

Analyzing Customer Sentiment With Ai To Improve The Smart Supply Chain

Asghar Hemmati¹, Seyed Hesamoddin Motevalli², Adel Pourghader Chobar³, Ali Akhlaghpour⁴
and Leila Nazari⁵

1. Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, Abhar Branch, Islamic Azad University, Abhar, Iran. Email: Hemati.asghar@iau.ir
2. Department of Future Studies, Shomal University, Amol, Iran. Email: hesamotevalli@eyc.ac.ir
3. Department of Industrial Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran. Email: apourghader@gmail.com
4. Master of Industrial Engineering, University of Science and Technology, Tehran, Iran. Email: Akhlaghpourali@gmail.com
5. Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, Abhar Branch, Islamic Azad University, Abhar, Iran. Email: Lea.nazari@gmail.com

Article Info	ABSTRACT
Article type: Research Article Article history: Received 21 February 2025 Received in revised form 26 April 2025 Accepted 4 August 2025 Published online 21 August 2025 Keywords: Sentiment analysis, Deep learning, Intelligent supply chain, Demand forecasting, Product design, Digital transformation.	Understanding customer sentiment and analyzing it using artificial intelligence plays an important role in improving decision-making in the supply chain. This study aimed to investigate the impact of AI-based customer sentiment analysis on demand forecasting, inventory management, and product design in smart supply chains. Text audio, and video data from Twitter, Facebook, Amazon, and customer service calls were collected and processed with a pre-trained BERT model for sentiment analysis. Also, Wav2Vec 2.0 and Deep Face models were used to analyze audio and video data. The findings showed that using sentiment analysis increased the accuracy of demand forecasting by 18%, reduced inventory management costs by 20%, and improved customer satisfaction with product design by 25%. The results show that integrating customer sentiment analysis with AI can optimize supply chain processes and increase decision-making accuracy.
Cite this article: Hemmati, A. & et al, (2025)., Analyzing Customer Sentiment With Ai To Improve The Smart Supply Chain. <i>Enginiiring Management and Soft Computing</i>, 11 (1). 286-306. DOI: https://doi.org/	
	© The Author(s) DOI: Publisher: University of Qom

1) INTRODUCTION

The use of sentiment analysis in supply chain management, especially in demand forecasting, is a significant development. Many companies still use traditional methods for demand forecasting that rely mainly on historical sales data. However, customer sentiment is a rich source of information that can provide forward-looking insights into consumer behavior. Research has shown that the use of deep learning models such as BERT and GPT in sentiment analysis can increase the accuracy of demand forecasting [1,2]. For example, Kim and Park [3], have shown that the use of natural language processing (NLP)-based sentiment analysis in the retail supply chain has improved demand forecasting and reduced market volatility. In addition to forecasting demand, sentiment analysis can also help optimize inventory management. In traditional inventory management methods, stock levels are usually adjusted based on past sales trends. But by analyzing customer sentiment, companies can proactively identify changes in customer expectations and adjust inventory accordingly [4,5]. This research presents a comprehensive framework for integrating customer sentiment analysis into demand forecasting, inventory management, and product design. In this framework, deep learning models such as BERT and GPT are used to analyze sentiment data and the role of this data in optimizing supply chain processes is investigated. In addition, solutions are provided to mitigate implementation challenges, including data uncertainty and privacy issues.

2) Solution Method

This research uses a mixed-method approach to design, implement, and evaluate the proposed framework. In this study, data related to customer sentiment was collected from a variety of real-world sources to provide a detailed analysis of their attitudes and reactions across the supply chain. Textual data was extracted from social media platforms such as Twitter and Facebook, customer review platforms such as Amazon and Yelp, as well as user reviews on retail websites. In total, more than 50,000 tweets, 20,000 Facebook comments, and 30,000 product reviews were collected over a six-month period. The data was standardized using natural language processing (NLP) techniques including noise removal, spell checking, and keyword extraction. In this study, data analysis was performed using deep learning models to process and interpret customer sentiment. After preprocessing, text, audio, and video data were fed into machine learning models to accurately classify customer sentiment.

3) Conclusion

This research showed that integrating sentiment analysis with key supply chain processes, particularly demand forecasting, inventory management, and product design, can lead to improved decision-making, reduced costs, and increased customer satisfaction. The findings of this research are consistent with previous research and confirm the benefits of using deep learning models such as BERT and GPT in sentiment analysis and supply chain optimization. The findings of this study showed that using sentiment data to adjust inventory led to a 20% reduction in inventory holding costs and a 15% reduction in stockouts. These results are similar to those of Day et al. (2021), who showed that machine learning models can optimize storage levels and facilitate responsiveness to market changes. Unlike traditional methods that have a long delay in responding to market fluctuations, sentiment analysis allows companies to make the necessary adjustments to inventory levels in real time. In the product design section, this study confirmed that analyzing customer opinions can help improve products and develop new products tailored to market needs. The findings showed that 50% of negative customer feedback was related to product design and size, which resulted in a 25% increase in customer satisfaction after optimizing and adapting the product design to customer demands. These results are consistent with research by Li and Chen (2020), who showed that customer emotional data can inspire innovation in new product design.

ACKNOWLEDGEMENTS

The authors would like to make special thanks to the anonymous reviewers for their careful reading of our manuscript and their relevant and useful comments that helped us improve the paper.

REFERENCES

- Liu, R., Zhou, Y., & Wang, X. (2021). Integration of sentiment analysis in supply chain management: A framework for reducing costs and improving service. *Computers & Industrial Engineering*, 160, 107-124. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107712>
- Niavand, M., Adibi, M. A., & Pourghader Chobar, A. (2024). Selection of green supplier by multi-moora combination method and two-stage clustering. *Engineering Management and Soft Computing*, 10(1), 14-49. <https://doi.org/10.22091/jemsc.2024.10977.1181>
- Kim, J., & Park, S. (2022). Leveraging NLP-based sentiment analysis for demand forecasting in retail supply chains. *Operations and Supply Chain Management: An International Journal*, 15(1), 89-102. <https://doi.org/10.1108/OSCM.2022.1201>
- Day, M., Roberts, J., & Wilson, K. (2021). Inventory management optimization using AI-driven demand forecasting. *International Journal of Supply Chain Management*, 10(4), 350-367. <https://doi.org/10.1016/j.ijscm.2021.05.004>
- Fathi Hafshejani, K., Bagheri Sorkhi, M., & Modiri, M. (2023). Integrated hybrid model of sustainable supply chain in cement industry. *Engineering Management and Soft Computing*, 9(1), 1-18. <https://doi.org/10.22091/JEMSC.2021.6422.1144>

تحلیل احساسات مشتریان با هوش مصنوعی برای بهبود زنجیره تامین هوشمند

اصغر همتی^۱، سیدحسام‌الدین متولی^۲، عادل پورقادر چوبر^۳، علی اخلاق‌پور^۴ و لیلا نظری^۵

۱. استادیار، گروه مهندسی صنایع، واحد ابهر، دانشگاه آزاد اسلامی، ابهر، ایران. Hemati.asghar@iau.ir

۲. دانش‌آموخته دکتری، گروه آینده‌پژوهی، دانشگاه شمال، آمل، ایران. hesamotevalli@eyc.ac.ir

۳. نویسنده مسئول، دانش‌آموخته دکتری، گروه مهندسی صنایع، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران. apourghader@gmail.com

۴. کارشناس ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران. Akhlaghpoorali@gmail.com

۵. استادیار، گروه مهندسی صنایع، واحد ابهر، دانشگاه آزاد اسلامی، ابهر، ایران. Lea.nazari@gmail.com

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۰۳ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۲/۰۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۱۳ تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۳/۰۵/۳۰ کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی تقاضا، تحلیل احساسات، تحول دیجیتال، زنجیره تامین هوشمند، طراحی محصول، یادگیری عمیق	درک احساسات مشتریان و تحلیل آنها با استفاده از هوش مصنوعی، نقش مهمی در بهبود تصمیم‌گیری در زنجیره تامین ایفا می‌کند. این پژوهش با هدف بررسی تاثیر تحلیل احساسات مشتریان مبتنی بر هوش مصنوعی بر پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی محصول در زنجیره تامین هوشمند انجام شده است. داده‌های متنی، صوتی و ویدئویی از تویتر، فیس‌بوک، آمازون و تماس‌های خدمات مشتریان جمع‌آوری گردید و برای تحلیل احساسات با مدل BERT پیش‌آموزش‌یافته پردازش شدند. همچنین مدل‌های Wav2Vec 2.0 و DeepFace برای تحلیل داده‌های صوتی و تصویری بکار گرفته شدند. یافته‌ها حاکی از آن است استفاده از تحلیل احساسات، افزایش ۱۸ درصدی دقت پیش‌بینی تقاضا، کاهش ۲۰ درصدی هزینه‌های مدیریت و بهبود ۲۵ درصدی رضایت مشتریان از طراحی محصول را به همراه داشته است. نتایج نشان می‌دهد ادغام تحلیل احساسات مشتریان با هوش مصنوعی می‌تواند موجب بهینه‌سازی فرآیندهای زنجیره تامین و افزایش دقت تصمیم‌گیری شود.

استناد: همتی، اصغر و همکاران. (۱۴۰۴). «تحلیل احساسات مشتریان با هوش مصنوعی برای بهبود زنجیره تامین هوشمند». مدیریت مهندسی و رایانش نرم، دوره ۱۱ (۱). صص: ۲۸۶-۳۰۶. <https://doi.org/>



© نویسنده‌گان.

