



بکارگیری ترکیب مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی جهت ارتقای فرآیند تدارکات در یک شرکت تحقیقات

صنعتی نظامی

## فهرست مطالب

|   |     |
|---|-----|
| فصل اول: کلیات پژوهش.....   | ۴   |
| ۱-۱- مقدمه  |     |
| ۲-۱- بیان مسئله   |     |
| ۳-۱- اهمیت و ضرورت انجام تحقیق  |     |
| ۴-۱- سوالات تحقیق   |     |
| ۵-۱- فرضیات تحقیق   |     |
| ۶-۱- نوآوری تحقیق   |     |
| فصل دوم: بررسی مفاهیم و پیشینه‌ی پژوهش.....                                   | ۱۸  |
| ۱-۲- مقدمه  |     |
| ۲-۲- فرآیند کاوی در صنعت  |     |
| ۱-۲-۲- فرآیند کاوی سازمانهای حساس   |     |
| ۳-۲- مدل‌های زبانی  |     |
| ۴-۲- ترکیب مدل‌های زبانی و فرآیند کاوی  |     |
| ۵-۲- فرآیند تدارکات در زنجیره تامین سازمان                                    |     |
| ۶-۲- کاربرد مدل‌های زبانی بزرگ در فرآیندهای تدارکات و زنجیره تامین            |     |
| ۷-۲- مرور مطالعات مرتبط   |     |
| ۸-۲- نتیجه‌گیری و شکاف تحقیقاتی   |     |
| فصل سوم: روش‌شناسی تحقیق.....   | ۵۵  |
| ۱-۳- مقدمه  |     |
| ۲-۳- مراحل انجام تحقیق  |     |
| مرحله اول: شناسایی و تحلیل فرآیندهای تدارکاتی با استفاده از تحلیل محتوای کیفی |     |
| مرحله دوم: وزن‌دهی ابعاد با استفاده از فرآیند تحلیل شبکه‌ای (ANP)             |     |
| مرحله سوم: وزن‌دهی شاخص‌ها با استفاده از روش تاپسیس (TOPSIS)                  |     |
| فصل چهارم: یافته‌های تحقیق.....   | ۷۱  |
| ۱-۴- مقدمه  |     |
| ۲-۴- نتایج تحلیل محتوای کیفی  |     |
| ۳-۴- نتایج تکنیک ANP  |     |
| ۴-۴- نتایج تکنیک تاپسیس   |     |
| ۵-۴- جمع‌بندی   |     |
| فصل پنجم: بحث و پیشنهادات تحقیق.....  | ۹۴  |
| ۱-۵- مقدمه  |     |
| ۲-۵- خلاصه نتایج  |     |
| ۳-۵- پاسخ به سوالات تحقیق   |     |
| ۴-۵- پیشنهادات برای تحقیقات آتی   |     |
| منابع و مأخذ.....   | ۱۰۵ |

## فصل اول

### کلیات پژوهش

در دنیای امروز، سازمان‌های صنعتی و نظامی با چالش‌های فزاینده‌ای در زمینه مدیریت زنجیره تأمین و فرآیندهای تدارکاتی مواجه هستند. پیچیدگی تأمین مواد اولیه، مدیریت منابع، بهینه‌سازی هزینه‌ها و اطمینان از پایداری زنجیره تأمین از جمله مسائلی هستند که به دلیل تغییرات سریع در بازار، تحریم‌ها، تهدیدات امنیتی و پیشرفت فناوری‌های رقابتی اهمیت بیشتری یافته‌اند. در این میان، بهره‌گیری از فناوری‌های نوین مانند مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) و فرآیندکاوی می‌تواند به سازمان‌ها کمک کند تا بینش دقیق‌تری نسبت به فرآیندهای تدارکاتی خود به دست آورند و تصمیمات آگاهانه‌تری اتخاذ کنند. این ترکیب فناوری، امکان تحلیل حجم گسترده‌ای از داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته را فراهم کرده و به سازمان‌ها کمک می‌کند تا بهینه‌سازی فرآیندهای خود را به سطح جدیدی ارتقا دهند.

با پیشرفت مدل‌های زبانی بزرگ، قابلیت‌های جدیدی در زمینه پردازش زبان طبیعی، تحلیل داده‌های متنی و پیش‌بینی روندهای زنجیره تأمین فراهم شده است. این مدل‌ها قادرند حجم وسیعی از داده‌های متنی مانند قراردادهای تأمین، مستندات خرید، گزارش‌های عملکردی و حتی ارتباطات ایمیلی را تحلیل کرده و الگوهای پنهان در فرآیندهای تدارکاتی را آشکار سازند. از سوی دیگر، فرآیندکاوی به عنوان ابزاری تحلیلی، امکان شناسایی ناکارآمدی‌ها، تأخیرها و گلوگاه‌های عملیاتی را فراهم می‌کند. ترکیب این دو فناوری می‌تواند سازمان‌ها را در تحلیل دقیق‌تر، پیش‌بینی مشکلات احتمالی و طراحی استراتژی‌های بهینه برای مدیریت تدارکات یاری رساند. یکی از چالش‌های اساسی در حوزه تدارکات سازمان‌های صنعتی و نظامی، نیاز به سرعت و دقت در تصمیم‌گیری است. با توجه به شرایط پویای بازار و محدودیت‌های تأمین منابع،

