

A Recommender System for Developing Marketing Strategies for Online Products Based on Sentiment Analysis of User Reviews Using Deep Learning Algorithms

Maryam. Golmeshki¹, Alireza. Farokhbakht Foomany^{2*}, Mohammad. Taleghani³, Narges. Delafrooz¹

¹ Department of Business Management, Ra.C., Islamic Azad University, Rasht, Iran

² Department of Business Management, BaA.C., Islamic Azad University, Bandar Anzali, Iran

³ Department of Industrial Management, Ra.C., Islamic Azad University, Rasht, Iran

* Corresponding author email address: alirezafarokhbakht@iau.ac.ir

Article Info

Article type:

Original Research

How to cite this article:

Golmeshki, M., Farokhbakht Foomany, A., Taleghani, M., & Delafrooz, N. (2027). A Recommender System for Developing Marketing Strategies for Online Products Based on Sentiment Analysis of User Reviews Using Deep Learning Algorithms. *Journal of Technology in Entrepreneurship and Strategic Management*, 6(1), 1-24.



© 2027 the authors. Published by KMAN Publication Inc. (KMANPUB), Ontario, Canada. This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

ABSTRACT

This study aimed to develop a recommender system for formulating marketing strategies for online products based on sentiment analysis of user reviews and to compare the performance of deep learning algorithms in predicting product sales. This applied, descriptive-analytical study was based on textual data obtained from users of an online store. User reviews of products were employed as the primary input data, and the sentiments expressed in the reviews were classified into positive, negative, and neutral categories. Three deep learning algorithms—Convolutional Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN), and Long Short-Term Memory (LSTM)—were implemented for sentiment analysis and sales prediction. The model incorporated product- and review-related features, including user sentiment, price, brand, quality, delivery, packaging, support, warranty, and other product characteristics. Model performance was comparatively evaluated using accuracy, precision, F1-score, recall, confusion matrices, and receiver operating characteristic (ROC) curves. Comparative results demonstrated that CNN achieved the strongest overall performance, followed by LSTM and RNN. Accuracy values were 0.966, 0.960, and 0.953 for CNN, LSTM, and RNN, respectively. Corresponding precision values were 0.956, 0.954, and 0.944; F1-scores were 0.931, 0.917, and 0.904; and recall values were 0.964, 0.957, and 0.949. The confusion-matrix and ROC analyses further supported the relative superiority of CNN in classification and prediction. Feature-importance analysis based on the CNN model indicated that other users' comments had the greatest contribution to classification, followed by user sentiment, delivery, brand, and packaging. Sentiment analysis of user reviews using deep learning algorithms, particularly CNN, can provide an effective analytical basis for predicting product sales and developing recommender systems that support product-specific marketing strategy formulation in online retail environments.

Keywords: Recommender system; Marketing strategy; Online products; Sentiment analysis; User reviews; Deep learning; Convolutional neural network.

Extended Abstract

Introduction

The rapid expansion of e-commerce and digital retailing has fundamentally transformed the relationship between businesses and consumers. Online stores no longer rely solely on conventional market research, sales reports, or managerial judgment to understand customer preferences. Instead, they continuously generate large volumes of user-created data through product ratings, reviews, comments, recommendations, complaints, and post-purchase feedback. Among these data sources, online customer reviews are particularly valuable because they capture consumers' direct perceptions of products and services and may reveal needs that cannot be readily identified through conventional sales indicators. Mining online reviews can therefore provide businesses with actionable knowledge regarding customer requirements, perceived product strengths and weaknesses, and emerging market expectations (Shi & Yu, 2022). Moreover, online customer reviews and electronic service quality have been shown to play important roles in consumers' purchasing decisions, reinforcing the strategic relevance of user-generated content in electronic commerce (Sudirjo et al., 2023).

The growing influence of electronic reviews has created a need for analytical systems capable of transforming large volumes of unstructured textual information into useful managerial knowledge. Electronic reviews can affect customer satisfaction, purchase intention, perceived risk, and purchasing decisions, while their informational capacity can be examined through advanced analytical models integrating statistical and machine-learning techniques (Quan et al., 2023). Nevertheless, manually examining thousands of customer comments is time-consuming, inconsistent, and impractical for large online retailers. Sentiment analysis has consequently emerged as an important application of natural language processing that allows computational systems to determine whether textual content reflects positive, negative, or neutral attitudes. Recent developments indicate that sentiment analysis has progressively evolved from lexicon-based and conventional machine-learning methods toward more sophisticated deep learning and language-model architectures capable of extracting complex contextual and semantic patterns from textual data (Kumar et al., 2025).

An important development in this field has been the transition from general sentiment classification toward aspect-based sentiment analysis. Consumers frequently evaluate several characteristics of a product simultaneously; for example, they may express satisfaction with product quality while criticizing price, packaging, delivery, or after-sales support. Aspect-based sentiment analysis allows these different components of consumer experience to be distinguished and evaluated separately, thereby generating more detailed information for managerial decision-making (Abubakar & Shahzad, 2024). BERT-based approaches have further strengthened the capacity of analytical systems to identify sentiment associated with particular aspects of products by taking contextual relationships among words into account (Tiwari et al., 2023). More recent research has also emphasized implicit aspect-based sentiment analysis, in which the aspect being evaluated is not explicitly mentioned but must be inferred from the semantic context of the review (Jia et al., 2026).

The development of multidomain and multilingual datasets has additionally demonstrated that consumer sentiment is influenced by linguistic and product-domain characteristics, making generalizability an important challenge in sentiment analysis (Lee, 2026). Simultaneously, contemporary language models have enhanced the ability of artificial intelligence systems to process contextual meaning, semantic dependencies, and complex natural-language structures (Oralbekova et al., 2023). Fine-

tuned BERT models, for example, have demonstrated substantial effectiveness in classifying helpful and unhelpful online reviews, indicating that customer-generated text can be systematically processed to identify information of greater value for electronic commerce applications (Bilal & Almazroi, 2023). AI-driven sentiment analysis has also been applied to product reviews to extract consumer insights that can contribute to product design and improvement (Vadla et al., 2024).

Deep learning algorithms are particularly appropriate for sentiment analysis because of their capacity to automatically identify complex representations in textual data. Intelligent systems based on deep learning have demonstrated strong performance in classifying sentiments expressed in e-commerce product reviews (Alzahrani et al., 2022). Hybrid feature-extraction approaches have similarly indicated that combining complementary textual characteristics within deep learning architectures can improve consumer sentiment classification (Kaur & Sharma, 2023). Optimization techniques have also been integrated with deep learning models to improve sentiment classification performance in online product reviews (Elangovan & Subedha, 2023). These developments suggest that convolutional neural networks (CNN), recurrent neural networks (RNN), and long short-term memory networks (LSTM) can provide useful methodological foundations for transforming consumer comments into structured information.

Importantly, the managerial value of sentiment analysis depends on connecting extracted emotions with market-related outcomes. Sentiment information can contribute to understanding customer purchase intentions and to optimizing the manner in which products are presented to consumers (Sun et al., 2026). Furthermore, sentiment analysis can be integrated into e-commerce recommender systems, enabling user-generated information to contribute to more informed recommendations and decisions (Loukili et al., 2023). However, much of the existing literature has focused separately on sentiment classification, recommendation, product design, review usefulness, or purchasing behavior. Comparatively less attention has been devoted to integrating sentiment analysis, sales prediction, influential feature identification, and marketing strategy formulation within a unified managerial recommender system. Therefore, the present study aimed to develop a recommender system for formulating marketing strategies for online products based on sentiment analysis of user reviews and to compare the performance of CNN, RNN, and LSTM deep learning algorithms in predicting product sales and identifying influential product-related features.

Methods and Materials

The present research was an applied study using a descriptive-analytical and computational approach. The data consisted of user reviews related to products offered by a major online retail store. User-generated comments were treated as the primary textual dataset for sentiment analysis, with products selected from popular and frequently purchased categories, including electronic devices and household-related products. The collected reviews contained users' opinions, suggestions, complaints, experiences, and emotional evaluations of products.

The analytical framework classified user sentiment into three principal categories: positive, negative, and neutral. In addition to overall sentiment, the model incorporated product- and service-related features extracted from reviews. These included user sentiment, product size, brand, price, emotion, facilities, quality, purchasing process, reception time, economic value, overall efficiency, other users' comments, appearance, installation, adjustment, support, packaging, warranty, return possibility, accessories, and delivery.

Three deep learning algorithms were implemented: CNN, LSTM, and RNN. The algorithms were developed and executed in Python and used to classify sentiment-related information and predict product sales based on customer reviews. Model performance was assessed through several complementary classification metrics, including accuracy, precision, F1-score, and recall. Confusion matrices were examined to evaluate correct and incorrect classifications, while receiver operating characteristic curves were used to compare prediction performance. Feature-importance analysis was subsequently conducted for each algorithm to identify the variables contributing most strongly to classification and prediction. The algorithm demonstrating the best overall performance across evaluation criteria was considered the primary basis for the proposed marketing recommender system.

Findings

The findings demonstrated high predictive performance for all three deep learning algorithms, although CNN consistently produced the strongest results. CNN achieved an accuracy of 0.966, compared with 0.960 for LSTM and 0.953 for RNN. Precision was 0.956 for CNN, 0.954 for LSTM, and 0.944 for RNN. The corresponding F1-scores were 0.931, 0.917, and 0.904, respectively, while recall values were 0.964 for CNN, 0.957 for LSTM, and 0.949 for RNN. Thus, CNN ranked first across all four performance indicators, followed by LSTM and RNN.

Confusion-matrix analysis further supported the superiority of CNN. For CNN, 77 observations in one class and 68 observations in the second class were correctly classified, with only five observations misclassified. LSTM also correctly classified 77 observations in the first class but classified 67 observations correctly in the second class, with six misclassifications. RNN showed the greatest classification error among the three models, with seven misclassified observations and 66 correctly classified observations in the second class. Despite these differences, the confusion matrices indicated relatively strong performance for all models.

The ROC analysis similarly demonstrated favorable prediction patterns for all three algorithms, with CNN exhibiting the strongest overall discrimination and the highest level of correctly identified positive cases. Taken together, the accuracy measures, confusion matrices, and ROC curves consistently identified CNN as the most effective model.

Feature-importance analysis revealed that other users' comments represented the most influential variable in the CNN model. User sentiment and delivery were the next most important factors, followed by brand and packaging. Price, support, product size, installation, and accessories also contributed to classification, although to a lesser extent. In the LSTM model, other users' comments again demonstrated the greatest importance, followed by delivery and user sentiment. The RNN results similarly identified other users' comments as the dominant feature and also indicated a contribution from delivery. Because CNN demonstrated the strongest overall predictive performance, its feature-ranking results were treated as the primary basis for interpretation and development of the recommender system.

