



Journal of Operations Management
Vol. 5, No. 19, Autumn 2025

Analyzing the Factors Affecting the Ineffectiveness of Business Intelligence Systems in Manufacturing Industries



<https://sanad.iau.ir/Journal/jom/Article/1231370>

Taher Noohi¹, Houshang Taghizadeh², Ghaffar Tari³

Extended Abstract

Introduction

In today's dynamic environment, manufacturing organizations face increasing pressure to improve productivity and decision-making through data-driven approaches. Business intelligence (BI) systems play a critical role by enabling data integration, advanced analysis, and informed managerial decisions. However, the effectiveness of BI systems is often constrained by technical, organizational, managerial, and cultural challenges. Therefore, identifying the key factors contributing to BI system ineffectiveness is essential for enhancing their value and improving performance in manufacturing industries.

Literature Review

Business intelligence (BI) refers to a set of processes, technologies, tools, and methods used to collect, integrate, analyze, and present information in order to support faster, more accurate, and more effective organizational decision-making. BI systems transform data from multiple and dispersed organizational sources into meaningful analytical reports and visual dashboards, enabling managers to improve performance, increase productivity, and achieve competitive advantage. By creating a centralized data environment, BI facilitates informed and data-driven managerial decisions. Due to the growing importance of BI in enhancing decision-making quality and organizational performance, numerous studies have examined its applications across various contexts. Prior research has explored the role of BI in areas such as management accounting, electronic business decision-making, strategic dashboards, and organizational automation systems, identifying technical,

¹ Ph.D. Student in Industrial Management, System Management, Islamic Azad University, Tabriz Branch

² Department of Management, Ta.C., Islamic Azad University, Tabriz, Iran. Email: Taghizadeh@iau.ac.ir

³ Department of Management, Mara.C., Islamic Azad University, Marand, Iran

organizational, and user-related dimensions as critical elements. Recent international studies have also emphasized the significance of BI knowledge, system design principles, usability, data visualization, and user experience in achieving effective BI outcomes. Through a comprehensive review of the literature, a thorough understanding of business intelligence concepts and related challenges was achieved, leading to the identification of 28 key factors contributing to BI system ineffectiveness, which form the foundation of the study's conceptual model.

Research Methodology

The objective of this study is to identify the principal causes of business intelligence (BI) system ineffectiveness in manufacturing-oriented organizations. Data were collected using a structured survey methodology, and the study adopts a quantitative research design. An exploratory factor analysis (EFA) approach was employed to analyze the data. Initially, a comprehensive and systematic review of the scholarly literature was conducted to identify a broad set of determinants influencing BI system ineffectiveness in organizational contexts. Based on these determinants, a researcher-developed questionnaire was designed.

The statistical population consisted of senior managers, IT managers, and system analysts employed in manufacturing industries, each with a minimum of five years of professional experience. Due to the lack of precise information regarding the population size, it was considered infinite. Using Cochran's formula with a 95% confidence level and a margin of error of 0.09, a sample size of 212 respondents was determined. Convenience sampling was applied. Face validity was used to assess the validity of the questionnaire, which was confirmed by three members of the target population. Reliability was evaluated using the test-retest method, in which the questionnaire was administered twice to 35 respondents over a two-week interval. The Spearman correlation coefficient of 0.878 indicated acceptable reliability.

Following questionnaire distribution and data collection, 216 completed questionnaires were obtained and used as input for the exploratory factor analysis. Based on the results, the final research model was extracted.

Results

After factor extraction, factor naming represents a critical step in the factor analysis process, as it plays a key role in interpreting and understanding the results. Factors are typically labeled based on their factor loadings and the conceptual meaning of the variables with the highest contributions.

Accordingly, each factor is defined and named to reflect the shared conceptual characteristics of its underlying variables and to capture the essence of its latent structure.

Based on content analysis, appropriate labels were assigned to the extracted factors. The first factor comprised eight variables and explained approximately 26% of the total variance; it was labeled *weak organizational culture, user behavior, and analytical literacy*. The second factor also included eight variables and accounted for about 25.6% of the total variance, and was labeled *deficiencies in leadership, governance, and management processes*. The third factor consisted of five variables and explained approximately 16.5% of the total variance, leading to the label *lack of IT infrastructure and technical capabilities*. The fourth factor, containing four variables and accounting for about 13.2% of the total variance, was labeled *inefficiency of key performance indicators*. Finally, the fifth factor included three variables, explained approximately 9.9% of the total variance, and was labeled *misalignment with organizational strategies*.

Discussion and Conclusion

The findings indicate that the ineffectiveness of business intelligence systems in manufacturing organizations is primarily driven by weaknesses in organizational culture, user behavior, and analytical literacy, which reduce user engagement and increase resistance to data-driven practices. In addition, deficiencies in leadership, governance, and managerial processes undermine effective guidance and coordination during BI implementation, while inadequate information technology infrastructure and technical capabilities constrain system performance and limit support for analytical and strategic decision-making. Ineffective definition and use of key performance indicators further diminish the usefulness of BI reports and dashboards, and misalignment between BI initiatives and organizational strategies prevents the full realization of expected business benefits. Overall, these results highlight the critical role of human, managerial, technical, and strategic factors in BI system effectiveness and underscore the need for an integrated and holistic approach to BI implementation in manufacturing environments.

Conflict of Interest

The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.

Keywords: Business Intelligence (BI), Ineffectiveness of BI Systems, Manufacturing Industries, Dashboard, Exploratory Factor Analysis (EFA)





فصلنامه مدیریت عملیات

سال پنجم، شماره ۱۹، پاییز ۱۴۰۴

واکاوی عوامل مؤثر بر عدم اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری در صنایع تولیدی

 <https://sanad.iau.ir/Journal/jom/Article/1231370>

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۰/۲۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۱۴

طاهر نوحی^۱

هوشنگ تقی زاده^۲

غفار تاری^۳

چکیده:

این پژوهش جهت شناسایی و دسته‌بندی علل اصلی عدم اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری در صنایع تولیدی انجام شده است و داده‌های آن از طریق یک روش پیمایش ساختاریافته گردآوری شده است. ماهیت داده‌ها کمی بوده و تحلیل آن‌ها با استفاده از تکنیک تحلیل عاملی اکتشافی انجام گرفته است. با مرور نظام‌مند و گسترده ادبیات علمی، مجموعه‌ای جامع از عوامل عدم اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری در بسترهای سازمانی شناسایی شد. بر اساس عوامل شناسایی شده، پرسش‌نامه‌ای تهیه گردید. جامعه آماری این پژوهش را مدیران ارشد، مدیران فناوری اطلاعات و تحلیل‌گران سیستم با تجربه حرفه‌ای در صنایع تولیدی کشور تشکیل می‌دهد. به دلیل فقدان اطلاعات دقیق از حجم جامعه آماری، این جامعه نامتناهی در نظر گرفته شد. روش نمونه‌گیری نیز از نوع نمونه‌گیری در دسترس بوده است. برای سنجش روایی پرسشنامه از روش روایی صوری و برای اطمینان از پایایی، از روش آزمون مجدد استفاده شده و تجزیه و تحلیل داده‌ها، با تحلیل عاملی اکتشافی انجام شده است. علل شناسایی شده از طریق مرور ادبیات تحقیق، پس از انجام نظرسنجی از اعضای جامعه آماری، آزمون و ارزیابی شدند؛ طبق پژوهش انجام شده ۵ عامل کلیدی عدم اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری عبارتند از: «ضعف فرهنگ سازمانی، رفتار کاربران و سواد تحلیلی»، «نارسایی در رهبری، حاکمیت و فرآیندهای مدیریتی»، «کمبود زیرساخت‌های فناوری اطلاعات و قابلیت‌های فنی»، «ناکارآمدی شاخص‌های کلیدی عملکرد» و «عدم همترازی با استراتژی‌های سازمان».