سازمان‌ها باید بتوانند در زمان کوتاه‌تری به اطلاعات دقیق و قابل‌اتکا دست یابند. مدل‌های زبانی بزرگ، با امکان پردازش بلادرنگ داده‌های متنی، به تصمیم‌گیران این امکان را می‌دهند که به جای تحلیل دستی و زمان‌بر داده‌ها، از سیستم‌های خودکار و هوشمند برای ارزیابی تأمین‌کنندگان، تحلیل ریسک‌های احتمالی و پیش‌بینی تقاضا استفاده کنند. همچنین، فرآیندکاوی به سازمان‌ها کمک می‌کند تا با تجزیه و تحلیل داده‌های تاریخی، روندهای غیرکارآمد را شناسایی کرده و اقدامات اصلاحی را به‌موقع اجرا کنند.

با این حال، علی‌رغم مزایای بالقوه این فناوری‌ها، همچنان چالش‌هایی در مسیر پیاده‌سازی آن‌ها در سازمان‌های صنعتی و نظامی وجود دارد. مسائلی نظیر امنیت داده‌ها، نیاز به تطبیق با قوانین و مقررات خاص صنایع حساس، و لزوم یکپارچه‌سازی با سیستم‌های سنتی مدیریت منابع، از جمله موانعی هستند که نیاز به بررسی و تحلیل دقیق دارند. در این پژوهش، تلاش می‌شود تا ضمن بررسی کاربردهای مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی در بهینه‌سازی تدارکات، چالش‌های موجود شناسایی شده و راهکارهای عملی برای اجرای مؤثر این فناوری‌ها در یک سازمان تحقیقاتی صنعتی نظامی ارائه شود.

## ۱-۲- بیان مسئله

در دنیای مدرن کسب‌وکار، مدیریت مؤثر فرآیندها به‌ویژه در بخش تدارکات، برای کاهش هزینه‌ها، افزایش بهره‌وری، و بهبود کیفیت خدمات و محصولات اهمیت بسیاری دارد (Berti et al, 2023). با این حال، پیچیدگی‌ها و مشکلات اجرایی در این حوزه به دلیل حجم بالای داده‌ها، تنوع فعالیت‌ها و عدم شفافیت در تحلیل داده‌های مرتبط با فرآیندها، منجر به کاهش کارایی و تصمیم‌گیری‌های ناکارآمد می‌شود (Berti et

(al, 2024). در چنین شرایطی، فرآیندکاوی به عنوان یکی از فناوری‌های نوین داده‌محور، توانسته است امکاناتی برای کشف، تحلیل، و بهبود فرآیندها فراهم کند (Van der Aalst, 2021). اما این فناوری نیز به دلیل نیاز به دانش تخصصی بالا و ابزارهای پیچیده، همچنان با محدودیت‌هایی مواجه است. در همین راستا، ظهور مدل‌های زبانی بزرگ (مثل GPT-4)، امکانات جدیدی برای تحلیل‌های مبتنی بر زبان طبیعی و ارتباط بهتر میان کاربران و داده‌ها فراهم کرده است (Van der Aalst, 2021). این مدل‌ها قابلیت پردازش حجم عظیمی از داده‌ها و ارائه تحلیل‌های دقیق را از طریق مکالمات طبیعی دارند و می‌توانند به عنوان یک واسط هوشمند میان کاربران و سیستم‌های فرآیندکاوی عمل کنند (Berti et al, 2023). با این حال، ادغام مؤثر این مدل‌ها با فرآیندکاوی و استفاده از پتانسیل‌های آن‌ها برای بهبود فرآیندهای تدارکاتی هنوز به‌طور کامل بررسی نشده است (Berti et al, 2023).

یکی از مشکلات اصلی در این حوزه، محدودیت‌های مرتبط با پنجره متنی<sup>1</sup> مدل‌های زبانی بزرگ است (Berti et al, 2024). داده‌های فرآیندکاوی معمولاً شامل لاگ‌های گسترده و پیچیده‌ای هستند که نیازمند فضای زیادی برای پردازش می‌باشند. این محدودیت باعث می‌شود بسیاری از مدل‌ها نتوانند به‌صورت کامل اطلاعات مربوط به فرآیندها را پردازش کنند.

در همین راستا، یکی از مهم‌ترین مشکلات دیگر، نیاز به دانش تخصصی برای تحلیل داده‌های فرآیندکاوی و تعامل با مدل‌های زبانی است. کاربران غیرمتخصص اغلب توانایی کافی برای بهره‌برداری از امکانات پیشرفته این مدل‌ها را ندارند. علاوه بر این، مدل‌های زبانی بزرگ نیازمند طراحی و بهینه‌سازی دقیق درخواست‌ها یا

---

<sup>1</sup> Context Window

همان مهندسی درخواست<sup>۲</sup> هستند تا بتوانند تحلیل‌های دقیق و مرتبط ارائه دهند. این فرآیند پیچیده

ممکن است مانعی بر سر راه کاربران عادی برای استفاده مؤثر از این مدل‌ها باشد (Berti et al, 2023).