Overall, the results indicated a meaningful relationship between the sentiments expressed by users and product sales. Positive sentiments were associated with more favorable sales conditions, negative sentiments with weaker sales conditions, and neutral sentiments with intermediate outcomes. These patterns demonstrated the feasibility of using customer sentiment and product-related review features as inputs for recommending marketing strategies for online products.

Discussion and Conclusion

The results demonstrate that user-generated reviews can serve as an effective source of predictive information for marketing decision-making in online retail environments. The high accuracy obtained by all three algorithms indicates that customer sentiment and related product characteristics contain structured patterns that can be computationally identified and connected to product sales. Most importantly, CNN achieved the highest accuracy, precision, F1-score, and recall, while its superior performance was also supported by the confusion matrix and ROC analysis. This convergence across multiple evaluation criteria provides a stronger basis for selecting CNN than reliance on accuracy alone.

The comparative superiority of CNN may be explained by its ability to extract salient local patterns from textual data. Customer reviews frequently contain short combinations of words and expressions that strongly represent satisfaction, dissatisfaction, product quality, service problems, or purchase experiences. Convolutional operations can identify such patterns efficiently and convert them into discriminative features for classification. LSTM and RNN also achieved strong performance, indicating that sequential dependencies within review text are valuable; however, the present dataset appears to have favored the feature-extraction capabilities of CNN.

Another important finding was the dominant contribution of other users' comments to prediction. This result highlights the social dimension of electronic purchasing behavior. In online shopping environments, consumers cannot always physically examine products before purchase and therefore rely on the experiences of previous buyers to reduce uncertainty. Reviews consequently function both as expressions of individual experience and as informational cues capable of shaping the perceptions of subsequent consumers. The prominent roles of delivery, user sentiment, brand, and packaging further show that consumers evaluate the total purchasing experience rather than the physical product alone.

These results have important implications for marketing strategy formulation. A negative sentiment pattern associated primarily with delivery requires a different managerial response from negative sentiment associated with quality, price, or packaging. Consequently, a recommender system should not merely label products as positively or negatively evaluated; it should identify the specific factors contributing to those evaluations and translate them into managerial priorities. In this manner, sentiment analysis can support targeted interventions in pricing, logistics, branding, packaging, customer support, product development, or promotional communication.

The findings also demonstrate the potential value of continuously monitoring customer reviews. Because online comments are generated dynamically, sentiment analysis can provide managers with an evolving representation of consumer responses. Changes in sentiment may therefore function as early indicators of emerging product problems or improving market acceptance. When integrated with sales information, such a system can support more responsive and data-driven marketing strategies.

In conclusion, the study demonstrated that deep learning-based sentiment analysis provides a viable foundation for developing a marketing recommender system for online retail products. Although CNN, LSTM, and RNN all showed strong predictive performance, CNN produced the best overall results and was therefore identified as the most appropriate algorithm among the models examined. The findings further showed that other users' comments, user sentiment, delivery, brand, and packaging were among the most influential variables for classification and prediction. Accordingly, integrating sentiment analysis with product sales information can transform unstructured customer reviews into actionable marketing

intelligence and assist online retailers in developing product-specific, evidence-based marketing strategies.

ارائه یک سیستم توصیه گر برای تدوین استراتژی های بازاریابی محصولات آنلاین بر اساس تحلیل عواطف نظرات کاربران با استفاده از الگوریتم های یادگیری عمیق

مریم گلمشکی^۱، علیرضا فرخ بخت فومنی^{۲*}، محمد طالقانی^۳، نرگس دل افروز^۱

۱. گروه مدیریت بازرگانی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران
۲. گروه مدیریت بازرگانی، واحد بندر انزلی، دانشگاه آزاد اسلامی، بندر انزلی، ایران
۳. گروه مدیریت صنعتی، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران

*ایمیل نویسنده مسئول: alirezafarokhbakht@iau.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله

پژوهشی/اصلی

نحوه استناد به این مقاله:

گلمشکی، مریم، فرخ بخت فومنی، علیرضا، طالقانی، محمد، و دل افروز، نرگس. (۱۴۰۶). ارائه یک سیستم توصیه گر برای تدوین استراتژی های بازاریابی محصولات آنلاین بر اساس تحلیل عواطف نظرات کاربران با استفاده از الگوریتم های یادگیری عمیق. تکنولوژی در کار آفرینی و مدیریت استراتژیک، ۶(۱)، ۲۴-۱.



© ۱۴۰۶ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

هدف پژوهش حاضر ارائه یک سیستم توصیه گر برای تدوین استراتژی های بازاریابی محصولات آنلاین بر مبنای تحلیل عواطف نظرات کاربران و مقایسه عملکرد الگوریتم های یادگیری عمیق در پیش بینی فروش محصولات بود. این پژوهش از نظر هدف کاربردی و از نظر روش توصیفی-تحلیلی و مبتنی بر تحلیل داده های متنی کاربران یک فروشگاه آنلاین بود. نظرات کاربران درباره محصولات به عنوان داده های ورودی در نظر گرفته شد و عواطف موجود در آنها در سه طبقه مثبت، منفی و خنثی دسته بندی گردید. برای تحلیل عواطف و پیش بینی فروش از سه الگوریتم یادگیری عمیق شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)، شبکه عصبی بازگشتی (RNN) و حافظه کوتاه مدت بلند (LSTM) استفاده شد. ویژگی های مرتبط با نظرات کاربران شامل احساسات کاربر، قیمت، برند، کیفیت، تحویل، بسته بندی، پشتیبانی، گارانتی و سایر ویژگی های مرتبط با محصول بود. عملکرد مدل ها با معیارهای Accuracy، Precision، F1-score، Recall، score، ماتریس سردرگمی و منحنی ROC ارزیابی و مقایسه شد. مقایسه الگوریتم ها نشان داد CNN در مجموع عملکرد بهتری نسبت به LSTM و RNN داشت. مقدار Accuracy برای CNN، LSTM و RNN به ترتیب ۰.۹۶۶، ۰.۹۶۰ و ۰.۹۵۳ بود؛ همچنین Precision به ترتیب ۰.۹۵۶، ۰.۹۵۴ و ۰.۹۴۴، F1-score برابر با ۰.۹۳۱، ۰.۹۱۷ و ۰.۹۰۴ و Recall برابر با ۰.۹۶۴، ۰.۹۵۷ و ۰.۹۴۹ به دست آمد. نتایج ماتریس سردرگمی و منحنی ROC نیز برتری نسبی CNN را تأیید کرد. بر اساس مدل CNN، «نظرات دیگران» بیشترین اهمیت را در طبقه بندی داشت و پس از آن احساسات کاربران، تحویل، برند و بسته بندی از عوامل اثرگذارتر بودند. تحلیل عواطف نظرات کاربران با استفاده از الگوریتم های یادگیری عمیق، به ویژه CNN، می تواند مبنای مناسبی برای پیش بینی وضعیت فروش و توسعه یک سیستم توصیه گر جهت تدوین استراتژی های بازاریابی متناسب با محصولات در فروشگاه های آنلاین فراهم کند.

کلیدواژگان: سیستم توصیه گر؛ استراتژی بازاریابی؛ محصولات آنلاین؛ تحلیل عواطف؛ نظرات کاربران؛ یادگیری عمیق؛ CNN.

مقدمه

تحول شتابان فناوری‌های دیجیتال و گسترش تجارت الکترونیک، شیوه تعامل میان کسب‌وکارها و مشتریان را به‌طور بنیادین تغییر داده است. در محیط‌های سنتی، سازمان‌ها برای شناخت ترجیحات مشتریان عمدتاً به ابزارهایی مانند تحقیقات بازار، پرسشنامه‌ها، مصاحبه‌ها، آمار فروش و قضاوت کارشناسان بازاریابی متکی بودند؛ اما در فروشگاه‌های آنلاین، هر تعامل مشتری می‌تواند به یک منبع داده تبدیل شود. مشاهده محصول، مقایسه گزینه‌ها، ثبت امتیاز، درج نظر، بیان رضایت یا نارضایتی و ارائه پیشنهاد درباره ویژگی‌های کالا، حجم گسترده‌ای از داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته را ایجاد می‌کند که می‌تواند برای شناخت دقیق‌تر نیازها و انتظارات بازار مورد استفاده قرار گیرد. در این میان، نظرات آنلاین کاربران از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند، زیرا برخلاف بسیاری از شاخص‌های رفتاری که صرفاً نشان می‌دهند مشتری چه اقدامی انجام داده است، متن نظرات می‌تواند دلایل، برداشت‌ها، ترجیحات و ارزیابی‌های نهفته در پس آن رفتار را نیز آشکار سازد. پژوهش‌های حوزه داده‌کاوی نظرات آنلاین نیز نشان داده‌اند که استخراج تقاضاها و نیازهای کاربران از این داده‌ها می‌تواند اطلاعات ارزشمندی برای تصمیم‌گیری درباره محصول و بازار فراهم کند (Shi & Yu, 2022).

در فضای رقابتی تجارت الکترونیک، صرف عرضه محصولات متنوع برای دستیابی به موفقیت پایدار کافی نیست و کسب‌وکارها نیازمند تدوین استراتژی‌های بازاریابی متناسب با شرایط بازار، ویژگی‌های محصول و ترجیحات مشتریان هستند. استراتژی بازاریابی زمانی اثربخش خواهد بود که بر مبنای شناخت واقعی از نگرش مصرف‌کنندگان و نه صرفاً فرضیات مدیریتی تدوین شود. این موضوع در فروشگاه‌های آنلاین اهمیت بیشتری پیدا می‌کند، زیرا مشتری پیش از خرید به حجم زیادی از اطلاعات، امتیازها و نظرات سایر مصرف‌کنندگان دسترسی دارد و تصمیم او می‌تواند تحت تأثیر ارزیابی‌های مثبت و منفی منتشرشده در محیط دیجیتال قرار گیرد. مطالعه روابط میان مرورهای آنلاین، کیفیت خدمات الکترونیکی و تصمیم خرید نیز بر نقش معنادار اطلاعات ایجادشده توسط مشتریان در شکل‌گیری تصمیمات خرید در تجارت الکترونیک تأکید کرده است (Sudirjo et al., 2023). همچنین، بررسی قابلیت مرورهای الکترونیکی در خرید آنلاین نشان می‌دهد که داده‌های حاصل از نظرات کاربران می‌توانند در تحلیل رفتار و نیت خرید مشتریان به‌عنوان یکی از ورودی‌های کلیدی مدل‌های تصمیم‌گیری مورد توجه قرار گیرند (Quan et al., 2023).