واژگان کلیدی: هوش تجاری، عدم اثربخشی سیستم هوش تجاری، صنایع تولیدی، داشبورد، تحلیل عاملی اکتشافی

^۱ دانشجوی دکتری گروه مدیریت، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران t.noohi@gmail.com

^۲ استاد گروه مدیریت، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران (نویسنده مسئول) Taghizadeh@iau.ac.ir

^۳ استادیار گروه مدیریت، واحد مرنده، دانشگاه آزاد اسلامی، مرنده، ایران Ghaffartari@iau.ac.ir

۱- مقدمه

در محیط پویای امروز، سازمان‌ها به صورت روزافزون با تحولات فناورانه، دگرگونی‌های گسترده در محصولات و خدمات، و تغییرات پیوسته در نیازها و ترجیحات مشتریان مواجه هستند. این شرایط رقابتی و پرشتاب، سازمان‌ها را ناگزیر ساخته است تا برای بقا و رشد، تصمیم‌گیری‌های خود را بر پایه داده‌های دقیق و تحلیل‌های پیشرفته بنا کنند (اونانیوو، انوزولیکه و شیتو^۱، ۲۰۲۴). صنایع تولیدی نیز از این تحولات مستثنی نبوده و بیش از پیش با چالش‌هایی در زمینه افزایش بهره‌وری و کارایی روبه‌رو شده‌اند. در چنین شرایطی، بهره‌گیری از روش‌های نوین تجزیه و تحلیل داده‌ها به‌ویژه ابزارهای هوش تجاری^۲ (BI)، در حوزه‌هایی نظیر پیش‌بینی تقاضا، برنامه‌ریزی تولید، بازرسی کیفیت، بهینه‌سازی عملکرد ماشین‌آلات، نگهداری پیشگیرانه و پایش مستمر تجهیزات، به ضرورتی انکارناپذیر تبدیل شده است (ولف^۳ و دیگران، ۲۰۱۹). سیستم‌های هوش تجاری با قابلیت جمع‌آوری، یکپارچه‌سازی و تحلیل حجم انبوهی از داده‌های سازمانی، بستر تصمیم‌گیری دقیق‌تر، سریع‌تر و داده‌محور را برای مدیران فراهم می‌سازند (خیمنز و مدینا^۴، ۲۰۲۴) و به همین دلیل به عنوان ابزاری استراتژیک در سازمان‌های پیشرو شناخته می‌شوند. با این حال، اثربخشی این سیستم‌ها همواره تضمین شده نیست و در بسیاری از موارد، چالش‌هایی مانع از دستیابی به نتایج مورد انتظار می‌شوند؛ مسأله‌ای که لزوم شناسایی و تحلیل دقیق این عوامل را بیش از پیش آشکار می‌سازد. (پاخرل و آواشتی، ۲۰۲۱). ناکارآمدی سیستم‌های هوش تجاری می‌تواند ناشی از عوامل متعددی همچون کیفیت پایین داده‌ها، پیاده‌سازی نادرست، ناهماهنگی با نیازهای سازمان، یا موانع فرهنگی و مدیریتی باشد (ویلیمز و شیخ^۵، ۲۰۲۲). از این رو، شناسایی دقیق و مدل‌سازی عوامل اصلی مؤثر بر عدم اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری، نقشی کلیدی در بهبود عملکرد و افزایش ارزش

¹ Ononiwu, Onwuzulike & Shitu

² Business Intelligence

³ Wolf

⁴ Jiménez & Medina

⁵ Williams & Sheikh

افزوده حاصل از به‌کارگیری این سیستم‌ها در سازمان‌ها دارد. بر همین مبنا، هدف اصلی این پژوهش، شناسایی علل محوری ناکارآمدی سیستم‌های هوش تجاری در کسب و کارهای تولیدی و ارائه مدلی است که ضمن تبیین عمیق موانع و چالش‌های موجود، به سازمان‌ها کمک کند با تمرکز هدفمند بر رفع این چالش‌ها، بستر ارتقای اثربخشی این سیستم‌ها را در صنایع تولیدی فراهم آورند.

۲- پیشینه پژوهش

هوش تجاری مجموعه‌ای از فرآیندها، فناوری‌ها، ابزارها و روش‌هاست که برای گردآوری، یکپارچه‌سازی، تحلیل و ارائه اطلاعات استفاده می‌شود تا سازمان‌ها بتوانند تصمیم‌های دقیق‌تر، سریع‌تر و مؤثرتری اتخاذ کنند. به عبارت دیگر، هوش تجاری فرآیندی تکنولوژی محور برای تحلیل داده‌ها و ارائه اطلاعات کاربردی است که به مدیران و تصمیم‌گیرندگان کسب و کارها کمک می‌کند تا تصمیمات بهتری بگیرند؛ این فرآیند شامل تجمیع داده‌ها از منابع مختلف، تحلیل آنها و ارائه نتایج به صورت گزارشات و داشبوردهای بصری است. استفاده از سیستم هوش تجاری باعث بهبود بخشیدن به عملکرد، افزایش بهره‌وری و کسب مزیت رقابتی می‌گردد (نوحی، تقی‌زاده و تار، ۱۴۰۴). به بیان دیگر، هوش تجاری سیستمی است که داده‌های مختلف و پراکنده در سازمان را گردآوری و یکپارچه می‌کند و با ایجاد یک پایگاه داده مرکزی، امکان تولید گزارش‌های تحلیلی دقیق را فراهم می‌سازد تا مدیران بتوانند تصمیم‌گیری‌های آگاهانه‌تری انجام دهند (هاشمی، الوداری، دارایی و رازینی، ۱۳۹۷).

در حوزه هوش تجاری، چارچوب‌های نظری و مدل‌های تحلیلی متعددی از دیدگاه‌های گوناگون نظیر سیستمی، مدیریتی، سازمانی و فناورانه برای تحلیل، طراحی و ارزیابی این مفهوم ارائه شده‌اند. از جمله مهم‌ترین نظریه‌ها و چارچوب‌های مرتبط می‌توان به نظریه سیستم‌های اطلاعاتی (دلون و مک‌لین^۱، ۲۰۰۳)، نظریه قابلیت‌های پویا (تیسه^۲،

^۱ DeLone & McLean

^۲ Teece

۲۰۱۸)، نظریه منبع‌محور (RBV) (مادالا، لی و هلندر^۱، ۲۰۲۴)، نظریه پذیرش فناوری (TAM) (حنفی زاده و بهبودی، ۲۰۲۳)، مدل‌های بلوغ هوش تجاری (حمیدیان و صفری، ۲۰۲۳)، نظریه تصمیم‌گیری مبتنی بر داده (پراوست و پافست^۲، ۲۰۱۳) و نظریه پشتیبانی تصمیم (پاپوویچ^۳ و همکاران، ۲۰۱۲) اشاره کرد.

