної системи продажі кормових добавок для тварин було вирішено обрати інший підхід, який полягає у пошуку асоціативних правил та наданні рекомендацій користувачеві на цій основі.

Основними задачами, які має вирішувати рекомендаційна система, є пошук кормових добавок для тварин з певними проблемами зі здоров'ям та надання йому рекомендацій з вибору. Для якісної роботи система повинна мати базу даних з набором транзакцій, які були здійснені раніше іншими покупцями. Коли товар відібрано та додано у кошик, у рекомендаційній системі передбачено формування рекомендацій, які базуються на пошуку асоціативних правил: «якщо I_k , то V_j », де I_k – обраний товар, V_j – j -й товар, який зазвичай клієнти магазину купують разом із уже відібраним товаром [10].

Для пошуку асоціативних правил інтелектуальна рекомендаційна система здійснює аналіз транзакцій із використанням алгоритмів їх пошуку. Такий підхід зазвичай розширює набір товарів, які купує клієнт та сприяє росту продажів Інтернет-магазину. Застосування описаного підходу для розробки інтелектуальної рекомендаційної системи електронної комерції з продажу кормових добавок дозволяє вдосконалити та підвищити ефективність обслуговування клієнтів, розширює кошик покупця й стимулює онлайн-продаж товарів у Інтернет-магазині.

1.4 Пошук асоціативних правил та їх динамічне оновлення у системі електронної комерції

Для пошуку асоціативних правил існує багато підходів, найбільш поширеним із яких є алгоритм Априорі та його модифікації. Головною проблемою при здійсненні пошуку є велика кількість правил при дослідженні великих наборів даних. Використання оцінок асоціативних правил дозволяє фільтрувати знайдені правила й у подальшому аналізувати тільки ті, оцінки яких задовольняють задані граничні значення. Тому у процесі пошуку асоціативних правил знаходять такі правила, які часто зустрічаються – мають високу ймовірність.

Для кожного елемента i_k множини з набору товарів I можна розрахувати підтримку $S(i_k)$, яка буде рівна відношенню кількості транзакцій у базі даних D , які містять елемент i_k до загальної кількості транзакцій у ній. Тобто, підтримка $S(i_k)$ – це ймовірності появи елемента i_k у транзакціях бази даних D : $S(i_k) = P(i_k)$ [11].

Підтримка двоелементних наборів множини I – $S(i_k \cup i_m)$ буде рівна відношенню кількості транзакцій у базі даних D , які містять пару елементів i_k та i_m до загальної кількості транзакцій у ній. Тобто, $S(i_k \cup i_m) = P(i_k \cup i_m)$. Аналогічно може бути розрахована підтримка наборів із більшою кількістю елементів множини I .

До основних об'єктивних оцінок асоціативних правил відносять підтримку S та достовірність C .

Підтримка $S(X \rightarrow Y)$ (англ. Support) асоціативного правила $X \rightarrow Y$ – це відношення кількості транзакцій k , які містять умову і наслідок, до загальної кількості транзакцій m :

$$S(X \rightarrow Y) = P(X \cup Y) = S(X \cup Y)$$

Правило $X \rightarrow Y$ має підтримку S , якщо $S\%$ транзакцій з D містять $X \cup Y$.

Достовірність $C(X \rightarrow Y)$ (англ. Confidence) асоціативного правила $X \rightarrow Y$ є його мірою точності й визначається як відношення кількості транзакцій k , що містять умову і наслідок, до кількості транзакцій l , що містять тільки умову. Отже достовірність може бути розрахована за формулою

$$C(X \rightarrow Y) = \frac{S(X \cup Y)}{S(X)}$$

Правило $X \rightarrow Y$ справедливе з достовірністю C , якщо $C\%$ транзакцій з D , які містять X , містять також Y .

До сильних правил відносять ті, для яких значення підтримки та достовірності перевищують певні задані користувачем порогові значення.

Крім підтримки та достовірності є суб'єктивні оцінки асоціативних правил, використання яких покращує розуміння виявлених закономірностей. До таких оцінок відносять ліфт L , леверідж $L\mathcal{V}$ та поліпшення Im .

Серед виявлених асоціативних правил, які мають достовірність, вищу за порогове значення, можуть бути такі, що містять наслідок, який не є частим набором елементів. Це може приводити до створення хибних наборів правил. Для вирішення цієї проблеми розраховують ліфт асоціативного правила [12].

Ліфт $L(X \rightarrow Y)$ (англ. Lift) асоціативного правила $X \rightarrow Y$ є відношенням достовірності правила до його очікуваної достовірності, яка

визначається як частота появи наслідку в цілому – підтримка наслідку цього правила:

$$L(X \rightarrow Y) = \frac{C(X \rightarrow Y)}{S(Y)}$$

Ліфт може приймати значення від 0 до ∞ : значення більші за 1 є значимими й свідчать про наявність позитивного зв'язку – умова частіше зустрічаються у транзакціях, які містять наслідок, ніж у інших транзакціях; значення близькі до 1 свідчать про відсутність зв'язку – умова і наслідок зустрічаються у транзакціях із однаковою частотою як окремо, так і разом; значення близькі до нуля свідчать про наявність негативного зв'язку – умова частіше зустрічаються у транзакціях, які не містять наслідок, ніж у транзакціях, які його містять.

Переконання $Conv(X \rightarrow Y)$ (англ. Conviction) асоціативного правила $X \rightarrow Y$ порівнює ймовірність того, що X з'явиться у транзакції без Y , якщо вони були незалежними, із фактичною частотою появи X без Y :

$$Conv(X \rightarrow Y) = \frac{1 - S(Y)}{1 - C(X \rightarrow Y)} = \frac{P(X) \cdot P(\bar{Y})}{P(X \cup \bar{Y})},$$

де $P(\bar{Y})$ – ймовірність того, що Y не з'явиться у транзакції.

Врахування такої оцінки, як переконання $Conv$ вирішує деякі слабкі місця оцінок ліфта та достовірності. Ця оцінка є чутливою до напрямку асоціативного правила.

Переконання враховує $P(X)$ та $P(Y)$, може приймати значення від 0 до ∞ і завжди має значення 1, коли вказані елементи не пов'язані між собою. Цікавими є ті правила, для яких переконання є більшим від 1. Оскільки $Conv > 1$ вказує на наявність зв'язку між X і Y , чим вище значення, тим сильнішим є не випадковий зв'язок елементів [13].

До алгоритмів пошуку асоціативних правил відносять алгоритми AIS, SETM, PARTITION, DIC та алгоритм Apriori і його модифікації AprioriTid, AprioriHybrid,

DHP. Алгоритм Apriori здійснює пошук серед частих наборів правил. Алгоритм AIS для всієї бази транзакційних даних створює кілька проходів. Алгоритм SETM виконує колективні проходи бази даних [14].

Алгоритм зростання FP базується на ідеї представлення даних у вигляді дерева. Цей алгоритм є вдосконаленням алгоритму Apriori. Частий шаблон можна створити без використання генерації кандидатів. Зв'язок між наборами елементів підтримується цією частою структурою дерева шаблонів.

Найпростіший алгоритм пошуку асоціативних правил розглядає всі можливі комбінації умов і наслідків, оцінює для них підтримку й достовірність, а потім виключає всі асоціації, які не задовольняють заданим обмеженням. Однак число можливих асоціацій зі збільшенням елементів набору даних зростає експоненційно. Виявлення всіх асоціацій, підтримка й достовірність яких перевищують заданий мінімум, є задачею з високою обчислювальною трудомісткістю. Тому для скорочення простору можливих рішень застосовують спеціальні методи.

Найбільш поширеним методом скорочення простору пошуку є виявлення частих наборів. Генерація асоціативного правила розбивається на два кроки.

1. Задається мінімальний поріг підтримки S_{\min} , який використовується для пошуку всіх частих наборів елементів у базі даних, яка містить транзакції.
2. Задається обмеження мінімальної достовірності C_{\min} , яке у процесі формування правила застосовується саме для цих частих наборів.

Процедура алгоритму Apriori з визначення наборів, які часто зустрічаються, є ітераційною. Основні етапи алгоритму є наступними.

1. Привласнити $k = 1$ і виконати відбір усіх 1-елементних наборів, у яких підтримка більша мінімально заданої користувачем S_{\min} – сформувати множину L_1 .

2. Привласнити $k = k + 1$ та здійснити формування кандидатів (англ. candidate generation): створити множину k -елементних наборів кандидатів у часті набори із відібраних на попередньому етапі $(k-1)$ -елементних частих наборів. Якщо не вдається створити k -елементні набори, то виявлення частих наборів завершується – необхідно перейти до кроку 5, інакше виконується наступний крок.

3. Здійснити підрахунок підтримки кандидатів (англ. candidate counting): формування множини k -елементних частих наборів L_k шляхом відбору всіх k -елементних наборів, у яких підтримка більша мінімально заданої користувачем S_{\min} [15].

4. Повернення до кроку 2.

5. Об'єднати усі множини L_k в одну множину: $\{L_1, L_2, \dots, L_k\}$, яка буде містити усі часті набори, що задовольняють задані граничні умови для підтримки – це є результатом роботи алгоритму.

Після знаходження за допомогою алгоритму Аргіогі частих наборів необхідно на отриманій множині наборів згенерувати правила та визначити для кожного з них достовірність. Із множини згенерованих правил необхідно відібрати такі, достовірність яких буде більшою за мінімально задану користувачем C_{\min} .

На цьому процес генерації асоціативних правил буде завершено.

Основним недоліком алгоритму Аргіогі є його статичність. У системах електронної комерції існує проблема оновлення знайдених асоціативних правил, яка на сьогоднішній день не є вирішеною та потребує оптимального підходу для її розв'язання. Існують різні підходи до динамічного оновлення бази даних транзакцій у процесі життєвого циклу системи електронної комерції. У розробленій системі було вирішено застосувати наступні положення [16].

1. Сукупність знайдених за алгоритмом Аргіогі асоціативних правил оновлювати кожні 3 місяці.
2. Для зменшення розрохункової складності та знаходження актуальних

правил нове сканування повинно охоплювати не всю базу даних транзакцій, а тільки ті транзакції, які були зроблені за новий період у три місяці.

3. Порогові значення підтримки та достовірності підбиралися таким чином, щоб фірма мала можливість просувати на ринок нові товари.
4. У процесі знаходження асоціативних правил застосовувати розрахунок додаткових оцінок правил – ліфт та переконання. Це дасть можливість більш точно знаходити актуальні правила.

Впровадження рекомендаційної системи з алгоритмами пошуку асоціативних правил у систему електронної комерції, а саме роздрібного продажу – це один із методів збільшення основних показників сайту, таких як кількість продажів, конверсія, збільшення середньої вартості покупки.

1.5 Постановка задачі

Провівши аналіз мережевих сервісів з продажу кормових добавок для тварин та основних підходів до розробки рекомендаційних систем було зроблено висновок про розробку рекомендаційної системи електронного продажу добавок шляхом пошуку асоціативних правил та застосування методів контентної фільтрації і формування на основі них рекомендацій конкретним покупцям.

Об'єктом дослідження є процес купівлі та продажу товарів через мережу Інтернету.

Предметом дослідження є програмні засоби для підтримки онлайн продажу товарів та методи побудови рекомендацій із використанням пошуку асоціативних правил та контентної фільтрації.

Метою дослідження є підвищення ефективності електронної комерції у сфері продажу товарів шляхом створення рекомендаційної системи з використанням алгоритму Апріорі та контентної фільтрації.

Досягнення поставленої мети обумовлює необхідність вирішення наступних **завдань**:

- 1) дослідити теоретичні засади створення рекомендаційних систем та здійснити аналіз існуючих мережевих сервісів із рекомендаційними системами у сфері електронної комерції;
- 2) обґрунтувати вибір інструментальних засобів розробки рекомендаційної системи електронної комерції;
- 3) розробити та здійснити програмну реалізацію систему продажу кормових добавок для тварин із вбудованою системою рекомендацій.

Висновки до розділу 1

Установлено, що сьогодні споживацька аудиторія все більше використовує Інтернет для онлайн покупок та для отримання інформації про товари та послуги, їх характеристики та ціни. Це обумовило різке зростання кількості веб-сайтів та інтернет-магазинів, які спрямовані на надання такої інформації користувачам. Однак на вказаних ресурсах наявність функцій, які відповідають за надання рекомендацій із врахуванням специфіки товарів, які пропонуються, представлена не достатньо. Існує потреба у системах електронної комерції, у яких є вбудовані системи рекомендацій.

