https://nmrj.ui.ac.ir/?lang=en
New Marketing Reserch Journal
E-ISSN: 2228- 7744
Vol. 14, Issue 1, No.52, Spring 2024
Document Type: Research Paper
Received: 01/05/2024 Accepted: 24/08/2024

Fuzzy Logic-Based Unsupervised Sentiment Analysis and Opinion Mining: Applications in Market Research

Dalileh Rashidi
Master's degree in Artificial Intelligence, Department of Computer Software Engineering, Faculty of Electrical & Computer Engineering, Semnan University, Semnan, Iran
dalilerashidi@semnan.ac.ir

Mohammad Rahmanimanesh *
Associate professor, Department of Computer Software Engineering, Faculty of Electrical & Computer Engineering, Semnan University, Semnan, Iran
rahmanimanesh@semnan.ac.ir

Mohsen Shafiei Nikabadi
Associate professor, Department of Management, Faculty of Economics and Management, Semnan University, Semnan, Iran
shafiei@semnan.ac.ir

Abstract
Analyzing user sentiments in marketing and enhancing customer experiences are essential for developing effective marketing strategies. This analysis is crucial for assessing the performance of social media platforms as communication tools. This research was practical in nature and cross-sectional in time, while utilizing both quantitative and qualitative variables within a descriptive research design. The study categorized user tweets without relying on prior knowledge or labeled data, employing fuzzy systems and an unsupervised approach. This advancement in sentiment analysis enabled researchers and practitioners to extract valuable insights from user opinions and emotions within their respective domains and platforms, thereby facilitating informed business decisions aimed at maximizing profitability. As a case study, this empirical research examined user experiences with Samsung and Apple mobile phones from 2022 to the present, classifying sentiments into positive, negative, and neutral categories. Three sentiment analysis tools—SentiWordNet, AFINN, and VADER—were employed to determine the polarity of the tweets. The classification results revealed a higher level of user satisfaction with Samsung mobile phones compared to Apple.

Keywords*:* Sentiment Analysis, Opinion Mining, Fuzzy Logic, Natural Language Processing, Lexicon Analysis Tool.

*Corresponding author
Rashidi, D., Rahmanimanesh, M., & Shafiei Nikabadi, M. (2024). Unsupervised sentiment analysis and opinion mining using fuzzy logic: application in market research. *New Marketing Research Journal, 14* (1), 1 - 4 .

2228-7744 © The Author(s). Published by University of Isfahan
This is an open access article under the CC BY-NC 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0).

10.22108/nmrj.2024.141351.3054

Introduction

Sentiment analysis plays a vital role in marketing by enabling businesses to extract emotional insights from text data, allowing for a deeper understanding of customer reactions to products and services. As social media and online platforms continue to expand rapidly, the challenge of analyzing vast amounts of textual data has intensified, highlighting the need for efficient and accurate analytical methods. This study aimed to explore and introduce an innovative approach to sentiment analysis within the context of market research and marketing strategies. By leveraging fuzzy logic—a technique adept at managing imprecise and ambiguous opinions—this research proposed a novel method for categorizing user tweets without relying on labeled data. This approach offered greater flexibility and adaptability compared to traditional methods. The primary objective was to provide managers and industry professionals with actionable insights that could inform commercial decision-making and enhance marketing strategies. Furthermore, this study addressed significant challenges associated with conventional sentiment analysis techniques, such as the time-consuming and costly nature of manual data processing and the limited availability of labeled datasets. By proposing a fuzzy logic-based system, the research aimed to overcome these limitations and offer a more efficient alternative. The central research question investigated whether a fuzzy logic approach could surpass the existing sentiment analysis methods in market studies, potentially leading to more accurate and insightful outcomes. This innovative approach has the potential to revolutionize sentiment analysis in marketing, making it more accessible and effective in understanding customer sentiments.

Materials & Methods

This study employed a comprehensive fuzzy rule-based sentiment analysis system to evaluate user opinions on Twitter. The system encompasses several detailed processes, including data collection, text preprocessing, sentiment lexicon analysis, and fuzzy classification.

1. Data Collection: Data were collected from Twitter, focusing on tweets related to Apple and Samsung smartphones from 2022 onwards. Approximately 100 tweets for each company were selected and stored in separate CSV files.

2. Text Preprocessing: During preprocessing, URLs and @ symbols were removed and common contractions, such as "can’t", were expanded to "cannot". Hashtags were stripped of the "#" symbol to prepare the text for analysis. These steps reduced ambiguity and enhanced sentiment interpretation.

3. Sentiment Lexicon Analysis: Three sentiment lexicon tools—SentiWordNet, AFINN, and VADER—were utilized to calculate positive and negative scores for the tweets. These tools facilitated the labeling and analysis of sentiment.

4. Fuzzy System: A fuzzy rule-based system with 9 proposed rules was developed to determine sentiment polarity. This unsupervised system classified sentiment based on a set of carefully defined rules.

5. Comparison of Lexicon Tools: The performance of the sentiment analysis tools was evaluated using datasets from Samsung and Apple. Results indicated that AFINN demonstrated the highest accuracy, recall, and F1 scores among the tools, proving to be the most effective for analyzing social media posts. AFINN outperformed SentiWordNet and VADER in both precision and recall. The choice of the best lexicon tool depended on the evaluation metrics and the characteristics of the dataset.

Research Findings

This section presented a comprehensive analysis of the performance of the fuzzy rule-based sentiment analysis system, utilizing the AFINN lexicon to evaluate Twitter data related to Samsung and Apple. The sentiment analysis revealed a 60% satisfaction rate for Samsung products, while Apple products had a satisfaction rate of 50%. Negative comments accounted for 20% of tweets related to Samsung compared to 14% for Apple. Neutral comments represented 20 and 36% of Samsung- and Apple-

related tweets, respectivdely. This distribution indicated that Samsung users generally expressed more positive sentiments toward the brand compared to Apple users. However, Apple received a higher percentage of neutral comments, suggesting a more nuanced and varied perception of the brand. The lower percentage of negative comments for Apple might imply that while fewer users were dissatisfied, there was a greater level of indifference or neutrality compared to Samsung. The analysis highlighted the effectiveness of the AFINN tool in sentiment classification. Compared to other sentiment analysis tools, AFINN demonstrated superior accuracy and efficiency in processing Twitter data. The results indicated that the classification of AFINN and scoring of sentiments were both reliable and consistent, reinforcing its value as a tool for social media sentiment analysis. This effectiveness was crucial for gaining accurate insights into user opinions and brand perceptions, providing a valuable resource for marketers seeking to understand and respond to consumer sentiments more effectively.

Discussion of Results & Conclusion

This study highlighted the effectiveness of an unsupervised fuzzy system in accurately identifying sentiments in tweets related to Samsung and Apple, achieving accuracies of 74.44 and 77.16%, respectively. The fuzzy system operated independently of prior training data and demonstrated high precision in sentiment classification, making it a highly efficient tool for analyzing large-scale data. This approach was particularly valuable for handling the vast and diverse nature of social media data, where traditional supervised methods might fall short. Additionally, the AFINN lexicon outperformed SentiWordNet and VADER in terms of precision, recall, and F1 score. This validation underscored the effectiveness of AFINN in capturing nuanced sentiment expressions, which was crucial for accurate sentiment analysis. The findings indicated that Samsung products generally achieved a higher level of customer satisfaction compared to Apple products. This insight could be instrumental for Apple management, providing a clear indication of areas that required improvement. The sentiment analysis enabled both companies to identify strengths and weaknesses in their products and allowed for a strategic focus on positive attributes in marketing campaigns. By leveraging detailed customer feedback, businesses can gain a better understanding of market trends and more accurately predict customer behavior. The fuzzy system's cost-effectiveness and resource efficiency further enhance its value, supporting improved managerial decision-making and strategic planning. Overall, this approach provides a robust and scalable solution for sentiment analysis, offering significant advantages over traditional methods.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

تحقیقات بازاریابی نوین
سال چهاردهم، شماره اول، شماره پیاپی (۵۲) بهار ۱۴۰۳
تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۲/۱۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۶/۳
ص: ۱۴۶- ۱۲۷

مقاله پژوهشی

تحلیل احساس و کاوش عقیده از متن به روش بدون نظارت با استفاده از منطق فازی: کاربرد در تحقیقات بازار

دلیله رشیدی [۱] ، محمد رحمانی‌منش [۲] *، محسن شفیعی نیک‌آبادی [۳]

۱- دانش‌آموختهٔ کارشناسی ارشد هوش مصنوعی، دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران
dalilerashidi@semnan.ac.ir

۲- دانشیار گروه آموزشی مهندسی نرم‌افزار کامپیوتر، دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران
rahmanimanesh@semnan.ac.ir

۳- دانشیار گروه آموزشی مدیریت صنعتی، دانشکدهٔ اقتصاد، مدیریت و علوم اداری، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران
shafiei@semnan.ac.ir

چکیده

تجزیه‌وتحلیل احساسات کاربران درحوزهٔ بازاریابی و بهبود تجربهٔ مشتریان نقشی اساسی دارد و به تدوین استراتژی‌های بازاریابی کمک می‌کند. این تحلیل یکی از عوامل اساسی در ارزیابی کارآیی و عملکرد رسانه‌های اجتماعی به‌عنوان ابزارهای ارتباطی است. پژوهش حاضر ازلحاظ هدف، کاربردی، ازلحاظ زمان، مقطعی، ازلحاظ متغیر پژوهشی، کمّی و کیفی و ازلحاظ طرح پژوهش، توصیفی است. محققان این پژوهش با بهره‌گیری از سیستم فازی و رویکرد بدون نظارت، بدون نیاز به دانش پیشین و داده‌های برچسب‌گذاری‌شده توییت‌های کاربران را دسته‌بندی کردند. این پیشرفت در تحلیل احساسات به محققان و صنعت‌گران امکان می‌دهد تا بدون نیاز به دادهٔ برچسب‌گذاری شده اطلاعات مفیدی را از نظرها و احساسات کاربران درزمینه و بستر دلخواه خود استخراج و از آن در فرآیند تصمیم‌گیری‌های تجاری برای دستیابی به سود بیشتر استفاده کنند. محققان در پژوهش حاضر تجربه‌های کاربران را دربارهٔ تلفن‌های همراه شرکت‌های سامسونگ و اپل از سال 2022 تاکنون بررسی و تحلیل و آنها را به شکل مثبت، منفی و خنثی دسته‌بندی کردند. بدین منظور از سه ابزار تحلیل احساسات واژگان SentiWordNet، AFINN و VADER برای تعیین قطبیت توییت‌ها استفاده شد. نتایج دسته‌بندی نشان داد که میزان رضایت کاربران از تلفن‌های همراه شرکت سامسونگ نسبت به شرکت اپل بیشتر بوده است.

کلیدواژه‌ها: تحلیل احساسات، کاوش عقیده، منطق فازی، پردازش زبان طبیعی، ابزار تحلیل واژگان.

---

* نویسنده مسؤول

رشیدی، دلیله، رحمانی منش، محمد، شفیعی نیک‌آبادی، محسن. (۱۴۰۳). تحلیل احساس و کاوش عقیده از متن به روش بدون نظارت با استفاده از منطق فازی: کاربرد در تحقیقات بازار. *تحقیقات بازاریابی نوین*، ۱۴ (۱)، ۱۴۶- ۱۲۷ .