از سوی دیگر، ارزیابی عملکرد مدل‌های زبانی بزرگ در حوزه فرآیندکاوی به‌طور کامل انجام نشده است. در

حال حاضر، چارچوب‌های استاندارد که بتوانند کارایی این مدل‌ها را در وظایف مختلف فرآیندکاوی ارزیابی

کنند، به‌اندازه کافی توسعه نیافته‌اند. این موضوع باعث می‌شود که توانایی مدل‌های زبانی در حل مسائل

خاص مانند کشف الگوها، شناسایی انحرافات، و ارائه تحلیل‌های پیش‌بینی‌کننده به‌طور کامل شناخته نشود

(Berti et al, 2024).

علاوه بر این، یکی از جنبه‌های مهم در فرآیندکاوی، توانایی تحلیل داده‌های ترکیبی و پیچیده است.

داده‌های فرآیندکاوی اغلب شامل لاگ‌های سنتی، مدل‌های فرآیندی و داده‌های غیرساختاریافته است. ادغام

این داده‌ها و تحلیل آن‌ها نیازمند استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ است که توانایی تحلیل متن، داده‌های

عددی و حتی بازنمایی‌های گرافیکی را داشته باشند. این ادغام نه‌تنها به بهبود تحلیل‌ها کمک می‌کند، بلکه

می‌تواند به ارائه پیشنهادات دقیق‌تر و بهینه‌تر برای تصمیم‌گیری‌های سازمانی منجر شود (Van Der Aalst, 2021).

(2021).

هدف این تحقیق، ارائه یک چارچوب جامع برای ادغام مدل‌های زبانی بزرگ و فرآیندکاوی جهت بهبود

فرآیندهای تدارکاتی است. این چارچوب باید بتواند داده‌های پیچیده و چندمنظوره را مدیریت کرده و

---

<sup>2</sup> Prompt Engineering



تحلیل‌های قابل فهم و دقیقی را برای کاربران ارائه دهد. همچنین، توسعه روش‌های بهینه برای طراحی درخواست‌ها و ارزیابی دقیق خروجی‌های مدل‌ها از اهداف کلیدی این تحقیق است (Berti et al, 2023).

امید است که این تحقیق بتواند با رفع شکاف‌های موجود در ادبیات موضوع، نقش مؤثری در بهبود فرآیندهای تدارکاتی ایفا کند. از طریق استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ، امکان تعامل بهتر کاربران غیرمتخصص با داده‌های فرآیندکاوی فراهم می‌شود و تحلیل‌های دقیق‌تر و قابل فهم‌تری ارائه می‌گردد. این تحقیق نه تنها به بهبود کارایی فرآیندهای تدارکاتی کمک می‌کند، بلکه می‌تواند به‌عنوان الگویی برای سایر حوزه‌های کاربردی فرآیندکاوی نیز عمل کند.

در نهایت، ترکیب فناوری‌های نوین مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی، بستری مناسب برای مدیریت هوشمندانه فرآیندها ایجاد می‌کند. این ترکیب می‌تواند به کاهش هزینه‌ها، افزایش بهره‌وری و بهبود کیفیت در فرآیندهای سازمانی کمک کرده و درک عمیق‌تری از عملکرد واقعی فرآیندها به دست دهد. چنین پیشرفتی می‌تواند به تصمیم‌گیری بهتر و دستیابی به اهداف استراتژیک سازمان‌ها منجر شود.

### ۱-۳- اهمیت و ضرورت انجام تحقیق

تحولات سریع در عرصه فناوری و رقابت شدید در بازارهای جهانی، سازمان‌ها را ملزم به بهبود مستمر فرآیندهای خود کرده است. در این میان، فرآیند تدارکات به‌عنوان یکی از مهم‌ترین بخش‌های زنجیره تأمین، نقشی کلیدی در کاهش هزینه‌ها، افزایش بهره‌وری و تضمین کیفیت خدمات ایفا می‌کند. با این حال، پیچیدگی و حجم عظیم داده‌های مرتبط با تدارکات، مدیریت و بهینه‌سازی این فرآیند را به چالشی

اساسی تبدیل کرده است. اهمیت این تحقیق در تلاش برای حل این چالش‌ها از طریق ترکیب فناوری‌های نوین مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) و فرآیندکاوی نهفته است.

مدل‌های زبانی بزرگ توانسته‌اند با قابلیت‌های پیشرفته در پردازش زبان طبیعی، انقلابی در بسیاری از حوزه‌های فناوری ایجاد کنند. این مدل‌ها قادر به تعامل انسانی، تحلیل داده‌های پیچیده و ارائه پاسخ‌های دقیق هستند که می‌تواند راهکاری برای چالش‌های موجود در فرآیندکاوی و مدیریت تدارکات باشد. ترکیب این مدل‌ها با فرآیندکاوی امکان تحلیل لاگ‌های حجیم و چندمنظوره را فراهم می‌کند و به شفاف‌سازی فرآیندها و شناسایی نقاط ضعف کمک می‌کند.

