ДОДАТОК А

Перелік джерел посилання за науковими напрямами керівника та науковців кафедри програмної інженерії

8. Intelligent information system of heterogeneous medical data analysis / A. Yerokhin et al. 2017 12th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, 5–8 September 2017. 2017. URL: https://doi.org/10.1109/stc-csit.2017.8098798 (дата звернення: 30.06.2024).

10. A new intelligence-based approach for rhinomanometric data processing / A. Yerokhin et al. 2016 IEEE 36th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO), Kyiv, Ukraine, 19–21 April 2016. 2016. URL: https://doi.org/10.1109/elnano.2016.7493047 (дата звернення: 01.05.2024).

11. Usage of phase space diagram to finding significant features of rhinomanometric signals / A. Yerokhin et al. 2016 XIth International Scientific and Technical Conference “Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, Ukraine, 6–10 September 2016. 2016. URL: https://doi.org/10.1109/stc-csit.2016.7589871 (дата звернення: 03.05.2024).

ДОДАТОК Б

Слайди презентації

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

NURE ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

Дослідження методів визначення актуальності та релевантності запитань до комерційних пропозицій

Годованець Д.С., ІПЗм-22-1

Науковий керівник: доц. Бабій А.С.

SE software engineering

1

Дослідження

- Наразі, дослідження в галузі визначення актуальності та релевантності запитань до комерційних пропозицій стають все більш актуальними через потребу в точній оцінці та аналізі запитів, що підвищує якість та ефективність комерційних взаємодій.
- Напрям дослідження полягає у вивченні моделей та методів для автоматизованої оцінки актуальності та релевантності запитань до комерційних пропозицій. Це дослідження має на меті розробку, аналіз та впровадження передових методів автоматизації оцінки запитань з використанням сучасних технологій обробки даних та машинного навчання.
- Об'єктом дослідження є моделі та методи для автоматизованої оцінки актуальності та релевантності запитань до комерційних пропозицій.

SE software engineering

2

Постановка задачі

Робота спрямована на виявлення найкращого методу або алгоритму, який забезпечить точне і швидке визначення актуальності та релевантності запитань до комерційних пропозицій, що дозволить компаніям оптимізувати свої бізнес-процеси та підвищити конкурентоспроможність.

Реалізація наукового дослідження складається з наступних етапів:

- аналіз предметної області комерційних пропозицій та проблем, пов'язаних з їх аналізом;
- розгляд основних характеристик та функціональності алгоритмів ML.NET та TensorFlow;
- проведення порівняльного аналізу підходів на основі ML.NET та TensorFlow.
- розробка алгоритму для автоматизації процесу аналізу комерційних пропозицій.
- реалізація розробленого алгоритму у бізнес-середовищі та провести його тестування.
- оцінка результатів впровадження з точки зору підвищення ефективності бізнес-процесів та задоволеності клієнтів.

Методологія

Опис використаних методів дослідження: Дослідження проводилось за допомогою аналізу предметної галузі, що включало вивчення існуючих методів визначення актуальності та релевантності запитань до комерційних пропозицій. Ми аналізували наукові статті, патерни та результати досліджень у цій галузі. Використовувались експериментальні методи для проектування та тестування алгоритмів, а також порівняльний аналіз для оцінки ефективності та адаптованості різних моделей машинного навчання. Наші дослідження включали експериментування з алгоритмами ранжування інформації та нейронними мережами для досягнення найкращих результатів.

Інструментарій та технології, використані в роботі:

- Платформи: ML.NET, TensorFlow
- Мови програмування: C#
- Фреймворки для машинного навчання: ML.NET, TensorFlow
- Методи обробки даних: Алгоритми машинного та глибинного навчання, нейронні мережі

Дослідження проблематики

Актуальність та важливість дослідження:

- В сучасних умовах конкуренції, ефективність комерційних пропозицій є критичним фактором для успішності бізнесу.
- Збільшення обсягів інформації та різноманітність запитань ускладнюють процес оцінки актуальності та релевантності комерційних запитів.

Основні проблеми:

- Відсутність автоматизованих систем для точної оцінки релевантності та актуальності комерційних запитів.
- Труднощі в адаптації існуючих методів машинного навчання до специфічних вимог бізнесу.
- Необхідність інтеграції нових технологій в існуючі системи управління для покращення ефективності процесу прийняття рішень.

Огляд існуючих методів

Машинне навчання (МН) – це підгалузь штучного інтелекту, яка фокусується на розробці алгоритмів та моделей, здатних навчатися на основі даних і приймати рішення або робити прогнози без прямого програмування. Системи на основі МН автоматично вдосконалюються з досвідом.

Типи навчання:

- Навчання з учителем: Модель навчається на наборі даних, що містить вхідні приклади та відповідні мітки, з метою робити правильні прогнози для нових даних (класифікація та регресія).
- Навчання без учителя: Модель виявляє приховані структури або закономірності у даних без міток (кластеризація та асоціація).
- Навчання з підкріпленням: Модель навчається на основі винагород і покарань, намагаючись максимізувати загальну винагороду.