У результаті проведеного дослідження встановлено, що рекомендаційна система – це система, що будує рейтинг товарів серед великого набору даних, на підґрунті вже існуючої інформації про уподобання користувачів, які раніше відвідували інтернет-магазин. Виявлено, що у більшості рекомендаційних систем використовуються рекомендаційні алгоритми колаборативної та контентної фільтрації та підхід, який базується на поєднанні цих алгоритмів – гібридна фільтрація. Інший підхід у наданні рекомендацій полягає у їх побудові на основі пошуку асоціативних правил. Було виявлено, що динамічне оновлення асоціативних правил у системах електронної комерції є задачею, яка не вирішена до кінця і потребує подальшої розробки.

Для надання рекомендацій при розробці системи електронного продажу кормових добавок було вирішено застосувати різні підходи: контентну фільтрацію з отриманням інформації про потреби користувача та алгоритм Apriori, який базується на знаходженні асоціативних правил для частих наборів даних. Для динамічного оновлення знайдених асоціативних правил із метою забезпечення їх актуальності було вирішено здійснювати періодичне сканування бази даних транзакцій з вікном у три місяці.

2 ТЕХНОЛОГІЇ ТА ІНСТРУМЕНТАЛЬНІ ЗАСОБИ РОЗРОБКИ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

2.1 СКБД MongoDB

MongoDB – це популярна відкрита версія системи керування базами даних NoSQL (див. рис. 2.1), яка широко використовується для розробки серверних додатків, включаючи системи рекомендацій для електронної комерції [17].

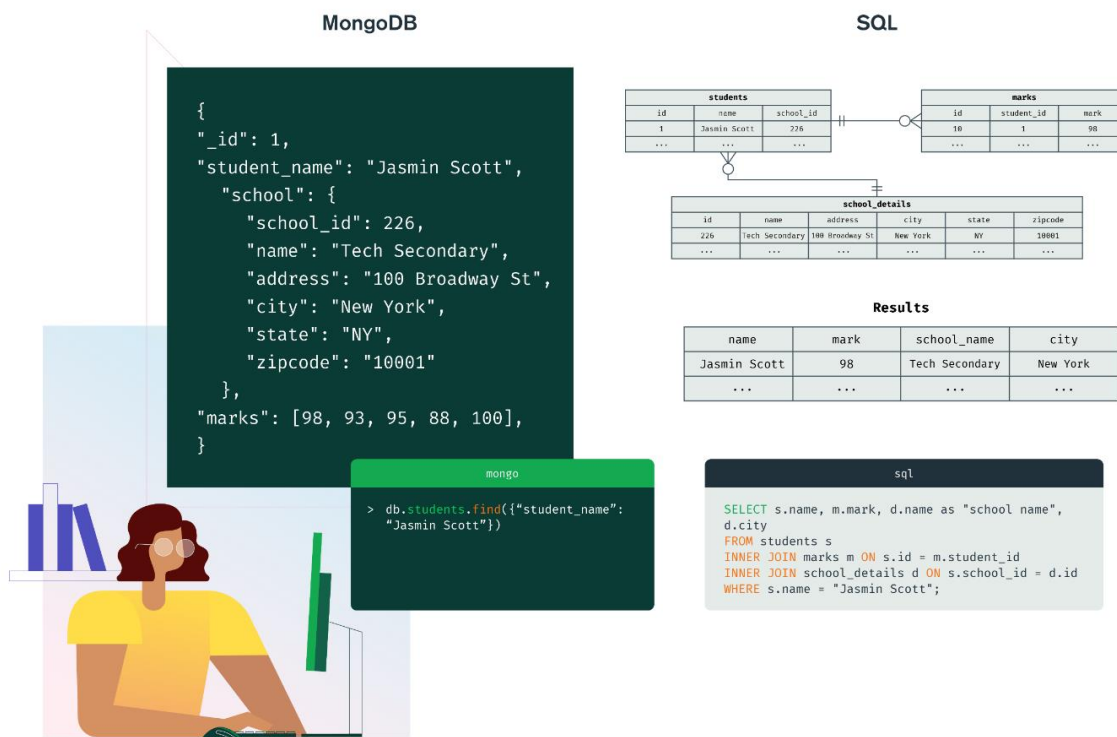


Рисунок 2.1 – різниця між MongoDB та SQL зв'язками

Сервер відноситься до внутрішньої або прихованої сторони веб-програми, де відбувається обробка та зберігання даних. Це місце, де відбувається бізнес-логіка та керування базами даних, далеко від зору користувача. Для розробки серверних веб-додатків доступне різне програмне забезпечення та технології. До них належать веб-сервери, мови програмування, бази даних і фреймворк. У цьому підрозділі буде розглянуто програмне забезпечення та технології, які зазвичай

використовуються для розробки серверних веб-додатків, а також їх роль у створенні систем рекомендацій в електронній комерції.

Використання серверних технологій має вирішальне значення для створення надійних, масштабованих і безпечних систем рекомендацій для електронної комерції. Стек внутрішніх технологій визначає продуктивність і функціональність програми та може значно вплинути на взаємодію з користувачем. Важливо вибрати правильне програмне забезпечення та технології, щоб система рекомендацій могла обробляти великі обсяги даних, надавати рекомендації в режимі реального часу та забезпечувати безпеку конфіденційної інформації.

MongoDB відомо за свою масштабованість, продуктивність та зручність використання. Одним з ключових переваг MongoDB є документобазова модель даних. Вона зберігає дані в гнучких документах, подібних JSON, що дозволяє легко та швидко змінювати схему без потреби в складних міграціях. Це дозволяє ідеально підходити для швидко змінюючоїсь структури даних та обробки великої кількості неструктурованих даних [18].

BSON, також відомий як BSON, є бінарним представленням даних JSON, яке використовується MongoDB. BSON розширює модель даних JSON, додаючи підтримку для додаткових типів даних, таких як дати, бінарні дані та масиви. Це допомагає зберегти велику кількість інформації в ефективному та структурованому вигляді. При використанні BSON, MongoDB може працювати з даними набагато ефективніше, через те, що дозволяє достатньо швидко серіалізувати та десеріалізувати дані, зберігаючи їх у форматі, дозволяючому забезпечувати ефективну обробку даних. BSON дозволяє MongoDB виконувати прості операції над даними, такі як пошук, додавання, видалення та оновлення за допомогою вбудованих методів та інструментів. Також, він дозволяє зберігати великі обсяги даних та забезпечує їх відносну швидку обробку, зокрема при виконанні складних запитів та аналізу даних. В загалом, BSON є важливою частиною технології MongoDB, яка допомагає забезпечувати високу ефективність та зручність в роботі з базами даних [19].

В MongoDB додатково використовуються різні механізми шифрування та захисту даних, такі як шифрування на диску та аутентифікація користувача, щоб забезпечити безпечність та конфіденційність даних. Також він підтримує гнучкість масштабування, тобто може легко відповідати на зміни у навантаженні та запитах користувачів. В загалом, MongoDB забезпечує високу ефективність, гнучкість та надійність в розробці рекомендаційних систем для електронної комерції.

MongoDB також забезпечує надійні можливості індексування та запитів, що дозволяє швидко та ефективно отримувати дані. Крім того, він підтримує Auto-Sharding, що дає змогу горизонтально масштабувати сховище даних для збільшення обсягів даних і користувачів. Це має вирішальне значення для забезпечення продуктивності систем рекомендацій, які вимагають аналізу великих обсягів даних. Ще однією перевагою MongoDB є його легка інтеграція з іншими технологіями. Його можна легко інтегрувати з веб-серверами, мовами програмування та фреймворками, щоб створити повний стек внутрішніх технологій для розробки систем рекомендацій. Це може призвести до швидшого часу розробки та більш раціонального процесу розробки.

Підсумовуючи, MongoDB є важливою технологією для розробки систем рекомендацій в електронній комерції завдяки її масштабованості, продуктивності та простоті використання. Модель даних на основі документів, надійні можливості індексування та запитів, а також проста інтеграція з іншими технологіями роблять MongoDB найкращим вибором для розробки на стороні сервера, тоді як BSON забезпечує більш ефективний спосіб зберігання та отримання даних, ще більше підвищуючи продуктивність систем рекомендацій.

2.2 Платформа з відкритим кодом Node.js

Node.js – це популярне міжплатформне середовище виконання JavaScript із відкритим вихідним кодом, яке забезпечує розробку на сервері. Він призначений для створення швидких і масштабованих програм. Node.js побудований на движку

Chrome V8 JavaScript і пропонує неблокуючу модель введення-виведення, керовану подіями, що робить його придатним для створення швидких і масштабованих мережевих програм [20]. Для рекомендаційної системи за допомогою нього нам потрібно буде створити REST API.

REST API – це архітектурний стиль програмного забезпечення для створення веб-служб (див. рис. 2.2). Це набір інструкцій для створення масштабованих, підтримуваних і зрозумілих API. API REST використовують методи HTTP (такі як GET, POST, PUT і DELETE) для взаємодії з ресурсами та використовують коди відповідей HTTP для вказівки успіху чи невдачі. API REST зазвичай повертають дані в такому форматі, як JSON або XML, що полегшує використання та інтеграцію API іншими системами [21]. REST API широко використовуються в веб-розробці та мобільній розробці та є важливим компонентом сучасної архітектури мікросервісів. Для швидкого створення REST API, нам потрібний буде фреймворк під Node.js, тому мій вибір пав на Express.

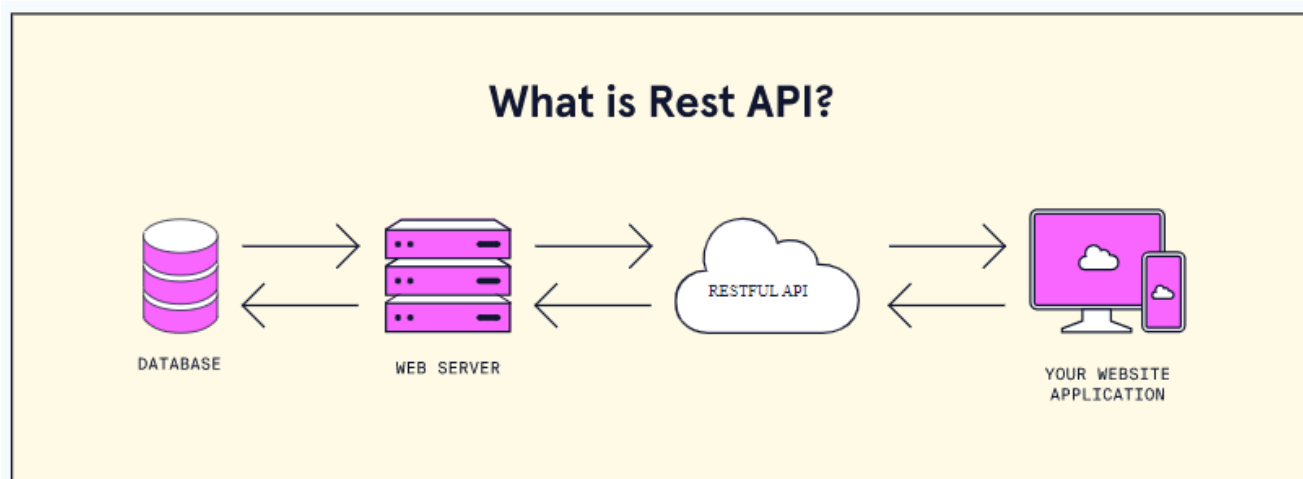


Рисунок 2.2 – REST API архітектура

Express(Express.js) – це мінімальний і гнучкий фреймворк Node.js для створення веб-додатків. Він надає набір функцій і інструментів для створення RESTful API і веб-додатків, включаючи маршрутизацію, підтримку проміжного програмного забезпечення та простий у використанні API. За допомогою Express

розробники можуть швидко й ефективно створювати масштабовані та підтримувані програми. В API для звернення до бази даних я використовуватиму Mongoose бібліотеку.

Mongoose – це потужна бібліотека Object Document Mapping (ODM) для MongoDB і Node.js. Він надає простий і легкий у використанні API для взаємодії з базами даних MongoDB. Mongoose дає змогу визначати структуру даних у колекції MongoDB, а також надає методи доступу та маніпулювання даними [22]. За допомогою Mongoose розробники можуть легко створювати та керувати складними схемами баз даних, перевіряти дані та виконувати такі операції з базами даних, як пошук, оновлення та видалення.