یکی از مهم‌ترین چالش‌ها در استفاده مدیریتی از نظرات کاربران، حجم بسیار زیاد، ماهیت غیرساختاریافته و تنوع زبانی و معنایی این داده‌ها است. بررسی دستی هزاران یا میلیون‌ها نظر برای مدیران بازاریابی عملاً امکان‌پذیر نیست و حتی در صورت امکان، قضاوت انسانی ممکن است با سوگیری، ناهماهنگی و محدودیت زمانی همراه باشد. از این‌رو، تحلیل عواطف یا تحلیل احساسات به‌عنوان یکی از حوزه‌های مهم پردازش زبان طبیعی و هوش مصنوعی، امکان استخراج نظام‌مند جهت‌گیری‌های عاطفی از داده‌های متنی را فراهم کرده است. تحلیل عواطف در ساده‌ترین سطح، متن را بر اساس جهت‌گیری مثبت، منفی یا خنثی طبقه‌بندی می‌کند؛ با این حال، توسعه روش‌های جدید سبب شده است این حوزه از طبقه‌بندی ساده قطبیت به سمت شناسایی جنبه‌های مختلف محصول، شدت احساس، روابط معنایی و ابعاد پیچیده‌تر تجربه مصرف‌کننده حرکت کند. مرور جامع تکنیک‌های در حال تحول تحلیل عواطف نشان می‌دهد که این حوزه از روش‌های سنتی مبتنی بر واژگان و الگوریتم‌های کلاسیک یادگیری ماشین به سمت معماری‌های یادگیری عمیق و مدل‌های زبانی پیشرفته حرکت کرده است (Kumar et al., 2025).

اهمیت تحلیل عواطف در تجارت الکترونیک از آنجا ناشی می‌شود که مشتریان معمولاً دیدگاه خود را صرفاً در قالب یک ارزیابی کلی بیان نمی‌کنند، بلکه درباره جنبه‌های مختلف محصول و خدمت اظهارنظر می‌کنند. برای مثال، ممکن است یک کاربر از کیفیت محصول رضایت

داشته باشد اما درباره قیمت، بسته‌بندی، زمان تحویل یا خدمات پس از فروش نگرش منفی ابراز کند. بنابراین، طبقه‌بندی کلی یک نظر به‌عنوان «مثبت» یا «منفی» همیشه برای تصمیم‌گیری بازاریابی کفایت نمی‌کند. تحلیل عواطف مبتنی بر جنبه تلاش می‌کند احساسات بیان‌شده نسبت به مؤلفه‌ها یا ویژگی‌های مشخص محصول را شناسایی کند و در نتیجه اطلاعات دقیق‌تری برای مدیریت فراهم سازد. مطالعه تحلیل عواطف مبتنی بر جنبه در نظرات محصولات نیز بر اهمیت تفکیک مؤلفه‌های مختلف تجربه مشتری و تحلیل نگرش نسبت به هر یک از این مؤلفه‌ها تأکید کرده است (Abubakar & Shahzad, 2024). همچنین، پژوهش‌های مقایسه‌ای مبتنی بر مدل BERT نشان داده‌اند که مدل‌های زبانی عمیق ظرفیت قابل‌توجهی برای تحلیل عواطف مبتنی بر جنبه و استخراج روابط معنایی پیچیده از متون دارند (Tiwari et al., 2023).

با پیچیده‌تر شدن محیط دیجیتال، توجه از جنبه‌های صریح به جنبه‌های ضمنی نیز گسترش یافته است. در بسیاری از نظرات کاربران، ویژگی مورد ارزیابی به‌طور مستقیم نام برده نمی‌شود، بلکه از طریق ساختار جمله و معنای ضمنی قابل استنباط است. برای نمونه، عبارتی مانند «پس از چند دقیقه استفاده شارژ تمام شد» ممکن است بدون ذکر مستقیم واژه «باتری»، نگرشی منفی نسبت به عملکرد باتری محصول را منعکس کند. مرور نظام‌مند تحلیل عواطف مبتنی بر جنبه‌های ضمنی نشان می‌دهد که شناسایی این روابط پنهان یکی از مسائل مهم و در حال توسعه در تحلیل عواطف است و نیازمند مدل‌هایی است که بتوانند فراتر از واژگان صریح، زمینه و ساختار معنایی متن را درک کنند (Jia et al., 2026). چنین تحولی نشان می‌دهد که تحلیل عواطف برای کاربردهای بازاریابی باید از رویکردهای ساده شمارش واژه‌ها عبور کرده و به سمت مدل‌هایی حرکت کند که قادر به بازنمایی دقیق‌تر تجربه و نگرش واقعی مصرف‌کننده باشند.

در کنار پیچیدگی معنایی، تنوع زبان‌ها، حوزه‌های محصول و ساختارهای فرهنگی نیز از دیگر چالش‌های تحلیل عواطف به شمار می‌رود. مدل‌هایی که بر روی یک زبان یا یک گروه محدود از محصولات آموزش دیده‌اند، الزاماً در سایر زبان‌ها و حوزه‌های تجاری عملکرد مشابهی ندارند. توسعه مجموعه داده‌های چندزبانه و چندحوزه‌ای برای تحلیل عواطف بعدمحور، پاسخی به همین مسئله است و نشان می‌دهد که قابلیت تعمیم مدل‌های تحلیل عواطف در شرایط واقعی تجارت الکترونیک نیازمند توجه به تفاوت‌های زبانی و حوزه‌ای است (Lee, 2026). این مسئله برای فروشگاه‌های آنلاین بزرگ که هم‌زمان محصولات متنوعی مانند لوازم الکترونیکی، تجهیزات خانگی، ابزارهای دیجیتال و سایر کالاها را عرضه می‌کنند، اهمیت بیشتری دارد؛ زیرا نوع واژگان، انتظارات و معیارهای ارزشیابی مشتری می‌تواند از یک گروه محصول به گروه دیگر متفاوت باشد.

پیشرفت مدل‌های زبانی نیز افق‌های جدیدی را برای تحلیل داده‌های متنی کاربران ایجاد کرده است. رویکردهای معاصر در توسعه مدل‌های زبان نشان می‌دهند که افزایش توان مدل‌ها در بازنمایی زمینه، معنا و روابط میان واژگان، امکان تحلیل دقیق‌تر متن و استخراج اطلاعات پیچیده‌تر را فراهم کرده است (Oralbekova et al., 2023). یکی از نمونه‌های مهم این تحول، استفاده از مدل‌های مبتنی بر Transformer مانند BERT است که با توجه هم‌زمان به بافت کلمات می‌توانند معنای آنها را متناسب با جمله تفسیر کنند. پژوهش انجام‌شده درباره طبقه‌بندی مرورهای مفید و غیرمفید مشتریان با استفاده از BERT تنظیم‌شده نیز نشان داده است که مدل‌های پیش‌آموزش‌دیده زبانی قابلیت استفاده در طبقه‌بندی اطلاعات ارزشمند موجود در نظرات تجارت الکترونیک را دارند (Bilal & Almazroi, 2023). این ظرفیت می‌تواند به پالایش داده‌های ورودی سیستم‌های تصمیم‌یار کمک کند، زیرا همه نظرات کاربران از نظر ارزش اطلاعاتی یکسان نیستند.

کاربرد هوش مصنوعی در تحلیل نظرات مشتریان تنها به پیش‌بینی قطبیت عاطفی محدود نمی‌شود، بلکه می‌تواند مستقیماً با طراحی و بهبود محصولات نیز پیوند پیدا کند. تحلیل نظرات آمازون با استفاده از BERT نشان داده است که تحلیل مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند برای استخراج دیدگاه‌های مشتریان و پشتیبانی از فرآیندهای مرتبط با توسعه و طراحی محصول مورد استفاده قرار گیرد (Vadla et al., 2023).

2024). از دیدگاه بازاریابی، این امر اهمیت زیادی دارد، زیرا تصمیمات مربوط به محصول، قیمت، ارتباطات بازاریابی، خدمات و توزیع زمانی اثربخش‌تر هستند که بازخورد واقعی مشتری در آنها لحاظ شود. بنابراین، تحلیل عواطف را می‌توان حلقه واسط میان «صدای مشتری» و «اقدام مدیریتی» دانست؛ حلقه‌ای که در صورت ادغام با مدل‌های تحلیلی و سیستم‌های توصیه‌گر، می‌تواند از سطح گزارش‌گیری توصیفی فراتر رفته و به ابزار پشتیبان تصمیم تبدیل شود.

یادگیری عمیق یکی از مهم‌ترین فناوری‌هایی است که زمینه‌چین‌گذار عملیاتی را فراهم کرده است. برخلاف بسیاری از روش‌های سنتی که نیازمند استخراج دستی یا مهندسی گسترده ویژگی‌ها هستند، شبکه‌های عصبی عمیق می‌توانند بازنمایی‌های پیچیده‌ای از داده‌های متنی را یاد بگیرند و الگوهای پنهان میان واژگان، عواطف و برچسب‌های خروجی را استخراج کنند. توسعه سیستم‌های هوشمند مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای تحلیل عواطف نظرات محصولات تجارت الکترونیک نیز مؤید ظرفیت این الگوریتم‌ها برای پردازش داده‌های حاصل از مرورهای آنلاین است (Alzahrani et al., 2022). در میان معماری‌های رایج، شبکه‌های عصبی کانولوشنی یا CNN می‌توانند الگوهای محلی مهم در توالی‌های متنی را شناسایی کنند، درحالی‌که شبکه‌های عصبی بازگشتی یا RNN برای پردازش توالی‌ها و وابستگی‌های زمانی و متنی طراحی شده‌اند و شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت بلند یا LSTM با هدف مدیریت بهتر وابستگی‌های طولانی‌تر در توالی داده‌ها توسعه یافته‌اند.

کاربرد معماری‌های یادگیری عمیق در تحلیل عواطف مصرف‌کنندگان طی سال‌های اخیر در قالب روش‌های ترکیبی نیز گسترش یافته است. مدل‌های مبتنی بر استخراج ویژگی ترکیبی نشان داده‌اند که ادغام انواع مختلف ویژگی‌های متنی با یادگیری عمیق می‌تواند برای تحلیل احساس مصرف‌کنندگان مفید باشد (Kaur & Sharma, 2023). همچنین، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری در کنار مدل‌های یادگیری عمیق، مسیر دیگری برای ارتقای فرایند تحلیل عواطف محسوب می‌شود. الگوی ترکیبی بهینه‌سازی تطبیقی و یادگیری عمیق برای تحلیل عواطف نظرات آنلاین محصولات نمونه‌ای از تلاش برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل و افزایش اثربخشی طبقه‌بندی است (Elangovan & Subedha, 2023). این رویکردها بیانگر آن هستند که انتخاب الگوریتم مناسب تنها یکی از مراحل طراحی سیستم بوده و بهینه‌سازی مدل، انتخاب ویژگی‌ها و ارزیابی چندمعیاره عملکرد نیز برای دستیابی به یک سیستم قابل اتکا اهمیت دارند.

