

Factors Affecting the Maturity of Intelligent Knowledge Management Based on Predictive Analytics in a Social Insurance Organization

1. Mehdi Samavati[✉]: Department of Information Technology Management, Qa.C., Islamic Azad University, Qazvin, Iran

2. Mohammad Reza Sanae^{✉*}: Department of Information Technology Management, Qa.C., Islamic Azad University, Qazvin, Iran

3. Danial Saber Samie[✉]: Department of Public Administration, Qa.C., Islamic Azad University, Qazvin, Iran

*Corresponding Author's Email Address: MR.Sanaei@iau.ac.ir

Abstract:

This study aimed to identify the factors affecting intelligent knowledge management maturity based on predictive analytics and to develop and validate a model for measuring and predicting maturity in the Social Insurance Fund for Farmers, Villagers, and Nomads. This applied and developmental study employed a sequential exploratory mixed-methods design. In the qualitative phase, a meta-synthesis of previous studies was conducted using the seven-stage Sandelowski and Barroso framework, followed by semi-structured interviews with experts. Qualitative data were analyzed through open, axial, and selective coding. In the quantitative phase, the extracted components were screened using fuzzy Delphi with 15 experts and weighted through the Best-Worst Method. The final questionnaire was administered to 120 managers and senior experts, and a weighted aggregate maturity score was calculated. XGBoost and Random Forest algorithms were used to predict maturity, and Monte Carlo simulation with 10,000 iterations was applied for future scenario analysis. Five dimensions were identified: strategic context and intelligent leadership, technology maturity and data integration, analytical maturity and predictability, human capital and knowledge-oriented culture, and performance evaluation and risk management. Analytical maturity and predictability received the highest weight (0.310). The overall maturity score was 2.636, indicating an intermediate maturity level, whereas analytical maturity had a mean score of 1.90 and remained at the aware level. XGBoost outperformed Random Forest, with RMSE=0.15, MAE=0.12, and $R^2=0.86$. Monte Carlo simulation indicated that a 30% increase in analytical investment would raise the probability of reaching the advanced maturity level by 1407 to 82%. Intelligent knowledge management maturity in a social insurance organization depends on the integrated development of strategic leadership, data infrastructure, analytical capabilities, human capital, and performance evaluation, with predictive analytics and data integration representing the most critical levers for maturity advancement.

Keywords: Intelligent Knowledge Management, Knowledge Management Maturity, Predictive Analytics, Machine Learning, Fuzzy Delphi, Best-Worst Method, Social Insurance

How to Cite: Samavati, M., Sanae, M. R., & Saber Samie, D. (2026). Factors Affecting the Maturity of Intelligent Knowledge Management Based on Predictive Analytics in a Social Insurance Organization. *Management, Education and Development in Digital Age*, 3(2), 1-25.



عوامل مؤثر بر بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین در یک سازمان بیمه‌گر اجتماعی

۱. مهدی سماواتی^{ID}: گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

۲. محمدرضا ثنائی^{ID*}: گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

۳. دانیال صابر سمیعی^{ID}: گروه مدیریت دولتی، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

*پست الکترونیک نویسنده مسئول: MR.Sanaei@iau.ac.ir

چکیده

هدف این پژوهش شناسایی عوامل مؤثر بر بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین و طراحی و اعتبارسنجی مدلی برای سنجش و پیش‌بینی سطح بلوغ در صندوق بیمه اجتماعی کشاورزان، روستائیان و عشایر بود. این پژوهش از نظر هدف کاربردی و توسعه‌ای و از نظر روش، آمیخته اکتشافی متوالی بود. در بخش کیفی، ابتدا فراترکیب مطالعات پیشین بر اساس الگوی هفت‌مرحله‌ای ساندلوسکی و باروسو انجام شد و سپس یافته‌ها با استفاده از مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان تکمیل گردید. داده‌های کیفی با کدگذاری باز، محوری و انتخابی تحلیل شدند. در بخش کمی، مؤلفه‌های استخراج‌شده با دلفی فازی و مشارکت ۱۵ خبره پالایش شدند و سپس با روش بهترین-بدترین وزن‌دهی شدند. پرسشنامه نهایی در میان ۱۲۰ مدیر و کارشناس ارشد صندوق توزیع و شاخص ترکیبی بلوغ محاسبه شد. همچنین، برای پیش‌بینی سطح بلوغ از الگوریتم‌های XGBoost و Random Forest و برای سناریوسازی آینده از شبیه‌سازی مونت کارلو با ۱۰,۰۰۰ تکرار استفاده شد. پنج بعد اصلی شامل بستر راهبردی و رهبری هوشمند، بلوغ فناوری و یکپارچگی داده، بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری، سرمایه انسانی و فرهنگ دانش‌محور و ارزیابی عملکرد و مدیریت ریسک شناسایی شدند. بیشترین وزن مربوط به بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری بود (۰.۳۱۰). شاخص کلی بلوغ برابر با ۲.۶۳۶ به دست آمد که بیانگر سطح میانی بلوغ بود، درحالی‌که بعد تحلیلی با میانگین ۱.۹۰ در سطح آگاهانه قرار داشت. XGBoost با $RMSE=0.155$ ، $MAE=0.12$ و $R^2=0.86$ عملکرد بهتری نسبت به Random Forest نشان داد. همچنین، شبیه‌سازی مونت کارلو نشان داد افزایش ۳۰ درصدی سرمایه‌گذاری تحلیلی، احتمال دستیابی به سطح پیشرفته بلوغ تا سال ۱۴۰۷ را به ۸۲ درصد افزایش می‌دهد. بلوغ مدیریت دانش هوشمند در سازمان بیمه‌گر اجتماعی حاصل تعامل هم‌زمان رهبری راهبردی، زیرساخت یکپارچه داده، قابلیت‌های تحلیلی، سرمایه انسانی و نظام ارزیابی عملکرد است و تقویت تحلیل‌های پیش‌بین و یکپارچگی داده می‌تواند مهم‌ترین مسیر ارتقای بلوغ سازمان باشد.

کلیدواژه‌گان: مدیریت دانش هوشمند، بلوغ مدیریت دانش، تحلیل‌های پیش‌بین، یادگیری ماشین، دلفی فازی، روش بهترین-بدترین، بیمه اجتماعی

نحوه استناددهی: سماواتی، مهدی، ثنائی، محمدرضا، و صابر سمیعی، دانیال. (۱۴۰۵). عوامل مؤثر بر بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین در یک سازمان بیمه‌گر اجتماعی. مدیریت، آموزش و توسعه در عصر دیجیتال، ۳(۲)، ۱-۲۵.



مقدمه

در محیط رقابتی و داده‌محور امروز، دانش به یکی از اساسی‌ترین منابع راهبردی سازمان‌ها تبدیل شده است و توانایی ایجاد، کسب، ذخیره‌سازی، تسهیم، به‌کارگیری و بازآفرینی دانش، نقش تعیین‌کننده‌ای در پایداری، نوآوری و کیفیت تصمیم‌گیری سازمانی ایفا می‌کند. در این میان، مدیریت دانش دیگر صرفاً به نگهداری اسناد، ایجاد مخازن اطلاعاتی یا انتقال تجربیات کارکنان محدود نیست، بلکه به‌تدریج به یک نظام هوشمند و پویا برای پشتیبانی از تصمیمات، یادگیری سازمانی و پیش‌بینی تحولات آینده تبدیل شده است. پیوند مدیریت دانش با فناوری‌های هوشمند، سازمان‌ها را قادر می‌سازد داده‌های پراکنده و دانش ضمنی و صریح را به بینش‌های قابل استفاده برای تصمیم‌گیری تبدیل کنند. از این منظر، مدیریت دانش زمانی می‌تواند مزیت واقعی ایجاد کند که نه تنها فرآیندهای دانشی را سامان دهد، بلکه بتواند از منابع هوشمند، ابزارهای تحلیلی و سازوکارهای پردازش اطلاعات برای تولید دانش جدید و هدایت رفتار سازمانی استفاده کند. اهمیت منابع هوشمند در مدیریت دانش از مدت‌ها پیش مورد توجه قرار گرفته و تأکید شده است که ترکیب سرمایه دانشی با ظرفیت‌های هوشمند می‌تواند سازمان را از مدیریت منفعل اطلاعات به سوی بهره‌برداری فعال و راهبردی از دانش سوق دهد (Carneiro, 2010). در همین راستا، توسعه ابزارها و زیرساخت‌های مدیریت دانش نیز زمینه‌ای برای حرکت از مدیریت سنتی دانش به سوی الگوهای یکپارچه‌تر و فناورانه‌تر فراهم کرده است (Rezazadeh Mehri Zadeh & et al., 2010).

مدیریت دانش در سطح سازمانی مجموعه‌ای از فرآیندهای به‌هم‌پیوسته است که از طریق آنها دانش شناسایی، تولید، کسب، سازمان‌دهی، تسهیم و استفاده می‌شود و این فرآیندها مستقیماً بر ظرفیت نوآوری سازمان اثر می‌گذارند. مرورهای نظام‌مند نشان داده‌اند که کیفیت فرآیندهای مدیریت دانش با توان سازمان برای حمایت از نوآوری، حل مسئله و انطباق با تغییرات محیطی ارتباط نزدیکی دارد (Areed et al., 2021). همچنین مدیریت دانش در خلأ عمل نمی‌کند، بلکه با فرآیندهای کسب‌وکار، ساختار سازمانی و نظام تصمیم‌گیری درهم‌تنیده است؛ به‌گونه‌ای که یکپارچه‌سازی مدیریت دانش با مدیریت فرآیندهای کسب‌وکار می‌تواند جریان دانش را در طول فعالیت‌های سازمانی تقویت و زمینه استفاده مؤثرتر از دانش را فراهم کند (Zeinali, 2016). از سوی دیگر، اشتراک دانش یکی از حلقه‌های اصلی این نظام است و در سازمان‌های پروژه‌محور و پیچیده، کیفیت سازوکارهای اشتراک دانش می‌تواند تعیین کند که آیا تجربه‌های حاصل از فعالیت‌ها به سرمایه سازمانی تبدیل می‌شوند یا در سطح فردی باقی می‌مانند. طراحی مدل‌های ساختاریافته برای اشتراک دانش نشان داده است که انتقال مؤثر تجربه، اعتماد، تعامل و سازوکارهای مناسب سازمانی از عناصر ضروری برای بهره‌برداری از دانش هستند (Kharashadizadeh et al., 2018).

با گسترش فناوری‌های دیجیتال، مفهوم مدیریت دانش نیز وارد مرحله‌ای جدید شده است. سازمان‌های معاصر با حجم عظیمی از داده‌های ساختاریافته و بدون ساختار مواجه‌اند و سرعت تولید داده به اندازه‌ای افزایش یافته است که روش‌های سنتی مدیریت دانش دیگر برای استخراج ارزش از این منابع کافی نیستند. فناوری‌های هوشمند، یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی، سیستم‌های توصیه‌گر، عامل‌های هوشمند و ابزارهای تحلیل پیشرفته، امکانات جدیدی برای شناسایی الگوها، استخراج دانش پنهان و تسهیل دسترسی به دانش مناسب در زمان مناسب ایجاد کرده‌اند. به همین دلیل، فناوری‌های هوشمند به تدریج به جزء جدایی‌ناپذیر مدیریت دانش مدرن تبدیل شده‌اند و می‌توانند فرآیندهای جستجو، طبقه‌بندی، بازیابی و استفاده از دانش را خودکار و تطبیقی کنند (Lyapina et al., 2021). حتی در حوزه آینده‌نگاری فناوری نیز استفاده از مدیریت دانش هوشمند موجب شده است روش‌های شناسایی فناوری‌های نوظهور از اتکای صرف بر قضاوت انسانی فاصله گرفته و به سمت ترکیب داده‌کاوی، تحلیل اطلاعات و استنتاج هوشمند حرکت کنند (Zhang & Huang, 2020). این تحول نشان می‌دهد که مدیریت دانش هوشمند صرفاً یک نسخه دیجیتالی از مدیریت دانش سنتی نیست، بلکه پارادایمی است که قابلیت‌های شناختی و تحلیلی فناوری را در چرخه دانش سازمانی وارد می‌کند.

یکی از مهم‌ترین فناوری‌هایی که این تحول را تسریع کرده، هوش مصنوعی است. هوش مصنوعی قادر است فرآیندهای مدیریت دانش را از طریق استخراج خودکار دانش، تحلیل حجم بالای داده‌ها، تشخیص روابط پنهان، تولید توصیه‌های تصمیم‌یار و یادگیری از نتایج تصمیمات تقویت کند. مطالعات جدید نشان می‌دهند که کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت دانش با فرصت‌هایی مانند افزایش سرعت پردازش، شخصی‌سازی دسترسی به دانش و ارتقای توانایی تصمیم‌گیری همراه است، اما در عین حال با چالش‌هایی نظیر

کیفیت داده، مقاومت کارکنان، نبود مهارت‌های تخصصی، مسائل اخلاقی، اعتماد به سیستم‌های هوشمند و دشواری یکپارچه‌سازی فناوری مواجه می‌شود (Rezaei, 2025). دیدگاه کاربران و اعضای سازمان نیز در موفقیت این فناوری‌ها اهمیت دارد؛ زیرا ادراک افراد از سودمندی، قابلیت اعتماد و تناسب هوش مصنوعی با وظایف دانشی می‌تواند میزان پذیرش و بهره‌برداری از آن را تعیین کند (Husayn, 2025). همچنین مرور مطالعات مربوط به هوش مصنوعی، یادگیری سازمانی و مدیریت دانش شناختی نشان می‌دهد که هوش مصنوعی می‌تواند فراتر از خودکارسازی، در توسعه حافظه سازمانی، یادگیری جمعی و شکل‌دهی دانش شناختی نیز نقش آفرین باشد (Hosseinzadeh & Cheraghi, 2025).

اثر هوش مصنوعی بر سازمان به مدیریت دانش محدود نمی‌شود، بلکه می‌تواند در سطح گسترده‌تری به تحول سازمانی منجر شود. این تحول زمانی تقویت می‌شود که فناوری هوشمند با خلاقیت فردی، نوآوری سازمانی و سازوکارهای مدیریت دانش پیوند برقرار کند. در چنین شرایطی، مدیریت دانش به واسطه‌ای تبدیل می‌شود که امکان تبدیل ظرفیت فناوریانه به تغییر واقعی در فرآیندها و ساختارهای سازمانی را فراهم می‌سازد (Taheri Lari et al., 2025). از سوی دیگر، قابلیت‌های پویا و توان سازمان برای بازیگراندازی منابع نیز نقش مهمی در توسعه نوآوری دیجیتال دارند؛ زیرا سازمانی که از ظرفیت تشخیص فرصت، جذب دانش جدید و بازطراحی منابع برخوردار نباشد، حتی در صورت دسترسی به فناوری پیشرفته نیز نمی‌تواند به سطح بالایی از نوآوری دیجیتال برسد (Nikmanesh & Ehsanbakhsh, 2024). بنابراین، بلوغ مدیریت دانش هوشمند باید نه به‌عنوان وضعیت یک سامانه فناوری، بلکه به‌عنوان سطح تکامل هماهنگ قابلیت‌های فناوریانه، دانشی، انسانی و مدیریتی سازمان در نظر گرفته شود.

