

К.т.н., доцент Олещенко Л.М., магістрантка Антоненко І.В.

**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

МЕТОД ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТОНАЛЬНОСТІ ТА УЗГОДЖЕНОСТІ ВІДГУКІВ КЛІЄНТІВ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ

Abstract

*Oleshchenko Liubov, assoc. prof., PhD; Antonenko Ivanna, student
Deep learning method for sentiment and consistency analysis of e-commerce customer
feedback*

This paper proposes the use of a hybrid deep network for sentiment analysis tasks in e-commerce customer inquiries. By analyzing the correspondence between customer sentiment and their feedback ratings, the study aims to improve the reliability of sentiment classification. The accompanying software system was tested through simulations, where its performance surpassed that of comparable approaches. The work also outlines possible directions for refining the neural network in future research.

Вступ

Працівники в сфері електронної комерції та маркетингу кожного дня спілкуються з клієнтами через соціальні мережі, пошту, форми на вебсторінках та інші канали зв'язку. Вони переглядають запити клієнтів та ранжують їх за пріоритетом. Через трудомісткість або брак часу найбільш пріоритетні відгуки обробляються не в першу чергу, що зменшує лояльність клієнтів до бренду. Зі зростанням кількості клієнтів зростає потреба у програмному забезпеченні для вирішення цих роблем.

Існуючі рішення часто мають надто складний та не зрозумілий інтерфейс для використання новачками, інтегрують застарілі архітектури, не мають API для інтеграції у власні застосунки. Кожне рішення працює лише з кількома мовами та не має можливостей для розширення їх спектру.

У даній статті пропонується використання моделі гібридної нейронної мережі для задач аналізу сентименту в зверненнях клієнтів електронної комерції, оскільки аналіз відповідності між настроями клієнтів та їхніми оцінками відгуків підвищує надійність методів класифікації настроїв, тим самим надаючи підприємствам більш точні та практичні висновки.

Постановка задачі

Задача полягає у створенні гібридного методу з використанням комбінації нейронних мереж різного призначення для визначення сентименту тексту та пріоритетності відгуків, перевірки узгодженості між відгуками клієнтів та їх оцінками та підвищення точності аналізу даних у порівнянні з аналогами.

Архітектура моделі

В даному дослідженні використано гібридну модель глибокого навчання для усунення обмежень, пов'язаних з автономними моделями глибокого навчання шляхом включення WDE для ефективного захоплення семантичних зв'язків, CNN для ідентифікації локальних текстових шаблонів та LSTM для підтримки часових залежностей у даних.

Гібридна архітектура моделі інтегрує функціональні можливості шарів WDE, CNN та LSTM для високоефективної обробки та класифікації текстових даних. Запропонований метод передбачає формування двох паралельних обчислювальних гілок: згорткової CNN, що виконує вилучення локальних ознак за допомогою операцій згортки, та рекурентної LSTM, яка моделює послідовні та часові залежності тексту [1, 2].

Об'єднання виходів цих гілок забезпечує формування комплексного простору ознак, який надалі обробляється щільним шаром для здійснення фінальної класифікації. Щільний вихідний шар використовує об'єднані ознаки та зіставляє їх з цільовими класами. Кількість одиниць у цьому шарі залежить від завдання класифікації, з можливими значеннями 5, 3 або 2, для генерації розподілу ймовірностей за можливими мітками застосовується функція активації Softmax. Компіляція моделі здійснюється за допомогою категоріальної крос-ентропії як функції втрат, оптимізатора Adam та метрики точності для оцінювання результатів. Така конфігурація є оптимальною для багатокласових задач, оскільки забезпечує коректне віднесення кожної вхідної послідовності до одного з наперед визначених класів. Діаграма відображає сукупність критичних процедур, необхідних для побудови, компіляції, навчання та подальшої оцінки гібридної моделі, що визначає її як надійне та універсальне рішення для широкого спектра завдань текстової класифікації.

В даній роботі для ранжування звернень було натреновано гібридну модель на великому наборі даних про відгуки клієнтів. Для виконання задачі дані було попередньо оброблено, щоб уникнути похибок через нерівномірний розподіл класів. Було проведено самоаналіз текстових даних за допомогою бібліотеки TextBlob, а потім виконано маркування узгодженості на основі оцінки настрою та попередньо визначеної метрики оцінювання [3]. Алгоритм починається з обчислення полярності настрою

текстових даних, присвоєння оцінок настрою кожному запису, а потім перевірки узгодженості між настроєм та існуючою оцінкою. Кінцевий результат включає вихідні дані, доповнені оцінками настрою, мітками узгодженості та розрахованим відсотком узгодженості.

Навчання моделі гібридної нейронної мережі було виконано за допомогою мови Python та бібліотеки TensorFlow. Після завершення процесу навчання гібридна модель здатна обробляти текстові відгуки користувачів електронної комерції та здійснювати їх автоматичну інтерпретацію у вигляді прогнозованої оцінки. Класифікаційний механізм передбачає розподіл відгуків за двома, трьома або п'ятьма категоріями, де кожна категорія відповідає рейтинговій шкалі від 1 до 5.

Використаний набір даних

Навчання та тестування гібридної моделі нейронної мережі було проведено на наборі даних “Amazon Product Reviews” [4]. Цей набір містить інформацію про назву товару, ім'я користувача, відгук, час надсилання відгуку, вміст відгуку, його заголовок, оцінку від 1 до 5.

Загалом датасет містить 3,5 мільйони оглядів про різні товари на платформі Amazon.

Попередня обробка даних спрямована на перетворення текстів у структурований формат, придатний для навчання нейронних мереж.

На першому етапі було видалено зайві атрибути, що не впливають на результат класифікації. Далі поля Summary та Text було об'єднано в єдиний текстовий масив для збагачення контексту.