از سوی دیگر، یک مدل تحلیل عواطف در صورتی برای مدیریت بازاریابی ارزشمند خواهد بود که خروجی آن با رفتار بازار و شاخص‌هایی مانند قصد خرید یا فروش محصول ارتباط برقرار کند. پژوهش‌های جدید نشان داده‌اند که تحلیل احساس نه‌تنها برای تفسیر بازخورد کاربران، بلکه برای بهینه‌سازی نحوه ارائه اطلاعات محصول و بررسی پیامدهای آن بر قصد خرید مشتری نیز قابل استفاده است (Sun et al., 2026). این دیدگاه موجب می‌شود تحلیل عواطف از یک مسئله صرفاً فنی در پردازش زبان طبیعی به یک متغیر تصمیم‌ساز در بازاریابی تبدیل شود. در چنین چارچوبی، احساسات مثبت می‌توانند نشانه‌ای از پذیرش مطلوب محصول، رضایت از ویژگی‌ها یا تناسب ارزش ادراک‌شده باشند، درحالی‌که احساسات منفی می‌توانند کاستی‌های محصول یا خدمت را آشکار سازند و احساسات خنثی نیز ممکن است بیانگر نبود مزیت متمایزکننده یا تجربه‌ای متوسط باشند. بنابراین، استخراج و طبقه‌بندی این اطلاعات می‌تواند برای تنظیم استراتژی‌های قیمت‌گذاری، بهبود ویژگی‌های محصول، اصلاح پیام‌های تبلیغاتی، تقویت خدمات پس از فروش و اولویت‌بندی حوزه‌های نیازمند مداخله مورد استفاده قرار گیرد. همچنین، سیستم‌های توصیه‌گر یکی از مهم‌ترین کاربردهای عملیاتی یادگیری ماشین در تجارت الکترونیک هستند. بخش زیادی از پژوهش‌های این حوزه بر پیشنهاد محصول به مشتری تمرکز داشته‌اند، اما ظرفیت سیستم توصیه‌گر می‌تواند فراتر از توصیه کالا به مصرف‌کننده باشد و برای ارائه توصیه مدیریتی به تصمیم‌گیرندگان نیز استفاده شود. مطالعه تحلیل عواطف مرورهای محصول برای توصیه‌گری تجارت الکترونیک نشان داده است که ترکیب تحلیل احساس با روش‌های یادگیری ماشین می‌تواند اطلاعات حاصل از ارزیابی مشتریان را به فرایند

توصیه‌گری متصل کند (Loukili et al., 2023). بر این اساس می‌توان استدلال کرد که اگر ویژگی‌های مورد توجه کاربران، جهت عاطفی نظرات و ارتباط آنها با عملکرد محصول به‌طور هم‌زمان تحلیل شوند، سیستم قادر خواهد بود به جای ارائه صرف یک برچسب عاطفی، توصیه‌هایی کاربردی برای تدوین تصمیم‌های بازاریابی تولید کند.

با وجود این پیشرفت‌ها، بخش مهمی از مطالعات موجود بر یکی از اجزای زنجیره تحلیل تمرکز داشته‌اند؛ به این معنا که برخی پژوهش‌ها بر طبقه‌بندی عواطف، برخی بر تحلیل جنبه‌های محصول، برخی بر بهبود معماری‌های یادگیری عمیق، برخی بر تشخیص مفید بودن نظرات و برخی بر ارتباط مرورهای آنلاین با رفتار خرید متمرکز بوده‌اند. در نتیجه، همچنان نیاز به چارچوب‌هایی وجود دارد که چند جزء را در قالب یک نظام تصمیم‌یار یکپارچه کنند: استخراج عواطف از نظرات کاربران، شناسایی ویژگی‌های اثرگذار، مقایسه الگوریتم‌های یادگیری عمیق، ارتباط نتایج با عملکرد فروش و در نهایت تبدیل خروجی تحلیلی به توصیه بازاریابی. چنین یکپارچه‌سازی‌ای از منظر علمی مهم است، زیرا فاصله میان مطالعات فنی تحلیل متن و نیازهای کاربردی مدیریت بازاریابی را کاهش می‌دهد، و از منظر اجرایی نیز می‌تواند مدیران را قادر سازد تصمیم‌هایی را اتخاذ کنند که بر داده‌های جاری و واقعی مشتریان استوار است.

ضرورت این موضوع در فروشگاه‌های آنلاین پر محصول آشکارتر است. در چنین فروشگاه‌هایی، مدیران با مجموعه‌ای گسترده از کالاها مواجه‌اند که هر یک ویژگی‌ها، مشتریان، مشکلات و الگوهای بازخورد متفاوتی دارند. یک استراتژی بازاریابی واحد نمی‌تواند برای همه محصولات اثربخشی یکسانی داشته باشد. برای یک محصول ممکن است برند و کیفیت عامل اصلی رضایت باشد، درحالی‌که در محصولی دیگر قیمت، بسته‌بندی، زمان تحویل، گارانتی یا پشتیبانی اهمیت بیشتری داشته باشد. از این‌رو، لازم است داده‌های کاربران در سطح ویژگی‌های محصول تحلیل شوند و اهمیت نسبی متغیرها برای پیش‌بینی وضعیت هر محصول مشخص گردد. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌تواند امکان کشف این الگوهای چندبعدی را فراهم سازد و به تولید توصیه‌های متناسب با شرایط هر محصول منجر شود.

در این چارچوب، مقایسه الگوریتم‌ها نیز اهمیت روش‌شناختی ویژه‌ای دارد. اتکا به تنها یک الگوریتم ممکن است موجب شود عملکرد سیستم بدون داشتن مبنای مقایسه‌ای ارزیابی شود. در مقابل، مقایسه شبکه‌های CNN، RNN و LSTM با استفاده از شاخص‌هایی مانند Accuracy، Precision، Recall، F1-score، ماتریس سردرگمی و منحنی ROC امکان ارزیابی جامع‌تر قدرت طبقه‌بندی و پیش‌بینی آنها را فراهم می‌کند. افزون بر این، شناسایی ویژگی‌های دارای بیشترین سهم در تصمیم الگوریتم می‌تواند تفسیر مدیریتی خروجی مدل را تقویت کند؛ زیرا مدیر بازاریابی نه تنها نیاز دارد بداند یک محصول در چه وضعیت عاطفی یا فروش قرار دارد، بلکه باید بداند کدام عوامل بیشترین نقش را در شکل‌گیری آن وضعیت ایفا می‌کنند. بدین ترتیب، پیوند میان دقت فنی مدل و قابلیت تفسیر مدیریتی آن، شرط مهمی برای تبدیل تحلیل عواطف به یک ابزار واقعی تدوین استراتژی است.

با توجه به توسعه سریع روش‌های تحلیل عواطف، حرکت از تحلیل‌های کلی به تحلیل‌های مبتنی بر جنبه و ضمنی (Jia et al., 2026)، گسترش مجموعه داده‌های چندزبانه و چندحوزه‌ای (Lee, 2026)، پیشرفت مدل‌های زبانی (Oralbekova et al., 2023)، استفاده از BERT در تحلیل نظرات محصولات (Tiwari et al., 2023; Vadla et al., 2024)، توسعه سیستم‌های هوشمند یادگیری عمیق (Alzahrani et al., 2022)، رویکردهای ترکیبی استخراج ویژگی (Kaur & Sharma, 2023)، مدل‌های بهینه‌شده فراابتکاری (Elangovan & Subedha, 2023) و شواهد مربوط به نقش مرورهای آنلاین در رفتار خرید و تصمیم‌گیری تجارت الکترونیک (Quan et al., 2023; Sudirjo et al., 2023)، زمینه نظری و فناوری مناسبی برای توسعه سیستم‌های توصیه‌گر بازاریابی مبتنی بر صدای مشتری فراهم شده است. با این حال، تبدیل این ظرفیت‌ها به یک سیستم یکپارچه که بتواند از داده‌های واقعی نظرات کاربران برای تحلیل عواطف، پیش‌بینی فروش، شناسایی عوامل اثرگذار و توصیه استراتژی‌های متناسب با هر محصول استفاده کند، همچنان نیازمند مطالعه و توسعه بیشتر است.

بنابراین، هدف پژوهش حاضر ارائه یک سیستم توصیه‌گر برای تدوین استراتژی‌های بازاریابی محصولات آنلاین بر اساس تحلیل عواطف نظرات کاربران و مقایسه عملکرد الگوریتم‌های یادگیری عمیق CNN، RNN و LSTM در پیش‌بینی فروش و شناسایی ویژگی‌های اثرگذار بر آن است.

روش پژوهش

تحقیق حاضر از نظر هدف کاربردی و از نظر جمع‌آوری اطلاعات توصیفی تحلیلی و از نوع داده به صورت کیفی می‌باشد چرا که نظرات کاربران به عنوان داده دریافت می‌شود مراحل انجام تحقیق به شرح ذیل است

شکل ۱

مراحل انجام تحقیق



متغیرهای تحقیق حاضر شامل ویژگی‌های هر کامنت ارسالی توسط کاربران در خصوص یک محصول می‌باشد که می‌تواند تعیین کننده استراتژی‌های بازاریابی باشد این مشخصه‌ها در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۱

متغیرهای مدل به صورت کلی

ردیف	عنوان	نماد	دامنه
۱	هدف	TARGET	مثبت=۴ منفی =-۲ خنثی =۲
۲	شناسه	IDS	عدد صحیح
۳	تاریخ	DATE	تاریخ انتشار هر کامنت
۴	پرچم	FLAG	در صورت عدم وجود پرس و جو مقدار NO QUERY ثبت می شود
۵	کاربر	USER	کاربر منتشر کننده کامنت
۶	متن	TEXT	متن کامنت

به صورت جزئی تر می توان متغیرهای ذیل را برای مدل ارائه شده در نظر گرفت این متغیرها تشریح کننده جزئیات بیشتری می باشند

جدول ۲

متغیرهای مدل به صورت جزئی

ردیف	متغیر	نماد
۱	احساسات کاربر	USER SENTIMENT
۲	اندازه	SIZE
۳	برند	BRAND
۴	قیمت	PRICE
۵	هیجان	EMOTION
۶	امکانات	FACILITIES
۷	کیفیت	QUALITY
۸	نحوه خرید	BUYING
۹	زمان دریافت	RECEPTION TIME
۱۰	ارزش نسبی اقتصادی	ECONOMICAL VALUE
۱۱	کارایی کلی	EFFICIENCY
۱۲	نظرات دیگران	OTHERS COMMENTS
۱۳	ظاهر	APPERANCE
۱۴	خدمات نصب و راه اندازی	INSTALLATION
۱۵	تنظیمات	ADJUSTMENT
۱۶	پشتیبانی	SUPPORT
۱۷	بسته بندی	PACKAGING
۱۸	گارانتی	GARAUNTEE
۱۹	امکان مرجوع کردن	REFFERAL
۲۰	لوازم جانبی	ACCESSORY
۲۱	تحويل	DELIVERY

در جدول ۳ مواردی اشاره شده که نظرات کاربران پیرامون آنها بیان می‌شود به عنوان مثال گارانتی، امکان مرجوع کردن، لوازم جانبی، تحویل و تنظیم و عموماً شامل طبقه بندی‌هایی می‌باشد که کاربران به آن اشاره می‌کنند و لذا این دسته بندی‌ها در قالب ۲۱ مورد در جدول فوق ارائه شده است.

