Ind. Manag. Persp. 2025, 15(4), 143-172; doi: 10.48308/JIMP.15.4.143

Industrial Management Perspective

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

Original Article

The Potential Impact of New Technologies of Big Data and Business Intelligence to Reduce the Bullwhip Effect in Supply Chain

Sadegh Danandeh*
Davood Talebi**
Mohammad Mehdi Movahedi**

Extended Abstract

Introduction: Modern supply chains, influenced by globalization and changing customer preferences, are facing increasing complexity, which leads to problems such as lack of transparency of assets, inefficient inventory management, and intensification of the “bullwhip effect”. The petrochemical industry, with its characteristics such as high production volume, low relative value of products, high costs, and long supply chains, is particularly vulnerable to this effect. The key solution to reduce this effect is to increase transparency and integration of the supply chain; however, the fragmentation and massive volume of data have made this goal challenging. In this context, “big data” and “business intelligence” technologies have emerged as strategic solutions that have the ability to process huge volumes of data and provide actionable and real-time insights. However, the simultaneous impact of these two technologies, especially in developing countries such as Iran and in specific industries such as petrochemicals, has not been studied enough. This study aims to fill this research gap and provide empirical evidence from the Iranian petrochemical industry.

Methods: This study is applied in terms of purpose and descriptive-survey in terms of data collection method, which was conducted with a mixed design (qualitative-quantitative). In the qualitative phase, key effective factors were first identified through library study and field surveys. To finalize and achieve expert consensus on these factors, the "Fuzzy Delphi" method was used with a community of 19 senior industry managers and university professors. In the quantitative phase, a statistical sample of 384 managers and stakeholders of the Iranian petrochemical industry was selected using a non-probability judgmental sampling method, and data were collected through a questionnaire based on the Likert scale. Advanced statistical methods including exploratory factor analysis, confirmatory factor analysis, and structural equation modeling were used to analyze the data and test the hypotheses using M plus version 8.3 software. The reliability and validity of the research tool were confirmed by indicators such as Cronbach's alpha, composite reliability, average variance extracted, and HTMT criterion.

Received: Aug. 09, 2025; Revised: Sep. 17, 2025; Accepted: Oct. 24, 2025; Published Online: Nov. 01, 2025.

* Ph.D. Student, Department of Industrial Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

** Assistant Professor, Department of Industrial Management, Faculty of Management and Accounting, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran.
Corresponding Author: d-talebi@sbu.ac.ir

*** Assistant Professor, Department of Industrial Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Ind. Manag. Persp. 2025, 15(4), 143-172; doi: 10.48308/JIMP.15.4.143

Industrial Management Perspective

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

Original Article

Results and Discussion: The research findings showed that the presented conceptual model has a good fit (CMIN/DF=1.122, CFI=0.958, TLI=0.956, SRMR=0.043, RMSEA=0.018). The results of structural equation modeling confirmed all 13 research hypotheses and showed that all eleven identified factors (organizational commitment, commercial value, order volume, information sharing capability, visibility, IoT applications, increased connectivity through cloud computing, agility capability, innovation capability, customer relationship management, and customer service management) have a positive and significant impact on big data and business intelligence capabilities. Also, big data and business intelligence significantly (with path coefficients of 0.288 and 0.186, respectively) reduce the bullwhip effect. Importantly, the impact paths of these two distinct but complementary technologies were identified: big data reduces the bullwhip effect mainly through operational-technical factors (such as visibility and order volume optimization), and business intelligence mainly through strategic-managerial factors (such as innovation capability and IoT data integration). The coefficient of determination (R^2) for the variables of big data, business intelligence and bullwhip effect was 0.992, 0.994 and 0.855 respectively, indicating a very high ability of the model to explain the variance of the dependent variables.

Conclusion: The present study proves that big data and business intelligence technologies are practical solutions to reduce the bullwhip effect in the petrochemical industry supply chain. Investing in these technologies, even with indigenous solutions, is a strategic necessity to reduce costs and increase competitiveness. Successful implementation requires management commitment, investment and training. A two-phase implementation framework is proposed: first, establishing a data infrastructure and transparency, and then developing analytics and intelligence. This study paves the way for future research in other industries and countries, as well as using more advanced modeling methods.

Keywords: Bullwhip effect; Supply chain; Emerging technologies; Big data; Business intelligence.

How to Cite: Danandeh, Sadegh; Talebi, Davood; Movahedi, Mohammad Mehdi (2025). The Potential Impact of New Technologies of Big Data and Business Intelligence to Reduce the Bullwhip Effect in Supply Chain. *Ind. Manag. Persp.*, 15(4), 143-172 *(In Persian)*.

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

چشم‌انداز مدیریت صنعتي، ۱۴۰۴، دوره ۱۵، شماره ۴، صص ۱۴۳ - ۱۷۲، doi : 10.48308/JIMP.15.4.143

چشم‌انداز مدیریت صنعتي

Journal hompage : https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

نوع مقاله: پژوهشی

تاثیر بالقوه فناوری‌های نوین داده‌های کلان و هوش تجاری در کاهش اثر شلاقی زنجیره تامین

صادق داننده *

داود طالبی **

محمد مهدی موحدی ***

چکیده گسترده

مقدمه : زنجیره‌های تأمین مدرن، تحت تأثیر جهانی‌شدن و تغییر ترجیحات مشتریان، با پیچیدگی فزاینده‌ای مواجه هستند که منجر به بروز مشکلاتی نظیر عدم شفافیت دارایی‌ها، مدیریت ناکارآمد موجودی و تشدید «اثر شلاقی» می‌شود. صنعت پتروشیمی، با ویژگی‌هایی مانند حجم بالای تولید، ارزش نسبی پایین محصولات، هزینه‌های بالا و زنجیره‌های تأمین طولانی، به‌طور خاص در برابر این اثر آسیب‌پذیر است. راهکار کلیدی برای کاهش این اثر، افزایش شفافیت و یکپارچگی زنجیره تأمین است؛ با این حال، پراکندگی و حجم عظیم داده‌ها دستیابی به این هدف را چالش‌برانگیز کرده است. در این زمینه، فناوری‌های «داده‌های کلان» و «هوش تجاری» به‌عنوان راهکارهای راهبردی ظهور کرده‌اند که توانایی پردازش حجم عظیم داده‌ها و ارائه بینش‌های عملیاتی و بلادرنگ را دارند. با این وجود، تأثیر هم‌زمان این دو فناوری، به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه مانند ایران و در صنایع خاصی همچون پتروشیمی، به اندازه کافی مورد مطالعه قرار نگرفته است. این مطالعه با هدف پر کردن این خلأ پژوهشی و ارائه شواهد تجربی از صنعت پتروشیمی ایران انجام شده است.

روش‌ها : این مطالعه از نظر هدف کاربردی و از نظر روش گردآوری داده‌ها توصیفی-پیمایشی است که با طرحی ترکیبی (کیفی-کمی) انجام شد. در فاز کیفی، عوامل کلیدی مؤثر ابتدا از طریق مطالعه کتابخانه‌ای و پیمایش‌های میدانی شناسایی شدند. برای نهایی‌سازی و دستیابی به اجماع خبرگان درباره این عوامل، از روش «دلفی فازی» با جامعه‌ای شامل ۱۹ مدیر ارشد صنعت و استادان دانشگاه استفاده شد. در فاز کمی، نمونه آماری شامل ۳۸٤ نفر از مدیران و ذی‌نفعان صنعت پتروشیمی ایران با استفاده از روش نمونه‌گیری غیر احتمالی قضاوتی انتخاب شد و داده‌ها از طریق پرسشنامه مبتنی بر مقیاس لیکرت جمع‌آوری گردید. برای تحلیل داده‌ها و آزمون فرضیه‌ها از روش‌های آماری پیشرفته شامل تحلیل عاملی اکتشافی، تحلیل عاملی تأییدی و مدل‌سازی معادلات ساختاری با استفاده از نرم‌افزار M plus نسخه ۸.۳ استفاده شد. پایایی و روایی ابزار پژوهش با شاخص‌هایی نظیر آلفای کرونباخ، پایایی ترکیبی، میانگین واریانس استخراج‌شده و معیار HTMT تأیید شد.

تاریخ دریافت: ۱٤۰۴/۰۵/۱۸، تاریخ بازنگری: ۱٤۰۴/۰۶/۲۶، تاریخ پذیرش: ۱٤۰٤/۰۸/۰۲، تاریخ اولین انتشار: ۱٤۰٤/۰۸/۱۰.

* دانشجوی دکتری، گروه مدیریت صنعتی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

** استادیار، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران.

نویسنده مسئول : d-talebi@sbu.ac.ir

*** استادیار، گروه مدیریت صنعتی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

چشم‌انداز مدیریت صنعتي، ۱۴۰۴، دوره ۱۵، شماره ۴، صص ۱۴۳ - ۱۷۲، doi : 10.48308/JIMP.15.4.143

چشم‌انداز مدیریت صنعتي

Journal hompage : https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

نوع مقاله: پژوهشی

نتایج و بحث : یافته‌های پژوهش نشان داد که مدل مفهومی ارائه‌شده از برازش مناسبی برخوردار است(CMIN/DF=1.122) ، CFI=0.958، TLI=0.956، SRMR=0.043، RMSEA=0.018). نتایج مدل‌سازی معادلات ساختاری تمامی ۱۳ فرضیه پژوهش را تأیید کرد و نشان داد که هر یازده عامل شناسایی‌شده (تعهد سازمانی، ارزش تجاری، حجم سفارش، قابلیت اشتراک اطلاعات، قابلیت دید، کاربردهای اینترنت اشیا، افزایش اتصال از طریق رایانش ابری، قابلیت چابکی، قابلیت نوآوری، مدیریت ارتباط با مشتری و مدیریت خدمات مشتری) تأثیر مثبت و معناداری بر قابلیت‌های داده‌های کلان و هوش تجاری دارند. همچنین، داده‌های کلان و هوش تجاری به‌طور معناداری (با ضرایب مسیر ۰.۲۸۸ و ۰.۱۸۶ به‌ترتیب) اثر شلاقی را کاهش می‌دهند. نکته مهم آن است که مسیرهای تأثیر این دو فناوری متمایز اما مکمل شناسایی شد: داده‌های کلان عمدتاً از طریق عوامل عملیاتی-فنی (مانند قابلیت دید و بهینه‌سازی حجم سفارش) اثر شلاقی را کاهش می‌دهد و هوش تجاری عمدتاً از طریق عوامل راهبردی-مدیریتی (مانند قابلیت نوآوری و یکپارچه‌سازی داده‌های اینترنت اشیا). ضریب تعیین (R^2) برای متغیرهای داده‌های کلان، هوش تجاری و اثر شلاقی به‌ترتیب ۰.۹۹۲، ۰.۹۹۴ و ۰.۸۵۵ بود که نشان‌دهنده توان بسیار بالای مدل در تبیین واریانس متغیرهای وابسته است.

نتیجه‌گیری : مطالعه حاضر اثبات می‌کند که فناوری‌های داده‌های کلان و هوش تجاری راهکارهای عملی برای کاهش اثر شلاقی در زنجیره تأمین صنعت پتروشیمی هستند. سرمایه‌گذاری در این فناوری‌ها، حتی با راه‌حل‌های بومی، یک ضرورت راهبردی برای کاهش هزینه‌ها و افزایش رقابت‌پذیری است. اجرای موفق آن‌ها مستلزم تعهد مدیریتی، سرمایه‌گذاری و آموزش است. یک چارچوب اجرای دو مرحله‌ای پیشنهاد می‌شود: نخست، ایجاد زیرساخت داده و شفافیت، و سپس توسعه تحلیل‌ها و هوشمندی. این مطالعه مسیر را برای پژوهش‌های آینده در سایر صنایع و کشورها، و همچنین استفاده از روش‌های مدل‌سازی پیشرفته‌تر هموار می‌کند.

کلید واژه‌ها: اثر شلاقی؛ زنجیره تامین؛ فناوری های نوین؛ کلان داده؛ هوش تجاری.

استناددهی: داننده، صادق؛ طالبی، داود؛ موحدی، محمد مهدی (۱۴۰۴). تاثیر بالقوه فناوری های نوین داده های کلان و هوش تجاری در کاهش اثر شلاقی زنجیره تامین. چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۵(۴)، ۱۴۳-۱۷۲.

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

۱. مقدمه

در عصر حاضر، به موازات فرآیند فزاینده جهانی‌شدن بازارها، مدیریت زنجیره تأمین به عاملی حیاتی برای کسب مزیت رقابتی پایدار برای شرکت‌ها تبدیل شده است [۷۴]. در این محیط پویا و پیچیده، سازمان‌ها برای اتخاذ تصمیمات اثربخش، به طور فزاینده‌ای به روش‌های نوین استخراج بینش‌های ارزشمند از داده‌ها، به‌ویژه از طریق داده‌های کلان و هوش تجاری، متکی شده‌اند. کلان داده، بخشی از زنجیره تامین، برای تجزیه و تحلیل و ذخیره داده‌های مرتبط استفاده می‌شود [۲۲].

اگرچه تعاریف متعددی برای داده‌های کلان و هوش تجاری وجود دارد، حضور پررنگ آن‌ها در عرصه‌های شخصی و کسب‌وکار، زندگی روزمره و مدل‌های عملیاتی را دگرگون ساخته است. پیش‌بینی می‌شود حجم کل داده‌های تولیدشده در جهان تا سال ۲۰۲۶ به ۱۸۰ زتابایت برسد که نشان‌دهنده رشدی سه‌برابری نسبت به سال ۲۰۲۰ است. هم‌زمان، ارزش بازار جهانی هوش تجاری و تحلیل‌های کسب‌وکار تا سال ۲۰۲۶ به ۴۳.۰۳ میلیارد دلار آمریکا خواهد رسید [۳۴]. از طرفی اثر شلاقی اشاره به نوعی تحریف رخ داده شده در جریان انتقال اطلاعات سفارش بالادست اشاره دارد که نوسان بزرگ تری از نظر کمیت سفارش بالادست ایجاد شده توسط نوسان تقاضاهای پایین دست است، که پدیده رایجی در زنجیره تأمین است. در صنایع پتروشیمی، این مسئله بسیار حاد و پرهزینه است. محصولات پتروشیمی معمولاً با حجم بالا، ارزش نسبتاً پایین و هزینه‌های نگهداری و حمل‌ونقل بسیار زیاد تولید می‌شوند. همچنین، بسیاری از فرآیندهای تولید، پیوسته و دارای زمان راه‌اندازی طولانی هستند. زنجیره تأمین از نفت خام گرفته تا محصولات نهایی پتروشیمی و سپس صنایع پایین‌دستی (مانند بسته‌بندی، خودروسازی، نساجی) بسیار طولانی است. این طولانی بودن، اثر شلاقی را تشدید می‌کند [۵]. وجود اثر شلاقی، دسترسی شرکت ها به تقاضاهای بازار را مشکل می کند که موجب ذخیره بیش از نیاز و کاهش کارآمدی عملی کل زنجیره تأمین می شود. راه‌حل کلیدی برای کاهش اثر شلاقی، افزایش شفافیت اطلاعات و یکپارچه‌سازی زنجیره تأمین است. با این حال، انبوهی از داده‌های پراکنده و عدم توانایی در پردازش به‌موقع و دقیق آن‌ها، تحقق این هدف را با مشکل مواجه ساخته است. در اینجا، فناوری‌های داده‌های کلان و هوش تجاری به عنوان یک راه‌حل راهبردی ظاهر می‌شوند. این فناوری‌ها توانایی مدیریت حجم عظیم داده‌ها، تحلیل آن‌ها و ارائه بینش‌های عملی و بلادرنگ را دارند که می‌تواند به کاهش اثر شلاقی و در نهایت کاهش هزینه‌های عملیاتی بینجامد.

با وجود پتانسیل آشکار این فناوری‌ها، همان‌گونه تانگ[1] و همکاران(۲۰۲۰)، خاطرنشان کرده‌اند، تاثیر همزمان داده هاي کلان و هوش تجاري هنوز در کاهش اثر شلاقي به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه، به اندازه کافی مورد تحلیل قرار نگرفته است [۶۹]. کشورهای در حال توسعه از کلان داده سود بیشتری می‌برند [۴۱]. این شکاف تحقیقاتی در مورد صنعت استراتژیک پتروشیمی ایران، که نقش کلیدی در ارزآوری، اشتغال‌زایی و تولید تحت شرایط تحریمی ایفا می‌کند، مشهودتر است. اگرچه مطالعات پراکنده‌ای به بررسی نقش فناوری‌های جدید پرداخته‌اند، تمرکز جامع بر قابلیت‌های یکپارچه داده‌های کلان (حجم، سرعت، تنوع) و هوش تجاری (پیش‌بینی، بصری‌سازی) در یک چارچوب واحد، مغفول مانده است [۷۷].