در این میان، رهبری نیز نقشی بنیادین دارد. مدیریت دانش و یادگیری سازمانی زمانی اثربخش‌تر می‌شوند که رهبران بتوانند محیطی مبتنی بر اعتماد، یادگیری، اشتراک دانش و استفاده هوشمندانه از اطلاعات ایجاد کنند. مطالعات مربوط به رابطه مدیریت دانش، رهبری هوشمند و یادگیری سازمانی نشان داده‌اند که رهبری هوشمند می‌تواند به‌عنوان یکی از عوامل تسهیل‌کننده تبدیل دانش به یادگیری و اقدام سازمانی عمل کند (Shafiei & Fazlollahi Qomshaei, 2019). یافته‌های مشابه نیز بر ارتباط میان مدیریت دانش، رهبری هوشمند و ظرفیت یادگیری سازمانی تأکید کرده‌اند (Shafiei & Fazlollahi Ghomshi, 2019). از این منظر، بلوغ مدیریت دانش هوشمند بدون حمایت مدیریت ارشد، جهت‌گیری راهبردی، فرهنگ داده‌محور و ایجاد انگیزه در کارکنان قابل دستیابی نیست. وجود فناوری‌های هوشمند زمانی ارزش ایجاد می‌کند که رهبران بتوانند استفاده از آنها را در اهداف سازمانی ادغام کنند و تصمیم‌گیری مبتنی بر داده و دانش را به بخشی از روال سازمان تبدیل سازند.

یکی دیگر از ابعاد مهم در این تحول، امکان سنجش میزان استقرار و بلوغ مدیریت دانش است. سازمان‌ها ممکن است ابزارهای فناوری متعددی در اختیار داشته باشند، اما صرف وجود فناوری به معنای بلوغ نیست. بلوغ بیانگر سطحی از تکامل است که در آن فرآیندها، منابع انسانی، زیرساخت‌ها، فرهنگ و نظام تصمیم‌گیری به شکلی منسجم و پایدار در خدمت مدیریت دانش قرار گرفته‌اند. بررسی امکان سنجش استقرار مدیریت دانش در سازمان‌های مبتنی بر فناوری هوشمند نشان داده است که باید میان وجود ابزارهای فناوری و میزان نهادینه‌شدن واقعی مدیریت دانش تمایز قائل شد (Shabani et al., 2022). از این رو، رویکرد بلوغ می‌تواند وضعیت سازمان را از مراحل ابتدایی و پراکنده تا سطوح یکپارچه، هوشمند و خودبه‌خوددهنده توصیف کند و مشخص سازد سازمان برای رسیدن به سطح بعدی باید بر کدام شکاف‌ها تمرکز کند.

در کنار سنجش بلوغ، مسئله ارزیابی دقیق مؤلفه‌های دانشی نیز اهمیت دارد. در محیط‌هایی که قضاوت‌های انسانی، عدم قطعیت و تعدد معیارها وجود دارد، روش‌های فازی می‌توانند ارزیابی واقع‌بینانه‌تری ارائه دهند. برای نمونه، ارزیابی شایستگی مدیریت دانش مشتری با استفاده از رویکرد AHP و ارزیابی جامع فازی نشان داده است که ترکیب معیارهای مختلف و تبدیل ارزیابی‌های کیفی به مقادیر کمی می‌تواند تصویری دقیق‌تر از وضعیت قابلیت‌های دانشی ایجاد کند (Chen et al., 2021). این موضوع برای سازمان‌های بیمه‌گر اهمیت بیشتری دارد، زیرا دانش مشتری، اطلاعات سوابق بیمه‌ای، رفتار بیمه‌شدگان، الگوهای خسارت و داده‌های عملیاتی از منابع اصلی تصمیم‌گیری هستند و سنجش بلوغ مدیریت این منابع می‌تواند به بهبود عملکرد سازمانی منجر شود.

بالین حال، مرحله پیشرفته‌تر بلوغ زمانی شکل می‌گیرد که سازمان از تحلیل توصیفی و تشخیصی عبور کرده و به تحلیل پیش‌بین دست یابد. تحلیل پیش‌بین با استفاده از داده‌های تاریخی، الگوریتم‌های آماری و یادگیری ماشین تلاش می‌کند احتمال رخداد‌های آینده را برآورد کند. ترکیب کلان‌داده و مدیریت دانش می‌تواند توان سازمان را برای پیش‌بینی هوشمند ریسک به‌طور محسوسی افزایش دهد و داده خام را به دانش قابل اقدام تبدیل کند (Cheng & Tian, 2026). این ظرفیت در سازمان‌های بیمه‌گر اجتماعی

اهمیت ویژه‌ای دارد؛ زیرا تصمیم‌های آنها با پیش‌بینی ریسک، رفتار بیمه‌شدگان، حجم مطالبات، پایداری منابع، تغییرات جمعیتی و نیازهای گروه‌های هدف ارتباط مستقیم دارد. در چنین سازمان‌هایی، تحلیل پیش‌بین نه صرفاً یک ابزار فناوری، بلکه بخشی از معماری مدیریت دانش است که می‌تواند دانش گذشته را به تصمیم آینده‌نگر تبدیل کند.

تحول مشابهی در خدمات مالی و بانکداری نیز مشاهده شده است. استفاده از دستیاران هوشمند شخصی در مدیریت دانش نشان داده است که سامانه‌های هوشمند می‌توانند جستجوی دانش، تحلیل اطلاعات، تعامل با منابع دانشی و پشتیبانی از تصمیم را به شکل قابل توجهی شخصی‌سازی و تسریع کنند (Vedapradha et al., 2024). این یافته برای صنعت بیمه نیز قابل توجه است، زیرا کارشناسان و مدیران بیمه به حجم بالایی از اطلاعات مقرراتی، سابقه مشتریان، داده‌های ریسک و دانش تخصصی نیاز دارند. استفاده از معماری‌های هوشمند می‌تواند این منابع را به‌صورت هدفمند در اختیار تصمیم‌گیرنده قرار دهد و حتی بر اساس الگوهای گذشته، نیاز اطلاعاتی آینده او را پیش‌بینی کند. بنابراین، بلوغ مدیریت دانش هوشمند باید قابلیت تبدیل دانش انباشته به توصیه و پیش‌بینی را نیز در بر گیرد.

کاربرد هوش مصنوعی در حوزه قضاوت حرفه‌ای نیز شواهدی از اهمیت قابلیت‌های تحلیلی ارائه می‌کند. مطالعات انجام‌شده درباره نقش مؤلفه‌های هوش مصنوعی، از جمله هوشمندی، طراحی و انتخاب، در قضاوت حسابرسان نشان می‌دهند که فناوری هوشمند می‌تواند کیفیت و ساختار تصمیمات حرفه‌ای را متأثر سازد (Sehat Barmacheh et al., 2025). توسعه مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای قضاوت حساسی نیز بیانگر آن است که ترکیب داده، الگوریتم و دانش حرفه‌ای می‌تواند به مدل‌های تصمیم‌یار منسجم‌تر منجر شود (Sehat Barmacheh et al., 2026). این مسئله برای سازمان بیمه‌گر اجتماعی نیز اهمیت دارد، زیرا بخش مهمی از فعالیت آن به کنترل، ارزیابی ریسک، حساسی، تشخیص انحراف و تصمیم‌گیری درباره منابع و تعهدات مربوط است. از این رو، سطح بلوغ مدیریت دانش هوشمند می‌تواند مستقیماً بر کیفیت این تصمیمات اثرگذار باشد.

از سوی دیگر، صرف توسعه فناوری‌های هوشمند تضمینی برای موفقیت نیست. بلوغ باید نشان‌دهنده آن باشد که سازمان تا چه حد توانسته است بین داده، فناوری، فرآیند، منابع انسانی، فرهنگ و راهبرد هماهنگی ایجاد کند. در سازمان‌هایی که داده‌ها پراکنده، سامانه‌ها جزیره‌ای، کارکنان فاقد سواد تحلیلی و مدیریت فاقد نقشه راه مشخص است، استفاده از هوش مصنوعی ممکن است به پروژه‌هایی مقطعی و فاقد اثر سازمانی پایدار محدود شود. به همین دلیل، شناخت عوامل مؤثر بر بلوغ باید پیش از طراحی هرگونه سامانه پیش‌بین انجام گیرد. این عوامل باید هم ابعاد فناورانه، مانند کیفیت داده و یکپارچگی سامانه‌ها، و هم ابعاد انسانی، نظیر دانش تحلیلی، انگیزش و فرهنگ اشتراک دانش، و هم عوامل مدیریتی و راهبردی مانند حمایت مدیریت ارشد، حاکمیت داده و تخصیص منابع را در بر گیرند.

این مسئله در سازمان‌های بیمه‌گر اجتماعی پیچیده‌تر است. چنین سازمان‌هایی علاوه بر الزامات مالی و بیمه‌ای، دارای مأموریت اجتماعی هستند و باید خدمات خود را برای گروه‌های جمعیتی متنوع و گاه پراکنده جغرافیایی ارائه کنند. صندوق بیمه اجتماعی کشاورزان، روستائیان و عشایر با حجم قابل توجهی از اطلاعات بیمه‌ای، جمعیت‌شناختی، مالی و عملیاتی روبه‌رو است و تصمیمات آن می‌تواند بر پوشش بیمه‌ای، تخصیص منابع، استمرار عضویت، مدیریت ریسک و عدالت اجتماعی تأثیرگذار باشد. در چنین بستری، دستیابی به بلوغ مدیریت دانش هوشمند مستلزم آن است که دانش سازمانی از سطح گزارش‌گیری و ثبت اطلاعات فراتر رود و به قابلیت برای شناسایی الگو، هشداردهی، پیش‌بینی و تصمیم‌سازی تبدیل شود.

افزون بر این، ادبیات موجود نشان می‌دهد که هنوز فاصله قابل توجهی میان پژوهش‌های مدیریت دانش، مدل‌های بلوغ، هوش مصنوعی و تحلیل‌های پیش‌بین وجود دارد. بخشی از مطالعات بر فرآیندهای دانش و نوآوری تمرکز کرده‌اند (Areed et al., 2021)، بخشی بر فناوری‌های هوشمند و آینده‌نگاری دانشی (Zhang & Huang, 2020)، گروهی بر تحول سازمانی و نوآوری دیجیتال (Nikmanesh & Ehsanbakhsh, 2024; Taheri Lari et al., 2025) و برخی نیز بر چالش‌های پیاده‌سازی هوش مصنوعی در مدیریت دانش متمرکز بوده‌اند (Rezaei, 2025). با این حال، ترکیب این حوزه‌ها در قالب یک مدل بلوغ که بتواند علاوه بر تشخیص وضعیت موجود، سطح آینده بلوغ را نیز پیش‌بینی و سناریوهای ارتقا را شبیه‌سازی کند، کمتر مورد توجه قرار گرفته است. این شکاف به‌ویژه در زمینه سازمان‌های بیمه‌گر اجتماعی آشکارتر است.

بر همین اساس، مفهوم «بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین» می‌تواند به‌عنوان رویکردی توسعه‌یافته مطرح شود که در آن بلوغ نه فقط با میزان استقرار فرآیندهای مدیریت دانش، بلکه با ظرفیت سازمان برای استفاده از داده، هوش مصنوعی و الگوریتم‌های پیش‌بین در تولید و کاربرد دانش سنجیده می‌شود. در چنین مدلی، یک

سازمان بالغ باید بتواند دانش را به‌طور نظام‌مند گردآوری و تسهیم کند، داده‌های خود را یکپارچه و باکیفیت نگه دارد، کارکنان دارای مهارت‌های دانشی و تحلیلی داشته باشد، از رهبری و حاکمیت مناسب برخوردار باشد، مدل‌های پیش‌بینی معتبر توسعه دهد و خروجی این مدل‌ها را در تصمیمات واقعی خود به کار گیرد. همچنین، ارزیابی بلوغ باید پویا باشد؛ به این معنا که بتواند آثار تغییر در بودجه، فناوری، منابع انسانی یا کیفیت داده را بر سطح آتی بلوغ برآورد کند و برای مدیریت سناریوهای توسعه‌ای فراهم سازد.

در نهایت، ضرورت پژوهش حاضر از نیاز به عبور از مدل‌های ایستا و توصیفی بلوغ به سوی مدلی هوشمند، داده‌محور و آینده‌نگر ناشی می‌شود؛ مدلی که علاوه بر شناسایی ابعاد و سنجش وضعیت موجود، قادر باشد با اتکا به تحلیل‌های پیش‌بین و یادگیری ماشین مسیر تکامل سازمان را برآورد کند و اثر مداخلات مدیریتی و فناوریانه را پیش از اجرا مورد سنجش قرار دهد. چنین رویکردی می‌تواند ابزار تصمیم‌سازی مؤثری برای مدیران سازمان بیمه‌گر اجتماعی فراهم آورد و به آنها کمک کند منابع محدود را در مؤلفه‌هایی سرمایه‌گذاری کنند که بیشترین اثر را بر ارتقای بلوغ، کاهش ریسک و بهبود عملکرد دارند.

بنابراین، هدف پژوهش حاضر شناسایی عوامل مؤثر بر بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین و طراحی و اعتبارسنجی مدلی برای سنجش و پیش‌بینی سطح این بلوغ در صندوق بیمه اجتماعی کشاورزان، روستائیان و عشایر بود.

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی و توسعه‌ای و از نظر رویکرد روش‌شناختی، پژوهشی آمیخته با طرح اکتشافی متوالی بود که با هدف شناسایی، پالایش، وزن‌دهی و اعتبارسنجی عوامل مؤثر بر بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین در یک سازمان بیمه‌گر اجتماعی انجام شد. منطق اصلی طرح پژوهش بر این اساس استوار بود که مفهوم بلوغ مدیریت دانش هوشمند، ماهیتی چندبعدی داشته و صرفاً از طریق سنجش متغیرهای از پیش تعیین‌شده قابل تبیین نیست؛ ازاین‌رو، در مرحله نخست، عوامل و مؤلفه‌های مرتبط از شواهد علمی موجود و دیدگاه خبرگان استخراج شد و در مرحله بعد، این عوامل با استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، سنجش فازی و الگوریتم‌های پیش‌بینی مورد ارزیابی کمی قرار گرفتند. بخش کیفی پژوهش در دو گام مکمل شامل فراترکیب مطالعات پیشین و تحلیل محتوای مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته انجام شد. در گام فراترکیب، از چارچوب هفت‌مرحله‌ای ساندلوسکی و باروسو استفاده شد که شامل تنظیم سؤال پژوهش، مرور نظام‌مند منابع، جستجو و انتخاب مطالعات مناسب، استخراج اطلاعات، تجزیه و تحلیل و ترکیب یافته‌های کیفی، کنترل کیفیت و ارائه یافته‌های تلفیقی بود. جامعه مورد مطالعه در این مرحله شامل مطالعات علمی فارسی و انگلیسی مرتبط با مدیریت دانش، مدیریت دانش هوشمند، بلوغ مدیریت دانش، هوش مصنوعی، تحلیل‌های پیش‌بین، تحول دیجیتال، قابلیت‌های داده‌محور و کاربرد فناوری‌های هوشمند در سازمان‌ها و به‌ویژه سازمان‌های بیمه‌ای و تأمین اجتماعی بود. انتخاب مطالعات به‌صورت هدفمند و مبتنی بر معیارهای ورود و خروج انجام شد و فرآیند جستجو و غربالگری تا دستیابی به کفایت مفهومی و پوشش مناسب ادبیات مرتبط ادامه یافت.