یکی از دلایل اصلی ضرورت این تحقیق، محدودیت‌های روش‌های سنتی فرآیندکاوی است. ابزارهای فعلی نیازمند دانش تخصصی بالا و اغلب برای کاربران غیرمتخصص دشوار هستند. این موضوع باعث می‌شود که سازمان‌ها نتوانند از پتانسیل کامل داده‌های خود بهره‌برداری کنند. استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ می‌تواند این فاصله را پر کرده و تحلیل‌های فرآیندی را به زبان طبیعی ارائه دهد. این امر نه تنها کارایی را افزایش می‌دهد بلکه امکان استفاده گسترده‌تر از فرآیندکاوی را در سطح سازمانی فراهم می‌کند.

علاوه بر این، ظهور مدل‌های زبانی بزرگ نظیر GPT-4 فرصت‌های جدیدی برای بهبود فرآیندهای تدارکاتی ایجاد کرده است. این مدل‌ها قادر به پردازش حجم عظیمی از داده‌ها، شناسایی الگوها و ارائه پیشنهادات بهینه برای بهبود عملکرد فرآیندها هستند. با این حال، ادغام این مدل‌ها با فناوری‌های موجود و بهره‌برداری از ظرفیت‌های آن‌ها هنوز به‌طور کامل بررسی نشده است. این تحقیق تلاش دارد تا چارچوبی برای ادغام ارائه دهد و تأثیرات آن را بر بهره‌وری و کاهش هزینه‌های تدارکات ارزیابی کند.

ضرورت دیگر این تحقیق، توسعه روش‌های ارزیابی عملکرد مدل‌های زبانی در فرآیندکاوی است. تاکنون معیارهای استاندارد برای سنجش عملکرد این مدل‌ها در وظایف مختلف فرآیندکاوی وجود نداشته است. ایجاد چارچوب‌هایی برای ارزیابی و بهینه‌سازی مدل‌ها می‌تواند به افزایش دقت و کارایی آن‌ها کمک کند. این تحقیق به دنبال توسعه چنین چارچوب‌هایی است تا سازمان‌ها بتوانند با اطمینان بیشتری از این فناوری‌ها استفاده کنند.

از دیدگاه عملی، اهمیت این تحقیق در بهبود تصمیم‌گیری‌های سازمانی و کاهش خطاهای انسانی نهفته است. تحلیل‌های دقیق‌تر و قابل فهم‌تر باعث می‌شود مدیران تدارکات بتوانند تصمیمات بهتری بگیرند و منابع سازمان را به شکل بهینه‌تری تخصیص دهند. این امر به‌ویژه در محیط‌های پویا و رقابتی که سرعت و دقت تصمیم‌گیری اهمیت بالایی دارد، بسیار حیاتی است. در نهایت، این تحقیق می‌تواند به توسعه دانش در حوزه فرآیندکاوی و مدل‌های زبانی بزرگ کمک کند. ترکیب این دو فناوری نه تنها برای بهبود فرآیندهای تدارکاتی مفید است بلکه می‌تواند به‌عنوان الگویی برای سایر حوزه‌ها نیز مورد استفاده قرار گیرد. نتایج این تحقیق می‌تواند به ایجاد ابزارها و روش‌های جدیدی منجر شود که در بهبود فرآیندهای سازمانی در صنایع مختلف کاربرد داشته باشد.

## ۱-۴- سوالات تحقیق

### سوال اصلی:

چگونه می‌توان از ترکیب مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) و فرآیندکاوی برای بهبود فرآیندهای تدارکاتی استفاده کرد؟

### سوال‌های فرعی:

- مدل‌های زبانی بزرگ چگونه می‌توانند به شناسایی گلوگاه‌ها و انحرافات در فرآیندهای تدارکاتی کمک کنند؟
- چه معماری یا چارچوبی برای ادغام مدل‌های زبانی بزرگ با ابزارهای فرآیندکاوی در حوزه تدارکات مناسب است؟
- چگونه می‌توان از مدل‌های زبانی بزرگ برای تولید تحلیل‌های قابل فهم و دقیق برای کاربران غیرمتخصص در فرآیند تدارکات استفاده کرد؟
- محدودیت‌های اصلی مدل‌های زبانی بزرگ در تحلیل داده‌های پیچیده و غیرساختاریافته تدارکاتی چیست و چگونه می‌توان این محدودیت‌ها را برطرف کرد؟
- چه معیارهایی می‌توان برای ارزیابی عملکرد مدل‌های زبانی بزرگ در وظایف مرتبط با فرآیندکاوی در تدارکات ارائه داد؟
- ادغام مدل‌های زبانی بزرگ با فرآیندکاوی چه تأثیری بر تصمیم‌گیری‌های داده‌محور در حوزه تدارکات دارد؟

- چگونه می‌توان از مدل‌های زبانی بزرگ برای پیش‌بینی مشکلات و ارائه پیشنهادهای بهینه در

فرآیندهای تدارکاتی استفاده کرد؟

این سوالات به طور جامع جنبه‌های مختلف ادغام مدل‌های زبانی بزرگ با فرآیندکاوی در حوزه تدارکات را پوشش می‌دهند و می‌توانند به شکل‌دهی دقیق‌تر چارچوب تحقیق کمک کنند.