این پژوهش با هدف پر کردن این شکاف نظری و ارائه شواهد تجاری از صنعت پتروشیمی انجام می‌شود. مقاله حاضر در پی پاسخ به این پرسش اصلی است: «تأثیر بالقوه داده‌های کلان و هوش تجاری در کاهش اثر شلاقی در زنجیره تأمین چیست؟» اهداف این تحقیق به ترتیب عبارت‌اند از: ۱) تبیین مفهوم اثر شلاقی، علل و راهکارهای مقابله با آن؛ ۲) بررسی چیستی و چگونگی به‌کارگیری داده‌های کلان و هوش تجاری؛ و ۳) سنجش میزان تأثیر این فناوری‌ها بر کاهش اثر شلاقی. برای دستیابی به این اهداف، از طریق بررسی ادبیات، عوامل کلانی مؤثر بر پذیرش این فناوری‌ها در بافت یک کشور در حال توسعه شناسایی و توسط متخصصان اعتبارسنجی شد. سپس با استفاده از روش مدل سازی معادلات ساختاری[2] و تحلیل رگرسیون، وزن و اهمیت این عوامل سنجیده می‌شود تا در نهایت، تحلیل تجربی مشخص نماید که داده‌های کلان و هوش تجاری تا چه میزان می‌توانند اثر شلاقی در زنجیره تأمین را کاهش دهند.

1. Tang
2. Structural Equation Modeling

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

اثر شلاقی. پدیده اثر شلاقی به عنوان یکی از چالش‌های بنیادین در مدیریت زنجیره تأمین شناخته می‌شود که منجر به ناکارآمدی‌های عمده در عملیات و برنامه‌ریزی می‌گردد .این مقاله با هدف تبیین نقش فناوری‌های نوین در کاهش این پدیده، ابتدا به تشریح مفاهیم پایه شامل اثر شلاقی، داده‌های کلان و هوش تجاری می‌پردازد و سپس پیشینه تحقیق مرتبط را مورد بررسی قرار می‌دهد.

از جمله نخستین پژوهش‌های اولیه در این حوزه، کار لی[1] و همکاران (۱۹۹۷) است. به اعتقاد ایشان، اثر شلاقی به «پدیده‌ای اشاره دارد که در آن سفارشات ارسالی به تأمین‌کننده، واریانس بسیار بالاتری نسبت به فروش واقعی به خریدار نهایی دارند و این اعوجاج به شکل تقویت‌شده به بالادست زنجیره انتشار می‌یابد» [۴۲] [۴۳]. این تحریف اطلاعاتی می‌تواند به «ناکارآمدی‌های عظیم» از قبیل برنامه‌ریزی‌های تولید نادرست و از دست رفتن فرصت‌های درآمدی منجر شود [۴۲]. وانگ و دیزنی[2] (۲۰۱۶)، نیز این پدیده را به عنوان «افزایش تنوع در سفارشات در حین حرکت به سمت بالادست زنجیره تأمین» تعریف می‌کنند [۷۲]. در تبیین ریشه‌های این پدیده، پونه[3] و همکاران(۲۰۲۰)، استدلال می‌کنند که اگرچه اثر شلاقی غالباً ناشی از ارتباطات غیراثربخش بین اجزای زنجیره تلقی می‌شود، اما در نهایت منشأ اصلی آن به «تقاضا» بازمی‌گردد [۵۶].

شکل ۱. جریان اطلاعات و مواد در زنجیره تامین[۸۵].

برای درک این مفهوم، به شکل ۱ توجه کنید. همان‌طور که مشهود است، با انتقال اطلاعات تقاضا از مشتری نهایی به سمت تأمین‌کننده، درجه تغییرپذیری و نوسان به طور تصاعدی افزایش می‌یابد که نمایشی گرافیکی از اثر شلاقی است.

داده های کلان. داده های کلان یک فناوری به سرعت در حال رشد است و به طور گسترده ای در بسیاری از صنایع مورد استفاده قرار می گیرد. به گفته کوکر و مایر[4] (۲۰۱۳)، داده های کلان را می توان به عنوان "توانایی جامعه برای استفاده از اطلاعات به روش های جدید برای تولید بینش مفید یا کالاها و خدمات با ارزش قابل توجه" تعریف کرد [۱۳].

برینجولفسون و مک‌آفی[5] (۲۰۱۲)، بر این باورند که «تصمیمات مبتنی بر داده، منجر به اتخاذ تصمیمات برتر می‌شوند». بهره‌گیری از داده‌های کلان، مدیران را قادر می‌سازد تا به جای تکیه بر شهود محض، بر مبنای شواهد عینی و داده‌محور تصمیم‌گیری کنند [۴۸]. این نگاه، بر اهمیت گردآوری و تحلیل حجم انبوهی از داده‌ها تأکید دارد. با این حال، ویژگی‌های داده‌های کلان تنها به «حجم[6]» محدود نمی‌شود؛ بلکه «تنوع[7]» و «سرعت[8]» نیز از ویژگی‌های تعیین‌کننده آن به شمار می‌روند [۶۳]. برای پشتیبانی مؤثر از فرآیند تصمیم‌گیری، داده‌ها باید نه تنها در حجم زیاد، بلکه با بیشترین سرعت ممکن و از متنوع‌ترین منابع گردآوری و پردازش شوند [۴۷].

1. Lee
2. Wang & Disney
3. Ponte
4. Cukier & Mayer
5. Brynjolfsson & McAfee
6. Volume
7. Variety
8. Velocity

با الهام از چن[1] و همکاران (۲۰۱۲)، تعریف عملی زیر از داده های کلان بدست می آید: رویکرد داده های کلان، به طور کلی، مخفف جمع آوری و تجزیه و تحلیل سریع مقدار زیادی از داده ها از منابع مختلف به منظور بهبود تصمیم گیری در تجارت و عملکرد کلی و کاهش اثر شلاقی است [۱۰]. این تعریف به‌طور خاص با هدف این مقاله که نشان دادن نقش داده‌های کلان در کاهش ناکارآمدی‌های زنجیره تأمین و اثر شلاقی است، همخوانی کامل دارد.

هوش تجاری. هوش تجاري به «مجموعه‌ای از فرآیندها، معماری‌ها، فناوری‌ها و ابزارها اطلاق می‌شود که داده‌های خام را به اطلاعات معنادار و قابل درک برای تصمیم‌گیری‌های تجاری تبدیل می‌کنند» [۴۹]. هدف نهایی این فرآیند، توانمندسازی سازمان‌ها برای بهره‌مندی از بینش‌های راهبردی و عملیاتی و در نتیجه اتخاذ تصمیمات مؤثرتر است.

سیستم‌های هوش تجاری با یکپارچه‌سازی داده‌های پراکنده از سیستم‌های داخلی و منابع خارجی، «نسخه واحدی از حقیقت» ایجاد می‌کنند. این امر پایه‌ای مستحکم برای پاسخگویی به پرسش‌های راهبردی در اختیار تصمیم‌گیرندگان قرار می‌دهد. از آنجایی که داده‌های خام به‌خودی‌خود کاربرد محدودی دارند، سازمان‌ها به‌طور فزاینده‌ای به سوی پیاده‌سازی نرم‌افزارهای هوش تجاری حرکت می‌کنند تا بتوانند از حداکثر پتانسیل داده‌های خود بهره ببرند [۶۱]. هوش تجاری با ارائه بینش‌های عمیق در مورد اطلاعات حیاتی، به شرکت‌ها امکان می‌دهد تا شیوه‌های تجاری خود را اصلاح کرده و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری در زنجیره تأمین خود انجام دهند. این قابلیت‌ها سازمان را قادر می‌سازند تا با کمترین هزینه و بالاترین سطح کارایی، محصولات و خدمات خود را ارائه دهد، که به تبع آن از میزان اثرات شلاقی کاسته شده و در عین حال به حداکثرسازی درآمد و سود دست می‌یابد. با گسترش قابلیت‌های هوش تجاری به تمامی بخش‌های سازمان و در دسترس قرار دادن داده‌های حیاتی برای کاربران تجاری، این فناوری پتانسیل بالایی برای حل چالش‌های زنجیره تأمین، از جمله اثر شلاقی، دارا می‌باشد.

پیشینه تحقیق. پدیده اثر شلاقی به عنوان یکی از چالش‌های بنیادین در مدیریت زنجیره تأمین، از دیرباز مورد توجه پژوهشگران بوده است. اگرچه در ماهیت این پدیده و پیامدهای آن اجماع نسبی وجود دارد، اما در مورد علل شکل‌گیری و مکانیزم‌های تشدید آن دیدگاه‌های متنوعی مطرح شده است. این بخش به بررسی سیر تکاملی ادبیات موضوع و تحلیل تحقیقات پیشین در این حوزه می‌پردازد.

از جمله نخستین و تاثیرگذارترین چارچوب‌ها در تبیین علل اثر شلاقی، کار لی و همکاران (۱۹۹۷) است. آنان چهار عامل کلیدی را معرفی کردند که در تعامل با زیرساخت‌های زنجیره تأمین و تصمیم‌گیری‌های منطقی مدیران، منجر به تشدید نوسانات تقاضا در بالادست می‌شوند. این عوامل عبارت‌اند از: ۱) به‌روزرسانی پیش‌بینی تقاضا، ۲) سفارش دسته‌ای، ۳) نوسانات قیمت، و ۴) سهمیه‌بندی و بازی کمبود [۴۲] [۴۳].

به‌روزرسانی پیش‌بینی تقاضا به شرایطی اشاره دارد که در آن، یک شرکت با مشاهده افزایش سفارشات از سوی مشتریان خود پایین‌دست، این رویداد را نشانه‌ای از روند افزایشی تقاضا تفسیر کرده و پیش‌بینی‌های خود را برای دوره‌های آتی تعدیل می‌کند. در نتیجه، حجم سفارشی که برای تأمین‌کننده بالادست ارسال می‌کند، بسیار بیشتر از تقاضای واقعی خواهد بود [۵۷]. به بیان چوپرا و میندل[2] (۲۰۰۷) ، اثر شلاقی عمدتاً زمانی رخ می‌دهد که سفارشات بر مبنای پیش‌بینی تقاضا و نه تقاضای واقعی مشتری نهایی صورت می‌گیرد [۱۱].

عامل دوم، سفارش دسته‌ای است. شرکت‌ها به دلایلی همچون صرفه‌جویی در هزینه‌های حمل‌ونقل و خرید، ترجیح می‌دهند محصولات را در مقادیر زیاد و در بازه‌های زمانی مشخص سفارش دهند. این رفتار باعث می‌شود یک الگوی تقاضای نسبتاً پایدار در سطح خرده‌فروشی، به الگویی نامنظم و ضربه‌ای برای تأمین‌کننده تبدیل شده و به اثر شلاقی دامن بزند [۵۶].

سومین عامل، نوسانات قیمت است. کاهش‌ها یا پیش‌بینی افزایش قیمت‌ها می‌تواند محرک قوی برای سفارش‌های بیش‌ازحد نیاز باشد. شرکت‌ها برای سود بردن از قیمت‌های پایین‌تر، حجم سفارش خود را به صورت جهشی افزایش می‌دهند که این امر تصویری مخدوش و اغراق‌شده از تقاضای واقعی را به طرف بالادست زنجیره ارسال می‌کند [۵۶].

1. Chen
2. Chopra & Meindl

آخرین عامل از دیدگاه لی و همکاران، سهمیه‌بندی و بازی کمبود است. در شرایطی که کمبود یک کالا محتمل به نظر برسد، خریداران انگیزه پیدا می‌کنند برای اطمینان از سهم خود، بیش از نیاز واقعی سفارش دهند. این رفتار سودجویانه که «بازی منافع شخصی» نیز نامیده می‌شود، منجر به تحریف تقاضا می‌شود [۵۷]. بری[1] و همکاران (۲۰۱۹)، با مطالعه یک ابرمارکت زنجیره‌ای در چین، شواهد تجربی محکمی برای این عامل فراهم کردند. یافته‌های آنان نشان داد که کمبود در بالادست، موجب انباشت موجودی در پایین‌دست شده و اثر شلاقی را بین ۶ تا ۱۹ درصد تشدید می‌کند [۶].

با گذشت زمان، دامنه پژوهش‌ها از صنایع سنتی مانند خرده‌فروشی و تولید فراتر رفته و به صنایع جدیدی کشیده شده است [۳۰]. برای نمونه، بالاکریشنان[2] و همکاران (۲۰۲۰)، خاطرنشان کردند که اثر شلاقی در صنایع استخراجی و پتروشیمی کمتر مورد مطالعه قرار گرفته است. آنان با بررسی شش شرکت آمریکای شمالی دریافتند که نظریه‌های موجود در تبیین کامل این پدیده در صنعت پتروشیمی دارای محدودیت هستند و پیشنهادهایی برای مدیریت آن ارائه دادند [۷۷]. هم‌زمان، برخی محققان به بررسی ابعاد انسانی اثر شلاقی پرداخته‌اند. خان[3] و همکاران (۲۰۱۹)، با مطالعه این پدیده از منظر رفتاری دریافتند که ویژگی‌های شخصیتی افراد می‌تواند در تشدید یا تضعیف آن نقش داشته باشد [۳۹]. همانطور که از این نمونه ها دیده می شود، اثر شلاقی هنوز در حال بررسی است، تنها تفاوت این است که در صنایع مختلف متفاوت از گذشته (مانند صنعت نفت، گاز و پتروشیمی) در حال بررسی است. در مجموع، به رغم کاوش در صنایع جدید و افزوده شدن متغیرهای رفتاری، هسته مرکزی نظریه‌پردازی در مورد علل اثر شلاقی همچنان بر پایه کار بنیادین لی و همکاران استوار است. با این حال، ظهور فناوری‌های نوین، راهکارهای جدیدی برای کاهش این پدیده ارائه کرده است. به طور خاص، داده‌های کلان و هوش تجاری با ارائه بینش‌های تجاری مبتنی بر داده و واقعی، می‌توانند به بهبود کارایی زنجیره تأمین، برنامه‌ریزی دقیق‌تر، کنترل موجودی بهینه، مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری‌های استراتژیک در حوزه قیمت‌گذاری کمک شایانی کنند [۱۹] [۲۵] [۳۸]. این فناوری‌ها با کاهش عدم قطعیت و افزایش شفافیت در سرتاسر زنجیره تأمین، پادزهر قدرتمندی در برابر اثر شلاقی محسوب می‌شوند.

محقق و همکاران (۲۰۱۷) به بررسی تاثیر عدم قطعیت تقاضا و اهمیت پیش‌بینی دقیق آن در یک زنجیره تأمین دو سطحی پرداختند. نتایج نشان می‌دهد که عوامل مختلفی از قبیل تغییرات فصلی، روندهای بازار، فعالیت رقبا و رویدادهای غیرمنتظره، منشأ این عدم قطعیت هستند. این پدیده تأثیرات قابل‌توجهی بر عملکرد زنجیره تأمین دارد که از جمله می‌توان به افزایش هزینه‌ها، کاهش سطح خدمات به مشتریان، افزایش ریسک انبارداری و تشدید اثر شلاقی اشاره کرد [۴۹]. یوسفی زنوز و منهاج (۲۰۱۱)، با مقایسه روش‌های سنتی و هوشمند پیش‌بینی تقاضا، به برتری روش‌هایی مانند شبکه‌های عصبی در بهبود دقت پیش‌بینی و کاهش اثر شلاقی اشاره کردند [۷۵]. این روش‌ها با تحلیل حجم انبوهی از داده‌ها، الگوهای پیچیده تقاضا را شناسایی کرده و به بهینه‌سازی سطح موجودی و هماهنگی بین شرکای زنجیره کمک می‌کنند.

نارایانان[4] و همکاران (۲۰۲۲)، با استفاده از کلان‌داده، رابطه مثبت بین انعطاف‌پذیری زنجیره تأمین و کاهش اثر شلاقی را نشان دادند. نتایج پژوهش آن‌ها حاکی از آن بود که انعطاف‌پذیری در بخش بالادست زنجیره، بدون کاهش محسوس در سطح خدمت، منجر به کاهش واریانس سفارشات می‌شود [۵۱]. همچنین، کانکام[5] و همکاران (۲۰۲۳)، بر اهمیت کیفیت اطلاعات و تعامل بین اعضای زنجیره تأمین تأکید کردند و نشان دادند که کلان‌داده می‌تواند کیفیت اطلاعات و قابلیت اطمینان آن را افزایش دهد [۳۸].