2228-7744 © The Author(s). Published by University of Isfahan
This is an open access article under the CC BY-NC 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0).

10.22108/nmrj.2024.141351.3054

۱. مقدمه

تحلیل احساسات در بازاریابی نقش بسیار مهمی دارد؛ زیرا شناسایی و استخراج اطلاعات احساسی از داده‌های متنی به کسب‌وکارها کمک می‌کند تا بهترین فهم را از واکنش‌های مشتریان نسبت به محصولات و خدمات خود پیدا کنند (Pathak & Rai, 2023 Tan et al., 2023;). این تحلیل در تجارت الکترونیک بسیار ارزشمند است؛ زیرا مدیران شرکت‌ها با استفاده از داده‌های گستردهٔ مشتریان می‌توانند راهبردهای بازاریابی دیجیتال خود را (پیش‌بینی تمایلات مشتری و ارائهٔ تبلیغات هدفمند) براساس دسته‌بندی احساسات بهبود دهند (Kyaw et al., 2023). امروزه با افزایش چشمگیر حجم داده‌ها در فضای مجازی و شبکه‌های اجتماعی، ضرورت برچسب‌گذاری داده‌ها برای تحلیل و استفاده از آنها بیش از پیش مشهود است. به همین دلیل، تجزیه‌وتحلیل چنین داده‌هایی برای استخراج اطلاعات مفید و استفاده در تصمیم‌گیری‌های تجاری به یک چالش مهم تبدیل شده است. شرکت‌های بزرگ برای تحلیل دقیق‌تر داده‌هایی که از حساب‌های شبکه‌های اجتماعی دربارهٔ تجارت خود به دست می‌آورند، منابع مالی زیادی صرف می‌کنند. دلیل این امر این است که مشتریان بیشتر از پست‌ها، نظرها، توییت‌ها و انواع دیگر تعاملات آنلاین سایر کاربران برای بررسی و تصمیم‌گیری دربارهٔ خرید یک محصول خاص استفاده می‌کنند. اگر صاحبان مشاغل چنین اطلاعاتی را بررسی کنند، امکان تنظیم کسب‌وکار خودشان را برای افزایش رضایت مشتری و دستیابی به سود بیشتر خواهند داشت. در همین راستا، داده‌کاوی نقش مهمی در بازاریابی رسانه‌های اجتماعی دارد و به شرکت‌ها این امکان را می‌دهد تا با تحلیل داده‌های وسیع و غیرساختاریافته‌ای که از منابع مختلف تولید می‌شود، عملکرد خود را بهبود بخشند (Chalous, 2023; Komarasamy & Jain, 2022; Rodrigues et al., 2022).

تجزیه‌وتحلیل احساسات یکی از برجسته‌ترین کاربردهای پردازش زبان طبیعی (NLP) است (Perera & Karunanayaka, 2022) که از آن برای استخراج نظرها در متن‌ها و تعیین ماهیت مثبت یا منفی‌بودن آنها استفاده می‌شود (Tashtoush & Al Aziz Orabi, 2019). به‌طور کلی، کاوش عقیده نظرهای مردم را دربارهٔ یک موجودیت (یک فرد، موضوع، کالا یا ...) استخراج و آنالیز می‌کند؛ درحالی که تحلیل احساسات به‌دنبال شناسایی و تجزیه‌وتحلیل احساس موجود در یک متن با هدف تعیین نوع و ماهیت احساس و سپس جهت‌گیری و دسته‌بندی آن است. محققان در پژوهش حاضر این دو عبارت (کاوش عقیده و تحلیل احساسات) را معادل یکدیگر درنظر گرفته‌اند. در فرآیند طبقه‌بندی متن، یک نمونه داده (متن) به یک برچسب (ازمیان مجموعه‌ای از برچسب‌های ممکن) به نام کلاس‌ها تخصیص داده می‌شود (Howells & Ertugan, 2017; Tashtoush & Al Aziz Orabi, 2019). تکنیک‌هایی مانند الگوریتم‌های وابستگی، خوشه‌بندی، طبقه‌بندی، یادگیری ماشین، پاکسازی داده‌ها و تجسم داده‌ها برای استخراج اطلاعات ارزشمند از مجموعه‌داده‌های رسانه‌های اجتماعی ضروری هستند (Komarasamy & Jain, 2022). در مدل طبقه‌بندی با تجزیه‌وتحلیل ویژگی‌های متن به تعیین برچسب مناسب برای نمونهٔ داده پرداخته می‌شود. متداول‌ترین روش‌های استفاده‌شده برای ساخت مدل، شبکه‌های عصبی، درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و طبقه‌بندی‌کننده‌های بیزی هستند (Howells & Ertugan, 2017; Tashtoush & Al Aziz Orabi, 2019). علاوه‌بر روش‌های مذکور از منطق فازی (Zadeh, 1965) نیز در تشخیص احساس در متن استفاده شده است.

منطق فازی به‌دلیل مدیریت نظرهای غیردقیق برای تحلیل احساسات در بازاریابی شبکه‌های اجتماعی بسیار حیاتی است. با پیشرفت پلتفرم‌های اجتماعی حجم زیادی از نظرهای کاربران که مبهم و غیردقیق است، ایجاد می‌شود؛ بنابراین برای پردازش این دیدگاه‌ها نیاز به استفاده از منطق فازی است. از آنجایی که نظرها و تعریف‌های کلمات ممکن است به شکل‌های متفاوتی تفسیر شود، منطق فازی به‌عنوان یک روش مؤثر برای تحلیل این داده‌ها مطرح شده است. در سال‌های اخیر، توجه به طبقه‌بندهایی که براساس مجموعه‌های فازی و عدم قطعیت عمل می‌کنند، افزایش یافته است؛ اما تنها تعداد اندکی از محققان در پژوهش‌ها به کاربرد طبقه‌بندهای فازی در تحلیل احساسات توجه کرده‌اند (Vashishtha et al., 2023) و به استفاده از رویکردهای فازی در بازاریابی و مطالعات بازار کمتر پرداخته‌اند؛ درحالی که این رویکردها پتانسیل زیادی در برخورد با عدم قطعیت و تنوع داده‌های متنی دارند. بسیاری از رویکردهای موجود برای تجزیه‌وتحلیل احساسات به داده‌های آموزشی گسترده و با کیفیت زیاد نیاز دارند که جمع‌آوری آنها زمان‌بر و هزینه‌بر است. همچنین، تحلیل دقیق و کارآمد احساسات مشتریان و بازخوردهای آنها برای بهبود استراتژی‌های بازاریابی و مطالعات بازار ضروری است.

محققان در این پژوهش با استفاده از رویکردی مبتنی بر ۹ قانون فازی روشی نوآورانه را برای تجزیه‌وتحلیل داده‌ها درحوزهٔ بازاریابی و مطالعات بازار ارائه می‌دهند. این رویکرد بدون نیاز به داده‌های آموزشی توانایی تعیین برچسب و احساس مرتبط با هر توییت را دارد. نوآوری این پژوهش در ارائهٔ روشی است که کارایی و دقت بیشتری را در تجزیه‌وتحلیل احساسات فراهم می‌کند و به‌دنبال آن هزینه‌ها و زمان لازم را برای این تحلیل‌ها نیز به‌طور چشمگیری کاهش می‌دهد. همچنین، استفاده از این مدل در مطالعات بازار تا به حال مشاهده نشده است که این موضوع یکی از نقاط قوت این پژوهش است.

سؤال اصلی پژوهش حاضر این است که آیا رویکرد فازی می‌تواند به‌طور مؤثرتری نسبت به روش‌های دیگر تحلیل احساسات در مطالعات بازار به کار گرفته شود؟ تحلیل احساسات کاربران و مشتریان یکی از عوامل کلیدی در بهبود استراتژی‌های بازاریابی و تصمیم‌گیری‌های مدیریتی است. روش‌های سنتی تحلیل احساسات مانند روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین نظارت‌شده و روش‌های مبتنی بر واژگان بیشتر نیاز به داده‌های آموزشی بزرگ و پیش‌پردازش پیچیده دارند؛ زیرا می‌توانند زمان‌بر و هزینه‌بر باشند؛ بنابراین یافتن روش‌های کارآمدتر و دقیق‌تر برای تحلیل احساسات می‌تواند منجر به کاهش هزینه‌ها و افزایش کارایی در این زمینه شود. هدف اصلی این پژوهش ارائهٔ یک رویکرد نوآورانه در تجزیه‌وتحلیل احساسات و بررسی عقاید در متون و درنهایت، برچسب‌گذاری آن براساس مدل معرفی‌شده در پژوهش واشیشتا و سوسان (Vashishtha & Susan, 2019) است. نتایج این پژوهش می‌تواند به مدیران شرکت‌ها و سازمان‌ها کمک کند تا بازخوردهای مشتریان را به‌صورت دقیق‌تر و کارآمدتری تحلیل کنند؛ درنتیجه مدیران می‌توانند استراتژی‌های بازاریابی خود را بهبود بخشند و تصمیمات بهتری را درزمینهٔ توسعهٔ محصولات و خدمات اتخاذ کنند.

۲. پیشینهٔ پژوهش

از روش‌ها و الگوریتم‌های مختلفی برای تحلیل احساسات در متن استفاده شده است. پنگ و لی یک روش سلسله‌مراتبی را معرفی می‌کنند که در

آن ابتدا متون براساس احساسات طبقه‌بندی و سپس احساسات به دسته‌های مثبت و منفی تقسیم می‌شود (Pang & Lee, 2004).

رید در مطالعه‌ای با عنوان «روش‌های یادگیری ماشین برای تحلیل احساسات و شناسایی عواطف در زبان طبیعی» نشان داد که استفاده از ایموجی‌ها به بهبود دقت طبقه‌بندی احساسات در مدل‌های یادگیری ماشین کمک کرده و وابستگی به سایر ویژگی‌های متنی را کاهش داده است. این رویکرد به مدل‌ها امکان شناسایی بهتر احساسات را در متن‌ها می‌دهد (Read, 2005).

برودی و دیاکوپولس پژوهشی با عنوان «استفاده از طولانی‌سازی کلمات برای شناسایی احساسات در میکروبلاگ‌ها» انجام دادند. محققان در این مطالعه نشان دادند که طولانی‌سازی کلمات با احساسات و ذهنیت کاربران مرتبط است و می‌تواند به شناسایی بهتر کلمات حامل احساسات کمک کند. نتایج نشان داد که این روش عملکرد مؤثری دارد و به‌طور دقیق‌تری کلمات مرتبط با احساسات را شناسایی می‌کند. درنهایت، محققان یک روش خودکار را برای تحلیل تأثیر طول کلمات بر احساسات واژگان در توییتر و شبکه‌های اجتماعی پیشنهاد کردند (Brody & Diakopoulos, 2011).

کانگر و باتلا در پژوهشی با عنوان «شناسایی احساسات در متن با استفاده از شبکهٔ عصبی و منطق فازی» از روش‌های منطق فازی و شبکهٔ عصبی برای تحلیل احساسات متن موجود در وبلاگ‌ها استفاده شده است. نتایج نشان داد که روش‌های مذکور با دقت ۹۰ درصد احساسات مختلف مانند شادی، غم و خشم را به‌خوبی تشخیص و طبقه‌بندی می‌کند (Kanger & Bathla 2017).