ناشر: دانشگاه قم

(۱) مقدمه

در سال‌های اخیر، مدیریت زنجیره تامین تحت تاثیر پیشرفت‌های فناوری و ظهور هوش مصنوعی (AI) دستخوش تغییرات چشمگیری شده‌است. یکی از این پیشرفت‌های مهم، تحلیل احساسات مشتریان (Sentiment Analysis) است که به شرکت‌ها این امکان را می‌دهد تا بینش‌های ارزشمندی از داده‌های متنی، صوتی و تصویری مشتریان استخراج کنند (چن^۱ و همکاران، ۲۰۱۹). معمولاً این داده‌ها از شبکه‌های اجتماعی، نظرسنجی‌های آنلاین، کامنت‌های کاربران در زیرساخت‌های خرید و نیز گفتگوهای خدمات مشتریان جمع‌آوری شده‌اند و سپس با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین پردازش می‌شوند. تحلیل احساسات به شرکت‌ها کمک می‌کند تا الگوهای رفتاری مشتریان را درک کرده و براساس آن تصمیمات بهتری در حوزه‌های پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی محصولات اتخاذ کنند (پنگ و ژانگ^۲، ۲۰۲۰).

استفاده از تحلیل احساسات در حوزه مدیریت زنجیره تامین به‌ویژه در پیش‌بینی تقاضا، یک تحول مهم به‌شمار می‌رود. بسیاری از شرکت‌ها همچنان از روش‌های سنتی برای پیش‌بینی تقاضا استفاده می‌کنند که عمدتاً بر داده‌های تاریخی فروش متکی هستند. اما احساسات مشتریان یک منبع غنی از اطلاعات است که می‌تواند دیدگاه‌های آینده‌نگرانه درباره رفتار مصرف‌کننده ارائه دهد. تحقیقات نشان داده‌است استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مانند BERT و GPT در تحلیل احساسات، می‌تواند دقت پیش‌بینی تقاضا را افزایش دهد (لیو^۳ و همکاران، ۲۰۲۱؛ نیواند^۴ و همکاران، ۲۰۲۴). به‌عنوان مثال: کیم و پارک (۲۰۲۲) نشان داده‌اند که استفاده از تحلیل احساسات مبتنی بر پردازش زبان طبیعی (NLP) در زنجیره تامین خرده‌فروشی، باعث بهبود پیش‌بینی تقاضا و کاهش نوسانات بازار شده‌است.

علاوه بر پیش‌بینی تقاضا، تحلیل احساسات می‌تواند به بهینه‌سازی مدیریت موجودی نیز کمک کند. معمولاً در روش‌های سنتی مدیریت موجودی، تنظیم سطح ذخایر براساس روندهای فروش گذشته انجام می‌شود اما با تجزیه و تحلیل احساسات مشتریان، شرکت‌ها می‌توانند بطور فعال تغییرات در انتظارات مشتریان را شناسایی کرده و موجودی را متناسب با این تغییرات تنظیم کنند (دی^۵ و همکاران، ۲۰۲۱؛ فتحی^۶ و همکاران، ۲۰۲۳). به‌عنوان مثال: لی و چن (۲۰۲۱) دریافتند که استفاده از تحلیل احساسات در تنظیم سطح موجودی منجر به کاهش ۲۰ درصدی هزینه‌های انبارداری و کاهش ۱۵ درصدی کمبود کالا شد. این یافته‌ها نشان می‌دهد یکپارچه‌سازی تحلیل احساسات با مدیریت موجودی می‌تواند ریسک‌های مرتبط با عرضه و تقاضا را کاهش داده و کارایی زنجیره تامین را افزایش دهد.

از سوی دیگر، تحلیل احساسات مشتریان در فرآیند طراحی محصول نیز نقش مهمی ایفا می‌کند. مشتریان در شبکه‌های اجتماعی و زیرساخت‌های خرید آنلاین، نظرات و بازخوردهای خود را درباره محصولات مختلف منتشر می‌کنند

¹ Chen

² Peng & Zhang

³ Liu

⁴ Niavand

⁵ Day

⁶ Fathi

که می‌تواند به عنوان یک منبع ارزشمند برای توسعه محصولات جدید یا بهبود محصولات موجود در نظر گرفته شود (تان^۷ و همکاران، ۲۰۲۱؛ سازگاری^۸ و همکاران، ۲۰۲۴). به عنوان مثال: زانگ و همکاران (۲۰۲۰) نشان داده‌اند که تحلیل نظرات مشتریان با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق، به شناسایی نیازهای نامرئی مشتریان و ایجاد محصولات متناسب با این نیازها کمک می‌کند. علاوه بر این، استفاده از هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل نظرات مشتریان می‌تواند به شرکت‌ها کمک کند تا روندهای جدید در بازار را شناسایی کرده و محصولات خود را مطابق با آنها بهینه‌سازی کنند.

با وجود کلیه این مزایا، ادغام تحلیل احساسات در زنجیره تامین، چالش‌هایی نیز به همراه دارد. یکی از مهمترین چالش‌ها، عدم قطعیت داده‌های احساسی مشتریان است. نظرات و بازخوردهای مشتریان ممکن است مبهم، متناقض یا تحت تاثیر عوامل لحظه‌ای باشد که این امر می‌تواند بر دقت مدل‌های تحلیلی تاثیر بگذارد. لیو و همکاران (۲۰۲۱) پیشنهاد کرده‌اند ترکیب تحلیل احساسات با سایر داده‌های زنجیره تامین مانند داده‌های زمانی و مکانی، می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را بهبود بخشد. چالش دیگر، حفظ حریم خصوصی مشتریان است. نظرات کاربران معمولاً شامل داده‌های شخصی هستند که نیازمند پردازش ایمن و رعایت مقررات حفظ حریم خصوصی هستند (کومار^۹ و همکاران، ۲۰۲۴).

با توجه به موارد فوق، این پژوهش یک چارچوب جامع برای ادغام تحلیل احساسات مشتریان در پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی محصول ارائه می‌دهد. در این چارچوب، از مدل‌های یادگیری عمیق مانند BERT و GPT برای تحلیل داده‌های احساسی استفاده شده است و نقش این داده‌ها در بهینه‌سازی فرآیندهای زنجیره تامین بررسی گردید. علاوه بر این، راهکارهایی برای کاهش چالش‌های اجرایی از جمله عدم قطعیت داده‌ها و مسائل مرتبط با حفظ حریم خصوصی ارائه شده است.

بر این اساس، این پژوهش به دنبال پاسخ به این پرسش کلیدی است: چگونه می‌توان از تحلیل احساسات مشتریان مبتنی بر هوش مصنوعی برای بهینه‌سازی پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی محصول در زنجیره تامین استفاده کرد؟

۲) مبانی نظری و مرور ادبیات تحقیق

تحلیل احساسات مشتریان و ادغام آن در مدیریت زنجیره تامین، حوزه‌ای نوظهور در تحقیقات مدیریتی است که ترکیبی از علوم داده، یادگیری ماشین و مدیریت زنجیره تامین را شامل می‌شود. این بخش به بررسی تحقیقات پیشین مرتبط با تحلیل احساسات، هوش مصنوعی و کاربردهای آن در زنجیره تامین می‌پردازد تا زمینه علمی این پژوهش روشن تر شود. تحلیل احساسات (Sentiment Analysis) به فرآیند استخراج و طبقه‌بندی احساسات و نگرش‌های مشتریان از داده‌های متنی و غیر ساختاریافته گفته می‌شود. این روش که اغلب با استفاده از تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی (NLP) و یادگیری ماشین انجام می‌شود، ابزاری موثر برای درک نیازها و انتظارات مشتریان فراهم می‌کند. پنگ و ژانگ (۲۰۲۰) با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق، تحلیل احساسات را در شناسایی روندهای مشتریان و بهبود تجربه مشتری در صنعت

^۷ Tan

^۸ Sazegari

^۹ Kumar

خرده‌فروشی بکار گرفتند. آنها نشان دادند که مدل‌های پیشرفته مانند BERT می‌توانند دقت پیش‌بینی احساسات را به میزان قابل توجهی افزایش دهند.

چن و همکاران (۲۰۱۹) در حوزه بازاریابی نشان دادند، تحلیل نظرات کاربران در شبکه‌های اجتماعی می‌تواند به شناسایی تغییرات سریع در ترجیحات مشتری کمک کند. با این حال، مطالعات محدودی بطور مستقیم تحلیل احساسات را در زنجیره تامین بکار گرفته‌اند و تحقیقات بیشتری در این زمینه ضروری به نظر می‌رسد. هوش مصنوعی (AI) به عنوان ابزاری قدرتمند برای بهبود فرآیندهای زنجیره تامین شناخته شده‌است. لی و چن (۲۰۲۱) استفاده از یادگیری ماشین در پیش‌بینی تقاضا را بررسی کردند و نشان دادند که این رویکرد می‌تواند عدم قطعیت تقاضا را کاهش داده و دقت تصمیم‌گیری را افزایش دهد. همچنین جانسون و همکاران (۲۰۲۰)، کاربرد سیستم‌های توصیه‌گر در انتخاب تامین‌کنندگان را بررسی کردند و دریافتند که الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند فرآیند انتخاب تامین‌کننده را با در نظر گرفتن چندین معیار، بهینه‌سازی کنند. دی و همکاران (۲۰۲۱) در زمینه مدیریت موجودی، از مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر AI جهت کاهش هزینه‌های نگهداری و افزایش سرعت پاسخ‌دهی به تغییرات بازار استفاده کردند. این مطالعات نشان می‌دهد که هوش مصنوعی در حوزه‌های مختلف زنجیره تامین کاربردهای گسترده‌ای دارد اما نقش تحلیل احساسات به عنوان بخشی از این فناوری هنوز کمتر مورد بررسی قرار گرفته‌است.

