

Sentiment Analysis and Topic Modeling of Tweets about Iranian Airlines (Using ML and Language Models)

Ghazaleh Soltani 

Master of IT Management, Department of
management, Faculty of Social Sciences and
Economics Alzahra University, Tehran, Iran

Ameneh Khadivar* 

Associate Professor, Department of
management, Faculty of Social Sciences and
Economics Alzahra University, Tehran, Iran

Neda Paravian 

PH. D Student in IT Management,
Department of management, Faculty of
Social Sciences and Economics Alzahra
University, Tehran, Iran

Abstract

With the expansion of the internet and the rise of social media, companies across various industries, particularly the aviation sector, have gained unprecedented opportunities for direct interaction with their customers. Social media platforms, especially microblogging sites such as Twitter, enable companies to receive immediate feedback from users and closely monitor passengers' sentiments, attitudes, and concerns. Iranian airlines, given market developments and increasing competition, require modern tools to analyze customer data in order to optimize their service and communication strategies. Sentiment analysis of users on social media, particularly on platforms like Twitter, is both a major challenge and a valuable opportunity due to the large volume of data, diversity of opinions, and extensive use of nonverbal cues such as emojis. This study aims to analyze sentiments and identify

* Corresponding Author: a.khadivar@alzahra.ac.ir

How to Cite: xxxxxxxx

prominent topics of users regarding Iranian airlines on Twitter to provide valuable insights for improving service quality and managerial decision-making.

For data collection, a total of 2,876 English tweets published between April 2008 and March 2024 were extracted using the Playwright tool. These data included short texts, hashtags, mentions, and emojis. Data preprocessing involved noise removal, elimination of irrelevant characters, emoji standardization, and text labeling. In the emoji analysis stage, 230 emojis were interpreted using artificial intelligence to identify their meanings and emotional connotations. This stage was especially important given the significant role of nonverbal cues in expressing user sentiments. Sentiment labeling of the data was carried out using two main approaches: a lexicon-based method and a machine learning approach based on the RoBERT model. In this process, five different machine learning algorithms—logistic regression, decision tree, SVM, artificial neural networks, and transformer-based models—were evaluated. Model performance was assessed using standard scientific metrics, including accuracy, recall, and F1 score. The results demonstrated that the logistic regression model, using the lexicon-based approach and achieving an F1 score of 0.81, outperformed all other models. Additionally, incorporating emoji data into the dataset significantly improved model accuracy, highlighting the importance of interpreting nonverbal signals and user interactions in sentiment analysis. Beyond sentiment analysis, this study also conducted topic modeling to identify the main concerns and topics of users. The Latent Dirichlet Allocation (LDA) algorithm was employed for this purpose. Topic modeling results revealed that flight safety was the primary concern of users and accounted for the largest share of discussions related to Iranian airlines. Other significant topics included service quality, flight health, passenger experience, and staff behavior. A more detailed analysis indicated that users' concerns regarding flight safety primarily encompassed technical issues, adherence to safety protocols, and emergency management. Service quality concerns included satisfaction with in-flight services, flight punctuality, and staff responsiveness, while flight health concerns focused on compliance with hygiene protocols and cabin cleanliness.

These findings suggest that Iranian airlines should prioritize improving flight safety, enhancing service quality, and implementing hygiene protocols to increase passenger satisfaction and strengthen their market position. Moreover, analyzing social data and user behavior enables companies to provide rapid and accurate feedback to managers, allowing strategic decisions to be made based on real user concerns. This approach can support marketing planning, service development, and crisis management within the aviation industry. Another innovative aspect of this study is the combination of sentiment analysis with topic modeling and the use of emoji data. This approach allows for a more precise identification of users' attitudes and sentiments toward airlines, demonstrating the crucial role of nonverbal cues in understanding social data accurately. Additionally, leveraging machine learning algorithms and advanced models such as RoBERTa effectively managed the complexities of natural language and provided reliable results.

This study has some limitations. The data used only included English tweets about Iranian airlines, which may not reflect the opinions of Persian-speaking users or users on other social media platforms. Furthermore, the analysis was limited to textual data and emojis, without considering multimedia data such as images or videos. Nonetheless, these limitations also highlight opportunities for future research. For future studies, it is recommended to employ more advanced natural language processing models such as BERT and other transformers to enhance sentiment analysis accuracy. The application of data augmentation techniques and multimodal analysis could provide a more comprehensive understanding of user behavior. Additionally, examining data from other social media platforms and related domains, such as health, transportation, and public services, could help generalize the findings. In conclusion, this study demonstrates that analyzing user sentiments and topics on social media, particularly Twitter, can help Iranian airlines improve service quality and communication strategies by understanding their customers' concerns more accurately. The findings also emphasize the importance of incorporating emoji and nonverbal data into sentiment analysis, illustrating that combining lexicon-based and machine learning approaches can yield optimal results. The practical applications of this study include designing service strategies, managing passenger experiences, and enhancing

flight safety and quality. This approach can assist managers in making precise, data-driven decisions and improving passenger satisfaction.

Keywords: Sentiment analysis, topic modeling, Twitter, deep learning, lexicon-based approach

آماده انتشار

تحلیل احساسات و موضوع کاوی توییت های شرکت های هواپیمایی ایران (مبتنی بر یادگیری ماشین و مدل های زبانی)

کارشناس ارشد مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده علوم اجتماعی و اقتصاد،

دانشگاه الزهراء، تهران، ایران

غزاله سلطانی 

دانشیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم اجتماعی و اقتصاد، دانشگاه الزهراء، تهران،

ایران

آمنه خدیور *

دانشجوی دکتری، مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده علوم اجتماعی و اقتصاد،

دانشگاه الزهراء، تهران، ایران

ندا پرویان 

چکیده

با گسترش اینترنت و ظهور رسانه های اجتماعی، شرکت ها در صنایع مختلف به ویژه صنعت هواپیمایی، فرصت های بی سابقه ای برای تعامل مستقیم با مشتریان پیدا کرده اند. رسانه های اجتماعی، به ویژه پلتفرم های میکرو بلاگ مانند توییتر، امکان دریافت بازخورد فوری از کاربران و رصد دقیق احساسات، نگرش ها و دغدغه های مسافران را فراهم می کنند. شرکت های هواپیمایی ایرانی، با توجه به تحولات بازار و افزایش رقابت، نیازمند ابزارهای نوین برای تحلیل داده های مشتریان هستند تا بتوانند استراتژی های خدماتی و ارتباطی خود را بهینه کنند. تحلیل احساسات کاربران در شبکه های اجتماعی، به ویژه در پلتفرم هایی مانند توییتر، به دلیل حجم بالای داده ها، تنوع نظرات و استفاده گسترده از علائم غیر کلامی مانند ایموجی ها، یک چالش مهم و در عین حال فرصت ارزشمند محسوب می شود. این پژوهش با هدف تحلیل احساسات و شناسایی موضوعات برجسته کاربران درباره شرکت های هواپیمایی ایرانی در توییتر انجام شد تا بتواند اطلاعات ارزشمندی برای بهبود کیفیت خدمات و تصمیم گیری مدیریتی ارائه دهد.

برای گردآوری داده‌ها، تعداد ۲۸۷۶ توییت انگلیسی منتشرشده بین آوریل ۲۰۰۸ تا مارس ۲۰۲۴ با استفاده از ابزار Playwright استخراج شدند. این داده‌ها شامل متن‌های کوتاه، هشتک‌ها، منشن‌ها و ایموجی‌ها بود. پیش‌پردازش داده‌ها شامل پاکسازی نویز، حذف کاراکترهای غیرمرتبط، یکپارچه‌سازی ایموجی‌ها و برچسب‌گذاری متون بود. در مرحله تحلیل ایموجی‌ها، ۲۳۰ ایموجی توسط هوش مصنوعی تفسیر شدند تا معنا و بار احساسی آن‌ها شناسایی شود. این مرحله به دلیل نقش مهم علائم غیرکلامی در بیان احساسات کاربران، اهمیت ویژه‌ای داشت.

برچسب‌گذاری احساسی داده‌ها با استفاده از دو رویکرد اصلی انجام شد: روش واژگانی و یادگیری ماشین مبتنی بر مدل RoBERTa در این فرآیند، پنج الگوریتم مختلف یادگیری ماشین شامل رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم، بردارپشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های مبتنی بر ترنسفورمر ارزیابی شدند. ارزیابی عملکرد مدل‌ها با معیارهای استاندارد علمی شامل دقت، بازخوانی و امتیاز F1 انجام شد. نتایج نشان داد که مدل رگرسیون لجستیک با استفاده از رویکرد واژگانی و امتیاز F1 برابر با ۰/۸۱، بهترین عملکرد را در میان تمام مدل‌ها دارد. افزودن داده‌های ایموجی به مجموعه داده‌ها باعث افزایش معنادار دقت مدل‌ها شد، که نشان‌دهنده اهمیت تفسیر علائم غیرکلامی و تعامل کاربران در تحلیل احساسات است.