از منظر توجه محققان دانشگاهی و علاقه‌مندان به پژوهش و با در نظر گرفتن نقش فزاینده هوش تجاری در ارتقای تصمیم‌گیری و بهبود عملکرد سازمانی، تاکنون پژوهش‌های متعددی در این زمینه توسط محققان داخلی و خارجی انجام شده است. در این مقاله، برخی از مطالعات شاخص و مرتبط در این حوزه مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در داخل کشور امین عشایری (۱۴۰۳) تاثیر هوش تجاری در حسابداری مدیریت را مورد ارزیابی قرار داده است؛ در این ارزیابی مولفه‌های مختلفی از جمله توجه به تحقیق و توسعه، هوشمندی کسب و کار، خلاقیت و جذابیت و تسلط مدیران شرکت‌ها بر پیشرفت‌های تکنولوژیک از جمله شاخص‌های اثرگذار بر عملکرد شرکت‌های نوپا که از سیستم‌های هوش تجاری در حسابداری مدیریت استفاده می‌کنند شناسایی شده است. گلستانی‌زاده، اعتباریان، نقش و ابراهیم‌زاده (۱۴۰۲) در پژوهشی به منظور تسهیل در روند تصمیم‌گیری مدیران کسب و کارهای الکترونیکی از جمله شرکت‌های ارائه دهنده خدمات اینترنت به طراحی مدلی پرداخته‌اند؛ مدل ارائه شده این امکان را فراهم می‌کند که شرکت‌ها وضعیت فعلی کسب و کار خود را بسنجند و فاصله خود را با اهداف تعیین شده اندازه‌گیری کنند. نوری، نظافتی و معتدل (۱۴۰۰) داشبوردهای راهبردی مدیریت با رویکرد QFD در شرکت ملی نفت ایران را با بهره‌گیری از روش فراترکیب طراحی نموده‌اند. یافته‌های تحقیق بیانگر آن است که عناصر مورد نیاز در طراحی داشبورد شامل نیازمندیهای مشتریان (خواسته‌ها)، الزامات فنی - مهندسی (مشخصه‌های فنی)، اجزای طراحی، و زیرساخت‌ها می‌باشد. کاویانی‌نیا، تقی‌زاده و حیدری (۱۴۰۳)، به بررسی مدلی

¹ Madhala, Li & Helander

² Provost & Fawcett

³ Popović

برای سنجش داشبورد مدیریتی در سامانه اتوماسیون اداری بانک تجارت پرداختند و با مصاحبه نیمه ساختاریافته با خبرگان، ابعاد اصلی مدل شامل عوامل مشتریان، فنی و سازمانی را شناسایی کردند.

شیاوو^۱ و همکاران (۲۰۲۳) ضمن اشاره به اهمیت دانش BI، هفت زمینه علمی را به عنوان هسته دانش هوش تجاری شناسایی نمودند. این زمینه های علمی شامل تحلیل داده های بزرگ^۲، قابلیت ها و عملکرد سازمانی، مزایای هوش تجاری، اطلاعات و تجزیه تحلیل کسب و کار، ارزش کسب و کار مبتنی بر داده های بزرگ، پذیرش و اندازه گیری فناوری اطلاعات، تحلیل محتوای شبکه های اجتماعی و توسعه هوش تجاری می باشد. مارتینس، مارتینس و براندائو^۳ (۲۰۲۲) در پژوهش خود مجموعه ای از اصول طراحی را جهت توسعه سیستم های هوش تجاری برای حوزه مدیریت کسب و کار ارائه دادند. هدف از این مطالعه راهنمایی و کمک به طراح در فرآیند طراحی داشبورد خود به منظور دستیابی به نتایج کارآمد می باشد. در این مطالعه ضمن بررسی نحوه ایجاد یک رابطه همگرا بین اجزای گرافیکی و عملکردی، توجه به تجسم داده ها، قابلیت استفاده، رابط کاربری^۴ و تجربیات کاربران^۵ و هویت بصری مورد تاکید قرار گرفته است. در مطالعه و بررسی ادبیات تحقیق، به منظور دستیابی به مدل مفهومی تحقیق، ضمن مطالعه منابع و مقالات متعدد و مرتبط با موضوع تحقیق، ۲۸ مورد (مطابق جدول ۱) به عنوان علل عدم اثربخشی سیستم های BI در سازمان ها استخراج شده و شناخت جامعی نسبت به مفاهیم و متغیرهای مرتبط به دست آمده است.

جدول ۱. علل عدم اثربخشی سیستم هوش تجاری در سازمانها

ردیف	شرح علت	منبع
۱	مقاومت سازمانی	Alfariz, M.I. & Malik, M.N. & Lokman, A.M. (2024)

¹ Shiau

² Big Data

³ Martins, Martins & Brandão

⁴ User Interface (UI)

⁵ User Experience (UX)

ردیف	شرح علت	منبع
۲	عدم پشتیبانی از سوی مدیران ارشد	Isik, Ö. & Jones, M.C. & Sidorova, A. (2013)
۳	عدم هم‌ترازی با استراتژی های سازمان	Villamarín García, D.R. & Díaz Pinzón, J. (2024)
۴	نارسایی در نظام راهبری سازمان	Dawson, L. & Van Belle, J.P. (2013)
۵	کیفیت پایین داده‌ها	Rahman, M.A. & Wickramasinghe, N. & Gururajan, R. (2016)
۶	ضعف‌های سیستم‌ها و زیرساخت‌های قدیمی	Nayyar, A. (2023)
۷	کمبود قابلیت‌های فنی	Williams, S. & Williams, N. (2023)
۸	ضعف تجزیه و تحلیل	Hesse, M. & Paetz, C. & Breitner, M.H. (2019)
۹	آموزش ناکافی کاربر	Alfariz, M. I. & Malik, M.N. & Lokman, A.M. (2024)
۱۰	رابط کاربری پیچیده و عدم امکان شخصی‌سازی داشبوردها	Fourati-Jamoussi, F. & Niamba, C. (2016)
۱۱	سواد داده‌ای پایین	Yusof, M.M. & Khodambashi, S. & Mokhtar, A.M. (2020)
۱۲	مشارکت ضعیف کاربران	Williams, S. & Williams, N. (2023)
۱۳	مدیریت ضعیف پروژه	Villamarín García, D.R. & Díaz Pinzón, J. (2024)
۱۴	داشبوردهای پر تراکم و شلوغ	Alfariz, M.I. & Malik, M.N. & Lokman, A. M. (2024)
۱۵	شاخص‌های کلیدی عملکرد نامشخص	Panahi, M. & Safari, H. & Vaezi, R. (2020)
۱۶	اهداف نامشخص پروژه های هوش تجاری	Williams, S. & Williams, N. (2023)
۱۷	محدودیت‌های مالی	Fink, L. & Yogeve, N. & Even, A. (2017)
۱۸	کمبود پرسنل متخصص	Dawson, L. & Van Belle, J.P. (2013)
۱۹	استفاده از هوش تجاری به عنوان بایگانی به جای ابزار فعال	Boynton, A.C. & Zmud, R.W. & Jacobs, G.C. (2015)
۲۰	فقدان فرهنگ داده‌محور	McAfee, A. & Brynjolfsson, E. (2012)
۲۱	عدم تطابق بین ابزارهای هوش تجاری و نیازهای تجاری	Watson, H.J. (2009)
۲۲	عدم پشتیبانی پس از اجرا	Williams, S. & Williams, N. (2007)
۲۳	تعدد گزارش‌ها	Eckerson, W.W. (2007)
۲۴	مشخص نبودن مالک سیستم BI در سازمان	Shollo, A. & Galliers, R.D. (2015)
۲۵	تأکید بیش از حد بر شاخص‌های کلیدی بدون بستر تحلیل	Chaudhuri, S. & Dayal, U. & Narasayya, V. (2011)
۲۶	عدم انعطاف داشبوردها در برابر تغییرات تجاری	Yeoh, W. & Koronios, A. (2010)
۲۷	تضاد منافع بین بخش‌ها	Popovič, A. & Hackney, R. & Coelho, P.S. & Jaklič, J. (2012)