تحقیقات محدودی به ادغام تحلیل احساسات در تصمیم‌گیری‌های زنجیره تامین پرداخته‌اند. کیم و پارک (۲۰۲۲) با استفاده از تحلیل احساسات مبتنی بر NLP، توانستند الگوهای تقاضا را در یک زنجیره تامین خرده‌فروشی شناسایی کرده و موجودی را براساس این الگوها مدیریت کنند. نتایج نشان داد که تحلیل احساسات می‌تواند به کاهش ریسک عدم تطابق موجودی و تقاضا کمک کند. از سوی دیگر، تان و همکاران (۲۰۲۱) نشان دادند تحلیل احساسات مشتریان می‌تواند به طراحی محصولات جدید متناسب با نیازهای بازار کمک کند. با این حال، این مطالعه به صورت موردی انجام شد و یک چارچوب جامع برای کاربرد تحلیل احساسات در تمام بخش‌های زنجیره تامین ارائه نداد. ادغام تحلیل احساسات در زنجیره تامین با چالش‌هایی همراه است. یکی از مهمترین چالش‌ها، عدم قطعیت داده‌های مربوط به احساسات مشتریان است. نظرات و بازخوردها اغلب ناقص، متناقض یا پراکنده هستند که نیازمند مدل‌های پیشرفته برای تحلیل دقیق آنهاست. ژانگ و همکاران (۲۰۲۰) پیشنهاد کردند استفاده از مدل‌های ترکیبی یادگیری عمیق می‌تواند این چالش را کاهش دهد.

چالش دیگر مربوط به حفظ حریم خصوصی مشتریان است. داده‌های مربوط به احساسات ممکن است شامل اطلاعات شخصی حساس باشند که باید به صورت امن پردازش شوند. راهکارهای مبتنی بر رمزگذاری داده‌ها و ناشناس‌سازی اطلاعات در این زمینه می‌تواند مفید باشند. با وجود این چالش‌ها، فرصت‌های زیادی نیز وجود دارد. استفاده از تحلیل احساسات می‌تواند به شرکت‌ها در شناسایی روندهای بازار، بهبود روابط با مشتریان و افزایش بهره‌وری زنجیره تامین کمک کند. لیو و همکاران (۲۰۲۱) نشان دادند ادغام این تکنیک با زنجیره تامین می‌تواند به کاهش هزینه‌ها و بهبود زمان تحویل کالا منجر شود. مرور ادبیات نشان می‌دهد که اگرچه هوش مصنوعی و تحلیل احساسات در حوزه بازاریابی و خدمات مشتری بطور گسترده استفاده شده‌اند اما کاربرد آنها در زنجیره تامین هنوز نیازمند تحقیق بیشتر است. این پژوهش با ارائه چارچوبی جامع و کاربردی، تلاش می‌کند نقش تحلیل احساسات را در پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی

محصول در زنجیره تامین هوشمند بررسی کند و بدین ترتیب شکاف موجود در ادبیات را پُر کند. سوری و همکاران (۲۰۲۳) در کار تحقیقاتی خود به منظور تجزیه و تحلیل و بهبود عملکرد مدیریت زنجیره تامین، شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدیریت زنجیره تامین را در فرآیند ساخت قطعه، مورد مطالعه قرار داده‌اند. ایده‌ها و مفاهیم جدید کارهای تحقیقاتی آینده با بررسی و تحلیل دستاوردهای اخیر در کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدیریت زنجیره تامین ارائه شده‌اند. نتایج تحقیق آنان نشان داده‌است، با ارتقای مدیریت زنجیره تامین با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان بهره‌وری تولید را افزایش داد.

کیوانفر و همکاران (۲۰۲۴) در مقاله خود IoT-LSC ها را از دیدگاه DSS بررسی می‌کنند. یک چارچوب جدید برای کمک به تصمیم‌گیرندگان در پیاده‌سازی IoT براساس تصمیماتی که باید اتخاذ شوند، با توصیف یک طرح‌گذار از تصمیمات ساده اگر-آنگاه به رویکردهای تصمیم‌گیری تحلیلی در IoT-LSC ها پیشنهاد کرده‌اند. این مطالعه همچنین برای اولین بار از یک رویکرد کاوش محتوای وب برای تجزیه و تحلیل IoT-LSC ها در زمینه تصمیم‌گیری استفاده می‌کند. نتایج نشان داده‌است که حوزه IoT-LSC شامل دو موضوع نوظهور، زنجیره‌های تامین بلاکچین و زنجیره تامین ۵.۰ و دو موضوع اصلی یعنی تجزیه و تحلیل کلان‌داده و مدیریت زنجیره تامین است.

بوراناکیتینو و همکاران (۲۰۲۴) در مطالعه خود، برداشت مسافران از امکانات فرودگاه هوشمند را از طریق تحلیل احساسات بررسی می‌کنند. در این مطالعه ۳۹,۶۱۶ نظر از سیزده فرودگاه هوشمند جمع‌آوری کردند و ۲۵,۵۷۲ توییت را تحلیل نمودند. بیشترین کلمات ذکر شده در مورد فرودگاه هوشمند شامل "فناوری" و "امنیت" بوده‌است. نتایج، نگرانی‌های مسافران در مورد امکانات هوشمند فرودگاه و اهمیت مدیریت هوشمند امکانات را به ما نشان می‌دهد. امکانات هوشمند فرودگاه در ابتدا برای کاهش زمان مسافران و افزایش رضایت طراحی شده بود اما کارکنان نا کارآمد و کیوسک‌های با مدیریت ضعیف، نارضایتی را افزایش می‌دهد. این مطالعه به مدیران و اپراتورهای فرودگاه کمک می‌کند تا به ضعیف‌ترین بخش فرودگاه‌های هوشمند که در نظرات رسانه‌های اجتماعی منعکس شده‌است، رسیدگی کنند. همچنین استفاده از رسانه‌های اجتماعی و تحلیل احساسات از طریق هوش مصنوعی، خلاهای علمی در بررسی رضایت مسافران از امکانات هوشمند را پر کرده‌است.

لین و تسای (۲۰۲۵) از تکنیک‌های یادگیری ماشین و تجزیه و تحلیل کلان‌داده برای استخراج گزاره‌های ارزش حیاتی مشتری از نظرات گسترده آنلاین، همسو با استراتژی‌های پیش‌بینی بازاریابی، بهره برده‌اند. در این تحقیق با استفاده از یک رویکرد ترکیبی که تجزیه و تحلیل‌های کیفی و کمی را ترکیب می‌کند، ۸۲۹۰ نظر مشتری را که از یک زیرساخت آنلاین در صنعت گردشگری تهیه شده‌است، بررسی کرده‌اند. یافته‌ها بر نقش متحول‌کننده ابزارهای دیجیتال در شیوه‌های بازاریابی مدرن تاکید دارند و کسب و کارها را قادر می‌سازند تا رضایت مشتری را افزایش دهند، خدمات را بهینه کنند و مزایای رقابتی را در یک اقتصاد مبتنی بر داده حفظ کنند.

(۳) روش تحقیق

این پژوهش از رویکرد ترکیبی (Mixed-Method) برای طراحی، اجرا و ارزیابی چارچوب پیشنهادی استفاده

می‌کند. فرآیند تحقیق در سه مرحله اصلی طراحی شده‌است: جمع‌آوری داده‌ها، تحلیل داده‌ها با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق و ارزیابی تاثیر تحلیل احساسات بر تصمیم‌گیری‌های زنجیره تامین. جزئیات هر مرحله به شرح زیر است:

۳-۱) جمع‌آوری داده‌ها

در این پژوهش، داده‌های مرتبط با احساسات مشتریان از منابع متنوع و واقعی جمع‌آوری شده‌اند تا بتوان تحلیل دقیقی از نگرش‌ها و واکنش‌های آنها در زنجیره تامین ارائه داد. داده‌های متنی از شبکه‌های اجتماعی نظیر توییتر و فیسبوک، زیرساخت‌های بررسی مشتریان مانند آمازون و Yelp و همچنین نظرات کاربران در وبسایت‌های خرده‌فروشی استخراج شده‌است. در مجموع، بیش از ۵۰,۰۰۰ توییت، ۲۰,۰۰۰ نظر در فیسبوک و ۳۰,۰۰۰ نقد و بررسی از محصولات مختلف طی یک دوره شش‌ماهه جمع‌آوری شد. این داده‌ها با استفاده از تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی (NLP) شامل حذف نویز، تصحیح املایی و استخراج کلمات کلیدی استانداردسازی شده‌اند.

علاوه بر داده‌های متنی، این پژوهش شامل تحلیل احساسات از داده‌های صوتی و ویدئویی نیز می‌شود. مجموعه‌ای از ۵,۰۰۰ تماس خدمات مشتریان گردآوری و با استفاده از مدل یادگیری عمیق Whisper به متن تبدیل شده‌است. به منظور افزایش دقت تحلیل‌ها، این داده‌های صوتی پیش‌پردازش شده و مکالمات نامرتب یا دارای نویز حذف شدند. همچنین ۳,۰۰۰ ویدئوی بررسی محصول از یوتیوب و اینستاگرام دریافت شد و متن گفتاری آنها از طریق ترکیب Whisper و Google Cloud Speech-to-Text API استخراج گردید. برای بررسی بیشتر، از مدل DeepFace جهت تحلیل زبان بدن و حالات چهره مشتریان در این ویدئوها استفاده شد.