هسو[6] و همکاران (۲۰۲۱) و نیاموکوروسو[7] (۲۰۲۲)، با ارائه چارچوب‌های یکپارچه تصمیم‌گیری چندمعیاره، نشان دادند که استفاده از کلان‌داده و افزایش چابکی زنجیره تأمین می‌تواند به کاهش اثر شلاقی منجر شود [۳۱] [۵۴]. ژنگ[8] و همکاران (۲۰۲۲)، نیز با استفاده از روش

1. Bray
2. Balakrishnan
3. Khan
4. Narayanan
5. Kankam
6. Hsu
7. Nyamukoroso
8. Zeng

دلفی فازی و مدلسازی ساختاری تفسیری، تأثیر عوامل کلیدی چابکی را بر کاهش اثر شلاقی و بهبود پایداری زنجیره تأمین مورد تأیید قرار دادند [۷۶].

جعفري[1] و همکاران (۲۰۲۳)، تأثیر هوش تجاری بر یکپارچگی و چابکی زنجیره تأمین را مورد بررسی قرار دادند و نشان دادند که هوش تجاری می‌تواند به بهبود عملکرد زنجیره تأمین و کاهش اثر شلاقی کمک کند [۳۵]. للهه[2] و همکاران (۲۰۲۳)، نیز به نقش کلان‌داده در مدیریت زنجیره تأمین برای بهبود پاسخگویی، کاهش هزینه‌ها و افزایش بهره‌وری در محیط‌های پرسرعت اشاره کردند [۴۴].

موهارانا[3] و همکاران (۲۰۱۲) و پرادهان و روتروي[4] (۲۰۱۸)، بر اهمیت شفافیت و یکپارچگی اطلاعات بین تأمین‌کنندگان برای کاهش اثر شلاقی تأکید کردند [۵۰] [۵۹]. جان اولهاگر[5] و همکاران(۲۰۲۲)، نیز با ارائه چارچوبی برای قابلیت دید زنجیره تأمین، نشان دادند که افزایش شفافیت می‌تواند به کاهش نوسانات سفارش و بهبود عملکرد کلی زنجیره تأمین منجر شود [۳۷].

هوفمن[6] (۲۰۱۷) و رن[7] و همکاران (۲۰۲۰)، به قابلیت‌های کلان‌داده و هوش تجاری در بهبود فرآیندهای زنجیره تأمین و کاهش اثر شلاقی اشاره کردند [۲۹] [۶۲]. همچنین، ناروان[8] و همکاران (۲۰۲۰) و تان[9] و همکاران (۲۰۱۵)، بر تأثیر مثبت رایانش ابری و اینترنت اشیا بر عملکرد زنجیره تأمین تأکید کردند [۳۳] [۶۸].

در طی چند سال گذشته، کلان داده به یکی از عناصر کلیدی هوش تجاری تبدیل شده است. اکنون بسیاری از شرکت ها از کلان داده برای بهبود تصمیم گیری و بهینه سازی استفاده می کنند. فرآیند کلان داده و تجزیه و تحلیل هوش تجاری منابع قدرتمندی برای پشتیبانی از تصمیماتی هستند که بر اساس کلان داده، به عنوان بخش کلیدی هوش تجاری اتخاذ می شوند [۴۵]. کلان داده نقش مهمی در افزایش ارزش تجاری و کسب سود توسط هوش تجاری و تجزیه و تحلیل داده ایفا می کند [۴۵]. بنابراین می توان استنباط کرد که هوش تجاری نیز بر زنجیره تامین تأثیر دارد و عامل مفیدی است که به کاهش اثر شلاقی کمک می کند.

با وجود شواهد فزاینده درباره پتانسیل کلان‌داده و هوش تجاری در کاهش اثر شلاقی، شکاف‌های پژوهشی قابل توجهی در درک میزان و چگونگی تأثیر این فناوری‌ها در زمینه‌های زیر وجود دارد:

- صنایع خاص: صنایع پیچیده‌ای مانند پتروشیمی که با چالش‌های خاصی مواجه هستند، کمتر مورد مطالعه قرار گرفته‌اند [۷۷].
- بافت کشورهای در حال توسعه: اگرچه استقرار این فناوری‌ها در کشورهای پیشرفته مورد مطالعه قرار گرفته [۶۸]، اما موانع و فرصت‌های پیاده‌سازی آن در کشورهای در حال توسعه با سطح فناوری متفاوت، به اندازه کافی بررسی نشده است.

در نتیجه، می‌توان ادعا کرد که بین قابلیت‌های داده‌های کلان و هوش تجاری و کاهش اثر شلاقی رابطه‌ای مستقیم و قدرتمند وجود دارد. این فناوری‌ها با از بین بردن عدم تقارن اطلاعاتی که هسته اصلی پدیده اثر شلاقی است، به زنجیره‌های تأمین کمک می‌کنند تا هوشمندتر، چابک‌تر و مقاوم‌تر عمل کنند. بنابراین، انجام تحقیقات تجربی بیشتر برای سنجش کمی این تاثیر و ارائه راهکارهای عملیاتی، به ویژه در صنایع حساس و در بافت اقتصادی کشورهای در حال توسعه، ضروری به نظر می‌رسد. این مطالعه زمینه را برای پژوهش‌های آتی در این حوزه مهم فراهم می‌کند. جدول ۱ خلاصه عناصر فناوری‌های نوین داده‌های کلان و هوش تجاری در کاهش اثر شلاقی زنجیره تامین را نمایش می‌دهد.

1. Jafari
2. Lele
3. Moharana
4. Pradhan & Routroy
5. Olhager
6. Hofmann
7. Ran
8. Narwane
9. Tan

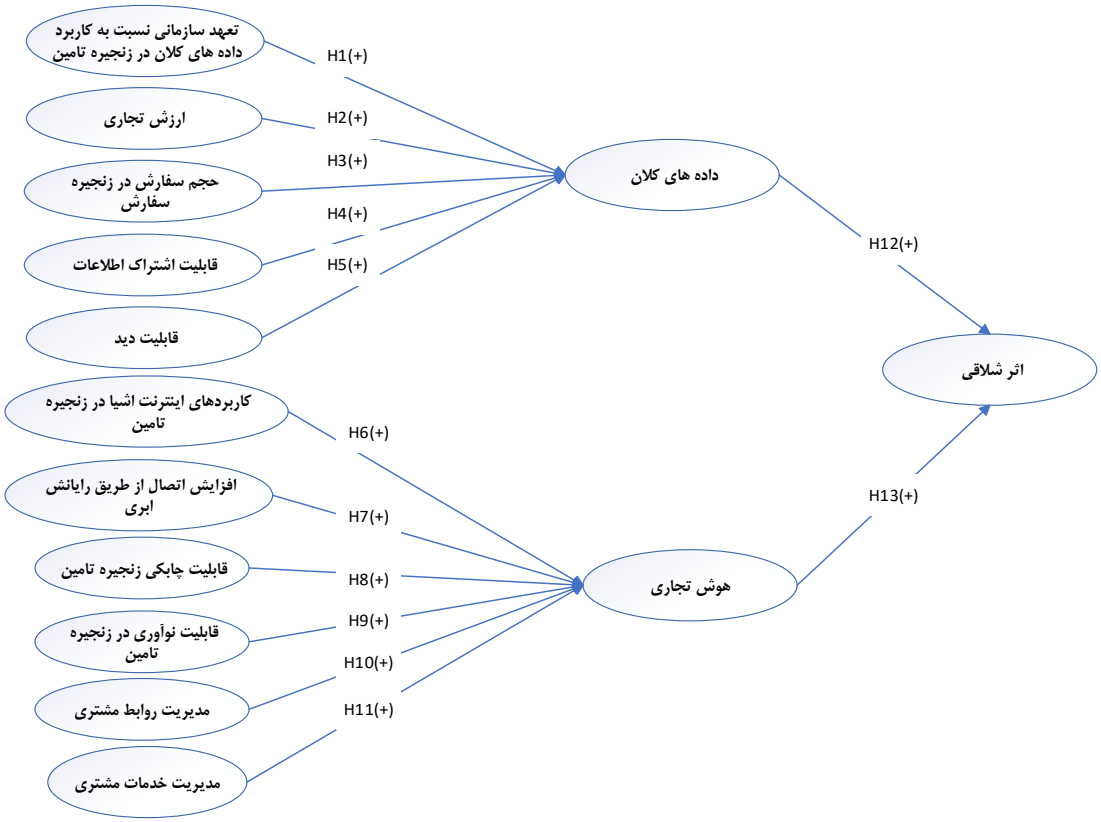
جدول ۱. خلاصه عناصر فناوری‌های نوین داده‌های کلان و هوش تجاری در کاهش اثر شلاقی زنجیره تامین

ردیف	عوامل	پژوهشگر	منابع
۱	H1 تعهد سازمانی نسبت به کاربردهای داده های کلان در زنجیره تامین[1] (OCSC)+	دوبی و همکاران(۲۰۱۸)، گوناسکاران و همکاران (۲۰۱۷)	[۱۸] [۲۳]
۲	H2 ارزش تجاری[2] (CV)+	لیانگ و لیو (۲۰۱۸)	[۴۵]
۳	H3 حجم سفارش در زنجیره تامین[3] (OVSC) +	کورسیو و لونگو (۲۰۰۹)، هوفمن (۲۰۱۷)، شکاریان(۲۰۱۹)	[۶۵] [۲۹] [۱۴]
٤	H4قابلیت اشتراک گذاری اطلاعات[4] (ISC) +	راویوان و فرل (۲۰۱۸)،کولیچیا و همکاران (۲۰۱۸)، اوجا و همکاران (۲۰۱۹)، تانگ و همکاران (۲۰۲۰)، سرکار و همکاران (۲۰۲۳)	[۵۵] [۱۲] [۶۳] [۶۹] [۶۴]
۵	H5قابلیت دید[5] (CV)+	فرانسیس (۲۰۰۸)، وی و وانگ (۲۰۱۰)، سوماپا و همکاران(۲۰۱۸)، پرادان و روتروی (۲۰۱۸)، اولهاگر و همکاران (۲۰۲۲).	[۶۶] [۷۳] [۲۰] [۵۹] [۳۷]
٦	H6کاربردهای اینترنت اشیا در زنجیره تامین[6] (IOTSC)+	بن دایا و همکاران (۲۰۱۷)، دی واس و همکاران (۲۰۱۸)، ناروان و همکاران (۲۰۲۰)، بیرکل و هارتمن (۲۰۲۰)، کوت و همکاران، (۲۰۲۱)	[۴] [۳۳] [۱۷] [۳] [۴۰]
۷	H7افزایش اتصال از طریق رایانش ابری[7] (ICCC)+	کائو (۲۰۱۷)، نوایس (۲۰۱۹)، جیاناکیس و همکاران (۲۰۱۹)	[۲۱] [۵۳] [۸]
۸	H8قابلیت چابکی زنجیره تامین[8] (ACSC) +	دوبی و همکاران (۲۰۱۸)، آل همدان و همکاران (۲۰۲۰)، هسو و همکاران (۲۰۲۱)، نیاموکروسو (۲۰۲۲)، جعفری و همکاران (۲۰۲۳)	[۵۴] [۳۱] [۲] [۱۸] [۳۵]
۹	H9قابلیت نو آوری در زنجیره تامین[9] (ICSC) +	وانگ و هو(۲۰۱۷)، آدبانجو و همکاران (۲۰۱۷)، لیائو و لی (۲۰۱۸)، آل همدان و همکاران (۲۰۲۰)، هسو و همکاران (۲۰۲۱)، نیاموکروسو (۲۰۲۲)، جعفری و همکاران (۲۰۲۳)	[۲] [۴۶] [۱] [۷۱] [۳۵] [۵۴] [۳۱]
۱۰	H10مدیریت روابط مشتری[10] (CRM) +	وادووا و همکاران (۲۰۱۰)، موهارانا و همکاران (۲۰۱۲)	[۵۰] [۷۰]
۱۱	H11مدیریت خدمات مشتری[11] (CSM) +	ناوی (۲۰۱٤)، پونته و همکاران (۲۰۲۲)، اولهاگر و همکاران (۲۰۲۲)	[۳۷] [۵۸] [۵۲]
۱۲	H12هوش تجاری (BI) +	بالاکریشنان و همکاران (۲۰۲۰)	[۷۷]
۱۳	H13داده کلان(BD) +	لی و همکاران (a۱۹۹۷، b۱۹۹۷) ، بری و همکاران (۲۰۱۹)	[۶] [۴۳] [۴۲]
۱٤	H14اثر شلاقی(BE) +	لی و همکاران (a۱۹۹۷، b۱۹۹۷) ، بری و همکاران (۲۰۱۹)، بالاکریشنان و همکاران (۲۰۲۰)	[۷۷] [۶] [۴۳] [۴۲]

چارچوب مفهومی و فرضیه پیشنهادی. هدف این بخش، تبیین نقش و تأثیر بالقوه فناوری‌های نوین، به‌ویژه داده‌های کلان و هوش تجاری، در کاهش پدیده اثر شلاقی در زنجیره تأمین است. بر پایه سنتز ادبیات موضوعی (جدول ۱)، چارچوب مفهومی پیشنهادی این پژوهش در شکل ۲ ترسیم شده است. این چارچوب متشکل از ۱۴ متغیر کلیدی به شرح ذیل می‌باشد: تعهد سازمانی نسبت به کاربرد داده های کلان در زنجیره تامین، ارزش تجاری، حجم سفارش در زنجیره سفارش، قابلیت اشتراک اطلاعات، قابلیت دید، کاربردهای اینترنت اشیا در زنجیره تامین،

1. Organizational commitment towards the application of BD in SC(OCSC)
2. Commercial value (CV)
3. Order volumes in SC(OVSC)
4. Information sharing capability (ISC)
5. visibility capability (VC)
6. Application of Internet of Things in SC(IOTSC)
7. Increase connectivity through cloud computing (ICCC)
8. Agility capability in SC (ACSC)
9. Innovation capability in SC(ICSC)
10. Customer Relationship Management (CRM)
11. Customer service management (CSM)

افزایش اتصال از طریق رایانش ابری، قابلیت چابکی زنجیره تامین، قابلیت نوآوری در زنجیره تامین، مدیریت روابط مشتری، مدیریت خدمات مشتری، داده های کلان، هوش تجاری و اثر شلاقی. در این مدل، داده‌های کلان و هوش تجاری در نقش متغیرهای میانجی بین یازده عامل اولیه و متغیر وابسته نهایی (کاهش اثر شلاقی) عمل می‌کنند. با وجود گسترش چشمگیر فناوری‌های نوین در مدیریت زنجیره تأمین، شکاف قابل توجهی در درک سازوکارهای مجزای داده‌های کلان و هوش تجاری در کاهش اثر شلاقی وجود دارد. تحقیقات اخیر بطور نمونه گوپال[1] و همکاران (۲۰۲۴)، بر قابلیت‌های تحلیلی کلان‌داده‌ها برای پیش‌بینی تقاضا تأکید دارند [۲۲]، در حالی که مطالعاتی مانند چن و همکاران (۲۰۱۲)، بر نقش هوش تجاری در شفافیت داده‌ها و گزارش‌گیری عملیاتی متمرکز شده‌اند. با این حال، ادبیات موجود عمدتاً این دو فناوری را به صورت یکپارچه و مکمل در نظر می‌گیرد و بررسی سیستماتیک تأثیر مستقل و سازوکارهای خاص هر یک در مهار عدم قطعیت‌های زنجیره تأمین مغفول مانده است. این پژوهش با تبیین یک مدل مفهومی مجزا، استدلال می‌کند که کلان‌داده‌ها به عنوان زیرساخت خام و پیش‌بینی کننده عمل می‌کنند، در حالی که هوش تجاری با تبدیل این داده‌ها به بینش‌های عملی و قابل اجرا، مکانیسم متفاوتی را برای کاهش اثر شلاقی ارائه می‌دهد. چارچوب نظری این مطالعه بر اساس تئوری مبتنی بر منابع[2] و تئوری اطلاعات[3] بنا شده تا نحوه ایجاد قابلیت‌های متمایز و مزیت رقابتی پایدار از طریق هر یک از این فناوری‌ها را توضیح دهد.



شکل ۲. مدل مفهومی (علائم '+' فرضیه های مثبت را نشان می دهند).

1. Gopal
2. Resource-Based View
3. Information Processing Theory

۳. روش‌شناسي پژوهش

این پژوهش با هدف بررسی تاثیر عوامل بالقوه فناوری های نوین داده های کلان و هوش تجاری در کاهش اثر شلاقی زنجیره تأمین، از یک طرح تحقیق ترکیبی بهره برده است. رویکرد انتخابی، تلفیقی از روش‌های کیفی و کمی برای دستیابی به عمق و دقت تحلیلی لازم بود. پروسه تحقیق به طور کلی در دو فاز اصلی طراحی و اجرا شد: ۱) شناسایی و غربالگری عوامل از طریق روش دلفی فازی و ۲) آزمون و سنجش مدل نهایی با استفاده از تحلیل عاملی اکتشافی، تأییدی و مدل‌سازی معادلات ساختاری.