2.3 Хмарний хостинг DigitalOcean

DigitalOcean – це провайдер хмарного хостингу, який пропонує доступні та масштабовані віртуальні приватні сервери, відомі як "droplets". Одним з найпопулярніших варіантів droplet є Ubuntu droplet, який є передбаченою віртуальною машиною, яка працює на операційній системі Ubuntu.

Використання DigitalOcean + Ubuntu droplet для хостингу веб-додатків має кілька переваг порівняно з іншими рішеннями хостингу. Одна з переваг – це надання повного доступу до root, що дозволяє повністю налаштувати та керувати середовищем сервера. Крім того, DigitalOcean дозволяє легко додавати SSL-сертифікати та власні домени до вашого droplet, покращуючи безпеку та доступність ваших веб-додатків.

Інша перевага DigitalOcean – це його масштабованість. По мірі збільшення розміру веб-додатку та навантаження, ми можемо легко масштабувати свій Droplet, щоб забезпечити плавну та швидку роботу для користувачів. DigitalOcean також надає прочні можливості моніторингу та резервного копіювання, які дозволяють вам легко відстежувати стан та стабільність вашого сервера та швидко відновлюватися від будь-яких проблем, які можуть виникнути.

В заключенні, використання DigitalOcean + Ubuntu Droplet є ефективним та надійним варіантом для хостингу веб-додатків. Його комбінація root доступу, зручності використання, масштабованості, безпеки та стабільності робить його привабливим варіантом для нашої задачі.

2.4 Технології та фреймворки створення інтерфейсу користувача

Інтерфейс веб-додатку відноситься до частини системи, яка відповідає за представлення та відтворення інтерфейсу користувача кінцевому користувачеві. Інтерфейс створено з використанням комбінації таких технологій, як HTML, CSS і JavaScript, які дозволяють розробникам створювати привабливі та інтерактивні інтерфейси користувача. У контексті електронної комерції інтерфейс часто є першою точкою дотику між користувачем і платформою, і він відіграє вирішальну роль у загальному досвіді користувача.

HTML – мова розмітки гіпертексту, забезпечує структуру та вміст веб-сторінки. Це проста текстова мова, яка використовується для визначення елементів веб-сторінки, таких як текст, зображення та посилання. HTML необхідний для створення вмісту веб-сторінки та забезпечує базову основу для створення динамічних та інтерактивних інтерфейсів [23].

CSS – каскадні таблиці стилів, використовується для стилізації та форматування вмісту веб-сторінки. CSS надає спосіб застосування стилів, таких як кольори, шрифти та макети, до вмісту HTML. Це дозволяє розробникам відокремити презентацію веб-сторінки від її вмісту, полегшуючи підтримку й оновлення зовнішнього вигляду веб-сайту з часом [24].

JavaScript – це високорівнева, динамічна та інтерпретована мова програмування, яка використовується для створення інтерактивних та динамічних ефектів на веб-сторінках. JavaScript можна використовувати для додавання складної логіки та інтерактивності до веб-сторінок, таких як анімація, перевірка форм і динамічне оновлення вмісту сторінки. Він надає потужний набір

інструментів для створення динамічних і привабливих інтерфейсів веб-додатків [25].

Vue.js – це фреймворк JavaScript з відкритим кодом для створення інтерфейсів користувача та односторінкових програм. Він був створений Evan You в 2014 році і з тих пір став одним із найпопулярніших фреймворків JavaScript завдяки своїй простоті, гнучкості та продуктивності.

Vue.js працює на основі концепції компонентів, дозволяючи розробникам створювати та керувати великими, складними програмами, розбиваючи їх на менші компоненти, які можна багаторазово використовувати. Vue.js надає реактивну та складну модель даних, що дозволяє легко оновлювати представлення у міру зміни даних. Він також пропонує багатий набір інструментів і плагінів для створення анімації, маршрутизації, управління станом та інших типових завдань веб-розробки.

Vue.js легкий і швидкий, що робить його чудовим вибором для створення динамічних, адаптивних веб-додатків. Він також має широкі можливості налаштування, дозволяючи розробникам писати власні компоненти, директиви та плагіни, які можна використовувати в кількох проектах.

Vue.js використовується багатьма компаніями та організаціями, такими як Alibaba, Xiaomi та EuroNews, і має сильну та активну спільноту розробників, які роблять внесок у його розвиток та екосистему.

2.5 Платформа електронної комерції Shopify та мова шаблонів Liquid

Shopify – це хмарна платформа електронної комерції, яка надає підприємствам повне рішення для створення та керування інтернет-магазином. Він пропонує зручну платформу для розробки, запуску та керування онлайн-магазином із такими функціями, як створення веб-сайту, обробка платежів та інтеграція доставки (див. рис. 2.3). Однією з ключових переваг Shopify є простота

використання та доступність, що робить його популярним вибором для малих підприємств і підприємців, які можуть не мати досвіду веб-розробки [26].



Рисунок 2.3 – Shopify

На додаток до своїх інтерфейсних можливостей Shopify також надає доступ до своїх API, включаючи Shopify Admin API, який дозволяє розробникам отримувати дані з магазину Shopify і використовувати їх для аналізу. Це особливо корисно для побудови систем рекомендацій, оскільки забезпечує доступ до такої інформації, як покупки продуктів і поведінка клієнтів. Ці дані можна використовувати для аналізу вподобань клієнтів і надання персоналізованих рекомендацій щодо продуктів.

Крім того, Shopify має процвітаючий магазин додатків, де розробники можуть створювати та публікувати власні додатки, які розширюють функціональність платформи. Ці програми можна використовувати для впровадження різноманітних функцій, зокрема систем рекомендацій, що дозволяє компаніям легко додавати персоналізовані рекомендації щодо продуктів до свого онлайн-магазину.

Підсумовуючи, Shopify пропонує комплексне рішення для створення та керування онлайн-магазином, а його простота використання, доступність та API роблять його популярним вибором для компаній будь-якого розміру. Його

здатність надавати цінні дані про клієнтів через API також робить його привабливим варіантом для компаній, які хочуть запровадити системи рекомендацій у своїх магазинах електронної комерції [27].

Liquid – це мова шаблонів із відкритим кодом, яка використовується для створення динамічних та інтерактивних шаблонів у Shopify. Це основа розробки інтерфейсу Shopify і дозволяє розробникам додавати складну логіку та функціональність до шаблонів своїх онлайн-магазинів. Liquid розроблено таким чином, щоб бути простим, гнучким і легким у вивченні, що робить його популярним вибором для розробників, які хочуть створювати власні, або редагувати вже створені теми для своїх магазинів Shopify.

Однією з головних переваг Liquid є його здатність дозволяти розробникам отримувати доступ і маніпулювати даними з магазину Shopify у режимі реального часу. Це включає інформацію про продукт, дані клієнтів і інформацію про замовлення, що дозволяє розробникам створювати динамічні та персоналізовані шаблони, які відповідають даним у магазині. Наприклад, Liquid можна використовувати для відображення продуктів на основі поведінки клієнтів або для персоналізації досвіду покупок на основі місцезнаходження клієнта [28].

Ще однією перевагою Liquid є його сумісність із широким спектром мов програмування та технологій, що дозволяє легко інтегрувати його з іншими інструментами та службами. Це дозволяє розробникам створювати власні рішення та додавати нові функції до своїх магазинів Shopify, наприклад системи рекомендацій, швидко та легко.

Висновки до розділу 2

Для розробки серверної частини рекомендаційної системи електронного продажу було використано систему управління базами даних MongoDB, платформу з відкритим кодом Node.js, бібліотеку JavaScript Mongoose, яка є засобом моделювання бази даних та хмарний хостинг Digital Ocean з Ubuntu

сервером, де налаштований nginx та SSL. Для розробки користувальницького інтерфейсу було використано HTML, CSS, JavaScript, фреймворк Vue.js, хмарну платформу електронної комерції Shopify і мову шблонів Liquid.

3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ВПРОВАДЖЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

3.1 Інформаційна система продажу кормових добавок для тварин

Компанія, для якої будувалась рекомендаційна система називається – mammaly. Вона була заснована в 2020 році та складається з великої команди любителів тварин і спеціалістів від розробників продукту до ветеринарів.

Їх спеціальні кормові добавки (див. рис. 3.1) допомагають собакам боротися з різноманітними захворюваннями. Вони не призначені для виключного харчування тварин. Усі продукти розроблені в тісній співпраці з ветеринарами. Вони використовують формули, які містять цінні природні активні інгредієнти, щоб полегшити проблеми з кишківником і шерстю. А їх добавки є натуральними та сприймаються тваринами із задоволенням.



Рисунок 3.1 – Набір товарів mammaly

Всі добавки виробляються в Німеччині. Банки та зовнішні коробки сертифіковані FSC. Замовлення доставляються з DHL Go-Green незалежно від

клімату. До 2023 року вони планують стати кліматично нейтральними. Обраний ресурс електронної комерції є вдалим для впровадження системи рекомендацій.

Цей проект збудований на повноцінній комерційній платформі Shopify. У будь-який день комерційному бізнесу потрібен набір інструментів для керування продуктами, запасами, платежами та доставкою, і вони витрачають багато часу та грошей на з'єднання різнорідних систем і даних. Shopify об'єднує ці технології разом і гарантує, що бізнес може легко отримати доступ до будь-яких інших бізнес-інструментів, які потрібні, і інтегрувати їх (див. рис. 3.2).

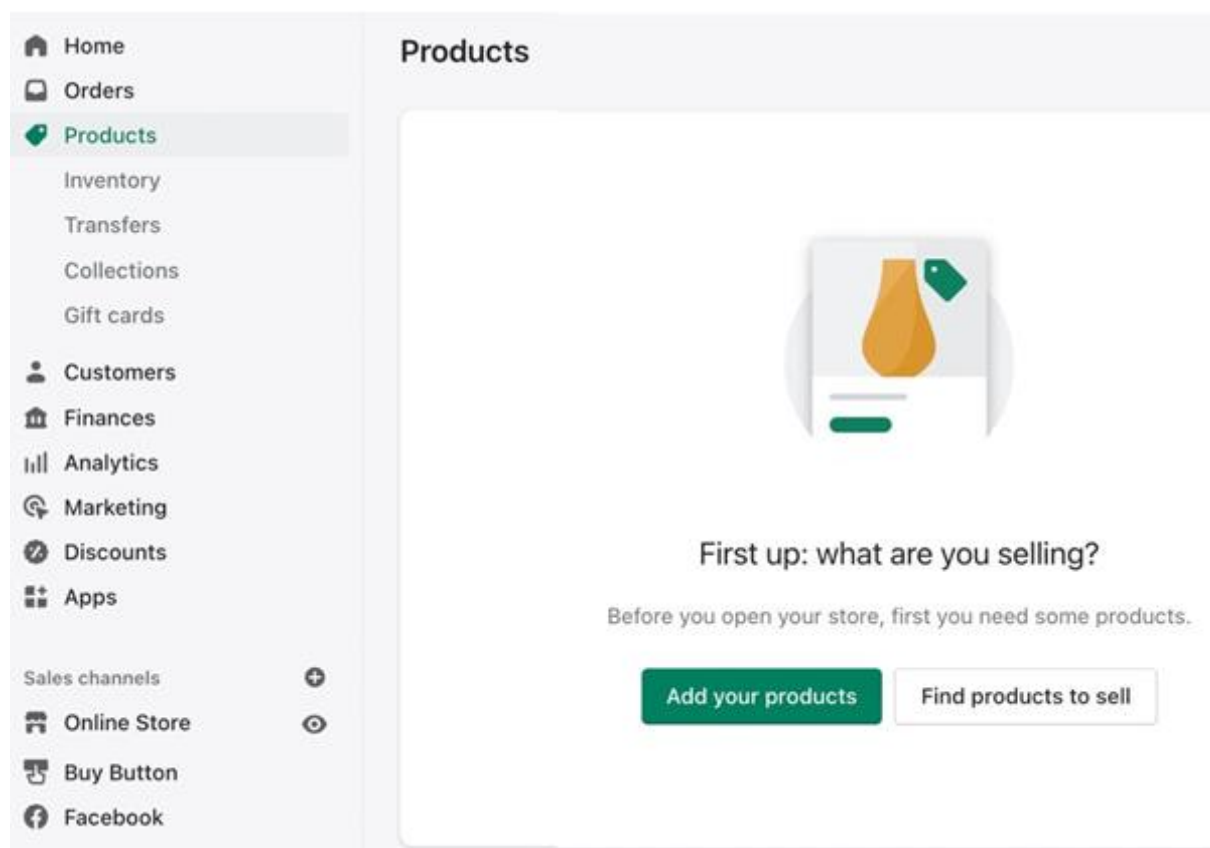


Рисунок 3.2 – Адмін панель Shopify

Платформа дуже гнучка — з можливістю легко справлятися зі складнощами ведення бізнесу, що постійно змінюються. Shopify заручається допомогою кожного окремого розробника в усьому світі, даючи їм можливість створювати програми, теми та інші інтеграції спеціально для платформи Shopify.