## ۱-۵- فرضیات تحقیق

### فرضیه اصلی

ترکیب مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) و فرآیندکاوی می‌تواند کارایی، دقت و شفافیت در تحلیل و بهینه‌سازی فرآیندهای تدارکاتی را بهبود بخشد.

### فرضیه‌های فرعی

- مدل‌های زبانی بزرگ می‌توانند گلوگاه‌ها و انحرافات موجود در فرآیندهای تدارکاتی را با دقت بالایی شناسایی کنند.
- استفاده از یک چارچوب ادغام‌شده میان مدل‌های زبانی بزرگ و فرآیندکاوی باعث افزایش بهره‌وری در تحلیل فرآیندهای تدارکاتی خواهد شد.
- ارائه تحلیل‌های مبتنی بر زبان طبیعی از طریق مدل‌های زبانی بزرگ، درک فرآیندها و تصمیم‌گیری برای کاربران غیرمتخصص را تسهیل می‌کند.

- محدودیت‌های پنجره متنی مدل‌های زبانی بزرگ می‌توانند با استفاده از تکنیک‌های مهندسی درخواست و بهینه‌سازی داده‌ها کاهش یابند.
  - مدل‌های زبانی بزرگ می‌توانند تحلیل‌های پیش‌بینی‌کننده مؤثری برای ارائه پیشنهادهای بهبود در فرآیندهای تدارکاتی فراهم کنند.
  - استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ در فرآیندکاوی، تصمیم‌گیری‌های داده‌محور را بهبود می‌بخشد و باعث کاهش هزینه‌ها در فرآیندهای تدارکاتی می‌شود.
  - معیارهای طراحی شده برای ارزیابی عملکرد مدل‌های زبانی بزرگ می‌توانند نقاط قوت و ضعف این مدل‌ها در حوزه تدارکات را به‌طور دقیق شناسایی کنند.
- این فرضیه‌ها مبنای محکمی برای بررسی علمی و تجربی تأثیر ترکیب مدل‌های زبانی بزرگ و فرآیندکاوی در مدیریت فرآیندهای تدارکاتی فراهم می‌کنند.

#### ۱-۶- نوآوری تحقیق

تحقیق پیشنهادی دارای جنبه‌های نوآورانه متعددی است که آن را از سایر پژوهش‌ها متمایز می‌کند. این نوآوری‌ها را می‌توان در چندین بعد اصلی زیر برجسته کرد:

- تمرکز بر فرآیندهای تدارکاتی: برخلاف تحقیقات قبلی که به طور کلی بر فرآیندکاوی تمرکز داشته‌اند، این پژوهش بر ادغام مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) در فرآیندهای تدارکاتی متمرکز است. فرآیند تدارکات به دلیل پیچیدگی‌ها و حجم بالای داده‌های متنوع و غیرساختاریافته،

چالش‌های منحصر به فردی دارد. این تحقیق با هدف حل این چالش‌ها و بهینه‌سازی فرآیندهای تدارکاتی، به کاربرد خاصی از فناوری LLM ها پرداخته است که تاکنون کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

- طراحی چارچوب جامع برای ادغام و ارزیابی: یکی از جنبه‌های نوآوری در این تحقیق، ارائه یک چارچوب جامع برای ادغام مدل‌های زبانی بزرگ با فرآیندکاوی و ارزیابی عملکرد آن‌ها در وظایف مختلف است. در حالی که مقالات پیشین مانند PM-LLM-Benchmark بر توسعه معیارهای ارزیابی تمرکز داشته‌اند، این پژوهش علاوه بر ارزیابی، به ارائه روش‌های عملی برای استفاده از LLM ها در تحلیل و بهبود فرآیندهای تدارکاتی پرداخته است.

- بهینه‌سازی تعامل کاربران غیرمتخصص: یکی از محدودیت‌های اصلی در تحقیقات پیشین، پیچیدگی استفاده از ابزارهای فرآیندکاوی و مدل‌های زبانی برای کاربران غیرمتخصص است. این پژوهش با تمرکز بر بهینه‌سازی تعامل کاربران غیرمتخصص با مدل‌های زبانی بزرگ، گامی مؤثر در جهت تسهیل استفاده از این فناوری‌ها در محیط‌های عملیاتی برداشته است. طراحی و بهینه‌سازی درخواست‌ها (Prompt Engineering) به صورت خاص برای کاربردهای تدارکاتی، یکی از نوآوری‌های کلیدی این تحقیق است.

- ادغام داده‌های پیچیده و غیرساختاریافته: این تحقیق به طور خاص به ادغام و تحلیل داده‌های غیرساختاریافته و پیچیده‌ای که در فرآیندهای تدارکاتی رایج هستند، پرداخته است. برخلاف

تحقیقات پیشین که عمدتاً بر داده‌های ساختاریافته و لاگ‌های رویداد تمرکز داشته‌اند، این پژوهش به تحلیل داده‌های متنی، عددی، و حتی گرافیکی مرتبط با تدارکات می‌پردازد.