فاز اول: شناسایی و غربالگری عوامل با روش دلفی فازی. در گام نخست و به منظور تدوین چارچوب اولیه عوامل، یک بررسی ادبیات سیستماتیک در حوزه‌های کلان داده، هوش تجاری و اثر شلاقی در زنجیره تأمین انجام پذیرفت. بر مبنای یافته‌های مطالعه کتابخانه‌ای و همچنین ورودی‌های کارشناسان در یک مطالعه مقدماتی، تعداد ۱۱ متغیر اصلی مشتمل بر ۸۴ گویه اولیه استخراج و تدوین شدند. برای دستیابی به اجماع نظر میان خبرگان و غربالگری نهایی این عوامل، از روش دلفی فازی بهره گرفته شد [۶۶]. جامعه آماری در این فاز، متشکل از ۱۹ نفر از خبرگان بودند که با استفاده از روش نمونه‌گیری غیراحتمالی قضاوتی و بر اساس معیارهای شمول و حذف دقیق (نظیر حداقل سابقه فعالیت در حوزه زنجیره تأمین یا فناوری های جدید) انتخاب شدند. این افراد شامل ۱۵ نفر از مدیران ارشد صنعت پتروشیمی و ۴ نفر از اساتید دانشگاهی و متخصصین صنعتی فعال در حوزه موضوعی پژوهش بودند. به منظور کاهش سوگیری‌های بالقوه و فراهم آوردن نمایندگی مناسب، توزیع نمونه از نظر سوابق کاری (مانند مدیر تأمین) و سطح تحصیلات نیز مورد توجه قرار گرفت.

فرآیند دلفی در سه راند متوالی انجام پذیرفت. در هر دور، پرسشنامه‌ای مبتنی بر طیف فازی مثلثی در اختیار خبرگان قرار گرفت. عدد آستانه ۰.۸ به عنوان معیار توقف فرآیند و دستیابی به اجماع در نظر گرفته شد. نهایتاً، عواملی که میانگین فازی آن‌ها در راند پایانی پایین‌تر از این آستانه مصوب بود، از فهرست نهایی حذف گردیدند. مجموعه عوامل نهایی شده می‌بایست به طور همزمان در نظر گرفته شوند تا درک جامعی از نقش کلان داده و هوش تجاری در کاهش اثر شلاقی در زنجیره تأمین فراهم آید.

فاز دوم: آزمون مدل و تحلیل داده‌ها. داده‌های حاصل از فاز اول، مبنای طراحی پرسشنامه نهایی پژوهش قرار گرفت. این پرسشنامه میان جامعه‌ای گسترده تر متشکل از مدیران و مهندسان شاغل در زنجیره تأمین پنج شرکت بزرگ صنعت پتروشیمی توزیع شد. هدف از این مرحله، بررسی مسائل تولید در این صنعت و اعتبارسنجی یافته‌های مرحله پیشین بود. جمع‌آوری داده‌ها به مدت دو ماه و از دو روش تعامل مستقیم و پرسشنامه آنلاین انجام پذیرفت. به منظور افزایش نرخ پاسخگویی، پیگیری‌های لازم از طریق ارسال یادآوری و تماس‌های تلفنی صورت گرفت. از مجموع ۴۰۲ پاسخ دریافت‌شده، تعداد ۳۸۴ پرسشنامه به عنوان پاسخ‌های معتبر و قابل استفاده شناسایی شد. از جمله چالش‌های عمده در این مرحله، می‌توان به دشواری در دسترسی به شرکت‌های هدف و همچنین ضرورت حفظ محرمانگی داده‌ها اشاره نمود. جزئیات کامل مربوط به مشخصات نمونه‌گیری در جدول ۲ ارائه شده است.

به منظور آزمون فرضیه‌های پژوهش و اعتبارسنجی ساختار عوامل شناسایی‌شده، از یک رویکرد ترکیبی تحلیل عاملی اکتشافی[1] (EFA) و تحلیل عاملی تأییدی[2] (CFA) و در نهایت مدل‌سازی معادلات ساختاری[3] استفاده شد. در گام اول و در مرحله تحلیل عاملی اکتشافی، هنگامی به کار می‌رود که هیچ پیش‌فرض قطعی قبلی در مورد ساختار عامل وجود نداشته باشد، از یک پروتکل پنج‌مرحله‌ای شامل: بررسی مناسب بودن داده‌ها با استفاده از آزمون KMO و بارتلت[4]، انتخاب روش استخراج عامل (در این پژوهش از روش استخراج حداکثر درست‌نمایی استفاده شد)، تعیین معیارهای استخراج عامل (عواملی که مقدار ویژه‌ی آنها بزرگتر از ۱ باشد)، انتخاب روش چرخشی با توجه به همبستگی بین عوامل، از چرخش مایل از نوع ابلیمین[5] استفاده گردید و در نهایت تفسیر عوامل استخراج شده، پیروی گردید [۶۷].

1. Exploratory factor analysis
2. Confirmatory factor analysis
3. Structural equation modeling
4. Bartlett’s test and a Kaiser-Meyer-Olkin
5. Oblimin Rotation

جدول ۲. مشخصات اعضای نمونه آماری

طبقه بندی	وضعیت	تعداد	درصد
جنسیت	مرد	۳۴۵	۸۵.۸۲
	زن	۵۷	۱۴.۱۸
جمع		۴۰۲	۱۰۰.۰۰
صلاحیت تحصیلی	لیسانس	۶۹	۱۷.۱۶
	فوق لیسانس	۲۱۵	۵۳.۴۸
	دکتری	۱۱۸	۲۹.۳۵
جمع		۴۰۲	۱۰۰.۰۰
مجموع سال های تجربه	کمتر از ۵ سال	۲۳	۵.۷۲
	۵ تا ۱۰ سال	۵۰	۱۲.۴۴
	۱۰ تا ۱۵ سال	۸۲	۲۰.۴۰
	۱۵ تا ۲۰ سال	۱۶۹	۴۲.۰۴
	بیش از ۲۰ سال	۷۸	۱۹.۴۰
جمع		۴۰۲	۱۰۰.۰۰
سن پاسخ دهندگان	کمتر از ۳۰ سال	۲۳	۵.۷۲
	۳۰ تا ٤٠ سال	۱۴۸	۳۶.۸۲
	٤٠ تا ۵۰ سال	۱۸۲	۴۵.۲۷
	بیش از ۵۰ سال	۴۹	۱۲.۱۹
جمع		۴۰۲	۱۰۰.۰۰

سپس، برای تأیید ساختار شناسایی‌شده، از تحلیل عاملی تأییدی استفاده شد. در این مرحله، یک مدل فرضی برای تخمین ماتریس کوواریانس جامعه به کار رفت تا برازش زیرعامل‌های مرتبط با پذیرش کلان داده و هوش تجاری سنجیده شود. در ادامه، برای تجزیه و تحلیل روابط بین سازه‌های پذیرفته شده و آزمون فرضیه‌های پژوهش، از مدل‌سازی معادلات ساختاری بهره گرفته شد. این تکنیک آماری پیشرفته که شامل متغیرهای مشاهده‌شده (گویه‌ها) و سازه‌های نهفته است، به دلیل توانایی در تحلیل داده‌های چندمتغیره و فراهم آوردن انعطاف پذیری بیشتر، انتخاب گردید [۹] [۶۷]. برای سنجش برازش مدل، شاخص‌های متعددی شامل: شاخص خی-دو بهنجار[1](CMIN) ، شاخص ریشه میانگین مربعات باقیمانده[2] (SRMR)، شاخص برازش توکر-لوئیس[3] (TLI)، شاخص ریشه میانگین مربعات خطای برآورد[4] (RMSEA) و شاخص برازش تطبیقی[5] (CFI) مورد ارزیابی قرار گرفتند. کلیه تحلیل‌های این فاز با استفاده از نرم‌افزار M plus نسخه ۸.۳ انجام پذیرفت. برای تخمین پارامترهای مدل و آزمون فرضیه‌ها، از روش برآورد حداکثر درست‌نمایی[6] (MLE) استفاده شد. این روش با توجه به برقراری پیش‌فرض نرمال‌بودن چندمتغیره داده‌ها (رجوع به جدول ۳)، روشی کارا و سازگار برای مدل‌سازی معادلات ساختاری در نظر گرفته می‌شود. شکل ۳ روش تحقیق را نشان می دهد.

1. Chi-square (CMIN)
2. Root Mean Square Residual
3. Tucker-Lewis fit index
4. Root mean square error of approximation
5. Comparative fit index
6. Maximum Likelihood Estimation - MLE

شکل ۳. روش تحقیق

٤. تحلیل داده و یافته‌های پژوهش

بررسی پیش شرط نرمال بودن. برای بررسی فرض نرمال بودن متغیرهای پژوهش باید از دو مقدار کشیدگی و چولگی استفاده کنیم. برای این منظور در خروجی ارزیابی نرمال بودن[1] در نرم‌افزار ام پلاس رفته و ستون‌های متناظر با این دو شاخص را بررسی می‌کنیم. شایان‌ذکر است برای چولگی باید مقادیر در بازه ۲- و ۲+ و مقادیر ستون کشیدگی در بازه ۲- و ۲+ باشند در چنین حالتی می‌توانیم ادعا کنیم که پیش‌فرض نرمال بودن برقرار است.

1 Assessment of Normality

جدول ۳. بررسی پیش‌شرط نرمال بودن در خروجی نرم‌افزار امپلاس

متغیرهای پژوهش	میانگین	چولگی		کشیدگی	
		Skewness	std.error	Kurtosis	std. error
تعهد سازمانی نسبت به کاربرد داده های کلان در زنجیره تامین	۳.۲۰۴۲	−۰.۲۹۷	۰.۱۲۵	−۰.۶۷۰	۰.۲۴۸
ارزش تجاری	۳.۴۲۲۷	−۰.۱۰۳	۰.۱۲۵	−۱.۰۰۶	۰.۲۴۸
حجم سفارش در زنجیره سفارش	۳.۱۲۸۰	−۰.۲۶۶	۰.۱۲۵	−۰.۳۶۵	۰.۲۴۸
قابلیت اشتراک اطلاعات	۳.۲۶۵۶	−۰.۲۴۴	۰.۱۲۵	−۰.۴۱۱	۰.۲۴۸
قابلیت دید	۳.۷۲۰۲	−۱.۲۸۲	۰.۱۲۵	۲.۵۱۶	۰.۲۴۸
کاربردهای اینترنت اشیا در زنجیره تامین	۳.۵۸۳۹	−۰.۷۲۸	۰.۱۲۵	۰.۰۶۲	۰.۲۴۸
افزایش اتصال از طریق رایانش ابری	۳.۲۴۱۹	۰.۰۰۳	۰.۱۲۵	−۰.۶۵۳	۰.۲۴۸
قابلیت چابکی زنجیره تامین	۲.۹۹۲۵	۰.۱۳۴	۰.۱۲۵	−۰.۴۲۳	۰.۲۴۸
قابلیت نوآوری در زنجیره تامین	۳.۵۱۸۲	−۰.۲۷۸	۰.۱۲۵	−۰.۷۱۱	۰.۲۴۸
مدیریت روابط مشتری	۳.۵۵۳۲	−۰.۸۹۴	۰.۱۲۵	۰.۹۵۰	۰.۲۴۸
مدیریت خدمات مشتری	۳.۲۳۷۷	−۰.۱۷۷	۰.۱۲۵	−۰.۶۰۱	۰.۲۴۸
داده های کلان	۳.۵۲۹۹	−۰.۵۵۱	۰.۱۲۵	−۰.۷۳۷	۰.۲۴۸
هوش تجاری	۳.۳۱۷۷	−۰.۳۵۶	۰.۱۲۵	−۰.۶۶۷	۰.۲۴۸
اثر شلاقی	۳.۲۴۷۹	−۰.۲۲۳	۰.۱۲۵	−۰.۴۳۴	۰.۲۴۸

همان‌طور که از نتایج جدول فوق پیداست، مقادیر ارائه‌شده برای چولگی و کشیدگی در بازه قابل‌قبول قرار دارند. بنابراین پیش‌فرض نرمال بودن برقرار است.

تحلیل عاملی اکتشافی(EFA). در این مطالعه، عملکرد زنجیره تامین شرکت‌های پتروشیمی از طریق پذیرش کلان داده و هوش تجاری با استفاده از روش پیمایشی اندازه‌گیری شد. ۱۴ سازه با رویکرد کمی و کیفی اندازه‌گیری شد. یک رویکرد دو مرحله‌ای برای اندازه گیری موارد یازده سازه استفاده شد. در فاز ۱ ساختار به همراه روایی و پایایی شاخص های تعریف نشده تعریف شد. در فاز ۲، پرسشنامه ای بر اساس مقیاس پنج درجه ای لیکرت به منظور درک تأثیر پذیرش کلان داده و هوش تجاری تهیه شد. در نظرسنجی نهایی، نویسندگان ۳۸۴ پاسخ معتبر از مدیران و مهندسانی که با عملیات زنجیره تامین شرکت خود درگیر بودند، دریافت کردند. برای آزمون تناسب داده‌ها، آزمون بارتلت و آزمون کایزر مایر اولکین[1] (KMO) انجام شد. نتایج نشان می دهد که مقدار KMO = 0.871 می باشد، با توجه به اینکه از ۰.۶ بیشتر می باشد رضایت بخش است. در آزمون بارتلت، معنی‌داری (p-value) برای سطح اطمینان ۹۵٪ باید <۰.۰۵ باشد. مقدار p برای مطالعه حاضر ۰.۰۰۰ بود. همه متغیرها بارگذاری های بیشتر از ۰.۴ را مشاهده کرده اند. بنابراین، نتایج تحلیل عاملی اکتشافی برای تجزیه و تحلیل بیشتر تحلیل عاملی تاییدی رضایت بخش است (جدول ۴).

جدول ۴. آزمون بارتلت و آزمون کایزر مایر اولکین

۰/۸۷۱	**آزمون کفایت نمونه گیری کایزر-مایر-اولکین**	
۵۰۳/۱۷۹۱۳	**تقریب کا - اسکوئر**	**آزمون کرویت بارتلت**
۵۲۵۳	**درجه آزادی**	
۰/۰۰۰۰	**سطح معنی داری**	

1. Bartlett’s test and a Kaiser Meyer-Olkin

تحلیل عاملی تاییدی (CFA). تحلیل عاملی تاییدی یک روش آماری است که برای تأیید ساختار عاملی یک مجموعه از متغیرهای مشاهده شده استفاده می‌شود. به عبارت دیگر، این روش برای بررسی این موضوع به کار می‌رود که آیا داده‌های جمع‌آوری شده از یک مدل واقعی از پیش تعیین شده پشتیبانی می‌کنند یا خیر. به عبارتی در تحلیل عاملی تاییدی بر آن هستیم نتایج حاصل از تحلیل عاملی اکتشافی را تایید نماییم. تحلیل عاملی تاییدی بر روی یازده ساختار پذیرش کلان داده و هوش تجاری و اثر شلاقی زنجیره تامین انجام شد. به همه این سیزده سازه اجازه داده شد که آزادانه با یکدیگر همبستگی داشته باشند. شکل ۴ مدل مفهومی پژوهش را در حالت برآوردهای تخمین زده شده استاندارد نشان می دهد.

ارزیابی بارعاملی نشانگرها. در تحلیل عاملی به منظور تعیین میزان همبستگی بین متغیرهای مشاهده‌پذیر (نشانگرها) و عوامل مکنون انجام می‌شود. ایم مقدار نباید کمتر از ۰.۴ باشد [۷]. مطابق شکل ۴ برآوردهای مدل تحلیل عاملی تاییدی نشان می دهد بارگذاری بین عوامل و متغیرهای اندازه‌گیری شده بیشتر از ۰.۴ بود، بجز سوال BI_06 از متغیر هوش تجاری که برابر با ۰.۲۵۶ بوده و از مدل حذف گردید. بنابراین، سطح قابل قبول اعتبار همگرا با بارگذاری شاخص ها در سازه های متمایز نشان داده می شود.