جمع‌آوری اطلاعات در تحقیق حاضر با استفاده از روش کتابخانه‌ای و پایگاه داده می‌باشد در بخش کتابخانه‌ای شکاف تحقیقاتی استخراج شده و مبانی نظری و پیشینه تحقیق بدست می‌آید به منظور پیاده‌سازی الگوریتمها از دیتاست سایت فروش آنلاین استفاده می‌شود. ابزار جمع‌آوری اطلاعات در تحقیق حاضر دیتاست فروشگاه آنلاین مورد مطالعه می‌باشد که بر اساس این دیتاست تحلیل عواطف صورت می‌گیرد. در این دیتاست نظر کاربران در خصوص یک یا چند محصول مورد ارزیابی قرار می‌گیرد دیتاست مورد نظر شامل پیشنهادات نظرات، مشکلات و احساسات فردی در خصوص محصولات فروشگاه اینترنتی می‌باشد. دسته بندی عواطف به سه دسته کلی تفکیک می‌شود که به شرح ذیل است

- مثبت
- منفی
- خنثی

نمونه‌ای از واژگان حسی برای تعیین شرایط فوق می‌تواند به شرح جدول ۴ باشد

جدول ۳

نمونه‌ای از واژگان ارائه شده در دیتاست

ردیف	واژه	طبقه
۱	افتضاح	منفی
۲	عالی	مثبت
۳	شگفت‌انگیز	مثبت
۴	فوق‌العاده	مثبت
۵	قابل قبول	خنثی
۶	بد نیست	مثبت
۷	ضایع	منفی
۸	بد	منفی
۹	آشغال	منفی
۱۰	نسبتاً خوب	مثبت
۱۱	قوی	مثبت
۱۲	خوشدست	مثبت
۱۳	خشگل	مثبت
۱۴	ضعیف	منفی
۱۵	سنگین	خنثی

تحقیق حاضر شامل نظرات کاربران بر روی محصولات یک فروشگاه مهم آنلاین می‌باشد. اهمیت این فروشگاه در تنوع بالای محصولات، میزان فروش و برند شدن آن به صورت آنلاین در ذهن مخاطبین در سراسر کشور می‌باشد. نظرات کاربر بر محصولات در این فروشگاه آنلاین به عنوان جامعه آماری در نظر گرفته شده است. بنابر نظر محقق تعدادی از این نظرات به عنوان نمونه بر اساس تعدادی از محصولات انتخاب می‌شود. محصولات شامل تعدادی از محصولات فروخته شده از طریق یک فروشگاه آنلاین می‌باشد. محصولات انتخابی شامل محصولات پر طرفدار و پر فروش در فروشگاه آنلاین مورد بررسی می‌باشد چرا که ملاک نمونه گیری در تحقیق حاضر نظرات کاربران بوده و هر چه محصولی بیشتر مد نظر کاربران قرار گیرد بیشتر در معرض نظرات آنان قرار می‌گیرد. محصولاتی نظیر لوازم خانگی و وسایل الکترونیکی، موبایل و تبلت و لپتاپ محصولات مناسبی می‌باشند که می‌توانند به عنوان نمونه انتخاب شوند.

تجزیه و تحلیل داده‌ها در تحقیق حاضر با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق و فراابتکاری صورت می‌گیرد. الگوریتم‌های یادگیری عمیق مورد استفاده در تحقیق حاضر شامل موارد ذیل است

۱. الگوریتم شبکه عصبی کانولوشنی

۲. الگوریتم شبکه عصبی بازگشتی

الگوریتم شبکه عصبی کوتاه مدت بلند

یافته‌ها

در این بخش به تجزیه و تحلیل یافته‌ها پرداخته می‌شود سه الگوریتم LSTM CNN و RNN در این بخش پیاده سازی شده و اثر تحلیل عواطف بر میزان فروش محصولات با استفاده از این سه الگوریتم بررسی می‌شود تا بر اساس آن استراتژی‌های بازاریابی تدوین گردید در جدول ۵ نتایج حاصل از پیاده سازی الگوریتم‌ها ارائه شده است.

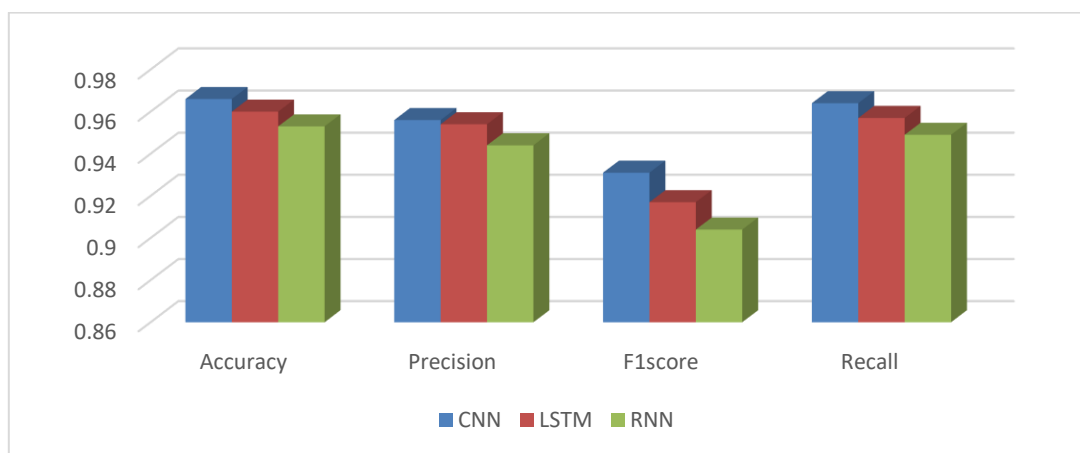
جدول ۴

مقایسه الگوریتم‌های یادگیری عمیق از نظر پیش بینی فروش محصول بر اساس تحلیل عواطف کاربران

الگوریتم‌ها	Accuracy	Precision	F1score	Recall
CNN	۰.۹۶۶	۰.۹۵۶	۰.۹۳۱	۰.۹۶۴
LSTM	۰.۹۶	۰.۹۵۴	۰.۹۱۷	۰.۹۵۷
RNN	۰.۹۵۳	۰.۹۴۴	۰.۹۰۴	۰.۹۴۹

شکل ۲

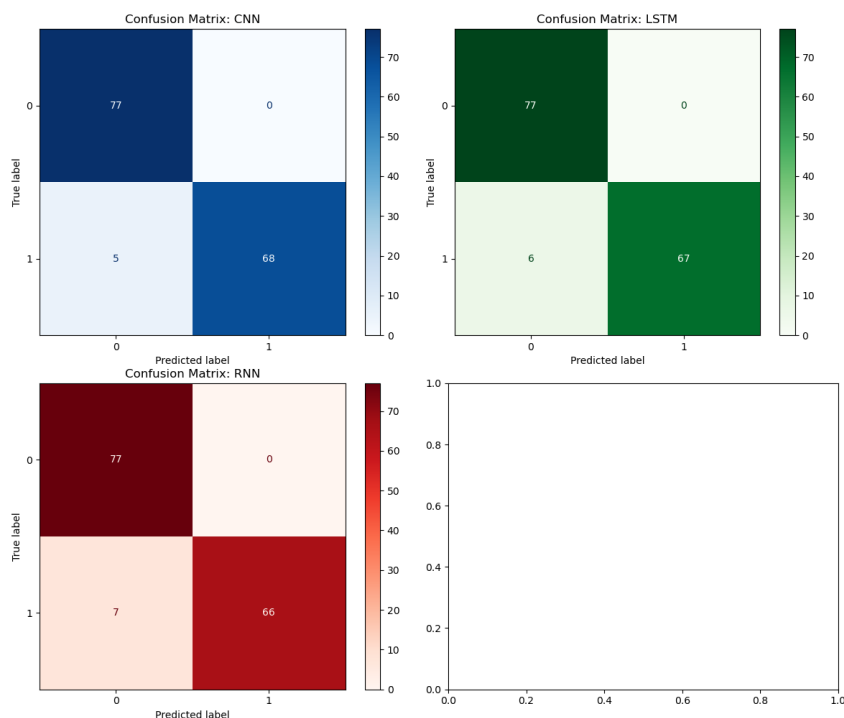
مقایسه الگوریتم‌های یادگیری عمیق از نظر پیش‌بینی فروش محصول بر اساس تحلیل عواطف کاربران



همانگونه که مشاهده می‌شود الگوریتم CNN بالاترین نتایج را از نظر هر چهار معیار بدست آورده است و پس از آن الگوریتم LSTM و سپس RNN قرار دارند باید توجه داشت تفاوت چندانی بین الگوریتم‌ها وجود نداشته و فاصله نزدیکی بین آنها از نظر هر چهار معیار مشاهده می‌شود اما در مجموع الگوریتم CNN دارای بالاترین رتبه از نظر قابلیت دسته‌بندی می‌باشد. در ادامه ماتریس سردرگمی که معیار دیگری برای تشخیص الگوریتم برتر می‌باشد ارائه می‌گردد این ماتریس در شکل ذیل ارائه شده است.

شکل ۳

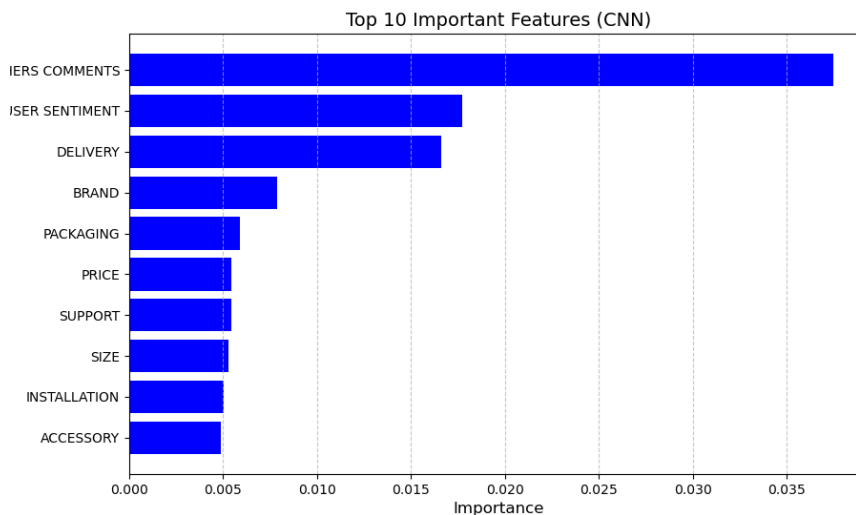
ماتریس سردرگمی



بر اساس شکل ۳ می‌توان مشاهده کرد که فاصله نزدیکی بین سه الگوریتم مورد استفاده وجود دارد در ماتریس سردرگمی مقدار قطر اصلی باید تا حد ممکن از صفر فاصله داشته باشد و قطر فرعی باید به صفر نزدیک باشد نتایج نشان می‌دهد الگوریتم CNN دارای مقادیر اندکی بهتر نسبت به سایر الگوریتمها می‌باشد و لذا بر اساس ماتریس سردرگمی نیز می‌توان شاهد عملکرد برتر الگوریتم CNN بود.