ردیف	شرح علت	منبع
۲۸	فقدان یکپارچگی با ابتکارات تحول دیجیتال	Chen, H. & Chiang, R.H.L. & Storey, V.C. (2012)

۳- روش شناسی تحقیق

هدف پژوهش حاضر شناسایی علل اصلی عدم اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری در سازمان‌های تولیدمحور است. این پژوهش دارای رویکردی کاربردی بوده و داده‌های آن از طریق یک روش پیمایش ساختاریافته گردآوری شده است. ماهیت داده‌ها کمی بوده و تحلیل آن‌ها با استفاده از تکنیک تحلیل عاملی اکتشافی انجام گرفته است. یک مرور نظام‌مند و گسترده بر ادبیات علمی انجام شد تا مجموعه‌ای جامع از عوامل تعیین‌کننده‌ی عدم اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری در بسترهای سازمانی شناسایی شود. بر اساس این عوامل شناسایی‌شده، پرسش‌نامه‌ای تهیه گردید. جامعه آماری شامل مدیران ارشد، مدیران فناوری اطلاعات و تحلیل‌گران سیستم شاغل در صنایع تولیدی کشور با حداقل ۵ سال سابقه کار می‌باشد. همچنین به دلیل عدم اطلاع دقیق از تعداد اعضای جامعه آماری، تعداد آن‌ها نامحدود فرض شده است. حجم نمونه آماری نیز با بهره‌گیری از فرمول کوکران^۱ (در سطح اطمینان ۹۵٪ و خطای تخمین ۰/۰۹) برابر با ۲۱۲ به دست آمده است. روش نمونه‌گیری از نوع نمونه‌گیری در دسترس بوده و از پرسشنامه محقق ساخته که برگرفته از معیارهای جدول (۱) می‌باشد نیز به عنوان ابزار گردآوری استفاده شده است. برای سنجش روایی پرسشنامه از روش روایی صوری استفاده شده که برای این منظور تایید ۳ نفر از اعضای جامعه آماری اخذ شده است. برای اطمینان از پایایی نیز (ضمن بهره‌گیری از روش آزمون مجدد) پرسشنامه در دو نوبت متوالی (با رعایت بازه زمانی دو هفته‌ای) بین ۳۵ نفر از اعضای جامعه آماری توزیع شده و پس از گردآوری داده‌ها ضریب همبستگی اسپیرمن محاسبه شده است. مقدار ضریب همبستگی ۰/۸۷۸ بیانگر پایایی پرسشنامه می‌باشد.

^۱ Cochran

پس از توزیع پرسشنامه‌ها در بین اعضای نمونه آماری و گردآوری آنها، تعداد ۲۱۶ پرسشنامه تکمیل شده توسط پژوهشگران دریافت شده است که به عنوان داده‌های ورودی در تحلیل عاملی اکتشافی مورد استفاده قرار گرفته و بر اساس آن، مدل نهایی تحقیق استخراج شده است.

۴- یافته‌های پژوهش

به منظور کاهش تعداد متغیرها و سازماندهی آنها، از روش تحلیل عاملی اکتشافی استفاده شده است. یکی از کاربردهای اصلی این روش، کاهش ابعاد داده‌ها در پژوهش‌هاست، به ویژه زمانی که تعداد زیاد متغیرها تحلیل نهایی را با چالش مواجه می‌سازد. تحلیل عاملی اکتشافی این امکان را برای پژوهشگر فراهم می‌سازد که مجموعه‌ای بزرگ از متغیرها را به تعداد محدودی عامل معنادار خلاصه و ساده‌سازی کند. از آنجایی که در تحلیل عاملی اکتشافی نیاز به بررسی کفایت داده‌ها می‌باشد، لذا با هدف بررسی کفایت و تناسب نمونه‌گیری برای انجام تحلیل عاملی، داده‌های مربوط به ۲۸ متغیر شناسایی شده در مرحله قبل به عنوان ورودی آزمون KMO^1 مورد استفاده قرار گرفته و نتیجه آزمون معادل $0/920$ بدست آمده است. با توجه به اینکه مقدار KMO بیش از $0/7$ می‌باشد لذا از نظر صاحب نظران کفایت و تناسب نمونه‌گیری مورد تایید می‌باشد. همچنین همان‌طور که در جدول ۲ مشخص است آزمون بارتلت^۲ نیز با توجه به کوچکتر بودن مقدار Sig از $0/05$ کفایت نمونه آماری را تایید می‌نماید.

جدول ۲. آزمون KMO و Bartlett

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy			۰/۹۲۰
Approx. Chi-Square			۹۱۸۸/۵۲۵
Bartlett's Test of Sphericity	Df	۳۷۸	
	Sig	۰/۰۰۰	

¹ Kaiser-Meyer-Olkin

² Bartlett

پس از اطمینان از کفایت حجم نمونه، تحلیل عاملی اکتشافی با استفاده از روش چرخش Varimax انجام شده و نتایج نشان داد که متغیرهای مورد بررسی در چند عامل دسته‌بندی شده‌اند و هر عامل درصد مشخصی از واریانس متغیر پنهان مورد مطالعه را تبیین می‌کند. بر اساس نتایج جدول ۳، تمامی متغیرها در پنج عامل جای گرفتند که عامل اول با ۲۵،۹۶۷ درصد بیشترین سهم و عامل پنجم با ۹،۸۷۷ درصد کمترین سهم از واریانس را به خود اختصاص داده‌اند. در مجموع، این پنج عامل توانسته‌اند ۹۱،۱۴۰ درصد از واریانس کل متغیرهای تحقیق را پوشش دهند، که نشان‌دهنده قدرت تبیین بالای ساختار عاملی استخراج شده است.

جدول ۳. محاسبه واریانس تحت پوشش

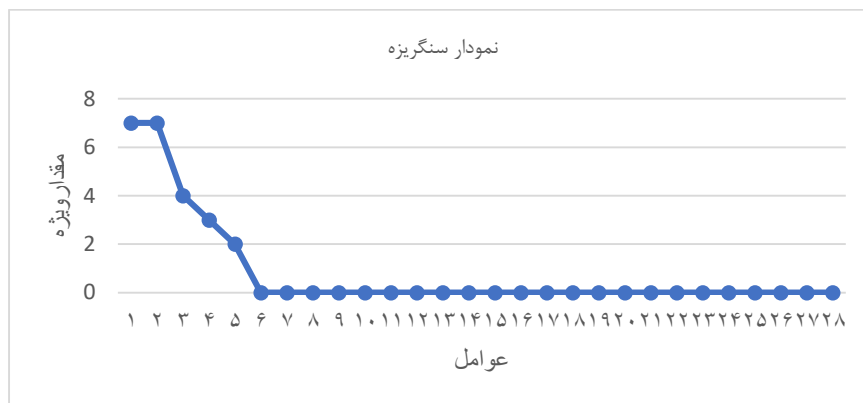
Component	Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %
1	7.271	25.967	25.967
2	7.182	25.648	51.616
3	4.609	16.462	68.078
4	3.692	13.185	81.263
5	2.765	9.877	91.140

علاوه بر اطلاعات مربوط به محاسبه میزان واریانس تحت پوشش در جدول ۳، از نمودار سنگریزه^۱ نیز در تحلیل عاملی برای تعیین تعداد مناسب عوامل استفاده شده است. این نمودار تغییرات مقادیر ویژه را در مقابل تعداد عوامل رسم می‌کند. با حرکت به سمت راست نمودار، مقادیر ویژه کاهش می‌یابند، نقطه‌ای که در آن کاهش شدید در مقادیر ویژه مشاهده می‌شود، به عنوان نقطه زانو^۲ شناخته می‌شود و نشان دهنده تعداد مناسب عوامل است. این روش به پژوهشگران کمک می‌کند تا تعداد عواملی را که بیشترین واریانس را پوشش می‌دهند، شناسایی کنند.