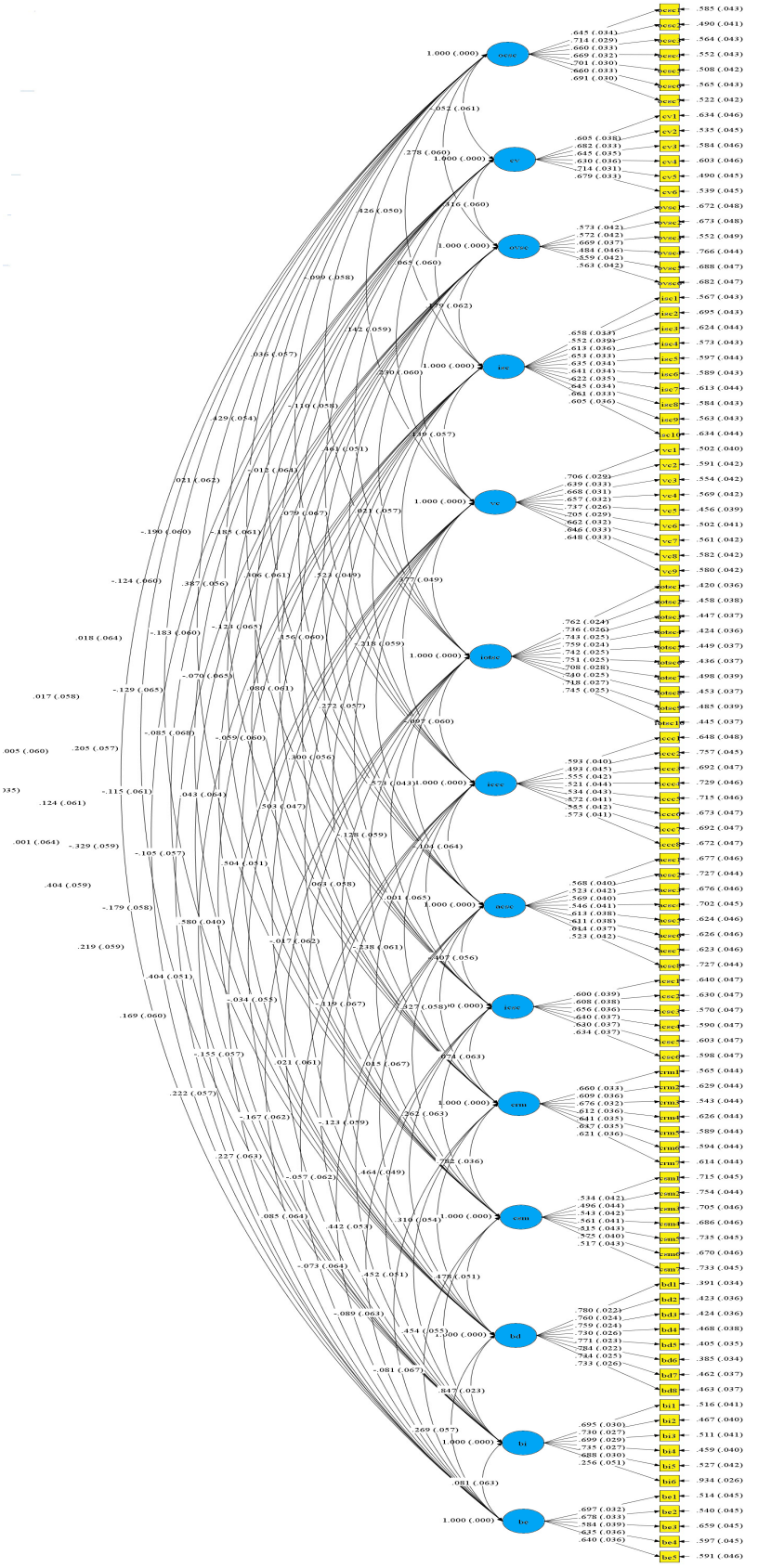
مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM). روشی قدرتمند برای بررسی روابط بین متغیرهای مشاهده‌پذیر و پنهان به کار می‌رود. این روش به محققان اجازه می‌دهد تا روابط پیچیده بین متغیرها را مدل‌سازی کنند و فرضیه‌های خود را در مورد روابط علت و معلولی بین این متغیرها آزمایش کنند. مدل سازی معادلات ساختاری در دو مرحله انجام شد: الف) آزمون پایایی و روایی مدل اندازه گیری و ب) آزمون مدل ساختاری.

آزمون پایایی مدل اندازه گیری. آزمون پایایی مدل اندازه‌گیری به بررسی این موضوع می‌پردازد که یک ابزار اندازه‌گیری تا چه حد در شرایط یکسان، نتایج یکسانی را به دست می‌دهد .به عبارت دیگر، پایایی به ثبات و همسانی نتایج یک ابزار اندازه‌گیری اشاره دارد. برای ارزیابی پایایی مدل‌های اندازه‌گیری، از روش‌های مختلفی استفاده می‌شود که در ادامه به برخی از آن‌ها اشاره خواهد شد.

الف) شاخص آلفاي كرونباخ[1] (CA) . آلفای کرونباخ شاخص کلاسیک براي تحليل پايايي است و برآوردي را براي پايايي براساس ميزان همبستگی بين آيتم‌های يک مقياس را نشان می‌دهد. مقادير آلفای کرونباخ معمولاً بين ۰ تا ۱ متغير هستند. مقادير بالاتر نشان‌دهنده پايايي بيشتر است. مقدار اين شاخص نبايد کمتر از ۰.۷ باشد.

ب) شاخص پایایی مرکب[2] (CR) . پايايي مرکب معياری برای اندازه گيری سازگاری درونی سنجه های مقياس است. شاخص پايايي مرکب برابر با مقدار کل واريانس نمره واقعی نسبت به واريانس نمره کل مقياس است. مقادير آن بين۰ تا ۱ است و جايگزينی براي آلفاي کرونباخ است. مقدار اين شاخص نبايد کمتر از ۰.۷ باشد.

1.Cronbach's alpha
2.Composite reliability



شکل ٤. مدل تحلیل عاملی تاییدی (*CFA*) در حالت برآوردهای استاندارد

جدول ۵. نتایج پایایی و روایی متغیرهای مدل ساختاری

متغییرها	آلفای کرونباخ(CA)	پایایی مرکب (CR)	شاخص AVE	CR>AVE
تعهد سازمانی نسبت به کاربرد داده های کلان	۰.۸۱۳	۰.۸۷۲	۰.۶۳۱	تایید
ارزش تجاری	۰.۷۴۳	۰.۸۰۴	۰.۶۷۶	تایید
حجم سفارش در زنجیره سفارش	۰.۷۶۸	۰.۷۸۲	۰.۶۴۵	تایید
قابلیت اشتراک اطلاعات	۰.۷۳۱	۰.۸۳۹	۰.۷۲۳	تایید
قابلیت دید	۰.۷۳۳	۰.۸۴۹	۰.۶۵۲	تایید
کاربردهای اینترنت اشیا در زنجیره تامین	۰.۸۵۶	۰.۸۹۱	۰.۶۲۱	تایید
افزایش اتصال از طریق رایانش ابری	۰.۷۴۵	۰.۷۸۸	۰.۵۸۲	تایید
قابلیت چابکی زنجیره تامین	۰.۸۲۰	۰.۷۲۴	۰.۵۸۲	تایید
قابلیت نوآوری در زنجیره تامین	۰.۷۵۰	۰.۸۱۱	۰.۵۸۸	تایید
مدیریت روابط مشتری	۰.۷۵۵	۰.۸۰۹	۰.۵۸۶	تایید
مدیریت خدمات مشتری	۰.۷۱۰	۰.۷۷۱	۰.۵۵۹	تایید
داده های کلان	۰.۸۱۵	۰.۸۹۰	۰.۷۳۰	تایید
هوش تجاری	۰.۸۲۹	۰.۷۵۱	۰.۵۲۳	تایید
اثر شلاقی	۰.۷۰۵	۰.۸۳۵	۰.۶۲۹	تایید

از نتایج جدول ۵ مشخص می‌گردد که متغیرهای مدل از پایایی مناسبی برخوردار است، چون مقادیر آلفای کرونباخ و پایایی ترکیبی این متغیرها از ۰.۷ بیشتر می باشد، می توان ادعا نمود که از نظر این شاخص ها مدل پژوهش دارای پایایی است. همچنین روایی همگرای متغیر ها با توجه به اینکه مقادیر شاخص میانگین واریانس استخراج شده از ۰.۵ بیشتر و شرط CR>AVE برقرار می باشد، بیانگر برازش قابل قبول شاخص های اندازه گیری برای متغیرهای فوق الذکر است.

آزمون روایی مدل اندازه گیری. آزمون روایی مدل اندازه‌گیری به ارزیابی این موضوع می‌پردازد که یک مدل اندازه‌گیری تا چه حد دقیقاً چیزی را که قرار است اندازه‌گیری کند، اندازه‌گیری می‌کند .به عبارت دیگر، روایی مدل اندازه‌گیری نشان می‌دهد که ابزار اندازه‌گیری تا چه حد با مفهوم نظری که قصد اندازه‌گیری آن را دارد، مطابقت دارد.

الف) روايي همگرا[1]. روایی همگرا مطابق با تعریف رینگل[2] و همکاران (۲۰۱٤)، به معنای هم خطی و همبستگی سوالات یک متغیر در یک مدل می باشد [۲۶]. یعنی محقق باید اطمینان یابد که شاخص های هر متغیر پنهان با یکدیگر همگرایی دارد. در این آزمون باید میانگین واریانس استخراجی هر متغیر از نقطه برش ۰.۵ بیشتر باشد [۲۷]. بنابراین، از شاخص میانگین واریانس استخراج شده[3] یا AVE برای ارزیابی روایی همگرای همه سازه های پژوهش استفاده می شود. نتایج جدول شماره ۵ نشان می دهد، مقادیر این شاخص از برازش قابل قبولی برخوردار است.

ب) روايي واگرا[4]. برای محاسبه روایی واگرا از معیار جدید چند خصیصه - چند روش[5] یا HTMT استفاده می نماییم. شاخص HTMT روشی برای سنجش میزان روایی واگرا یا افتراق میان گویه‌های تشکیل‌دهنده هر یک از سازه‌های مدل است.. اگر مقادیر این معیار کمتر از ۰.۹ باشد روایی واگرا قابل قبول است [۲۸].

1. Convergent validity
2. Ringle
3. Average Variance Extracted
4. Discriminant validity
5. Heterotrait-Monotrait Ratio

جدول ٦. بررسی روایی واگرا بین متغیرها به روش ماتریس *HTMT*

Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)														
	OCSC	**CV**	**OVSC**	**ISC**	**VC**	**IOTSC**	**ICCC**	**ACSC**	**ICSC**	**CRM**	**CSM**	**BI**	**BD**	**BE**
OCSC														
CV	۰.۱۱۱													
OVSC	۰.۱۶۱	۰.۴۳۴												
ISC	۰.۱۳۰	۰.۴۳۲	۰.۱۰۳											
VC	۰.۲۴۴	۰.۰۹۳	۰.۲۹۱	۰.۱۴۴										
IOTSC	۰.۰۸۷	۰.۲۷۵	۰.۰۹۸	۰.۰۹۹	۰.۱۳۷									
ICCC	۰.۱۱۹	۰.۱۷۵	۰.۲۰۶	۰.۲۲۵	۰.۰۹۳	۰.۷۷۹								
ACSC	۰.۱۹۶	۰.۱۳۱	۰.۲۲۶	۰.۰۸۲	۰.۰۸۶	۰.۰۵۸	۰.۱۰۱							
ICSC	۰.۱۶۴	۰.۱۶۸	۰.۰۹۸	۰.۲۸۳	۰.۳۶۶	۰.۵۰۱	۰.۵۲۰	۰.۱۹۰						
CRM	۰.۱۳۵	۰.۱۵۸	۰.۱۱۲	۰.۴۷۳	۰.۵۳۰	۰.۳۱۶	۰.۱۲۸	۰.۲۰۵	۰.۲۳۷					
CSM	۰.۲۶۰	۰.۱۸۶	۰.۲۰۴	۰.۳۷۴	۰.۰۴۷	۰.۴۰۲	۰.۴۹۲	۰.۰۷۹	۰.۵۸۵	۰.۱۷۶				
BD	۰.۲۰۲	۰.۲۸۶	۰.۳۹۸	۰.۴۵۶	۰.۱۷۹	۰.۵۶۴	۰.۴۹۲	۰.۲۱۱	۰.۴۸۲	۰.۱۹۴	۰.۳۰۴			
BI	۰.۳۵۴	۰.۲۹۶	۰.۵۲۷	۰.۱۳۲	۰.۴۶۲	۰.۱۱۰	۰.۱۰۸	۰.۱۳۷	۰.۱۵۳	۰.۳۰۸	۰.۱۶۶	۰.۵۵۲		
BE	۰.۱۹۲	۰.۱۴۷	۰.۲۶۹	۰.۰۸۲	۰.۱۴۳	۰.۲۲۳	۰.۱۶۷	۰.۴۵۵	۰.۲۱۷	۰.۱۶۶	۰.۰۹۳	۰.۲۴۸	۰.۱۸۷	

با توجه به جدول ۶ مشاهده می‌شود که همه متغیرهای مدل پژوهشی دارای روایی واگرای قابل قبولی می‌باشند. بنابراین در این قسمت با توجه به یافته‌های آماری برازش مدل‌های اندازه‌گیری از حیث پایایی شاخص، روایی همگرا و روایی واگرا تأمین شد.

آزمون مدل ساختاری. بعد از اطمینان از اعتبار مدل اندازه گیری به بررسی روابط و فرضیه های پژوهش می پردازیم، مدل ساختاری در این پژوهش با نرم افزار M plus نسخه ۸.۳ اجرا شده است که نتایج آن به شرح زیر ارائه می شود.

آزمون ضریب تعیین (R^2). برای بررسی آزمون مدل ساختاری از ضریب تعیین R^2 استفاده شده است. درصورتی که مقدار آن از ۰.۳۳ بیشتر باشد، مدل ساختاری از برازش خوبی برخوردار است. ضریب تعیین (R^2) که به آن ضریب تشخیص هم گفته می‌شود، یک معیار آماری است که نشان می‌دهد چه میزان از تغییرات متغیر وابسته (متغیری که می‌خواهیم پیش‌بینی کنیم) توسط متغیرهای مستقل (متغیرهایی که برای پیش‌بینی استفاده می‌کنیم) توضیح داده می شود و مقداری بین ۰ و ۱ دارد. مقدار ۱ نشان‌دهنده ی این است که مدل تمام واریانس متغیر وابسته را توضیح می‌دهد (مدل کاملاً بر داده‌ها منطبق است)، در حالی که مقدار ۰ نشان می‌دهد که مدل هیچ بخشی از واریانس را توضیح نمی‌دهد. سه مقدار ۰.۱۹ ، ۰.۳۳ و ۰.۶۷ به ترتیب به عنوان مقادیر ضعیف، متوسط و قوی R^2 می باشد [۲۷] [۳۲]. پس از برازش مدل رگرسیون، مقادیر ضریب تعیین (R^2) و ضریب تعیین تعدیل‌شده (R^2) برای متغیرهای وابسته محاسبه شد. همان‌طور که در جدول ۷ مشاهده می‌شود، مقادیر R^2 برای متغیرهای کلان داده، هوش تجاری و اثر شلاقی به ترتیب ۰.۹۹۴ و ۰.۹۹۲ و ۰.۸۵۵ به دست آمد. این مقادیر که بسیار نزدیک به ۱ هستند، نشان‌دهنده توانایی بسیار بالای مدل در تبیین واریانس متغیرهای وابسته توسط متغیرهای مستقل است.

جدول ۷. نتایج آزمون شاخص ضریب تعیین R^2

متغیر	ضریب تعیین R^2	ضریب تعیین تعدیل شده	ملاک R2
هوش تجاری	۰.۹۹۴	۰.۹۹۹	تایید
کلان داده	۰.۹۹۲	۰.۹۹۴	تایید
اثر شلاقی	۰.۸۵۵	۰.۸۵۶	تایید

اگرچه مقادیر بالا به‌طور کلی مطلوب هستند، اما مقادیر بیش از حد بالا (بیش از ۰.۹۰) می‌توانند نشانه‌ای ازچالش های روش‌شناختی همچون هم‌خطی چندگانه[1] بین پیش‌بین‌ها یا وجود اریبی روش مشترک[2] باشد. از آن‌جایی که داده‌های این پژوهش به‌صورت مقطعی و با استفاده از پرسشنامه‌های خودگزارشی گردآوری شده‌اند، احتمال وجود اریبی روش مشترک وجود دارد. برای اطمینان از صحت نتایج، دو آزمون مکمل به شرح زیر انجام گرفت.