لکامپت و چن در پژوهشی با عنوان «تحلیل احساسات توییت‌ها با در نظر گرفتن داده‌های ایموجی» بر تأثیر استفاده از ایموجی در طبقه‌بندی احساسات تمرکز کردند. محققان در این پژوهش با استفاده از هشتگ‌های موجود در توییت‌ها احساسات مختلف را شناسایی و از مدل‌های چندجمله‌ای بیز برای طبقه‌بندی احساسات استفاده کردند. نتایج نشان داد که استفاده از ایموجی‌ها منجر به دقت بیشتری در طبقه‌بندی احساسات می‌شود (LeCompte & Chen 2017).

شارما و همکاران پژوهشی با عنوان «اپلیکیشن مبتنی بر وب به‌منظور تحلیل احساسات توییت‌های زنده» انجام دادند. محققان در این مطالعه یک برنامهٔ وب را با استفاده از پلتفرم Python Flask معرفی کردند که صفحات وب را براساس درخواست جست‌وجوی کاربران به‌صورت آنلاین ارائه می‌دهد. این برنامه از API توییتر برای جمع‌آوری توییت‌ها براساس رشتهٔ جست‌وجو استفاده می‌کند و سپس از کتابخانهٔ حباب متنی (Text Bubble Library) Python برای تجزیه‌وتحلیل احساسات بهره می‌برد. هدف اصلی این برنامه ارائهٔ یک پلتفرم خودکار و یکپارچه برای تحلیل احساسات پیام‌های توییتر به همراه نمایش آنهاست (Sharma et al., 2018).

واشیشتا و سوسان پژوهشی با عنوان «تحلیل احساسات بدون نظارت مبتنی بر قواعد فازی در شبکه‌های اجتماعی» انجام دادند. محققان در این مطالعه یک رویکرد نوین مبتنی بر قوانین فازی را برای تحلیل احساسات در پست‌های رسانه‌های اجتماعی به‌ویژه توییتر بررسی کردند. نتایج پژوهش نشان داد که استفاده از ابزار تحلیل احساسات VADER باعث بهبود محسوسی در عملکرد مدل شده است. منطق فازی با دقت و کارآمدی زیاد توانسته است متون را به دسته‌های مختلف احساساتی تقسیم کند. نکتهٔ دیگر این

است که قوانین فازی قابلیت مدیریت تعداد دسته‌ها را دارند و می‌توانند بدون اینکه به تعداد داده‌ها وابسته باشند باتوجه به نیاز به تشخیص احساسات به‌صورت دو یا سه کلاسه بپردازند (Vashishtha & Susan, 2019).

جابریل و مورنو در پژوهشی با عنوان «رویکرد مبتنی بر یادگیری عمیق به‌منظور طبقه‌بندی چندبرچسبی عواطف در توییت‌ها» یک روش جدید را برای مسئلهٔ طبقه‌بندی چندبرچسبی معرفی کردند که در آن روش از یک مدل یادگیری عمیق با ساختار برچسب‌گذاری باتوجه به مدل طبقه‌بندی استفاده می‌شود (Jabreel & Moreno, 2019).

حسین و همکاران در پژوهشی با عنوان «بررسی استفاده از ایموجی‌ها به‌منظور آموزش طبقه‌بندی عواطف» یک سیستم برچسب‌گذاری خودکار با استفاده از ایموجی‌ها برای طبقه‌بندی احساسات در توییت‌های عربی معرفی شده است. در این مطالعه ایموجی‌ها با وزن‌دهی براساس ابزار تحلیل احساسات AFINN انتخاب و سپس از مدل‌های طبقه‌بندی نظیر SVM و مدل بیز ساده برای مقایسهٔ عملکرد طبقه‌بندی خودکار و دستی استفاده شده است (Hussien et al., 2019).

لیو و همکاران در پژوهشی با عنوان «رویکرد فازی به‌منظور طبقه‌بندی متن با استفاده از آموزش دو مرحله‌ای در مدیریت موارد مبهم» یک سیستم تشخیص احساسات براساس منطق فازی ارائه شده است. این سیستم از ویژگی‌های تصویر چهره برای تشخیص احساسات استفاده می‌کند و سپس به تجزیه‌وتحلیل اطلاعات در شبکه‌های اجتماعی برای بهبود هوش تجاری در بازاریابی می‌پردازد (Liu et al., 2019).

بحرینی و همکاران در پژوهشی با عنوان «رویکرد منطق فازی جهت شناسایی بلادرنگ و مطمئن احساسات چهره» به توسعهٔ نرم‌افزار جدیدی برای شناسایی احساسات با تحلیل چهره پرداختند. این نرم‌افزار با استفاده از داده‌های وب‌کم و الگوریتم FURIA که از منطق فازی برای تحلیل داده‌ها بهره می‌برد، به‌دقت ۸۳.۲٪ دست یافته و قادر به شناسایی همزمان چندین چهره است (Bahreini et al., 2019).

کولومپیس و همکاران پژوهشی با عنوان «تحلیل احساسات در توییتر» انجام دادند. محققان در این مطالعه تحلیل احساسات را با استفاده از ویژگی‌های زبانی و رویکرد نظارتی ارزیابی کردند. نتایج نشان داد که استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برپایهٔ داده‌های‌بزرگ به‌خصوص با استفاده از پردازش زبان طبیعی دقت بیشتری را در تحلیل احساسات توییتر ارائه داده است (Kouloumpis et al., 2021).

طبقه‌بندی احساسات به‌صورت نظارت‌شده به‌معنای استفاده از داده‌هایی است که پیشتر برچسب‌گذاری شده است و برای آموزش مدل‌ها به‌کار می‌رود. این فرآیند نیازمند زمان و تلاش برای برچسب‌گذاری داده‌هاست (Aribowo et al., 2022). درمقابل، طبقه‌بندی احساسات بدون نظارت نیازی به داده‌های برچسب‌گذاری‌شده ندارد که این امر باعث می‌شود فرآیند تحلیل احساسات به‌طور موثرتر و اقتصادی‌تری انجام شود (Gouthami & Hegde, 2023). روش‌های نظارت‌شده به‌طور چشمگیری به تنظیم‌های پارامتر وابسته هستند. همچنین، این روش‌ها می‌توانند در عملکرد خود درزمینه‌های مختلف متفاوت باشند؛ درحالی که روش‌های بی‌نظارت مانند تحلیل احساس خود نظارتی از اندازه‌گیری‌های شباهت متن برای تولید برچسب‌های شبه-پویا استفاده می‌کنند که دقت را بهبود می‌بخشند (Seilsepour et al., 2022). یادگیری نیمه‌نظارتی نوعی از یادگیری است که با استفاده از تعداد کمی از داده‌های برچسب‌گذاری‌شده و داده‌های

برچسب‌نخورده انجام می‌شود. همچنین، این نوع از یادگیری ترکیبی از این دو رویکرد را ارائه می‌دهد و تعادلی بین دقت و کارآیی منابع را نیز فراهم می‌کند (Chen et al., 2023). به‌طور کلی، اصلی‌ترین تفاوت بین روش‌های نظارت‌شده و بی‌نظارت در وابستگی به داده‌های برچسب‌گذاری‌شده است؛ زیرا روش‌های نیمه‌نظارتی با استفاده از مقدار محدودی از داده‌های برچسب‌گذاری‌شده برای آموزش پلی بین این دو رویکرد (بدون نظارت و نظارت‌شده) را شکل می‌دهند.

افریلیاندا و همکاران در پژوهشی با عنوان «تحلیل احساسات کاربران توییتر در دورهٔ کووید-۱۹ با استفاده از روش منطق فازی» ارزیابی احساسات مرتبط با ویروس کووید-۱۹ را در توییتر با استفاده از روش‌های فازی و شبکه‌های عصبی بررسی کرد. محقق در ابتدا اهمیت احساسات و جمع‌آوری دیدگاه‌های افراد را در پلتفرم‌های اجتماعی بیان کرد. سپس نحوهٔ استفاده از توییتر به‌عنوان یک منبع اصلی جمع‌آوری این دیدگاه‌ها بررسی و با استفاده از محاسبات نرم به‌ویژه منطق فازی، روش‌هایی برای طراحی و ساخت ربات‌های قادر به تحلیل احساسات افراد در توییتر ارائه و درنهایت، نتایج تحلیل احساسات مرتبط با ویروس کووید-۱۹ در توییتر مطرح و سپس توزیع توییت‌های مثبت، منفی و خنثی در این دوره بررسی شد (Efrilianda et al., 2021).

ایسکدمیر و یاووز پژوهشی با عنوان «تحلیل احساسات با استفاده از تجمیع مبتنی بر استنتاج فازی و مقیاس‌پذیری» انجام دادند. محققان در این مطالعه یک روش مقیاس‌پذیر و ترکیبی فازی برای تحلیل احساسات در رسانه‌های اجتماعی ارائه کردند که آن روش با استفاده از دیکشنری حساس به ارزش، تعبیر کلمات و فرآیند بردارسازی تعداد به‌طور چشمگیری دقت طبقه‌بندی احساسات را افزایش می‌دهد. همچنین، از یک مکانیزم استنتاج فازی به شیوه‌ای ترکیبی بهره بردند که آن مکانیزم امکان ارزیابی امتیازهای احتمالی روش‌های معروف در تحلیل احساسات را فراهم می‌کند. این روش مطابق با آزمایش‌های انجام‌شده برروی مجموعه‌داده‌های شبکه‌های اجتماعی بهبودهای معناداری را در دقت طبقه‌بندی احساسات نشان داده است (Işikdemir & Yavuz, 2022).

چاوهان و همکاران در پژوهشی با عنوان «طبقه‌بندی احساسات و رفع ابهام معنایی در ترجمهٔ خودکار زبان هندی با استفاده از روش فازی» یک رویکرد مبتنی بر محاسبات و قوانین فازی را برای دسته‌بندی خودنظارتی احساسات در رسانه‌های اجتماعی بررسی کردند. این روش بهبود چشمگیری را در تحلیل احساسات در زبان‌های مختلف ازجمله هندی داشته است (Chauhan et al., 2023).

رساریو و همکاران در پژوهشی با عنوان «تحلیل استفاده از منطق فازی در استراتژی‌های بازاریابی به شیوهٔ کتاب‌سنجی» ۹۶ مطالعه از پایگاه دادهٔ SCOPUS تا دسامبر 2022 بررسی شد. نتایج نشان داد که استفاده از رویکردهای بازاریابی فازی یا مدل ترکیبی بازاریابی فازی توانایی شرکت‌ها را در ایجاد روابط قوی‌تر با مشتریان، افزایش سودآوری و بهبود عملکرد بازاریابی ارتقا می‌دهد. بازاریابی فازی اهمیت علاقهٔ مشتری به بخش‌های مختلف را درنظر می‌گیرد و به بهبود هدف‌گذاری احساسی کمک می‌کند. Fuzzy Text Mining شامل استخراج دیدگاه‌های ارزشمند از داده‌های متنی نامشخص یا مبهم است. این امر در بازاریابی به درک رفتار مشتریان، بهبود بخش‌بندی و ارتقا استراتژی‌های پیام‌رسانی شخصی‌سازی‌شده کمک می‌کند (Rosário et al., 2023).