Так з'явився Shopify магазин додатків. З понад 9000 додатків на вибір власники магазинів Shopify мають ще більше можливостей, коли справа доходить до адаптації магазину відповідно до потреб бізнесу. Незалежно від того, чи бізнес хоче додати відгуки клієнтів, керувати своїм обліком або додати віртуальні спроби у свій магазин, для цього знайдеться програма. За допомогою інструментів розробника та Shopify API можна створити будь-які рішення (див. рис. 3.3).

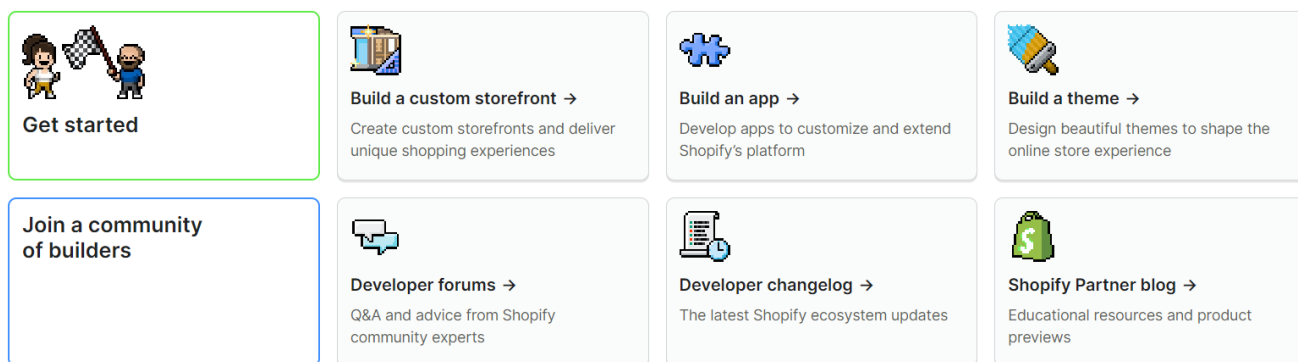


Рисунок 3.3 – Інструменти розробника платформи Shopify

Для розробленого на платформі Shopify інтернет-магазину компанії mammy було розроблено рекомендаційну систему із використанням різних підходів до надання рекомендацій: використання фільтрів, методів контентної фільтрації із врахуванням потреб користувача, методів пошуку асоціативних правил із використанням апріорі алгоритму та суб'єктивних оцінок знайдених правил.

3.2 Імпорт транзакцій

Магазин mammy використовують Shopify CMS, тому найкращий варіант впровадження системи рекомендацій, це створення кастомного застосунку всередині платформи, у якого буде доступ до читання замовлень і продуктів (див. рис. 3.4) та за допомогою API ключів можна буде легко отримати потрібну інформацію через запити.

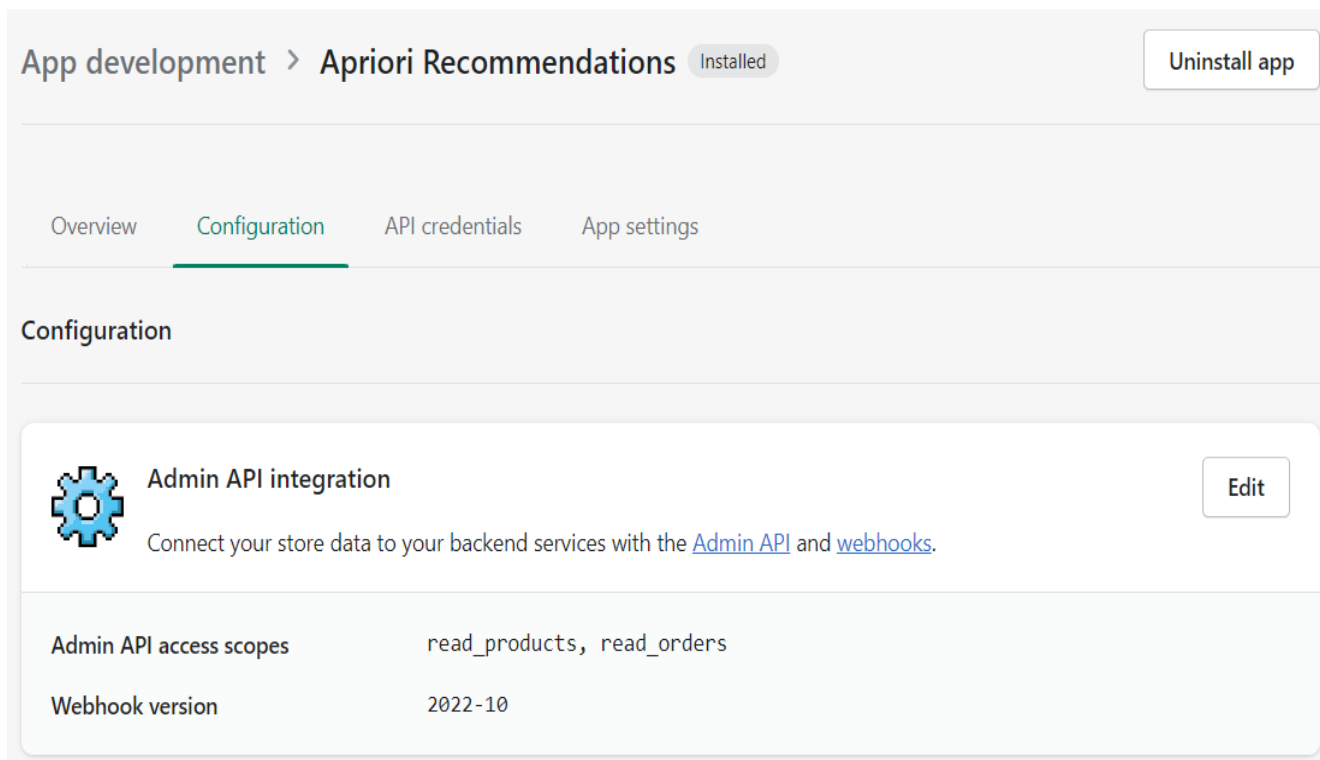


Рисунок 3.4 – Shopify кастомний застосунок

Але перед тим, як імпортувати, було продумано архітектуру бази даних (див. рис. 3.5).

Важливий момент, що в Shopify транзакції містять не сам продукт, а його варіативну версію, тим самим якщо продукт видаляється з магазину, інформація про нього залишиться всередині транзакції.

Саме тому було вирішено при імпорті залишити цю ж структуру, але в транзакціях додати поле, що містить масив унікальних ідентифікаторів продуктів, щоб було простіше робити пошук.

Запит на отримання транзакцій робився частинами по 250 замовлень (див. рис. 3.6), бо такі ліміти має Shopify платформа, і це є оптимальним варіантом.

Також ігнорувалися деякі види транзакцій, наприклад ті, які були зроблені через Амазон, або тестові (див. рис. 3.7).

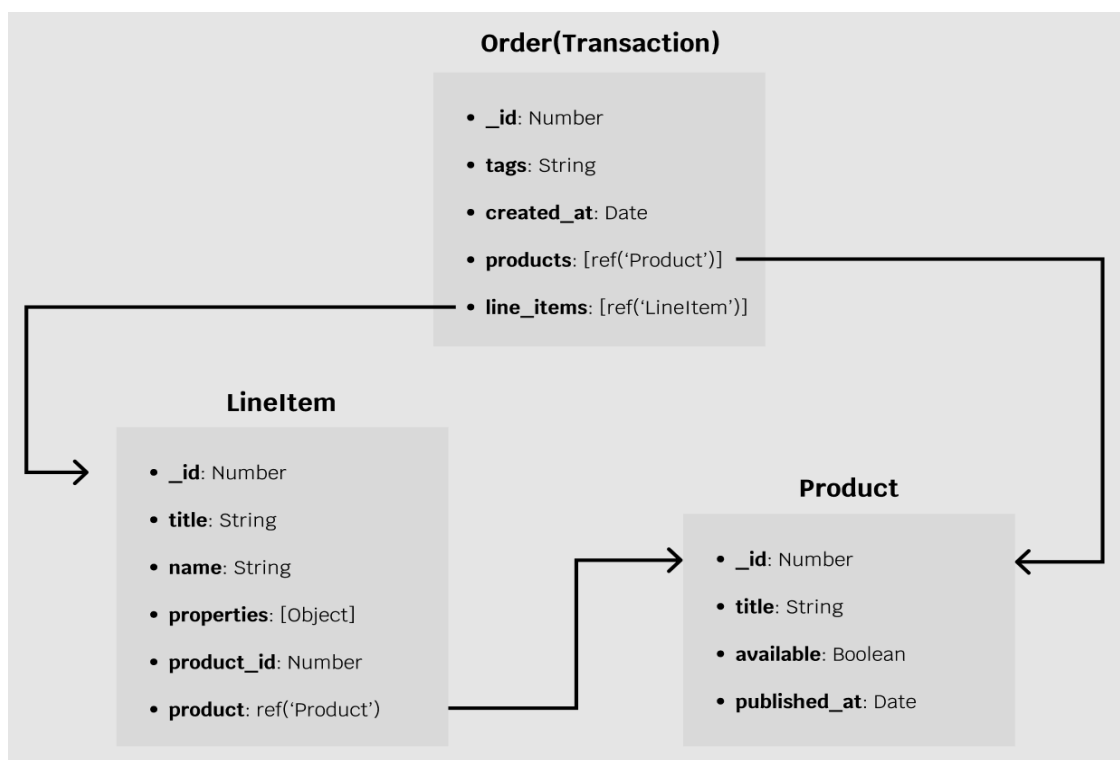


Рисунок 3.5 – Архітектура бази даних

```

46   while (true) {
47     const orders = await getOrders( params: {
48       limit: 250,
49       fields: 'created_at,id,tags,line_items',
50       since_id: sinceId
51     });
  
```

Рисунок 3.6 – Запит на отримання транзакцій

```

await Promise.all(
  orders.map(async (order) => {
    if (order.tags.includes('Amazon') || order.tags.includes('MAMMALY_TEST_ORDER')) {
      return null;
    }
  })
)
  
```

Рисунок 3.7 – Ігнорування Амазон та тестових транзакцій

На рис. 3.8 наведено приклад, як виглядає імпортована транзакція в базі даних.

```
_id: 2887472775328
__v: 0
created_at: 2020-11-20T12:11:01.000+00:00
  line_items: Array
    0: 6295353065632
    1: 6295353098400
  products: Array
    0: 5454890729632
    1: 5368075878560
tags: "imported"
```

Рисунок 3.8 – Приклад імпортованої транзакції

3.3 Формування асоціативних правил

Для того щоб сформувавши асоціативні правила, потрібно було визначитися з мінімальними показниками підтримки і впевненості та згенерувати пари, що підтримуються. Але перед цим було підготовлено структуру бази даних (див. рис. 3.9).

Сканування усієї бази даних транзакцій має велику розрахункову складність. Для зменшення простору пошуку було вирішено застосувати алгоритм Апріорі. Проте він є статичним, а у реально працюючих комерційних системах знайдені асоціативні правила повинні бути актуальними. Пропоновані товари час від часу видаляються, додаються нові і по-різному рекламуються. Тому необхідно було вирішити задачу формування актуальних асоціативних правил та оптимального їх оновлення.

У результаті проведеного дослідження було вирішено для формування правил брати до уваги актуальні транзакції за останні 3 місяці, всього за останній період їх було 65111. Таким чином сформовані асоціативні правила будуть

актуальними. Кожні 3 місяці братимуться нові транзакції і відбуватиметься нова генерація асоціативних правил.