Застосування:Використовується для класифікації текстів, прогнозування, аналізу даних, розпізнавання образів та багатьох інших завдань.

Огляд існуючих методів

Штучні нейронні мережі (ШНМ) – це моделі обчислювальної техніки, натхненні біологічними нейронними мережами людського мозку. Вони складаються з вузлів (нейронів), об'єднаних у шари, які працюють разом для обробки даних.
Типи ШНМ:

- Перцептрон: Найпростіший тип ШНМ, який використовується для задач класифікації.
- Багатошаровий перцептрон (MLP): Містить один або більше прихованих шарів, здатних моделювати складні функції.
- Рекурентні нейронні мережі (RNN): Використовуються для обробки послідовних даних, таких як текст або часові ряди.
- Конволюційні нейронні мережі (CNN): Застосовуються в основному для обробки зображень та відео.

Застосування:Використовується для класифікації текстів, прогнозування, аналізу даних, розпізнавання образів та багатьох інших завдань.

Вибір методу аналізу

Машинне навчання було обрано для аналізу комерційних пропозицій з кількох вагомих причин, які виділяють його серед інших методів. Нижче наведено основні причини, чому машинне навчання є оптимальним вибором для цього завдання:

Гнучкість:Машинне навчання дозволяє створювати моделі, які можуть адаптуватися до різних типів даних і задач. Це особливо важливо в контексті комерційних пропозицій, де дані можуть бути різнорідними та змінюватися з часом.

Автоматизація:Машинне навчання дозволяє автоматизувати процес аналізу комерційних пропозицій, зменшуючи потребу в ручній обробці даних. Це значно підвищує ефективність та зменшує витрати часу і ресурсів.

Висока точність:Автоматизовані системи машинного навчання можуть швидко і точно аналізувати великі обсяги даних, виявляти релевантні пропозиції та надавати рекомендації, що забезпечує конкурентні переваги для бізнесу

Порівняння бібліотек машинного навчання

ML.NET:

Переваги:
- Підтримує широкий спектр завдань машинного навчання, таких як класифікація, регресія, кластеризація, рекомендаційні системи тощо.
- Універсальний інструмент для різних видів аналізу комерційних пропозицій.
- Можливість інтеграції з ONNX для використання передтренованих моделей BERT.

Недоліки:
- Не має рідної підтримки для трансформерів, таких як BERT.

TensorFlow:

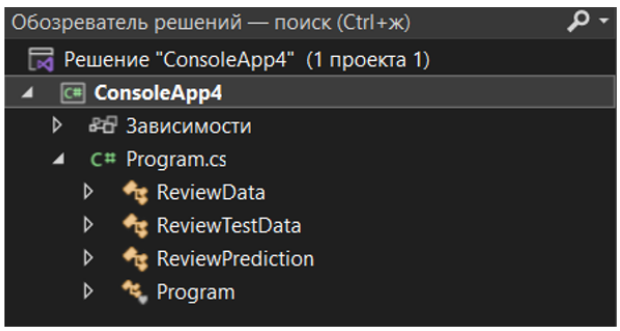
Переваги:
- Одна з найпотужніших платформ для глибокого навчання.
- Підтримує складні архітектури нейронних мереж, такі як трансформери.
- Рідна підтримка для трансформерів, включаючи BERT, що дозволяє легко імплементувати передтреновані моделі.

Недоліки:
- Високі вимоги до обчислювальних ресурсів та часу на навчання.
- Складність реалізації, що вимагає глибоких знань і досвіду.

Експерементальне дослідження

Для порівняння ми обрали ML.NET та TensorFlow з імплементацією BERT у кожен підхід з кількох вагомих причин.

Ці платформи мають різні сильні сторони та особливості, що робить їх відповідними для різних сценаріїв застосування в аналізі комерційних пропозицій.



Тестова архітектура додатку

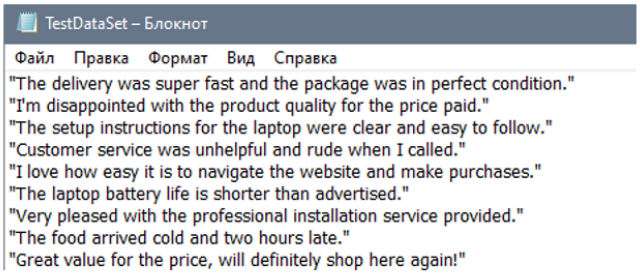
Рішення має просту тестову файлова структуру:

– ConsoleApp (Кореневий проект);
– Dependencies (Залежності);
– Program.cs (Головний файл);
– ReviewData (Клас даних відгуків);
– ReviewTestData (Клас тестових даних відгуків);
– ReviewPrediction (Клас передбачення);
– Program (Головний клас з методами для тренування та тестування моделі).