^۱ Scree Plot

^۲ Elbow

با توجه به شکل ۱ مشخص است که انتخاب ۵ عامل - که مقادیر ویژه آنها بیشتر از یک می باشد- در تحلیل علل عدم اثر بخشی سیستم های هوش تجاری کفایت لازم را دارد.



شکل ۱. نمودار مقادیر ویژه عامل ها

به منظور شناسایی متغیرهای زیرمجموعه هر یک از عوامل، از بار عاملی استفاده می شود. بار عاملی معیاری است که ارتباط و تأثیر هر متغیر بر عامل مربوطه را نشان می دهد و به وسیله آن می توان تشخیص داد که هر متغیر تا چه اندازه با عوامل مختلف همبستگی دارد. جدول ۴ مقدار بار عاملی هر یک از متغیرها را در هر یک از عوامل شناسایی شده نشان می دهد. این اطلاعات کمک می کند تا درک دقیقی از ارتباط بین متغیرها و عوامل مورد بررسی حاصل شود. برای تعیین دسته بندی متغیرها و تخصیص هر متغیر به عامل مربوطه، از ماتریس چرخشی عوامل^۱ استفاده می شود. این ماتریس به طور خاص کمک می کند تا متغیرها بر اساس بار عاملی آن ها دسته بندی شوند. در این روش، هر متغیر به عاملی اختصاص می یابد که قدرمطلق بار عاملی آن در مقایسه با بار سایر عوامل، بیشترین مقدار را داشته باشد. به عبارت دیگر، متغیرها به عواملی تخصیص می یابند که بیشترین همبستگی را با آن ها دارند و از این طریق ساختار عوامل و روابط بین آن ها به طور دقیق تر و قابل فهم تری مشخص می شود.

^۱ Rotated Component Matrix

جدول ۳. ماتریس چرخشی عوامل و متغیرها

	Component				
	1	2	3	4	5
R01	0.959	-0.022	0.014	-0.014	0.014
R11	0.958	-0.026	0.015	0.025	0.000
R19	0.957	-0.007	-0.009	0.003	0.033
R12	0.956	-0.007	-0.007	0.039	0.011
R08	0.953	-0.008	0.000	0.000	0.005
R20	0.951	-0.019	0.046	0.022	0.001
R10	0.946	-0.007	0.014	-0.009	-0.003
R09	0.939	-0.020	-0.052	0.018	-0.001
R13	-0.029	0.948	-0.038	0.061	0.002
R04	-0.020	0.947	-0.030	0.028	0.081
R27	-0.015	0.947	-0.050	0.051	0.026
R22	0.039	0.947	0.002	0.034	0.009
R02	-0.006	0.947	-0.073	0.032	0.038
R16	-0.001	0.943	-0.034	0.053	0.016
R17	-0.034	0.942	0.009	0.029	0.079
R24	-0.049	0.942	0.015	0.007	-0.008
R06	0.004	-0.022	0.962	0.035	-0.027
R05	0.017	-0.038	0.960	0.017	-0.043
R07	-0.002	-0.019	0.958	0.033	-0.034
R18	0.030	-0.037	0.952	0.047	-0.025
R28	-0.033	-0.046	0.951	0.041	-0.050
R23	0.001	0.044	0.052	0.960	0.046
R25	-0.015	0.034	0.018	0.958	0.041
R14	0.018	0.081	0.025	0.955	0.066
R15	0.061	0.064	0.069	0.949	0.077
R21	0.020	0.058	-0.023	0.051	0.956
R26	-0.005	0.066	-0.090	0.071	0.953
R03	0.027	0.044	-0.046	0.093	0.951

نهایتاً در جدول ۵ دسته‌بندی متغیرها بر اساس نتایج ماتریس چرخشی عوامل و متغیرها، تشریح شده است:

جدول ۴. دسته‌بندی متغیرها بر اساس ماتریس چرخشی عوامل و متغیرها

شماره دسته	متغیرهای دسته
دسته اول	مقاومت سازمانی (R01)، سواد داده‌ای پایین (R11)، استفاده از هوش تجاری به عنوان بایگانی به جای ابزار فعال و به روز (R19)، مشارکت ضعیف کاربران (R12)، ضعف تجزیه و تحلیل (R08).

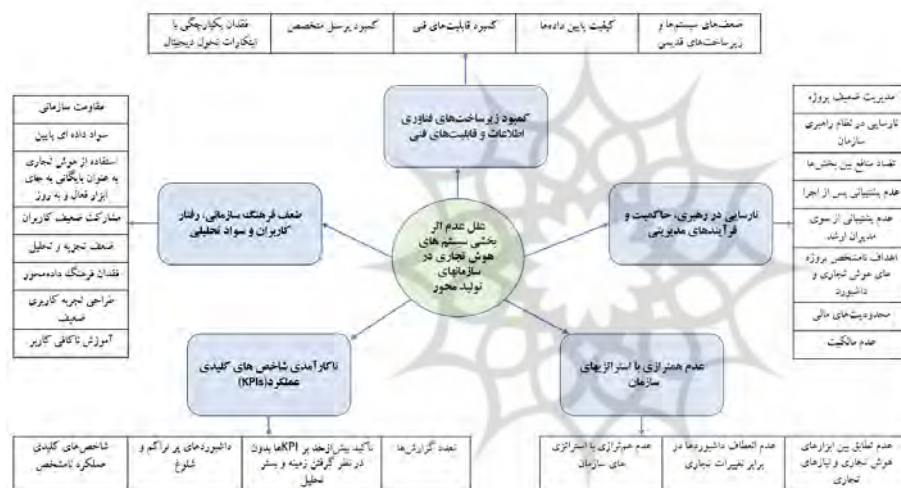
شماره دسته	متغیر های دسته
	فقدان فرهنگ داده‌محور (R20)، رابط کاربری پیچیده و عدم امکان شخصی‌سازی داشبوردها (R10)، آموزش ناکافی کاربر (R09)
دسته دوم	مدیریت ضعیف پروژه (R13)، نارسایی در نظام راهبری سازمان (R04)، تضاد منافع بین بخش‌ها (R27)، عدم پشتیبانی پس از اجرا (R22)، عدم پشتیبانی از سوی مدیران ارشد (R02)، اهداف نامشخص پروژه های هوش تجاری و داشبوردها (R16)، محدودیت‌های مالی (R17)، مشخص نبودن مالک سیستم BI در سازمان (R24)
دسته سوم	ضعف سیستم‌ها و زیرساخت‌های قدیمی (R06)، کیفیت پایین داده‌ها (R05)، کمبود قابلیت‌های فنی (R07)، کمبود پرسنل متخصص (R18)، فقدان یکپارچگی با ابتکارات تحول دیجیتال (R28)
دسته چهارم	تعدد گزارش‌ها (R23)، تأکید بیش‌ازحد بر شاخص‌های کلیدی عملکرد (KPI) بدون در نظر گرفتن زمینه و بستر تحلیل (R25)، داشبوردهای پر تراکم و شلوغ (R14)، شاخص‌های کلیدی عملکرد نامشخص (R15)
دسته پنجم	عدم تطابق بین ابزارهای هوش تجاری و نیازهای تجاری (R21)، عدم انعطاف داشبوردها در برابر تغییرات تجاری (R26)، عدم هم‌ترازی با استراتژی های سازمان (R03)