در ادامه و به‌منظور تکمیل، بومی‌سازی و اعتباربخشی به یافته‌های حاصل از فراترکیب، مصاحبه‌های عمیق و نیمه‌ساختاریافته با خبرگان دانشگاهی و حرفه‌ای انجام شد. مشارکت‌کنندگان این مرحله از میان اعضای هیئت علمی، پژوهشگران، مدیران، کارشناسان ارشد و متخصصانی انتخاب شدند که دارای تجربه و دانش تخصصی در حداقل یکی از حوزه‌های مدیریت دانش، هوش مصنوعی، تحلیل داده، تحلیل‌های پیش‌بین، تحول دیجیتال، مدیریت فناوری اطلاعات، بیمه‌های اجتماعی یا سیاست‌گذاری و مدیریت سازمان‌های بیمه‌گر اجتماعی بودند. نمونه‌گیری در این مرحله به‌صورت هدفمند آغاز و سپس با روش گلوله‌برفی ادامه یافت؛ به این صورت که پس از شناسایی خبرگان اولیه و انجام مصاحبه، از آنان خواسته شد سایر افراد واجد تجربه و دانش تخصصی مرتبط را معرفی کنند. تعیین حجم نمونه بر اساس منطق اشباع نظری انجام شد و مصاحبه‌ها تا زمانی ادامه یافت که تحلیل مصاحبه‌های جدید به تولید کد، مفهوم یا مقوله substantively جدید منجر نشد و داده‌های جدید عمدتاً تکرارکننده مفاهیم پیشین بودند. در فرآیند نمونه‌گیری تلاش شد تنوع کافی از نظر تخصص دانشگاهی و حرفه‌ای، سابقه مدیریتی، تجربه فعالیت در سازمان‌های بیمه‌ای و آشنایی با سیستم‌های هوشمند و داده‌محور فراهم شود تا مدل استخراج‌شده محدود به دیدگاه یک گروه تخصصی خاص نباشد.

بخش کمی پژوهش پس از نهایی شدن ساختار اولیه عوامل و مؤلفه‌ها آغاز شد و در چند گام متوالی اجرا گردید. در مرحله نخست کمی، برای غربالگری و پالایش مؤلفه‌های استخراج‌شده از تکنیک دلفی فازی استفاده شد. جامعه خبرگان این مرحله را متخصصان مدیریت دانش، سامانه‌های اطلاعاتی، هوش مصنوعی، تحلیل‌های پیش‌بین، تحول دیجیتال و مدیران یا کارشناسان باتجربه در صندوق بیمه اجتماعی کشاورزان، روستائیان و عشایر تشکیل دادند. تعداد خبرگان بر اساس کفایت روش دلفی فازی و دستیابی به تنوع تخصصی مناسب تعیین شد و حدود ۱۵ تا ۲۰ نفر در این مرحله مشارکت داشتند. پس از پالایش عوامل، وزن و اهمیت نسبی ابعاد و شاخص‌ها با استفاده از روش بهترین-بدترین تعیین شد. در مرحله وضعیت‌سنجی، جامعه آماری شامل مدیران، رؤسای واحدها، کارشناسان ارشد و کارکنان متخصص مرتبط با مدیریت دانش، فناوری اطلاعات، برنامه‌ریزی، تحلیل داده، امور بیمه‌ای و سامانه‌های دیجیتال در صندوق بیمه اجتماعی کشاورزان، روستائیان و عشایر بود. داده‌های این بخش علاوه بر تعیین وضعیت موجود بلوغ مدیریت دانش هوشمند، به‌عنوان بخشی از ورودی مدل پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفت. در بخش تحلیل پیش‌بین، واحد تحلیل می‌توانست شامل شعب، واحدهای سازمانی، حوزه‌های عملیاتی یا مقاطع زمانی مختلف باشد و علاوه بر نمرات ابعاد بلوغ، داده‌های زمینه‌ای و عملیاتی سازمان نیز به مدل افزوده شد. این داده‌ها شامل متغیرهایی نظیر میزان استفاده از سامانه‌های دیجیتال، حجم و کیفیت داده‌های سازمانی، سطح یکپارچگی سامانه‌ها، تعداد بیمه‌شدگان، حجم عملیات، میزان آموزش کارکنان، دسترسی به زیرساخت‌های تحلیلی، قابلیت‌های منابع انسانی و سایر شاخص‌های سازمانی مرتبط با بلوغ مدیریت دانش هوشمند بود.

در مرحله فراترکیب، ابزار اصلی گردآوری داده‌ها فرم استخراج اطلاعات مطالعات بود که بر اساس سؤال اصلی پژوهش و زیرسؤال‌های مرتبط با عوامل مؤثر بر بلوغ مدیریت دانش هوشمند طراحی شد. جستجوی مطالعات با استفاده از ترکیبی از کلیدواژه‌های فارسی و انگلیسی مرتبط با مفاهیمی مانند Knowledge Management Maturity, Digital, Machine Learning, Artificial Intelligence, Predictive Analytics, Intelligent Knowledge Management, Social Insurance و Organizational Intelligence, Data-Driven Organization, Knowledge-Based Systems, Transformation انجام شد. منابع علمی از پایگاه‌های معتبر داخلی و بین‌المللی جستجو شدند و مطالعات بازبایی‌شده طی چند مرحله از نظر عنوان، چکیده، متن کامل، ارتباط موضوعی، کیفیت روش‌شناختی و قابلیت استخراج یافته‌های مرتبط مورد ارزیابی قرار گرفتند. برای ارزیابی کیفیت مطالعات کیفی منتخب از معیارهای برنامه مهارت‌های ارزیابی نقادانه یا معیارهای مشابه ارزیابی کیفیت پژوهش‌های کیفی استفاده شد. اطلاعات استخراج‌شده از هر مطالعه شامل مشخصات کتاب‌شناختی، هدف پژوهش، زمینه مطالعه، روش‌شناسی، عوامل شناسایی‌شده، مفاهیم کلیدی، روابط گزارش‌شده و یافته‌های مرتبط با بلوغ مدیریت دانش، قابلیت‌های هوشمند، زیرساخت‌های تحلیلی و تحلیل‌های پیش‌بین بود.

در مرحله مصاحبه، ابزار گردآوری داده‌ها پروتکل مصاحبه نیمه‌ساختاریافته بود. سؤالات اصلی مصاحبه بر مبنای نتایج فراترکیب و چارچوب مفهومی اولیه طراحی شد و بر موضوعاتی مانند عوامل سازمانی، فناوریانه، انسانی، دانشی، مدیریتی، فرهنگی، ساختاری و تحلیلی مؤثر بر بلوغ مدیریت دانش هوشمند، الزامات استفاده از تحلیل‌های پیش‌بین، موانع استقرار سیستم‌های هوشمند مدیریت دانش، معیارهای تشخیص سطوح بلوغ و الزامات ویژه سازمان‌های بیمه‌گر اجتماعی تمرکز داشت. ساختار نیمه‌ساختاریافته مصاحبه به پژوهشگر اجازه داد ضمن طرح سؤالات مشترک از تمامی مشارکت‌کنندگان، متناسب با پاسخ هر مصاحبه‌شونده، پرسش‌های تکمیلی و کاوشگرانه نیز مطرح کند. مصاحبه‌ها با رضایت مشارکت‌کنندگان ثبت، سپس به‌صورت کامل پیاده‌سازی و برای تحلیل آماده شدند. به‌منظور افزایش اعتبار داده‌های کیفی، از بازبینی مستمر کدها، مقایسه نتایج مصاحبه‌ها با یافته‌های فراترکیب، مرور هم‌تای پژوهشی و در موارد لازم بازبینی برداشت پژوهشگر توسط تعدادی از مشارکت‌کنندگان استفاده شد.

در بخش دلفی فازی، ابزار گردآوری داده‌ها پرسشنامه‌ای مبتنی بر مؤلفه‌های استخراج‌شده از بخش کیفی بود. خبرگان میزان اهمیت و تناسب هر عامل را با استفاده از طیف‌های زبانی فازی ارزیابی کردند و پاسخ‌های زبانی به اعداد فازی مثلثی تبدیل شد. میانگین فازی نظرات خبرگان برای هر مؤلفه محاسبه و پس از فازی‌زدایی، عواملی که امتیاز آن‌ها کمتر از آستانه پذیرش تعیین‌شده، معادل ۰.۷۰، بود حذف یا برای بازنگری در دور بعد در نظر گرفته شدند. همچنین میزان اختلاف دیدگاه خبرگان میان دورهای متوالی بررسی شد و زمانی که تغییر میانگین دیدگاه‌ها به حد ناچیزی رسید، اجماع حاصل‌شده تلقی گردید. برای بررسی روایی محتوایی گویه‌های ابزار وضعیت‌سنج نیز از نسبت روایی محتوا و شاخص روایی محتوا استفاده شد تا ضرورت، تناسب، وضوح و مرتبط‌بودن گویه‌ها از دیدگاه خبرگان تأیید شود.

برای وزن‌دهی ابعاد و مؤلفه‌ها، پرسشنامه مقایسات زوجی روش بهترین-بدترین مورد استفاده قرار گرفت. در این ابزار، خبرگان ابتدا مهم‌ترین و کم‌اهمیت‌ترین معیار را در هر سطح تعیین کردند، سپس ترجیح معیار بهترین نسبت به سایر معیارها و ترجیح سایر معیارها نسبت به معیار بدترین را مشخص نمودند. بر اساس این مقایسات، مدل بهینه‌سازی روش BWM حل و وزن نهایی هر عامل و شاخص سازگاری مقایسات محاسبه شد. استفاده از این روش امکان دستیابی به وزن‌های پایدار با تعداد مقایسات کمتر نسبت به روش‌های سنتی مقایسه زوجی را فراهم کرد و وزن‌های به‌دست‌آمده مستقیماً در محاسبه شاخص ترکیبی بلوغ مورد استفاده قرار گرفتند.

برای سنجش وضعیت موجود بلوغ مدیریت دانش هوشمند، پرسشنامه‌ای وضعیت‌سنج بر اساس عوامل نهایی طراحی شد. پاسخ‌گویندها با استفاده از مقیاس لیکرت فازی از «بسیار کم» تا «بسیار زیاد» دریافت شد و برای هر سطح، یک عدد فازی متناظر تعریف گردید. پس از فازی‌زدایی پاسخ‌ها، امتیاز هر مؤلفه با وزن حاصل از روش BWM تلفیق شد و شاخص ترکیبی بلوغ با استفاده از امتیاز جمعی وزنی محاسبه گردید. بر اساس دامنه شاخص نهایی، وضعیت بلوغ سازمان در چند سطح متوالی از سطح ابتدایی تا سطح بهینه طبقه‌بندی شد. طراحی این ابزار به نحوی انجام شد که علاوه بر ارائه نمره کلی بلوغ، امکان محاسبه نمرات مجزا برای هر بعد و هر واحد سازمانی نیز وجود داشته باشد و نقاط قوت، شکاف‌های بلوغ و حوزه‌های اولویت‌دار برای بهبود مشخص شوند.

در بخش پیش‌بینی، داده‌های گردآوری‌شده از پرسشنامه بلوغ با داده‌های زمینه‌ای و عملیاتی سازمان ادغام شد و مجموعه داده تحلیلی نهایی شکل گرفت. متغیر وابسته، نمره یا سطح بلوغ مدیریت دانش هوشمند بود و متغیرهای مستقل را نمرات مؤلفه‌های مدل و شاخص‌های سازمانی و عملیاتی مرتبط تشکیل دادند. در صورت دسترسی به داده‌های چنددوره‌ای، مقادیر پیشین مؤلفه‌ها نیز به‌عنوان متغیرهای تأخیری در مدل وارد شدند؛ در غیر این صورت، از تفاوت‌های میان شعب یا واحدهای سازمانی به‌عنوان مشاهدات مقطعی برای ساخت مدل پیش‌بین استفاده شد. پیش از اجرای مدل‌ها، داده‌های مفقود، داده‌های پرت، هم‌خطی احتمالی، مقیاس متغیرها و کیفیت داده‌ها بررسی و عملیات پاک‌سازی و پیش‌پردازش لازم انجام شد.

تحلیل داده‌های کیفی با رویکرد تحلیل محتوای کیفی و مقایسه مستمر انجام شد. در مرحله نخست، متن کامل مطالعات منتخب و مصاحبه‌های پیاده‌شده چندین بار مطالعه شد تا پژوهشگر با کلیت داده‌ها آشنا شود. سپس واحدهای معنایی مرتبط با سؤال پژوهش شناسایی و به هر واحد یک کد اولیه اختصاص داده شد. کدگذاری اولیه ماهیتی باز و انعطاف‌پذیر داشت و در جریان تحلیل، کدهای مشابه ادغام، اصلاح یا تفکیک شدند. در ادامه، کدهایی که از نظر معنایی و مفهومی به یکدیگر نزدیک بودند در قالب مفاهیم فرعی طبقه‌بندی شدند و مفاهیم مشابه در سطح بالاتری تحت مؤلفه‌ها و ابعاد اصلی قرار گرفتند. این فرآیند از نظر منطق تحلیلی با حرکت از کدگذاری باز به کدگذاری محوری و سپس مفهوم‌سازی در سطح بالاتر قابل مقایسه بود. یافته‌های حاصل از فراترکیب و مصاحبه به‌صورت مداوم با یکدیگر مقایسه شدند و عواملی که تنها در یکی از دو منبع مشاهده شده بودند نیز از نظر اهمیت مفهومی و تناسب با زمینه سازمان بیمه‌گر اجتماعی بررسی شدند. محصول این مرحله، چارچوب اولیه عوامل مؤثر بر بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین بود.

برای کنترل قابلیت اعتماد تحلیل کیفی، بخشی از متون و کدهای استخراج‌شده به‌طور مستقل توسط کدگذار دوم آشنا با موضوع پژوهش بررسی شد. میزان توافق دو کدگذار با استفاده از ضریب کاپای کوهن محاسبه شد و دستیابی به مقدار قابل قبول این شاخص به‌عنوان نشانه‌ای از ثبات و پایایی فرآیند کدگذاری در نظر گرفته شد. علاوه بر این، مسیر تبدیل داده خام به کد، مفهوم، مؤلفه و بعد مستندسازی شد تا امکان بازبینی فرآیند تحلیل فراهم باشد. روایی بخش کیفی نیز از طریق استفاده هم‌زمان از شواهد مطالعات پیشین و دیدگاه خبرگان، بازبینی مستمر کدها، بررسی موارد متعارض، اشباع نظری و ارزیابی کیفیت مطالعات اولیه تقویت شد.

در بخش کمی، ابتدا داده‌های دلفی فازی تحلیل و میانگین فازی نظر خبرگان برای هر عامل محاسبه شد. اعداد فازی مثلثی پس از تجمیع به مقادیر قطعی تبدیل شدند و بر اساس آستانه پذیرش، مؤلفه‌های نهایی تعیین شدند. سپس وزن ابعاد و شاخص‌ها با استفاده از روش بهترین-بدترین محاسبه شد. در این مرحله، مسئله بهینه‌سازی بر اساس بردار مقایسه بهترین با سایر معیارها و بردار مقایسه سایر معیارها با بدترین معیار حل شد و علاوه بر وزن نهایی، شاخص سازگاری برای بررسی اعتبار قضاوت‌های خبرگان به دست آمد. وزن‌های حاصل مبنای محاسبه امتیاز نهایی بلوغ قرار گرفتند. برای هر واحد یا پاسخ‌دهنده، پس از فازی‌زدایی نمرات، حاصل‌ضرب امتیاز هر مؤلفه در وزن متناظر آن محاسبه و

مجموع این مقادیر به عنوان امتیاز تجمعی وزنی یا شاخص ترکیبی بلوغ گزارش شد. سپس با تعریف بازه‌های مشخص، شاخص به سطوح بلوغ تبدیل گردید تا امکان تفسیر مدیریتی نتایج فراهم شود.

هسته تحلیلی پژوهش به پیش‌بینی سطح بلوغ اختصاص یافت. برای این منظور از محیط برنامه‌نویسی Python و کتابخانه‌های تخصصی تحلیل داده و یادگیری ماشین از جمله Scikit-learn و در صورت نیاز TensorFlow و XGBoost استفاده شد. الگوریتم‌های Random Forest، Extreme Gradient Boosting و شبکه عصبی مصنوعی به عنوان مدل‌های اصلی پیش‌بینی اجرا و عملکرد آن‌ها با یکدیگر مقایسه شد. پیش از آموزش مدل‌ها، متغیرهای طبقه‌ای در صورت وجود کدگذاری، متغیرهای عددی متناسب با الزامات الگوریتم استانداردسازی یا نرمال‌سازی و داده‌های ناقص بر اساس ماهیت متغیرها مدیریت شدند. مجموعه داده به‌طور تصادفی به دو بخش آموزش و آزمون با نسبت تقریبی ۸۰ به ۲۰ تقسیم شد و مدل‌ها بر داده‌های آموزشی برازش و سپس روی داده‌های آزمون ارزیابی شدند. برای کاهش خطر بیش‌برازش و دستیابی به برآورد پایدارتر از عملکرد مدل، در مجموعه آموزشی از اعتبارسنجی متقاطع استفاده شد و ابرپارامترهای مدل‌ها بر اساس عملکرد اعتبارسنجی تنظیم شدند.