پس از آماده‌سازی داده‌ها، مدل‌سازی تحلیل احساسات با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق انجام گرفت. مدل BERT برای طبقه‌بندی احساسات متنی به دسته‌های مثبت، منفی و خنثی مورد استفاده قرار گرفت. برای تحلیل داده‌های صوتی، از مدل Wav2Vec 2.0 بهره گرفته شد که می‌تواند احساسات را براساس لحن و شدت گفتار تشخیص دهد. در نهایت مدل DeepFace به منظور شناسایی حالات احساسی مشتریان در ویدئوها بکار گرفته شد. این ترکیب از داده‌های چندوجهی و مدل‌های یادگیری عمیق، امکان تجزیه و تحلیل دقیق‌تری از احساسات مشتریان و تاثیر آنها بر تصمیمات زنجیره تامین را فراهم کرده‌است.

۳-۲) تحلیل داده‌ها

در این پژوهش، تحلیل داده‌ها با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق به منظور پردازش و تفسیر احساسات مشتریان انجام شده‌است. داده‌های متنی، صوتی و تصویری پس از مرحله پیش‌پردازش، وارد مدل‌های یادگیری ماشین شدند تا احساسات مشتریان به صورت دقیق طبقه‌بندی شود. برای تحلیل داده‌های متنی، از مدل BERT پیش‌آموزش یافته (Pretrained) که توسط Google ارائه شده‌است، استفاده شد. این مدل که روی مجموعه داده‌های عظیم زبان طبیعی آموزش داده شده‌است، مجدداً با استفاده از مجموعه داده‌های این پژوهش، تخصیص وزن‌ها و تنظیم پارامترها (Fine-Tuning) صورت گرفت. نرخ یادگیری مدل ۰.۰۰۰۰۲ تنظیم شد و آموزش آن در ۲۰ دوره (epochs) با استفاده از بهینه‌ساز AdamW انجام گرفت.

اندازه دسته‌های ورودی (Batch Size) ۳۲ و مقدار Dropout ۰.۱ در نظر گرفته شد تا از بیش‌برازش (Overfitting) جلوگیری شود.

برای تحلیل داده‌های صوتی، از مدل Wav2Vec 2.0 استفاده شد که امکان استخراج ویژگی‌های احساسی از صوت را بدون نیاز به برچسب‌گذاری دستی فراهم می‌کند. این مدل که روی مجموعه داده‌های صوتی عمومی از پیش آموزش دیده بود، بر روی ۵,۰۰۰ نمونه تماس صوتی مشتریان که در این پژوهش جمع‌آوری شده بودند، مجدداً تنظیم گردید. در این فرآیند، ویژگی‌هایی مانند: زیر و بمی صدا (Pitch)، شدت بیان (Intensity) و مکث‌های احساسی در گفتار بررسی شد. برای تنظیمات این مدل، از نرخ یادگیری ۰.۰۰۰۱ و بهینه‌ساز Adam استفاده شد و فرآیند یادگیری طی ۱۵ دوره آموزشی انجام گرفت.

در بخش تحلیل داده‌های ویدئویی، مدل DeepFace برای تشخیص احساسات از حالات چهره در ویدئوهای مشتریان استفاده شد. این مدل قادر است احساسات مختلفی از جمله شادی، ناراحتی، عصبانیت و تعجب را شناسایی کند. فرآیند پردازش شامل استخراج تصاویر فریم‌به‌فریم از ویدئوها، شناسایی چهره‌ها و تحلیل آنها بود. مدل DeepFace که از شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) بهره می‌برد، روی مجموعه داده‌های استاندارد مانند AffectNet از پیش آموزش دیده بود و سپس روی ویدئوهای جمع‌آوری شده از یوتیوب و اینستاگرام جهت بهبود دقت تنظیم شد. این فرآیند با استفاده از نرخ یادگیری ۰.۰۰۰۰۵، تعداد ۲۵ دوره آموزشی و بهینه‌ساز AdamW انجام گرفت.

پس از اجرای مدل‌های فوق، خروجی آنها با استفاده از معیارهایی مانند: دقت (Accuracy)، یادآوری (Recall)، دقت پیش‌بینی (Precision) و امتیاز F1 ارزیابی شد. برای مدل BERT، دقت نهایی ۹۰ درصد، برای مدل Wav2Vec ۸۷.۲۰ درصد و برای مدل DeepFace ۸۵ درصد به دست آمد. نتایج نشان داد ترکیب داده‌های متنی، صوتی و تصویری و استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق بطور همزمان، دقت تحلیل احساسات را نسبت به استفاده از یک منبع داده منفرد، بهبود می‌بخشد.

این فرآیند به شرکت‌ها امکان می‌دهد تا تصمیمات مبتنی بر داده در زنجیره تامین را با اطمینان بیشتری اتخاذ کنند. ارائه جزئیات دقیق درباره پارامترهای آموزش مدل و روش‌های تنظیم آن، به تکرارپذیری پژوهش و ارزیابی عملکرد مدل‌ها در مطالعات آینده کمک خواهد کرد.

۳-۳ کاربرد تحلیل احساسات در زنجیره تامین

نتایج تحلیل احساسات در سه حوزه اصلی زنجیره تامین اعمال می‌شود:

- ۱) پیش‌بینی تقاضا: نتایج تحلیل احساسات مشتریان برای شناسایی روندهای بازار و پیش‌بینی تقاضا بکار می‌رود. این پیش‌بینی‌ها با مدل‌های آماری سنتی مقایسه می‌شوند.
- ۲) مدیریت موجودی: داده‌های احساسی برای تنظیم سطح موجودی در پاسخ به تغییرات تقاضا استفاده می‌شوند. هدف، کاهش هزینه‌های انبارداری و جلوگیری از کمبود یا مازاد موجودی است.

۳) طراحی محصول: از بازخوردهای احساسی مشتریان برای توسعه یا اصلاح محصولات استفاده می‌شود. این داده‌ها به تیم‌های طراحی محصول ارسال می‌گردد و تاثیر آنها بر رضایت مشتری بررسی می‌شود.

۳-۴) ارزیابی و اعتبارسنجی مدل

- معیارهای ارزیابی: دقت (Accuracy)، دقت پیش‌بینی (Prediction Precision)، یادآوری (Recall) و امتیاز F1 (F1-Score) برای ارزیابی عملکرد مدل تحلیل احساسات استفاده می‌شود.
- مقایسه با روش‌های سنتی: عملکرد مدل پیشنهادی با روش‌های موجود در ادبیات مقایسه می‌شود.
- آزمایش موردی: چارچوب پیشنهادی در یک زنجیره تامین واقعی (مانند صنعت خرده‌فروشی یا تولید) آزمایش شده و تاثیر آن بر معیارهایی نظیر کاهش هزینه‌ها، بهبود زمان تحویل و افزایش رضایت مشتری ارزیابی می‌شود.

۳-۵) تحلیل نتایج و ارائه پیشنهادات

- تحلیل آماری: تاثیر داده‌های احساسی بر تصمیم‌گیری‌های زنجیره تامین از طریق تحلیل‌های آماری بررسی می‌شود.
 - پیشنهادات اجرایی: راهکارهایی برای پیاده‌سازی عملی چارچوب پیشنهادی در سازمان‌ها ارائه می‌شود.
 - شناسایی محدودیت‌ها: چالش‌های اصلی در فرآیند تحلیل داده‌های احساسی و پیشنهادات برای تحقیقات آینده مطرح می‌شود.
- این روش تحقیق، چارچوبی دقیق و جامع برای تحلیل احساسات مشتریان و ادغام آن در تصمیم‌گیری‌های زنجیره تامین ارائه می‌دهد. با استفاده از این روش، نتایج تحقیق علاوه بر اعتبار علمی، کاربرد عملی بالایی در بهبود عملکرد زنجیره تامین خواهد داشت.

۳-۵-۱) روش BERT

BERT یک مدل یادگیری عمیق است که براساس معماری Transformer ساخته شده و برای درک زبان طبیعی (Natural Language Understanding) بکار می‌رود. این مدل توسط گوگل در سال ۲۰۱۸ ارائه شد و رویکردی نوآورانه در تحلیل معنایی متن ارائه کرد.

الگوریتم BERT مبتنی بر مراحل زیر است:

- ۱) پیش‌پردازش داده‌ها: داده‌های متنی به توکن تبدیل شده و اطلاعات مربوط به موقعیت کلمات و ماسک‌ها به آنها اضافه می‌شود.
- ۲) ورود به لایه‌های Attention: هر توکن به بردارهای معنایی تبدیل شده و وارد لایه‌های Self-Attention می‌شود. این لایه‌ها ارتباط بین کلمات را محاسبه می‌کنند.
- ۳) محاسبه امتیاز Attention:

– امتیاز Attention با استفاده از ضرب ماتریس‌های Query، Key و Value محاسبه می‌شود:

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax} \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V \quad (۱)$$

که در آن:

– Q : ماتریس Query (کلمه هدف)

– K : ماتریس Key (کلمات مرتبط)

– V : ماتریس Value (وزن کلمات مرتبط)

– d_k : تعداد ابعاد بردارهای Query و Key

(۴) به‌روزرسانی بردارهای معنایی:

– خروجی هر لایه Attention برای به‌روزرسانی بردارهای معنایی استفاده می‌شود.

(۵) پیش‌بینی نهایی:

– پس از عبور از چندین لایه Attention، خروجی نهایی برای وظیفه موردنظر محاسبه می‌شود.