پس از استخراج عوامل، نام‌گذاری آنها گامی اساسی در فرآیند تحلیل عاملی به‌شمار می‌رود، چراکه نقش مهمی در تفسیر و درک نتایج ایفا می‌کند. این نام‌گذاری معمولاً بر مبنای بارهای عاملی و ماهیت مفهومی متغیرهایی صورت می‌گیرد که در هر عامل بار بالایی دارند. در واقع، هر عامل بر اساس ویژگی مشترک مفهومی یا معنایی متغیرهای مرتبط با آن تعریف و نام‌گذاری می‌شود، به‌گونه‌ای که بتواند به‌خوبی بازتاب‌دهنده جوهره و ساختار درونی عامل باشد (نوحی، تقی‌زاده و تازی، ۱۴۰۴). در ادامه با بررسی محتوایی هریک از عوامل، عنوان متناسب با هر یک از آنها مشخص شده است.

عامل اول شامل ۸ متغیر بوده و حدود ۲۶ درصد از واریانس کل را پوشش می‌دهد. با توجه به مفاهیم متغیرهای تشکیل دهنده، عنوان «ضعف فرهنگ سازمانی، رفتار کاربران و سواد تحلیلی» عنوان مناسب برای این عامل برگزیده شد. عامل دوم نیز شامل ۸ متغیر بوده و حدود ۲۵/۶ درصد از واریانس کل را تشکیل می‌دهد. که عنوان «نارسایی در رهبری، حاکمیت و فرآیندهای مدیریتی» برای این عامل انتخاب گردید. عامل سوم در برگیرنده ۵ متغیر بوده و حدود ۱۶/۵ درصد از واریانس کل را تشکیل می‌دهد که با توجه

به مفاهیم متغیرهای زیر مجموعه، برای این دسته عنوان «کمبود زیرساخت‌های فناوری اطلاعات و قابلیت‌های فنی» برگزیده شد. عامل چهارم شامل ۴ متغیر بوده و حدود ۱۳/۲ درصد از واریانس کل را تشکیل می‌دهد که عنوان «ناکارآمدی شاخص‌های کلیدی عملکرد» برای این عامل انتخاب شد و در نهایت عامل پنجم شامل ۳ متغیر و میزان پوشش حدود ۹/۹ درصد از واریانس کل عنوان «عدم همترازی با استراتژیهای سازمان» را به خود اختصاص داد.

در نهایت، بر مبنای مطالعات انجام شده و یافته‌های تحقیق، عوامل اصلی عدم اثربخشی سیستم هوش تجاری در سازمان‌های تولیدی در حالت شماتیک در شکل (۲) نمایش داده شده است.



شکل ۲. علل اصلی عدم اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری در سازمان‌های تولیدی

۵- بحث و نتیجه‌گیری

هدف اصلی این پژوهش، شناسایی علل اصلی عدم اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری در سازمان‌های تولیدمحور بود. در این راستا، با بهره‌گیری از تحلیل عاملی اکتشافی و پس از

بررسی کفایت نمونه و اعتبار ابزار گردآوری داده‌ها، متغیرهای مؤثر شناسایی و در قالب پنج عامل زیر طبقه‌بندی شدند:

۱. ضعف فرهنگ سازمانی، رفتار کاربران و سواد تحلیلی
۲. نارسایی در رهبری، حاکمیت و فرآیندهای مدیریتی
۳. کمبود زیرساخت‌های فناوری اطلاعات و قابلیت‌های فنی
۴. ناکارآمدی شاخص‌های کلیدی عملکرد (KPIs)
۵. عدم هم‌ترازی با استراتژی‌های سازمان

یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که ضعف فرهنگ سازمانی، رفتار کاربران و سواد تحلیلی به‌عنوان یکی از علل اساسی، اثربخش نبودن سیستم‌های هوش تجاری را تشکیل داده و سبب کاهش تعامل کاربران و مقاومت در برابر تغییرات داده‌محور می‌شود. همچنین، نارسایی در رهبری، حاکمیت و فرآیندهای مدیریتی موجب فقدان راهبری مؤثر و هماهنگی لازم در اجرای پروژه‌های هوش تجاری شده و به‌طور مستقیم بر موفقیت جاری سازی این سیستم‌ها تأثیر منفی خواهد داشت. از سوی دیگر، کمبود در زیرساخت‌های فناوری اطلاعات و قابلیت‌های فنی به‌عنوان عاملی محدودکننده، عملکرد و بهره‌وری سیستم‌های هوش تجاری را تحت‌الشعاع قرار می‌دهد. این مسئله به ویژه در توانایی سازمان برای تحلیل داده‌ها و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های استراتژیک تأثیرگذار است. علاوه بر این، ناکارآمدی شاخص‌های کلیدی عملکرد (KPIs) تعریف شده در سازمان موجب می‌شود که گزارش‌ها و داشبوردهای ارائه‌شده کارایی لازم را نداشته و نتوانند به درستی از نیازهای سازمانی پشتیبانی کنند، که این امر تصمیم‌گیری‌های مدیریتی را با چالش مواجه می‌سازد. در نهایت، عدم هم‌راستایی با استراتژی‌های سازمان به‌عنوان یکی از عوامل کلیدی، مانع از تحقق کامل اهداف کسب‌وکار و بهره‌مندی مطلوب از هوش تجاری می‌گردد. بطور کلی، چالش‌های مرتبط با عوامل انسانی و فرهنگی، به‌همراه ضعف در هم‌راستایی راهبردی و کاستی‌های زیرساختی، نقش تعیین‌کننده‌ای در کاهش اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری ایفا می‌کنند. از این‌رو، موفقیت در پیاده‌سازی و

بهره‌برداری از این سیستم‌ها مستلزم رویکردی جامع و میان‌رشته‌ای است که ابعاد فنی، مدیریتی، فرهنگی و راهبردی سازمان را به‌صورت هم‌زمان در نظر گیرد.

در همین راستا، نتایج این پژوهش می‌تواند به‌عنوان مبنایی علمی برای بازنگری در سیاست‌ها و رویکردهای طراحی و استقرار سیستم‌های هوش تجاری در صنایع تولیدی مورد استفاده قرار گیرد و راهنمایی عملی برای مدیران و تصمیم‌گیران در جهت ارتقای اثربخشی این سیستم‌ها فراهم آورد.