Набір даних та тренування

Тренувальний набір даних

На рисунках можна побачити датасети використані для навчання та тестування, щоб забезпечити належну якість і релевантність даних для нашої моделі машинного навчання

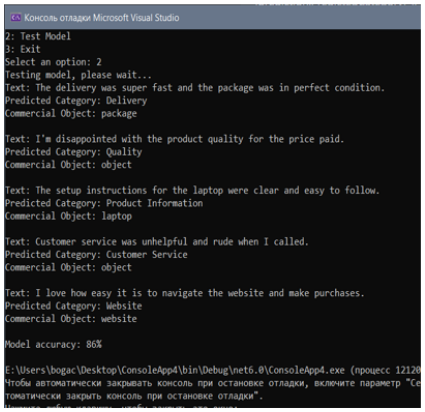


Тестовий набір даних

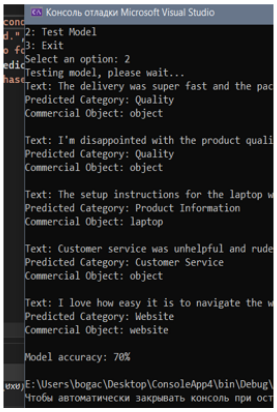
11

Аналіз результатів

Результати роботи двох моделей, представлені на зображеннях, показують порівняння продуктивності моделей ML.NET та TensorFlow у завданні класифікації текстових відгуків.



Результати ML.NET



Результати TensorFlow

На першому зображенні ми бачимо результати моделі ML.NET, яка передбачає категорії відгуків і визначає комерційні об'єкти. Модель ML.NET показала точність у 86%, що свідчить про її здатність правильно класифікувати текстові відгуки у більшості випадків. Комерційні об'єкти, такі як "package", "laptop", і "website", також були ідентифіковані для деяких відгуків.

На другому зображенні представлені результати моделі TensorFlow, яка виконувала аналогічне завдання класифікації. Точність цієї моделі склала 70%, що є нижчим показником порівняно з моделлю ML.NET. Хоча і TensorFlow вдалося правильно передбачити деякі категорії відгуків, кількість правильних передбачень була меншою. Комерційні об'єкти, такі як "laptop" і "website", також були розпізнані, але частіше модель визначала об'єкти як "object", що свідчить про складність розпізнавання конкретних об'єктів у тексті для цієї моделі.

12

Висновки

- Кваліфікаційна робота включала дослідження аналізу комерційних пропозицій і впровадження моделей машинного навчання для класифікації текстових відгуків.
- Було створено та протестовано моделі на основі ML.NET і TensorFlow. Модель ML.NET показала вищу точність (86%) у порівнянні з моделлю TensorFlow (70%).
- Робота продемонструвала, що ML.NET є більш адаптованою для класифікації текстів, хоча TensorFlow також може бути використаний з додатковою оптимізацією.
- Дослідження підкреслює важливість правильного вибору інструментів та методів у системах машинного навчання.

ДОДАТОК В

Результат проходження на академічний плагіат

Ім'я користувача:
Кардаш Євген Вікторович каф.ПІ

ID перевірки:
1016386144

Дата перевірки:
24.06.2024 18:58:02 EEST

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:
24.06.2024 19:00:10 EEST

ID користувача:
100013622

Назва документа: 2024_М_ПІ_ІПЗм_22_1_Годованец_Д_С_скорочений

Кількість сторінок: 40 **Кількість слів:** 6991 **Кількість символів:** 55040 **Розмір файлу:** 649.68 KB **ID файлу:** 1016197315

6.51%
Схожість

Найбільша схожість: 3.98% з джерелом з Бібліотеки (ID файлу: 1016183606)

1.63% Джерела з Інтернету 90 ..... Сторінка 42

5.69% Джерела з Бібліотеки 30 ..... Сторінка 42

0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

0%
Вилучень

Немає вилучених джерел

ДОДАТОК Г

Апробація результатів роботи

ISU
INTERNATIONAL SCIENTIFIC UNITY

CERTIFICATE
of conference participant

it is hereby certified, that
ДЕНИС ГОДОВАНЕЦЬ
took part in the XXV International Scientific and Practical Conference
«CURRENT TRENDS IN THE DEVELOPMENT OF SCIENTIFIC RESEARCH IN TODAY'S CONDITIONS»

May 29-31, 2024, Florence, Italy
12 Hours of Participation
(0,4 ECTS credits)

Head of the organizing committee

Viktoriia Tsiundyk

ДОДАТОК Д

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008:2015

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент (посада) | програмної інженерії (кафедра) | ІПЗм-22-1 (група)

Годованець Денис Сергійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

Пункт ДСТУ 3008-2015	Зміст пункту	Сторінка кваліфікаційної роботи
1	2	3
	7.1 Загальні положення	
	7.3 Нумерація сторінок звіту	
	7.4 Нумерація розділів, підрозділів, пунктів, підпунктів	
	7.5 Рисунки	
	7.6 Таблиці	
	7.7 Переліки	
	7.8 Примітки	
	7.9 Виноски	
	7.10 Формули та рівняння	
	7.11 Посилання	
	7.13 Список авторів	
	7.14 Скорочення та умовні познаки	
	7.15 Додатки	

зауважень немає

Експерт _____ (підпис) Олена ОЛІЙНИК (прізвище, ініціали)

24.06.2024