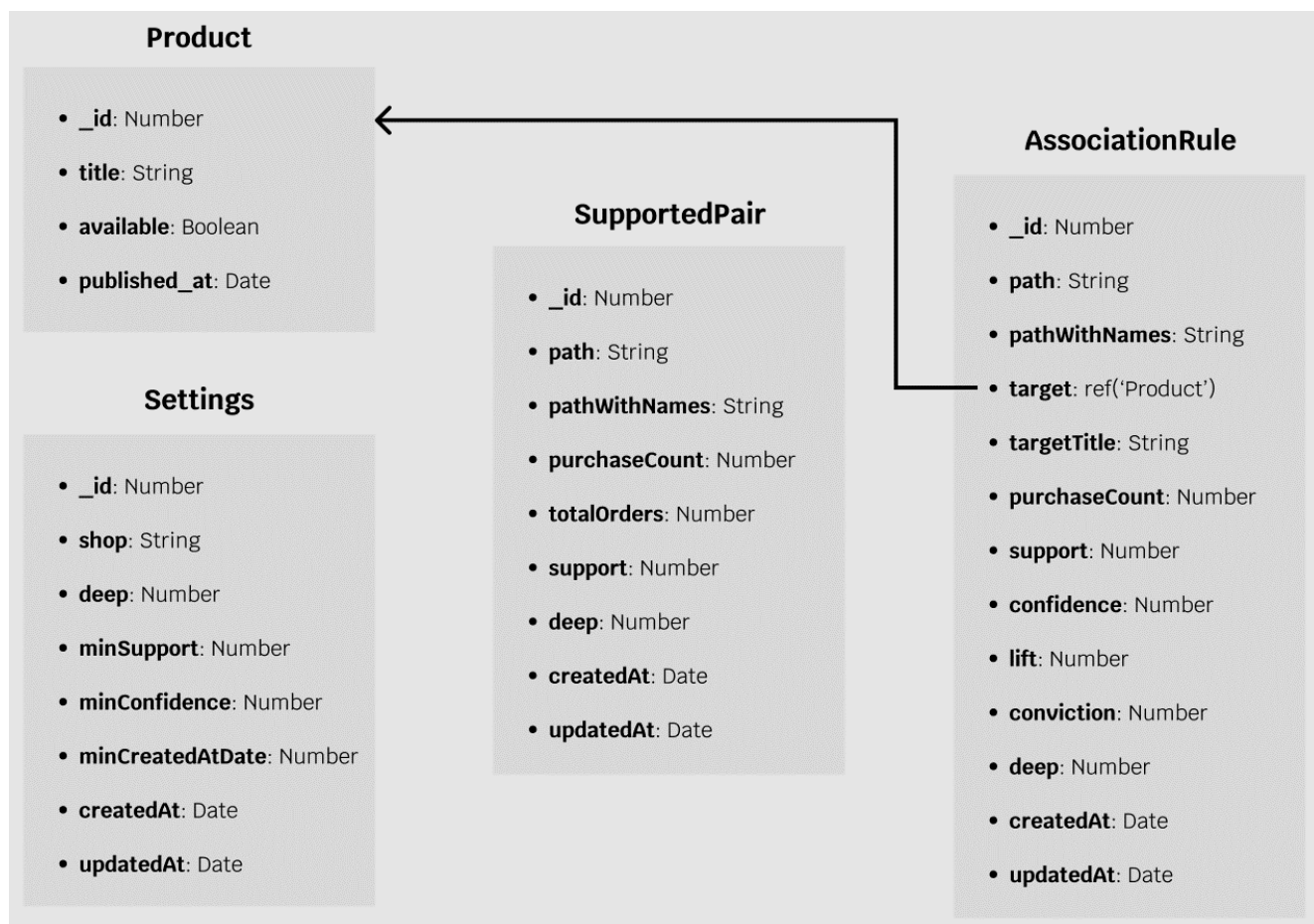


Рисунок 3.9 – Архітектура бази даних для транзакцій

Для визначення мінімальних показників, було здійснено пошук усіх асоціацій. Після чого, проаналізувавши, було обрано мінімальне значення підтримки 0.001, достовірності 0.01. Максимальна глибина асоціативного правила 2, більше немає сенсу виставляти, тому що підтримка при великій глибині дуже маленька, так як в магазині рідко купують 3 і більше продуктів разом.

На рис. 3.10 ми можемо побачити код, який відповідає за розрахунок основних оцінок асоціативних правил та їх відбір (додаток А).


```

const confidence = support / pathSupportedPair.support;

if (confidence <= this.minConfidence) {
  continue;
}

const targetProduct = originalProducts[targetProductId];

const targetSupport = targetProduct.support;

const lift = confidence / targetSupport;

const conviction = (1 - targetSupport) / (1 - confidence);

console.log(`[AssociationRule] ${pathSupportedPair.pathWithNames} -> ${targetProduct.title}`, confidence, lift, conviction);

await AssociationRule.create({
  path: pathSupportedPair.path,
  pathWithNames: pathSupportedPair.pathWithNames,
  target: targetProductId,
  targetTitle: targetProduct.title,
  purchaseCount,
  support,
  confidence,
  lift,
  deep,
  conviction
});

```

Рисунок 3.10 – Пошук асоціативних правил

Розраховано підтримку кожного товару та оцінки відібраних відповідно до заданих порогових значень пар (див. рис. 3.11, рис. 3.12).

Shop	Deep	Minimal support	Minimal confidence	Transaction minimal created at date
mammaly	2	0.001	0.01	9/30/2022

Supported Pairs

Items set	Deep	Support	Total orders	Purchase count
Lucky Belly	1	0.5322449355715624	65111	34655
Relax Time	1	0.12451045138302284	65111	8107
Fresh Smile	1	0.12363502326795779	65111	8050
Happy Hips	1	0.1197493511081077	65111	7797

Рисунок 3.11 – Розрахунок підтримки одноелементних наборів

Shop	Deep	Minimal support	Minimal confidence	Transaction minimal created at date
mammaly	2	0.001	0.01	9/30/2022

Association Rules

Items set	K	Confidence	Lift	Conviction
Easy Fresh -> Fresh Smile+	2	0.06340895869691682	8.747077774819811	1.0599619226450465
Easy Fresh -> Flavor Bundle	2	0.058755090168702735	2.931496303428662	1.0411289277060174
Easy Fresh -> Lucky Belly+	2	0.05002908667830134	2.4865983684815864	1.0314847517964587
Easy Fresh -> Fresh Smile	2	0.2931937172774869	2.3714454814477577	1.2398941522653337
Easy Fresh -> Immu Push	2	0.04982128438212901	1.9638239386944059	1.0257338509141798
Easy Fresh -> Lucky Belly Akut	2	0.04886561954624782	1.5558383150492625	1.0183546263057623
Easy Fresh -> Forever Young	2	0.05293775450843514	1.4361792224161334	1.016976311139356
Easy Fresh -> Relax Time	2	0.12332751599767307	0.9904993085141841	0.9986506530010509
Easy Fresh -> Lucky Belly Allergy Fit	2	0.04944735311227457	0.9130931958290724	0.9950488561224897
Easy Fresh -> Shiny Hair	2	0.06980802792321117	0.868744362788265	0.9886614179399744

Рисунок 3.12 – Розрахунок оцінок асоціативних правил на етапі їх формування

Була підготовлена API кінцева точка для запиту рекомендацій на сайті. У запиті має міститися масив ідентифікаторів продукту з кошика користувача, щодо якого формуються відповідні рекомендації, відсортовані за показником ліфт та додаткове сортування за переконанням, якщо ліфт колись співпаде на двох парах (див. рис. 3.13).

```
const paths = Array.from(new Set(originalProductIds)).map(productId => {
  return ` ${productId}`;
});

const recommendationsByProduct = await Promise.all(paths.map(path => {
  return AssociationRule
    .find({
      path,
      target: {
        $nin: originalProductIds
      }
    })
    .sort( arg: [['lift', -1], ['conviction', -1]])
    .limit(limit);
}));

const alreadyHas = {};
const recommendations = recommendationsByProduct
  .flatMap( callback recommendation => recommendation) ...
  .sort( compareFn: (a :... , b :... ) => b.lift - a.lift) ...
  .reduce((result :any[] , recommendation :... ) => {
    if (alreadyHas[recommendation.target]) {
      return result;
    }

    alreadyHas[recommendation.target] = true;

    return [
      ...result,
      recommendation
    ]
  }, []) any[]
  .slice(0, limit);
```

Рисунок 3.13 – Отримання найкращих рекомендацій

3.4 Налаштування серверу

Було створено обліковий запис у DigitalOcean, де було обрано Ubuntu сервер з MongoDB і підключено домен (див. рис. 3.14).

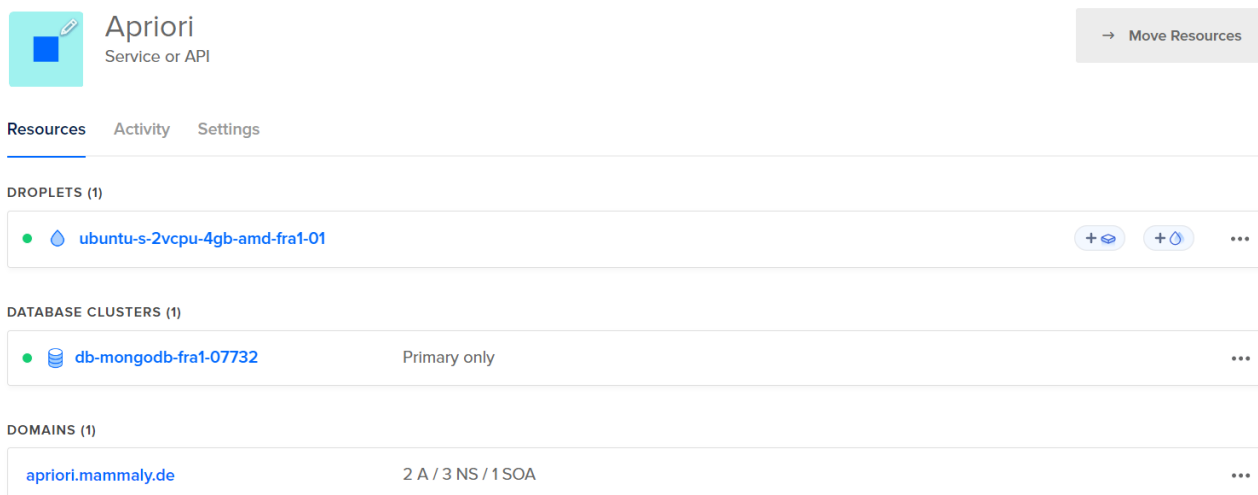


Рисунок 3.14 – DigitalOcean дроплет

Далі весь код бекенда перенесено на сервер та перевірено його працездатність (див. рис. 3.15).

```
root@ubuntu-s-2vcpu-4gb-amd-fra1-01:~/apps/shopify-apriori-recommendations# pm2 list
```

id	name	namespace	version	mode	pid	uptime	⌵	status	cpu	mem	user	watching
0	index	default	1.0.0	fork	137734	18D	11	online	0%	103.8mb	root	disabled

Рисунок 3.15 – Запущений бекенд рекомендаційної системи

На сервері не працював підключений домен, а доступ був лише через айпі з портом. Для виправлення цього було встановлено ufw firewall за допомогою таких команд (див. рис. 3.16).

```
sudo ufw enable
sudo ufw status
sudo ufw allow ssh
sudo ufw allow http
sudo ufw allow https
```

Рисунок 3.16 – Установка брандмауера

Після чого було поставлено NGINX як зворотний проксі-сервер та здійснено його налаштування (див. рис. 3.17), щоб можна було отримати до нього прямий доступ через порт 80.

```
server_name apriori.mammaly.de www.apriori.mammaly.de;

location / {
    proxy_pass http://localhost:3000; #whatever port your app runs on
    proxy_http_version 1.1;
    proxy_set_header Upgrade $http_upgrade;
    proxy_set_header Connection 'upgrade';
    proxy_set_header Host $host;
    proxy_cache_bypass $http_upgrade;
}
```

Рисунок 3.17 – Налаштування NGINX

Попередні дії дозволили звертатися до бекенду через домен. Але так як SSL не налаштований, то доступ маємо лише через HTTP протокол. Тому було додано LetsEncrypt SSL (див. рис. 3.18), який автоматично оновлюватиметься раз на 3 місяці.

```
sudo add-apt-repository ppa:certbot/certbot
sudo apt-get update
sudo apt-get install python-certbot-nginx
sudo certbot --nginx -d apriori.mammaly.de -d www.apriori.mammaly.de
```

Рисунок 3.18 – Команди для додавання SSL

3.5 Інтеграція системи рекомендацій на основі пошуку асоціативних правил

На вебзастосунку комерційної системи mammaly кошик реалізований за допомогою фрейворка Vue.js. Куди було додано новий функціонал з

рекомендаціями. Робиться запит із ідентифікаторами продуктів на сервер, потім сервер повертає ідентифікатори рекомендованих продуктів (див. рис. 3.19).