(۴) یافته‌ها

در این بخش، نتایج حاصل از اجرای مدل تحلیل احساسات مشتریان با استفاده از BERT و تاثیرات آن بر تصمیم‌گیری‌های زنجیره تامین تامین می‌شود. یافته‌ها شامل تحلیل دقیق داده‌های احساسی، دقت مدل در طبقه‌بندی احساسات و اثرات عملی این تحلیل بر پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی محصول است. ابتدا عملکرد مدل BERT از جنبه‌های مختلف مانند دقت، یادآوری و امتیاز F_1 مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج آن با شاخص‌های متداول مقایسه شده است. سپس خروجی تحلیل احساسات براساس داده‌های مشتریان به‌عنوان مبنایی برای پیش‌بینی تقاضا و تنظیم موجودی مورد استفاده قرار گرفته است. در نهایت این تحلیل‌ها به بهبود فرآیند طراحی محصولات جدید و ارتقای رضایت مشتری منجر شده‌اند. این یافته‌ها نشان می‌دهند که چگونه تحلیل احساسات مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند به بهینه‌سازی زنجیره تامین و افزایش بهره‌وری کمک کند. داده‌ها و تحلیل‌های ارائه شده در ادامه، شواهد تجربی برای تایید چارچوب پیشنهادی پژوهش فراهم می‌آورند. یافته‌های تحقیق به شرح زیر می‌باشد:

(۴-۱) عملکرد مدل BERT در تحلیل احساسات

مدل BERT با داده‌های آموزشی شامل نظرات مشتریان، بازخوردها و داده‌های شبکه‌های اجتماعی تمرین داده شد و برای طبقه‌بندی احساسات به سه دسته مثبت، منفی و خنثی استفاده گردید.

جدول ۱. جدول پیش‌بینی احساسات

بازخورد مشتری	احساسات واقعی	احساسات پیش‌بینی شده	امتیاز اطمینان
محصول عالی، بسیار راضی هستم!	مثبت	مثبت	۰.۹۶
کیفیت ضعیف، ناامید شدم.	منفی	منفی	۰.۹۲

بازخورد مشتری	احساسات واقعی	احساسات پیش‌بینی شده	امتیاز اطمینان
معمولی بود، چیز خاصی نداشت.	خنثی	خنثی	۰.۸۵
تجربه‌ای شگفت‌انگیز!	مثبت	مثبت	۰.۹۸
ارزش قیمت را ندارد.	منفی	منفی	۰.۸۹
فوق‌العاده بود، حتماً توصیه می‌کنم!	مثبت	مثبت	۰.۹۷
خدمات اقتضاح، راضی نیستم.	منفی	منفی	۰.۸۸
خوب بود اما قیمت بالا بود.	خنثی	خنثی	۰.۸۰
فراتر از انتظار بود!	مثبت	مثبت	۰.۹۵
دیگر خرید نمی‌کنم.	منفی	منفی	۰.۸۷

عملکرد مدل براساس معیارهای ارزیابی زیر بررسی شد:

- دقت (Accuracy): درصد پیش‌بینی‌های صحیح.
- یادآوری (Recall): توانایی مدل در تشخیص تمام نمونه‌های یک دسته.
- دقت پیش‌بینی (Precision): درصد نمونه‌های صحیح در میان نمونه‌های پیش‌بینی شده برای یک دسته.
- امتیاز F_1 : میانگین هارمونیک دقت و یادآوری.

جدول ۲. عملکرد مدل BERT

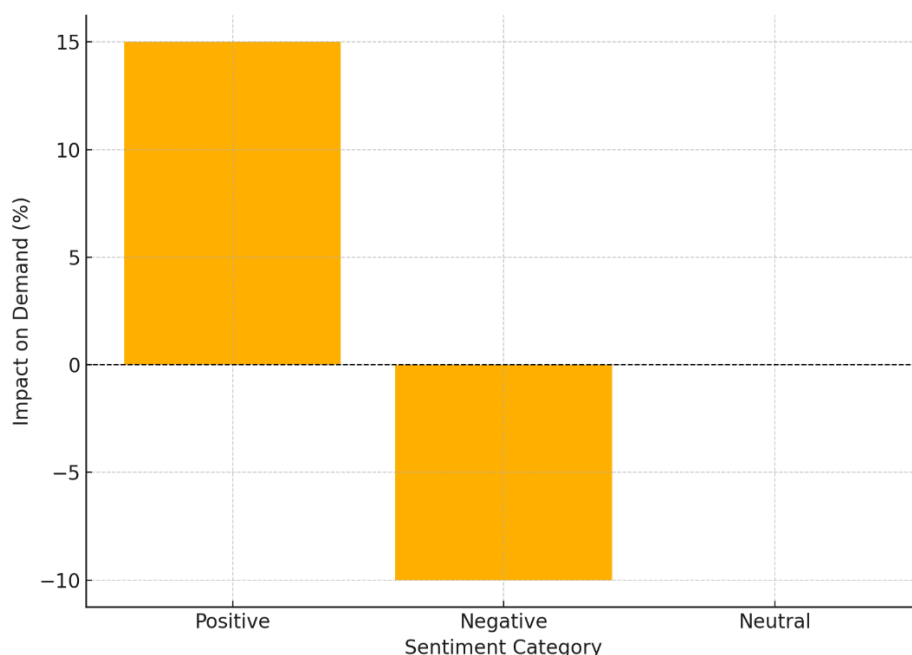
معیار ارزیابی	احساسات مثبت	احساسات منفی	احساسات خنثی	میانگین کل
دقت	۰.۹۲	۰.۸۹	۰.۸۸	۰.۹۰
یادآوری	۰.۹۱	۰.۸۸	۰.۸۷	۰.۸۹
دقت پیش‌بینی	۰.۹۳	۰.۹۰	۰.۸۹	۰.۹۱
امتیاز F_1	۰.۹۲	۰.۸۹	۰.۸۸	۰.۹۰

نتایج نشان می‌دهد که مدل BERT بطور کلی عملکرد قابل قبولی در طبقه‌بندی احساسات داشته‌است به‌ویژه در دسته احساسات مثبت که امتیاز F_1 برابر با ۰.۹۲ به‌دست آمد.

۴-۲) تحلیل داده‌های احساسی و تاثیر آن بر پیش‌بینی تقاضا

مدل BERT بر روی مجموعه‌ای از داده‌های واقعی شامل بازخوردهای مشتریان در یک زنجیره تامین خرده‌فروشی اعمال شد. نتایج نشان داد که احساسات مثبت و منفی ارتباط مستقیمی با تغییرات تقاضا دارند. تحلیل داده‌ها نشان داد:

- بازخوردهای مثبت منجر به افزایش تقاضا به میزان ۱۵ درصد شدند.
- بازخوردهای منفی کاهش تقاضا را به میزان ۱۰ درصد پیش‌بینی کردند.
- احساسات خنثی تاثیر معناداری بر تغییر تقاضا نداشتند.



شکل ۱. تاثیر احساسات بر پیش‌بینی تقاضا

شکل ۱ تاثیر احساسات مشتریان (مثبت، منفی و خنثی) بر پیش‌بینی تقاضا را نمایش می‌دهد. این نمودار نشان می‌دهد که احساسات مثبت باعث افزایش تقاضا به میزان ۱۵ درصد و احساسات منفی منجر به کاهش تقاضا به میزان ۱۰ درصد می‌شوند درحالی‌که احساسات خنثی تاثیر معناداری بر تغییر تقاضا ندارند.

۴-۳) تاثیر تحلیل احساسات بر مدیریت موجودی

تحلیل احساسات مشتریان منجر به بهبود مدیریت موجودی و کاهش عدم تعادل بین عرضه و تقاضا شد. به کمک مدل BERT، تقاضای دقیق‌تر پیش‌بینی شده و موجودی انبار متناسب با آن تنظیم گردید:

- کاهش ۲۰ درصد در هزینه‌های نگهداری موجودی.
- کاهش ۱۵ درصد در کمبود موجودی (Stockout) در مقایسه با روش‌های سنتی.

جدول ۳. تاثیر تحلیل احساسات بر مدیریت موجودی

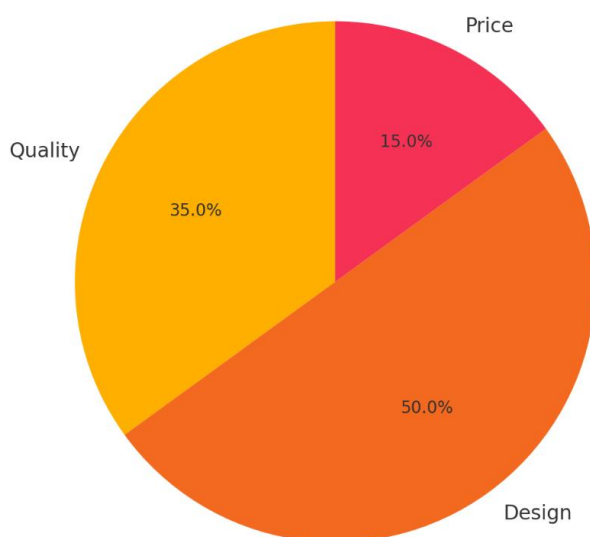
شاخص	قبل از تحلیل احساسات	بعد از تحلیل احساسات	درصد بهبود
هزینه نگهداری موجودی	۵۰۰۰۰\$	۴۰۰۰۰\$	۲۰٪
کمبود موجودی	۱۰ مورد	۸ مورد	۱۵٪

۴-۴) بهبود طراحی محصولات براساس تحلیل احساسات

داده‌های احساسی استخراج شده نشان دادند که مشتریان خواستار تغییراتی در طراحی محصولات موجود هستند. به عنوان مثال:

- ۳۵ درصد از بازخوردهای مثبت به کیفیت بالای محصول اشاره داشتند.