دقت مدل‌های پیش‌بینی با استفاده از معیارهای میانگین قدر مطلق خطا، ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین ارزیابی شد. مدلی که کمترین MAE و RMSE و بالاترین R^2 را در داده‌های آزمون نشان داد به عنوان مدل پیش‌بین برتر انتخاب شد. علاوه بر دقت پیش‌بینی، اهمیت متغیرها برای شناسایی مؤثرترین عوامل در تغییرات سطح بلوغ بررسی شد. در مدل‌های درختی از شاخص‌های اهمیت ویژگی‌ها و در صورت نیاز از روش‌های تبیین‌پذیری مدل مانند SHAP استفاده شد تا مشخص شود هر عامل با چه شدت و جهتی بر سطح پیش‌بینی‌شده بلوغ تأثیر می‌گذارد. بدین ترتیب، مدل یادگیری ماشین علاوه بر پیش‌بینی سطح بلوغ، امکان تبیین سهم نسبی عوامل فناوریانه، انسانی، دانشی، مدیریتی و سازمانی را نیز فراهم کرد.

در مرحله نهایی، به منظور تحلیل سناریو و سنجش حساسیت مدل، از شبیه‌سازی مونت کارلو استفاده شد. برای متغیرهای کلیدی مدل، دامنه تغییرات واقع‌بینانه بر اساس داده‌های مشاهده‌شده و نظر خبرگان تعیین شد و تعداد زیادی تکرار تصادفی از ترکیب مقادیر این عوامل تولید گردید. هر سناریو به مدل پیش‌بین وارد شد و توزیع احتمالی سطح بلوغ آینده سازمان محاسبه شد. سناریوهایی مانند ارتقای زیرساخت‌های داده و فناوری، افزایش سطح آموزش و مهارت‌های تحلیلی کارکنان، توسعه یکپارچگی سامانه‌ها، تقویت فرهنگ اشتراک دانش، افزایش کیفیت داده‌ها، تغییر در منابع مالی یا کاهش ظرفیت‌های فناوری مورد شبیه‌سازی قرار گرفتند. نتایج این تحلیل امکان برآورد حساسیت سطح بلوغ نسبت به تغییر هر عامل و شناسایی مؤلفه‌هایی را فراهم کرد که سرمایه‌گذاری و مداخله مدیریتی در آن‌ها بیشترین اثر احتمالی را بر ارتقای بلوغ مدیریت دانش هوشمند خواهد داشت.

اعتبار نهایی مدل کمی از چند مسیر مکمل بررسی شد. روایی محتوایی ابزارها با استفاده از CVR و CVI و نظر خبرگان ارزیابی شد، ثبات قضاوت‌های خبرگان در وزن‌دهی از طریق شاخص سازگاری BWM بررسی گردید و اعتبار پیش‌بینانه مدل با عملکرد آن در داده‌های خارج از نمونه سنجیده شد. همچنین، به منظور بررسی اعتبار کاربردی، مدل نهایی به صورت موردکاوی در یک شعبه، واحد سازمانی یا گروه مشخص از جامعه بیمه‌شدگان اجرا شد و پیش‌بینی مدل با وضعیت واقعی ثبت‌شده در یک دوره زمانی بعد مقایسه گردید. ترکیب این روش‌های اعتبارسنجی امکان ارزیابی هم‌زمان اعتبار مفهومی، محتوایی، عددی و عملیاتی مدل پیشنهادی بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین را فراهم ساخت.

یافته‌ها

یافته‌های پژوهش در دو بخش کیفی و کمی گزارش شد. در بخش کیفی، فرایند فراترکیب بر اساس الگوی هفت مرحله‌ای ساندلوسکی و باروسو انجام گرفت و سپس یافته‌های حاصل از مطالعات منتخب با منطق کدگذاری باز، محوری و انتخابی ترکیب شد. در ادامه، چارچوب حاصل با نظر خبرگان تکمیل و کنترل کیفیت شد. در بخش کمی نیز مؤلفه‌ها ابتدا با دلفی فازی پالایش شدند، سپس وزن آنها با روش بهترین-بدترین تعیین شد، وضعیت فعلی بلوغ با شاخص تجمعی وزنی سنجیده شد و در نهایت، قابلیت پیش‌بینی سطح بلوغ با الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبیه‌سازی مونت کارلو مورد ارزیابی قرار گرفت.

در گام نخست فراترکیب، سؤال پژوهش با تمرکز بر شناسایی ابعاد، مؤلفه‌ها و شاخص‌های بلوغ مدیریت دانش هوشمند تنظیم شد. در مؤلفه «چه چیزی»، هدف اصلی شناسایی ساختار مفهومی بلوغ مدیریت دانش هوشمند بود. در مؤلفه «چه کسی»، جامعه اسنادی پژوهش شامل مطالعات علمی در دسترس در پایگاه‌های معتبر فارسی و انگلیسی در نظر گرفته شد. برای منابع فارسی، پایگاه‌های نورمگز، مگیران، SID و پرتال جامع علوم انسانی و برای منابع انگلیسی، پایگاه‌های ScienceDirect، Elsevier و Emerald مورد جستجو قرار گرفتند. محدودیت زمانی جستجو برای مطالعات انگلیسی عمدتاً دوره ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ و برای مطالعات فارسی دوره ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۴ در نظر گرفته شد. در مؤلفه «چگونگی» نیز تحلیل اسنادی و فراترکیب یافته‌های مطالعات قبلی مبنای گردآوری و تحلیل داده‌ها قرار گرفت. خلاصه چارچوب سؤال پژوهش در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱. چارچوب تنظیم سؤال و راهبرد جستجوی فراترکیب

مؤلفه	تعریف در پژوهش حاضر
چه چیزی؟	شناسایی ابعاد، مؤلفه‌ها و شاخص‌های بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین
چه کسی؟	مطالعات علمی منتشرشده در پایگاه‌های معتبر فارسی و انگلیسی
چه وقت؟	مطالعات انگلیسی در بازه ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ و مطالعات فارسی در بازه ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۴
چگونگی؟	تحلیل اسنادی و فراترکیب یافته‌های مطالعات پیشین
پایگاه‌های فارسی	نورمگز، مگیران، SID و پرتال جامع علوم انسانی
پایگاه‌های انگلیسی	ScienceDirect، Elsevier و Emerald
واژگان اصلی فارسی	مدیریت دانش، بلوغ مدیریت دانش، مدیریت دانش هوشمند
واژگان اصلی انگلیسی	Intelligent Knowledge Management، Knowledge Management Maturity، Knowledge Management

در گام دوم، مرور نظام‌مند منابع با استفاده از ترکیب واژگان اصلی و معادل‌های نزدیک آنها انجام شد. جستجوی اولیه در مجموع به شناسایی ۲۴۰ مطالعه منجر شد. جستجو در سامانه پیشینه پژوهش ایرنداک نیز نشان داد پایان‌نامه‌ای با عنوان دقیق و ساختار کاملاً منطبق با موضوع پژوهش حاضر وجود نداشت. مرور پیشینه همچنین نشان داد مطالعات موجود غالباً هر یک بر یکی از حوزه‌های بلوغ مدیریت دانش، هوش تجاری، بلوغ داده، تحلیل‌های پیش‌بین، هوش مصنوعی یا کاربردهای مدیریت دانش در صنعت بیمه تمرکز داشته‌اند و پژوهشی که این ابعاد را به‌صورت یکپارچه در قالب بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین در یک سازمان بیمه‌گر اجتماعی ترکیب کرده باشد، مشاهده نشد.

در گام سوم، مطالعات بازاریابی‌شده در چند مرحله غربال شدند. ابتدا عنوان مطالعات از نظر ارتباط با هدف پژوهش بررسی شد، سپس چکیده مطالعات باقی‌مانده مورد ارزیابی قرار گرفت و در مرحله بعد، متن کامل منابع از نظر ارتباط محتوایی، دسترسی، نوع مطالعه و کیفیت روش‌شناختی بررسی شد. جستجوی اولیه با عبارات بسیار کلی نتایج نامرتبط فراوانی ایجاد می‌کرد؛ بنابراین، عبارت‌های جستجو به‌تدریج محدود و با کلیدواژه‌های مکمل مرتبط با مدیریت دانش هوشمند، بلوغ مدیریت دانش، تحلیل‌های پیش‌بین، داده و صنعت بیمه ترکیب شدند. معیارهای ورود و خروج مطالعات در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲. معیارهای ورود و خروج مطالعات

معیار	معیار ورود	معیار خروج
جمعیت مطالعه	مورد بدون محدودیت خاص	-
پدیده مورد نظر	مطالعات مرتبط با مدیریت دانش هوشمند، بلوغ مدیریت دانش و حوزه‌های تحلیلی مرتبط	مطالعات فاقد ارتباط مستقیم یا مفهومی با موضوع
زمینه	بدون محدودیت زمینه‌ای	بدون محدودیت
تاریخ انتشار	مطالعات انگلیسی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴؛ مطالعات فارسی ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۴	مطالعات خارج از بازه زمانی تعیین‌شده
زبان	فارسی و انگلیسی	سایر زبان‌ها

۱۴	Singh et al., ۲۰۲۵	Q۱	مدل APO امکان ارزیابی آمادگی و تعیین راهکارهای ارتقای بلوغ مدیریت دانش را فراهم می‌کند.
۱۵	Patel et al., ۲۰۲۵	Q۱	استراتژی رمزگذاری یا شخصی‌سازی دانش باید با سطح بلوغ سازمان هم‌تراز شود.
۱۶	Chen et al., ۲۰۲۶	Q۱	منابع دانش، فعالیت‌های دانشی و سیستم‌های ارزیابی سه حوزه اساسی سنجش بلوغ هستند.
۱۷	Li et al., ۲۰۲۶	Q۱	بلوغ مدیریت دانش با انگیزش و توانمندسازی کارکنان ارتباط دارد.
۱۸	Yuan, ۲۰۲۵	Q۲	پذیرش تحلیل‌های پیش‌بین را می‌توان در قالب پنج سطح بلوغ و یک مسیر تکاملی مرحله‌ای تعریف کرد.
۱۹	Wen et al., ۲۰۲۴	Q۱	یکپارچه‌سازی تحلیل‌ها با عملیات کسب‌وکار یکی از مشخصه‌های اصلی بلوغ تحلیلی است.
۲۰	Landherr et al., ۲۰۱۲	Q۲	مدل Knowledge Navigator مسیر تکامل را از آشفتگی تا آگاهی، میانی، پیشرفته و یکپارچه تشریح می‌کند.
۲۱	Zhang et al., ۲۰۲۳	Q۱	فرآیند مدیریت دانش قابلیت پیش‌بینی نتایج سازمانی را در ارتباط با مدل EFQM دارد.
۲۲	Ahmed et al., ۲۰۲۵	Q۱	مدل APO قابلیت استفاده برای ارزیابی بلوغ مدیریت دانش در سازمان‌های ایرانی را دارد.
۲۳	Rahman et al., ۲۰۲۳	Q۲	بلوغ مدیریت ریسک در صنعت بیمه با کنترل و حسابرسی داخلی قابل سنجش است.
۲۴	Sato et al., ۲۰۲۴	Q۱	مدل APQC چارچوبی جامع برای ارزیابی بلوغ مدیریت دانش در سازمان‌های بزرگ فراهم می‌کند.
۲۵	Novak et al., ۲۰۲۳	Q۲	بلوغ داده در صنعت بیمه متکی بر ابعاد چندگانه مدیریت و کیفیت داده است.
۲۶	Petrova et al., ۲۰۲۴	Q۲	مقیاس‌پذیری تحلیل‌های پیشرفته در صنعت بیمه نیازمند گذار از سطوح بلوغ و رفع چالش‌های راهبردی و عملیاتی است.
۲۷	Gomez et al., ۲۰۲۵	Q۱	مدل‌های موجود بلوغ مدیریت دانش دارای نقاط قوت و ضعف متفاوت و شکاف‌های مفهومی هستند.
۲۸	Ithaya et al., ۲۰۲۵	Q۱	مدیریت دانش مشتری در بیمه باید بر فرآیندهای اختصاصی مشتری و دانش بیمه‌ای استوار باشد.
۲۹	Kumar et al., ۲۰۲۴	Q۱	مدل APO در سازمان‌های عمومی نیز قابلیت ارزیابی بلوغ مدیریت دانش را نشان داده است.
۳۰	Park & Lee, ۲۰۲۵	Q۱	داده‌کاوی و تحلیل‌های پیش‌بین قابلیت استفاده برای تحلیل و پیش‌بینی رفتار مشتریان بیمه را دارند.

در گام پنجم، تحلیل و ترکیب یافته‌های کیفی در سه سطح کدگذاری باز، محوری و انتخابی انجام شد. در کدگذاری باز، مفاهیمی نظیر رهبری دانش‌محور، سرمایه اجتماعی، اعتماد سازمانی، بلوغ فرآیند مشتری، ارزیابی عملکرد، انعطاف‌پذیری ساختاری، پذیرش فناوری ابری، تصمیم‌گیری هوشمند، یکپارچه‌سازی داده، اینترنت اشیا، منطق فازی، سیستم‌های تطبیقی، تحلیل پیش‌بین، حاکمیت داده، استراتژی هوشمند، انتقال دانش، زیرساخت فناوری اطلاعات، سرمایه انسانی، فرهنگ دانش‌محور، دانش ضمنی، مدل APO، استراتژی دانش، توانمندسازی، مدل‌های CMM و APQC، بلوغ داده، مقیاس‌پذیری تحلیل و داده‌کاوی بیمه‌ای شناسایی شدند.

در مرحله کدگذاری محوری، این کدها در شش حوزه پارادایمی سازمان‌دهی شدند. پدیده محوری، «بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر قابلیت تحلیل‌های پیش‌بین» بود. شرایط علی شامل پیچیدگی فرآیندهای بیمه‌ای، نیاز به تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش، فشارهای محیطی و رقابتی، ضرورت انعطاف‌پذیری ساختاری و نیاز به بومی‌سازی فناوری‌های نوین بود. شرایط زمینه‌ای شامل ساختار سازمانی، منابع انسانی و مالی، فرهنگ سازمانی، ماهیت جامعه روستایی و عشایری و وضعیت زیرساخت فناوری اطلاعات بود. شرایط مداخله‌گر، متغیرهایی نظیر حمایت مدیریت ارشد، رهبری تحول‌گرا، اعتماد سازمانی، فرهنگ دانش‌محور، توانمندسازی کارکنان، مقاومت در برابر تغییر، شکاف دیجیتال، چالش‌های عملیاتی و ضعف حاکمیت داده را دربرگرفت. راهبردها شامل انتخاب استراتژی مناسب دانش، یکپارچه‌سازی تحلیل با عملیات، یکپارچه‌سازی سامانه‌های اطلاعاتی، بومی‌سازی مدل‌های بلوغ، آموزش و توانمندسازی منابع انسانی و توسعه سیستم‌های خودارزیابی بودند. پیامدها نیز به بهبود عملکرد مالی و سهم بازار، پیش‌بینی رفتار بیمه‌گذاران، کاهش ریسک، ارتقای کیفیت تصمیم‌گیری و افزایش انگیزش و توانمندی کارکنان مربوط شدند.