مصطفایوا در پژوهشی با عنوان «مدل‌سازی فازی به‌منظور توسعهٔ استراتژی بازاریابی» نشان داد که استفاده

از مدل‌سازی فازی به‌ویژه خوشه‌بندی فازی می‌تواند به بهبود استراتژی‌های بازاریابی کمک کند. همچنین، این مدل روش‌پیشنهادی مشتریان را براساس نیازها، انتخاب‌های برند و پروفایل‌های روان‌شناختی به گروه‌های مختلف تقسیم می‌کند که این خود منجر به درک بهتر تقسیم‌بندی مشتریان، تنظیم دقیق‌تر استراتژی‌های بازاریابی و پیش‌بینی بهتر تقاضا می‌شود؛ درنتیجه روابط با مشتریان بهبود و سودآوری و عملکرد بازاریابی افزایش می‌یابد (Mustafayeva, 2023).

واشیشتا و همکاران در پژوهشی با عنوان «تحلیل احساسات با استفاده از منطق فازی: مرور جامع مطالعات» بیش از ۱۷۰ مطالعه درزمینهٔ تحلیل احساسات با استفاده از منطق فازی بررسی شد. نویسندگان در این مطالعه محتوای این مطالعات را تحلیل و رویکردهای مختلف تحلیل احساسات مبتنی بر منطق فازی را ازجمله روش‌های بی‌نظارت و با نظارت را طبقه‌بندی کردند. نتایج نشان داد که منطق فازی به‌عنوان روشی مؤثر برای بهبود تحلیل احساسات عمل کرده و اهمیت خود را در پنج دستهٔ مختلف نشان داده است (Vashishtha et al., 2023).

بخاری و رمضان پژوهشی با عنوان «کاوش متن در داده‌های شبکه‌های اجتماعی: مرور هدفمند مطالعات» انجام دادند. محققان در این مطالعه به استخراج متن از رسانه‌های آنلاین پرداختند. همچنین، آنها یک بررسی جامع و دقیق از ۴۰ پژوهش معتبر را انجام دادند تا استراتژی‌های استخراج متن از اطلاعات رسانه‌های آنلاین برجسته شود. آنها در این مطالعه نیاز به تکنیک‌های استخراج متن از داده‌های جدید رسانه‌های‌آنلاین را نشان دادند و سپس نقاط قوت و ضعف این تکنیک‌ها را بررسی کردند. استخراج متن فرآیند به دست آوردن اطلاعات معنادار از داده‌های غیرساختاریافته است. نتایج این پژوهش نشان داد که کاوش متن در رسانه‌های اجتماعی به‌طور جامع بررسی شده است. با مرور ۴۰ مقالهٔ معتبر محققان در پژوهش حاضر بر اهمیت استفاده از روش‌های نوین و پوشش انواع مختلف رسانه‌های اجتماعی تأکید و نقاط قوت و ضعف روش‌های موجود را تحلیل کرده‌اند. به‌طور کلی، این مطالعه نیاز به توسعه و بهبود روش‌های کاوش متن را در این حوزه برجسته می‌کند (Bukhari & Ramzan, 2024).

محققان در مطالعات گذشته بیشتر بر روش‌های نظارت‌شده تمرکز داشته‌اند که این روش‌ها ازطرفی، نیاز به برچسب‌گذاری دستی داده‌ها دارد و از طرف دیگر، زمان‌بر و پرهزینه است. علاوه بر این، استفاده از روش‌های بدون نظارت و فازی در تحلیل احساسات به‌طور گسترده در مطالعات بازار استفاده نشده است. محققان در پژوهش حاضر بر استفاده از روش بدون نظارت و منطق فازی متمرکز هستند؛ زیرا این روش می‌تواند این نواقص را برطرف کند، به تحلیل دقیق‌تر و کارآمدتر بازخوردهای مشتریان کمک کند، زمان و هزینهٔ تحلیل را کاهش دهد و امکان کشف الگوهای پنهان را در داده‌های مشتریان فراهم کند.

۳. روش پژوهش

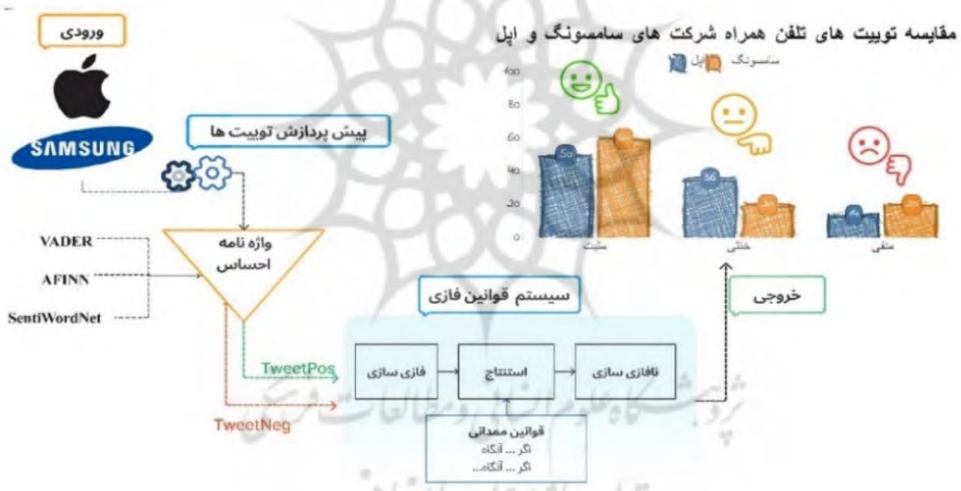
در شکل ۱ نمای کلی سیستم تحلیل احساسات پیشنهادی نمایش داده شده است. سیستم پیشنهادی برای طبقه‌بندی و تعیین قطبیت احساسات با روش بدون نظارت از چند مرحلهٔ جمع‌آوری داده، پیش‌پردازش متن، استفاده از ابزارهای تحلیل واژگان احساسات و سیستم قوانین فازی استفاده می‌کند که درادامه بررسی می‌شود.

۳-۱-۱. جمع‌آوری داده‌ها

در این پژوهش برای جمع‌آوری داده‌ها و تحلیل نظرهای کاربران از شبکهٔ اجتماعی توییتر استفاده و بالغ بر ۱۰۰ توییت مرتبط و دردسترس درزمینهٔ تلفن‌های همراه شرکت‌های اپل و سامسونگ از سال 2022 به بعد انتخاب شد. توییت‌ها به‌صورت دستی و با استفاده از کلمات کلیدی مرتبط با محصولات اپل و سامسونگ جمع‌آوری و سپس این توییت‌ها در دو فایل CSV جداگانه ذخیره شدند که هرکدام شامل داده‌های مرتبط با یک شرکت است. از این داده‌ها در مراحل بعدی که شامل پیش‌پردازش، تحلیل و بررسی است، استفاده خواهد شد.

۳-۲. پیش‌پردازش متن

در پیش‌پردازش متون در رسانه‌های اجتماعی به‌خصوص در توییتر نیاز به پالایش متن و حذف اطلاعات غیرضروری وجود دارد. محققان در پژوهش حاضر ابتدا URLها و نماد @ را که اغلب بی‌اهمیت هستند، حذف کردند. همچنین، عبارت‌های رایجی مانند can’t به شکل دستوری can not بازنویسی شد. هشتگ‌ها بیشتر نشان‌دهندهٔ احساسات و نظرهای مرتبط با موضوع توییت است؛ بنابراین تنها علامت # حذف و بدین ترتیب، متن برای مراحل بعدی آماده شد. این پیش‌پردازش به کاهش ابهامات و بهبود درک احساسات در متن‌ها کمک می‌کند.



شکل ۱: نمای کلی سیستم قوانین فازی برای تعیین قطبیت متن (منبع: یافته‌های پژوهش)

Fig 1: General view of fuzzy rule system to determine text polarity

۳-۳-۱-۲. استفاده از ابزارهای تحلیل واژگان احساسات

تحلیل احساسات براساس ابزارهای تحلیل واژگان (Lexicon) یک روش رایج در پردازش زبان طبیعی است که شامل فهرستی از کلمات و عبارت‌های مرتبط با احساسات مختلف است که برای تحلیل احساس و برچسب‌گذاری (مثبت، منفی یا خنثی) در متون استفاده می‌شود. متن پیش‌پردازش‌شده به همراه این فهرست‌های واژگان احساس برای محاسبهٔ امتیاز مثبت و منفی هر توییت استفاده می‌شود. در این پژوهش از سه ابزار تحلیل واژگان احساسات استفاده شده است.

1- SentiWordNet (Baccianella et al., 2010)
2- AFINN (Nielsen, 2011)
3- VADER (Hutto & Gilbert, 2014)

ابزار SentiWordNet یک توسعه از WordNet است. این ابزار با استفاده از ۱۴۷۳۰۶ مجموعه کلمات مترادف (synset) برای هر جمله ورودی سه امتیاز عددی مرتبط با مثبت، منفی و خنثی‌بودن مشخص می‌کند. هر امتیاز در بازهٔ ۰/۰ تا ۱/۰ قرار دارد که مجموع آنها برای هر synset برابر با ۱/۰ است. این ابزار یک فهرست مفید و محبوب برای مجموعهٔ گسترده‌ای از وظایف در داده‌کاوی متن است. محققان در این مطالعه با استفاده از کتابخانهٔ NLTK پایتون از ابزار SentiWordNet استفاده کردند (Bird et al., 2009). پیش‌پردازش متن در لغتنامهٔ احساس SentiWordNet شامل حذف کلمات متداول (Stop Word)، حذف علائم نگارشی و نشانه‌ها، ریشه‌یابی (Lemmatization)، برچسب‌گذاری با ابزار NLTK (Bird et al., 2009) و ابهام‌زدایی معنای واژه به کمک ابزار Lesk است (Banerjee & Pedersen, 2002). ابهام‌زدایی معنای واژه، فرآیند تعیین معنای دقیق یک واژه در جمله‌ای است که آن واژه ممکن است چندین معنی مختلف داشته باشد. به عبارت دیگر، این فرآیند مشخص می‌کند که کدام معنی واژه با متن جمله بهترین تطابق را دارد.

ابزار SentiWordNeth امتیازهای مثبت و منفی (pos,neg) هر واژه از این فهرست را به‌ترتیب با استفاده از توابع syn.pos_score و syn.neg_score دریافت می‌کند. در این میان، کلماتی که امتیاز مثبت بیشتری از امتیاز منفی در یک توییت دارند، جمع‌بندی می‌شوند تا امتیاز مثبت توییت (TweetPos) محاسبه شود. به شیوهٔ مشابه، کلماتی که امتیاز منفی بیشتری از امتیاز مثبت در یک توییت را دارند، جمع‌بندی می‌شوند تا امتیاز منفی توییت (TweetNeg) محاسبه شود. این امتیازها برای تمام توییت‌ها محاسبه می‌شود تا از آنها به‌عنوان ورودی سیستم فازی استفاده شود. فرض کنید x_i مجموعه کل کلمات، m تعداد کلمات انتخاب‌شده و a یک کلمه در یک توییت است. شبه کد ابزار SentiWordNet به‌صورت زیر است.