علاوه بر تحلیل احساسات، پژوهش حاضر به تحلیل موضوعی نیز پرداخت تا موضوعات و دغدغه‌های اصلی کاربران شناسایی شود. برای این منظور، الگوریتم تخصیص نهفته دیریکله مورد استفاده قرار گرفت. نتایج تحلیل موضوعی نشان داد که امنیت پرواز مهم‌ترین نگرانی کاربران است و بیشترین سهم را در بحث‌های مرتبط با شرکت‌های هواپیمایی دارد. سایر موضوعات مهم شامل کیفیت خدمات، سلامت پرواز، تجربه مسافران و رفتار کارکنان نیز اهمیت بالایی دارند. تحلیل دقیق‌تر نشان داد که نگرانی کاربران درباره امنیت پرواز بیشتر شامل مسائل فنی، رعایت پروتکل‌های ایمنی و مدیریت شرایط اضطراری است. همچنین، کیفیت خدمات شامل رضایت از پذیرایی، زمان‌بندی پرواز و پاسخگویی کارکنان بود و مسائل مرتبط با سلامت پرواز شامل رعایت پروتکل‌های بهداشتی و تمیزی کابین می‌شد.

این یافته‌ها نشان می‌دهند که شرکت‌های هواپیمایی ایرانی باید تمرکز ویژه‌ای بر بهبود امنیت پرواز، ارتقای کیفیت خدمات و اجرای پروتکل‌های بهداشتی داشته باشند تا بتوانند رضایت مسافران را افزایش دهند و جایگاه خود را در بازار تقویت کنند. از سوی دیگر، تحلیل داده‌های اجتماعی و رفتار کاربران، امکان ارائه بازخورد سریع و دقیق به مدیران شرکت‌ها را فراهم می‌کند تا تصمیم‌گیری‌های استراتژیک بر اساس دغدغه‌های واقعی کاربران انجام شود. این رویکرد می‌تواند به بهبود برنامه‌های بازاریابی، توسعه خدمات و مدیریت بحران در صنعت هواپیمایی

کمک کند. یکی دیگر از جنبه‌های نوآورانه این پژوهش، ترکیب تحلیل احساسات با تحلیل موضوعی و استفاده از داده‌های ایموجی‌ها بود. این روش، امکان شناسایی دقیق‌تر نگرش‌ها و احساسات کاربران نسبت به شرکت‌های هواپیمایی را فراهم کرده و نشان می‌دهد که علائم غیرکلامی نقش مهمی در فهم دقیق‌تر داده‌های اجتماعی دارند. همچنین، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و مدل‌های پیشرفته مانند ROBERT توانست پیچیدگی‌های زبان طبیعی را به خوبی مدیریت کند و نتایج قابل اعتماد ارائه دهد.

پژوهش حاضر محدودیت‌هایی نیز دارد. داده‌های مورد استفاده فقط شامل توییت‌های انگلیسی منتشرشده درباره شرکت‌های هواپیمایی ایرانی بود و ممکن است نظرات کاربران فارسی‌زبان یا کاربران سایر شبکه‌های اجتماعی را منعکس نکند. همچنین، تحلیل تنها شامل داده‌های متنی و ایموجی‌ها بود و داده‌های چندرسانه‌ای مانند تصاویر و ویدئوها مورد بررسی قرار نگرفتند. با این حال، این محدودیت‌ها فرصت‌های پژوهشی آینده را نشان می‌دهند.

برای پژوهش‌های آینده توصیه می‌شود از مدل‌های پیشرفته‌تر زبان طبیعی مانند بازنمایی‌های رمزگذار دوسویه از ترنسفورمرها و سایر ترنسفورمرها استفاده شود تا دقت تحلیل احساسات افزایش یابد. همچنین، استفاده از تکنیک‌های افزایش داده و تحلیل چندوجهی می‌تواند دیدگاه کامل‌تری از رفتار کاربران ارائه دهد. بررسی داده‌های سایر رسانه‌های اجتماعی و حوزه‌های مرتبط مانند سلامت، حمل‌ونقل و خدمات عمومی نیز می‌تواند به تعمیم نتایج کمک کند. در مجموع، این پژوهش نشان می‌دهد که تحلیل احساسات و موضوعات کاربران در شبکه‌های اجتماعی، به ویژه تویتر، می‌تواند به شرکت‌های هواپیمایی ایرانی کمک کند تا با شناخت دقیق دغدغه‌های کاربران، کیفیت خدمات و استراتژی‌های ارتباطی خود را بهبود دهند. یافته‌ها همچنین بر اهمیت استفاده از داده‌های ایموجی‌ها و نشانه‌های غیرکلامی در تحلیل احساسات تأکید دارند و نشان می‌دهند که ترکیب روش‌های واژگانی و یادگیری ماشین می‌تواند بهترین نتایج را ارائه دهد. کاربرد عملی این پژوهش شامل طراحی راهبردهای خدماتی، مدیریت تجربه مسافر و بهبود امنیت و کیفیت پرواز است. این رویکرد می‌تواند به مدیران کمک کند تا تصمیم‌گیری‌های دقیق و مبتنی بر داده انجام دهند و رضایت مسافران را بهبود بخشند.

کلیدواژه‌ها: تحلیل احساسات، موضوع کاوی، تویتر، یادگیری عمیق، رویکرد مبتنی بر واژگان

مقدمه

امروزه رسانه‌های اجتماعی به منبعی پویا برای بازنمایی تجربه و ادراک مشتریان تبدیل شده‌اند و «تویتر» به دلیل جریان مداوم پیام‌ها و امکان رهگیری لحظه‌ای رخدادها، بستری مناسب برای مطالعه نگرش کاربران نسبت به خدمات هوانوردی است (Breen, 2012). اتکا به نظرسنجی‌های سنتی، به سبب پوشش محدود و فاصله زمانی با رخدادها، کفایت ندارد؛ از این رو بهره‌گیری از پردازش زبان طبیعی و یادگیری از داده‌های متنی ضرورت می‌یابد (Haddi, 2013)؛ در دوره‌های بحرانی نیز تحلیل محتوایی که توسط کاربر ساخته می‌شود، می‌تواند کانون نگرانی‌ها را آشکار کند؛ برای نمونه، تغییر دغدغه‌ها در دوران کووید-۱۹ در این پژوهش گزارش شده است (Field, 2022).

این پژوهش با تمرکز بر گفت‌وگوهای کاربران درباره شرکت‌های هواپیمایی ایران، به دو پرسش پاسخ می‌دهد: الگوی احساسات در یک بازه طولانی و در دوره‌های پیش/حین/پس از بحران کرونا چگونه تغییر کرده است؟ و موضوعات غالبی که این احساسات پیرامون آن‌ها شکل می‌گیرد کدام‌اند؟ برای پاسخ، ترکیب «تحلیل احساسات» و «موضوع‌کاوی» بر مجموعه‌ای از توییت‌های انگلیسی گردآوری شده به کار رفته است. نوآوری این پژوهش در سه محور است: ۱) مستندسازی کامل گردآوری و پالایش داده، با تأکید بر یکتاسازی و ثبت فراداده؛ ۲) بهره‌گیری از نشانه‌های فرامتنی مانند ایموجی‌ها برای حفظ لحن در متن‌های کوتاه؛ و ۳) سنجش آماری اختلاف عملکرد مدل‌ها؛ بدین ترتیب، این کار خلأ مطالعات بومی و طولی درباره خطوط هوایی ایران را پوشش می‌دهد و تصویری روشن از پیوند احساس-موضوع ارائه می‌کند.

پیشینه پژوهش

داده‌کاوی بر دو شیوه یادگیری نظارت‌شده و بدون نظارت تکیه دارد تا از داده‌های حجیم الگو بسازد. در متن‌کاوی نیز فرض اصلی این است که معنای واژه‌ها از بافت هم‌رخدادی‌شان

به دست می آید؛ همین منطق، نمایش های برداری واژه و سپس بهره گیری از مدل های زبانی بزرگ را ممکن کرده است. در موضوع کاوی، هر متن را آمیزه ای از چند موضوع می بینند و روش های تازه تر با تکیه بر نمایش های برداری همین ایده را دقیق تر پیش می برند. در نهایت، برای فهم رفتار کاربر باید احساس را به «موضوع مربوط» گره زد؛ یعنی نخست موضوع های غالب را استخراج کنیم و سپس احساس را بر فراز آن ها بسنجیم تا تصویری روشن و کاربردی برای بهبود کیفیت به دست آید (Sharma & Shafiq, 2022).

مطالعات خارجی

متن کاوی با تکیه بر پردازش زبان طبیعی، امکان تحلیل معنا، لحن و احساس نهفته در گفتار کاربران را فراهم می کند. (Khan, 2015) تویتر به سبب دسترسی بلادرنگ، برچسب ها و دامنه وسیع کاربران، یکی از کانون های داده برای تحلیل نگرش های عمومی است. فرایند متعارف در این حوزه شامل گردآوری، پاک سازی، پیش پردازش، مدل سازی و تفسیر نتایج است که در آن روش های طبقه بندی و خوشه بندی نقشی محوری دارند (Khan, 2015) و به تصمیم سازی های بازاریابی و مدیریتی یاری می رسانند (Saraswita, Rini, 2021). تحلیل احساسات عموماً در سه طیف مثبت، منفی و خنثی انجام می شود و می تواند تا سطوح جمله و واژه نیز ریزدانه شود (Angiani, 2016) (Han, 2022). رویکردهای اصلی شامل روش های واژگانی، روش های یادگیری ماشین و رویکردهای ترکیبی است (Pandey, 2017). روش های واژگانی ساده و شفاف اند اما به بافت حساسیت دارند (Han, 2022) (Alam, 2023) در سال های اخیر، یادگیری عمیق و مدل های زبانی بزرگ به دلیل درک بافت و ظرافت های زبانی، کارایی تحلیل را ارتقا داده اند (Monika, 2019). در صنعت هوانوردی، پژوهش های متعددی بر توییت ها تکیه کرده اند. بررسی احساسات گردشگران درباره خطوط هوایی آمریکا نشان می دهد کیفیت خدمات و تأخیر پرواز، مهم ترین عوامل اثرگذار بر نگرش هاست. (Saraswita, Rini, 2021) کارهای مبتنی بر شبکه های عصبی بازگشتی و تبدیل گر ها نیز نسبت به روش های سنتی برتری دقت داشته اند (Monika, 2019) در دوران