The screenshot displays a REST client interface for a POST request to `https://apriori.mammaly.de/api/recommendations`. The request body is a JSON object with the following structure:

```
1 {
2   "productIds": [
3     "7317973794976"
4   ],
5   "limit": 2
6 }
```

The response body is a JSON object containing a list of two recommendations:

```
1 {
2   "recommendations": [
3     {
4       "path": ",7317973794976,",
5       "pathWithNames": ",Fresh Smile+,",
6       "target": 6638578729120,
7       "targetTitle": "Easy Fresh"
8     },
9     {
10      "path": ",7317973794976,",
11      "pathWithNames": ",Fresh Smile+,",
12      "target": 5454890729632,
13      "targetTitle": "Fresh Smile"
14    }
15  ]
16 }
```

Рисунок 3.19 – Рекомендації отримані з серверу

За допомогою цих ідентифікаторів в Shopify можна легко отримати їх інформацію (див. рис. 3.20).

```
try {
  const recommendations = await getRecommendations(cartProductIds, limit: recommendationsSettings.limit)
    .then(response => response.recommendations)
    .catch((error) => {
      if (error.response) {
        throw new Error(error.response?.data?.message);
      } else if (error.request) {
        throw new Error(error.request);
      } else {
        throw new Error(error.message);
      }
    });

  const products = await axios.get(getApiURL(
    url: `search?${getRecommendationsSearchParams(recommendations)}`
  )).then(response => response.data.products);

  const sortedProducts = recommendations.reduce((result, recommendation) => {
    const product = products[recommendation.target];

    if (!product) {
      return result;
    }

    return [
      ...result,
      product
    ];
  }, []).slice(0, recommendationsSettings.limit);
```

Рисунок 3.20 – Частина коду для отримання рекомендацій в кошику

Рекомендації відображаються в кінці кошика, з лімітом в 2 продукти. Також був доданий функціонал додавання в кошик не переходячи на рекомендований продукт (див. рис. 3.21).

Було вирішено систему рекомендацій на основі пошуку асоціативних правил за алгоритмом Априорі поєднати з уже використовуваними на сайті *mamaly* рекомендаціями. Якщо в кошику є товар ціною 20 євро, або вище і один із трьох набірних продуктів відобразиться в кошику, то його ціна буде зі знижковою від 40% до 50% залежно від продукту (див. рис. 3.22).

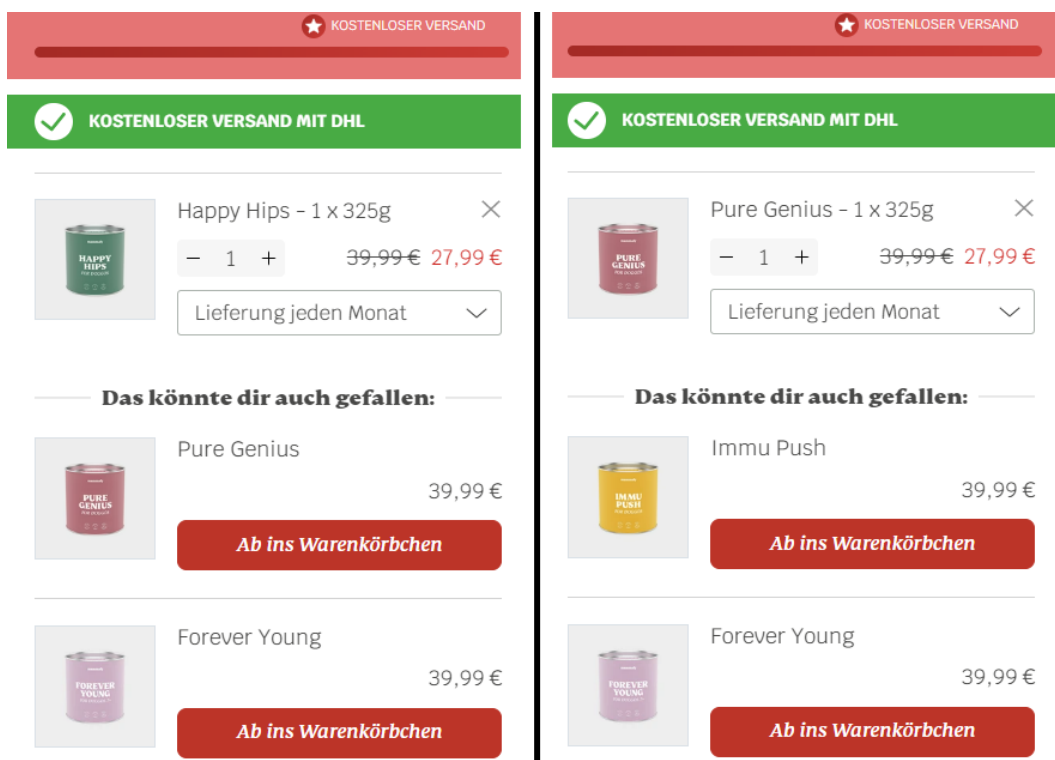


Рисунок 3.21 – Відображення рекомендацій в кошику

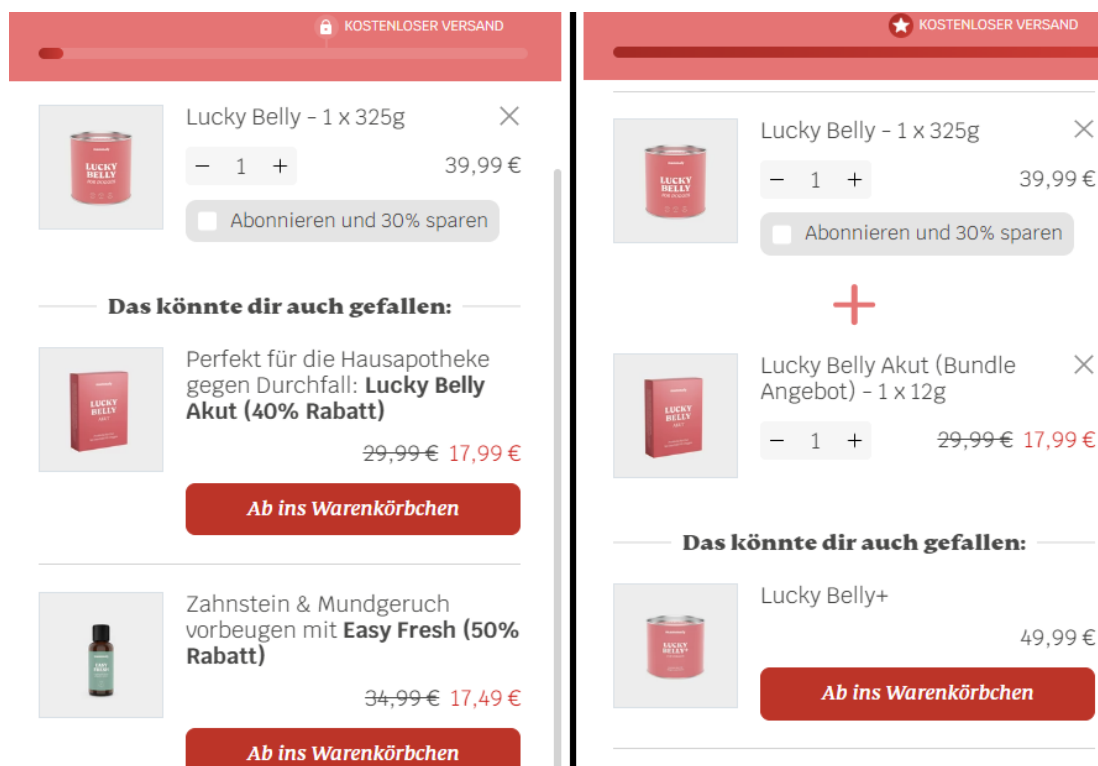


Рисунок 3.22 – Приклад відображення рекомендацій зі знижкою

3.6 Надання рекомендацій за категоріями

Крім пошуку асоціативних правил для надання рекомендацій до вебзастосунку було зроблено колекцію продуктів з фільтрацією (див. рис. 3.23). Це один із найпростіших способів рекомендацій, відносно того, що шукає користувач.

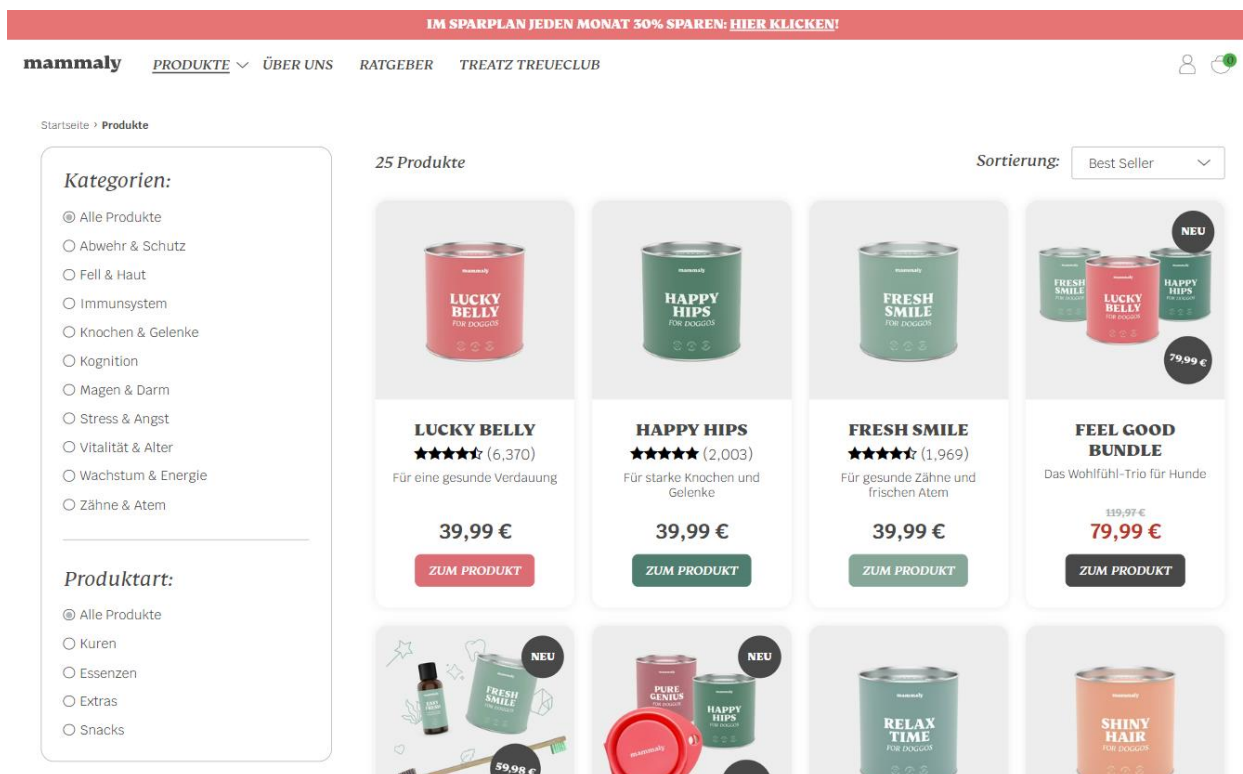


Рисунок 3.23 – Колекція продуктів

В даному випадку ми можемо побачити можливість фільтрування за двома насутпними параметрами.

1. Категорія продуктів. Якщо користувач шукає рішення для якоїсь конкретної проблеми собаки, то це те, що саме йому потрібно. Він може вибрати відповідну категорію та отримати рекомендації продуктів відносно її. Доступні категорії:

- всі продукти;
- захист;
- хутро та шкіра;

- d) імунна система;
 - e) кістки та суглоби;
 - f) пізнання;
 - g) шлунково-кишковий;
 - h) стрес та тривога;
 - i) життєздатність і вік;
 - j) зростання та енергія;
 - k) зуби та дихання.
- a) Тип продукту. Доступні типи: всі продукти; ліки; есенції; добавки; закуски.

Також подібні рекомендації доступні в меню вебзастосунку та на головній сторінці при кліку на категорію, користувача перенаправляє на сторінку колекції з цією вибраною опцією (див. рис. 3.24, рис. 3.25).