شکل ۴

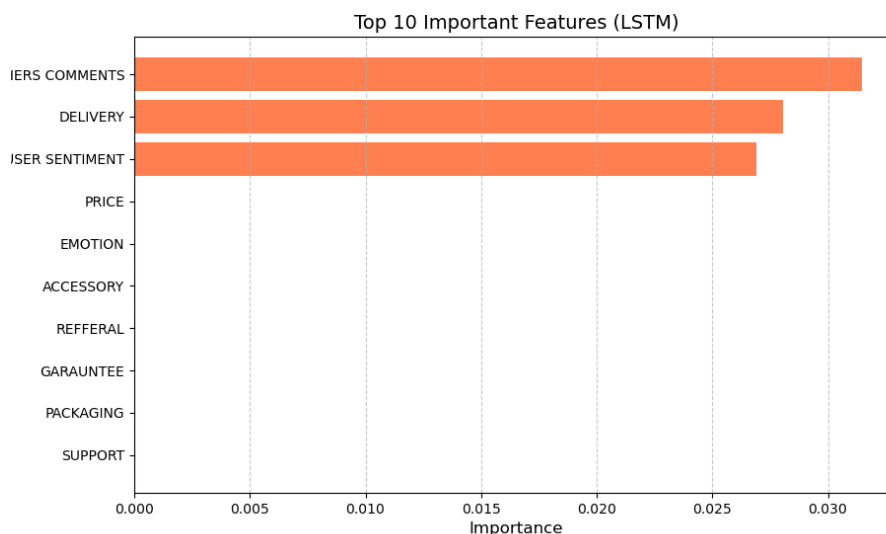
رتبه بندی ویژگی‌ها بر اساس الگوریتم CNN



بر اساس شکل ۴ مشاهده می‌شود که نظرات دیگران دارای بیشترین اهمیت بوده و پس از آن تحویل برند و بسته بندی دارای بیشترین اثر بر دسته بندی انجام شده به وسیله الگوریتم CNN می‌باشند.

شکل ۵

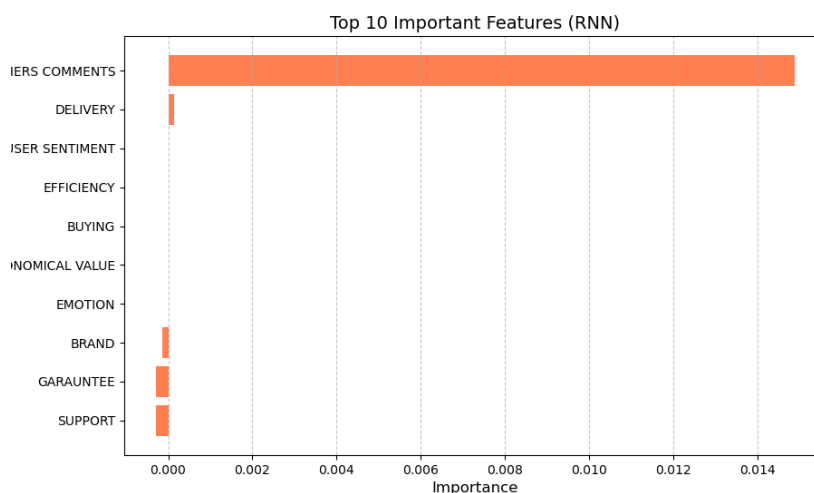
رتبه بندی ویژگی‌ها بر اساس الگوریتم LSTM



بر اساس شکل ۵ نیز مشاهده می‌شود که نظرات دیگران اثر بالایی در دسته بندی انجام شده و پس از آن تحویل دارای بیشترین اثرگذاری می‌باشد.

شکل ۶

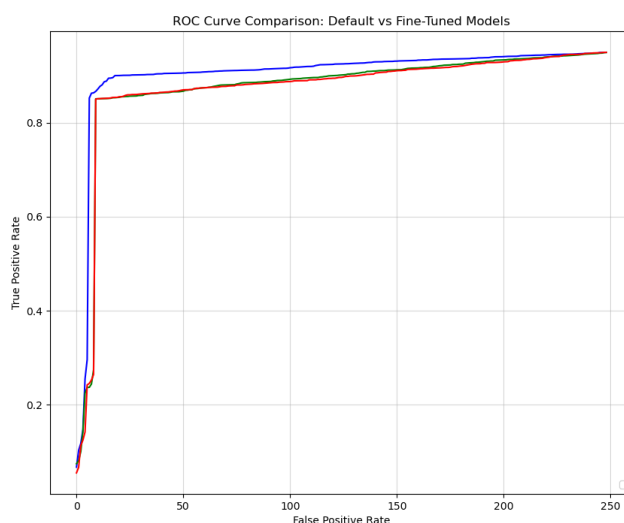
رتبه بندی ویژگی‌ها بر اساس الگوریتم RNN



نتیجه ارائه شده در شکل ۶ نیز نشانگر اثر بالای نظرات دیگران و تحویل می‌باشد لازم به ذکر است با توجه به برتری الگوریتم CNN در تحقیق حاضر نتایج رتبه بندی حاصل از این الگوریتم به عنوان معیار در نظر گرفته می‌شود و نتایج حاصل از سایر الگوریتمها معیار نمی‌باشد. در ادامه منحنی ROC ارائه می‌شود در این منحنی نشان داده می‌شود که کدام الگوریتم دارای دقت بالاتری در پیش بینی و دسته بندی انجام شده می‌باشد. نتایج در شکل ذیل ارائه شده است.

شکل ۷

منحنی ROC



بر اساس شکل ۷ می‌توان مشاهده کرد که الگوریتم CNN دارای روند پیش بینی بهتری بوده و مقادیر مثبت درست بیشتری را بدست آورده است. در مجموع شکل فوق روند مثبتی را برای دسته بندی توسط هر سه الگوریتم نشان می‌دهد چرا که مقادیر مثبت درست کاملاً برتری دارد اما در بین الگوریتم‌های مورد استفاده الگوریتم CNN دارای بیشترین میزان دقت و بیشترین میزان مثبت درست می‌باشد.

بحث و نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف ارائه یک سیستم توصیه‌گر برای تدوین استراتژی‌های بازاریابی محصولات آنلاین بر اساس تحلیل عواطف نظرات کاربران و با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق انجام شد. نتایج نشان داد که هر سه الگوریتم CNN، LSTM و RNN از توان مطلوبی برای تحلیل داده‌های مربوط به نظرات کاربران و پیش‌بینی وضعیت فروش محصولات برخوردار بودند، اما در مقایسه میان آنها، الگوریتم CNN عملکرد بهتری نشان داد. مقدار Accuracy برای CNN برابر با ۰.۹۶۶، برای LSTM برابر با ۰.۹۶۰ و برای RNN برابر با ۰.۹۵۳ بود. همچنین، مقادیر Precision به ترتیب برای این سه الگوریتم ۰.۹۵۶، ۰.۹۵۴ و ۰.۹۴۴، مقادیر F1-score برابر با ۰.۹۳۱، ۰.۹۱۷ و ۰.۹۰۴ و مقادیر Recall برابر با ۰.۹۶۴، ۰.۹۵۷ و ۰.۹۴۹ به دست آمد. نتایج ماتریس سردرگمی نیز نشان داد که CNN خطای طبقه‌بندی کمتری نسبت به دو الگوریتم دیگر داشته است و بررسی منحنی ROC نیز عملکرد بهتر این الگوریتم را در تمایز و پیش‌بینی طبقات تأیید کرد. در مجموع، یافته‌ها نشان دادند که تحلیل عواطف کاربران می‌تواند اطلاعاتی معنادار درباره وضعیت فروش محصولات فراهم کند و از این اطلاعات می‌توان برای تدوین استراتژی‌های بازاریابی مبتنی بر داده در فروشگاه‌های آنلاین استفاده کرد.

برتری نسبی CNN را می‌توان بر اساس توان این الگوریتم در استخراج الگوهای محلی و ویژگی‌های برجسته موجود در متن نظرات کاربران تبیین کرد. شبکه عصبی کانولوشنی قادر است ترکیب‌های واژگانی و الگوهایی را که در بیان رضایت، نارضایتی یا نگرش خنثی کاربران نقش دارند، شناسایی کرده و بدون وابستگی کامل به مهندسی دستی ویژگی‌ها، بازنمایی مؤثری از اطلاعات متنی ایجاد کند. یافته حاضر با نتایج Alzahrani و همکاران همسو است که نشان دادند استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌تواند به توسعه سیستم‌های هوشمند و دقیق برای تحلیل عواطف نظرات محصولات تجارت الکترونیکی منجر شود (Alzahrani et al., 2022). همچنین، Kaur و Sharma نشان دادند که ترکیب استخراج ویژگی و یادگیری عمیق می‌تواند عملکرد طبقه‌بندی عواطف مصرف‌کنندگان را بهبود بخشد و ظرفیت این رویکردها را برای استخراج ساختارهای پیچیده از متن افزایش دهد (Kaur & Sharma, 2023). بنابراین، عملکرد بهتر CNN در پژوهش حاضر را می‌توان بازتاب توان این معماری در استخراج ویژگی‌های عاطفی برجسته از نظرات و تبدیل آنها به الگوهای قابل استفاده برای پیش‌بینی دانست.

در عین حال، عملکرد مطلوب LSTM و RNN نشان می‌دهد که ساختار توالی متن نیز در تحلیل عواطف کاربران اهمیت دارد. شبکه‌های بازگشتی با حفظ اطلاعات مرتبط با توالی کلمات قادرند تا حدی معنای وابسته به زمینه را در نظر گیرند و LSTM نیز به دلیل سازوکار حافظه‌ای خود، در مدیریت وابستگی‌های طولانی‌تر موجود در متن مزیت دارد. هرچند LSTM در پژوهش حاضر اندکی ضعیف‌تر از CNN عمل کرد، میزان دقت ۰.۹۶۰ نشان‌دهنده توان قابل‌توجه آن در طبقه‌بندی داده‌ها بود. این یافته با روند کلی تحول تحلیل عواطف مطابقت دارد؛ به‌طوری‌که مرور Kumar و همکاران نشان می‌دهد روش‌های تحلیل عواطف به‌طور فزاینده از مدل‌های ساده‌تر به سمت معماری‌های یادگیری عمیق حرکت کرده‌اند، زیرا این مدل‌ها می‌توانند روابط معنایی و ساختاری پیچیده‌تری را در داده‌های متنی شناسایی کنند (Kumar et al., 2025). همچنین، استفاده از مدل‌های LSTM در تحلیل نظرات مربوط به محصولات تجارت الکترونیکی در مطالعات

پیشین نشان داده است که مدل‌های مبتنی بر توالی برای استخراج احساس از متن ظرفیت مطلوبی دارند، هرچند عملکرد نهایی آنها به زبان، نوع داده، پیش‌پردازش و ساختار مجموعه داده وابسته است.