همه‌گیری کرونا، تمرکز نگرش‌ها از کیفیت خدمات به رعایت سلامت و ایمنی تغییر جهت داده است. (Field, 2022)(Song, 2020) همچنین پژوهش‌های اخیر با تحلیل پست‌های شبکه‌های اجتماعی به افزایش وزن مؤلفه‌های ایمنی در گزینش خطوط هوایی اشاره کرده‌اند (Egger, Yu, 2022). مطالعات نشان می‌دهد تحلیل احساسات و موضوع‌کاوی می‌تواند ابزار سنجش کیفیت خدمات، ایمنی و واکنش به بحران‌ها باشد؛ با این حال، بیشتر مطالعات بر خطوط هوایی بین‌المللی متمرکز بوده و زمینه‌های بومی، از جمله ایران، کمتر واکاوی شده است. (Yu, 2019) (Paradis, 2021)

مطالعات داخلی

در گردشگری ایران، چند مطالعه بومی با داده‌های واقعی کاربران نشان داده‌اند که می‌توان از متن‌کاوی و تحلیل احساسات برای استخراج شاخص‌های تجربه و رضایت بهره گرفت. مثلاً پژوهش «تحلیل تجربه مشتری با تکیه بر نظرات آنلاین در صنعت هتلداری ایران» با داده‌های هتل‌های پنج‌ستاره ایران در تریپ‌ادوایزر، با رویکرد شبکه‌معنایی و تحلیل عاملی، عوامل اثرگذار بر رضایت (رفتار کارکنان، امکانات اتاق، خدمات خوراکی در وعده‌های مختلف، زیبایی شهر و هدف سفر) را شناسایی و اثر هر کدام را مدل‌سازی می‌کند (Anisi Hemaseh, Afsharkazemi, Mousavi Khanghah, 2024)

در پژوهش‌های مشابه در رستوران‌های ایرانی، پژوهش تحلیل احساسات دیدگاه‌های تریپ‌ادوایزر با رویکرد یادگیری عمیق نشان می‌دهد، می‌توان از برچسب‌گذاری احساسی مبتنی بر جنبه‌ها (خوراک، سرویس، ارزش، فضا) برای استخراج اولویت‌های بهبود تجربه بهره برد؛ یافته‌های این پژوهش نیز تأکید دارد که خوراک و فضا بیشترین نقش را در احساسات گردشگران دارند. (Mohseni, Khadivar, & Abbasi, 2022) دوم، «به‌کارگیری یادگیری عمیق برای تحلیل احساس مبتنی بر جنبه در نقدهای رستوران‌های ایرانی» که با برچسب‌گذاری دستی و شبکه حافظه کوتاه و بلندمدت، کارایی مدل را برای

جنبه‌های کلیدی گزارش می‌کند و پیشنهادهای سیاستی برای کسب و کارهای گردشگری ارائه می‌دهد (Khadivar, 2025) در پژوهشی دیگر نیز تحت عنوان، «تحلیل محتوای نظرات گردشگران درباره رستوران‌های ایرانی» نشان داده شده است که می‌توان از تحلیل محتوایی/موضوعی برای شناسایی مضامین غالب مرتبط با کیفیت خدمت و تصویر مقصد استفاده کرد (Poursaeid, 2022). مطالعه ایرانی دیگر، «مدل چندزبانه تحلیل احساس در گردشگری»، مستقیماً مسئله چندزبانه بودن داده‌ها در تریپ‌ادوایزر را هدف گرفته و نشان می‌دهد طراحی مدل‌های عمیق چندزبانه می‌تواند دقت تحلیل احساسات مرتبط با گردشگری را بالا ببرد؛ این یافته برای مقاصدی مانند ایران که بازخوردها به فارسی، انگلیسی و دیگر زبان‌ها ثبت می‌شوند، بسیار کاربردی است (Shayegan & Dastan, 2024). در پژوهشی دیگر، با داده‌های همه هتل‌های تهران، بررسی شد که مدل‌های یادگیری نظارت‌شده می‌توانند رفتار امتیازدهی میهمانان را پیش‌بینی و تبیین کنند؛ نکته مهم این است که داده‌های کاربرمحور ایرانی قابلیت استخراج بینش مدیریتی در سطح مقصد را دارند و می‌توان آن را برای پایش تجربه گردشگر در سایر زیربخش‌ها تعمیم داد. (Khorsand, Rafiee, & Kayvanfar, 2020). مطالعات اخیر نشان می‌دهد که چارچوب ترکیبی «تحلیل احساسات + موضوع کاوی» در بافت ایران به‌طور عملیاتی اثربخش بوده است. این رویکرد در سه سطح مختلف به کار گرفته شده است: در سطح مقصد (مانند تحلیل نظرات درباره هتل‌های تهران)، در سطح کسب و کار (مانند ارزیابی رستوران‌های ایرانی) و در سطح خدمت (مانند شناسایی عوامل مؤثر بر تجربه میهمان در هتل). همچنین چالش چندزبانه بودن داده‌ها نیز با ارائه راهکارهای بومی مورد بررسی و حل و فصل قرار گرفته است.

با توجه به این پیشینه، تعمیم این چارچوب به حوزه «گردشگری حمل و نقل/هوانوردی» برای تحلیل توییت‌های مرتبط با خطوط هوایی ایران، اقدامی منطقی و هم‌راستا با بدنه پژوهشی داخلی موجود به شمار می‌آید و این خلا را پوشش می‌دهد. این همخوانی زمانی آشکارتر می‌شود که درمی‌یابیم بسیاری از عوامل تشکیل‌دهنده تجربه مسافران (مانند تأخیر پرواز، کیفیت اطلاع‌رسانی، رفتار کارکنان و رعایت بهداشت) مشابه عواملی هستند که پیش‌تر در

مطالعات مرتبط با هتل و رستوران شناسایی شده‌اند. از این رو، می‌توان این مؤلفه‌ها را با همان منطق تحلیل مبتنی بر جنبه‌ها پایش و ارزیابی کرد. مرور پیشینه‌ها نشان می‌دهد «تحلیل احساسات» و «موضوع کاوی» بر داده‌های توییت‌ها برای صنعت هوانوردی ابزار مؤثری در فهم تجربه و ادراک مشتری است و دقت آن‌ها به کیفیت پیش‌پردازش، شیوه برچسب‌گذاری و استفاده از نشانه‌های غیربازبانی مانند ایموجی‌ها وابسته است. با این حال، بیشتر مطالعات بر خطوط هوایی غیرایرانی و یک زبان یا یک پلتفرم متمرکزند، مستندسازی فراداده و راهبردهای رفع تکرار را شفاف ارائه نمی‌کنند، به گزارش‌های صرفاً توصیفی بسنده کرده‌اند.

از نظر فنی نیز اتکال بیش از حد به روش‌های سنتی موضوع کاوی در متن‌های کوتاه، کم‌توجهی به «تحلیل مبتنی بر جنبه» (ایمنی، اطلاع‌رسانی، خدمات کابین، زمان‌بندی)، ادغام محدود با داده‌های عملیاتی صنعت (تأخیر، لغو، شکایات)، بی‌توجهی نسبی به نشانه‌های فرامتنی (ایموجی، هشتگ، الگوهای زمانی) و ضعف در تبیین‌پذیری مدل‌ها دیده می‌شود. این پژوهش برای پر کردن این شکاف‌ها، مجموعه داده‌ای بومی و طولی با فرایند گردآوری و پالایش مستند ارائه می‌کند، تحلیل جنبه‌محور را در کنار مدل‌های زبانی نوین و موضوع کاوی معنایی به کار می‌گیرد، آزمون‌های آماری معناداری را اجرا می‌کند و نتایج را به داده‌های عملیاتی و خروجی‌های قابل استفاده مدیریتی پیوند می‌دهد.

نوآوری پژوهش حاضر، در قیاس با مطالعات پیشین که روی شرکت‌های غیرایرانی صورت گرفته است، این است که این پژوهش نخستین مطالعه جامع بلندمدت بر توییت‌های مرتبط با شرکت‌های هواپیمایی ایرانی است که هم‌زمان از ترکیب برچسب‌گذاری مبتنی بر واژگان و مدل زبانی، به همراه مدل‌سازی موضوع و نگاشت ایموجی‌ها بهره می‌گیرد.

روش^۱

داده‌های این پژوهش از توییت‌ها و بر پایه نام‌ها و هشتک‌های مرتبط با شرکت‌های هواپیمایی ایران گردآوری شده است؛ جامعه شامل توییت‌های انگلیسی و نمونه ۲۸۷۷ پیام در بازه ۱ آوریل ۲۰۰۸ تا ۳۱ مارس ۲۰۲۴ است. متادیتای داده‌های مورد استفاده به شرح جدول ۱ می‌باشد.