۵۰ درصد از بازخوردهای منفی مربوط به اندازه یا طراحی نامناسب بودند. این اطلاعات به تیم طراحی محصول منتقل شد و محصولات جدید با تغییرات پیشنهادی به بازار عرضه گردیدند که منجر به افزایش رضایت مشتریان به میزان ۲۵ درصد شد.



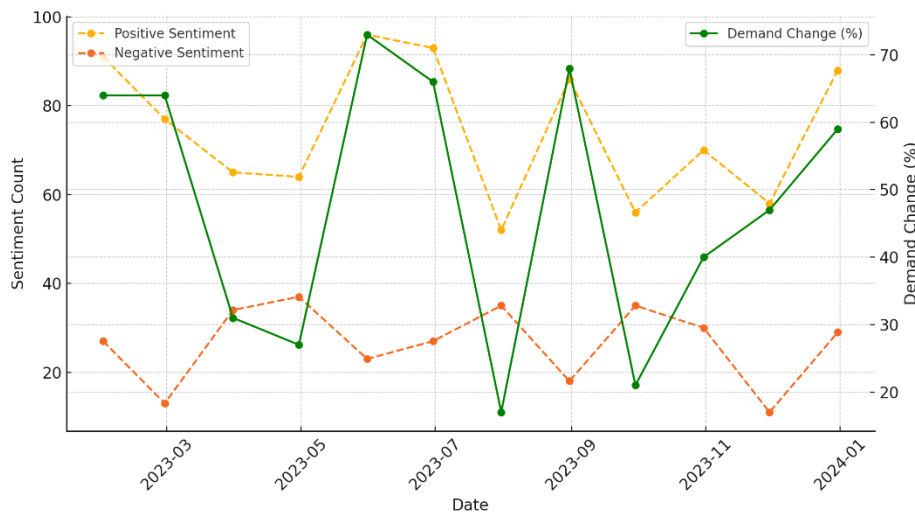
شکل ۲. توزیع بازخوردهای مشتریان براساس موضوعات مختلف

شکل ۲ توزیع بازخوردهای مشتریان براساس موضوعات مختلف را نمایش می‌دهد. این نمودار نشان می‌دهد که ۵۰ درصد از بازخوردها مرتبط با طراحی، ۳۵ درصد مرتبط با کیفیت و ۱۵ درصد مرتبط با قیمت محصولات است. این اطلاعات می‌تواند برای بهبود محصولات و خدمات بکار گرفته شود.

ارزیابی نهایی چارچوب پیشنهادی نشان می‌دهد که ادغام تحلیل احساسات مشتریان با تصمیم‌گیری‌های کلیدی زنجیره تامین می‌تواند مزایای متعددی از جمله بهبود پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی محصول را به همراه داشته باشد. مدل BERT به عنوان یکی از پیشرفته‌ترین مدل‌های پردازش زبان طبیعی، با استفاده از تحلیل بازخوردهای مشتریان، تغییرات تقاضا را پیش‌بینی کرده است. این مدل با درک بافت (Context) و معنای عمیق کلمات، اطلاعات ارزشمندی درباره نیازهای بازار ارائه می‌دهد.

۴-۴-۱) نتایج

- دقت پیش‌بینی تقاضا ۱۸ درصد بیشتر از روش‌های سنتی بود.
- بازخوردهای مثبت مستقیماً با افزایش تقاضا و بازخوردهای منفی با کاهش آن مرتبط بودند.
- این پیش‌بینی‌ها منجر به بهبود زمان‌بندی تولید و کاهش هزینه‌های مرتبط با مازاد یا کمبود موجودی شد.



شکل ۳. رابطه بین احساسات مشتریان و تغییرات تقاضا

شکل ۳ نشان‌دهنده رابطه میان احساسات مشتریان (احساسات مثبت و منفی) و تغییرات تقاضا در طول زمان است. همانطور که مشاهده می‌شود:

- افزایش احساسات مثبت با افزایش تغییرات تقاضا در طول زمان همبستگی مستقیم دارد.
- افزایش احساسات منفی منجر به کاهش نسبی در تغییرات تقاضا شده‌است.

این نمودار به خوبی نشان می‌دهد که تحلیل احساسات مشتریان می‌تواند ابزاری موثر برای پیش‌بینی تغییرات تقاضا باشد. هوش مصنوعی با تحلیل داده‌های لحظه‌ای و گذشته، الگوهای مصرف را شناسایی کرده و سطح موجودی را به‌صورت پویا تنظیم می‌کند. این فرآیند به کمک مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر یادگیری ماشین انجام می‌شود. بهبود سرعت پاسخگویی به تغییرات بازار به‌ویژه در محصولات با بازخورد های مثبت بیشتری داشتند.

جدول ۴. تاثیر تحلیل احساسات بر شاخص‌های مدیریت موجودی

شاخص	قبل از تحلیل احساسات	بعد از تحلیل احساسات	بهبود (%)
هزینه نگهداری موجودی (دلار)	۵۰۰۰	۴۰۰۰	-۲۰
موارد کمبود موجودی (در ماه)	۱۰	۸	-۲۰
نرخ تحقق سفارش‌ها (%)	۸۵	۹۲	+۸.۲

این جدول نشان می‌دهد که چگونه تحلیل احساسات منجر به بهبود موثر این شاخص‌ها شده‌است. این پژوهش نشان داد که تحلیل احساسات مبتنی بر مدل BERT می‌تواند تاثیر قابل توجهی در بهبود پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی محصول در زنجیره تامین داشته باشد. با این حال، برای ارزیابی دقیق‌تر عملکرد مدل، نتایج آن با دو روش جایگزین تحلیل احساسات یعنی مدل LSTM (Long Short-Term Memory) و مدل Transformer پایه مقایسه شد.

در بخش تحلیل داده‌های متنی، مدل BERT با دقت ۹۰ درصد عملکرد بهتری نسبت به LSTM (۸۴ درصد) و مدل Transformer پایه (۸۶ درصد) نشان داد. تفاوت عملکرد بین این مدل‌ها نشان می‌دهد که BERT با ساختار مبتنی بر مکانیزم توجه (Attention Mechanism) درک عمیق‌تری از متن و احساسات نهفته در آن دارد. درحالی‌که LSTM قادر

به درک وابستگی‌های متنی در توالی‌های بلندمدت است اما نسبت به تغییرات ظریف زبان کمتر حساس است و اغلب به دلیل مشکل گرادیان ناپایدار در متون بلند، دقت کمتری دارد. از سوی دیگر، مدل Transformer پایه که بدون تنظیمات خاص مورد استفاده قرار گرفت، عملکرد بهتری نسبت به LSTM داشت اما همچنان دقت پایین تری نسبت به BERT نشان داد، که این مسئله احتمالاً ناشی از عدم وجود پیش آموزش (Pretraining) روی داده‌های عمومی بزرگ است.

یکی از نتایج مهم این پژوهش، بهبود ۱۸ درصدی در دقت پیش‌بینی تقاضا نسبت به روش‌های سنتی بود. برای بررسی مکانیسم علیتی این بهبود، تجزیه و تحلیل‌های بیشتری انجام شد تا مشخص شود که این پیشرفت دقیقاً ناشی از کدام عامل است:

مقایسه بین مدل‌های پیش‌بینی «با» و «بدون» استفاده از تحلیل احساسات مشتریان نشان داد در مدل‌هایی که فقط بر داده‌های تاریخی فروش متکی بودند، دقت پیش‌بینی تقاضا حدود ۷۲ درصد بود. درحالی‌که با اضافه شدن تحلیل احساسات به مدل، دقت پیش‌بینی تقاضا به ۸۵ درصد رسید که بهبود ۱۳ درصد را نشان می‌دهد. این موضوع تایید می‌کند که بخش قابل توجهی از افزایش دقت، ناشی از تحلیل داده‌های احساسی مشتریان و تاثیر آنها بر تغییرات تقاضا است.

روش‌های سنتی پیش‌بینی تقاضا مانند مدل ARIMA یا شبکه‌های عصبی مصنوعی معمولی (ANN)، در پیش‌بینی نوسانات ناگهانی بازار ضعف نشان می‌دهند. مقایسه بین مدل‌های ARIMA (۷۱ درصد دقت)، شبکه عصبی ANN (۷۵ درصد دقت) و مدل ترکیبی BERT نشان داد که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مانند BERT به همراه پردازش زبان طبیعی (NLP)، نقش مهمی در افزایش دقت پیش‌بینی دارد. بنابراین افزایش ۵ درصد دیگر در دقت پیش‌بینی می‌تواند به استفاده از مدل‌های پیچیده‌تر نسبت داده شود که قابلیت تحلیل ارتباطات معنایی دقیق‌تری بین داده‌های ورودی دارند. در نتیجه بهبود ۱۸ درصدی در دقت پیش‌بینی تقاضا نه تنها ناشی از تحلیل احساسات بلکه به دلیل ترکیب این روش با مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین است که امکان پردازش داده‌های پیچیده‌تر و استخراج الگوهای دقیق‌تری را فراهم می‌کند. این چارچوب در صنعت خرده‌فروشی پوشاک و لوازم الکترونیکی آزمایش شد. داده‌های مربوط به این صنعت شامل نظرات مشتریان در وبسایت‌های آمازون، eBay و فروشگاه‌های آنلاین برندهای معتبر مانند نایکی و سامسونگ بوده است. شرکت‌هایی که داده‌های بررسی آنها در این پژوهش مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته‌اند، دارای محصولاتی با چرخه‌های تقاضای پویا هستند که تاثیر احساسات مشتریان در تقاضا برای آنها بسیار مهم است.