در مقایسه عوامل استخراج شده با پژوهش‌های پیشین می‌توان به تفکیک در مورد هر عامل به موارد زیر اشاره نمود. در خصوص عامل «ضعف فرهنگ سازمانی، رفتار کاربران و سواد تحلیلی» (ایشیک، جونز و سیدوروا^۱، ۲۰۱۳؛ یوو و پاپوویچ^۲، ۲۰۱۶) نیز بر اهمیت آمادگی فرهنگی و سطح مهارت کاربران تاکید کرده و خاطرنشان می‌کنند که مقاومت در برابر تغییر، ضعف در سواد داده‌ای و نبود فرهنگ داده‌محور از موانع جدی در اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری هستند. در خصوص عامل «نارسایی در رهبری، حاکمیت و فرآیندهای مدیریتی» مطابق با یافته‌های (اولژاک و زیمبا^۳، ۲۰۱۲) نبود راهبری مناسب، مدیریت پروژه ضعیف، و عدم مشارکت مدیران ارشد از دلایل اصلی شکست BI در سازمان‌ها عنوان شده‌اند. در خصوص عامل «کمبود زیرساختهای فناوری اطلاعات و قابلیت‌های فنی» در مطالعه (البشیر، کویلر و ساتن^۴، ۲۰۱۱) به کیفیت پایین داده، یکپارچه نبودن سیستم‌ها، و کمبود نیروی انسانی متخصص فنی از چالش‌های عمده فنی در پیاده‌سازی BI اشاره شده است. اگرچه در بسیاری از مطالعات مانند پژوهش (راما کریشان، جونز و سیدوروا^۵، ۲۰۱۶)، استفاده از شاخص‌های کلیدی عملکرد به‌عنوان ابزار موفقیت BI مطرح شده‌اند اما پژوهش اخیر نشان می‌دهد انتخاب نادرست یا استفاده

¹ Isik, Jones & Sidorova

² Yeoh & Popovič

³ Olszak & Ziemba

⁴ Elbashir, Collier & Sutton

⁵ Ramakrishnan, Jones & Sidorova

افراطی از KPIها، باعث سردرگمی شده و منجر به کاهش اثربخشی سیستم‌های هوش تجاری می‌گردد. در مطالعه (پاخزل و آواشتی، ۲۰۲۱) نیز تاکید شده است که یکی از اصلی‌ترین دلایل شکست پروژه‌های BI، عدم هم‌راستایی با اهداف و استراتژی‌های کلان سازمان است.

با وجود تلاش فراوان در طراحی و اجرای این پژوهش، برخی محدودیت‌ها وجود داشته که باید در تفسیر و تعمیم نتایج مورد توجه قرار گیرند:

- **دامنه کسب‌وکار:** جامعه آماری این پژوهش را مدیران و کارشناسان صنایع تولیدی کشور تشکیل داده‌اند. ویژگی‌های خاص این صنایع می‌تواند تعمیم نتایج به سایر حوزه‌های کسب‌وکار، از جمله خدمات، بازرگانی، کسب‌وکارهای اینترنتی یا فناوری‌محور را با محدودیت روبه‌رو سازد. از این‌رو، توصیه می‌شود پژوهش‌های مشابه در سایر بخش‌های اقتصادی انجام شده و نتایج به منظور شناسایی شباهت‌ها و تفاوت‌ها مورد مقایسه قرار گیرند.
- **اتکا به ادراک پاسخ‌دهندگان:** داده‌های این پژوهش بر اساس دیدگاه‌ها و برداشت‌های پاسخ‌دهندگان به پرسشنامه گردآوری شده است. این امر می‌تواند تحت تأثیر سوگیری‌های فردی یا سازمانی قرار گیرد و بر دقت نتایج اثر بگذارد.
- **عوامل محیطی خارج از کنترل:** شرایط فناورانه و سطح بلوغ دیجیتال سازمان‌ها در زمان انجام پژوهش، عواملی خارج از کنترل پژوهشگران بوده و ممکن است بر یافته‌ها تأثیرگذار باشند. در تحقیقات آتی، توصیه می‌شود سطح بلوغ دیجیتال به‌عنوان یک متغیر اثرگذار در تحلیل نتایج در نظر گرفته شود تا دقت یافته‌ها افزایش یابد.

فهرست منابع
رتال جامع علوم انسانی و مطالعات فرهنگی

Alfariz, M.M. & Malik, A.M.A. & Lokman, A.M. (2024). Why Does It Fail? A Systematic Review of End-Usersâ€™ Challenges in Business Intelligence. *International Journal of Research and Innovation in*

Social Science. 8(11), 304-315.
<https://dx.doi.org/10.47772/IJRIS.2024.8110025>

Al-Okaily, A. & Teoh, A.P. & Al-Okaily, M. (2023). Evaluation of data analytics-oriented business intelligence technology effectiveness: an enterprise-level analysis. *Business Process Management Journal*. 29(3), 777-800. DOI:[10.1108/BPMJ-10-2022-0546](https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2022-0546)

AminAshaeri, A. (2024). The impact of business intelligence systems on management accounting systems. *Journal of New Research Approaches in Management and Accounting*. 8(28)2059-2074. (In Persian)

Boynton, A.C. & Zmud, R.W. & Jacobs, G.C. (2015). The influence of IT on strategic decision making. *Sloan Management Review*. 56(1), 29-38.

Chaudhuri, S. & Dayal, U. & Narasayya, V. (2011). An overview of business intelligence technology. *Communications of the ACM*. 54(8), 88-98.

Chen, H. & Chiang, R.H.L. & Storey, V.C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165-1188.

Dawson, L. & Van-Belle, J.P. (2013). Critical success factors for business intelligence in the South African financial services sector. *SA Journal of Information Management*. 15(1).

DeLone, W.H. & McLean, E.R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*. 19(4), 9-30.

Dynkin, A.A. & Milovidov, V.D. (2023). The Science of Foresight: How to Succeed in Strategic Forecasting and Planning. *Studies on Russian economic development*. 34(3), 285-296

Eckerson, W.W. (2007). Performance dashboards: Measuring, monitoring, and managing your business. John Wiley & Sons.

Elbashir, M.Z. & Collier, P.A. & Sutton, S.G. (2011). The role of organizational absorptive capacity in strategic use of business intelligence to support integrated management control systems. *The Accounting Review*. 86(1), 155-184.

Fink, L. & Yogev, N. & Even, A. (2017). Business intelligence and organizational learning: An empirical investigation of value creation processes. *Information & Management*. 54(1), 38–56.

Fourati-Jamoussi, F. & Niamba, C. (2016). Success factors for business intelligence systems using ERP: An empirical validation. *Procedia Computer Science*. 100, 725-729.

Golestanizadeh, M. & Etebarian, A. & Naghsh, A. & Ebrahimzadeh, R. (2023). Presentation of the Model for Measuring the Maturity Level of Business Intelligence in Electronic Business (Case Study: Internet Service Provider Companies), *Industrial Management Studies*. 21(68), 233-279. (In Persian)

Hamidian, A. & Safari, H. (2023). Business Intelligence Maturity Model for Manufacturing SMEs: A Hybrid Approach. *Journal of Enterprise Information Management*. 36(5), 1023–1045.

Hanafizadeh, P. & Behboudi, M. (2023). Revisiting technology acceptance model (TAM) in the context of AI-based systems: A meta-analysis approach. *Information Systems Frontiers*, 25, 755–774.

Hesse, M. & Paetz, C. & Breitner, M.H. (2019). Business intelligence in smart factories: Towards real-time performance monitoring. *Procedia CIRP*. 81, 575–580.

Isik, Ö. & Jones, M.C. & Sidorova, A. (2013). Business intelligence success: The roles of BI capabilities and decision environments. *Information & Management*. 50(1), 13-23.

Jiménez-Partearroyo, M. & Medina-López, A. (2024). Leveraging Business Intelligence Systems for Enhanced Corporate Competitiveness: Strategy and Evolution. *Systems*. 12(3), 94.

Kvianinia, F. & Taghizadeh H. & Heydari, A. (2023). Designing the development model of the management dashboard in the administrative automation system of Tejarat Bank, *Economics and Islamic Banking*. 12(44), 463-485.