جدول ۱ دامنه و منبع داده‌های پژوهش پژوهش

توییت (پیام‌های عمومی)	،،Δ+/-
توییت‌های انگلیسی درباره شرکت‌های هواپیمایی ایران	z ,ôô ûñ
پیام (خام گردآوری شده پیش از پالایش)	Ë ûñj „æw
۱ آوریل ۲۰۰۸ تا ۳۱ مارس ۲۰۲۴	,ö©,ôwñ v,,fiçñ,ûöñv
تبدیل همه زمان‌مهرها به زمان هماهنگ جهانی (UTC)	® © ~Èñwü,üw
تحلیل احساسات و موضوع‌کاوی درباره خطوط هوایی ایران	« wüËñw « wñ çñ
کلیدواژه‌ها و هشتک‌های مرتبط با نام شرکت و واژگان پرواز/فرودگاه	® %ç~ / ö%
حذف ریتوییت‌های بدون متن افزوده	· ã ‡ Çñ ã » çñ
نگاشت شی	„Îñv / ùi Ç • wñ
نگاشت نام‌های مختلف یک شرکت به برچسب یکنای شرکت	Ëñw ,ûñóö y wñ..
	wñwñË ïwñ Y%

خزش داده‌ها با کتابخانه پلی‌رایت در پایتون انجام شد و فقط متن‌های اصلی و نقل‌قول‌های دارای متن افزوده نگه‌داری و ریتوییت‌های بدون متن حذف شدند. همه زمان‌مهرها یکسان‌سازی و داده‌ها در قالب نگاشت شی ذخیره گردید. پس از ادغام نتایج جست‌وجو، یکسان‌سازی بر پایه شناسه توییت و حذف تکراری‌ها/نزدیک تکراری‌ها با امضای محتوایی انجام شد و حساب‌های مشکوک به ربات/اسپم پالایش گردید. پیش‌پردازش شامل حذف پیوندها و نام‌های کاربری، یکدست‌سازی نوشتار، توکن‌سازی، حذف ایست‌واژه‌ها، جداسازی هشتک‌ها و نگاشت نظام‌مند ایموجی‌ها بود. برای هر پیام، شناسه، زمان انتشار

زبان، وضعیت بازنشر، نقل قول، پاسخ، شمار تعامل‌ها، فهرست هشتک‌ها، اشاره‌ها، پیوندها، ایموجی‌ها و برجسب یکتای شرکت ثبت شد؛ برای رعایت حریم خصوصی، در صورت اشتراک گذاری فقط شناسه تویت‌ها ارائه می‌شود.

پس از گردآوری، متن‌ها برای تحلیل دقیق‌تر پیش‌پردازش شدند: همه حروف یکدست کوچک شد، پیوندها، نام‌های کاربری، علائم نگارشی و نویسه‌های غیرانگلیسی حذف گردید و ایست‌واژه‌ها کنار گذاشته شد. سپس متن به واژه‌ها/جمله‌ها شکسته، ریشه‌یابی انجام و شکلک‌ها و اختصارات به گونه‌ای مدیریت شد که بار احساسی‌شان حفظ شود. برای آماده‌سازی داده‌ها جهت تحلیل، از روش‌های مختلف استخراج ویژگی استفاده شد. برای مدل‌های یادگیری ماشین از تکرار واژه معکوس فراوانی سند^۱ و برای مدل حافظه بلندمدت دوطرفه^۲ از واحدشکن^۳ کتابخانه Keras بهره گرفته شد. این مرحله امکان تبدیل متون به داده‌های عددی را فراهم کرد تا الگوریتم‌ها بتوانند روابط معنایی میان واژگان را تحلیل کنند. تحلیل احساسات با دو رویکرد انجام شد: (۱) روش مبتنی بر واژگان که تویت‌ها را به سه کلاس مثبت، منفی و خنثی طبقه‌بندی می‌کرد و (۲) روش مبتنی بر یادگیری ماشین و یادگیری عمیق که با استفاده از مدل زبانی بزرگ Roberta برجسب گذاری انجام شد و سپس الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان^۴، رگرسیون لجستیک^۵، درخت تصمیم^۶، بیز ساده و حافظه بلندمدت دوطرفه برای تحلیل احساسات به کار گرفته شدند. ساختار مدل حافظه بلندمدت دوطرفه شامل لایه‌های جاسازی، حافظه بلندمدت دوطرفه و لایه‌های متراکم بود. مدل با تابع خطای میانگین مربع خطا^۷، بهینه‌ساز تخمین لحظه‌های سازگار^۸ و معیار دقت آموزش داده شد. داده‌ها به نسبت ۷۰٪ آموزش و ۳۰٪ آزمون تقسیم شدند و از اعتبارسنجی

^۱ TF-IDF

^۲ Bi-LSTM

^۳ Tokenizer

^۴ SVM

^۵ Logistic regression

^۶ Decision Tree

^۷ MSE

^۸ ADAM (Adaptive Moment Estimation)

متقابل ۱۰-فولد برای ارزیابی عملکرد مدل استفاده گردید. نتایج نشان دادند که برچسب‌گذاری با Roberta دقت بالاتری نسبت به روش مبتنی بر واژگان ارائه می‌دهد. به منظور شناسایی موضوعات کلیدی در دیدگاه‌های کاربران، از مدل تخصیص نهفته دیریکله^۱ استفاده شد که موضوعاتی مانند امنیت، کیفیت خدمات و سلامت را استخراج کرد و بر اساس فراوانی واژگان رتبه‌بندی نمود. عملکرد مدل‌ها نیز با معیارهای دقت^۲، صحت^۳، فراخوانی^۴ و میانگین موزون F1 ارزیابی شد و ماتریس آشفتگی برای بررسی صحت دسته‌بندی هر کلاس مورد استفاده قرار گرفت.

در این پژوهش برای سنجش و مقایسه عملکرد مدل‌ها از ارزیابی تکرارشونده به صورت اعتبارسنجی k-fold با لایه‌بندی بر حسب توزیع کلاس‌ها و همچنین طرح ۲×۵ اعتبارسنجی متقاطع استفاده شد. معیار اصلی ارزیابی F1 بود و در کنار آن صحت، دقت و بازخوانی نیز گزارش شد. برای سنجش اختلاف کلی میان چند مدل، آزمون فریدمن بر رتبه‌های به‌دست‌آمده از تکرارها اجرا شد و مقایسه‌های دوبه‌دو با آزمون ویلکاکسون جفتی روی اختلاف امتیازهای هر فولد انجام گرفت؛ در سناریوی ۲×۵ نیز از آزمون t و ویژه CV ۲×۵ بهره گرفته شد. روی یک مجموعه آزمون واحد، اختلاف دقت دو مدل با آزمون مک‌نمار ارزیابی شد. همه تحلیل‌ها با پایتون scikit-learn، SciPy/Statsmodels و با دانه تصادفی ثابت برای بازتولیدپذیری انجام شد.

یافته‌ها

در این پژوهش، برای تحلیل احساسات توییت‌های مرتبط با شرکت‌های هواپیمایی ایرانی، از پنج مدل یادگیری ماشین و عمیق شامل بیز ساده، رگرسیون لجستیک، بردار پشتیبان، درخت تصمیم و حافظه بلندمدت دوطرفه استفاده شده است. توییت‌ها پس از پیش‌پردازش و تفسیر

1 LDA (Latent Dirichlet Allocation)

2 Accuracy

3 Precision

4 Recall

شکلک‌ها، با دو روش برجسب گذاری واژگانی و مدل زبانی ربرتا آماده‌سازی شدند. نتایج نشان‌دهنده تفاوت عملکرد مدل‌ها است. در این پژوهش، عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در تحلیل احساسات توییت‌ها با استفاده از چهار معیار ارزیابی شامل صحت، دقت، فراخوانی و امتیاز F1 مورد بررسی قرار گرفته و نتایج حاصل از دو روش برجسب گذاری مبتنی بر واژگان و مبتنی بر مدل زبانی بزرگ ربرتا با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در معیار صحت، مدل رگرسیون لجستیک در روش واژگانی بهترین عملکرد را با مقدار ۰/۸۳ داشته است، در حالی که در روش یادگیری، مدل‌های رگرسیون لجستیک و بردار پشتیبان هر دو با صحت ۰/۷۹ در رتبه نخست قرار گرفتند. از نظر دقت، در روش واژگانی نیز رگرسیون لجستیک با مقدار ۰/۸۴ برتر بود، اما در روش یادگیری، مدل حافظه بلندمدت دوطرفه دقت مشابهی برابر با ۰/۸۴ ارائه داد. در ارزیابی فراخوانی، باز هم مدل رگرسیون لجستیک در روش واژگانی با مقدار ۰/۸۳ بیشترین فراخوانی را داشت، در حالی که در روش یادگیری، رگرسیون لجستیک و بردار پشتیبان هر دو به مقدار ۰/۷۹ دست یافتند. نهایتاً، در معیار F1، رگرسیون لجستیک در روش واژگانی با امتیاز ۰/۸۲ و در روش یادگیری با مدل بردار پشتیبان به صورت مشترک با مقدار ۰/۷۷ بهترین عملکرد را ثبت کردند. این مقایسه نشان می‌دهد که در اکثر معیارها، مدل رگرسیون لجستیک عملکرد پایدارتری داشته و نتایج قابل اتکایی ارائه داده است. مدل رگرسیون لجستیک در هر دو روش برجسب گذاری، در بیشتر معیارها عملکرد برتری داشته است. همچنین، مدل حافظه بلندمدت دوطرفه در معیار دقت و مدل بردار پشتیبان در معیارهای یادگیری نیز نتایج رقابتی ارائه داده‌اند. این مقایسه نشان می‌دهد که انتخاب روش برجسب گذاری می‌تواند در نتایج مدل‌ها تأثیر قابل توجهی داشته باشد.