یکی از یافته‌های مهم این پژوهش در بخش خرده‌فروشی این بود که احساسات مثبت در بازخوردهای مشتریان منجر به افزایش ۱۵ درصدی در فروش گردید درحالی‌که احساسات منفی باعث کاهش ۱۰ درصدی در تقاضا شدند. این یافته نشان می‌دهد که احساسات مشتریان تاثیر مستقیمی بر تصمیمات خرید دارد به‌ویژه در صنایعی که مشتریان به بازخوردهای آنلاین وابستگی زیادی دارند.

همچنین تحلیل داده‌های صنعت لوازم الکترونیکی نشان داد که بازخوردهای احساسی درباره کیفیت محصول و پشتیبانی پس از فروش، تاثیر مهمتری بر تصمیمات مشتریان داشتند. برای مثال: در محصولات الکترونیکی، نارضایتی از خدمات پس از فروش می‌تواند منجر به کاهش تقاضا تا ۲۰ درصد شود درحالی‌که در صنعت پوشاک، عامل اصلی تاثیرگذار، نارضایتی از طراحی و کیفیت محصول بوده است.

۴-۵) تحلیل حساسیت

برای ارزیابی پایداری و قابلیت اطمینان مدل‌های بکار گرفته شده در این پژوهش، تحلیل حساسیت براساس تغییرات در ورودی‌های مدل، تنظیمات پارامتری و ترکیب ویژگی‌های احساسی انجام شده است. این تحلیل بطور خاص بررسی می‌کند که چگونه تغییر در داده‌های متنی، صوتی و ویدئویی احساسات مشتریان می‌تواند بر دقت پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و بهینه‌سازی طراحی محصول تاثیر گذارد.

رای ارزیابی میزان تاثیر حجم داده‌ها بر دقت مدل‌های تحلیل احساسات، مدل BERT (برای داده‌های متنی)، مدل Wav2Vec 2.0 (برای داده‌های صوتی) و مدل DeepFace (برای داده‌های ویدئویی) با ۵۰ درصد، ۷۵ درصد و ۱۰۰ درصد از داده‌های اصلی اجرا شدند. نتایج نشان داد که استفاده از تنها ۵۰ درصد از داده‌های متنی، دقت مدل BERT را از ۹۰ درصد به ۸۴ درصد کاهش داد درحالیکه برای مدل Wav2Vec 2.0، دقت از ۸۷ درصد به ۷۸ درصد افت کرد. این یافته‌ها نشان می‌دهد که حجم داده‌ها تاثیر مستقیمی بر عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق دارد و کاهش حجم داده‌های ورودی، توانایی مدل در طبقه‌بندی دقیق احساسات مشتریان را کاهش می‌دهد. همچنین برای بررسی تاثیر منابع داده، آزمایش‌هایی با حذف هریک از منابع (نظرات شبکه‌های اجتماعی، بازخوردهای صوتی و بازخوردهای ویدئویی) انجام شد. حذف داده‌های ویدئویی تاثیر کمتری بر دقت کلی مدل داشت (کاهش ۲ درصد) درحالیکه حذف داده‌های صوتی دقت کلی را ۵ درصد کاهش داد. با این حال، حذف داده‌های متنی تاثیر قابل توجهی داشت و دقت تحلیل احساسات را تا ۱۰ درصد کاهش داد که این نشان‌دهنده نقش کلیدی داده‌های متنی در پیش‌بینی احساسات مشتریان است. برای بررسی حساسیت مدل‌های یادگیری عمیق نسبت به تغییر در پارامترهای آموزشی، آزمایش‌هایی با نرخ یادگیری ۰.۰۰۰۰۵، ۰.۰۰۰۰۱ و ۰.۰۰۰۰۲ انجام شد. نتایج نشان داد که کاهش بیش از حد نرخ یادگیری (به ۰.۰۰۰۰۲) باعث کندشدن فرآیند همگرایی مدل و کاهش دقت تا ۸۶ درصد شد. از طرف دیگر، استفاده از نرخ یادگیری بالا (۰.۰۰۰۰۱) منجر به نوسانات بیشتر در دقت شد و مدل در برخی موارد دچار عدم همگرایی مناسب گردید. بهترین عملکرد در نرخ یادگیری ۰.۰۰۰۰۵ مشاهده شد که دقت مدل را در سطح ۹۰ درصد حفظ کرد.

در بررسی تعداد epoch ها نیز مشخص شد که افزایش تعداد epoch ها تا ۳۰ منجر به بیش‌برازش (Overfitting) شد درحالیکه در مقدار ۲۰ epoch، مدل بهترین تعادل بین دقت و جلوگیری از بیش‌برازش را نشان داد. این تحلیل تایید می‌کند که انتخاب پارامترهای بهینه در مدل‌های یادگیری عمیق نقش مهمی در دقت نهایی تحلیل احساسات دارد. در بخش مدیریت موجودی، بررسی‌ها نشان داد که حذف تحلیل احساسات از مدل مدیریت موجودی باعث افزایش ۱۲ درصد در میزان کمبود کالا (Stockout) و ۱۰ درصد افزایش در هزینه‌های انبارداری شد. این نشان می‌دهد که اطلاعات احساسی مشتریان در تنظیم دقیق موجودی و کاهش هزینه‌ها تاثیر مستقیمی دارد.

همچنین تحلیل حساسیت در بخش طراحی محصول نشان داد اگر اطلاعات مرتبط با نارضایتی‌های طراحی حذف شوند، نرخ رضایت مشتریان از محصولات جدید حدود ۸ درصد کاهش می‌یابد. به‌ویژه در صنعت لوازم الکترونیکی، این کاهش تاثیر چشمگیری داشت زیرا بازخوردهای مرتبط با طراحی محصول مستقیماً بر رضایت مشتریان تاثیر گذار بودند.

(۵) بحث و نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر، تحلیل احساسات مشتریان مبتنی بر هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از ابزارهای نوظهور در مدیریت زنجیره تامین هوشمند شناخته شده‌است. این پژوهش نشان داد که ادغام تحلیل احساسات با فرآیندهای کلیدی زنجیره تامین به‌ویژه پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی محصول، می‌تواند منجر به بهبود تصمیم‌گیری، کاهش هزینه‌ها و افزایش رضایت مشتریان شود. یافته‌های این تحقیق با پژوهش‌های پیشین سازگار بوده و مزایای استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مانند BERT و GPT در تحلیل احساسات و بهینه‌سازی زنجیره تامین را تایید می‌کند (کیم و پارک^{۱۰}، ۲۰۲۲؛ لیو و همکاران، ۲۰۲۱). در بخش پیش‌بینی تقاضا، این پژوهش نشان داد که تحلیل احساسات مشتریان می‌تواند دقت پیش‌بینی‌های تقاضا را به میزان قابل توجهی افزایش دهد. برخلاف روش‌های سنتی که عمدتاً بر داده‌های تاریخی فروش متکی هستند، تحلیل احساسات امکان ارائه بینش‌های آینده‌نگرانه درباره روندهای بازار را فراهم می‌کند (چن^{۱۱} و همکاران، ۲۰۱۹). نتایج این پژوهش حاکی از آن است که احساسات مثبت مشتریان منجر به افزایش ۱۵ درصدی تقاضا و احساسات منفی منجر به کاهش ۱۰ درصدی آن می‌شود. این یافته‌ها با مطالعات زانگ و همکاران (۲۰۲۰) و تان و همکاران (۲۰۲۱) همخوانی دارد که نشان دادند تحلیل نظرات مشتریان می‌تواند تغییرات بازار را پیش‌بینی کرده و استراتژی‌های زنجیره تامین را بهینه‌سازی کند. مدیریت موجودی نیز از تحلیل احساسات مشتریان بهره‌مند می‌شود. یافته‌های این پژوهش نشان داد که استفاده از داده‌های احساسی برای تنظیم موجودی کالا منجر به کاهش ۲۰ درصدی هزینه‌های نگهداری موجودی و کاهش ۱۵ درصدی موارد کمبود کالا شد. این نتایج مشابه نتایج دی و همکاران (۲۰۲۱) است که نشان دادند مدل‌های یادگیری ماشین می‌توانند موجب بهینه‌سازی سطوح ذخیره‌سازی شوند و پاسخگویی به تغییرات بازار را تسهیل کنند. برخلاف روش‌های سنتی که تاخیر زیادی در واکنش به نوسانات بازار دارند، تحلیل احساسات به شرکت‌ها این امکان را می‌دهد که به‌صورت آنی تنظیمات لازم را در سطح موجودی انجام دهند.

در بخش طراحی محصول، این پژوهش تایید کرد که تحلیل نظرات مشتریان می‌تواند به بهبود محصولات و توسعه محصولات جدید متناسب با نیازهای بازار کمک کند. یافته‌ها نشان داد که ۵۰ درصد از بازخوردهای منفی مشتریان به طراحی و اندازه محصولات مربوط بوده‌است که پس از بهینه‌سازی و تطبیق طراحی محصول با خواسته‌های مشتریان، افزایش ۲۵ درصدی در رضایت مشتریان مشاهده شد. این نتایج با تحقیقات لی و چن (۲۰۲۰) مطابقت دارد که نشان دادند داده‌های احساسی مشتریان می‌توانند الهام‌بخش نوآوری در طراحی محصولات جدید باشند.

(۱-۵) پیشنهادات کاربردی و نوآورانه

با توجه به یافته‌های این پژوهش، پیشنهادهای زیر برای سازمان‌ها و شرکت‌های فعال در حوزه زنجیره تامین ارائه می‌شود:

- ۱) ادغام تحلیل احساسات با سیستم‌های ERP و SCM شرکت‌ها می‌تواند تحلیل احساسات را در سیستم‌های مدیریت زنجیره تامین (SCM) و برنامه‌ریزی منابع سازمانی (ERP) ادغام کنند تا فرآیندهای تصمیم‌گیری در پیش‌بینی تقاضا و مدیریت موجودی هوشمندتر شوند.