Текстові дані були токенізовані та перетворені у числові послідовності, які згодом було вирівняно методом вирівнювання довжини послідовностей для забезпечення однакової довжини. Оцінки відгуків були приведені до необхідної кількості класів (2, 3 або 5), що спрощує задачу класифікації. Для усунення дисбалансу класів було застосовано метод RandomOverSampler. Після цього дані розділено на тренувальну та валідаційну вибірки. Після обробки було отримано 871492 тренувальних та 217874 валідаційних записів.

Тестування навченої гібридної нейронної мережі

Для перевірки точності роботи гібридної нейронної мережі було використано показники validation accuracy та validation loss. Валідаційна вибірка була використана для перевірки точності та щоб уникнути перенавчання моделі. Вже на першій епосі модель показує високі результати в порівнянні з іншими архітектурами (87,96%). Для моделі було достатньо 5 епох, щоб уникнути перенавчання (рис. 1).

Epoch 1/10
 27235/27235 — 2328s 85ms/step — accuracy: 0.7774 — loss: 0.5245 — val_accuracy: 0.8796 — val_loss: 0.3173
 Epoch 2/10
 27235/27235 — 2391s 88ms/step — accuracy: 0.9084 — loss: 0.2461 — val_accuracy: 0.9126 — val_loss: 0.2498
 Epoch 3/10
 27235/27235 — 2375s 87ms/step — accuracy: 0.9435 — loss: 0.1582 — val_accuracy: 0.9270 — val_loss: 0.2340
 Epoch 4/10
 27235/27235 — 2414s 89ms/step — accuracy: 0.9612 — loss: 0.1120 — val_accuracy: 0.9341 — val_loss: 0.2397
 Epoch 5/10
 27235/27235 — 2317s 85ms/step — accuracy: 0.9711 — loss: 0.0854 — val_accuracy: 0.9409 — val_loss: 0.2659

Рис. 1. Результат процесу навчання гібридної нейронної мережі

В таблиці 1 представлено порівняння оцінок 2, 3 та 5 для моделей CNN, LSTM, WDE-LSTM та WDE-CNN-LSTM, яке показує, що нижчі бали (2 та 3) призводять до стабільно високої продуктивності за усіма показниками, особливо для WDE-LSTM та WDE-CNN-LSTM. Для оцінювання досліджуваних моделей було використано метрики Precision, Recall, F1-Score, Accuracy [5].

При оцінці 2 CNN демонструє нижчу точність (87,19%) порівняно з іншими моделями, які підтримують вищу точність. Зі збільшенням оцінки до 3 точність усіх моделей покращується, причому WDE-CNN-LSTM досягає найкращих результатів за всіма показниками (94,26%). Однак при балі 5 спостерігається загальне зниження продуктивності за всіма моделями, причому CNN зазнає найбільшого падіння, особливо в точності. Водночас WDE-CNN-LSTM зберігає відносно вищу продуктивність (близько 91%).

Таблиця 1

Порівняння показників точності нейромереж на тестовому наборі даних

Оцінка	Модель	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
2	CNN	94,22	94,19	94,19	87,19
	LSTM	94,13	94,11	94,12	94,11
	WDE-LSTM	94,21	94,18	94,18	94,18
	WDE-CNN-LSTM	94,52	94,49	94,49	94,00
3	CNN	93,95	93,35	93,93	93,94
	LSTM	94,08	94,04	94,04	94,04
	WDE-LSTM	94,04	94,04	94,04	94,04
	WDE-CNN-LSTM	94,26	94,26	94,26	94,26
5	CNN	89,33	89,33	89,32	89,35
	LSTM	89,51	89,53	89,50	89,53
	WDE-LSTM	89,50	89,48	89,48	89,55
	WDE-CNN-LSTM	91,21	91,21	91,20	91,21

Висновки

Розроблена гібридна архітектура нейронної мережі дозволяє оцінювати сентимент у відгуках клієнтів за двома, трьома та п'ятьма класами з високою точністю. Показники розробленої моделі перевищують показники аналогів на 2-5% в залежності від кількості класів. Варто зазначити, що ефективність моделі на інших видах текстів потребує подальших досліджень.

В майбутніх дослідженнях можна зосередитись на покращенні ефективності запропонованої моделі, щоб зробити її більш доступною для обробки в реальному часі та менш вибагливою до системних вимог. Також можна адаптувати дану модель під різні мови.

Література

1. Hasib K.M., Azam S., Karim A., Al Marouf A., Shamrat F.J.M., Montaha S., Yeo K.C., Jonkman M., Alhadj R., Rokne J.G. Mcnn-lstm: Combining CNN and LSTM to classify multi-class text in imbalanced news data. IEEE Access. 2023. № 11. С. 93048–93063.
2. Khan Md Hasib, Sami Azam, Asif Karim, Ahmed Al Marouf, Javed Mehedi Shamrat, Sidratul Montaha. Mcnn-lstm: Combining cnn and lstm to classify multi-class text in imbalanced news data, 2023 [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10233873>.
3. Margarita Rodríguez-Ibáñez, Antonio Casáñez-Ventura, Félix Castejón-Mateos, Pedro-Manuel Cuenca-Jiménez. A review on sentiment analysis from social media platforms, 2023 [Електронний ресурс]. — Режим доступу до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417423003639>.
4. Arhum Rumi. Amazon Product Reviews, 2021 [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://www.kaggle.com/datasets/arhamrumi/amazon-product-reviews>.
5. Enrique Amigó, Julio Gonzalo, Javier Artiles & Felisa Verdejo. A comparison of extrinsic clustering evaluation metrics based on formal constraints, 2008 [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10791-008-9066-8>.