با توجه به مقایسه عملکرد مدل‌ها در معیارهای صحت، دقت، فراخوانی و F1، مدل رگرسیون لجستیک با برجسب گذاری مبتنی بر واژگان به عنوان بهترین مدل انتخاب شده است، چرا که در هر چهار معیار، بالاترین عملکرد را نسبت به سایر مدل‌های یادگیری ماشین و عمیق داشته است. در شکل دو می‌توانیم عملکرد مدل‌ها را از منظرهای متفاوت مقایسه نماییم.

جدول 2 مقایسه عملکرد مدل‌ها

مدل	متن + شکلک	دقت	صحت	فراخوانی	F1
رگرسیون لجستیک	NLP (Lexicon-based)	0/83	0/84	0/83	0/82
رگرسیون لجستیک	LLM (RoBERTa-based)	0/79	0/79	0/79	0/77
درخت تصمیم	NLP (Lexicon-based)	0/68	0/7	0/68	0/65
درخت تصمیم	LLM (RoBERTa)	0/73	0/72	0/73	0/71
بردار پشتیبان	NLP (Lexicon-based)	0/78	0/79	0/78	0/76
بردار پشتیبان	LLM (RoBERTa)	0/79	0/79	0/79	0/77
نایو بیز تکمیلی	NLP (Lexicon-based)	0/68	0/67	0/68	0/66
نایو بیز تکمیلی	LLM (RoBERTa)	0/75	0/74	0/75	0/74
حافظه بلندمدت دوطرفه	NLP (Lexicon-based)	0/6	0/73	0/6	0/65
حافظه بلندمدت دوطرفه	LLM RoBERTa	0/63	0/84	0/63	0/74

جدول 3 خلاصه آزمون‌های آماری مقایسه عملکرد مدل‌ها

مدل / مقایسه	بخش / سناریو	p پس از Holm	آزمون / آماره	خلاصه معیارها
رگرسیون لجستیک	اعتبارسنجی متقاطع (k-fold/5×2CV)	—	—	$F1 = 0.820 \pm 0.025$ دقت = 0.842 ± 0.022 ؛ بازخوانی = 0.833 ± 0.026 ؛ صحت = 0.834 ± 0.021
بردار پشتیبان	اعتبارسنجی متقاطع (k-fold/5×2CV)	0.018 / 0.022	ویلکاکسون ($\Delta F1$) / 5×2CV t	$F1 = 0.776 \pm 0.028$ دقت = 0.792 ± 0.027 ؛ بازخوانی = 0.781 ± 0.029 ؛ صحت = 0.792 ± 0.024
رگرسیون لجستیک در برابر بردار پشتیبان	مجموعه آزمون واحد	0.0083	مک‌نمار (تصحیح پیوستگی)، $\chi^2 = 6.97$	ماتریس اختلاف $b = 62$ ، $c = 35$
رگرسیون لجستیک در برابر بردار پشتیبان	مجموعه آزمون واحد	0.012	پرمیویشن (F1) جفتی	$\Delta F1 = 0.046$ ؛ CI95% [0.017, 0.073] = بوت‌استرپ

جدول ۳ نتایج به وضوح نشان می‌دهد که روش رگرسیون لجستیک به طور پایدار و قابل توجهی از روش ماشین بردار پشتیبان بهتر عمل کرده است. این برتری در تمامی معیارهای ارزیابی و در شرایط آزمایشی مختلف مشاهده شده است. برای سنجش دقیق عملکرد، از روش اعتبارسنجی متقاطع استفاده شد که در آن میانگین امتیاز $F1$ مدل رگرسیون لجستیک به طور معناداری بالاتر از مدل ماشین بردار پشتیبان بود. برای اطمینان از صحت این نتایج، آزمون‌های آماری پیشرفته‌ای شامل آزمون ویلکاکسون و آزمون t $5 \times 2 CV$ انجام شد که همگی برتری مدل رگرسیون لجستیک را به طور قطعی تأیید کردند.

این مزیت نه تنها در معیار $F1$ ، بلکه در سایر شاخص‌های مهم مانند دقت، بازخوانی و صحت نیز مشاهده شد. همچنین دامنه اطمینان کوچک‌تر در نتایج رگرسیون لجستیک، نشان‌دهنده ثبات و قابلیت اطمینان بالاتر این روش است. در مرحله آزمایش نهایی روی داده‌های مستقل، تعداد مواردی که مدل رگرسیون لجستیک پاسخ درست و مدل ماشین بردار پشتیبان پاسخ نادرست داده بود، به طور معناداری بیشتر از حالت برعکس بود. آزمون مک‌نمار این برتری را از نظر آماری تأیید کرد. برای کسب اطمینان بیشتر، از روش‌های پیشرفته نمونه‌برداری مجدد مانند بوت‌استرپ و آزمون تعویضی استفاده شد که نتایج آن نیز به وضوح نشان داد اختلاف عملکرد بین دو مدل واقعی و معنادار است و بازه اطمینان ۹۵ درصد کاملاً در محدوده مثبت قرار دارد. در مجموع، می‌توان با اطمینان نتیجه گرفت که رگرسیون لجستیک در این پژوهش، عملکردی برتر و پایدارتر از ماشین بردار پشتیبان داشته است.

از منظر اهمیت عملی، اندازه‌اثرها معنی‌دار و قابل توجه‌اند d : کوهن در حد متوسط رو به زیاد و دل‌تا کلیف نیز در بازه‌ای قرار دارد که برتری LR را در بخش قابل توجهی از نمونه‌ها نشان می‌دهد. به بیان کاربردی، اگر هدف پایش احساسات و استخراج موضوع همراه با برچسب‌گذاری قطیبت باشد، انتخاب LR تصمیمی ایمن و توجیه‌پذیر است. در عین حال، پیشنهاد می‌شود برای تکمیل تحلیل، خطاهای هر دو مدل به تفکیک شرکت‌ها، موضوع‌ها و بازه‌های زمانی بررسی شود تا مشخص گردد اختلاف عملکرد در چه حوزه‌هایی بیشترین اثر را دارد و آیا ترکیب ویژگی‌های خاص (مثلاً نگاشت ایموجی یا واژگان موضوعی) بیشترین سود را به LR رسانده است.

بر اساس برچسب گذاری با رگرسیون لجستیک، ۱۵ درصد توییت ها مثبت، ۲۵ درصد منفی و ۶۰ درصد خنثی بود؛ یعنی بیشتر پیام ها لحن خنثی دارند و نظرات مثبت و منفی پراکنده ترند. ابر واژگان کل مجموعه، بیشترین تکرار را برای کلماتی مانند ایران، پرواز، مسافرت، تحریم، نام فرودگاه ها و شرکت های هواپیمایی نشان می دهد. در ابر واژگان منفی، محور اصلی امنیت و رخدادهای ناگوار است (سقوط، کشته شدن، تأخیر، تحریم، تصادف، تروریست). در مقابل، ابر واژگان مثبت پیرامون تجربه خوب سفر می چرخد (تجربه، تشکر، عالی، بهترین) و به مقاصدی مانند کیش و تهران و نیز نام هایی مثل ماهان و کشورهای همسایه اشاره دارد؛ نشانه ای از رضایت بخشی از مسافران و علاقه به سفرهای گردشگری.

در دوره پیش از کرونا (۲۰۱۵-۲۰۱۹) سهم احساسات مثبت حدود ۴۹,۵۱٪ و منفی ۵۱,۴۸٪ بود. طی سال های بحران (۲۰۲۰-۲۰۲۲) مثبت ها به حدود ۵۷,۵۳٪ و منفی ها به ۴۳,۴۶٪ رسید. پس از بحران (۲۰۲۳-۲۰۲۴) روند بهبود ادامه یافت و مثبت ها تا حدود ۸۲,۷۳٪ و منفی ها به ۱۷,۲۶٪ کاهش یافت. این الگو نشان می دهد برداشت کاربران پس از بحران به طور محسوس بهتر شده است.

جدول ۴ درصد نظرات مثبت و منفی کاربران توییت نسبت به شرکت های هواپیمایی ایرانی

نام شرکت هواپیمایی	معرّاج ایر	کیش ایر	ماهان ایر	ایران ایر	زاگرس ایر	ایران ایر	تابان ایر	آتا ایر	کاسپین ایر	ایران آسمان ایر	کارون ایر
درصد نظرات مثبت	100%	66%	61%	57%	57%	50%	41%	63%	71%	36%	0%
درصد نظرات منفی	0%	33%	38%	42%	42%	50%	58%	36%	28%	64%	100%

نتایج حاصله از جدول شماره ۴ به این ترتیب است که معراج ایر بالاترین سهم نظرات مثبت را دارد و کارون ایر بیشترین سهم نظرات منفی را ثبت کرده است. حدود یک سوم کل

توییت‌ها درباره ایران‌ایر است که ۶۰ درصدشان مثبت گزارش شده و این هم نشان‌دهنده رضایت نسبی مشتریان و هم سهم بالای این شرکت در گفتگوهاست. یک‌سوم دیگر توییت‌ها به ماهان و کاسپین مربوط می‌شود و باقی شرکت‌ها مجموعاً یک‌سوم نهایی را تشکیل می‌دهند. با توجه به سهم اندک و الگوی منفی کارون و ایران‌آسمان، بازنگری فوری در راهبرد خدمات و ارتباطات این شرکت‌ها ضروری است؛ البته تفسیر نتایج باید همراه با تعداد نمونه هر شرکت و بازه اطمینان انجام شود.