یکی دیگر از یافته‌های مهم پژوهش حاضر، نقش بالای نظرات دیگر کاربران در طبقه‌بندی و پیش‌بینی بود. در رتبه‌بندی ویژگی‌ها بر اساس CNN، «نظرات دیگران» بیشترین اهمیت را به خود اختصاص داد و پس از آن احساسات کاربران، تحویل، برند و بسته‌بندی در رتبه‌های بعدی قرار گرفتند. در مدل LSTM نیز نظرات دیگران و تحویل از مهم‌ترین ویژگی‌ها بودند و مدل RNN نیز اهمیت زیاد نظرات دیگر کاربران را نشان داد. این نتیجه از دیدگاه رفتار مصرف‌کننده قابل تبیین است؛ زیرا در فضای تجارت الکترونیک، مشتریان معمولاً امکان ارزیابی فیزیکی محصول پیش از خرید را ندارند و در نتیجه برای کاهش عدم اطمینان به تجربه و ارزیابی سایر مصرف‌کنندگان اتکا می‌کنند. یافته حاضر با نتایج Sudirjo و همکاران همسو است که نشان دادند مرورهای آنلاین مشتریان در تصمیمات خرید در تجارت الکترونیکی نقش قابل توجهی دارند و در کنار کیفیت خدمات الکترونیکی می‌توانند رفتار مشتری را تحت تأثیر قرار دهند (Sudirjo et al., 2023). همچنین، Quan و همکاران بر قابلیت مرورهای الکترونیکی در توضیح خرید آنلاین تأکید کرده و نشان داده‌اند که اطلاعات موجود در نظرات کاربران می‌تواند در مدل‌سازی رفتار خرید و تصمیم‌گیری مصرف‌کنندگان نقش داشته باشد (Quan et al., 2023).

اهمیت «احساسات کاربر» به عنوان یکی از ویژگی‌های اصلی مدل نیز با مبانی نظری تحلیل عواطف سازگار است. نگرش مثبت، منفی یا خنثی کاربران نسبت به یک محصول صرفاً یک برچسب زبانی نیست، بلکه می‌تواند بازتاب ارزیابی آنها از کیفیت، ارزش، تجربه استفاده و احتمال توصیه محصول باشد. یافته‌های پژوهش حاضر نشان دادند که عواطف مثبت با وضعیت مطلوب‌تر فروش و عواطف منفی با وضعیت نامطلوب‌تر آن همراه هستند؛ درحالی‌که نظرات خنثی وضعیت بینابینی را نشان می‌دهند. این نتیجه با مطالعه Sun و همکاران همسو است که نشان دادند تحلیل عواطف در اطلاعات و توصیفات مرتبط با محصول می‌تواند با قصد خرید مشتری ارتباط داشته باشد و به بهینه‌سازی شیوه ارائه محصول کمک کند (Sun et al., 2026). از این منظر، احساسات استخراج شده از نظرات را می‌توان یک شاخص مکمل برای داده‌های سنتی فروش دانست که می‌تواند نشانه‌های زود هنگام از پذیرش یا نارضایتی مشتریان را در اختیار مدیران قرار دهد.

برجسته شدن عواملی مانند تحویل، برند و بسته‌بندی نیز نشان می‌دهد که نگرش مشتری به محصول در محیط آنلاین تنها تحت تأثیر ویژگی‌های ذاتی کالا قرار ندارد، بلکه تجربه کلی خرید را در بر می‌گیرد. برای مشتری آنلاین، فرایند تحویل، وضعیت بسته‌بندی، اعتبار برند، پشتیبانی، قیمت و خدمات جانبی همگی اجزای تجربه مصرف محسوب می‌شوند. در نتیجه، تحلیل عواطف زمانی ارزش مدیریتی بیشتری پیدا می‌کند که احساس کاربر نسبت به جنبه‌های مشخص محصول و خدمت تفکیک شود. این برداشت با مطالعه Abubakar و Shahzad همسو است که بر تحلیل عواطف مبتنی بر جنبه در نظرات محصولات تأکید کرده‌اند و نشان داده‌اند که ارزیابی مشتریان را می‌توان در سطح ویژگی‌های مشخص محصول تحلیل کرد (Abubakar & Shahzad, 2024). همچنین، Tiwari و همکاران با بررسی رویکردهای مبتنی بر BERT در تحلیل عواطف جنبه‌محور نشان داده‌اند که مدل‌های پیشرفته می‌توانند در شناسایی ارتباط میان جنبه‌های خاص محصول و جهت عاطفی نظرات مؤثر باشند (Tiwari et al., 2023).

این یافته از نظر توسعه استراتژی بازاریابی اهمیت مضاعف دارد؛ زیرا صرف دانستن مثبت یا منفی بودن نظر مشتری برای تصمیم‌گیری کافی نیست. مدیر باید بداند منشأ این نگرش چیست. اگر بخش عمده‌ای از عواطف منفی به زمان تحویل مربوط باشد، راهبرد مناسب الزاماً تغییر محصول یا کاهش قیمت نیست، بلکه ممکن است اصلاح لجستیک و فرایند توزیع ضرورت داشته باشد. در مقابل، اگر نگرش منفی عمدتاً بر کیفیت یا ویژگی‌های محصول متمرکز باشد، راهبرد بازاریابی باید با تصمیمات توسعه محصول هماهنگ شود. Vadla و همکاران نشان داده‌اند که تحلیل عواطف مبتنی بر هوش مصنوعی از نظرات محصولات می‌تواند اطلاعات ارزشمندی برای بهبود طراحی محصول فراهم سازد.

(Vadla et al., 2024). همچنین، Shi و Yu بر قابلیت داده کاوی نظرات آنلاین برای شناسایی نیازهای کاربران تأکید کرده اند (Shi & Yu, 2022). بنابراین، سیستم توصیه گر پیشنهادی در پژوهش حاضر می تواند از سطح تشخیص احساس فراتر رود و به ابزاری برای تشخیص زمینه های نیازمند مداخله مدیریتی تبدیل شود.

نتایج پژوهش حاضر همچنین از ضرورت حرکت به سمت تحلیل عواطف چندبعدی و زمینه محور حمایت می کند. ممکن است یک کاربر در یک نظر، هم زمان درباره چند ویژگی دیدگاه های متفاوتی داشته باشد؛ برای مثال، قیمت را مناسب اما کیفیت بسته بندی را نامطلوب بداند. در چنین شرایطی، یک طبقه بندی کلی ممکن است بخشی از اطلاعات مهم را از بین ببرد. Jia و همکاران در مرور نظام مند تحلیل عواطف مبتنی بر جنبه های ضمنی نشان داده اند که بسیاری از ارزیابی های کاربران به طور مستقیم نام ویژگی مورد نظر را بیان نمی کنند و فهم آنها نیازمند درک روابط ضمنی و زمینه ای است (Jia et al., 2026). همچنین، Lee بر توسعه مجموعه داده های چندحوزه ای و چندزبانه برای تحلیل عواطف بعدمحوّر تأکید کرده است که اهمیت توجه به تفاوت های معنایی میان حوزه های محصول و زبان های مختلف را نشان می دهد (Lee, 2026). بنابراین، اگرچه مدل حاضر عملکرد بالایی نشان داده است، توسعه آن به سمت تحلیل جنبه ای و چندبعدی می تواند توان توصیه گری سیستم را بیش از پیش افزایش دهد.

یافته مربوط به دقت بالای هر سه الگوریتم با مطالعاتی که از مدل های پیشرفته زبانی و یادگیری ماشین برای پردازش نظرات تجارت الکترونیکی استفاده کرده اند نیز همسو است. Bilal و Almazroi با استفاده از مدل BERT تنظیم شده نشان دادند که روش های مبتنی بر یادگیری عمیق می توانند در طبقه بندی مرورهای مفید و غیرمفید مشتریان اثربخشی مطلوبی داشته باشند (Bilal & Almazroi, 2023). هرچند هدف آن مطالعه با پژوهش حاضر متفاوت بود، هر دو مطالعه نشان می دهند که داده های متنی تولید شده توسط مشتریان دارای ساختارهای قابل یادگیری هستند و می توان با مدل های عمیق، اطلاعات معناداری از آنها استخراج کرد. از سوی دیگر، Oralbekova و همکاران نیز نشان داده اند که تحولات مدل های زبانی ظرفیت پردازش و تفسیر داده های طبیعی و زمینه ای را افزایش داده و زمینه را برای کاربرد گسترده تر آنها در مسائل واقعی فراهم ساخته است (Oralbekova et al., 2023). در نتیجه، یافته حاضر را می توان بخشی از روند کلی حرکت از تحلیل توصیفی نظرات به سمت سیستم های هوشمند استخراج و تفسیر خودکار بازخورد مشتری دانست.

نتایج همچنین با مطالعه Loukili و همکاران همخوان است که تحلیل عواطف نظرات محصولات را در زمینه توصیه گری تجارت الکترونیک مورد استفاده قرار دادند و نشان دادند که اطلاعات عاطفی استخراج شده از مرورهای کاربران می تواند به عملکرد سیستم های توصیه گر کمک کند (Loukili et al., 2023). تفاوت مهم پژوهش حاضر در آن است که مفهوم توصیه گری نه صرفاً برای پیشنهاد محصول به مشتری، بلکه برای کمک به مدیران در تدوین استراتژی بازاریابی مورد توجه قرار گرفته است. این جهت گیری، ارزش کاربردی یافته ها را افزایش می دهد؛ زیرا داده ای که در ابتدا برای بیان تجربه مشتری تولید شده است، به یک ورودی برای تصمیم گیری استراتژیک تبدیل می شود. به عبارت دیگر، سیستم می تواند مدیر بازاریابی را از مشاهده منفعل نظرات به سوی استفاده ساختاریافته از آنها در تصمیم سازی هدایت کند.

از سوی دیگر، نتایج حاصل از مقایسه مدل ها نشان می دهد که استفاده هم زمان از چند الگوریتم می تواند انتخاب مدل نهایی را معتبرتر سازد. برتری CNN تنها بر اساس Accuracy تعیین نشد، بلکه Precision، Recall، F1-score، ماتریس سردرگمی و منحنی ROC نیز در همان جهت قرار داشتند. این همگرایی معیارها اهمیت دارد، زیرا اتکا به تنها یک شاخص ممکن است تصویری ناقص از عملکرد یک الگوریتم ارائه دهد. Elangovan و Subedha نیز با ترکیب یادگیری عمیق و الگوریتم بهینه سازی فراابتکاری در تحلیل عواطف نظرات محصولات نشان داده اند که بهینه سازی و ارزیابی دقیق مدل می تواند در دستیابی به عملکرد بهتر نقش داشته باشد (Elangovan &

(Subedha, 2023). بنابراین، استفاده از رویکرد مقایسه‌ای در پژوهش حاضر موجب شده است انتخاب CNN به‌عنوان مدل مطلوب‌تر بر اساس مجموعه‌ای از شواهد عملکردی انجام گیرد و نه صرفاً یک شاخص منفرد.