در کدگذاری انتخابی، منطق روابط نشان داد فشارهای محیطی و پیچیدگی سازمانی، حرکت به سمت بلوغ مدیریت دانش هوشمند را ضروری می‌سازند. ویژگی‌های زمینه‌ای و عوامل تسهیل‌گر یا بازدارنده، نوع راهبردهای ارتقای بلوغ را تعیین می‌کنند و سطح فعلی بلوغ نیز بر انتخاب راهبردهای مرحله بعد اثر می‌گذارد. اجرای موفق راهبردها موجب پیامدهای عملکردی، مالی و رفتاری مثبت می‌شود و این پیامدها از طریق تقویت فرهنگ، زیرساخت و اعتماد مدیریتی، بازخوردی مثبت ایجاد کرده و سازمان را وارد چرخه ارتقای مجدد بلوغ می‌کنند.

ترکیب کدهای محوری و انتخابی در نهایت به پنج بعد اصلی و مجموعه‌ای از شاخص‌های عینی و قابل سنجش منجر شد. علاوه بر آن، روابط علی بین ابعاد و نقش هر متغیر در بخش پیش‌بینی مشخص شد. این ساختار در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴. ساختار نهایی مدل کیفی، روابط ابعاد و شاخص‌های عملیاتی

بعد نهایی	مبانی کیفی ادغام‌شده	شاخص‌های عملیاتی اصلی	نقش و رابطه در مدل
بستر راهبردی و رهبری هوشمند	شرایط علی، حمایت مدیریت و جهت‌گیری راهبردی	حمایت مدیران ارشد؛ وجود نقشه راه بلوغ؛ سهم بودجه زیرساخت داده و تحلیل	محرك آغازین؛ افزایش حمایت و بودجه، توسعه فناوری و داده را امکان‌پذیر می‌کند
بلوغ فناوری و یکپارچگی داده	زیرساخت زمینه‌ای، حاکمیت داده و یکپارچه‌سازی سیستم‌ها	درصد یکپارچگی سامانه‌ها؛ کیفیت و پاکیزگی داده؛ دسترسی به داده بلادرنگ	زیرساخت اجرای هوش مصنوعی و تحلیل‌های پیش‌بین
بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری	پدیده محوری، بلوغ هوش تجاری، بلوغ تحلیل و تصمیم‌گیری هوشمند	تعداد مدل‌های پیش‌بین؛ دقت پیش‌بینی؛ درصد تصمیمات مبتنی بر تحلیل؛ شاخص WAS	هسته مدل و متغیر هدف اصلی پیش‌بینی
سرمایه انسانی و فرهنگ دانش‌محور	شرایط مداخله‌گر، توانمندسازی، اعتماد و فرهنگ دانش	سواد داده و تحلیل؛ مشارکت در اشتراک دانش؛ اعتماد سازمانی؛ انگیزش	پذیرش و استفاده واقعی از ابزارهای تحلیل را تسهیل یا محدود می‌کند
ارزیابی عملکرد و مدیریت ریسک	خودارزیابی، مدیریت ریسک، حساسی و پیامدهای عملکردی	شاخص ترکیبی بلوغ؛ کاهش خسارت‌های پیش‌بینی‌نشده؛ انطباق نظارتی؛ نرخ نگهداری بیمه‌گذار	پیامد بلوغ تحلیلی و هم‌زمان منبع بازخورد برای ارتقای دوره بعد
مسیر علی کلیدی	بستر راهبردی → فناوری و داده → بلوغ تحلیلی → عملکرد و ریسک		سرمایه انسانی و فرهنگ تسهیل‌گر/تعدیل‌کننده دارند
بازخورد تکاملی	عملکرد بهتر → افزایش اعتماد و سرمایه‌گذاری مدیریتی		ایجاد چرخه فضیلت‌آفرین و حرکت به سطح بالاتر بلوغ

از منظر عملیاتی‌سازی برای مدل پیش‌بینی، «نمره حمایت مدیریت» به‌عنوان ویژگی ورودی ترتیبی یا پیوسته، «درصد یکپارچگی سامانه‌های شعب» به‌عنوان ویژگی عددی، «میانگین سواد تحلیلی کارکنان» به‌عنوان ویژگی مرتبط با پذیرش تغییر و «نرخ خسارت سنوات گذشته یا نرخ ابطال بیمه‌نامه» به‌عنوان متغیر کمکی سری زمانی تعریف شدند. مقدار WAS به‌عنوان متغیر هدف پیوسته در دامنه ۱ تا ۵ در نظر گرفته شد و شاخص‌هایی نظیر افزایش نگهداری بیمه‌گذاران و کاهش شکایات به‌عنوان خروجی‌های عملکردی نهایی مدل تعریف شدند.

در گام ششم، کنترل کیفیت چارچوب استخراج‌شده از طریق مقایسه کدگذاری پژوهشگر با کدگذاری مستقل خبرگان انجام شد. متون منتخب در اختیار خبرگان قرار گرفت و آنان بدون اطلاع از نحوه ادغام اولیه کدها، داده‌ها را مجدداً کدگذاری و طبقه‌بندی کردند. در بررسی‌های توافق، نمونه‌های گزارش‌شده شامل وضعیت‌هایی با ۷ مورد توافق مستقیم و بدون مورد اختلاف و نیز بازبینی گسترده‌تر ۳۳ مورد توافقی بود. میزان توافق مشاهده‌شده در ارزیابی زوجی ۰.۸۰ گزارش شد و ضریب کاپای نهایی برابر با ۰.۶۳۹ به دست آمد. این مقدار نشان‌دهنده توافق معتبر و فراتر از سطح تصادفی میان کدگذاران بود و در نتیجه، قابلیت اعتماد ساختار مفهومی استخراج‌شده مورد تأیید قرار گرفت.

در گام هفتم، ۲۶ مطالعه منتخب طی حدود دو ماه به‌صورت تفصیلی بررسی شدند و یافته‌های آنها پس از تلفیق با نظر خبرگان به ساختار نهایی مدل تبدیل شد. خروجی نهایی کدگذاری انتخابی نشان داد که در صندوق بیمه اجتماعی کشاورزان، روستائیان و عشایر، بلوغ مدیریت دانش هوشمند محصول تعامل هم‌زمان رهبری و حمایت راهبردی، یکپارچگی زیرساخت داده، قابلیت‌های تحلیلی و سرمایه انسانی است. زیرساخت داده و حمایت مدیریتی زمینه استقرار داده‌کاوی و هوش مصنوعی را فراهم می‌کنند، درحالی‌که فرهنگ دانش‌محور و سواد تحلیلی تعیین می‌کنند که این قابلیت‌ها تا چه اندازه در تصمیمات واقعی سازمان به کار گرفته شوند. در نهایت، دقت پیش‌بینی رفتار بیمه‌گذاران، خسارت‌ها و سایر شاخص‌های عملیاتی به معیاری کلیدی برای سنجش هوشمندی تبدیل شده و بهبود عملکرد و کاهش ریسک، چرخه‌ای بازخوردی برای سرمایه‌گذاری بیشتر و ارتقای سطح بلوغ ایجاد می‌کند.

در نخستین مرحله کمی، ۵ مؤلفه نهایی و ۲۴ شاخص اولیه حاصل از بخش کیفی در قالب پرسشنامه دلفی فازی در اختیار ۱۵ خبره قرار گرفت. قضاوت‌های زبانی خبرگان به اعداد فازی مثلثی (l, m, u) تبدیل شد و برای غیرفازی‌سازی از رابطه $K = (l + 4m + u)/6$ استفاده شد. آستانه پذیرش ۰.۷۰ تعیین شد. نتایج نشان داد هر پنج مؤلفه اصلی مورد تأیید قرار گرفتند و از ۲۴ شاخص اولیه، ۲۲ شاخص امتیاز بالاتر از آستانه کسب کردند؛ دو شاخص به دلیل امتیاز کمتر از ۰.۷۰ حذف شدند. شاخص‌های باقی‌مانده همچنین از نظر روایی محتوایی بررسی شدند و CVR تمامی ۲۲ شاخص بالاتر از ۰.۷۸ بود که کفایت محتوایی آنها را تأیید کرد.

در مرحله دوم، وزن مؤلفه‌ها با روش خطی بهترین-بدترین تعیین شد. خبرگان «بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری» را به‌عنوان بهترین یا مهم‌ترین معیار و «ارزیابی عملکرد و مدیریت ریسک» را به‌عنوان معیار با کمترین اهمیت نسبی در مقایسات BWM انتخاب کردند. حل مدل بهینه‌سازی در LINGO نشان داد بعد تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری با وزن ۰.۳۱۰ بیشترین اهمیت را دارد. پس از وزن‌دهی، پرسشنامه ۲۲ شاخصی با طیف پنج‌درجه‌ای در میان ۱۲۰ مدیر و کارشناس ارشد شعب صندوق در چهار منطقه جغرافیایی توزیع شد. امتیازات مؤلفه‌ها و شاخص تجمعی وزنی در جدول ۵ ارائه شده است.

جدول ۵. وزن مؤلفه‌ها و وضعیت فعلی بلوغ مدیریت دانش هوشمند

کد	مؤلفه	وزن BWM	میانگین نمره	امتیاز وزنی
D۱	بستر راهبردی و رهبری هوشمند	۰.۱۸۵	۲.۸۰	۰.۵۱۸
D۲	بلوغ فناوری و یکپارچگی داده	۰.۲۴۰	۲.۹۰	۰.۶۹۶
D۳	بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری	۰.۳۱۰	۱.۹۰	۰.۵۸۹
D۴	سرمایه انسانی و فرهنگ دانش‌محور	۰.۱۵۵	۳.۱۰	۰.۴۸۱
D۵	ارزیابی عملکرد و مدیریت ریسک	۰.۱۱۰	۳.۲۰	۰.۳۵۲
	مجموع WAS /	۱.۰۰۰		۲.۶۳۶

برای تفسیر WAS، دامنه ۱ تا ۵ در پنج سطح تعریف شد؛ دامنه ۱.۰۰ تا ۱.۵۰ بیانگر وضعیت «آشوب»، ۱.۵۰ تا ۲.۵۰ «آگاهانه»، ۲.۵۰ تا ۳.۵۰ «میانی»، ۳.۵۰ تا ۴.۵۰ «پیشرفته» و ۴.۵۰ تا ۵.۰۰ «یکپارچه/هوشمند» در نظر گرفته شد. مقدار WAS برابر با ۲.۶۳۶ نشان داد سازمان در مجموع در سطح «میانی» قرار دارد. با این حال، D۳ با میانگین ۱.۹۰ در سطح «آگاهانه» قرار گرفت و ضعیف‌ترین وضعیت را در میان ابعاد داشت. این یافته از آن جهت اهمیت داشت که D۳ هم‌زمان بیشترین وزن BWM را نیز به خود اختصاص داده بود؛ بنابراین، اصلی‌ترین شکاف بلوغ سازمان دقیقاً در هسته تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری مشاهده شد.

برای اجرای مرحله یادگیری ماشین، داده‌های پنج سال متوالی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۳ از چهار منطقه جغرافیایی استخراج شد که در مجموع ۲۰ مشاهده زمان-مکان ایجاد کرد. علاوه بر ۲۲ شاخص بلوغ، چهار متغیر زمینه‌ای شامل تعداد بیمه‌شدگان جدید، نرخ دسترسی اینترنت روستایی، بودجه فناوری اطلاعات و نرخ خسارت پرداختی به مدل افزوده شد. متغیر هدف، WAS سال بعد و متغیرهای پیش‌بین شامل ۲۶ ویژگی بود. داده‌ها به نسبت ۸۰ درصد برای آموزش، معادل ۱۶ مشاهده، و ۲۰ درصد برای آزمون، معادل ۴ مشاهده، تقسیم شدند. دو الگوریتم XGBoost و Random Forest مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج عملکرد مدل‌ها، مهم‌ترین ویژگی‌های XGBoost، شبیه‌سازی مونت کارلو و اعتبارسنجی نهایی در جدول ۶ ارائه شده است.

جدول ۶. نتایج مدل پیش‌بینی، اهمیت ویژگی‌ها، سناریوهای آینده و اعتبارسنجی

بخش تحلیل	شاخص/سال	نتیجه اول	نتیجه دوم	تفسیر
مقایسه مدل‌ها	RMSE	XGBoost: ۰.۱۵	Random Forest: ۰.۲۱	XGBoost خطای کمتری داشت
مقایسه مدل‌ها	MAE	XGBoost: ۰.۱۲	Random Forest: ۰.۱۸	میانگین خطای مطلق XGBoost کمتر بود
مقایسه مدل‌ها	R ²	XGBoost: ۰.۸۶	Random Forest: ۰.۷۹	XGBoost حدود ۸۶ درصد تغییرات WAS آینده را تبیین کرد

اهمیت ویژگی‌ها	دقت مدل‌های پیش‌بینی خسارت	۲۴٪	رتبه ۱	مهم‌ترین پیش‌بین و زیرمجموعه D3
اهمیت ویژگی‌ها	یکپارچگی سامانه‌ها	۱۹٪	رتبه ۲	نشان‌دهنده نقش بنیادی D2
اهمیت ویژگی‌ها	حمایت مدیریت ارشد	۱۷٪	رتبه ۳	نشان‌دهنده اثر مستقیم بستر راهبردی
مونت کارلو	۱۴۰۴	پایه: ۲.۶۴	سرمایه‌گذاری	تحلیلی: میانی ۲.۶۴
مونت کارلو	۱۴۰۵	پایه: ۲.۸۵	سرمایه‌گذاری	تحلیلی: میانی ۳.۱۰
مونت کارلو	۱۴۰۶	پایه: ۳.۰۵	سرمایه‌گذاری	تحلیلی: گذار به سطح پیشرفته ۳.۵۵
مونت کارلو	۱۴۰۷	پایه: ۳.۳۰	سرمایه‌گذاری	تحلیلی: پیشرفته ۳.۹۰
مونت کارلو	۱۴۰۸	پایه: ۳.۶۰	سرمایه‌گذاری	تحلیلی: پیشرفته و نزدیک به یکپارچه ۴.۴۰
اعتبار پیش‌بینانه	آزمون روی شعبه فارس	اختلاف پیش‌بینی و مقدار واقعی: ۰.۱۴	-	تطابق مطلوب مدل با داده خارج از آموزش
روایی محتوایی	CVR	بیش از ۰.۷۸ برای هر شاخص	-	تأیید ضرورت شاخص‌ها توسط خبرگان
تحلیل حساسیت	افزایش ۲۰٪ در D2	افزایش ۰.۴۰ واحد در WAS	-	تأیید وابستگی بلوغ تحلیلی به زیرساخت داده

XGBoost در هر سه معیار ارزیابی عملکرد به نتایج بهتری دست یافت؛ RMSE برابر با ۰.۱۵، MAE برابر با ۰.۱۲ و R^2 برابر با ۰.۸۶ بود، در حالی که برای Random Forest این مقادیر به ترتیب ۰.۲۱، ۰.۱۸ و ۰.۷۹ به دست آمد. بنابراین، XGBoost به عنوان مدل نهایی پیش‌بینی انتخاب شد. مقدار R^2 برابر با ۰.۸۶ نشان داد که مدل قادر است بخش عمده‌ای از تغییرات سطح بلوغ آینده را بر اساس شاخص‌های فعلی سازمان تبیین کند، هرچند با توجه به محدود بودن تعداد مشاهدات زمان-مکان، این نتیجه باید در چارچوب داده‌های مورد مطالعه تفسیر شود.

تحلیل اهمیت ویژگی‌ها در مدل XGBoost نشان داد «دقت مدل‌های پیش‌بینی خسارت» با سهم ۲۴ درصد مهم‌ترین متغیر پیش‌بینی‌کننده WAS آینده است. «سطح یکپارچگی سامانه‌ها» با سهم ۱۹ درصد در رتبه دوم و «حمایت مدیریت ارشد» با سهم ۱۷ درصد در رتبه سوم قرار گرفتند. این ترتیب نشان داد که ارتقای بلوغ صرفاً حاصل افزایش فناوری نیست، بلکه کیفیت واقعی قابلیت پیش‌بینی، دسترسی یکپارچه به داده و حمایت راهبردی مدیریت به شکل هم‌زمان در تعیین سطح آتی بلوغ نقش دارند.