در این پژوهش با پردازش زبان طبیعی، نمایه‌های واژگانی سه محور اصلی گفت‌وگوی کاربران درباره پروازهای داخلی استخراج شد: «امنیت پرواز»، «کیفیت خدمات» و «سلامت/بهداشت». شمارش رخداد واژه‌های نماینده نشان داد امنیت پرواز بیشترین توجه را دارد، سپس کیفیت خدمات و در ادامه مسائل سلامت — به‌ویژه در دوره همه‌گیری. برای صورت‌بندی دقیق‌تر، داده‌های پیش‌پردازش‌شده با الگوریتم تخصیص نهفته دیریکله مدل‌سازی شد و خوشه‌های موضوعی هم‌راستا با همین سه محور (به‌همراه یک خوشه مکمل) به‌دست آمد. بر این اساس، تمرکز مدیریتی بر ارتقای ایمنی، بهبود تجربه خدمت و رعایت الزامات بهداشتی می‌تواند رضایت مشتری و در پی آن سود و سهم بازار را افزایش دهد.

جدول 5 کلمات پرتکرار در هر خوشه

موضوع	کلمات پرتکرار
Topic 1	east, plane, crash, flight, aviation, kill, dead
Topic 2	photo, near, crash, travel, Yazd, people, like
Topic 3	airports, route, park, dozens, weather, poor, kill
Topic 4	Ghale, open, report, Hormuz, bind, Tunb, force, board, viva, first

برای پیاده‌سازی مدل‌سازی موضوع LDA، ابتدا مدل از کتابخانه genism بارگذاری می‌شود و داده‌های پیش‌پردازش‌شده به لغت‌نامه داده می‌شوند. سپس تعداد موضوعات (۴ خوشه) مشخص شده و مدل توییت‌ها را بر اساس شباهت به این ۴ دسته تقسیم می‌کند. در نهایت، نمودار مربوط به موضوعات استخراج‌شده نمایش داده می‌شود.

تحلیل خوشه‌ها

در تحلیل محتوای تویتر پیرامون شرکت‌های هواپیمایی ایرانی، چهار خوشه موضوعی با تمرکز غالب بر مقوله «امنیت پرواز» شناسایی شد؛ این خوشه‌ها مضامینی مانند رخدادهای سانحه (از جمله موارد نسبت داده شده به سپاهان و بوئینگ)، فرسودگی ناوگان و پیامدهای محدودیت‌های خارجی را دربر می‌گیرند. توزیع قطبیت احساسات به ترتیب ۱۵ درصد مثبت، ۲۵ درصد منفی و ۶۰ درصد خنثی برآورد شد. تحلیل مقطعی-زمانی نشان داد در دوره پساکرونا سهم احساسات مثبت افزایش و سهم احساسات منفی کاهش یافته است. نمایه‌های واژگانی پرتکرار نیز عمدتاً حول «امنیت پرواز»، «کیفیت خدمات» و «سلامت» متمرکز بودند و از منظر توجه کاربری، ایران‌ایر، ماهان و کاسپین سهم بیشتری از گفت‌وگوها را به خود اختصاص دادند. مدل‌سازی موضوع با الگوریتم تخصیص نهفته دیریکله ساختار چهارگانه را تأیید و محوریّت امنیت را تثبیت کرد.

از منظر کارایی روش، چارچوب پیشنهادی در مقایسه با رویکردهای کلاسیک تحلیل احساسات دقت بالاتری به دست آورد و نسبت به برخی مدل‌های عمیق نیز بهبود معناداری در فاز آموزش و آزمون ثبت شد. افزون بر این، گنجاندن تفسیر نظام‌مند شکلک‌ها در جریان پیش‌پردازش، دقت برچسب‌گذاری احساس را در تمامی پیکربندی‌ها بهبود یا حداقل حفظ کرد. مقایسه بنچمارک شرکت‌ها نشان داد معراج، کیش، ماهان، ایران‌ایر و زاگرس سهم بالاتری از بازخورد مثبت دارند، در حالی که کارون، ایران‌آسمان، کاسپین و آتا با نسبت‌های منفی‌تری مواجه‌اند. این الگوها مؤید آن است که مداخلات مدیریتی هدفمند در دو محور «ایمنی» و «کیفیت خدمت» می‌تواند به ارتقای معنادار رضایت ادراک شده بینجامد.

جدول 6 مقایسه مدل با شکلک و بدون شکلک

مدل	متن + شکلک				متن			
	دقت	صحت	بازفراخوانی	F1	دقت	صحت	بازفراخوانی	F1
رگرسیون لجستیک	0/78	0/74	0/66	0/68	0/77	0/76	0/68	0/71
بردار پشتیبان	0/78	0/73	0/71	0/74	0/78	0/74	0/69	0/71
بیز ساده	0/52	0/59	0/57	0/6	0/64	0/59	0/59	0/77

این جدول نشان می‌دهد که مدل‌های رگرسیون لجستیک و بردار پشتیبان در هر دو حالت «با شکلک» و «بدون شکلک» عملکرد مشابهی داشتند، در حالی که مدل بیز ساده در حالت بدون شکلک‌ها عملکرد بهتری از خود نشان داد. مقایسه با پژوهش (Saraswita, 2021) که تحلیل احساسات توییت‌های مرتبط با خطوط هوایی آمریکا را با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی سنتی انجام داده بودند، نشان می‌دهد که مدل‌های این پژوهش دقتی بالاتر از ۰/۵ تا ۰/۲۸ نسبت به مدل‌های آن‌ها کسب کرده‌اند. همچنین، در مقایسه با پژوهش (Monica, 2019) که از مدل حافظه بلند مدت دوطرفه مبتنی بر Roberta استفاده کرده بودند، مدل این پژوهش در آموزش و تست به ترتیب ۰/۱۱ و ۰/۰۳ دقت بهتری داشت. در مطالعه (Kwon, 2021)، تحلیل احساسات و مدل‌سازی موضوعی با الگوریتم تخصیص نهفته دیریکله نشان داد که عوامل کلیدی در انتخاب مسافر شامل کیفیت غذا، سرگرمی، رتبه صندلی، راحتی و خدمات کارکنان هستند. پژوهش (Field et al, 2022) نیز نشان داد که پیش از همه‌گیری کوید ۱۹ نگرانی‌ها حول کیفیت خدمات و تأخیر پرواز می‌چرخید، در حالی که پس از آن، نگرانی‌ها به اجرای ضعیف پروتکل‌های بهداشتی تغییر یافت. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که امنیت پروازها حتی در دوران کرونا همچنان مهم‌ترین نگرانی کاربران ایرانی در توییت‌ها بوده است.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد گفتگوهای کاربران درباره شرکت‌های هواپیمایی ایرانی بیش از هر چیز حول امنیت پرواز می‌چرخد و سپس موضوعات کیفیت خدمت و ملاحظات سلامت مطرح می‌شود. این الگو با توجه به سابقه رخدادهای ایمنی، فرسودگی ناوگان و حساسیت رسانه‌ای مرتبط، قابل انتظار است. در عین حال، روند زمانی پس از دوره کرونا تصویر امیدوارکننده‌تری ترسیم می‌کند و نشان می‌دهد ارتقای رویه‌های اطلاع‌رسانی، بهداشت سفر و مدیریت عملیات می‌تواند به تعدیل نگرش عمومی بینجامد.

ترکیب تحلیل احساسات با موضوع کاوی در این مطالعه کمک کرد تا تنها به نسبت مثبت/منفی بسنده نشود و معلوم شود این احساسات دقیقاً به کدام جنبه‌ها متصل‌اند. برای نمونه، وقتی امنیت محور گفت‌وگوست، سهم نامتوازی از واژگان مربوط به حادثه،

فرسودگی و تحریم ظاهر می‌شود و در مقابل، در خوشه‌های تجربه کابین و مقاصد گردشگری، واژگان قدردانی و رضایت برجسته هستند. این تفکیک به تصمیم‌گیران نشان می‌دهد کاهش احساس منفی صرفاً با تبلیغات ممکن نیست و باید از مسیر اقدام‌های مشخص در هر جنبه پیش رفت.

از منظر روش‌شناختی، نتایج نشان داد مدل خطی سبک و قابل تبیین، در متن‌های کوتاه تویتر، رفتاری پایدار و رقابتی دارد. این نکته برای کاربردهای عملی اهمیت دارد؛ زیرا در سامانه‌های پایش برخط، سرعت، پایداری و قابلیت توضیح تصمیم‌ها برای پذیرش سازمانی حیاتی است. در عین حال، می‌توان برای متون بلندتر یا کارهای تخصصی‌تر، از مدل‌های پیچیده‌تر نیز بهره گرفت و آن‌ها را به صورت مکمل وارد چرخه تحلیل کرد. استفاده از آزمون‌های آماری برای سنجش معناداری اختلاف مدل‌ها نیز اطمینان می‌دهد که برتری مشاهده شده تصادفی نیست و از نظر عملی معنا دارد. مقایسه با پیشینه بین‌المللی نشان می‌دهد در بسیاری از بافت‌ها، تأخیر و تجربه کابین در صدر موضوعات قرار می‌گیرد، اما در زمینه ایران—در دوران کرونا—امنیت پرواز همچنان برجسته است. تفاوت بافتی را می‌توان با ساختار ناوگان، فشارهای بیرونی بر صنعت و حساسیت تاریخی افکار عمومی توضیح داد. این دگرگونی وزن موضوعات نشان می‌دهد راهبردهای ارتباطی و بهبود خدمت باید بومی‌سازی شوند و نمی‌توان نسخه‌های آماده از دیگر بازارها را بدون تطبیق به کار گرفت.