- کاربرد عملی در حوزه زنجیره تأمین: اگرچه بسیاری از تحقیقات پیشین در زمینه فرآیندکاوی و LLMها بر کاربردهای عمومی متمرکز بوده‌اند، این پژوهش با تمرکز بر حوزه زنجیره تأمین و فرآیندهای تدارکاتی، ارزش افزوده عملی بیشتری دارد. این تمرکز خاص باعث می‌شود که نتایج تحقیق به راحتی در محیط‌های صنعتی و تجاری به کار گرفته شود.

- توسعه معیارهای ارزیابی برای حوزه تدارکات: یکی دیگر از نوآوری‌های این پژوهش، توسعه معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌های زبانی بزرگ با تمرکز بر فرآیندهای تدارکاتی است. این معیارها برای سنجش دقیق‌تر و عمیق‌تر توانایی LLMها در شناسایی مشکلات، تحلیل الگوها، و ارائه پیشنهادها بهبود طراحی شده‌اند.

- تمرکز بر تصمیم‌گیری‌های داده‌محور: این تحقیق به طور خاص بر استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ برای تسهیل تصمیم‌گیری‌های داده‌محور در فرآیندهای تدارکاتی تأکید دارد. توانایی مدل‌ها در تحلیل داده‌ها و ارائه پیشنهادها بهینه، به بهبود کیفیت تصمیم‌گیری‌ها کمک می‌کند و باعث کاهش هزینه‌ها و افزایش بهره‌وری در سازمان‌ها می‌شود.

- رویکرد چندمنظوره: چارچوب ارائه شده در این پژوهش نه تنها قابلیت تحلیل فرآیندها را دارد، بلکه می‌تواند به عنوان یک ابزار پیش‌بینی‌کننده و توصیه‌گر برای مدیران تدارکات عمل کند. این ترکیب قابلیت‌ها، پژوهش پیشنهادی را از سایر تحقیقات متمایز می‌کند.



- ارزیابی و تحلیل در محیط‌های واقعی: برخلاف بسیاری از تحقیقات پیشین که ارزیابی‌های خود را در محیط‌های کنترل‌شده یا با داده‌های محدود انجام داده‌اند، این تحقیق بر ارزیابی مدل‌ها در محیط‌های واقعی و با استفاده از داده‌های متنوع و عملیاتی تمرکز دارد. این امر باعث افزایش اعتبار و کاربردپذیری نتایج پژوهش می‌شود.
- تعامل‌پذیری میان مدل‌ها و سیستم‌های موجود: این تحقیق به طور خاص بر توسعه معماری‌هایی برای ادغام بی‌درز مدل‌های زبانی بزرگ با سیستم‌های موجود فرآیندکاوی تأکید دارد. این رویکرد باعث می‌شود که سازمان‌ها بتوانند از مدل‌های زبانی بزرگ بدون نیاز به تغییرات اساسی در زیرساخت‌های فعلی خود استفاده کنند.

## فصل دوم

### بررسی مفاهیم و پیشینه‌ی پژوهش

همانگونه که در فصل قبل اشاره شد، در عصر تحول دیجیتال، سازمان‌ها و شرکت‌ها با چالش‌های متعددی در مدیریت و بهبود فرآیندهای عملیاتی خود مواجه هستند. یکی از حوزه‌های کلیدی که به‌طور مستقیم بر عملکرد و کارایی سازمان‌ها تأثیر می‌گذارد، مدیریت فرآیندهای تدارکات است. فرآیند تدارکات به‌عنوان یکی از اجزای حیاتی زنجیره تأمین، نقش اساسی در تضمین جریان روان مواد، تجهیزات و خدمات ایفا می‌کند. این فرآیند، به‌ویژه در صنایع حساس و پیچیده نظیر صنایع نظامی و تحقیقاتی، با پیچیدگی‌های بیشتری همراه است؛ زیرا نیازمند دقت بالا، سرعت عمل، و رعایت الزامات امنیتی است.

در سال‌های اخیر، پیشرفت فناوری‌های هوش مصنوعی و داده‌کاوی، فرصت‌های جدیدی را برای تحلیل، بهینه‌سازی و ارتقای فرآیندهای سازمانی فراهم کرده است. یکی از این فناوری‌های نوظهور، ترکیب مدل‌های زبانی (مانند مدل‌های زبان طبیعی) با فرآیندکاوی است. مدل‌های زبانی، به‌ویژه با پیشرفت‌هایی نظیر مدل‌های GPT و BERT، توانایی درک و تحلیل متون بزرگ را بهبود بخشیده‌اند. از سوی دیگر، فرآیندکاوی به‌عنوان یک تکنیک تحلیلی، امکان استخراج دانش از داده‌های ثبت‌شده در سیستم‌های اطلاعاتی را برای بررسی، بهینه‌سازی و بازطراحی فرآیندها فراهم می‌کند. ترکیب این دو رویکرد، افق‌های جدیدی را برای تحلیل پیشرفته و خودکارسازی فرآیندهای پیچیده گشوده است.