جدول ۱: شبه کد SentiWordNet

Table 1: Psudo-code of SentiWordNet

Algorithm 1: Psudo-code of SentiWordNet.

Input: X_i is a set of words
m = |X_i| (number of words in X_i)
Output: TweetPos, TweetNeg
for each word **a** in **X_i** do
  μ_pos(a) = syn.pos_score(**a**)
  μ_neg(a) = syn.neg_score(**a**)
Pos = {(a, μ_pos(a)) | a ∈ X_i}
Neg = {(a, μ_neg(a)) | a ∈ X_i}
TweetPos = 0
TweetNeg = 0
for each word **a** in **X_i** do
if (**μ_pos(a) > 0** && **μ_pos(a) > μ_neg(a)**) then
  TweetPos = **TweetPos** + **μ_pos(a)**
else if (**μ_neg(a) > 0** && **μ_neg(a) > μ_pos(a)**) then
  TweetNeg = **TweetNeg** + **μ_neg(a)**
End

منبع: Baccianella et al., 2010

AFINN فهرستی از اصطلاحات انگلیسی است که فین آروپ نیلسن در سال 2011 به‌صورت دستی برای تعیین امتیاز مثبت و منفی کلمات با یک عدد صحیح بین ۵- و ۵+ تهیه کرده است. از AFINN به‌طور خاص، برای پردازش توییت‌های امروزی و برای تجزیه‌وتحلیل احساسات در میکروبلاگ‌ها به‌ویژه در داده‌های توییتر استفاده می‌شود (باتوجه به اینکه این توییت‌ها شامل کلمات عامیانهٔ اینترنتی و اصطلاحات ناپسند هستند). روش AFINN امتیاز هر کلمه را با استفاده از تابع μ(a)= af.score.(a) واکشی می‌کند. اگر مقدار خروجی تابع بزرگ‌تر از ۰ باشد، کلمه مثبت و اگر کمتر از ۰ باشد، کلمه منفی است. امتیاز کلمات مثبت برای محاسبهٔ امتیاز مثبت توییت جمع‌بندی می‌شود. به‌طور مشابه، امتیاز کلمات منفی برای محاسبهٔ امتیاز منفی توییت جمع‌بندی می‌شود.

شبه کد ابزار AFINN به‌صورت زیر است.

جدول ۲: شبه کد AFINN

Table 2: Psudo-code of AFINN

	Algorithm 2*: Psudo-code of AFINN.*
	Initialize TweetPos to 0 **Initialize TweetNeg** to 0 **Output TweetPos** as the total positive sentiment score for the tweet **Output TweetNeg** as the total negative sentiment score for the tweet
1	For each word **'a'** in the tweet:
2	Compute the sentiment score, **μ(a)**, for word **'a'** based on the **AFINN lexicon**
3	if **μ(a) > 0**:
4	Increment **TweetPos** by **μ(a)**
5	else if **μ(a)** < 0:
6	Increment **TweetNeg** by **|μ(a)|**
7	**end loop**

منبع: Nielsen, 2011

VADER یک ابزار تحلیل احساسات متن است که بدون نیاز به دادهٔ آموزشی سریع و دقیق عمل می‌کند. همچنین، این ابزار قابلیت ارزیابی شکلک‌ها و کلمات اختصاری را دارد که برای تحلیل توییت‌ها و متون وب‌سایت‌های میکروبلاگینگ مناسب است. این ابزار با تابع polarity_scores(a) امتیازهای کلی توییت‌ها را محاسبه می‌کند و امتیاز مثبت (TweetPos) و منفی (TweetNeg) را به‌عنوان خروجی ارائه می‌دهد (Vashishtha & Susan, 2019).

۳-٤. سیستم فازی

شکل ۲ چارچوب مدل پیشنهادی مبتنی بر منطق فازی را برای تحلیل احساسات نمایش می‌دهد.

شکل ۲: چارچوب یک مدل مبتنی بر منطق فازی (منبع: (Vashishtha & Susan, 2019

Figure 2: Framework of a model based on fuzzy logic

در روش پیشنهادی از سیستم استنتاج فازی ممدانی

که یکی از روش‌ها پرکاربرد استنتاج فازی است، استفاده شده است (Mamdani & Assilian, 1975). سیستم استنتاج فازی ممدانی از چهار مرحلهٔ اصلی شامل فازی‌سازی متغیرهای ورودی، ارزیابی قواعد (استنتاج)، تجمیع خروجی‌ها و نافازی‌سازی تشکیل می‌شود. در مرحلهٔ فازی‌سازی مقدارهای دقیق ورودی به مجموعه‌های فازی نگاشت و سپس درجهٔ عضویت آنها با استفاده از توابع عضویت فازی محاسبه می‌شود.

در این پژوهش از تابع عضویت فازی-مثلثی استفاده شده است. موتور استنتاج فازی با استفاده از پایگاه قوانین ورودی‌های فازی را به خروجی فازی تبدیل می‌کند. سیستم‌های مبتنی بر قوانین فازی از متغیرهای زبانی به‌عنوان پیشامدها و نتایج خود استفاده می‌کنند که این متغیرهای زبانی با استفاده از مجموعه‌های فازی و پیوندهای منطقی قابل نمایش است (Zadeh, 1965). یک سیستم فازی با دو ورودی A و B و یک خروجی C با تعداد r گزارهٔ زبانی IF-THEN به‌صورت زیر بیان می‌شود که

$$\begin{aligned} &Rule\ R_j: \\ &IF\ A\ is\ A_1^j\ and\ B\ is\ B_1^j \\ &THEN\ C\ is\ C_1^j\ .j = 1.2.\ldots.r \end{aligned} \quad (۱)$$

مجموعه‌های فازی A_1^j و B_1^j پیشامدهای (antecedents) قاعده j^{th} هستند و مجموعهٔ فازی c_1^j نیز نشان‌دهندهٔ نتیجهٔ (consequent) قاعدهٔ j است. در این پژوهش از روش تجمیع Max-Min استفاده شده است که یکی از روش‌های محبوب در سیستم‌های فازی است (Ishibuchi & Nakashima, 2001; Jefferson et al., 2017; Liu & Cocea, 2017).

۳-٤-۱. فازی‌سازی

مقدارهای امتیاز مثبت (TweetPos) و منفی (TweetNeg) هر توییت به‌دست‌آمده از مرحلهٔ دوم با استفاده از تابع عضویت فازی مثلثی فازی‌سازی می‌شود.

سه مجموعهٔ فازی به نام‌های Low، Medium و High برای متغیرهای مثبت دامنه (x_p)، منفی دامنه (x_n) و خروجی (x_op) ایجاد و با استفاده از توابع عضویت فازی مثلثی تعریف می‌شوند. محدودهٔ x_op برای همهٔ واژگان برابر با [۱۰-۰] تعیین شده است؛ درحالی که محدودهٔ x_p و x_n برای هر مجموعه‌داده و واژگان به‌طور جداگانه محاسبه می‌شود. بدین منظور، ابتدا مقدارهای کمینه (min) و بیشینهٔ (max) امتیازهای مثبت (TweetPos) و منفی (TweetNeg) تمامی توییت‌ها در یک مجموعه‌داده محاسبه و سپس محدوده‌های x_p و x_n براساس مقدارهای کمینه و بیشینه تعیین می‌شود.

همچنین، مقدار میانی به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$mid = (min + \max)/2 \quad (۲)$$

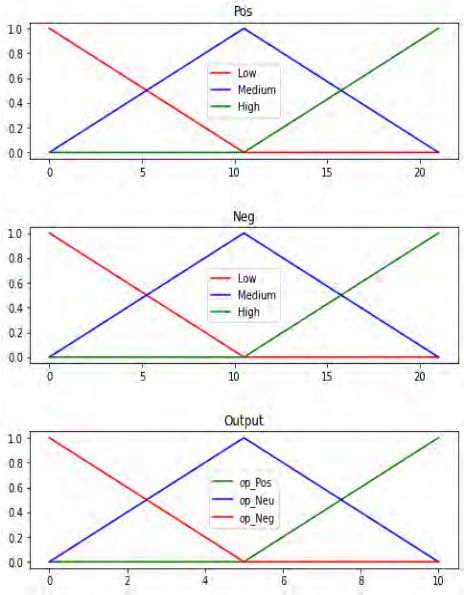
برای ساخت توابع عضویت فازی مثلثی مجموعه‌های Low، Medium و High به پارامترهایی نیاز است که عبارت است از:

Low:(min,min,mid)
Medium:(min,mid,max)
High:(mid,max,max)

برای متغیر خروجی x_op کمینه برابر با ۰ و بیشینه برابر با ۱۰ است؛ بنابراین محدودهٔ آن از ۰ تا ۱۰ است و پارامترهای سه مجموعهٔ فازی (منفی، خنثی و مثبت) که کلاس احساس را نشان می‌دهند به شرح زیر است:

(op_neg) : (0,0,5), (op_neu): (0,5,10),
(op_pos): (5,10,10).

در شکل ۳ دو ورودی (Pos,Neg) و یک خروجی (output) سیستم فازی با استفاده از ابزار AFIIN و دادهٔ سامسونگ نشان داده شده است که op_pos، op_neu و op_neg محدوده‌های فازی بخش نتیجه‌گیری از قوانین پیشنهادی هستند.



شکل ۳: مجموعه‌های عضویت فازی مثلثی متغیرهای ورودی و خروجی AFINN مجموعه‌دادهٔ سامسونگ (منبع: یافته‌های پژوهش)

Figure 3: Triangular fuzzy membership-sets for the input and output variables AFINN of Samsung dataset

۳-٤-۲. تدوین قواعد

نُه قاعدهٔ پیشنهادی پایگاه قواعد در جدول ۳ نشان داده شده است. قواعد براساس دو متغیر ورودی، امتیاز مثبت توییت (TweetPos) و امتیاز منفی توییت (TweetNeg) تعریف شده است.