در ادامه، شبیه‌سازی مونت کارلو با ۱۰,۰۰۰ تکرار اجرا شد تا به جای ارائه یک برآورد نقطه‌ای، دامنه محتمل تحول بلوغ در شرایط متفاوت ارزیابی شود. در سناریوی پایه، رشد سالانه مؤلفه‌ها بین ۵ تا ۱۵ درصد با توزیع نرمال در نظر گرفته شد. در سناریوی مداخله‌ای، سرمایه‌گذاری در مؤلفه D3 به میزان ۳۰ درصد افزایش یافت. نتایج نشان داد در سناریوی پایه، WAS از ۲.۶۴ به ۱۴۰۴ در ۳۶۰ به ۱۴۰۸ می‌رسد؛ در حالی که در سناریوی سرمایه‌گذاری تحلیلی، مقدار آن در همان دوره به ۴.۴۰ افزایش می‌یابد. مهم‌تر آنکه بر اساس توزیع شبیه‌سازی، افزایش ۳۰ درصدی سرمایه‌گذاری تحلیلی با احتمال ۸۲ درصد موجب می‌شود صندوق تا ۱۴۰۷ وارد سطح «پیشرفته» شود. بدون چنین مداخله‌ای، گذار به سطوح بالاتر با سرعت بسیار کمتری رخ می‌دهد و بخش عمده دوره پیش‌بینی در سطح میانی سپری خواهد شد.

در اعتبارسنجی بیرونی، مدل XGBoost روی داده‌های شعبه فارس که در آموزش مدل استفاده نشده بود اجرا شد. اختلاف WAS پیش‌بینی‌شده با مقدار واقعی برابر با ۰.۱۴ بود که از دقت کاربردی قابل قبول مدل حمایت کرد. افزون بر این، تحلیل حساسیت نشان داد افزایش ۲۰ درصدی در بلوغ فناوری و یکپارچگی داده، با فرض ثابت‌بودن سایر شرایط، WAS را حدود ۰.۴۰ واحد افزایش می‌دهد. این یافته با منطق مدل کیفی نیز سازگار بود، زیرا زیرساخت یکپارچه و داده باکیفیت پیش‌شرط استقرار تحلیل‌های پیش‌بین و استفاده سازمانی از هوش مصنوعی محسوب می‌شود.

در مجموع، یافته‌ها نشان دادند صندوق بیمه اجتماعی کشاورزان، روستائیان و عشایر در وضعیت کلی بلوغ میانی قرار دارد، اما مهم‌ترین و درعین‌حال ضعیف‌ترین بعد آن، بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری است. نتایج فراترکیب، وزن‌دهی BWM، وضعیت‌سنجی WAS، تحلیل اهمیت ویژگی‌های XGBoost و شبیه‌سازی مونت کارلو همگی به یک نتیجه مشترک منتهی شدند: ارتقای مدیریت دانش هوشمند بیش از هر چیز مستلزم توسعه قابلیت‌های پیش‌بینی، یکپارچگی داده و سامانه‌ها، و حمایت پایدار مدیریت ارشد است. سرمایه انسانی و فرهنگ دانش‌محور نیز نقش تعیین‌کننده‌ای در تبدیل این ظرفیت‌های فنی به کاربرد واقعی دارند. بر این اساس، مدل نهایی یک فرایند خطی ساده نیست، بلکه چرخه‌ای پویا است که در آن حمایت راهبردی موجب توسعه زیرساخت داده می‌شود، زیرساخت مناسب قابلیت‌های پیش‌بین را تقویت می‌کند، قابلیت پیش‌بینی عملکرد و مدیریت ریسک را بهبود می‌دهد و پیامدهای مثبت حاصل، مجدداً حمایت مدیریتی و سرمایه‌گذاری برای حرکت به سطوح بالاتر بلوغ را تقویت می‌کند.

بحث و نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف شناسایی عوامل مؤثر بر بلوغ مدیریت دانش هوشمند مبتنی بر تحلیل‌های پیش‌بین و طراحی و اعتبارسنجی مدلی برای سنجش و پیش‌بینی سطح این بلوغ در صندوق بیمه اجتماعی کشاورزان، روستائیان و عشایر انجام شد. یافته‌های بخش کیفی نشان داد که بلوغ مدیریت دانش هوشمند را نمی‌توان صرفاً بر اساس استقرار فناوری یا وجود سامانه‌های مدیریت دانش تبیین کرد، بلکه این مفهوم حاصل تعامل پنج بعد اصلی شامل «بستر راهبردی و رهبری هوشمند»، «بلوغ فناوری و یکپارچگی داده»، «بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری»، «سرمایه انسانی و فرهنگ دانش‌محور» و «ارزیابی عملکرد و مدیریت ریسک» است. در بخش کمی نیز بیشترین وزن به بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری اختصاص یافت و پس از آن بلوغ فناوری و یکپارچگی داده و بستر راهبردی و رهبری هوشمند قرار گرفتند. این یافته نشان می‌دهد که در مدل پیشنهادی، هوشمندی مدیریت دانش بیش از هر چیز از توانایی سازمان برای تبدیل داده و دانش انباشته به پیش‌بینی، بینش و تصمیم آینده‌نگر ناشی می‌شود؛ در حالی که فناوری، رهبری و سرمایه انسانی، زیرساخت‌های ضروری تحقق این قابلیت را تشکیل می‌دهند.

شناسایی بستر راهبردی و رهبری هوشمند به‌عنوان یکی از ابعاد اصلی مدل نشان می‌دهد که بلوغ مدیریت دانش هوشمند پیش از آنکه صرفاً یک مسئله فنی باشد، یک مسئله راهبردی و مدیریتی است. حرکت از مدیریت دانش سنتی به مدیریت دانش هوشمند مستلزم وجود جهت‌گیری روشن مدیریتی، حمایت مدیران ارشد، تخصیص منابع، تدوین نقشه راه و ایجاد هماهنگی میان اهداف فناوری و مأموریت‌های سازمانی است. این نتیجه با مطالعاتی که بر ارتباط مدیریت دانش با رهبری هوشمند و یادگیری سازمانی تأکید کرده‌اند همسو است. در این مطالعات، رهبری هوشمند به‌عنوان عاملی برای توسعه یادگیری، تسهیم دانش و ایجاد شرایط استفاده مؤثر از دانش در سازمان معرفی شده است (Shafiee & Fazlollahi Qomshaei, 2019; Fazlollahi Ghomshi, 2019). همچنین، یافته‌های مرتبط با قابلیت‌های پویا نشان داده‌اند که نوآوری دیجیتال زمانی تقویت می‌شود که سازمان بتواند منابع، دانش و ظرفیت‌های خود را متناسب با تغییرات محیطی بازآرایی کند (Nikmanesh & Ehsanbakhsh, 2024). بنابراین، نقش بستر راهبردی در مدل حاضر را می‌توان از این منظر تبیین کرد که فناوری هوشمند بدون پشتیبانی مدیریتی و توانایی بازپیکربندی منابع، به قابلیت سازمانی پایدار تبدیل نمی‌شود.

بعد دوم، یعنی بلوغ فناوری و یکپارچگی داده، یکی دیگر از عوامل تعیین‌کننده در مدل بود و با وزن ۰.۲۴۰، دومین اهمیت را در بین ابعاد به خود اختصاص داد. این یافته نشان می‌دهد که مدیریت دانش هوشمند بدون داده‌های باکیفیت، یکپارچه، به‌روز و قابل دسترس نمی‌تواند به سطح مطلوبی از بلوغ برسد. در واقع، الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل‌های پیش‌بین زمانی قادر به تولید دانش قابل اتکا هستند که ورودی آنها از کیفیت و انسجام کافی برخوردار باشد. اهمیت فناوری‌های هوشمند در سازمان‌های امروزی نیز در پژوهش‌های پیشین مورد تأکید قرار گرفته است؛ فناوری‌های هوشمند می‌توانند فرآیندهای جستجو، ذخیره‌سازی، پردازش و بازیابی دانش را متحول کرده و از طریق خودکارسازی

و تحلیل داده، کیفیت مدیریت دانش را ارتقا دهند (Lyapina et al., 2021). همچنین، استفاده از منابع هوشمند در مدیریت دانش، ظرفیت سازمان را برای تبدیل اطلاعات به دانش کاربردی افزایش می‌دهد (Carneiro, 2010). این یافته با پژوهش‌هایی که ابزارها و زیرساخت‌های مدیریت دانش را لازمه توسعه نظام‌های دانشی تلقی کرده‌اند نیز سازگار است (Rezazadeh Mehri Zadeh & et al., 2010).

نتیجه مهم دیگر پژوهش، قرار گرفتن «بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری» در مرکز مدل بود. این مؤلفه با وزن ۰.۳۱۰ بالاترین وزن را به دست آورد و در عین حال، میانگین آن در وضعیت موجود صندوق تنها ۱.۹۰ بود. این تضاد بین «اهمیت بسیار بالا» و «سطح تحقق پایین» یکی از کلیدی‌ترین یافته‌های پژوهش است. سازمان از نظر برخی زیرساخت‌های انسانی، فرهنگی و ارزیابی عملکرد وضعیت نسبتاً مناسب‌تری داشت، اما قابلیت اصلی تبدیل دانش و داده به پیش‌بینی هنوز در سطح «آگاهانه» باقی مانده بود. چنین وضعیتی نشان می‌دهد که سازمان احتمالاً داده و تجربه قابل توجهی در اختیار دارد، اما هنوز ظرفیت کافی برای استفاده نظام‌مند از این منابع در پیش‌بینی رفتار بیمه‌شدگان، خسارت‌ها، ریسک‌ها و پیامدهای آتی ایجاد نکرده است. یافته حاضر با دیدگاهی که مدیریت دانش هوشمند را فراتر از ذخیره و تسهیم دانش و مبتنی بر استخراج هوشمند الگوها می‌داند همخوان است (Zhang & Huang, 2020). همچنین، تلفیق کلان‌داده و مدیریت دانش می‌تواند قابلیت پیش‌بینی ریسک و پشتیبانی از تصمیم‌گیری آینده‌نگر را به شکل محسوسی تقویت کند (Cheng & Tian, 2026).

اهمیت بالای بلوغ تحلیلی را می‌توان با گسترش نقش هوش مصنوعی در مدیریت دانش نیز توضیح داد. هوش مصنوعی این امکان را فراهم می‌کند که سازمان از سطح مدیریت اطلاعات گذشته عبور کرده و به سمت کشف روابط، پیش‌بینی آینده، تولید توصیه و یادگیری مستمر حرکت کند. پژوهش‌های جدید نشان داده‌اند که هوش مصنوعی می‌تواند مدیریت دانش را از طریق استخراج خودکار دانش، طبقه‌بندی، تحلیل داده‌ها و پشتیبانی از تصمیم متحول کند، هرچند چالش‌هایی مانند کیفیت داده، مهارت کارکنان، اعتماد و یکپارچه‌سازی فناوری همچنان وجود دارد (Rezaei, 2025). همچنین، نقش هوش مصنوعی در یادگیری سازمانی و مدیریت دانش شناختی مؤید آن است که فناوری هوشمند می‌تواند فراتر از خودکارسازی، در تفسیر و بازتولید دانش و ایجاد حافظه سازمانی پویا نقش داشته باشد (Hosseinzadeh & Cheraghi, 2025). دیدگاه کاربران نیز در این فرآیند اهمیت دارد، زیرا اثربخشی فناوری هوشمند به میزان پذیرش و استفاده واقعی از آن توسط افراد وابسته است (Husayn, 2025).

یافته دیگر نشان داد که سرمایه انسانی و فرهنگ دانش‌محور با میانگین ۳.۱۰ نسبت به ابعاد فناوری و تحلیل در وضعیت مطلوب‌تری قرار داشت. با این حال، وزن ۰.۱۵۵ این بعد نشان می‌دهد که نقش آن همچنان در عملکرد مدل اساسی است. حتی در صورت توسعه بهترین سامانه‌های تحلیلی، اگر کارکنان توانایی تفسیر خروجی‌ها را نداشته باشند یا فرهنگ سازمانی استفاده از دانش و داده را تشویق نکند، قابلیت هوشمند سازمان بالفعل نخواهد شد. این نتیجه با مطالعات مربوط به فرآیندهای مدیریت دانش و نوآوری همسو است؛ زیرا مدیریت دانش تنها از طریق ابزارهای فناورانه محقق نمی‌شود و فرآیندهای تسهیم، استفاده و خلق دانش نقشی اساسی در نوآوری سازمانی دارند (Areed et al., 2021). همچنین، مطالعات مربوط به اشتراک دانش نشان داده‌اند که اعتماد، تعامل و سازوکارهای ارتباطی مناسب از الزامات انتقال مؤثر تجربه و دانش هستند (Kharashadizadeh et al., 2018). بنابراین، سرمایه انسانی و فرهنگ دانش‌محور در مدل حاضر نقشی تسهیل‌گر دارند که مشخص می‌کند ظرفیت فناورانه تا چه اندازه به رفتار و تصمیم واقعی سازمانی تبدیل شود.

این تبیین با نتایج مربوط به تحول سازمانی مبتنی بر هوش مصنوعی نیز همخوان است. هوش مصنوعی زمانی می‌تواند به تحول واقعی سازمان منجر شود که در کنار مدیریت دانش، خلاقیت و نوآوری سازمانی مورد توجه قرار گیرد (Taheri Lari et al., 2025). به بیان دیگر، فناوری به‌خودی‌خود تحول‌آفرین نیست؛ بلکه کارکنان باید توانایی استفاده، تفسیر و ادغام نتایج سیستم‌های هوشمند با دانش حرفه‌ای خود را داشته باشند. یافته‌های مربوط به استفاده از هوش مصنوعی در قضاوت حرفه‌ای نیز نشان داده‌اند که مؤلفه‌های هوش، طراحی و انتخاب می‌توانند کیفیت قضاوت را تحت تأثیر قرار دهند (Sehat Barmacheh et al., 2025) و مدل‌سازی قضاوت مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند ساختار تصمیم‌گیری را نظام‌مندتر کند (Sehat Barmacheh et al., 2026). بنابراین، در یک سازمان بیمه‌گر اجتماعی، توسعه بلوغ هوشمند مستلزم تلفیق دانش حرفه‌ای کارکنان با ظرفیت محاسباتی و تحلیلی سامانه‌هاست.

یافته‌های وضعیت‌سنجی نشان داد شاخص ترکیبی بلوغ سازمان برابر با ۲۶۳۶ است و بر این اساس، صندوق در سطح «میانی» قرار دارد. این نتیجه را می‌توان نشانه‌ای از گذار سازمان از مرحله استقرار اولیه مدیریت دانش به مرحله‌ای دانست که در آن بخشی از زیرساخت‌ها و فرآیندهای دانشی شکل گرفته‌اند، اما هنوز یکپارچگی و هوشمندی کامل حاصل نشده است. این موضوع با این دیدگاه سازگار است که صرف استقرار اجزای مدیریت دانش، به معنای بلوغ کامل نیست و سنجش بلوغ باید میزان نهادینه‌شدن فرآیندهای مدیریت دانش و قابلیت‌های فناوری را ارزیابی کند (Shabani et al., 2022). همچنین، ارزیابی قابلیت‌های مدیریت دانش می‌تواند از رویکردهای چندمعیاره و فازی استفاده کند تا تفاوت سطوح توسعه در ابعاد مختلف آشکار شود (Chen et al., 2021). در پژوهش حاضر نیز ترکیب دلفی فازی، BWM و شاخص WAS این امکان را فراهم کرد که تفاوت میان اهمیت هر مؤلفه و وضعیت واقعی آن مشخص شود.