LaBonte, T.J. (2023). Building a new performance vision. Association for Talent Development.

Madhala, P. & Li, H. & Helander, N. (2024). Developing data analytics capabilities: integrating the information systems success model and the

resource-based view. *Industrial Management & Data Systems*. 124(7), 2364-2387.

Martins, N. & Martins, S. & Brandão, D. (2022). Design Principles in the Development of Dashboards for Business Management. In: Raposo, D. & Neves, J. & Silva, J. (eds) *Perspectives on Design II. Springer Series in Design and Innovation*, vol 16. Springer, Cham.

McAfee, A. & Brynjolfsson, E. (2012). Big data: The management revolution. *Harvard Business Review*. 90(10), 60-68.

Nayyar, A. (2023). Modern BI implementation challenges in traditional industries. *Journal of Enterprise Information Management*. 36(4), 871-893.

Noohi, T. & Taghizadeh, H. & Tari, G. (2025). Development Model of Business Intelligence Systems Based on Strategic Goals and Organizational Processes. *Decision Science and Intelligent Systems*. 2(2), 1-24.

Noohi, T. & Taghizadeh, H. & Tari, Gh. (2025). The Evaluation Model of Organizational Strategic Goals for Implementing Business Intelligence Systems. *Journal of Entrepreneurship and Innovation Research*. 4(1), 1-13.

Nouri R, & Nezafati, N. & Motadel, M. (2021). Design of strategic management dashboards with QFD approach, Case study of the National Iranian Oil Company. *Strategic studies in the oil and energy industry* 2021; 13 (49) :1-19(In Persian) <http://iieshrm.ir/article-1-1229-fa.html>

Olszak, C.M. & Ziemba, E. (2012). Critical success factors for implementing Business Intelligence systems in small and medium enterprises on the example of upper Silesia, Poland. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*. 7, 129–150.

Ononiwu, M.I. & Onwuzulike, O.C. & Shitu, K. (2024). The role of digital business transformation in enhancing organizational agility. *World Journal of Advanced Research and Reviews*. 23(3), 285–308.

Panahi, M. & Safari, H. & Vaezi, R. (2020). Understanding resistance in business intelligence systems adoption: A stakeholder-based view. *International Journal of Information Management*. 54, 102140.

Pokhrel, J. & Awasthi, A. (2021). Effectiveness of dashboard and intervention design. In *Visualizations and Dashboards for Learning Analytics* (pp. 93-116). Cham: Springer International Publishing.

Popovič, A. & Hackney, R. & Coelho, P.S. & Jaklič, J. (2012). Towards business intelligence systems success: Effects of maturity and culture on analytical decision making. *Decision Support Systems*. 54(1), 729–739.

Provost, F. & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big Data*. 1(1), 51–59.

Rahman, M.A. & Wickramasinghe, N. & Gururajan, R. (2016). Data quality in business intelligence: *Problems and proposals*. In *27th Australasian Conference on Information Systems*.

Ramakrishnan, T. & Jones, M.C. & Sidorova, A. (2016). Factors influencing business intelligence (BI) data collection strategies: An empirical investigation. *Decision Support Systems*. 89, 9–24.

Shiau, W.L. & Chen, H. & Wang, Z. & Dwivedi, Y.K. (2023). Exploring core knowledge in business intelligence research. *Internet Research*. 33(3), 1179-1201.

Shollo, A. & Galliers, R.D. (2015). Towards an understanding of the role of business intelligence systems in organizational knowing. *Information Systems Journal*. 26(4), 339–367.

Teece, D.J. (2018). Business models and dynamic capabilities. *Long Range Planning*. 51(1), 40–49.

Terpstra, M. & Verbeeten, F.H. (2014). Customer satisfaction: Cost driver or value driver? Empirical evidence from the financial services industry. *European Management Journal*, 32(3), 499-508.

Villamarín-García, D.R. & Díaz-Pinzón, J. (2024). Critical factors for the failure of BI projects: A systematic literature review. *Journal of Systems and Software*.

Watson, H.J. (2009). Tutorial: Business intelligence—past, present, and future. *Communications of the Association for Information Systems*. 25(1), 39.

Williams, S. & Williams, N. (2007). The profit impact of business intelligence. Morgan Kaufmann.

Williams, S. & Williams, N. (2023). Business Intelligence Strategy: A Practical Guide for Managers. *Morgan Kaufmann*.

Williams, T. & Sheikh, A. (2022). Why does it fail? A systematic review of end-users' challenges in Business Intelligence. *International Journal of Research and Innovation in Social Science (IJRISS)*. 6(11), 305–313. <https://doi.org/10.47772/IJRISS.2022.61135>

Wolf, H. & Lorenz, R. & Kraus, M. & Feuerriegel, S. & Netland, T.H. (2019). Bringing advanced analytics to manufacturing: a systematic mapping. In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems* (pp. 333-340). Cham: Springer International Publishing.

Yeoh, W. & Koronios, A. (2010). Critical success factors for business intelligence systems. *Journal of Computer Information Systems*. 50(3), 23–32.

Yeoh, W. & Popovič, A. (2016). Extending the understanding of critical success factors for implementing business intelligence systems. *Journal of the Association for Information Science and Technology*. 67(1), 134–147.

Yiu, L.D. & Yeung, A.C. & Jong, A.P. (2020). Business intelligence systems and operational capability: an empirical analysis of high-tech sectors. *Industrial Management & Data Systems*. 120(6), 1195-1215.

Yusof, M.M. & Khodambashi, S. & Mokhtar, A.M. (2020). Digital literacy and the adoption of business intelligence tools. *Journal of Systems and Information Technology*. 22(1), 78-96.

Analyzing the Factors Affecting the Ineffectiveness of Business Intelligence Systems in Manufacturing Industries

Taher Noohi¹

Houshang Taghizadeh²

Ghaffar Tari³

Abstract:

This study was conducted to identify and categorize the factors contributing to the ineffectiveness of Business Intelligence (BI) systems in manufacturing industries. This study utilizes quantitative data collected through a structured survey and analyzed using exploratory factor analysis (EFA). A systematic literature review was conducted to identify key determinants of business intelligence system ineffectiveness, which informed the development of the questionnaire. The research population encompasses senior executives, information technology managers, and system analysts possessing substantive professional experience within the national manufacturing sector. Owing to the absence of precise information regarding the population size, it was treated as infinite for the purposes of statistical analysis. Convenience sampling was used, with face validity applied to assess the questionnaire's validity and the test-retest method employed to ensure reliability. Data analysis was carried out using exploratory factor analysis (EFA). The identified causes were evaluated via a survey and classified into five main categories. According to the conducted research, five key factors contributing to the ineffectiveness of Business Intelligence (BI) systems are: (1) weak organizational culture, user behavior, and analytical literacy; (2) deficiencies in leadership, governance, and management processes; (3) lack of IT infrastructure and technical capabilities; (4) inefficiency of key performance indicators; and (5) misalignment with organizational strategies.

Keywords: Business Intelligence (BI), Ineffectiveness of BI Systems, Manufacturing Industries, Dashboard, Exploratory Factor Analysis (EFA)

¹ Ph.D. Student in Industrial Management, System Management, Islamic Azad University, Tabriz Branch.

² Department of Management, Ta.C., Islamic Azad University, Tabriz, Iran. Taghizadeh@iau.ac.ir

³ Department of Management, Mara.C., Islamic Azad University, Marand, Iran.