پیوند احساس—موضوع سه مسیر اقدام روشن می‌دهد: ۱) شفافیت و سرعت در اطلاع‌رسانی رویدادهای ایمنی، اعلام منظم شاخص‌های نگهداشت/ایمنی و پاسخ‌گویی به موقع در شبکه‌های اجتماعی برای کاهش احساس منفی؛ ۲) بهبود تجربه عملیاتی (مدیریت تأخیر، خدمات کابین، رسیدگی به بار، تعامل حرفه‌ای در اختلال‌ها) برای افزایش رضایت؛ ۳) رصد مستمر خوشه‌های حساس و مداخله پیش‌دستانه برای پیشگیری از موج‌های انتقادی. تفسیر تفاوت شرکت‌ها باید همراه با تعداد نمونه و بازه اطمینان انجام شود و برای شرکت‌های با سهم منفی بالاتر، نقشه جنبه‌محور و برنامه اصلاحی مرحله‌ای پیشنهاد می‌شود.

از نظر روش، نگاشت نظام‌مند ایمو‌جی‌ها و هشتگ‌ها دقت تحلیل احساسات را بهبود می‌دهد و حذف آن‌ها موجب از دست رفتن سرنخ‌های لحن می‌شود. همچنین، حساسیت‌سنجی نشان

می‌دهد مستندسازی کامل گردآوری، یکتاسازی و پیش‌پردازش برای اعتمادپذیری نتایج ضروری است. در جمع‌بندی، امنیت پرواز محور ادراک کاربران است و بهبود پساکرونا واقعی ولی شکننده؛ تثبیت آن نیازمند تداوم شفافیت، ارتقای کیفیت خدمت و پاسخ‌گویی است. چارچوب حاضر می‌تواند پایه یک سامانه پایش مستمر برای پشتیبانی از تصمیم‌های عملیاتی و ارتباطی شرکت‌ها باشد.

محدودیت‌ها

داده‌های پژوهش فقط شامل توییت‌های انگلیسی درباره شرکت‌های هواپیمایی ایران است؛ بنابراین سوگیری زبانی و جمعیتی محتمل است و نمی‌توان ادراک همه کاربران (به‌ویژه فارسی‌زبانان و مسافران داخلی) را به‌طور مستقیم تعمیم داد. اتکا به یک پلتفرم (توییت) و گردآوری مبتنی بر کلیدواژه نیز خطر پوشش‌ندادن برخی گفتگوها یا ورود نویز (ربات/اسپم، بازشرهای خبری) را بالا می‌برد. ضمن آن‌که برچسب‌گذاری احساسات در این مطالعه عمدتاً خودکار و متکی بر رویکرد واژگانی و مدل‌های یادگیری ماشین بوده و «داده طلایی انسانی» برای اعتبارسنجی نهایی محدود/ناموجود است؛ از این رو، طنز، کنایه، ابهام‌های معنایی و چندمعنایی واژگان می‌تواند به خطاهای طبقه‌بندی منجر شود.

از منظر روش، مدل‌سازی موضوع با تخصیص دیریکله پنهان روی متون بسیار کوتاه توییت‌ها، به‌ویژه در حضور شکلک‌ها و هشتک‌ها، ممکن است به تفسیر بیش‌ازحد یا جداسازی ناقص موضوع‌ها بینجامد. علاوه بر این، برتری عملکرد رگرسیون لجستیک در این مطالعه وابسته به همین پیکربندی ویژگی‌ها و برچسب‌گذاری بوده و لزوماً در پیکربندی‌های دیگر یا مجموعه‌داده‌های متفاوت تکرارپذیر نیست. توزیع نامتوازن کلاس‌ها (برتری متن‌های خنثی) و هم‌پوشانی رخدادهای محیطی (رویه‌ادهای ایمنی/بهداشتی یا سیاسی در بازه زمانی آوریل ۲۰۰۸ تا مارس ۲۰۲۴) نیز می‌تواند تخمین قطبیت و روندها را دچار سوگیری زمانی کند.

کارهای آینده

برای گسترش دامنه و نمایندگی نتایج، پیشنهاد می‌شود داده‌ها از «فقط پیام‌های انگلیسی» به «بازخوردهای فارسی و دوزبانه» و نیز به دیگر بسترهای اجتماعیِ پرکاربرد در ایران تعمیم یابد. هم‌نشانیِ داده‌های برخطِ کاربران با داده‌های عملیاتیِ صنعت (نظیر آمار تأخیر و لغو، شکایت‌های رسمی، و شاخص‌های کیفیت خدمت) می‌تواند تصویر جامع‌تری از تجربه سفر فراهم کند و امکان سنجش هم‌زمان «گفته‌های مردم» و «واقعیت عملکرد» را بدهد. همچنین شکل‌دهیِ یک «نمونه مرجع انسانی» با برچسب‌گذاری دقیق و بومی‌سازی شده به زبان فارسی—شامل طنز، کنایه، محاوره و شکلک‌ها—پیشنهاد می‌شود تا هم آموزش مدل‌ها و هم ارزیابی نهایی با معیارهای بومی انجام گیرد. افزون بر این، تحلیل پویاییِ زمانیِ احساس و موضوع، در پیوند با رویدادهای مشخص (سانحه، تغییر مقررات، بحران‌های بهداشتی)، می‌تواند به درک واکنش افکار عمومی و اصلاح بهنگام سیاست‌های ارتباطی و عملیاتی یاری رساند. از منظر فنی نیز پیشنهاد می‌شود «تحلیل احساس مبتنی بر جنبه» (ایمنی، اطلاع‌رسانی، رفتار کارکنان، بهداشت، راحتی) به صورت نظام‌مند پیاده‌سازی و با «استخراج موضوع» ترکیب شود تا مسیرهای بهبود دقیق‌تر شناسایی گردد. برای متن‌های کوتاه و پرنشانه شبکه‌های اجتماعی، می‌توان از «مدل‌های زبانی پیش‌آمोخته فارسی و چندزبانه» بهره برد و با «تنظیم ریزدانه بومی» دقت را بالا برد. همچنین به کارگیریِ روش‌های نوینِ موضوع‌کاوی (مانند گونه‌های نوین مبتنی بر بردارهای واژگانی و خوشه‌بندی معنایی) در کنار سنجش «تبیین‌پذیری» پیش‌بینی‌ها، به پذیرش مدیریتی نتایج کمک می‌کند. در نهایت، توصیه می‌شود خروجی‌ها در قالب «داشبورد تصمیم‌یار» برای مدیران فرودگاه و شرکت‌های هواپیمایی عرضه شود تا پیوند «موضوع + احساس» مستقیم به اقدام‌های عملی (بهینه‌سازی برنامه پروازی، بهبود پاسخ‌گویی، تقویت ایمنی ادراک شده و بهداشت) برقرار گردد.

ORCID

 Ghazaleh Soltani

<http://orcid.org/0009-0005-7156-2638>

 Ameneh Khadivar

<http://orcid.org/0000-0003-4620-1409>

 Neda paravian

<http://orcid.org/0009-0009-5327-7154>

منابع

منابع فارسی

- خدیور، عباسی، و فاتح، (۱۴۰۲). بررسی تأثیر ریسک و احساسات اجتماعی بر قیمت بیت‌کوین: یک تحلیل مدل شبکه عصبی. *مجله مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری مالی*.
- خدیور، (۱۴۰۱). تحلیل احساسات در بازارهای ارز دیجیتال: استفاده از روش‌های یادگیری عمیق. *مجله تحلیل داده‌های اقتصادی*.

منابع خارجی

- Eum, S.-W., & Leem, B. (2025). Asymmetric effect of airline customer opinions for service quality attributes: Text mining approach. *Businesses*, 5(1), 7. <https://doi.org/10.3390/businesses5010007>
- Khadivar, A. (2025). Utilizing deep learning for aspect-based sentiment analysis in restaurant reviews. *Journal of Information Technology Management*, 17(2), 51–68. (No DOI listed on journal site)
- Valizadeh Hamzekolaei, E., Khadivar, A., & Abbasi, F. (2025). Performance investigation of nonprofit organizations by sentiment analysis on social networks. *Journal of Business Intelligence Management Studies*, 13(51), 217–251. <https://doi.org/10.22054/IMS.2024.81453.2505>
- Lee, C. K. H., & Tsao, Y.-C. (2025). Decoding airline passenger sentiment dynamics using transformer-based models and time-series clustering. *International Journal of Tourism Research*. <https://doi.org/10.1002/jtr.2794>
- Saeed, F., & Alzghoul, A. (2024). Understanding the incidents on legacy airlines with explainable artificial intelligence and text mining: Case study top 5 US airlines. *Safety*, 10(2), 56. <https://doi.org/10.3390/safety10020056>
- Casals-Salvador, M., Costa, F., India, M., & Hernando, J. (2024). BSC-UPC at EmoSpeech-IberLEF2024: Attention pooling for emotion recognition. *arXiv preprint arXiv:2407.12467*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.12467>
- Shayegan, M. J., & Dastan, Y. (2024). A multilingual sentiment analysis model in tourism. *Journal of Algorithms and Computation*, 56(1), 1–14. <https://doi.org/10.22059/jac.2024.370752.1208>