هدف این فصل، ارائه مبانی نظری و بررسی پیشینه تحقیقات مرتبط با به‌کارگیری ترکیب مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی در بهبود فرآیندهای سازمانی است. ابتدا مفاهیم کلیدی مرتبط با مدل‌های زبانی، فرآیندکاوی و ارتباط آن‌ها با مدیریت فرآیندهای کسب‌وکار تشریح می‌شود. سپس، پژوهش‌های پیشین در زمینه

به‌کارگیری این فناوری‌ها در صنایع مختلف بررسی خواهد شد تا شکاف‌های موجود در ادبیات شناسایی و اهمیت و نوآوری تحقیق حاضر تبیین شود. در نهایت، به‌ضرورت و اهمیت استفاده از این رویکرد ترکیبی در ارتقای فرآیند تدارکات در محیط‌های صنعتی نظامی پرداخته می‌شود. این فصل پایه‌ای علمی برای درک بهتر ابعاد مختلف موضوع تحقیق و طراحی روش‌های مناسب ارائه می‌دهد.

## ۲-۲- فرآیندکاوی در صنعت

عصر کنونی فناوری به‌طور قابل‌توجهی نحوه مدیریت عملیات تجاری در سازمان‌ها را تغییر داده است. سازمان‌ها از پردازش دستی به روش‌های خودکار و فناورانه برای انجام عملیات تجاری منتقل شده‌اند. سیستم‌های اطلاعاتی تقریباً در همه‌جا، از بانک‌ها گرفته تا بیمارستان‌ها، استفاده می‌شوند. با افزایش استفاده از فناوری برای مدیریت اطلاعات، تولید داده‌ها نیز به طرز چشمگیری افزایش یافته است. این حجم عظیم داده، استخراج بینش‌های ارزشمند از این سیستم‌ها را برای سازمان‌ها دشوار کرده است. علاوه بر تکنیک‌های تحلیل آماری برای ارزیابی عملیات تجاری، سازمان‌ها باید بدانند که عملیات تجاری آن‌ها چقدر کارآمد است، گلوگاه‌ها کجا و چرا وجود دارند و چگونه می‌توان آن‌ها را برطرف کرد. اگرچه تکنیک‌های داده‌کاوی می‌توانند الگوهای خاصی را در داده‌های عملیات تجاری شناسایی کنند، اما این داده‌ها فاقد رابطه زمانی هستند. این مسئله باعث می‌شود که تحلیل جامعی از فرآیندهای اجرایی از ابتدا تا انتها با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی امکان‌پذیر نباشد (Bolt et al, 2016). حتی یک دانشمند داده نیز

برای اتخاذ تصمیمات آگاهانه، نیاز دارد رابطه میان داده‌ها و فرآیندهای عملیاتی تجاری را تجزیه و تحلیل کند؛ امری که بدون درک جامع از فرآیندهای زیربنایی ممکن نیست (Imran et al, 2022).

فرآیندکاوی (Process Mining) اصطلاحی جامع است که ترکیبی از رویکردهای داده‌کاوی و مدیریت فرآیندهای تجاری را شامل می‌شود و با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته، یادگیری ماشین و روش‌های آماری، داده‌های رویداد ثبت‌شده را برای تحلیل و بهبود فرآیندهای تجاری مورد بررسی قرار می‌دهد. تکنیک‌های فرآیندکاوی با استفاده از لاگ‌های تولیدشده توسط سیستم‌ها، که به لاگ‌های رویداد یا لاگ‌های اجرایی فرآیند معروف‌اند، دانش مرتبط با فرآیندها را استخراج می‌کنند. این دانش مرتبط با فرآیندها معمولاً به شکل گرافیکی به صورت مدل‌های فرآیند نشان داده می‌شود که رفتار اجرایی فرآیند را توصیف می‌کنند (dos Santos Garcia et al, 2019).

یکی از جنبه‌های اصلی فرآیندکاوی، کشف فرآیند (Process Discovery) است که به کشف مدل فرآیند از لاگ‌های رویداد می‌پردازد و معمولاً اساس تحلیل‌های بعدی را تشکیل می‌دهد. مدل فرآیند کشف‌شده برای شناسایی ناکارآمدی‌ها در فرآیندهای تجاری و درک عمیق‌تر علل ریشه‌ای آن‌ها و تأثیر بر شاخص‌های کلیدی عملکرد استفاده می‌شود. از آنجاکه فرآیندها ابتدا با استفاده از تکنیک‌های کشف فرآیند مدل‌سازی می‌شوند، این بدین معناست که اگر کشف فرآیند به درستی انجام نشود، نتایج حاصل از آن (مانند جریان کنترل و تحلیل عملکرد زمانی) و تحلیل‌های بعدی منجر به نتایج گمراه‌کننده خواهند شد. با گذشت زمان، چندین الگوریتم برای کشف فرآیند توسعه یافته‌اند. الگوریتم‌هایی نظیر Heuristic Miner، Alpha Miner، Inductive Miner و Fuzzy Miner از شناخته‌شده‌ترین الگوریتم‌ها در این حوزه هستند. باین‌حال،

مدل‌های حاصل از این الگوریتم‌ها در مواردی که فرآیندها پیچیده یا بدون ساختار باشند، بسیار پیچیده و دشوار برای تفسیر می‌شوند. این رفتار غیرقابل پیش‌بینی مدل‌های فرآیند از فرضی ناشی می‌شود که آزمایش‌هایی که در محیط‌های کنترل‌شده انجام شده‌اند، برای داده‌های دنیای واقعی نیز کارآمد خواهند بود (Fani et al, 2021).