جدول ۳: نُه قانون ممدانی پیشنهادی

Table3: The proposed nine Mamdani rules

قانون	امتیاز منفی	امتیاز مثبت	احساس
قانون۱	کم	کم	خنثی
قانون۲	کم	متوسط	مثبت
قانون۳	کم	زیاد	مثبت
قانون۴	متوسط	کم	منفی
قانون۵	متوسط	متوسط	خنثی
قانون۶	متوسط	زیاد	مثبت
قانون۷	زیاد	کم	منفی
قانون۸	زیاد	متوسط	منفی
قانون۹	زیاد	زیاد	خنثی

منبع : Vashishtha & Susan, 2019

۳-٤-۳. تجمیع خروجی‌های قواعد

فرض کنید علامت w_{R1} تا w_{R9} نشان‌دهندهٔ میزان تأثیرگذاری قواعد R1 تا R9 است. برای تجمیع قوانین براساس روابط زیر عمل می‌شود:

$$W_{neg} = W_{R4} \vee W_{R7} \vee W_{R8} \quad (۳)$$

$$W_{neu} = W_{R1} \vee W_{R5} \vee W_{R9} \quad (۴)$$

$$W_{pos} = W_{R2} \vee W_{R3} \vee W_{R6} \quad (۵)$$

$$op_activation_low = W_{neg} \wedge op_neg \quad (۶)$$

$$op_activation_med = W_neu \wedge op_neu \quad (۷)$$

$$op_activation_high = W_pos \wedge op_pos \quad (۸)$$

$$aggregated = op_activation_low \cup op_activation_med \cup op_activation_high \quad (۹)$$

در معادله‌های (۳) تا (۵) w_neg درجهٔ فعّال‌شدن (overall firing) قوانین فازی مربوط به احساس منفی را نشان می‌دهد. به همین ترتیب، w_neu و w_pos برای احساس خنثی و مثبت استفاده می‌شود (Jang et al., 1997). در معادله‌های (۶) تا (۸) op_neg، op_neu و op_pos نشان‌دهندهٔ توابع عضویت بخش‌های نتیجهٔ قوانین هستند. تابع عضویت خروجی کلی با استفاده از عملگر اتحاد در معادلهٔ (۹) به دست می‌آید.

۳-٤-٤. نافازی‌سازی

نافازی‌سازی مرحلهٔ آخر در سیستم قوانین فازی است. در این پژوهش از روش نافازی‌سازی مرکز ثقل (COA) استفاده شده است؛ زیرا نتایج مطمئنی را به همراه دارد (Jang et al., 1997). این روش مرکز ناحیه را در زیر منحنی برمی‌گرداند (Hellendoorn & Thomas, 1993) و یک مقدار دقیق براساس مرکز ثقل مجموعه فازی ارائه می‌دهد. خروجی تجمعی (Aggregated output) (μ_A) محاسبه‌شده در معادلهٔ (۹) برای محاسبهٔ خروجی از معادلهٔ (۱۰) استفاده

می‌کند که در آن Z نشان‌دهندهٔ یک مقدار نمونه از متغیر خروجی x_op را نشان می‌دهد.

$$COA = \frac{\sum Z\mu_A(Z)}{\sum \mu_A(Z)} \qquad (۱۰)$$

درنهایت، خروجی غیرفازی‌شده برای محدوده‌های مختلف بررسی می‌شود تا توییت براساس قطبیت‌های منفی، خنثی یا مثبت طبقه‌بندی شود. از آنجایی که min = 0 و max = 10 مقدارهای محدودهٔ خروجی است، این محدوده به سه قسمت مساوی تقسیم می‌شود.

$$Output = \begin{cases} Negative, 0 < COA < 3\cdot 3 \\ Neutral, 3\cdot 3 < COA < 6\cdot 7 \\ Positive, 6\cdot 7 < COA < 10 \end{cases} \qquad (۱۱)$$

٤. یافته‌ها و بحث

در این مطالعه برای ارزیابی دقت روش پیشنهادی ابتدا داده‌های جمع‌آوری‌شده در سه دستهٔ مثبت، منفی و خنثی برچسب‌گذاری شد. روش پیشنهادی با پایتون نسخهٔ ۳.۸.۵ پیاده‌سازی شده است. سیستم استفاده‌شده پردازندهٔ Core i7 اینتل، سیستم عامل ویندوز ۶۴ بیتی و ۸ گیگابایت رم را دارد.

٤-١. پردازش توییت

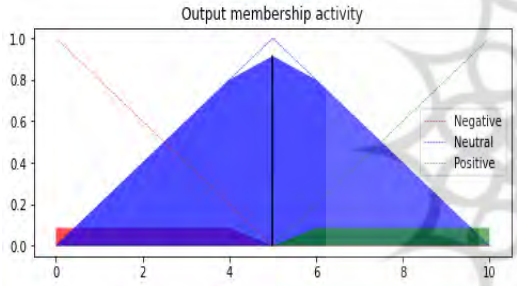
شکل ۴ پردازش یک نمونه توییت مجموعه دادهٔ اپل را با استفاده از ابزار AFINN نشان می‌دهد.

```
38)it also looks the same as the iphone 14, 13, 12, and 11.iphone iphone15pro apple.
Positive Score for each  tweet :0.9
Negative Score for each  tweet :0.9
Firing Strength of Negative (wneg): 0.0857
Firing Strength of Neutral (wneu): 0.9143
Firing Strength of Positive (wpos): 0.0857
Defuzzified Output: 4.87
Output after Defuzzification: Neutral
Doc sentiment: Neutral
```

شکل ۴: پردازش یک توییت نمونه از اپل با استفاده از AFINN (منبع: یافته‌های پژوهش)

Fig 4: Processing a sample tweet from Apple using the AFINN

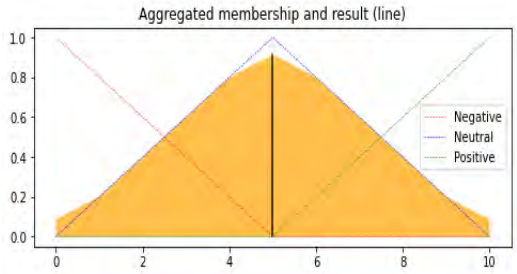
در مرحلهٔ نخست پیش‌پردازش متن انجام و سپس برای تحلیل احساسات از تابع polarity_scores(a) ابزار AFINN استفاده می‌شود که امتیاز مثبت (TweetPos) برابر با ۰/۹ و امتیاز منفی (Tweet-Neg) برابر با ۰/۹ را به عنوان خروجی می‌دهد. در مرحلهٔ بعد ۹ قاعدهٔ فازی برروی امتیازهای مثبت و منفی به‌دست‌آمده از تحلیل اعمال می‌شود. درجهٔ فعّال‌شدن توییت برای کلاس‌های مختلف احساسات با استفاده از معادله‌های (۳) تا (۵) ارزیابی می‌شود. شکل ۵ تجسم مقدارهای $\mu_s(x)$ کلاس‌های احساسات مختلف را نشان می‌دهد که در آن رنگ سبز برای مثبت، رنگ آبی برای خنثی و رنگ قرمز برای کلاس منفی است.



شکل ۵: نمایش خروجی حاوی احساسات مختلف توییت (منبع: یافته‌های پژوهش)

Fig 5: Display of the output containing different sentiments of the tweet

نتایج حاصل از توابع عضویت با استفاده از معادلهٔ (۶) تا (۸) محاسبه می‌شود. شکل ۶ خروجی تجمعی (μ_A) محاسبه‌شده در معادلهٔ (۹) را نشان می‌دهد.



شکل ۶: خروجی تجمعی توییت (منبع: یافته‌های پژوهش)

Fig 6: Aggregated tweet output

برای محاسبهٔ خروجی نافازی‌شده از معادلهٔ (۱۰) استفاده می‌شود. خروجی نافازی برابر با ۵ است که به‌صورت خط مستقیم پررنگ نشان داده شده است. درنهایت، احساس توییت با استفاده از معادلهٔ (۱۱) خنثی ارزیابی می‌شود. همچنین، از مجموعه‌داده‌ایی که به روش دستی برچسب‌گذاری شده است برای صحت‌سنجی قطبیت توییت‌ها استفاده می‌شود.

۱-۳ ٤-۲. مقایسهٔ ابزارهای تحلیل واژگان

در این بخش عملکرد روش پیشنهادی ازنظر ابزارهای استفاده‌شده مقایسه می‌شود. محققان در پژوهش حاضر روش مبتنی بر قانون فازی پیشنهادی را با استفاده از سه ابزار SentiWordNet، AFINN و VADER به‌صورت مستقل از یکدیگر در مجموعه‌دادهٔ مدنظر پیاده‌سازی کردند. در جدول ۴ و ۵ عملکرد ابزارها در داده‌های سامسونگ و اپل نسبت به برچسب‌گذاری دستی مقایسه شده است. این مقایسه شامل دقت پیش‌بینی (Precision)، میزان بازیابی (Recall) و امتیازهای F1 (Micro و Macro) می‌شود. بیشترین مقدارهای هریک از این معیارها برای هر مجموعه‌داده به‌صورت پررنگ نشان داده شده است. روش مبتنی بر قواعد فازی بدون نظارت پیشنهادی با ابزار AFINN بیشترین امتیاز F1-Micro و امتیاز F1-Micro را درمیان مجموعه‌داده‌ها و بیشترین دقت و میزان بازخوانی را در مجموعه‌داده‌های اپل و سامسونگ به دست آورده است. زمان اجرا تحلیل احساسات به عوامل مختلفی مانند اندازهٔ مجموعه‌داده، ابزارهای تحلیل واژگان احساسات، و نوع محاسبات انجام‌شده در هر روش بستگی دارد. درمیان ابزارهای تحلیل احساسات ابزار AFINN سریع‌ترین و ابزار VADER کندترین ابزار است.

جدول ۴: عملکرد ابزارهای تحلیل احساسات در مجموعه‌دادهٔ سامسونگ

Table 4: Performance of Sentiment Analysis Tools in Samsung Dataset

فرهنگ لغت	مجموعه‌دادهٔ سامسونگ				
	F1_Macro	F1_Micro	Recall	Precision	Time (sec)
SentiWordNet	۶۴.۱۳	۶۴.۰	۶۵.۸۳	۶۷.۸	۰.۳۶۸
AFINN	٦٨.٠٩	٧٠	٦٨.٦٦	٧٤.٤٤	۰.۳۴۶
VADER	۶۴.۳۱	۶۶.۰	۶۳.۴۱	۷۳.۹۱	۰.٤٣٥

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول ۵: عملکرد ابزارهای تحلیل احساسات در مجموعه‌دادهٔ اپل

Table 5: The performance of sentiment analysis tools in the Apple dataset

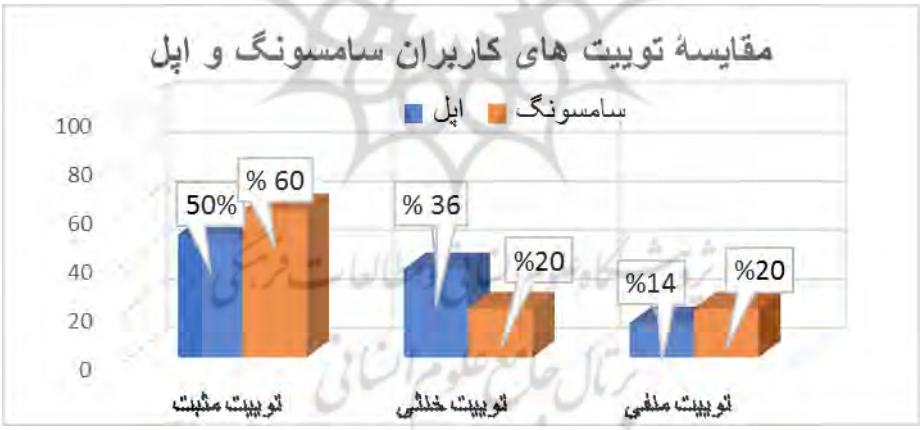
فرهنگ لغت	مجموعه‌دادهٔ اپل				
	F1_Macro	F1_Micro	Recall	Precision	Time (sec)
SentiWordNet	۵۳.۳۳	۶۰.۰	۵۸.۸۶	۷۵.۰۹	۰.۳۵۴
AFINN	٧٣.٢٢	٧٤.٠	٧٢.٦٩	٧٧.١٦	۰.۴۷۶
VADER	۴۵.۳۵	۵۴.۰	۴۷.۳۷	۷۴.۶۱	۰.٥٠٤

منبع: یافته های پژوهش

به‌طور کلی، می‌توان از جدول‌های ۴ و ۵ نتیجه گرفت که ابزار AFINN بهترین عملکرد را داشته است؛ زیرا این ابزار برای پست‌های رسانه‌های اجتماعی مناسب‌ترین است و کلمات اختصاری، ایموجی‌ها و شکلک‌های موجود در متن را به‌خوبی مدیریت و ارزیابی می‌کند. بهترین ابزار بعدی VADER و سپس SentiWordNet است. با وجود این باید توجه شود که انتخاب بهترین ابزار واژگان براساس معیارهای ارزیابی و باتوجه به ویژگی‌های داده‌ها و دیتاست مدنظر انجام می‌شود.