از دیدگاه مدیریتی، قرار داشتن بلوغ فناوری در سطحی بالاتر از بلوغ تحلیلی نشان می‌دهد که داشتن سامانه و داده الزاماً به معنای توانایی استفاده پیش‌بینانه از آنها نیست. سازمان ممکن است مجموعه‌ای از سیستم‌های اطلاعاتی، بانک‌های اطلاعاتی و گزارش‌های مدیریتی داشته باشد، اما تا زمانی که این منابع در قالب مدل‌های تحلیلی و پیش‌بینی‌کننده یکپارچه نشوند، بلوغ مدیریت دانش هوشمند محدود خواهد ماند. این نتیجه با پژوهش‌هایی درباره نقش فناوری هوشمند در مدیریت دانش و همچنین کاربرد دستیاران هوشمند در خدمات مالی همخوان است. دستیاران هوشمند و فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند دسترسی و پردازش دانش را تسريع کرده و تصمیم‌گیری مبتنی بر اطلاعات را توسعه دهند، اما اثربخشی آنها نیازمند زیرساخت مناسب و ادغام با فرآیندهای کاری است (Vedapradha et al., 2024).

در بخش یادگیری ماشین، XGBoost عملکرد بهتری نسبت به Random Forest نشان داد. مقدار RMSE برابر با ۰.۱۵، MAE برابر با ۰.۱۲ و R^2 برابر با ۰.۸۶ نشان داد که این الگوریتم در مجموعه داده پژوهش توانسته است بخش قابل توجهی از تغییرات سطح بلوغ آینده را توضیح دهد. اهمیت این یافته در آن است که مدل بلوغ ارائه‌شده صرفاً ماهیتی توصیفی ندارد و امکان گذار از «اندازه‌گیری وضعیت فعلی» به «پیش‌بینی وضعیت آتی» را فراهم می‌کند. این موضوع با روند جدید مدیریت دانش هوشمند که بر ادغام داده، دانش و الگوریتم‌های پیش‌بین تأکید دارد سازگار است (Cheng & Tian, 2026). همچنین، توسعه روش‌های آینده‌نگاری مبتنی بر مدیریت دانش هوشمند نشان داده است که استفاده از تحلیل‌های الگوریتمی می‌تواند ظرفیت پیش‌بینی سازمان را نسبت به روش‌های صرفاً مبتنی بر قضاوت انسانی افزایش دهد (Zhang & Huang, 2020).

تحلیل اهمیت ویژگی‌ها نیز نشان داد دقت مدل‌های پیش‌بینی خسارت با ۲۴ درصد بیشترین نقش را در پیش‌بینی بلوغ آینده داشت و پس از آن یکپارچگی سامانه‌ها با ۱۹ درصد و حمایت مدیریت ارشد با ۱۷ درصد قرار گرفتند. این ترتیب یافته‌ها، منطق مدل کیفی را تأیید کرد؛ به این معنا که توان پیش‌بینی سازمان مستقیماً به کیفیت داده و سامانه‌های یکپارچه متکی است و این زیرساخت نیز بدون حمایت راهبردی مدیریت توسعه نمی‌یابد. از این منظر، بلوغ هوشمند نوعی قابلیت زنجیره‌ای است: رهبری منابع را فراهم می‌کند، فناوری داده را در دسترس قرار می‌دهد، تحلیل پیش‌بین از داده دانش جدید استخراج می‌کند و دانش حاصل، کیفیت تصمیم را ارتقا می‌دهد. چنین تبیینی با مطالعات مربوط به فرآیندهای مدیریت دانش و ارتباط آنها با عملکرد و نوآوری هماهنگی دارد (Areed et al., 2021; Zeinali, 2016).

شبیه‌سازی مونت کارلو نیز نشان داد که افزایش ۳۰ درصدی سرمایه‌گذاری در قابلیت‌های تحلیلی می‌تواند مسیر بلوغ سازمان را به‌طور محسوس تغییر دهد. در سناریوی پایه، WAS از ۲۶۴ به ۳۶۰ تا سال ۱۴۰۸ افزایش می‌یابد، در حالی که در سناریوی تقویت سرمایه‌گذاری تحلیلی، شاخص به ۴۴۰ می‌رسد. همچنین، احتمال دستیابی به سطح پیشرفته تا سال ۱۴۰۷ در سناریوی مداخله‌ای برابر با ۸۲ درصد برآورد شد. این نتیجه نشان می‌دهد که بلوغ مدیریت دانش هوشمند پدیده‌ای ایستا نیست، بلکه می‌توان مسیر آن را با تغییر هدفمند منابع و قابلیت‌ها هدایت کرد. این یافته با ادبیاتی که بر نقش قابلیت‌های پویا در توسعه نوآوری دیجیتال تأکید دارد همسو است؛ سازمان‌های برخورداری از قابلیت بازپیکربندی منابع می‌توانند سریع‌تر به تغییرات فناورانه پاسخ دهند و مسیر تحول خود را مدیریت کنند (Nikmanesh & Ehsanbakhsh, 2024). همچنین، چالش‌های پیاده‌سازی هوش مصنوعی در مدیریت دانش نشان می‌دهند که سرمایه‌گذاری صرف در فناوری کافی نیست و باید هم‌زمان زیرساخت، داده، مهارت و پذیرش سازمانی توسعه یابد (Rezaei, 2025).

نتایج اعتبارسنجی نیز از قابلیت کاربردی مدل حمایت کرد. اختلاف ۰.۱۴ بین مقدار پیش‌بینی‌شده و واقعی WAS در شعبه‌ای که در داده‌های آموزشی حضور نداشت، نشان داد مدل از توان تعمیم اولیه برخوردار است. همچنین، افزایش ۲۰ درصدی D₂ موجب افزایش ۰.۴۰ واحدی WAS شد که اهمیت زیرساخت داده برای هوشمندی را تأیید کرد. این یافته با مطالعاتی که بر لزوم ابزارهای نظام‌مند ارزیابی مدیریت دانش و استفاده از روش‌های فازی و چندمعیاره برای اندازه‌گیری قابلیت‌های دانشی تأکید دارند همخوان است (Chen et al., 2021). به‌طور کلی، همگرایی یافته‌های فراترکیب، نظر خبرگان، وزن‌دهی، وضعیت‌سنجی و مدل یادگیری ماشین نشان می‌دهد که پنج بعد شناسایی‌شده اجزای جدا از یکدیگر نیستند، بلکه یک سیستم پویا را تشکیل می‌دهند که در آن ضعف هر بخش می‌تواند ظرفیت هوشمندی کل سازمان را محدود سازد.

این پژوهش با وجود استفاده از رویکرد آمیخته و چندین روش مکمل اعتبارسنجی، دارای محدودیت‌هایی است. نخست، بخش تجربی پژوهش در یک سازمان بیمه‌گر اجتماعی مشخص انجام شد و ویژگی‌های ساختاری، مأموریتی و جمعیتی صندوق بیمه اجتماعی کشاورزان، روستائیان و عشایر ممکن است تعمیم مستقیم یافته‌ها به سایر شرکت‌های بیمه تجاری یا سازمان‌های عمومی را محدود کند. دوم، بخشی از اطلاعات مربوط به وضعیت بلوغ از طریق پرسشنامه و ادراک مدیران و کارشناسان گردآوری شد و در نتیجه احتمال سوگیری پاسخ‌دهی و مطلوبیت اجتماعی وجود دارد. سوم، مجموعه داده مورد استفاده در یادگیری ماشین شامل تعداد محدودی مشاهده زمان-مکان بود و هرچند شاخص‌های عملکرد مدل مطلوب بودند، نتایج پیش‌بینی باید با احتیاط تفسیر شوند. چهارم، دسترسی محدود به برخی داده‌های تاریخی و عملیاتی امکان وارد کردن همه متغیرهای بالقوه مؤثر مانند کیفیت تفصیلی داده‌ها، میزان استفاده واقعی از سامانه‌ها و رفتار طولی گروه‌های مختلف بیمه‌شدگان را محدود کرد. همچنین، سناریوهای مونته‌کارلو بر مجموعه‌ای از مفروضات درباره نرخ رشد و تغییر مؤلفه‌ها استوار بودند و تغییر این مفروضات ممکن است خروجی‌های متفاوتی ایجاد کند.

پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده مدل حاضر را در سایر صندوق‌های بیمه‌ای، سازمان تأمین اجتماعی، شرکت‌های بیمه تجاری و حتی سازمان‌های مالی غیربیمه‌ای آزمون کنند تا میزان تعمیم‌پذیری ساختار پنج‌بعدی مشخص شود. استفاده از داده‌های طولی با دوره زمانی طولانی‌تر و تعداد بیشتری شعبه یا واحد سازمانی می‌تواند موجب افزایش دقت و پایداری الگوریتم‌های پیش‌بینی شود. مقایسه الگوریتم‌هایی مانند CatBoost, LightGBM، شبکه‌های عصبی عمیق و مدل‌های سری زمانی با XGBoost نیز می‌تواند به شناسایی معماری پیش‌بینی مناسب‌تر منجر شود. بررسی روابط میان ابعاد مدل با استفاده از مدل‌سازی معادلات ساختاری، تحلیل شبکه یا مدل‌های علی نیز پیشنهاد می‌شود. پژوهش‌های آینده می‌توانند متغیرهایی مانند حاکمیت هوش مصنوعی، امنیت و حریم خصوصی داده، اخلاق الگوریتمی، قابلیت توضیح‌پذیری مدل‌ها و اعتماد کارکنان به تصمیمات هوشمند را به ساختار مدل اضافه کنند. همچنین، انجام مطالعات مداخله‌ای که در آنها یک یا چند مؤلفه بلوغ به‌طور هدفمند ارتقا یافته و پیامد آن در طول زمان اندازه‌گیری شود، می‌تواند شواهد علی‌قوی‌تری درباره مسیرهای ارتقای بلوغ فراهم کند.

پیشنهاد می‌شود مدیران صندوق ارتقای بعد «بلوغ تحلیلی و پیش‌بینی‌پذیری» را به دلیل اهمیت بالا و وضعیت فعلی ضعیف آن در اولویت برنامه تحول دیجیتال قرار دهند. طراحی نقشه راه چندساله برای توسعه تحلیل‌های پیش‌بین، ایجاد زیرساخت داده یکپارچه بین شعب و ستاد، تدوین استانداردهای کیفیت و حاکمیت داده و توسعه یک مخزن متمرکز داده از اقدامات پایه‌ای در این مسیر است. ایجاد تیم بین‌رشته‌ای متشکل از متخصصان بیمه، مدیریت دانش، تحلیل داده و هوش مصنوعی می‌تواند فاصله میان نیازهای عملیاتی و مدل‌های فنی را کاهش دهد. همچنین لازم است آموزش سواد داده و مهارت تفسیر خروجی‌های تحلیلی برای مدیران و کارشناسان به‌صورت مستمر اجرا شود. توصیه می‌شود پروژه‌های اولیه پیش‌بینی بر مسائل دارای ارزش عملیاتی بالا مانند پیش‌بینی ابطال عضویت، احتمال تأخیر در پرداخت حق بیمه، رفتار گروه‌های مختلف بیمه‌شدگان، ریسک خسارت و شناسایی مناطق نیازمند مداخله متمرکز شوند. علاوه بر این، پیشنهاد می‌شود شاخص WAS به‌صورت دوره‌ای در سطح کل سازمان، مناطق و شعب محاسبه و در داشبورد مدیریتی گزارش شود تا مدیران بتوانند شکاف بلوغ را پایش و منابع را بر اساس نتایج واقعی تخصیص دهند. در نهایت، استفاده از تحلیل سناریو و شبیه‌سازی پیش از اجرای سرمایه‌گذاری‌های بزرگ می‌تواند به سازمان کمک کند اثربخشی گزینه‌های مختلف را مقایسه و مسیرهایی را انتخاب کند که بیشترین اثر را بر بلوغ، کاهش ریسک و بهبود کیفیت خدمات بیمه‌ای داشته باشند.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در طی مراحل این پژوهش به ما یاری رساندند تشکر و قدردانی می‌گردد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافی وجود ندارد.

حمایت مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

موازن اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازن و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

Extended Summary

Introduction

Knowledge has become one of the most strategically significant organizational resources in contemporary data-intensive environments, and the ability to create, acquire, organize, share, apply, and continuously renew knowledge increasingly determines organizational adaptability, innovation, and decision quality. Knowledge management has consequently evolved beyond the conventional functions of documenting experiences, maintaining repositories, and facilitating knowledge sharing. Modern organizations increasingly require knowledge-management systems capable of integrating organizational knowledge with digital data, intelligent technologies, and analytical capabilities. From this perspective, intelligent knowledge management represents an advanced stage of organizational knowledge management in which technological and cognitive resources are used not merely to store and retrieve knowledge but also to recognize patterns, generate insights, support decisions, and anticipate future conditions. The strategic importance of intelligent resources in transforming organizational information into actionable knowledge has long been emphasized in the knowledge-management literature (Carneiro, 2010), while the development of increasingly sophisticated knowledge-management tools has created the technological foundation for such transformation (Rezazadeh Mehri Zadeh & et al., 2010).

Knowledge-management processes are closely related to organizational innovation because the systematic acquisition, sharing, integration, and application of knowledge enable organizations to respond to environmental changes and develop new solutions (Areed et al., 2021). Knowledge management is also closely connected with organizational processes; integrating knowledge into business processes can improve the accessibility and applicability of organizational experience and enhance the quality of operational decisions (Zeinali, 2016). Knowledge sharing is particularly important in this process because



organizational knowledge cannot generate sustainable value unless individual and collective experiences are effectively transferred across organizational boundaries. Trust, communication mechanisms, and appropriate organizational structures are therefore essential conditions for effective knowledge exchange (Kharashadizadeh et al., 2018).

The rapid development of intelligent technologies has substantially changed the nature of knowledge management. Artificial intelligence, machine learning, intelligent agents, natural language processing, recommendation systems, and advanced analytics can automate knowledge discovery, classify and retrieve complex information, recognize previously hidden relationships, and provide decision-makers with context-sensitive knowledge. Intelligent technologies can therefore enable organizations to move from reactive knowledge management toward adaptive and predictive knowledge systems (Lyapina et al., 2021). Similarly, intelligent knowledge management has been incorporated into technology-foresight approaches because computational analysis can enhance the identification of emerging patterns and improve organizational anticipation of technological change (Zhang & Huang, 2020). These developments suggest that intelligent knowledge management should be understood as an integrated organizational capability rather than simply as the digitalization of traditional knowledge-management activities.

Artificial intelligence has further accelerated this transition. AI-based knowledge-management systems can improve knowledge extraction, classification, retrieval, interpretation, and decision support, although their successful implementation depends on overcoming challenges related to data quality, employee capabilities, technological integration, trust, organizational resistance, governance, and ethical considerations (Rezaei, 2025). Organizational members' perceptions of AI also influence the extent to which intelligent technologies are accepted and incorporated into knowledge activities (Husayn, 2025). Moreover, AI can contribute to organizational learning and cognitive knowledge management by supporting the interpretation, recombination, and continuous updating of organizational knowledge (Hosseinzadeh & Cheraghi, 2025). Accordingly, the maturity of intelligent knowledge management should reflect not only the availability of advanced technologies but also the organization's ability to embed these technologies into learning, knowledge creation, and decision processes.