گزارش تحلیل عامل تورم واریانس[3] (VIF). به منظور اطمینان از صحت برآوردهای مدل رگرسیون و جلوگیری از مشکل چندخطی بودن[4] که در آن متغیرهای پیش‌بین مستقل نیستند و با یکدیگر همبستگی بالایی دارند، از شاخص عامل تورم واریانس استفاده شد. چندخطی بودن شدید می‌تواند منجر به ناپایدار شدن ضرایب رگرسیون، افزایش واریانس برآوردها و در نتیجه تفسیر نادرست نتایج شود. پس از جمع‌آوری داده‌ها از نمونه ۳۸۴ نفری و محاسبه نمرات سازه‌ها (متغیرهای پنهان) بر اساس ۸۴ گویه، ماتریس همبستگی بین تمامی ۱۱ متغیر مستقل مورد بررسی قرار گرفت. در گام بعد، برای هر یک از ۱۱ متغیر مستقل، مقدار عامل تورم واریانس و تلورانس آن محاسبه گردید. مقادیر تورم واریانس و تلورانس آن مبنای تشخیص شدت چندخطی بودن قرار گرفتند. اگر مقدار عامل تورم واریانس بزرگ‌تر از ۵ و تلورانس کمتر از ۰.۱ باشد، حاکی از آن است که برآوردهای مدل از پایداری لازم برخوردارند و می‌توان به تفسیر آن‌ها اتکا نمود [۳۶]. نتایج حاصل از محاسبه عامل تورم واریانس برای ۱۱ متغیر مستقل در جدول ۸ خلاصه شده است.

جدول ۸. نتایج تحلیل عامل تورم واریانس (*VIF*) برای متغیرهای مستقل

ردیف	متغیرهای مستقل	مقدار VIF	مقدار Tolerance
۱	تعهد سازمانی نسبت به کاربرد داده های کلان در زنجیره تامین	۱.۲۳	۰.۸۱
۲	ارزش تجاری	۲.۹۵	۰.۳۴
۳	حجم سفارش در زنجیره سفارش	۱.۸۷	۰.۵۳
۴	قابلیت اشتراک اطلاعات	۴.۱۰	۰.۲۴
۵	قابلیت دید	۳.۲۲	۰.۳۱
۶	کاربردهای اینترنت اشیا در زنجیره تامین	۱.۵۶	۰.۶۴
۷	افزایش اتصال از طریق رایانش ابری	۲.۱۱	۰.۴۷
۸	قابلیت چابکی زنجیره تامین	۱.۹۸	۰.۵۱
۹	قابلیت نوآوری در زنجیره تامین	۳.۷۵	۰.۲۷
۱۰	مدیریت روابط مشتری	۲.۴۰	۰.۴۲
۱۱	مدیریت خدمات مشتری	۱.۳۰	۰.۷۷

همان‌طور که در جدول ۸ مشاهده می‌شود، مقادیر عامل تورم واریانس برای تمامی متغیرهای مستقل کمتر از ۵ و مقادیر تلورانس آن‌ها بیشتر از ۰.۱ است. میانگین عامل تورم واریانس نیز برابر با **۲.۴۰۶** به دست آمد که حاکی از عدم وجود چندخطی بودن شدید در سطح کلی مدل است.

بررسی اریبی روش مشترک[5] (CMV). با توجه به ماهیت گردآوری داده‌ها، از آزمون تک‌عاملی هارمن[6] برای بررسی شدت سوگیری روش مشترک[7] استفاده شد. در این آزمون، تمامی سؤالات مربوط به متغیرهای سازه در تحلیل عاملی اکتشافی وارد شدند [۵۷]. ملاک قضاوت در

1. Multicollinearity
2. Common Method Variance
3. Variance Inflation Factor
4. Multicollinearity
5. Common Method Variance
6. Harman’s Single-Factor Test
7. Common Method Bias

این آزمون بدین صورت است که اگر یک عامل منفرد از داده ها استخراج شود یا یک عامل عمومی بخش عمده ی واریانس (معمولاً بیش از ۵۰٪) را تبیین کند، نشان دهنده وجود مشکل جدی اریبی روش مشترک است (جدول ۹).

خروجی تحلیل عاملی اکتشافی نشان داد که چندین عامل با مقادیر ویژه بزرگتر از ۱ از داده ها استخراج شدند. مهمتر آنکه، هنگامی که تمامی گویه‌های پرسشنامه به صورت یکجا مورد تحلیل قرار گرفته‌اند، عامل اول تنها ۳۸.۵٪ از واریانس کل را تبیین کرد. قاعده کلی این است که اگر واریانس تبیین شده توسط اولین عامل کمتر از ۵۰٪ باشد، سوگیری روش مشترک مشکل حادی نیست [۲۴]. از آنجایی که این مقدار به طور قابل توجهی کمتر از آستانه بحرانی ۵۰٪ است، می‌توان نتیجه گرفت که واریانس روش مشترک مسئله ی جدی و تهدیدکننده ای در داده‌های این پژوهش محسوب نمی شود. بنابراین، می‌توان با اطمینان منطقی اظهار داشت که روابط مشاهده شده بین سازه‌ها بیشتر ناشی از ماهیت نظری مدل است تا خطای ناشی از روش اندازه‌گیری.

جدول ۹. نتایج تحلیل عاملی اکتشافی برای آزمون تک عاملی هارمن

ردیف	متغیرهای پژوهش	نوع متغییر	مقدار ویژه Eigenvalue	درصدواریانس تبین شده	نتیجه آزمون هارمن
۱	تعهد سازمانی نسبت به کاربرد داده های کلان در زنجیره تامین	مستقل	۲.۸	۳۱.۲٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۲	ارزش تجاری	مستقل	۳.۱	۲۸.۵٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۳	حجم سفارش در زنجیره سفارش	مستقل	۲.۵	۲۷.۱٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۴	قابلیت اشتراک اطلاعات	مستقل	۲.۹	۳۲.۴٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۵	قابلیت دید	مستقل	۳.۳	۳۵.۷٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۶	کاربردهای اینترنت اشیا در زنجیره تامین	مستقل	۳.۰	۳۳.۹٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۷	افزایش اتصال از طریق رایانش ابری	مستقل	۲.۷	۲۹.۸٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۸	قابلیت چابکی زنجیره تامین	مستقل	۳.۴	۳۶.۲٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۹	قابلیت نوآوری در زنجیره تامین	مستقل	۳.۲	۳۴.۵٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۱۰	مدیریت روابط مشتری	مستقل	۲.۶	۲۸.۰٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۱۱	مدیریت خدمات مشتری	مستقل	۲.۴	۲۶.۳٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۱۲	داده های کلان و هوش تجاری	میانجی	۳.۵	۳۷.۸٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
۱۳	اثر شلاقی	وابسته	۲.۸	۳۰.۱٪	عدم وجود سوگیری روش مشترک چون (50% >)
	جمع کل (همه متغیرها با هم)		۷.۸	۳۸.۵	نتیجه کلی: عدم وجود سوگیری روش مشترک قابل توجه

با در نظر گرفتن نتایج دو آزمون فوق، می‌توان مقادیر بالای R^2 را با منطق نظری قوی مدل توجیه کرد. مدل ارائه‌شده در این پژوهش از پشتوانه تئوریک محکمی برخوردار است و متغیرهای پیش‌بین انتخاب‌شده به‌طور ذاتی توانایی تبیین تغییرات بسیار بالایی در متغیرهای وابسته

کلان داده و هوش تجاری را دارند. علاوه بر این، عدم وجود هم‌خطی حاد و عدم وجود سوگیری روش مشترک جدی، از صحت نتایج به‌دست آمده حمایت می‌کند. بنابراین، با اطمینان می‌توان ادعا کرد که مقادیر بالای R^2 در این مطالعه بازتابی از قدرت واقعی مدل است و نه یک خطای روش‌شناختی.

تحلیل اثرات غیرمستقیم و میانجی‌گری با روش بوت‌استرپ[1]. به منظور بررسی فرضیه‌های مربوط به نقش میانجی در مدل پیشنهادی و آزمون اثرات غیرمستقیم، از روش بوت‌استرپینگ استفاده شد. این روش که توسط پریشر و هایز[2] (۲۰۰۸)، توصیه شده است، به دلیل عدم اتکا به فرض نرمال بودن توزیع داده‌ها، قدرتمندترین و مناسب‌ترین روش برای ارزیابی معناداری اثرات غیرمستقیم محسوب می‌شود. در این روش، با ایجاد تعداد زیادی نمونه مجازی (مانند ۵۰۰۰ نمونه) از داده‌های اصلی، یک توزیع تجربی برای پارامتر مدل ساخته می‌شود که مبنای محاسبه خطای استاندارد و بازه اطمینان دقیق‌تر قرار می‌گیرد [۶۰].

این تحلیل با استفاده از نرم افزار M Plus نسخه ۸.۳ انجام پذیرفت. تعداد ۵۰۰۰ نمونه بوت‌استرپ با جایگزینی گرفته شد و بر پایه آنها، برآوردهای مدل محاسبه گردید. برای تعیین معناداری اثرات غیرمستقیم، از بازه اطمینان اطمینان ۹۵٪ اصلاح‌شده[3] استفاده شد. چنانچه این بازه شامل عدد صفر نباشد، می‌توان نتیجه گرفت که اثر غیرمستقیم در سطح اطمینان ۹۵٪ معنادار است. نتایج حاصل از تحلیل بوت‌استرپ برای اثرات غیرمستقیم در جدول ۱۰ ارائه شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود، اثر غیرمستقیم متغیر های مستقل تعهد سازمانی نسبت به کاربرد داده های کلان در زنجیره تامین، ارزش تجاری، حجم سفارش در زنجیره سفارش، قابلیت اشتراک اطلاعات، قابلیت دید، کاربردهای اینترنت اشیا در زنجیره تامین، افزایش اتصال از طریق رایانش ابری، قابلیت چابکی زنجیره تامین، قابلیت نوآوری در زنجیره تامین، مدیریت روابط مشتری، مدیریت خدمات مشتری از طریق متغیرهای میانجی داده های کلان و هوش تجاری بر متغیر وابسته اثر شلاقی معنادار است (زیرا بازه اطمینان مذکور شامل صفر نمی‌شود). این یافته از فرضیه میانجی‌گری حمایت می‌کند و نشان می‌دهد که متغیر های داده های کلان و هوش تجاری بخشی از رابطه بین متغییرهای مستقل و اثر شلاقی را تبیین می‌نماید.

جدول ۱۰. نتایج تحلیل اثرات غیرمستقیم با روش بوت‌استرپ($N = 5000$)

مسیر غیرمستقیم (X → M → Y)	ضریب غیرمستقیم (β)	خطای استاندارد (S.E.)	بازه اطمینان ٪۹۵ (BootCI)	نتیجه‌گیری (α=0.05)
OCSC → BD → BE	۰.۱۲۸	۰.۰۴۲	[۰.۰۵۲, ۰.۲۱۸]	معنادار
CV → BD → BE	۰.۰۹۵	۰.۰۳۵	[۰.۰۳۳, ۰۱۷۰]	معنادار
OVSC → BD → BE	۰.۰۸۲	۰.۰۳۸	[۰.۰۱۵, ۰.۱۶۵]	معنادار
ISC → BD → BE	۰.۱۴۱	۰.۰۴۵	[۰.۰۶۰, ۰.۲۳۷]	معنادار
VC → BD → BE	۰.۰۶۴	۰.۰۳۱	[۰.۰۰۸, ۰.۱۳۲]	معنادار
IOTSC → BD → BE	۰.۰۷۳	۰.۰۳۳	[۰.۰۱۶, ۰.۱۴۶]	معنادار
ICCC → BD → BE	۰.۱۱۸	۰.۰۴۱	[۰.۰۴۵, ۰.۲۰۷]	معنادار
ACSC → BD → BE	۰.۰۵۱	۰.۰۲۹	[۰.۰۱۳, ۰.۱۱۲]	معنادار
ICSC → BD → BE	۰.۰۸۹	۰.۰۳۶	[۰.۰۲۵, ۰.۱۶۷]	معنادار
CRM → BD → BE	۰.۱۰۶	۰.۰۳۹	[۰.۰۳۷, ۰.۱۹۰]	معنادار
CSM → BD → BE	۰.۱۳۵	۰.۰۴۴	[۰.۰۵۸, ۰.۲۲۹]	معنادار
OCSC → BI → BE	۰.۱۱۲	۰.۰۴۰	[۰.۰۴۰, ۰.۱۹۸]	معنادار
CV → BI → BE	۰.۰۸۸	۰.۰۳۷	[۰.۰۲۲, ۰.۱۶۸]	معنادار
OVSC → BI → BE	۰.۰۴۵	۰.۰۲۸	[۰.۰۱۷, ۰.۱۰۴]	معنادار

1. Bootstrap Analysis of Indirect and Mediating Effects
2. Preacher & Hayes
3. Bias-Corrected Confidence Intervals

مسیر غیرمستقیم (X → M → Y)	ضریب غیرمستقیم (β)	خطای استاندارد (S.E.)	بازه اطمینان ٪۹۵ (BootCI)	نتیجه‌گیری (α=0.05)
ISC → BI → BE	۰.۱۲۴	۰.۰۴۳	[۰.۰۴۸, ۰.۲۱۶]	معنادار
VC → BI → BE	۰.۰۹۷	۰.۰۳۸	[۰.۰۳۰, ۰.۱۸۰]	معنادار
IOTSC → BI → BE	۰.۰۶۱	۰.۰۳۲	[۰.۰۰۵, ۰.۱۳۱]	معنادار
ICCC → BI → BE	۰.۱۳۱	۰.۰۴۵	[۰.۰۵۲, ۰.۲۲۸]	معنادار
ACSC → BI → BE	۰.۰۴۲	۰.۰۲۷	[۰.۰۱۹, ۰.۰۹۹]	معنادار
ICSC → BI → BE	۰.۱۰۲	۰.۰۴۱	[۰.۰۳۰, ۰.۱۹۱]	معنادار
CRM → BI → BE	۰.۱۱۵	۰.۰۴۲	[۰.۰۴۱, ۰.۲۰۶]	معنادار
CSM → BI → BE	۰.۱۲۱	۰.۰۴۴	[۰.۰۴۳, ۰.۲۱۵]	معنادار

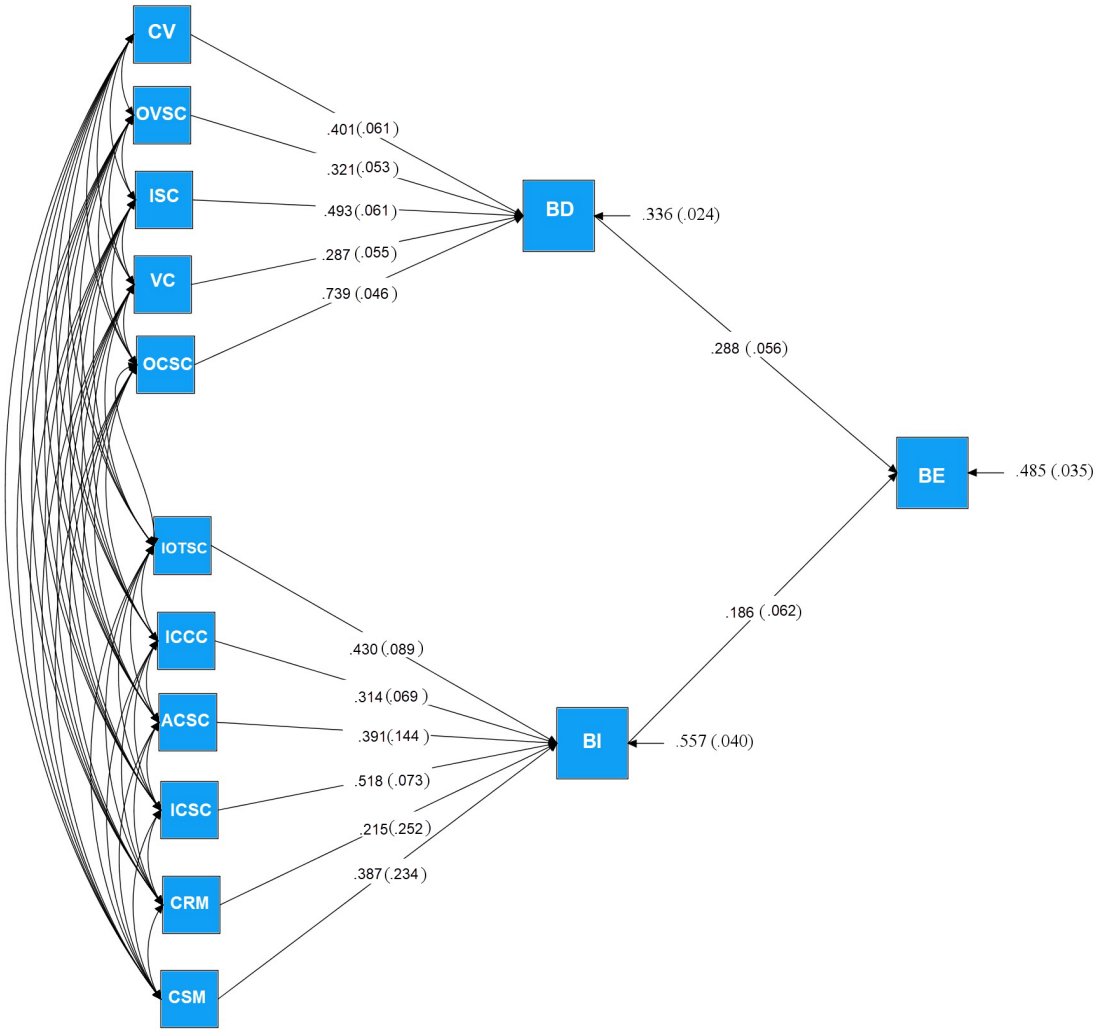
ارزیابی برازش مدل[1]. برازش مدل به این معنی است که تا چه میزان مدل فرضی پیشنهادی شبیه به مدل مشاهدات است. برازش خوب زمانی اتفاق می افتد که حداقل سه شاخص در بازه‌ی قابل‌قبول داشته باشیم سپس می توان ادعا کرد که برازش مدل خوب و قابل‌قبول است.