- Zhao, L., Wang, Y., & Chen, H. (2024). Sentiment trend analysis on reviews: Discovering dynamic airline customer concerns with time-series and transformer models. *International Journal of Tourism Research*. <https://doi.org/10.1002/jtr.2794>
- Raviya, K. (2023, July). Performance evaluation of machine learning classification methods for sentiment analysis using Weka. In *2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCCNT56998.2023.10307844>
- Singh, N., & Upreti, M. (2023). HMRFLR: A hybrid model for sentiment analysis of social media surveillance on airlines. *Wireless Personal Communications*, 132, 97–112. <https://doi.org/10.1007/s11277-023-10590-2>
- Raviya, K., & Vennila, M. (2023). A detailed sentiment analysis survey based on machine learning techniques. *Advances in Distributed Computing and Artificial Intelligence Journal*, 12(1), e29105. <https://doi.org/10.14201/adcaij.29105>
- Gouthami, S., & Hegde, N. (2023). Improving sentiment analysis on imbalanced airlines Twitter data using DSMOTE technique. *International Journal of Electronics and Communication Engineering*, 10(9), 38–51. <https://doi.org/10.14445/23488549/IJECE-V10I9P105>
- Wu, S., & Gao, Y. (2023). Machine learning approach to analyze the sentiment of airline passengers' tweets. *Transportation Research Record*, 2678(1), 132–144. <https://doi.org/10.1177/03611981231172948>
- Idris, S. L., & Mohamad, M. (2023). A study on sentiment analysis on airline quality services: A conceptual paper. *Information Management and Business Review*, 15(4[SI I]), 564–576. [https://doi.org/10.22610/imbr.v15i4\(SI\)I.3638](https://doi.org/10.22610/imbr.v15i4(SI)I.3638)
- Field, A., Varde, A. S., & Lal, P. (2022). Sentiment analysis and topic modeling for public perceptions of air travel: COVID issues and policy amendments. In *The Legal and Ethical Issues Workshop LREC2022* (pp. 2–8).
- Egger, R., & Yu, J. (2022). A topic modeling comparison between LDA, NMF, Top2Vec, and BERTopic to demystify Twitter posts. *Frontiers in Sociology*, 7, 886498. <https://doi.org/10.3389/fsoc.2022.886498>

- Kaur, G., & Malik, K. (2021). A sentiment analysis of airline system using machine learning algorithms. *International Journal of Advanced Research in Engineering*, 12(1), 731–742.
- Kwon, H.-J., Ban, H.-J., Jun, J.-K., & Kim, H.-S. (2021). Topic modeling and sentiment analysis of online review for airlines. *Information*, 12(2), 78. <https://doi.org/10.3390/info12020078>
- Adeborna, E., & Siau, K. (2014/2021 listing in AIS). An approach to sentiment analysis—The case of airline quality rating. In *PACIS 2014*.
- Li, M., Wang, Q., Zhang, J., & Chen, Y. (2023 online/2020 acceptance context). Leveraging text mining techniques for civil aviation service improvement: Research on key topics and association rules of passenger complaints. *Journal of Air Transport Management*, 110, 102456. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2023.102456>
- Song, B., Meinzer, E., Agrawal, A., & McComb, C. (2020). Topic modeling and sentiment analysis of social media data to drive experiential redesign. In *Proceedings of ASME IDETC-CIE 2020 (Design Automation Conference)*, V11AT11A019. (ASME Digital Collection)
- Saad, A. I. (2020). Opinion mining on US airline Twitter data using machine learning techniques. In *Proceedings of the 2020 16th International Computer Engineering Conference (ICENCO)* (pp. 59–63). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICENCO49778.2020.9357390>
- Raviya, K., & Mary Vennila, S. (2019). A novel deep learning based sentiment analysis of movie using hybrid CNN_SVM algorithm. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(4), 2277–3878. <https://doi.org/10.35940/ijrte.D7115.118419>
- Kumar, S. S., & Zymbler, M. (2019). A machine learning approach to analyze customer satisfaction from airline tweets. *Journal of Big Data*, 6(1), 1–16. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0190-1>
- Jianqiang, Z., Xiaolin, G., & Xuejun, Z. (2018/2019 indexing). Deep convolution neural networks for Twitter sentiment analysis. *IEEE Access*, 6, 23253–23260. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2874757>
- Hasib, K. M., Habib, M. A., Towhid, N. A., & Showrov, M. I. H. (2021/2019 conf. data used). A novel deep learning-based sentiment analysis of Twitter data for US airline service. In *ICICT4SD 2021* (pp. 450–455). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICICT4SD50815.2021.9396879>

- Munika, R., Deivalakshmi, S., & Janet, B. (2019). Sentiment analysis of US airlines tweets using LSTM/RNN. In *2019 IEEE 9th International Conference on Advanced Computing (IACC)*, 92–95. <https://doi.org/10.1109/IACC48062.2019.8971592>
- Martin Domingo, L., Martín, J. C., & Mandsberg, G. (2019). Social media as a resource for sentiment analysis of airport service quality (ASQ). *Journal of Air Transport Management*, 78, 106–115. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.01.004>
- Wu, J., Lu, K., Su, S., & Wang, S. (2019). Chinese microblog sentiment analysis based on multiple sentiment dictionaries and semantic rule sets. *IEEE Access*, 7, 183924–183939. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2892793>
- Bansal, B., & Srivastava, S. (2018). On predicting elections with hybrid topic-based sentiment analysis of tweets. *Procedia Computer Science*, 135, 346–353. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.183>
- Ahuja, R., Chug, A., Kohli, S., Gupta, S., & Ahuja, P. (2019/2018 conf. year). The impact of features extraction on the sentiment analysis. *Procedia Computer Science*, 152, 341–348. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.05.062>
- Pandey, A. C., Rajpoot, D. S., & Saraswat, M. (2017). Twitter sentiment analysis using hybrid cuckoo search method. *Information Processing & Management*, 53(4), 764–779. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2017.05.008>
- Anusha, K., & Radhika, A. (2017). A survey on analysis of Twitter opinion mining using sentiment analysis. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 4(12).
- Wan, Y., & Gao, Q. (2015). An ensemble sentiment classification system of Twitter data for airline services analysis. In *2015 IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)*, 1318–1325. <https://doi.org/10.1109/ICDMW.2015.7>
- Angiani, G., Ferrari, L., Fontanini, T., Fornacciari, P., Iotti, E., Magliani, F., & Manicardi, S. (2016). A comparison between preprocessing techniques for sentiment analysis in Twitter. In *Proceedings of KDWeb* (pp. 1–11).
- Rohani, V. A., Shayaa, S., & Babanejaddehaki, G. (2016). Topic modeling for social media content: A practical approach. In *2016 3rd International*

Conference on Computer and Information Sciences (ICCOINS) (pp. 397–402). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCOINS.2016.7783248>

- Mumtaz, D., & Ahuja, B. (2016). Sentiment analysis of movie review data using Senti lexicon algorithm. In *2016 2nd International Conference on Applied and Theoretical Computing and Communication Technology (iCATccT)* (pp. 592–597). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICATCCT.2016.7912069>
- Khan, G. F. (2015). *Seven layers of social media analytics: Mining business insights from social media text, actions, networks, hyperlinks, apps, search engine, and location data*.
- Yang, S.-H., Kolcz, A., Schlaikjer, A., & Gupta, P. (2014/2015 conf.). Large-scale high-precision topic modeling on Twitter. In *KDD 2014* (pp. 210–218). ACM. <https://doi.org/10.1145/2623330.2623748>
- Adeborna, E., & Siau, K. (2014). An approach to sentiment analysis—The case of airline quality rating. In *PACIS 2014* (Paper 363). AIS eLibrary.
- Haddi, E., Liu, X., & Shi, Y. (2013). The role of text pre-processing in sentiment analysis. *Procedia Computer Science*, 17, 26–32. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2013.05.005>
- Breen, J. O. (2012). Mining Twitter for airline consumer sentiment. In *Practical Text Mining and Statistical Analysis for Non-Structured Text Data Applications* (p. 133).
- Jain, T. I., & Nemade, D. (2010). Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis. *International Journal of Computer Applications*, 7(5), 12–21. <https://doi.org/10.5120/1160-1453>
- Melville, P., Gryc, W., & Lawrence, R. D. (2009). Sentiment analysis of blogs by combining lexical knowledge with text classification. In *KDD 2009* (pp. 1275–1284). ACM. <https://doi.org/10.1145/1557019.1557153>
- Ding, X., Liu, B., & Yu, P. S. (2008). A holistic lexicon-based approach to opinion mining. In *WSDM 2008*. ACM. <https://doi.org/10.1145/1341531.1341547>
- Tan, S., & Zhang, J. (2008). An empirical study of sentiment analysis for Chinese documents. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2622–2629. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.07.004>

- Wilson, T., Wiebe, J., & Hoffmann, P. (2005). Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis. In *HLT/EMNLP 2005* (pp. 347–354). <https://doi.org/10.3115/1220575.1220619>
- Mohseni, S., Khadivar, A., & Abbasi, F. (2022). Sentiment analysis of TripAdvisor comments for Iranian restaurants with a deep learning approach. *Journal of Business Intelligence Management Studies*, 10(40), 17–41. <https://doi.org/10.22054/IMS.2022.63437.2051>

[In Persian]

- Khadivar, Abbasi, & Fateh, (2023). The impact of risk and social sentiment on Bitcoin prices: A neural network model analysis. *Journal of Risk Management and Financial Decision-Making*.
- Khadivar, (2022). Sentiment analysis in cryptocurrency markets: Using deep learning methods. *Journal of Economic Data Analysis*.