Рисунок 3.24 – Рекомендації за категоріями на головній сторінці



Рисунок 3.25 – Рекомендації за категоріями в меню сайту

3.7 Надання рекомендацій за даними про симптоми хвороби

Користувачам може бути не достатньо фільтрації за категорією, тому що не всі вони знають, які проблеми відносяться до тої чи іншої категорії продуктів. Тому було розроблено прикладну програму для впровадження контентної фільтрації з використанням зворотнього зв'язку, яка рекомендує продукти відповідно до інформації, отриманої від користувача у вигляді відповідей на питання анкети. У анкеті потрібно послідовно відповідати на питання про вік собаки або її проблеми (див. рис. 3.27, рис. 3.28).

The screenshot shows a questionnaire step titled 'Wie alt ist Jessie?'. At the top right, there is a progress indicator '3/4'. Below the title, there are three buttons for selection: '2 - 6 Monate', 'ab 6 Monate', and 'ab 7 Jahre'. At the bottom left, there is a 'ZURÜCK' button, and at the bottom right, there is a 'WEITER' button.

Рисунок 3.27 – Отримання інформації про вік тварини

Рисунок 3.28 – Отримання інформації про проблеми зі здоров'ям

Після отримання відповідей на питання анкети формуються рекомендації із врахуванням зібраної інформації. Наприклад, якщо буде обрано вік собаки 2-6 місяців, то пропонується спеціальний продукт з рекомендацією, що такий маленькій собаці не рекомендовані інші продукти (див. рис. 3.29), поки вона не підросте.

Якщо собака більш доросла, то при проходженні анкети буде отримано інші рекомендації (див. рис. 3.30) відповідно зібраної інформації.


Питання для анкети були підготовлені професійними ветеринарами. Коротко, алгоритм оснований на лічильнику голосів, тобто майже під кожним варіантом відповіді ховається голос за відповідний продукт, якщо цей варіант був вибраний. А в кінці таблиця голосів сортується та відображаються рекомендації від продукту, який набрав більше голосів, до товару з меншою кількістю голосів.

2 - 6 Monate

Wenn dein Liebling noch nicht älter ist als 6 Monate, empfehlen wir dir unsere Puppy Power Snacks. [Klick einfach hier](#), um weitere Informationen zu diesem Produkt zu erhalten.

Sobald dein Hund älter ist und du Problemfelder bei ihm erkennst, komm gern zurück und mache unser Quiz erneut.

ZURÜCK



PUPPY POWER
Für gesundes Wachstum


ZUM PRODUKT

Ab ins Warenkorbchen

JETZT FUTTERMENGE BERECHNEN

Рисунок 3.29 – Рекомендований продукт для собаки віком 2 - 6 місяців

Unsere Top Empfehlung:



LUCKY BELLY
Für eine gesunde Verdauung

ZUM PRODUKT

Ab ins Warenkorbchen

ZURÜCK

JETZT FUTTERMENGE BERECHNEN

Рисунок 3.30 – Рекомендований продукт для більш дорослої собаки

3.8 Результат впровадження системи рекомендацій

Систему рекомендацій, сформованих із використанням описаних вище підходів, було впроваджено у роботу електронної системи продажу кормових добавок для тварин. Проведено аналіз впливу наданих рекомендацій на вибір товарів покупцями, який показав, що 55% рекомендованих товарів були обрані покупцями та куплені ними (рис. 3.31).

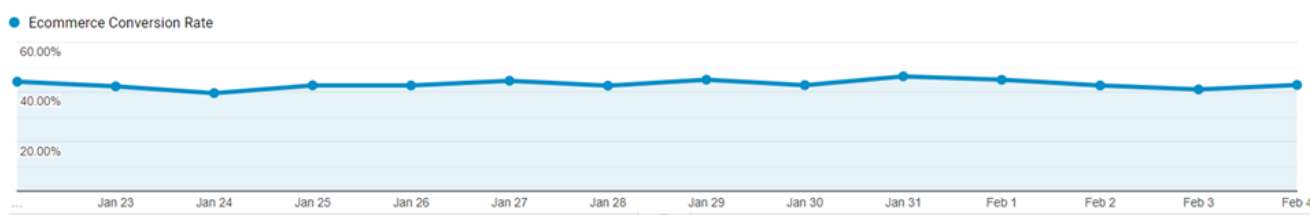


Рисунок 3.31 – Аналіз динаміки купівлі рекомендованих товарів

Крім загального графіку було заготовлено кастомні події для спостереження за тим, скільки було відображень продукту в рекомендаціях, скільки було їх покупок та зацікавлених користувачів (див. рис. 3.32).

Event Action	Total Events	Unique Events	Event Value	Avg. Value
	27,664 % of Total: 6.65% (416,166)	18,384 % of Total: 5.98% (307,632)	0 % of Total: 0.00% (8,139,904,529,335,904)	0.00 Avg for View: 19,559,273,293.20 (-100.00%)
1. Show	25,402 (91.82%)	16,328 (88.82%)	0 (0.00%)	0.00
2. Product link click	1,384 (5.00%)	1,221 (6.64%)	0 (0.00%)	0.00
3. Add to Cart	683 (2.47%)	642 (3.49%)	0 (0.00%)	0.00
4. Add to Cart from PDP	195 (0.70%)	193 (1.05%)	0 (0.00%)	0.00

Рисунок 3.32 – Кастомні події рекомендацій в аналітиці

На рис. 3.33 ми можемо побачити дані проведеного аналізу у більш відформатованому та зрозумілому вигляді.

Кафедра інтелектуальних інформаційних систем
Інтелектуальна рекомендаційна система електронної комерції

Назва події	Всього подій	Всього унікальних подій	Відсоток подій	Відсоток унікальних подій
Відображень продукту в секції рекомендацій	25,402	16,328	100%	100%
Відриття продукту через секцію рекомендацій	1,384	1,221	5.45%	7.48%
Додавання продукту в кошик через секцію рекомендацій	683	642	2.69%	3.93%
Додавання продукту в кошик зі сторінки продукту, якщо на неї перейшли через секцію рекомендацій	195	193	0.77%	1.18%
Усього додавань в кошик за допомогою рекомендацій	878	835	3.46%	5.11%

Рисунок 3.33 – Узагальнені дані кастомних подій

Назва продукту	Всього покупок	Ціна продукту	Загальна сума
Easy Fresh (50% Rabatt)	232	17.49	4,057.68 €
Lucky Belly Akut (40% Rabatt)	211	17.99	3,795.89 €
Fresh Smile Probe	83	4.99	414.17 €
Lucky Belly	65	39.99	2,599.35 €
Flavor Bundle	72	19.99	1,439.28 €
Pure Genius	43	39.99	1,719.57 €
Immu Push	31	39.99	1,239.69 €
Lucky Belly+	37	49.99	1,849.63 €
Fresh Smile+	24	49.99	1,199.76 €
Easy Protect (50% Rabatt)	11	17.49	192.39 €
Forever Young	10	39.99	399.90 €
Super Protect	14	39.99	559.86 €
Lucky Belly Probe	8	4.99	39.92 €
Fresh Smile	7	39.99	279.93 €
Happy Hips	7	39.99	279.93 €
Lucky Belly Akut	5	29.99	149.95 €
Easy Fresh	2	34.99	69.98 €
Happy Hips+	1	49.99	49.99 €
Relax Time	1	39.99	39.99 €
Shiny Hair	1	39.99	39.99 €
Приблизна загальна сума доданих в кошик продуктів			20,416.85 €
Приблизна загальна сума куплених продуктів (-55%)			11,229.27 €

Рисунок 3.34 – Додані в кошик продукти за допомогою рекомендаційної системи

На рисунку 3.34 відображено інформацію щодо кожного доданого в кошик продукту за допомогою створеної рекомендаційної системи. Як бачимо, за 2 тижні

загальна сума, отримана від продажу куплених за наданими рекомендаціями товарів становила 11 229 євро (приблизно 55% від загальної суми за продаж рекомендованих товарів).

Для динамічного оновлення знайдених асоціативних правил із метою забезпечення їх актуальності було вирішено здійснювати періодичне сканування бази даних транзакцій з вікном, яке включає тільки транзакції, що потрапляють у часовий інтервал вікна. Було здійснено сканування всієї бази даних транзакцій та визначено, що найбільш оптимальним є оновлення асоціативних правил кожні три місяці.

Висновки до розділу 3

Здійснено розробку інтелектуальної рекомендаційної системи та впровадженню її до вебзастосунку компанії mamaly, яка займається онлайн торгівлею кормових добавок для тварин. Для формування системи рекомендацій було використано наступні підходи: 1) фільтрація товарів за категоріями, доступ до яких можна отримати з головної сторінки та меню сайту; 2) контентна фільтрація з формуванням персоналізованих рекомендацій на основі отриманої від користувача інформації про симптоми тварини шляхом відповіді на питання анкети, підготовленої кваліфікованими ветеринарами; 3) надання рекомендацій відповідно до системи асоціативних правил, сформованих за алгоритмом Апріорі із їх сортуванням відповідно до значень ліфта та переконання. Для динамічного оновлення асоціативних правил та забезпечення їх актуальності впроваджена система здійснює сканування бази даних транзакцій кожні три місяці із врахування транзакцій, які було здійснено у цей період.

ВИСНОВКИ

Установлено, що сьогодні споживацька аудиторія все більше використовує інтернет для онлайн покупок та для отримання інформації про товари та послуги, їх характеристики та ціни. Це обумовило різке зростання кількості веб-сайтів та інтернет-магазинів, які спрямовані на надання такої інформації користувачам. Існує нагальна потреба у системах електронної комерції, у яких є вбудовані системи рекомендацій.

У результаті проведеного дослідження встановлено, що рекомендаційна система – це система, що будує рейтинг товарів серед великого набору даних, на підґрунті вже існуючої інформації про уподобання користувачів, які раніше відвідували інтернет-магазин. Виявлено, що у більшості рекомендаційних систем використовуються рекомендаційні алгоритми колаборативної та контентної фільтрації та підхід, який базується на поєднанні цих алгоритмів – гібридна фільтрація. Контентна фільтрація передбачає побудову рекомендацій на основі інформації про потреби користувача. Інший підхід у наданні рекомендацій полягає у їх побудові на основі пошуку асоціативних правил. Було виявлено, що динамічне оновлення асоціативних правил у системах електронної комерції є задачею, яка не вирішена до кінця і потребує подальшої розробки.

Для надання рекомендацій при розробці системи електронного продажу кормових добавок було вирішено застосувати різні підходи: контентну фільтрацію з отриманням інформації про потреби користувача та алгоритм Argioi, який базується на знаходженні асоціативних правил для частих наборів даних. Для динамічного оновлення знайдених асоціативних правил із метою забезпечення їх актуальності було вирішено здійснювати періодичне сканування бази даних транзакцій з вікном у три місяці.

Для розробки серверної частини рекомендаційної системи електронного продажу було використано систему управління базами даних MongoDB, платформу з відкритим кодом Node.js, бібліотеку JavaScript Mongoose, яка є

засобом моделювання бази даних та хмарний хостинг Digital Ocean з Ubuntu сервером, де налаштований nginx та SSL. Для розробки користувальницького інтерфейсу було використано HTML, CSS, JavaScript, фреймворк Vue.js, хмарну платформу електронної комерції Shopify і мову шблонів Liquid.