جدول ۱۱. نتایج شاخص‌های برازش مدل

شاخص‌های برازش	مقادیر محاسبه‌شده	آستانه قابل‌قبول	تفسیر
Chi-square (CMIN)	۵۶۷۶.۳۹۸	--	--
DF	۵۰۵۹	--	--
CMIN/DF	۱.۱۲۲	بین ۱ و ۳	عالی
CFI	۰.۹۵۸	>۰.۹۰	عالی
TLI	۰.۹۵۶		عالی
SRMR	۰.۰۴۳	<۰.۰۸	عالی
RMSEA	۰.۰۱۸	<۰.۰۵	عالی

بر اساس یافته‌های جدول ۱۱، مقدار کا اسکور برابر با ۵۶۷۶/۳۹۸ بوده که دارای درجه آزادی ۵۰۵۹ می‌باشد. حاصل تقسیم کا اسکوئر روی مقدار درجه آزادی که برابر با ۵۰۵۹ می‌باشد، باید عددی بزرگ‌تر از ۱ و کمتر از ۳ باشد. مقدار حاصل‌شده معروف به شاخص CMIN/DF بوده که برابر با مقدار ۱.۱۲۲ است. درنتیجه مدل مفهومی پیشنهادی پژوهش از حیث شاخص کا اسکوئر یا خی دو، در سطح بسیار مطلوبی قرار دارد. شاخص‌های CFI و TLI باید بالاتر از مقدار ۰.۹۰ باشد. در چنین حالتی می‌توانیم برازش مدل مطلوب مدل مفهومی را بر اساس دو شاخص ذکرشده تائید کنیم. نتایج جدول فوق حاکی از آن است که دو شاخص ذکرشده بترتیب مقدار ۰.۹۵۸ و ۰.۹۵۶ را کسب کردند که نشان‌دهنده برازش بسیار مطلوب مدل مفهومی پژوهش است (شکل ۵). همچنین مقدار مناسب برای شاخص SRMR مقدار کمتر از ۰.۰۸ گزارش‌شده است. بر اساس نتایج تجزیه‌وتحلیل شده، مقدار ۰.۰۴۳ برای این شاخص محاسبه‌شده که حاکی از برازش بسیار مطلوب مدل از حیث شاخص SRMR است. همچنین برای شاخص رمزی یا RMSEA مقدار ۰.۰۱۸ حاصل‌شده است که باید کمتر از مقدار شاخص ۰.۰۵ باشد. این شاخص نیز در بازه بسیار مطلوب خود قرار دارد. به‌عبارت‌دیگر، کلیه شاخص‌های برازش در وضعیت بسیار مناسب و قابل‌قبولی قرار داشته و می‌توانیم فرضیه‌های پژوهش را بررسی کنیم.

1. Model Fit



شکل ۵. مدل مفهومی پژوهش در نرم‌افزار امپلاس همراه با ضرایب مسیر و خطای استاندارد (استانداردشده)

بررسی روابط بین متغیرها. در این مقاله، نقش کلان داده و هوش تجاری برای کاهش اثر شلاقی از طریق رویکرد معادلات ساختاری تحلیل می‌شود. جدول ۱۲ نتایج تحلیل مسیر را نشان می دهد که هر سیزده فرضیه را پشتیبانی می کند. جدول زیر نتایج اثبات و رد فرضیه‌های پژوهش را نشان می‌دهد. همان‌طور که می‌دانیم برای اثبات یک فرضیه کافی است که مقدار t-value یا آماره تی بالای ۱.۹۶ باشد. آنگاه در سطح خطای ۵ درصد و یا سطح اطمینان ۹۵ درصد می‌توانیم ادعا کنیم که آن فرضیه اثبات‌شده است. از سوی دیگر، از طریق آماره p-value نیز می‌توان فرضیه‌ای را اثبات کرد به این صورت که اگر این مقدار کمتر از ۰.۰۵ باشد آنگاه فرضیه موردنظر تائید و اثبات و اگر بالای مقدار ۰.۰۵ باشد آن فرضیه رد می‌شود.

جدول ۱۲. جدول رد یا اثبات فرضیات

شماره فرضیه	مسیر رابطه	ضریب مسیر(β)	خطای استاندارد	آماره t-value	p-value	وضعیت فرضیه
H1	متغیر OCSC تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BD دارد.	۰.۴۰۱	۰.۰۶۱	۶.۵۴۲	۰.۰۰۰	قابل قبول
H2	متغیرCV تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BD دارد.	۰.۳۲۱	۰.۰۵۳	۶.۰۲۳	۰.۰۰۰	قابل قبول
H3	متغیر OVSC تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BD دارد.	۰.۴۹۳	۰.۰۶۱	۸.۰۱۸	۰.۰۰۰	قابل قبول
H4	متغیر ISC تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BD دارد.	۰.۲۸۷	۰.۰۵۵	۵.۲۱۸	۰.۰۰۰	قابل قبول
H5	متغیر VC تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BD دارد.	۰.۷۳۹	۰.۰۴۶	۶.۰۴۹	۰.۰۰۰	قابل قبول
H6	متغیر IOTSC تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیرBI دارد.	۰.۴۳۰	۰.۰۸۹	۴.۸۱۹	۰.۰۰۰	قابل قبول
H7	متغیر ICCC تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BI دارد.	۰.۳۱۴	۰.۰۶۹	۴.۵۵۳	۰.۰۰۰	قابل قبول
H8	متغیر ACSC تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیرBI دارد.	۰.۳۹۱	۰.۱۴۴	۲.۷۱۵	۰.۰۱۰	قابل قبول
H9	متغیر ICSC تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BI دارد.	۰.۵۱۸	۰.۰۷۳	۷.۰۸۹	۰.۰۰۰	قابل قبول
H10	متغیر CRM تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BI دارد.	۰.۲۱۵	۰.۲۵۲	۲.۸۵۱	۰.۰۰۰	قابل قبول
H11	متغیر CSM تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BI دارد.	۰.۳۸۷	۰.۲۳۴	۲.۶۵۵	۰.۰۰۰	قابل قبول
H12	متغیر BD تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BE دارد.	۰.۲۸۸	۰.۰۵۶	۵.۱۳۶	۰.۰۰۰	قابل قبول
H13	متغیر BI تاثیر مثبت و معنی داری روی متغیر BE دارد.	۰.۱۸۶	۰.۰۶۲	۳.۰۰۳	۰.۰۰۴	قابل قبول

*p<0.10(90%), **p<0.05(95%), ***p<0.001(99%)

نتایج جدول فوق تاثیر مستقیم روابط علی بین متغیرهای پژوهش را نشان می دهد. بر اساس یافته‌های فوق ازآنجایی‌که مقدار ضریب مسیر (Beta) برای همه ۱۳ فرضیه مثبت بوده و بترتیب برای دو شاخص t-value و p-value مقدار بالای ۱.۹۶ و شاخص p-value کمتر از ۰.۰۵ است، لذا در سطح اطمینان ۹۵ درصد می‌توانیم ادعا کنیم که روابط علی بین متغیرهای وابسته برای هر ۱۳ فرضیه قابل قبول هستند.

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

این پژوهش به‌طور تجربی و با روش‌شناسی قوی (مدلسازی معادلات ساختاری) اثبات می‌کند که فناوری‌های نوین داده‌های کلان و هوش تجاری نه تنها یک امکان نظری، بلکه یک راهکار عملی و قدرتمند برای کاهش معنادار اثر شلاقی در زنجیره تأمین صنعت پتروشیمی ایران هستند. یافته‌ها نشان می‌دهد این فناوری‌ها با ایفای نقش میانجی، یازده عامل کلیدی را به کاهش اثر شلاقی پیوند می‌زنند.

در چارچوب پیشنهادی، نویسندگان ۱۱ عامل موثر بر قصد پذیرش کلان داده و هوش تجاری را شناسایی کردند. برای اعتبارسنجی مدل مفهومی، نظرسنجی در بین شرکت‌های پتروشیمی در ایران انجام شد. اقتصادهای در حال توسعه مانند ایران برای کاهش موثر اثر شلاقی در تولید نیاز به پذیرش کلان داده و هوش تجاری دارند. این مطالعه تولیدکنندگان را در شناسایی عوامل حیاتی که بر پذیرش کلان داده و هوش تجاری در زنجیره تامین تأثیر می‌گذارد راهنمایی می‌کند. ذینفعان مختلف در زنجیره تامین می توانند ماهیت خاص عوامل فرعی را برای اتخاذ کلان داده و هوش تجاری درک کنند. این مطالعه می تواند به نهادهای حاکم کمک کند تا یک سیاست موثر برای کلان داده و هوش تجاری در شرکت های تولیدی ایجاد کنند.

نتایج نشان می‌دهد مسیر تاثیرگذاری داده‌های کلان و هوش تجاری متمایز اما مکمل است:

داده‌های کلان عمدتاً از طریق عوامل عملیاتی- تکنیکی اثر شلاقی را کاهش می‌دهند. قوی‌ترین رابطه در این مسیر مربوط به قابلیت دید و حجم سفارش است. این بدان معناست که راهکارهای مبتنی بر کلان‌داده باید اولویت اول را بر شفاف‌سازی کامل زنجیره ردیابی بلادرنگ محصولات از خوراک تا مشتری نهایی و بهینه‌سازی حجم و زمان‌بندی سفارش‌ها را از طریق پیش‌بینی‌های دقیق‌تر قرار دهند.

هوش تجاری بیشتر از کانال عوامل راهبردی-مدیریتی عمل می‌کند. قوی‌ترین رابطه در این مسیر مربوط به قابلیت نوآوری و کاربردهای اینترنت اشیا است. این یافته تأکید می‌کند که سامانه‌های هوش تجاری باید به گونه‌ای پیاده‌سازی شوند که بینش‌های استراتژیک مانند شناسایی روندهای نوآوری، مدیریت ریسک و برنامه‌ریزی بلندمدت و ادغام داده‌های اینترنت اشیا را برای تصمیم‌گیری مدیریت ارشد فراهم کنند.

چارچوب اجرایی برای صنعت پتروشیمی ایران (پیشنهادات کاربردی): با توجه به بافت خاص صنعت پتروشیمی ایران (تحریم‌ها، پیچیدگی زنجیره، تولید انبوه)، پیاده‌سازی این راهکارها باید مرحله‌بندی و بومی‌سازی شود:

فاز اول: پایه‌گذاری زیرساخت داده و شفافیت (تمرکز بر داده‌های کلان).

ایجاد پلتفرم یکپارچه داده[1] : تجمیع داده‌های پراکنده از بخش‌های مختلف (تولید، انبار، لجستیک، فروش) در یک مخزن مرکزی امن و مقیاس‌پذیر، ترجیحاً با استفاده از راهکارهای ابری داخلی برای چالش‌های بین‌المللی.

پیاده‌سازی سیستم ردیابی هوشمند[2]: استفاده از اینترنت اشیا و سنسورها برای ردیابی بلادرنگ موقعیت، شرایط (دما، فشار) و حجم محصولات از خط تولید تا مشتری نهایی. این کار قابلیت دید را به طور چشمگیری افزایش می‌دهد.

توسعه مدل‌های پیش‌بینی تقاضا: استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بر روی داده‌های تاریخی و واقعی برای پیش‌بینی دقیق‌تر تقاضای بازار، که مستقیماً بر حجم سفارش بهینه و برنامه‌ریزی تولید تأثیر می‌گذارد.

فاز دوم: توسعه تحلیلات و هوشمندی (تمرکز بر هوش تجاری).

ایجاد داشبوردهای مدیریتی تعاملی[3]: طراحی داشبوردهای سفارشی‌شده برای سطوح مختلف مدیریتی (عملیاتی، تاکتیکی، استراتژیک) که داده‌های خام را به بینش‌های قابل اجرا تبدیل می‌کنند. نمایش شاخص‌های عملکرد کلیدی وابسته به اثر شلاقی مانند نوسان موجودی، نرخ خدمات رسانی و دقت پیش‌بینی.

شبیه‌سازی زنجیره تأمین[4] : استفاده از قابلیت‌های هوش تجاری برای شبیه‌سازی سناریوهای مختلف مانند تغییر ناگهانی قیمت نفت، تحریم جدید، افزایش ناگهانی تقاضا و سنجش تاثیر آن بر اثر شلاقی. این به افزایش قابلیت چابکی و نوآوری در مدیریت کمک می‌کند.

تحلیل پیش‌بینانه برای مدیریت روابط مشتری: مدیران می‌توانند با استفاده از تحلیلات پیش‌بینانه برای شناسایی الگوهای رفتار مشتریان، پیش‌بینی نیازهای آتی و ارائه خدمات شخصی‌سازی‌شده، رفتار مشتریان را بهتر تحلیل کرده و با تحلیل پیش‌بینی‌پذیر، از نوسانات سفارش جلوگیری کنند.

یافته‌های این مطالعه از یک سو با هسته اصلی تئوری اثر شلاقی که در پژوهش‌های بنیادینی چون مطالعات استرمن[5] (۱۹۸۸)، و لی و همکاران(۱۹۹۷)، بر اهمیت تقسیم اطلاعات و هماهنگی تأکید داشتند، همسو است. با این حال، تحقیق حاضر با بسط این چارچوب و تلفیق آن با فناوری‌های روز، گامی فراتر نهاده است.

افزودن بعد فناورانه: در حالی که مطالعات پیشین عمدتاً بر راه‌حل‌های مدیریتی و استراتژیک (مانند برنامه‌ریزی مشترک) تمرکز داشتند، این پژوهش به طور خاص نقش فناوری های نوین داده‌های کلان و هوش تجاری را به عنوان عاملی کلیدی برای تحقق شفافیت و یکپارچگی اطلاعات که از مبانی کاهش اثر شلاقی است مورد تأکید قرار داده است. این امر مکمل ارزشمند برای ادبیات موجود محسوب می‌شود.

بافتار صنعتی خاص: عمده تحقیقات گذشته در زنجیره‌تأمین کالاهای مصرفی با مدل‌های سفارش‌دهی گسسته انجام شده بود. نقطه تمایز و سهم مهم این پژوهش، بررسی اثر شلاقی در صنعت پتروشیمی با ویژگی‌های منحصربه فرد آن (از جمله تأمین از طریق خط لوله با ظرفیت ثابت) است.

1. Data Lakehouse
2. Smart Tracking
3. BI Dashboards
4. Supply Chain Simulation
5. Sterman

نوع داده ها و تحلیل: پژوهش های پیشین داده های محدود و عمدتاً از داده های تاریخی داخلی شرکت (مانند داده های فروش و موجودی) و داده های نقطه ای از شرکای زنجیره تأمین استفاده می کنند. در حالی که این پژوهش از داده های کلان و متنوع استفاده می کند، از جمله داده های سنسورها از خطوط تولید و تدارکات، داده های بازارهای جهانی قیمت نفت، قیمت محصولات، نرخ ارز، داده های رسانه های اجتماعی و اخبار برای تحلیل بازار و داده های تراکنشی بلادرنگ از کل زنجیره تأمین.

اثر شلاقی یک بیماری مزمن اما قابل درمان در زنجیره‌تأمین صنایع پیچیده‌ای مانند پتروشیمی است. این پژوهش به‌طور قاطع نشان می‌دهد که درمان این بیماری، انقلاب دیجیتال از طریق به‌کارگیری هوشمندانه داده‌های کلان و هوش تجاری است. سرمایه‌گذاری بر این فناوری‌ها که در شرایط تحریمی نیز با استفاده از پلتفرم‌های داخلی و راهکارهای بومی قابل پیاده‌سازی است، دیگر یک انتخاب لوکس نیست، بلکه یک ضرورت راهبردی برای کاهش هزینه‌های کلان، افزایش رقابت‌پذیری و تضمین پایداری زنجیره تأمین ایران است. موفقیت در گرو عزم راسخ مدیریت ارشد و تعهد سازمانی، سرمایه‌گذاری بر زیرساخت‌های فناوری و آموزش نیروی انسانی است. این مطالعه به مدیران صنعتی در پذیرش کلان داده و هوش تجاری از طریق شیوه‌های عملی، پایدار و آموزش کمک می‌کند؛ که نقش آموزش برای غلبه بر مقاومت در برابر تغییر و ایجاد اعتماد، حیاتی است [۱۶].