Organizational transformation through artificial intelligence also depends on the interaction between technology, innovation, creativity, and knowledge management (Taheri Lari et al., 2025). Likewise, dynamic capabilities are important in digital innovation because organizations must be able to recognize emerging opportunities, reconfigure resources, and integrate new technological and knowledge capabilities in response to changing conditions (Nikmanesh & Ehsanbakhsh, 2024). Leadership is another central determinant. Studies concerning knowledge management, intelligent leadership, and organizational learning indicate that intelligent leadership can facilitate knowledge exchange, organizational learning, trust, and knowledge-based decision-making (Shafiee & Fazlollahi Ghomshi, 2019; Shafiee & Fazlollahi Qomshaei, 2019). Therefore, managerial support, strategic orientation, organizational culture, and human capabilities constitute critical foundations for intelligent knowledge-management maturity.

An important implication of this transformation is the need to distinguish between the mere establishment of knowledge-management technologies and actual organizational maturity. Maturity reflects the extent to which knowledge processes, technology, human resources, organizational culture, governance, and decision mechanisms have become institutionalized, coordinated, and progressively more sophisticated. Studies examining the measurability of knowledge-management implementation in intelligent technology organizations emphasize that possession of technological tools cannot by itself be considered evidence of mature knowledge management (Shabani et al., 2022). Furthermore, multidimensional and fuzzy

evaluation approaches can provide a more realistic assessment of knowledge-management capabilities when multiple criteria and uncertain expert judgments are involved (Chen et al., 2021).

A particularly advanced stage of intelligent maturity emerges when organizations move beyond descriptive and diagnostic analytics toward predictive analytics. Predictive analytics combines historical data, statistical techniques, machine-learning algorithms, and organizational knowledge to estimate future conditions and support proactive decision-making. Integrating big data with knowledge management can substantially improve intelligent risk prediction by transforming large-scale data into usable knowledge for future-oriented decisions (Cheng & Tian, 2026). Intelligent assistants and AI-supported knowledge systems are also increasingly used in financial services to personalize knowledge retrieval, facilitate information analysis, and strengthen professional decision support (Vedapradha et al., 2024). Related research on AI-supported professional judgment demonstrates that intelligent systems can influence the intelligence, design, and choice components of decision-making (Sehat Barmacheh et al., 2025) and can be incorporated into structured models for professional judgment (Sehat Barmacheh et al., 2026).

These issues are particularly important for social insurance organizations because they operate with large volumes of demographic, financial, insurance, operational, and customer-related data while simultaneously confronting uncertainty in risk, membership behavior, claims, resource allocation, service continuity, and long-term financial sustainability. Despite substantial research on knowledge management, artificial intelligence, digital innovation, and predictive analytics, relatively limited attention has been devoted to integrating these domains within a maturity framework that can simultaneously diagnose current organizational maturity, identify its determinants, forecast future maturity, and simulate alternative developmental scenarios. Therefore, the present study aimed to identify the factors affecting intelligent knowledge-management maturity based on predictive analytics and to develop and validate a model for measuring and predicting this maturity in the Social Insurance Fund for Farmers, Villagers, and Nomads.

Methods and Materials

The study was applied and developmental in purpose and employed a sequential exploratory mixed-methods design. The qualitative phase consisted of a meta-synthesis of previous studies followed by semi-structured expert interviews. The meta-synthesis was conducted according to the seven-stage Sandelowski and Barroso approach, including formulation of the research question, systematic literature review, identification and selection of relevant studies, extraction of information, synthesis of qualitative findings, quality control, and presentation of the integrated findings. Persian and English studies related to knowledge management, knowledge-management maturity, intelligent knowledge management, artificial intelligence, predictive analytics, data maturity, business intelligence, digital transformation, and insurance applications were systematically reviewed. An initial pool of 240 studies was identified. Titles, abstracts, full texts, methodological quality, relevance, and accessibility were subsequently assessed. The Critical Appraisal Skills Programme framework was used to assess methodological quality, and studies of moderate or high quality were retained. Ultimately, 26 studies were included in the final synthesis.

To complement and contextualize the meta-synthesis findings, semi-structured interviews were conducted with academic and professional experts familiar with knowledge management, artificial intelligence, predictive analytics, digital transformation, information systems, and social insurance. Participants were recruited purposively and subsequently through snowball sampling. Data collection continued until theoretical saturation. Qualitative data were subjected to open, axial, and selective coding. Inter-coder agreement was examined using Cohen's kappa.



In the quantitative phase, the qualitative findings were initially converted into five dimensions and 24 candidate indicators. A fuzzy Delphi questionnaire was administered to 15 experts. Expert judgments were represented using triangular fuzzy numbers, and defuzzification was performed using $S=(l+4m+u)/6$. A threshold of 0.70 was used for indicator retention. The Best-Worst Method was subsequently applied to determine the relative weights of the confirmed dimensions. A five-point fuzzy Likert questionnaire comprising the validated indicators was then administered to 120 managers and senior experts from different branches of the Social Insurance Fund for Farmers, Villagers, and Nomads across four geographical regions. A Weighted Aggregate Score was calculated to determine the organization's overall maturity level.

For predictive modeling, five years of data from 1399 to 1403 were collected across four geographical regions, yielding 20 time-location observations. The 22 validated maturity indicators were combined with four contextual variables: number of new insured members, rural internet penetration, information-technology budget, and claims-payment rate. The next-year WAS was defined as the target variable. XGBoost and Random Forest were trained and compared using an 80% training and 20% testing split. Performance was evaluated using RMSE, MAE, and R^2 . Finally, a Monte Carlo simulation with 10,000 iterations was performed to estimate the organization's future maturity under a baseline scenario and an analytical-investment scenario.

Findings

The qualitative synthesis resulted in five final dimensions of intelligent knowledge-management maturity: strategic context and intelligent leadership, technology maturity and data integration, analytical maturity and predictability, human capital and knowledge-oriented culture, and performance evaluation and risk management. The axial and selective coding results indicated a dynamic causal structure in which strategic commitment facilitated investment in technological and data infrastructure; integrated data enabled predictive analytics; human capital and organizational culture influenced the actual adoption of analytical capabilities; and improved analytical maturity enhanced organizational performance and risk management. Positive performance outcomes subsequently reinforced managerial confidence and future investment, producing a developmental feedback cycle.

Quality control demonstrated acceptable agreement between coders. Cohen's kappa was 0.639, indicating valid agreement beyond chance.

In the fuzzy Delphi phase, all five main dimensions were retained. Of the initial 24 indicators, 22 achieved defuzzified scores above 0.70 and were retained, while two indicators were eliminated. All retained indicators also obtained content-validity ratios above 0.78.

The BWM results showed that analytical maturity and predictability had the highest weight at 0.310. Technology maturity and data integration ranked second with a weight of 0.240, followed by strategic context and intelligent leadership at 0.185, human capital and knowledge-oriented culture at 0.155, and performance evaluation and risk management at 0.110.

The organizational maturity assessment revealed mean scores of 2.80 for strategic context and intelligent leadership, 2.90 for technology maturity and data integration, 1.90 for analytical maturity and predictability, 3.10 for human capital and knowledge-oriented culture, and 3.20 for performance evaluation and risk management. The resulting weighted contributions were 0.518, 0.696, 0.589, 0.481, and 0.352, respectively. The total WAS was 2.636. Based on the predefined five-level maturity classification, the organization was therefore positioned at the intermediate maturity level. However, analytical maturity and predictability, despite having the greatest weight in the model, had a score of only 1.90 and remained at the aware level, indicating the principal maturity gap in the organization.

In the predictive analysis, XGBoost outperformed Random Forest. XGBoost achieved an RMSE of 0.15, MAE of 0.12, and R^2 of 0.86, whereas Random Forest produced an RMSE of 0.21, MAE of 0.18, and R^2 of 0.79. Thus, XGBoost explained approximately 86% of the observed variance in future maturity scores within the test data.

Feature-importance analysis identified the accuracy of claims-prediction models as the strongest predictor of future maturity, accounting for 24% of total feature importance. Information-system integration ranked second at 19%, followed by senior-management support at 17%. These findings reinforced the qualitative model by demonstrating that future maturity is strongly influenced by predictive capability, integrated data infrastructure, and strategic managerial support.

Monte Carlo simulation showed a substantial difference between the baseline and analytical-investment scenarios. Under the baseline scenario, predicted WAS values were 2.64 in 1404, 2.85 in 1405, 3.05 in 1406, 3.30 in 1407, and 3.60 in 1408. Under the scenario involving a 30% increase in investment in analytical maturity, the corresponding scores were 2.64, 3.10, 3.55, 3.90, and 4.40. Simulation results indicated an 82% probability that the organization would reach the advanced maturity level by 1407 under the analytical-investment scenario. External predictive validation on a branch excluded from model training produced an absolute difference of only 0.14 between predicted and observed WAS. Sensitivity analysis further showed that a 20% increase in technology maturity and data integration increased WAS by approximately 0.40 points.

Discussion and Conclusion

The findings demonstrate that intelligent knowledge-management maturity is a multidimensional and dynamic organizational capability rather than a purely technological condition. The five identified dimensions jointly represent the strategic, technological, analytical, human, and performance-oriented foundations necessary for an organization to transform accumulated data and knowledge into forward-looking organizational intelligence.

The most important finding was the central role of analytical maturity and predictability. This dimension received the highest BWM weight but simultaneously showed the lowest observed maturity score. Consequently, the organization's primary developmental weakness was located precisely in the dimension most critical to intelligent knowledge management. The organization appeared to possess relatively stronger cultural, human, and performance-management capabilities, while its ability to use organizational knowledge and integrated data for systematic prediction remained comparatively underdeveloped.

The predictive modeling results further strengthened this interpretation. The superior performance of XGBoost indicated that the proposed maturity framework can move beyond descriptive assessment and support forecasting of future organizational maturity. The finding that claims-prediction accuracy, system integration, and senior-management support were the three strongest predictors highlights the interdependence between analytics, infrastructure, and leadership. Predictive intelligence cannot develop in isolation; it requires reliable and integrated data, sustained managerial commitment, and sufficient organizational capacity to operationalize analytical outputs.

The Monte Carlo results also demonstrated that maturity trajectories can be altered through targeted intervention. Increasing investment in analytical capabilities substantially accelerated movement toward advanced maturity and generated a markedly more favorable five-year trajectory. This suggests that maturity assessment can serve not only as a diagnostic mechanism but also as a strategic decision-support instrument. Managers can use the model to compare alternative investment scenarios, identify bottlenecks, prioritize interventions, and estimate the probable consequences of organizational-development decisions before implementation.

Overall, the study developed an integrated model in which strategic leadership initiates and sustains investment, technological and data maturity provides the infrastructure for intelligent analysis, human capital and knowledge-oriented

culture enable adoption and effective use, analytical maturity converts data into predictive knowledge, and performance and risk-management outcomes generate feedback for subsequent organizational learning and investment. The current overall maturity of the Social Insurance Fund for Farmers, Villagers, and Nomads was assessed as intermediate, with analytical maturity representing the most important developmental gap. Strengthening predictive analytics, improving system and data integration, and ensuring sustained senior-management support therefore constitute the most critical priorities for progressing toward an integrated and intelligent level of knowledge-management maturity.

References

- Areed, S., Salloum, S. A., & Shaalan, K. (2021). The Role of Knowledge Management Processes for Enhancing and Supporting Innovative Organizations: A Systematic Review. In M. Al-Emran, K. Shaalan, & A. E. Hassanien (Eds.), *Recent Advances in Intelligent Systems and Smart Applications* (pp. 143-161). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-47411-9_8
- Carneiro, A. (2010). The Role of Intelligent Resources in Knowledge Management. *Journal of Knowledge Management*. https://journals.atu.ac.ir/article_12318.html?lang=en
- Chen, G., Zhang, J., Zhang, S., & Yan, B. (2021). Customer knowledge management competence evaluation of tourism enterprises based on ahp-fuzzy comprehensive evaluation method. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, Preprint. <https://doi.org/10.3233/JIFS-189902>
- Cheng, X., & Tian, J. (2026). Integrating Big Data and Knowledge Management for Intelligent Risk Prediction in Engineering Projects. *International Journal of Knowledge Management*, 22(1), 1-18. <https://doi.org/10.4018/ijkm.402017>
- Hosseinizadeh, A., & Cheraghi, Z. (2025). The role of artificial intelligence in organizational learning and cognitive knowledge management: A systematic review. *Interdisciplinary Information Science Studies*, 2(1), 51-62.
- Husayn, E. (2025). The Impact of Artificial Intelligence on Knowledge Management: Faculty Perspectives From the University of Zawia's Faculties of Economics, Management, and Law. *Jetti*, 3(1), 52-66. <https://doi.org/10.61227/jetti.v3i1.163>
- Kharashadizadeh, M. H., Mehrmanesh, H., & Haghighat Monfared, J. (2018). Designing a Knowledge-Sharing Model in Projects using an Analytical Approach. *Intelligent Business Management Studies*, 7(26), 161-191.
- Lyapina, S. Y., Degtyareva, V. V., & Tarasova, V. N. (2021). Intelligent technologies for knowledge management at a modern company. In *Digital Economy and the New Labor Market: Jobs, Competences and Innovative HR Technologies* (pp. 459-469). https://doi.org/10.1007/978-3-030-60926-9_59
- Nikmanesh, S., & Ehsanbakhsh, S. (2024). The Effect of Effective and Dynamic Capabilities on the Digital Innovation Development Process of Knowledge-Based Companies with the Moderating Role of Social Media Use. *Journal of System Management and Intelligent Innovation*, 6(3).
- Rezaei, M. (2025). Artificial Intelligence in Knowledge Management: Identifying and Addressing the Key Implementation Challenges. *Technological Forecasting and Social Change*, 217, 124183. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2025.124183>
- Rezazadeh Mehri Zadeh, M. H., & et al. (2010). *Tools for Knowledge Management*. Intelligent Signal Processing Research Institute.
- Sehat Barmacheh, A., Shamakhy, H., & Yalfani, A. (2025). The Effect of Factors Based on Artificial Intelligence Components (Intelligence, Design, and Choice) on Auditors' Judgment. *Management Accounting and Auditing Knowledge*, 16(61), 265-278.
- Sehat Barmacheh, A., Shamakhy, H., & Yalfani, A. (2026). Presenting an Artificial Intelligence-Based Audit Judgment Model. *Management Accounting and Auditing Knowledge*, 15(60), 191-210.
- Shabani, M., Rafati Asl, S. M., & Sohrabi, S. (2022). Possibility of measuring the establishment of knowledge management in the intelligent technology organization. *journal of Information and communication Technology in policing*, 2(8), 67-84. <https://www.magiran.com/paper/2423361>
- Shafiee, Z., & Fazlollahi Ghomshi, S. (2019). Relationship of knowledge management and intelligent leadership with the organizational learning. *New Approach in Educational Sciences*, 1(1), 19-31. https://journal.iocv.ir/article_100203.html?lang=en
- Shafiei, Z., & Fazlollahi Qomshaei, S. (2019). The Relationship Between Knowledge Management and Intelligent Leadership with Organizational Learning. *A New Approach in Educational Sciences*, 1(1), 19-31. https://journal.iocv.ir/article_100203.html
- Taheri Lari, M., Rafati, M., & Ajami Kholes, A. (2025). The Effect of Artificial Intelligence on Organizational Transformation with the Mediating Role of Individual Creativity, Organizational Innovation, and Knowledge Management. First National Conference on Human Capital Management Challenges in Large-Scale Organizations, Mashhad.
- Vedapradha, R., Ravi, H., Elango, S., Divyashree, V. R., Jaganathan, A. T., & Ponnusamy, M. (2024). Future of Knowledge Management in Investment Banking: Role of Personal Intelligent Assistants. *Methodological Innovations*, 17(4), 229-247. <https://doi.org/10.1177/20597991241287118>
- Zeinali, S. (2016). The role of knowledge management in business process management. In First International Conference on New Paradigms of Intelligent Business and Organizational Management,
- Zhang, L., & Huang, S. (2020). New Technology Foresight Method Based on Intelligent Knowledge Management. *Frontiers of Engineering Management*, 7(2), 238-247. <https://doi.org/10.1007/s42524-019-0062-z>