در مجموع، یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که نظرات آنلاین کاربران می‌توانند از یک منبع اطلاعاتی پراکنده و غیرساختاریافته به یک دارایی تحلیلی برای تصمیم‌گیری بازاریابی تبدیل شوند. پژوهش‌های پیشین هر یک بخشی از این فرایند را مورد تأیید قرار داده‌اند؛ از نقش مرورهای مشتریان در خرید آنلاین (Quan et al., 2023; Sudirjo et al., 2023) و شناسایی نیاز کاربران از نظرات (Shi & Yu, 2022) گرفته تا تحلیل جنبه‌ای احساس (Abubakar & Shahzad, 2024; Tiwari et al., 2023)، استفاده از مدل‌های عمیق و هوشمند (Alzahrani et al., 2022; Kaur & Sharma, 2023) و توسعه روش‌های جدیدتر تحلیل معنا و زمینه (Jia et al., 2026; Kumar et al., 2026). برآیند این شواهد از این استدلال حمایت می‌کند که تحلیل خودکار عواطف، به‌ویژه زمانی که با رتبه‌بندی ویژگی‌های مؤثر و شاخص‌های عملکرد فروش تلفیق شود، می‌تواند مبنایی مناسب برای طراحی یک سیستم توصیه‌گر بازاریابی فراهم آورد. بر این اساس، پژوهش حاضر نشان داد که CNN در داده‌های مورد بررسی بهترین عملکرد را داشت و استفاده از خروجی این الگوریتم می‌تواند برای تشخیص نگرش مشتریان، شناسایی عوامل کلیدی تجربه خرید و حمایت از تدوین استراتژی‌های بازاریابی محصول محور مورد استفاده قرار گیرد.

پژوهش حاضر با محدودیت‌هایی همراه بود که در تفسیر و تعمیم نتایج باید مورد توجه قرار گیرند. نخست، داده‌های پژوهش از نظرات کاربران محصولات یک فروشگاه آنلاین استخراج شده بود و در نتیجه، ویژگی‌های کاربران، ساختار فروشگاه، شیوه ثبت نظرات و نوع محصولات ممکن است بر الگوهای به‌دست‌آمده اثر گذاشته باشد؛ از این رو، تعمیم مستقیم نتایج به همه فروشگاه‌ها یا صنایع باید با احتیاط صورت گیرد. دوم، پژوهش بر تعدادی از محصولات پرفرمدار و پرفروش تمرکز داشت و ممکن است الگوی نظرات درباره محصولات کم‌فروش، تخصصی یا جدید متفاوت باشد. سوم، طبقه‌بندی اصلی عواطف به سه گروه مثبت، منفی و خنثی انجام شد که اگرچه برای طراحی اولیه سیستم مناسب است، اما شدت احساس، عواطف ترکیبی، کنایه، ابهام و تفاوت‌های ظریف معنایی را به‌طور کامل منعکس نمی‌کند. چهارم، عملکرد مدل‌ها به کیفیت پیش‌پردازش، برچسب‌گذاری و ساختار داده‌ها وابسته است و وجود نظرات بسیار کوتاه، مبهم، تکراری یا غیرمرتبط می‌تواند بر نتایج اثر بگذارد. همچنین، پژوهش حاضر بر مقایسه سه معماری CNN، RNN و LSTM تمرکز داشت و تمامی مدل‌های پیشرفته پردازش زبان طبیعی در آن آزمون نشدند.

پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده مدل حاضر را در چند فروشگاه آنلاین، صنایع مختلف و گروه‌های متنوع محصولات اجرا کنند تا میزان پایداری و قابلیت تعمیم نتایج بررسی شود. همچنین، استفاده از مجموعه داده‌های بزرگ‌تر و متوازن‌تر و انجام اعتبارسنجی زمانی می‌تواند توان پیش‌بینی واقعی مدل را دقیق‌تر مشخص کند. توصیه می‌شود مدل‌های مبتنی بر Transformer و سایر معماری‌های زبانی پیشرفته نیز در کنار CNN، RNN و LSTM ارزیابی شوند و عملکرد آنها از نظر دقت، هزینه محاسباتی، سرعت و قابلیت تفسیر مقایسه گردد. توسعه تحلیل عواطف از سطح سه‌گانه مثبت، منفی و خنثی به تحلیل شدت احساس، تحلیل جنبه‌محور، تشخیص هیجانات خاص و شناسایی کنایه می‌تواند اطلاعات دقیق‌تری برای سیستم توصیه‌گر فراهم کند. همچنین می‌توان متغیرهای رفتاری مانند نرخ کلیک، نرخ تبدیل، زمان مشاهده محصول، سابقه خرید، بازگشت کالا و تغییرات واقعی فروش را با داده‌های متنی تلفیق کرد. بررسی مدل به صورت طولی نیز می‌تواند مشخص کند آیا تغییرات عواطف کاربران قادر است تغییرات فروش را در دوره‌های بعدی پیش‌بینی کند یا خیر.

به مدیران فروشگاه‌های آنلاین پیشنهاد می‌شود نظرات کاربران را نه صرفاً به‌عنوان محتوای جانبی صفحات محصول، بلکه به‌عنوان یک منبع داده مدیریتی سازمان‌یافته در نظر بگیرند و زیرساختی برای ذخیره، پاک‌سازی و تحلیل مستمر آنها ایجاد کنند. سیستم تحلیل عواطف می‌تواند به‌صورت داشبورد مدیریتی طراحی شود تا وضعیت مثبت، منفی و خنثی هر محصول، مهم‌ترین عوامل شکل‌دهنده نگرش

کاربران و روند تغییر احساسات در طول زمان را نمایش دهد. توصیه می‌شود مدیران برای محصولات دارای افزایش عواطف منفی، علل اصلی مانند تحویل، بسته‌بندی، قیمت، برند، پشتیبانی یا کیفیت را به‌طور جداگانه بررسی کرده و راهبرد متناسب با همان عامل اتخاذ کنند. همچنین می‌توان از مدل پیشنهادی به‌عنوان یک سامانه هشدار زودهنگام برای شناسایی افت احتمالی فروش یا افزایش نارضایتی استفاده کرد. اجرای آزمایشی سیستم در یک گروه محصول و مقایسه شاخص‌های فروش و رضایت قبل و بعد از به‌کارگیری آن، می‌تواند مبنای مناسبی برای توسعه تدریجی سیستم در سطح کل فروشگاه فراهم سازد.

تقدیر و تشکر

از تمامی کسانی که در انجام این مطالعه همراهی نمودند تشکر و قدردانی می‌گردد.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافی وجود ندارد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

موازین اخلاقی

در پژوهش حاضر تمامی موازین اخلاقی رعایت گردیده است.

شفافیت داده‌ها

داده‌ها و مآخذ پژوهش حاضر در صورت درخواست از نویسنده مسئول و ضمن رعایت اصول کپی رایت ارسال خواهد شد.

حامی مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

References

- Abubakar, M., & Shahzad, A. (2024). Aspect-Based Sentiment Analysis on Product Reviews. *ASEAN Journal of Economic and Economic Education*, 3(1), 29-34.
- Alzahrani, M. E., Aldhyani, T. H. H., Alsubari, S. N., Althobaiti, M. M., & Fahad, A. (2022). Developing an Intelligent System with Deep Learning Algorithms for Sentiment Analysis of E-Commerce Product Reviews. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 3840071. <https://doi.org/10.1155/2022/3840071>
- Bilal, M., & Almazroi, A. A. (2023). Effectiveness of Fine-tuned BERT Model in Classification of Helpful and Unhelpful Online Customer Reviews. *Electronic Commerce Research*, 23, 2737-2757. <https://doi.org/10.1007/s10660-022-09560-w>
- Elangovan, D., & Subedha, V. (2023). Adaptive Particle Grey Wolf Optimizer with Deep Learning-based Sentiment Analysis on Online Product Reviews. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 13(3), 10989-10993.
- Jia, W., Shan, J., Wang, J., & Mengyang, Z. (2026). Implicit Aspect-Based Sentiment Analysis: A Systematic Review. *Acm Computing Surveys*, 58(10), 262. <https://doi.org/10.1145/3799234>

- Kaur, G., & Sharma, A. (2023). A deep learning-based model using hybrid feature extraction approach for consumer sentiment analysis. *Journal of Big Data*, 10, 5. <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00680-6>
- Kumar, M., Khan, L., & Chang, H. T. (2025). Evolving techniques in sentiment analysis: a comprehensive review. *Peerj Computer Science*, 11, e2592. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2592>
- Lee, L.-H. (2026). *DimABSA: Building Multilingual and Multidomain Datasets for Dimensional Aspect-Based Sentiment Analysis* Proceedings of the 64th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers),
- Loukili, M., Messaoudi, F., & El Ghazi, M. (2023). Sentiment Analysis of Product Reviews for ECommerce Recommendation based on Machine Learning. *International Journal of Advanced Soft Computing Applications*, 15(1).
- Oralbekova, D., Mamyrbayev, O., Othman, M., Kassymova, D., & Mukhsina, K. (2023). Contemporary Approaches in Evolving Language Models. *Applied Sciences*, 13, 12901.
- Quan, T. D., Thanh, L. N., & Thuy, T. N. T. (2023). The Capability of E-Reviews in Online Shopping: Integration of the PLS-SEM and ANN Method. *International Journal of Professional Business Review*, 8(7), 1-29.
- Shi, P. Y., & Yu, J. H. (2022). *Research on the Identification of User Demands and Data Mining Based on Online Reviews* 2022 International Conference on Big Data, Information and Computer Network (BDICN), Sanya, China.
- Sudirjo, F., Ratnawati, Hadiyati, R., Sutaguna, I. N. T., & Yusuf, M. (2023). The Influence of Online Customer Reviews and E-Service Quality on Buying Decisions in Electronic Commerce. *Journal of Management and Creative Business (JMCBUS)*, 1(2), 156-181.
- Sun, Y., Sekiguchi, K., & Ohsawa, Y. (2026). Optimizing sentiment analysis in product descriptions: effects on customer purchase intentions. *Information Technology and Management*, 27, 277-300. <https://doi.org/10.1007/s10799-025-00448-3>
- Tiwari, A., Tewari, K., Dawar, S., Singh, A., & Rathee, N. (2023). *Comparative Analysis on Aspect-based Sentiment using BERT* 7th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), Erode, India.
- Vadla, S., Suresh, M. A., & Viswanathan, V. K. (2024). Enhancing Product Design through AI-Driven Sentiment Analysis of Amazon Reviews Using BERT. *Algorithms*, 17, 59. <https://doi.org/10.3390/a17020059>