٤-۲-۱. مقایسهٔ عملکرد روش برچسب‌زدن دستی با روش برچسب‌زدن سیستم فازی با استفاده از ابزار AFINN

محققان در این مطالعه در مجموعه‌دادهٔ سامسونگ و اپل (شکل ۷) نظرهای کاربران توییتر را برای مجموعه‌داده‌های تلفن همراه شرکت‌های سامسونگ و اپل با ابزار AFINN (چون کارآیی بیشتری نسبت به دو ابزار دیگر داشت) مقایسه کردند. کاربران شرکت اپل با ۵۰ درصد و کاربران شرکت سامسونگ با ۶۰ درصد رضایت از محصولات خود را بیان کرده‌اند. همچنین، نظرهای منفی به‌ترتیب ۱۴ و ۲۰ درصد برای اپل و سامسونگ و نظرهای خنثی به‌ترتیب ۳۶ و ۲۰ درصد برای هرکدام اعلام شده است. براساس این نتایج به نظر می‌رسد که کاربران سامسونگ نسبت به محصولات این شرکت نظر مثبت بیشتری دارند؛ درحالی که شرکت اپل نیز در مقایسه با سامسونگ نظر منفی کمتری دارد.



شکل ۷: مقایسهٔ نظرهای کاربران توییتر برای مجموعه‌داده‌های تلفن همراه شرکت‌های سامسونگ و اپل با ابزار واژگان AFINN (منبع: یافته‌های پژوهش)

Fig 7: Comparison of Twitter user comments for Samsung and Apple mobile phone datasets with AFINN lexicon. tool

٤-۲-۲ .تحلیل نتایج برای مدیران شرکت‌های سامسونگ و اپل

تجزیه‌وتحلیل نظرهای کاربران توییتر نشان می‌دهد که ۶۰ درصد از کاربران نظرهای مثبتی دربارهٔ محصولات سامسونگ و ۵۰ درصد نظرهای مثبتی دربارهٔ محصولات اپل داشته‌اند. این اختلاف در نظرهای مثبت می‌تواند نشان‌دهندهٔ برتری نسبی محصولات سامسونگ در جذب رضایت مشتریان باشد. مدیران اپل می‌توانند

از این اطلاعات برای شناسایی نقاط ضعف خود و بهبود کیفیت محصولات و خدمات استفاده کنند تا بتوانند رضایت مشتریان را افزایش دهند.

تحلیل احساسات کاربران به مدیران کمک می‌کند تا نقاط قوت و ضعف محصولات خود را شناسایی کنند؛ برای مثال، اگر تحلیل‌ها نشان دهد که تعداد زیادی از کاربران نظرهای منفی دربارهٔ یک ویژگی خاص از یک محصول دارند، مدیران می‌توانند برای رفع این مشکل اقدام کنند. همچنین، شناسایی ویژگی‌های مثبت محصولات که کاربران آنها را تحسین کرده‌اند، می‌تواند به مدیران کمک کند تا در کمپین‌های بازاریابی خود برروی این ویژگی‌ها تمرکز کنند. مدیران با تحلیل دقیق‌تر بازخوردهای مشتریان می‌توانند روندهای بازار را تشخیص دهند و رفتارهای آیندهٔ مشتریان را پیش‌بینی کنند. این اطلاعات می‌تواند به مدیران در تصمیم‌گیری‌های استراتژیک و توسعهٔ محصولات جدید کمک کند؛ برای مثال، اگر تحلیل‌ها نشان دهد که کاربران به ویژگی‌های خاصی از محصولات علاقه‌مند هستند، شرکت‌ها می‌توانند محصولات جدیدی را باتوجه به این نیازها و علایق توسعه دهند.

درک دقیق‌تر از نظرهای کاربران می‌تواند به مدیران کمک کند تا ریسک‌های مرتبط با محصولات و خدمات خود را بهتر مدیریت کنند. اگر تحلیل‌ها نشان دهد که تعداد زیادی از کاربران نظرهای منفی دربارهٔ یک محصول دارند، شرکت‌ها می‌توانند اقدام‌های لازم را برای کاهش این نظرها و بهبود تصویر برند خود انجام دهند. استفاده از سیستم فازی به مدیران کمک می‌کند تا بدون نیاز به منابع مالی و انسانی زیاد تحلیل دقیقی از بازخوردهای مشتریان داشته باشند. این سیستم می‌تواند به‌عنوان یک ابزار کم‌هزینه و کارآمد در تحلیل داده‌های متنی و بهبود تصمیم‌گیری‌های مدیریتی مورد استفاده قرار گیرد.

در جدول ۶ تحلیل و تفسیر نتایج برای مدیران شرکت‌های سامسونگ و اپل به‌صورت خلاصه و دسته‌بندی‌شده ارائه شده است. این جدول به مدیران کمک می‌کند تا از نتایج تحلیل‌ها به‌صورت مؤثر برای بهبود استراتژی‌های خود استفاده کنند.

جدول ۶: تحلیل و تفسیر نتایج برای مدیران شرکت‌های سامسونگ و اپل

Table 6: Analysis and Interpretation of Results for Samsung and Apple Company Managers

موضوع	بررسی و ارزیابی
مقایسهٔ نظرهای کاربران	• ۶۰٪ نظرهای مثبت برای سامسونگ، ۵۰٪ برای اپل. نشان‌دهندهٔ برتری نسبی سامسونگ در رضایت مشتری، اپل می‌تواند با بهبود محصولات و خدمات رضایت مشتریان را افزایش دهد.
بهبود استراتژی‌های بازاریابی	• شناسایی نقاط قوت و ضعف محصولات با تحلیل احساسات کاربران، رفع مشکلات و تمرکز بر ویژگی‌های مثبت در کمپین‌های بازاریابی.
پیش‌بینی رفتارهای آینده	• تحلیل بازخوردها برای تشخیص روندهای بازار و پیش‌بینی رفتار مشتریان، کمک به تصمیم‌گیری‌های استراتژیک و توسعهٔ محصولات جدید.
مدیریت ریسک	• شناسایی و کاهش نظرهای منفی برای بهبود تصویر برند، • درک بهتر از ریسک‌های مرتبط با محصولات و خدمات.
کارایی و هزینه‌ها	•استفاده از سیستم فازی برای تحلیل دقیق بازخوردها با هزینهٔ کم، • ابزار کم‌هزینه و کارآمد برای بهبود تصمیم‌گیری‌های مدیریتی.

منبع: یافته‌های پژوهش

۱-٤ ۵. نتیجه‌گیری

در این پژوهش استفاده از سیستم فازی با رویکرد بدون نظارت منجر به برچسب‌گذاری توییت‌های مرتبط با شرکت‌های سامسونگ و اپل با دقت‌های به‌ترتیب ۷۴/۴۴ و ۷۷/۱۶ درصد بدون نیاز به هیچ‌گونه دادهٔ آموزشی یا دانش قبلی شده است. این پژوهش نشان داد که استفاده از سیستم فازی بدون نیاز به داده‌های آموزشی می‌تواند به‌طور مؤثری احساسات داده‌های متنی را تشخیص دهد و در تحلیل داده‌های بزرگ و پژوهش‌های مشابه به کار برود. همچنین، این روش ارزش افزوده‌ای را ارائه می‌دهد؛ زیرا می‌تواند به‌عنوان یک ابزار کارآمد برای حل مسائل پیچیده و ارائهٔ استدلال‌های دقیق‌تر دربرابر مشکلات زبانی و ارزش‌های احساسی مورد استفاده قرار گیرد.

درنهایت، پژوهش حاضر از سه ابزار واژگان حسی SentiWordNet، AFINN و VADER به‌طور مستقل به همراه دو مجموعه‌داده (سامسونگ و اپل) بهره برده و خروجی این ابزارها را به‌عنوان ورودی سیستم فازی پیشنهادی برای تشخیص قطبیت متن به کار برده است. تجزیه‌وتحلیل ابزارهای واژگان حسی نشان داد که ابزار AFINN درمقایسه با دیگر ابزارها عملکرد بهتری داشته و امتیازهای (F1 ، دقت و میزان بازیابی) بیشتری را کسب کرده است.

تحلیل نظرهای کاربران توییتر نشان می‌دهد که محصولات سامسونگ با ۶۰ درصد نظرهای مثبت نسبت به محصولات اپل با ۵۰ درصد نظرهای مثبت رضایت بیشتری از مشتریان خود را جلب کرده است. این اطلاعات می‌تواند به مدیران اپل کمک کند تا با شناسایی و رفع نقاط ضعف خود رضایت مشتریان را افزایش دهند. همچنین، تحلیل احساسات کاربران به مدیران هر دو شرکت امکان می‌دهد تا نقاط قوت و ضعف محصولات را شناسایی و در کمپین‌های بازاریابی بر ویژگی‌های مثبت تمرکز کنند.

علاوه بر این، تحلیل دقیق‌تر بازخوردهای مشتریان به مدیران کمک می‌کند تا روندهای بازار را تشخیص دهند و به‌دنبال آن رفتارهای آیندهٔ مشتریان را پیش‌بینی کنند. این اطلاعات به تصمیم‌گیری‌های استراتژیک و توسعهٔ محصولات جدید کمک می‌کند. درنهایت، استفاده از سیستم فازی به مدیران امکان می‌دهد تا با هزینهٔ کم و بدون نیاز به منابع مالی و انسانی زیاد تحلیل دقیقی از بازخوردهای مشتریان را داشته باشند و تصمیمات مدیریتی بهتری بگیرند.

محققان در پژوهش‌های آینده می‌توانند با گسترش دامنهٔ پژوهش به دیگر برندها و محصولات، استفاده از روش‌های مختلف تحلیل داده‌ها و تحلیل احساسات در بازه‌های زمانی مختلف به بهبود دقت و کارایی تحلیل احساسات کمک کنند. این اقدام‌ها می‌تواند به افزایش رضایت و وفاداری مشتریان و درنهایت، بهبود فروش محصولات منجر شود. همچنین، بهبود ابزارهای تحلیل و ادغام با سیستم‌های مدیریت ارتباط با مشتری (CRM) می‌تواند دقت و قابلیت اعتماد نتایج را افزایش دهد و به شرکت‌ها در مدیریت بازخوردهای مشتریان و تصمیم‌گیری‌های استراتژیک کمک کند. به‌علاوه، می‌توان روش پیشنهادی این پژوهش را با استفاده از استنتاج فازی در مدل‌های شبکهٔ عصبی عمیق ترکیب و گسترش داد و با مقایسهٔ آن با پیشرفته‌ترین روش‌های یادگیری عمیق، بهبودهای چشمگیری را در تجزیه‌وتحلیل احساسات متنی ایجاد کرد. این ترکیب مزایایی ازجمله افزایش دقت و توانایی تطبیق با متن‌های پیچیده را به دنبال دارد؛ اما باید به پیچیدگی مدل و نیاز به داده‌های آموزشی مناسب نیز توجه شود.