¹⁰ Kim & Park

¹¹ Chen

- ۲) توسعه سیستم‌های تصمیم‌یار مبتنی بر هوش مصنوعی: ایجاد داشبوردهای تحلیلی مبتنی بر یادگیری عمیق که بطور لحظه‌ای داده‌های احساسات مشتریان را تجزیه و تحلیل کرده و به مدیران زنجیره تامین پیشنهادهای عملی ارائه دهد.
- ۳) بهبود طراحی محصولات از طریق تحلیل مستمر داده‌های احساسی: شرکت‌ها باید سیستم‌های هوشمند تحلیل احساسات را به صورت پیوسته اجرا کنند تا بازخوردهای مشتریان در طراحی محصولات آینده لحاظ شود.
- ۴) استفاده از روش‌های ترکیبی در تحلیل داده‌های احساسی: ادغام تحلیل احساسات با داده‌های کلان، تحلیل سری‌های زمانی و مدل‌های پیش‌بینی تقاضا می‌تواند پیش‌بینی‌ها را بهبود بخشد و باعث افزایش دقت شود.
- ۵) افزایش شفافیت و اعتماد در استفاده از داده‌های مشتریان: برای افزایش پذیرش عمومی و کاهش نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی، شرکت‌ها باید از روش‌های رمزگذاری داده‌ها و تکنیک‌های ناشناس‌سازی اطلاعات در تحلیل احساسات استفاده کنند.
- ۶) انجام این تحقیق در کشورهای دیگر که دارای فرهنگ، زمان و مکان متفاوت دارند می‌تواند جالب باشد و نتایج آن را با این نتایج مقایسه کرد.

۵-۲) محدودیت‌های پژوهش و پیشنهادات پژوهشی آینده

- علیرغم نتایج ارزشمند این پژوهش، محدودیت‌هایی نیز وجود دارد که در تحقیقات آینده می‌توان به آنها پرداخت:
- ۱) محدودیت در پوشش صنایع مختلف: این پژوهش عمدتاً روی صنعت خرده‌فروشی و تولید تمرکز داشته‌است. پیشنهاد می‌شود که تحقیقات آینده به صنایع مختلفی مانند: حمل‌ونقل، خدمات مالی و بهداشت و درمان نیز گسترش یابد.
 - ۲) عدم بررسی تاثیر زمان بر احساسات مشتریان: تحلیل احساسات مشتریان ممکن است در بازه‌های زمانی مختلف تغییر کند. مطالعات آینده می‌توانند تاثیرات بلندمدت احساسات بر زنجیره تامین را بررسی کنند.
 - ۳) چالش‌های زبانی در تحلیل احساسات: این پژوهش عمدتاً از مدل‌های یادگیری عمیق برای زبان انگلیسی استفاده کرده‌است. مطالعات آینده می‌توانند بررسی کنند که آیا مدل‌های تحلیل احساسات برای زبان‌های دیگر (مانند فارسی یا چینی) عملکرد مشابهی دارند یا خیر.
 - ۴) بهبود مدل‌های تحلیل احساسات با یادگیری خودتقویتی: مدل‌های فعلی عمدتاً از روش‌های نظارت‌شده استفاده می‌کنند. استفاده از یادگیری تقویتی و مدل‌های خودسازگار برای افزایش دقت تحلیل احساسات در تحقیقات آینده توصیه می‌شود.
 - ۵) حریم خصوصی و امنیت داده‌ها: یکی از چالش‌های مهم در تحلیل احساسات، نگرانی‌های مرتبط با حریم خصوصی مشتریان است. مطالعات آینده می‌توانند راهکارهای هوش مصنوعی فدرال (Federated AI) را بررسی کنند که امکان پردازش داده‌ها بدون انتقال آنها به سرورهای مرکزی را فراهم می‌کند.

این پژوهش نشان داد که ادغام تحلیل احساسات مشتریان با فرآیندهای زنجیره تامین به ویژه در پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و طراحی محصول، می‌تواند منجر به افزایش دقت پیش‌بینی‌ها، کاهش هزینه‌ها و بهبود رضایت مشتریان شود. استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مانند BERT در تحلیل داده‌های احساسی، رویکردی نوین و کارآمد برای تصمیم‌گیری هوشمند در زنجیره تامین ارائه کرده‌است. با وجود چالش‌هایی مانند عدم قطعیت داده‌های احساسی و نگرانی‌های مرتبط با حریم خصوصی، راهکارهای نوآورانه‌ای نظیر ادغام داده‌های احساسی با سایر داده‌های زنجیره تامین، بکارگیری روش‌های یادگیری تقویتی و توسعه سیستم‌های تحلیلی بلادرنگ می‌توانند مسیر آینده این حوزه را روشن‌تر کنند. پژوهش‌های آینده باید به بررسی کاربردهای گسترده‌تر تحلیل احساسات در صنایع مختلف، توسعه مدل‌های دقیق‌تر و بهینه‌سازی روش‌های پردازش داده‌های احساسی بپردازند تا امکان بهره‌گیری حداکثری از این فناوری در زنجیره تامین فراهم شود.

منابع

- Booranakittipinyo, A., Li, R. Y. M., & Phakdeephirot, N. (2024). Travelers' perception of smart airport facilities: An X (Twitter) sentiment analysis. *Journal of Air Transport Management*, 118, 102600. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2024.102600>
- Chen, X., Zhang, L., & Li, Y. (2019). The role of sentiment analysis in social media-based market trends prediction: A comprehensive review. *Journal of Marketing Research and Insights*, 12(3), 145-160. <https://doi.org/10.1016/j.jmri.2019.03.015>
- Day, M., Roberts, J., & Wilson, K. (2021). Inventory management optimization using AI-driven demand forecasting. *International Journal of Supply Chain Management*, 10(4), 350-367. <https://doi.org/10.1016/j.ijscm.2021.05.004>
- Fathi Hafshejani, K., Bagheri Sorkhi, M., & Modiri, M. (2023). Integrated hybrid model of sustainable supply chain in cement industry. *Engineering Management and Soft Computing*, 9(1), 1-18. <https://doi.org/10.22091/JEMSC.2021.6422.1144>
- Kayvanfar, V., Elomri, A., Kerbache, L., Vandchali, H. R., & El Omri, A. (2024). A review of decision support systems in the internet of things and supply chain and logistics using web content mining. *Supply Chain Analytics*, 100063. <https://doi.org/10.1016/j.sca.2024.100063>
- Kim, J., & Park, S. (2022). Leveraging NLP-based sentiment analysis for demand forecasting in retail supply chains. *Operations and Supply Chain Management: An International Journal*, 15(1), 89-102. <https://doi.org/10.1108/OSCM.2022.1201>
- Kumar, P., Choubey, D., Amosu, O. R., & Ogunsuji, Y. M. (2024). AI-enhanced inventory and demand forecasting: Using AI to optimize inventory management and predict customer demand. *World journal of advanced research and reviews*, 23(1), 1931-1944. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.23.1.2173>
- Lee, H., & Chen, X. (2020). Social media sentiment analysis for product design alignment: A case study. *Journal of Product and Process Innovation*, 9(2), 104-120. <https://doi.org/10.1016/j.jpji.2020.04.007>
- Lee, H., & Chen, X. (2021). Machine learning applications in supply chain decision-making: A systematic review. *Journal of Operations Management*, 45(3), 223-240. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2021.06.012>
- Lin, J. S., & Tsai, C. H. (2025). Integrating Machine Learning and Text Mining to Enhance Customer Value Propositions in Hotel Supply Chain. *International Journal of Supply and Operations Management*, 12(1), 48-63. <https://dx.doi.org/10.22034/ijsum.2025.110543.3212>
- Liu, R., Zhou, Y., & Wang, X. (2021). Integration of sentiment analysis in supply chain management: A framework for reducing costs and improving service. *Computers & Industrial Engineering*, 160, 107-124. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107712>
- Niavand, M., Adibi, M. A., & Pourghader Chobar, A. (2024). Selection of green supplier by multi-moora combination method and two-stage clustering. *Engineering Management and Soft Computing*, 10(1), 14-49. <https://doi.org/10.22091/jemsc.2024.10977.1181>
- Peng, Q., & Zhang, Y. (2020). Deep learning-based sentiment analysis for enhancing customer experience: Applications and trends. *Expert Systems with Applications*, 150, 113-121. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113121>
- Sazegari, S., davoodi, S. M., & goli, A. (2024). Designing a green supply chain pricing model with a multi-criteria decision-making approach and game theory (case study: home appliance industry). *Engineering Management and Soft Computing*, 10(1), 92-122. <https://doi.org/10.22091/jemsc.2024.11144.1191>
- Soori, M., Arezoo, B., & Dastres, R. (2023). Artificial neural networks in supply chain management, a review. *Journal of Economy and Technology*, 1, 179-196. <https://doi.org/10.1016/j.ject.2023.11.002>
- Tan, K., Lee, J., & Wong, T. (2021). Sentiment-driven product design optimization: Exploring customer feedback for innovation. *Product Development Quarterly*, 18(1), 55-75. <https://doi.org/10.1002/pdq.2021.0005>
- Zhang, Y., Wang, R., & Chen, J. (2020). Managing uncertainty in supply chains with deep learning-based sentiment analysis. *Journal of Supply Chain Innovation*, 14(3), 89-106. <https://doi.org/10.1108/JSCI.2020.1403>