Здійснено розробку інтелектуальної рекомендаційної системи та впровадженню її до вебзастосунку компанії mammaly, яка займається онлайн торгівлею кормових добавок для тварин. Для формування системи рекомендацій було використано наступні підходи: 1) фільтрація товарів за категоріями, доступ до яких можна отримати з головної сторінки та меню сайту; 2) контентна фільтрація з формуванням персоналізованих рекомендацій на основі отриманої від користувача інформації про симптоми тварини шляхом відповіді на питання анкети, підготовленої кваліфікованими ветеринарами; 3) надання рекомендацій відповідно до системи асоціативних правил, сформованих за алгоритмом Апріорі із їх сортуванням відповідно до значень ліфта та переконання. Для динамічного оновлення асоціативних правил та забезпечення їх актуальності впроваджена система здійснює сканування бази даних транзакцій кожні три місяці із врахування транзакцій, які було здійснено у цей період.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. What is eCommerce. [Електронний ресурс] – Режим доступу: – <https://www.shopify.com/encyclopedia/what-is-ecommerce>.
2. Jochen Krauss and Marcus Niemietz. E-Commerce and Web Technologies: 16th International Conference, EC-Web 2015, Porto, Portugal, September 2-4, 2015, Proceedings. Springer, 2015. – 393 с.
3. Jan Manthey. E-Commerce: Innovations, Technologies, Platforms, and Applications. Springer, 2015. – 466 с.
4. Scott J. Wilson and Michael Galloway. E-Commerce 2019: Business, Technology, Society. Pearson, 2019. – 576 с.
5. Meleshko E. Дослідження методів побудови рекомендаційних систем в мережі Інтернет / E. Meleshko, S. Semenov, V. Khokh // Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. – Полтава: ПНТУ, 2018. – Т. 1 (47). – С. 131-136.
6. Лобур М. Побудова асоціативних правил для прогнозування рекомендацій в колаборативних рекомендаційних системах / М. Лобур, Ю. Стех, М. Шварц // Збірник наукових праць УАД. – Львів, 2017. – № 2 (32). – С. 82–86.
7. Aggarwal C. Recommender Systems / Charu Aggarwal., 2016. – 498 с.
8. Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://pdfs.semanticscholar.org/5880/b9bc3f75f4649b8ec819c3f983a14fca9927.pdf>
9. Чередніченко О. Моделі формування рекомендацій у інтелектуальних системах електронної комерції / О. Чередніченко, О. Янголенко, О. Іващенко, О. Матвєєв // Системи обробки інформації. 2020. – Вип. 1 (160). – С. 32-39
10. Schedl M, Zamani H, Chen CW, Deldjoo Y, Elahi M. Current challenges and visions in music recommender systems research. Int J Multi Inform Ret. (2018) 7:95–116. doi: 10.1007/s13735-018-0154-2

11. Han J, Kamber M, Pei J. Data Mining: Concepts and Techniques. Morgan Kaufmann Publishers, 2006. – 816 с.
12. Zaki M.J., Meira Jr W. Data Mining and Analysis: Fundamental Concepts and Algorithms. Cambridge University Press, 2014. – 534 с.
13. Kelleher JD, Mac Namee B, D'Arcy A. Data Mining: A Tutorial-Based Primer. CRC Press, 2015. – 392 с.
14. Mohammed J. Zaki, Wagner Meira Jr. Data Mining and Analysis: Fundamental Concepts and Algorithms. Cambridge University Press, 2014. – 534 с.
15. John D. Kelleher, Brian Mac Namee, Aoife D'Arcy. Data Mining: A Tutorial-Based Primer. CRC Press, 2015. – 392 с.
16. Rakesh Agrawal, Ramakrishnan Srikant. "Fast algorithms for mining association rules" Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases, 1994, pp. 487-499.
17. Kristina Chodorow. Scaling MongoDB: Sharding, Cluster Setup, and Administration – USA.: 1st Edition, Kindle Edition, 2011. – 79 с.
18. MongoDB документація. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.mongodb.com/>
19. Chanchal Singh. MongoDB Cookbook: Harness the power of MongoDB to build efficient and scalable data-driven applications. Packt Publishing, 2013. – 324 с.
20. Manuel Kiessling. The Node Beginner Book: A comprehensive Node.js tutorial. Leanpub, 2011. – 68 с.
21. Kevin Scott. REST API Design: Best Practices in API Design with REST – UK.: Packt Publishing, Limited, 2018. – 256 с.
22. Mongoose документація. [Електронний ресурс] – Режим доступу: – <https://mongoosejs.com/docs/index.html>.
23. Robin Nixon. Learning PHP, MySQL & JavaScript: With jQuery, CSS & HTML5. O'Reilly Media, Inc., 2014. – 832 с.
24. Eric A. Meyer, Estelle Weyl. CSS: The Definitive Guide: Visual Presentation for the Web. 4th Edition. O'Reilly Media, Inc., 2018. – 984 с.

25. Сучасний підручник з JavaScript. [Електронний ресурс] – Режим доступу: – <https://uk.javascript.info>.
26. J. Knell. Shopify Essentials: A Guide to Setting up Your Online Store. Packt Publishing, Limited, 2019. – 346 с.
27. Talha Majid. "Liquid and Shopify: The Ultimate Guide to Building Dynamic E-Commerce Websites" - Independently published, 2019. – 240 с.
28. Ivan Djordjevic. Shopify Theme Customization with Liquid: Principles, Top Techniques, and Projects to Leverage One of the Fastest-Growing ECommerce – UK.: Packt Publishing, Limited, 2021. – 338 с.
29. J. K. Shani, G. Gunawardana, and A. Karatzoglou. Recommender Systems An Introduction. Cambridge University Press, 2011. – 280 с.
30. B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan, and J. Riedl. Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web, 2001. – 285-295 с.
31. X. Ning and G. Karypis. SLIM: Sparse Linear Methods for Top-N Recommender Systems. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2011. – 1-30 с.
32. Y. Koren. Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems. Computer, 2010. – 30-37 с.
33. J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl. Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. ACM Transactions on Information Systems, 2004. – 5-53 с.
34. B. Liu. Integrating classification and association rule mining. In Proceedings of KDD, 1998. – 80-86 с.
35. ДСН 12.0.003-74. Небезпечні і шкідливі виробничі фактори.
36. ДСН 12.1.001-83. Ультразвук. Загальні вимоги безпеки.
37. ДСН 12.1.003-83. Шум. Загальні вимоги безпеки.
38. ДСН 12.1.004-91. Пожежна безпека.
39. ДСН 12.1.005-88. Загальні санітарно-гігієнічні вимоги до повітря робочої зони.

40. ДСН 12.1.006-76. Електромагнітні поля різночастот. Загальні вимоги безпеки.
41. Гандзюк М.П. Основи охорони праці: Підручник/ М.П. Гандзюк, Є.П. Желібо, М. О. Халімовський. - Львів: Новий світ-2000, 2003. – 408 с
42. Гогіташвілі Г.Г. Основи охорони праці: Навчальний посібник/ Г.Г. Гогіташвілі, В.М. Лапін. - Львів: Новий світ-2000, 2006. – 232 с
43. Гогіташвілі Г.Г. Управління охороною праці та ризиками за міжнародними стандартами:
44. Грищук М.В. Основи охорони праці: Підручник/ М. В. Грищук. - К.: Кондор, 2005. – 240 с.
45. Желібо Є. П., Баранова Н. І., Коваленко В.В. Охорона праці в органах державної податкової служби. Навч. посібник для ВНЗ. Ірпін. – 2002.
46. Катренко Л.А., Кіт Ю.В., Пістун І. П. Охорона праці. Курс лекцій. Практикум: Навч. посіб. – Суми: Університетська книга, 2009. – 540 с.
47. Керб Л.П. Основи охорони праці : Навчальний посібник/ Л. П. Керб. - Вид. 2-ге, без змін. - К.: КНЕУ, 2006. – 216 с

ДОДАТОК А**Лістинг коду**

Основна частина коду, що відповідає за генерацію асоціативних правил щодо заданих параметрів і транзакцій.

apriori.js

```

const AssociationRule = require('../models/associationRule');
const Order = require('../models/order');
const SupportedPair = require("../models/supportedPair");
const Settings = require("../models/settings");

class Apriori {
  constructor(minSupport, minConfidence, minCreatedAtDate, force, deep, shop) {
    this.minSupport = typeof minSupport === 'number' ? minSupport : 0.15;
    this.minConfidence = typeof minConfidence === 'number' ? minConfidence : 0.15;
    this.minCreatedAtDate = minCreatedAtDate ? +(new Date(minCreatedAtDate)) : null;
    this.force = force;
    this.deep = deep;
    this.shop = shop;
  }

  async analyze(products) {
    if (this.force) {
      await SupportedPair.deleteMany();
      await AssociationRule.deleteMany();
    }

    if (!this.deep || this.deep <= 0 || this.deep > products.length) {
      this.deep = products.length;
    }

    await Settings.updateOne({
      shop: this.shop
    }, {
      deep: this.deep,
      minSupport: this.minSupport,
      minConfidence: this.minConfidence,
      minCreatedAtDate: this.minCreatedAtDate,
    }, {
      upsert: true
    });

    await this.getSupportedCombinations(products);
  }

  getPurchaseCount(productId, minCreatedAt) {

```

```

const options = {};

if (productIds) {
  options.products = {
    $all: productIds
  };
}

if (minCreatedAt) {
  options.created_at = {
    $gte: new Date(minCreatedAt)
  }
}

return Order
  .find(options)
  .count();
}

generatePath(array, originalProducts, key) {
if (!array.length) {
  return null;
}

if (!originalProducts || !key) {
  return `,${array.join(',')}`;
}

const prettifiedItems = array.reduce((result, item) => {
  result.push(originalProducts[item][key]);

  return result;
}, []);

return `,${prettifiedItems.join(',')}`;
}

getLatestPublishedAtDate(productIds, originalProducts) {
return productIds.reduce((result, id) => {
  if (originalProducts[id].published_at > result) {
    return originalProducts[id].published_at;
  }

  return result;
}, originalProducts[productIds[0]].published_at);
}

async getSupportedCombinations(products) {
  const originalProducts = products.reduce((result, product) => {
    let published_at = +(new Date(product.published_at));

```



```

if (this.minCreatedAtDate && this.minCreatedAtDate > published_at) {
  published_at = this.minCreatedAtDate;
}

return {
  ...result,
  [product._id]: {
    _id: product._id,
    published_at: published_at,
    title: product.title,
  }
}
}, {});

const op = async (supportedCombinations, productsArray, currentIndex) => {
  const deep = currentIndex + 1;
  const newSupportedCombinations = [];
  const alreadyHas = {};

  for (let i = 0; i < supportedCombinations.length; i++) {
    for (let j = 0; j < productsArray.length; j++) {
      const currentCombination = supportedCombinations[i] ?? [];
      const currentTarget = productsArray[j];

      if (currentCombination.includes(currentTarget._id)) {
        continue;
      }

      const productIds = [
        ...currentCombination,
        currentTarget._id
      ].sort((a, b) => {
        return a - b;
      });

      const path = this.generatePath(productIds);

      if (alreadyHas[path]) {
        continue;
      }

      const latestPublishedAtDate = this.getLatestPublishedAtDate(productIds, originalProducts);

      const results = await Promise.all([
        this.getPurchaseCount(null, latestPublishedAtDate),
        this.getPurchaseCount(productIds, latestPublishedAtDate)
      ]);

      const [

```

```

    totalOrders,
    purchaseCount,
  ] = results;

  const support = purchaseCount / totalOrders;

  if (support <= this.minSupport) {
    continue;
  }

  const pathWithNames = this.generatePath(productIds, originalProducts, 'title');

  alreadyHas[path] = true;

  const supportedPair = await SupportedPair.create({
    path,
    pathWithNames,
    purchaseCount,
    totalOrders,
    support,
    deep
  });

  newSupportedCombinations.push(productIds);

  if (deep === 1) {
    originalProducts[currentTarget._id].support = support;
  } else if (deep > 1) {
    await this.generateAssociationRules(productIds, supportedPair, originalProducts);
  }
}
}

return newSupportedCombinations;
}

products.sort((a, b) => {
  return a._id - b._id;
});

let supportedCombinations = [null];

for (let i = 0; i < this.deep; i++) {
  supportedCombinations = await op(supportedCombinations, products, i);

  if (i === 0) {
    const previousProductsLength = products.length;

    products = supportedCombinations.map(([productId]) => {
      return originalProducts[productId];
    });
  }
}

```

```

    });

    if (this.deep === previousProductsLength) {
      this.deep = products.length;
    }
  }

  if (!supportedCombinations.length) {
    break;
  }
}

async generateAssociationRules(productIds, supportedPair, originalProducts) {
  const {
    support,
    purchaseCount,
    deep
  } = supportedPair;

  for (const targetProductId of productIds) {
    const productIdsWithoutTargetElement = [
      ...productIds
    ];

    productIdsWithoutTargetElement.splice(productIds.indexOf(targetProductId), 1);
    productIdsWithoutTargetElement.sort((a, b) => {
      return a - b;
    });

    const pathForProductsWithoutTarget = this.generatePath(productIdsWithoutTargetElement);

    const pathSupportedPair = await SupportedPair.findOne({
      path: pathForProductsWithoutTarget
    });

    if (!pathSupportedPair) {
      console.log('No supported pair for this path -> ', pathForProductsWithoutTarget);
    }

    const confidence = support / pathSupportedPair.support;

    if (confidence <= this.minConfidence) {
      continue;
    }

    const targetProduct = originalProducts[targetProductId];

    const targetSupport = targetProduct.support;
  
```

```
const lift = confidence / targetSupport;

const conviction = (1 - targetSupport) / (1 - confidence);

await AssociationRule.create({
  path: pathSupportedPair.path,
  pathWithNames: pathSupportedPair.pathWithNames,
  target: targetProductId,
  targetTitle: targetProduct.title,
  purchaseCount,
  support,
  confidence,
  lift,
  deep,
  conviction
});
}
}
}

module.exports = Apriori;
```