References

Aribowo, A. S., Basiron, H., & Yusof, N. F. A. (2022). Semi-supervised learning for sentiment classification with ensemble multi-classifier approach. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, *8*(3), 3649-361. https://doi.org/10.26555/ijain.v8i3.929

Baccianella, S., Esuli, A., & Sebastiani, F. (2010). Sentiwordnet 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining. *Lrec*, *10*, 2200-2204. http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2010/pdf/769_Paper.pdf

Bahreini, K., Van Der Vegt, W., & Westera, W. (2019). A fuzzy logic approach to reliable real-time recognition of facial emotions. *Multimedia Tools and Applications*, *78*(14), 18943-18966. https://doi.org/10.1007/s11042-019-7250-z

Banerjee, S., & Pedersen, T. (2002). An adapted lesk algorithm for word sense disambiguation using WordNet. In A. Gelbukh (Ed.), *Computational Linguistics and Intelligent Text Processing* (Vol. 2276, pp. 136-145). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/3-540-45715-1_11

Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). *Natural Language Processing with Python*. O'Reilly Media. https://books.google.com/books?id=ScL3wAEACAAJ

Brody, S., & Diakopoulos, N. (2011). Cooooooooooooooollllllllllllll!!!!!!!!!!!!!! using word lengthening to detect sentiment in microblogs. In *Proceedings of the 2011 conference on empirical methods in natural language processing*. Edinburgh, Scotland, UK., https://aclanthology.org/D11-1052

Bukhari, S., & Ramzan, M. (2024). Text mining on social media data: a systematic literature review. *International Journal of Data Analysis Techniques and Strategies*, *16*(1), 82-104. https://doi.org/10.1504/ijdats.2024.137480

Chalous, I. (2023). Concepts and applications of data mining and analysis of social networks. *Journal of Data Analytics*, *2*(1), 1-8. https://doi.org/10.59615/jda.2.1.1

Chauhan, S., Shet, J. P., Beram, S. M., Jagota, V., Dighriri, M., Ahmad, M. W., Hossain, M. A., & Rizwan, A. (2023). Rule based fuzzy computing approach on self-supervised sentiment polarity classification with word sense disambiguation in machine translation for hindi language. *ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing*, *22*(5), 1-21. https://doi.org/10.1145/3574130

Chen, L., Ren, Z., Lu, S., Huang, X., Wang, W., Xu, C., Zhao, W., & Guan, Z. (2023). A Simple weakly-supervised contrastive learning framework for few-shot sentiment classification. *Preprint version*, *1*. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2699220/v1

Efrilianda, D. A., Dianti , E. N., &. Khoirunnisa O. G. (2021). Analysis of twitter sentiment in COVID-19 era using fuzzy logic method. *Journal of Soft Computing Exploration*, *2*(1). 1-5. https://doi.org/10.52465/joscex.v2i1.12

Gouthami, S., & Hegde, N. P. (2023). *An unsupervised sentiment classification method based on multi-level sentiment information extraction using crbsa algorithm*. In International Conference on Communications and Cyber Physical Engineering 2018, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-8086-2_92

Hellendoorn, H., & Thomas, C. (1993). Defuzzification in fuzzy controllers. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, *1*(2), 109-123. https://doi.org/10.3233/IFS-1993-1202

Howells, K., & Ertugan, A. (2017). Applying fuzzy logic for sentiment analysis of social media network data in marketing. *Procedia Computer Science*, *120*, 664-670. https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.293

Hussien, W., Al-Ayyoub, M., Tashtoush, Y., & Al-Kabi, M. (2019). On the use of emojis to train emotion classifiers. Availaible at *ARXIV*. https://doi.org/10.48550/ARXIV.1902.08906

Hutto, C., & Gilbert, E. (2014). VADER: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, *8*(1), 216-225. https://doi.org/10.1609/icwsm.v8i1.14550

Ishibuchi, H., & Nakashima, T. (2001). Effect of rule weights in fuzzy rule-based classification systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, *9*(4), 506-515. https://doi.org/10.1109/91.940964

Işikdemir, Y. E., & Yavuz, H. S. (2022). The scalable fuzzy inference-based ensemble method for sentiment analysis. In *Computational Intelligence and Neuroscience*, (1), 1-18. https://doi.org/10.1155/2022/5186144

Jabreel, M., & Moreno, A. (2019). A deep learning-based approach for multi-label emotion classification in tweets. *Applied Sciences*, *9*(6), 1123. https://doi.org/10.3390/app9061123

Jang, J. S. R., Sun, C. T., & Mizutani, E. (1997). Neuro-fuzzy and soft computing-a computational approach to learning and machine intelligence [book review]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, *42*(10), 1482-1484. https://doi.org/10.1109/TAC.1997.633847

Jefferson, C., Liu, H., & Haig, E. (2017). *Fuzzy approach for sentiment analysis*. IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), Naples, Italy, https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2017.8015577

Kanger, N., Chandigarh University, G., Mohali, Punjab, India, Bathla, G., & Chandigarh University, G., Mohali, Punjab, India. (2017). Recognizing emotion in text using neural network and fuzzy logic. *Indian Journal of Science and Technology*, *10*(12), 1-6. https://doi.org/10.17485/ijst/2017/v10i12/100526

Komarasamy, G., & Jain, S. K. (2022). Techniques and softwares for social media data mining. *Technoaretetransactions on Intelligent Data Mining and Knowledge Discovery*, *2*(3), 18-23. https://doi.org/10.36647/ttidmkd/02.03.a004

Kouloumpis, E., Wilson, T., & Moore, J. (2021). Twitter sentiment analysis: the good the bad and the omg! *proceedings of the international AAAI Conference on Web and Social Media*, *5*(1), 538-541. https://doi.org/10.1609/icwsm.v5i1.14185

Kyaw, K. S., Tepsongkroh, P., Thongkamkaew, C., & Sasha, F. (2023). Business intelligent framework using sentiment analysis for smart digital marketing in the E-commerce era. *Asia Social Issues*, *16*(3), e252965-e252965. https://doi.org/https://doi.org/10.48048/asi.2023.252965

LeCompte, T., & Chen, J. (2017, 12/2017). *Sentiment Analysis of tweets including emoji data*. 2017 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI). Las Vegas. https://doi.org/10.1109/CSCI.2017.137

Liu, H., Burnap, P., Alorainy, W., & Williams, M. L. (2019). A fuzzy approach to text classification with two-stage training for ambiguous instances. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, *6*(2), 227-240. https://doi.org/10.1109/TCSS.2019.2892037

Liu, H., & Cocea, M. (2017). *Fuzzy rule based systems for interpretable sentiment analysis*. 2017 Ninth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI), Doha, Qatar. https://doi.org/10.1109/ICACI.2017.7974497

Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, *7*(1), 1-13. https://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2

Mustafayeva, S.R. (2023). Fuzzy modeling for marketing plan development. In R.A. Aliev, J. Kacprzyk, W. Pedrycz, M. Jamshidi, M.B. Babanli, F. Sadikoglu (Eds.) *15th International Conference on Applications of Fuzzy Systems, Soft Computing And Artificial Intelligence Tools – ICAFS-2022. ICAFS 2022*, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-25252-5_80

Nielsen, F. Å. (2011). A new ANEW: Evaluation of a word list for sentiment analysis in microblogs. *arXiv preprint*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1103.2903

Pang, B., & Lee, L. (2004). *A sentimental education: sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts*. 42nd Annual Meeting Of The Association For Computational Linguistics (ACL-04), Barcelona, Spain. https://doi.org/10.3115/1218955.1218990

Pathak, U., & Rai, E. p. (2023). Sentiment

analysis: Methods, applications, and future directions. *International Journal for Science Technology and Engineering*, *11*(2), 1453-1458. https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.49165

Perera, S., & Karunanayaka, K. (2022). *Sentiment Analysis of social media data using fuzzy-rough set classifier for the prediction of the presidential election.* In Proceedings of The 2022 2nd International Conference on Advanced Research in Computing (ICARC), Sri Lanka. https://doi.org/10.1109/ICARC54489.2022.9754173

Read, J. (2005). Using emoticons to reduce dependency in machine learning techniques for sentiment classification. In *Proceedings of the ACL student research workshop*. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21577.83049

Rodrigues, A., Chiplunkar, N., & Fernandes, R. (2022). Social big data mining: A survey focused on sentiment analysis. In I. Management Association (Ed.), *Research Anthology on Implementing Sentiment Analysis Across Multiple Disciplines*. https://doi.org/10.4018/978-1-6684-6303-1.ch069

Rosário, A. T., Dias, J. C., & Ferreira, H. (2023). Bibliometric analysis on the application of fuzzy logic into marketing strategy. *Businesses*, *3*(3), 402-423. https://doi.org/10.3390/businesses3030025

Seilsepour, A., Alizadeh, M., Ravanmehr, R., Beheshti, M. T., & Nassiri, R. (2022). *Self-supervised sentiment classification based on semantic similarity measures and contextual embedding using metaheuristic optimizer.* 2022 8th Iranian Conference on Signal Processing and Intelligent Systems (ICSPIS), Behshahr. https://doi.org/10.1109/ICSPIS56952.2022.10043914

Sharma, N., Pabreja, R., Yaqub, U., Atluri, V., Chun, S. A., & Vaidya, J. (2018). *Web-based application for sentiment analysis of live tweets*. dg.o '18: 19th Annual International Conference on Digital Government Research, Netherland. https://doi.org/10.1145/3209281.3209402

Tan, K. L., Lee, C. P., & Lim, K. M. (2023). A Survey of sentiment analysis: approaches, datasets, and future research. *Applied Sciences*, *13*(7), 4550. https://www.mdpi.com/2076-3417/13/7/4550

Tashtoush, Y. M., & Al Aziz Orabi, D. A. (2019). *Tweets emotion prediction by using fuzzy logic system.* 2019 Sixth International Conference on Social Networks Analysis, Management and Security (SNAMS). Granada. https://doi.org/10.1109/SNAMS.2019.8931878

Vashishtha, S., & Susan, S. (2019). Fuzzy rule based unsupervised sentiment analysis from social media posts. *Expert Systems with Applications*, *138*, 112834. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112834

Vashishtha, S., Gupta, V., & Mittal, M. (2023). Sentiment analysis using fuzzy logic: A comprehensive literature review. *Wiley Interdisciplinary Reviews-Data Mining And Knowledge Discovery*, *13*(5), e1509. https://doi.org/10.1002/widm.1509

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, *8*(3), 338-353. https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X