محدودیت‌های پژوهش به شرح زیر است: ۱) جمع‌آوری داده‌ها از طریق سؤالات نیمه ساختاریافته بود. ۲) از آنجایی که این مطالعه بر روی شرکت های پتروشیمی ایرانی انجام شد، یافته های آن را نمی توان فراتر از این زمینه تعمیم داد. دامنه آینده مقاله به شرح زیر خواهد بود: ۱) گسترش حوزه مطالعاتی به سایر صنایع و کشورها: با توجه به محدودیت تعمیم‌پذیری پژوهش به دلیل تمرکز بر صنعت پتروشیمی ایران، انجام مطالعات مشابه در سایر صنایع دارای زنجیره تأمین پیچیده (مانند خودروسازی، داروسازی) و همچنین در سایر کشورهای در حال توسعه پیشنهاد می‌شود. ۲) با استناد به یافته‌های این پژوهش، می‌توان یک چارچوب ارزیابی بلوغ برای سنجش میزان آمادگی شرکت‌های پتروشیمی در به‌کارگیری کلان‌داده و هوش تجاری برای مقابله با اثر شلاقی طراحی و اعتبارسنجی کرد. ۳) استفاده از مدل‌سازی دینامیک سیستم برای شبیه‌سازی روابط علّی پیچیده درون زنجیره تأمین و درک بهتر چگونگی کاهش اثر شلاقی توسط مداخلات کلان‌داده و هوش تجاری در طول زمان. ٤) استفاده از تکنیک‌های مدل‌سازی ترکیبی مانند SEM ANN می تواند برای رسیدگی به روابط غیر خطی و بهبود دقت پیش بینی گنجانیده شود.

تعارض منافع. برای ارائه مطالب و نگارش این مقاله هیچ‌گونه کمک مالی از هیچ فرد، نهاد و سازمانی دریافت نشده است و نتایج و دستاوردهای این مقاله به نفع یا ضرر سازمان یا فردی خاص نخواهد بود. حضور نویسندگان در این پژوهش به عنوان شاهدی بی‌طرف ولی متخصص بوده است و نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافعی ندارند.

منابع

1. Adebanjo, D., Teh, P. L., & Ahmed, P. K. (2018). The impact of supply chain relationships and integration on innovative capabilities and manufacturing performance: the perspective of rapidly developing countries. *International journal of production research, 56(4),* 1708-1721.
2. Al Humdan, E., Shi, Y., Behnia, M., & Najmaei, A. (2020). Supply chain agility: a systematic review of definitions, enablers and performance implications. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 50(2),* 287-312.
3. Ben-Daya, M., Hassini, E., & Bahroun, Z. (2019). Internet of things and supply chain management: a literature review. *International journal of production research, 57(15-16),* 4719-4742.
4. Birkel, H. S., & Hartmann, E. (2020). Internet of Things–the future of managing supply chain risks. *Supply Chain Management: An International Journal, 25(5),* 535-548.
5. Bogale, M., & Desta, E. (2025). Mitigating the Bullwhip Effect Through Sustainable Supply Chain Practices: A Systematic Literature Review. *Ethiopian Journal of Development Research*, *47*(1), 34-56.
6. Bray, R. L., Yao, Y., Duan, Y., & Huo, J. (2019). Ration gaming and the bullwhip effect. *Operations Research, 67(2),* 453-467.

7. Bush, R. P., Ortinau, D. J., Bush, A. J., & Hair Jr, J. F. (1990). Developing A Behavior Based Scale to Assess Retail Salesper. *Journal of Retailing, 66(1),* 119.
8. Cao, Q., Schniederjans, D. G., & Schniederjans, M. (2017). Establishing the use of cloud computing in supply chain management. *Operations Management Research, 10(1),* 47-63.
9. Chan, F., Lee, G. K., Lee, E. J., Kubota, C., & Allen, C. A. (2007). Structural equation modeling in rehabilitation counseling research. *Rehabilitation Counseling Bulletin, 51(1),* 44-57.
10. Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS quarterly,* 1165-1188.
11. Chopra, S., & Meindl, P. (2019). Supply chain management. Strategy, planning & operation. In *Das Summa Summarum des Management: Die 25 wichtigsten Werke für Strategie, Führung und Veränderung,* 265-275.
12. Colicchia, C., Creazza, A., Noè, C., & Strozzi, F. (2019). Information sharing in supply chains: a review of risks and opportunities using the systematic literature network analysis (SLNA). *Supply chain management: an international journal, 24(1),* 5-21.
13. Cukier, K., & Mayer-Schönberger, V. (2021). *Big data: A revolution that will transform how we live, work, and think. HarperAudio.*
14. Curcio, D., & Longo, F. (2009). Inventory and internal logistics management as critical factors affecting the supply chain performances. *International Journal of Simulation and Process Modelling, 5(4),* 278-288.
15. Dai, J., Li, S., & Peng, S. (2017). Analysis on causes and countermeasures of bullwhip effect. In *MATEC web of conferences, 100(1),* 05018-05048.
16. De Jong, B., Gillespie, N., Williamson, I., & Gill, C. (2021). Trust consensus within culturally diverse teams: A multistudy investigation. *Journal of Management, 47(8),* 2135-2168.
17. De Vass, T., Shee, H., & Miah, S. J. (2018). The effect of "Internet of Things" on supply chain integration and performance: An organisational capability perspective. *Australasian Journal of Information Systems, 22.*
18. Dubey, R., Gunasekaran, A., & Childe, S. J. (2019). Big data analytics capability in supply chain agility: the moderating effect of organizational flexibility. *Management decision, 57(8), 2092-2112.*
19. Erevelles, S., Fukawa, N., & Swayne, L. (2016). Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of business research, 69(2),* 897-904.
20. Francis, V. (2008). Supply chain visibility: lost in translation?. *Supply chain management: An international journal, 13(3),* 180-184.
21. Giannakis, M., Spanaki, K., & Dubey, R. (2019). A cloud-based supply chain management system: effects on supply chain responsiveness. *Journal of Enterprise Information Management, 32(4),* 585-607.
22.Gopal, P. R. C., Rana, N. P., Krishna, T. V., & Ramkumar, M. (2024). Impact of big data analytics on supply chain performance: an analysis of influencing factors. *Annals of Operations Research*, *333*(2), 769-797.
23. Gunasekaran, A., Papadopoulos, T., Dubey, R., Wamba, S. F., Childe, S. J., Hazen, B., & Akter, S. (2017). Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance. *Journal of Business Research, 70,* 308-317.
24. Harman, H. H. (1976). *Modern factor analysis*. University of Chicago press.
25. H Davenport, T. (2014). How strategists use "big data" to support internal business decisions, discovery and production. *Strategy & leadership, 42(4),* 45-50.
26. Henseler, J., Dijkstra, T. K., Sarstedt, M., Ringle, C. M., Diamantopoulos, A., Straub, D. W., ... & Calantone, R. J. (2014). Common beliefs and reality about PLS: Comments on Rönkkö and Evermann (2013). *Organizational research methods, 17(2),* 182-209.
27. Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. In *New challenges to international marketing,* 277-319.
28. Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the academy of marketing science, 43(1),* 115-135.
29. Hofmann, E. (2017). Big data and supply chain decisions: the impact of volume, variety and velocity properties on the bullwhip effect. *International Journal of Production Research, 55(17),* 5108-5126.
30. Hoshmandi Maher, M. , Amiri, M. and Olfat, L. (2013). An Integrated Approach for Supplier Selection in a Supply Chain: IT Capabilities Approach. *Journal of Industrial Management Perspective, 2(4),* 91-115. (in persian)
31. Hsu, C. H., Yang, X. H., Zhang, T. Y., Chang, A. Y., & Zheng, Q. W. (2021). Deploying big data enablers to strengthen supply chain agility to mitigate bullwhip effect: An empirical study of China's electronic manufacturers. *Journal of theoretical and applied electronic commerce research, 16(7),* 3375-3405.
32. Hulland, J. (1999). Use of partial least squares (PLS) in strategic management research: A review of four recent studies. *Strategic management journal, 20(2),* 195-204.

33. Inamdar, Z., Raut, R., Narwane, V. S., Gardas, B., Narkhede, B., & Sagnak, M. (2021). A systematic literature review with bibliometric analysis of big data analytics adoption from period 2014 to 2018. *Journal of Enterprise Information Management, 34(1),* 101-139.
34. International Data Corporation (IDC). (2024). Worldwide Quarterly Mobile Phone Tracker [Data set]. *https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=IDC_P33195.*
35. Jafari, T., Zarei, A., Azar, A., & Moghaddam, A. (2023). The impact of business intelligence on supply chain performance with emphasis on integration and agility–a mixed research approach. *International Journal of Productivity and Performance Management, 72(5),* 1445-1478.
36. James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). Linear model selection and regularization. In *An introduction to statistical learning: with applications in R*, 225-288
37. Kalaiarasan, R., Olhager, J., Agrawal, T. K., & Wiktorsson, M. (2022). The ABCDE of supply chain visibility: A systematic literature review and framework. *International Journal of Production Economics, 248.*
38. Kankam, S., Osman, A., Inkoom, J. N., & Fürst, C. (2022). Implications of spatio-temporal land use/cover changes for ecosystem services supply in the coastal landscapes of Southwestern Ghana, *West Africa. Land, 11(9),* 1408.
39. Khan, M. H., Ahmed, S., & Hussain, D. (2019). Analysis of bullwhip effect: a behavioral approach. In *Supply Chain Forum: An International Journal, 20(4),* 310-331.
40. Koot, M., Mes, M. R., & Iacob, M. E. (2021). A systematic literature review of supply chain decision making supported by the Internet of Things and Big Data Analytics. *Computers & industrial engineering, 154,* 107076.
41. Kumar, R. R., & Raj, A. (2025). Big data adoption and performance: mediating mechanisms of innovation, supply chain integration and resilience. *Supply Chain Management: An International Journal*, *30*(1), 67-85.
42. Lee, H. L., Padmanabhan, V., & Whang, S. (1997a). Information distortion in a supply chain: The bullwhip effect. *Management science, 43(4),* 546-558.
43. Lee, H. L., Padmanabhan, V., & Whang, S. (1997b). Information distortion in a supply chain: the bullwhip effect. *Management science*, *43(12),* 1875-1886.
44. Lele, V. P., Kumari, S., & White, G. (2023). Streamlining Production: Using Big-Data's CRM & Supply chain to improve efficiency in high-speed environments. *IJCSPUB-International Journal of Current Scienc (IJCSPUB), 13(2),* 136-146.
45. Liang, T. P., & Liu, Y. H. (2018). Research landscape of business intelligence and big data analytics: A bibliometrics study. *Expert Systems with Applications, 111,* 2-10.
46. Liao, Y., & Li, Y. (2019). Complementarity effect of supply chain competencies on innovation capability. *Business Process Management Journal, 25(6),* 1251-1272.
47. Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung Byers, A. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity.
48. McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. J., & Barton, D. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard business review*, *90(10),* 60-68.
49. Mohaghar, A., Hashemi, P. S. H., & Talaei, H. (2017). Dynamic Modeling of a New Product Supply Chain using System Dynamics Approach, *Journal of Industrial Management Perspective, 6(24),* 9-36 (in persian)
50. Moharana, H. S., Murty, J. S., Senapati, S. K., & Khuntia, K. (2012). Coordination, collaboration and integration for supply chain management. *International Journal of Interscience Management Review*, *2*(2),46-50.
51. Narayanan, V. (2014). Using big-data analytics to manage data deluge and unlock real-time business insights. *The Journal of Equipment Lease Financing, 32*(2), 1.
52. Naoui, F. (2014). Customer service in supply chain management: a case study. *Journal of Enterprise Information Management*, *27(6),* 786-801.
53. Novais, L., Maqueira, J. M., & Ortiz-Bas, Á. (2019). A systematic literature review of cloud computing use in supply chain integration. *Computers & Industrial Engineering*, *129,* 296-314.
54. Nyamukoroso, M. (2022). *How big data characteristics can help the manufacturing industry mitigate the bullwhip effect in their supply chain (Doctoral dissertation).*
55. Ojha, D., Sahin, F., Shockley, J., & Sridharan, S. V. (2019). Is there a performance tradeoff in managing order fulfillment and the bullwhip effect in supply chains? The role of information sharing and information type. *International Journal of Production Economics*, *208,* 529-543.
56. Ponte, B., Framinan, J. M., Cannella, S., & Dominguez, R. (2020). Quantifying the Bullwhip Effect in closed-loop supply chains: The interplay of information transparencies, return rates, and lead times. *International Journal of Production Economics*, *230*, 107798.
57. Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of applied psychology*, *88*(5), 879.

58. Ponte, B., Dominguez, R., Cannella, S., & Framinan, J. M. (2022). The implications of batching in the bullwhip effect and customer service of closed-loop supply chains. *International Journal of Production Economics, 244,* 108379.
59. Pradhan, S. K., & Routroy, S. (2018). Improving supply chain performance by Supplier Development program through enhanced visibility. *Materials Today: Proceedings, 5(2),* 3629-3638.
60. Preacher, K. J., & Hayes, A. F. (2008). Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models. *Behavior research methods*, *40*(3), 879-891.
61. Quinn, K. (2003). Establishing a Culture of Measurement–A Practical Guide to Business Intelligence. *Information Builders*.
62. Ran, W., Wang, Y., Yang, L., & Liu, S. (2020). Coordination mechanism of supply chain considering the bullwhip effect under digital technologies. *Mathematical Problems in Engineering, 2020(1),* 3217927.
63. Raweewan, M., & Ferrell Jr, W. G. (2018). Information sharing in supply chain collaboration. *Computers & Industrial Engineering, 126,* 269-281.
64. Sarkar, M., Dey, B. K., Ganguly, B., Saxena, N., Yadav, D., & Sarkar, B. (2023). The impact of information sharing and bullwhip effects on improving consumer services in dual-channel retailing. *Journal of retailing and consumer services, 73,* 103307.
65. Shekarian, E. (2020). A review of factors affecting closed-loop supply chain models. *Journal of Cleaner Production, 253,* 119823.
66. Somapa, S., Cools, M., & Dullaert, W. (2018). Characterizing supply chain visibility–a literature review. *The International Journal of Logistics Management, 29(1),* 308-339.
67. Steger, M. F. (2006). An illustration of issues in factor extraction and identification of dimensionality in psychological assessment data. *Journal of personality Assessment, 86(3),* 263-272.
68. Tan, K. H., Zhan, Y., Ji, G., Ye, F., & Chang, C. (2015). Harvesting big data to enhance supply chain innovation capabilities: An analytic infrastructure based on deduction graph. *International Journal of Production Economics, 165,* 223-233.
69. Tang, L., Yang, T., Tu, Y., & Ma, Y. (2021). Supply chain information sharing under consideration of bullwhip effect and system robustness. *Flexible Services and Manufacturing Journal, 33(2),* 337-380.
70. Wadhwa, S., Mishra, M., Chan, F. T., & Ducq, Y. (2010). Effects of information transparency and cooperation on supply chain performance: a simulation study. *International Journal of Production Research, 48(1),* 145-166.
71. Wang, C., & Hu, Q. (2020). Knowledge sharing in supply chain networks: Effects of collaborative innovation activities and capability on innovation performance. *Technovation, 94,* 102010.
72. Wang, X., & Disney, S. M. (2016). The bullwhip effect: Progress, trends and directions. *European Journal of Operational Research, 250(3),* 691-701.
73. Wei, H. L., & Wang, E. T. (2010). The strategic value of supply chain visibility: increasing the ability to reconfigure. *European Journal of Information Systems, 19(2),* 238-249.
74. Yin, X., & Tang, W. (2025). The bullwhip effect, market competition and standard deviation ratio in two parallel supply chains. *Computers & Chemical Engineering*, *192*, 108916.
75. Yousefi, R. and Menhaj, M. B. (2011). The Impact of the Bulk Demand Forecasting System on the Whip Effect in the Supply Chain: A Comparative Approach. *Journal of Industrial Management Perspective, 1(3),* 29-41. (in persian)
76. Zhang, Y., Ren, S., Liu, Y., & Si, S. (2017). A big data analytics architecture for cleaner manufacturing and maintenance processes of complex products. *Journal of cleaner production, 142,* 626-641.
77. Zhu, T., Balakrishnan, J., & Da Silveira, G. J. (2020). Bullwhip effect in the oil and gas supply chain: A multiple-case study. *International journal of production economics, 224,* 107548.