با این حال، لاگ‌های فرآیند در دنیای واقعی حاوی رفتارهای انعطاف‌پذیری هستند که ممکن است نتایج غیرمنتظره‌ای ایجاد کنند. برای مثال، سازمانی را در نظر بگیرید که از کارکنان خود می‌خواهد تا هدف خاصی را که شامل چندین فعالیت است، بدون محدودیت در ترتیب انجام فعالیت‌ها دنبال کنند. در این حالت، کارکنان می‌توانند هر ترکیبی از ترتیب فعالیت‌ها را دنبال کنند. اجرای چنین فرآیندی به لاگ‌هایی با ردپای مختلف منجر می‌شود، به طوری که یک ردپا ممکن است شامل پنج فعالیت باشد، در حالی که ردپای دیگری ممکن است شامل ۲۵ فعالیت باشد. چنین فرآیندی به عنوان فرآیند پیچیده یا بدون ساختار شناخته می‌شود. مدل ایجادشده توسط فرآیندکاوی با استفاده از لاگ‌های چنین محیطی به یک مدل فرآیند پیچیده یا شبیه به "اسپاگتی" منجر می‌شود (Gomes et al, 2021).



شکل ۲-۱: نمونه یک مدل اسپاگتی‌مانند که از فرآیند پیچیده و بدون ساختار نشأت گرفته است (Imran et al, 2022)

چندین پژوهشگر تلاش کرده‌اند تا این مشکل را حل کنند، اما هنوز درک کلی از مشکل پیچیدگی، علل آن و رویکردهایی که می‌توان برای کاهش این مشکل استفاده کرد، وجود ندارد. بررسی ادبیات در زمینه پیچیدگی در فرآیندکاوی به درک بهتر عوامل اصلی که به پیچیدگی منجر می‌شوند و استراتژی‌های احتمالی کاهش این پیچیدگی کمک خواهد کرد. همچنین تحلیل گسترده نقاط قوت و محدودیت‌های رویکردهای کاهش پیچیدگی برای درک تناسب این رویکردها ضروری است. شناسایی شکاف‌های تحقیقاتی نیز می‌تواند به شناسایی حوزه‌های تحقیقاتی دست‌نخورده کمک کند.

### کاربرد فرآیند کاوی در تحلیل امنیت سایبری و قابلیت اطمینان نرم افزار

پیشرفت دیجیتالی شدن در جامعه مدرن، نقش امنیت سایبری و قابلیت اطمینان نرم افزار را در حوزه‌های مختلف زیرساخت‌های اطلاعاتی حیاتی، مانند صنایع نظامی و تحقیقات مرتبط با آن، که مشکلات احتمالی می‌توانند منجر به صدمات یا از دست رفتن جان افراد یا خطراتی برای یک کشور شوند، به طور قابل توجهی تقویت کرده است. امروزه چالش اصلی در تضمین مؤثر امنیت سایبری و قابلیت اطمینان نرم افزار، پیشرفت سریع فناوری اطلاعات است که هر روز انواع جدیدی از تهدیدات و ناهماهنگی‌های بی‌سابقه را به همراه دارد.

در حالی که امنیت سایبری و قابلیت اطمینان نرم افزار به ریشه‌های متفاوتی توجه دارند، در نهایت در هدف نهایی خود، یعنی تضمین دسترس پذیری و یکپارچگی سیستم‌های سایبری، با یکدیگر همپوشانی دارند (Macak et al, 2022). به عنوان مثال، یک سیستم می‌تواند هم به دلیل یک حمله سایبری موفق و هم به دلیل وجود یک باگ نرم افزاری از دسترس خارج شود. به همین ترتیب، یک سیستم یا داده‌های آن ممکن است توسط یک کاربر داخلی مخرب یا یک پیکربندی اشتباه تصادفی به طور نامناسبی تغییر یابند. بنابراین، رویکردی جامع باید به جنبه‌های هر دو حوزه توجه داشته باشد (Serpanos, 2019).

تکنیک‌های موجود در امنیت سایبری و قابلیت اطمینان نرم افزار برای شناسایی و پیشگیری از یک نوع خاص از مشکل طراحی شده‌اند و در نتیجه، در انطباق با تهدیدات جدید دچار مشکل می‌شوند (Leander et al, 2019). علاوه بر این، تهدیدات واقعی امنیت و قابلیت اطمینان در طول زمان در چارچوب فرآیندهای



پیچیده‌ای ایجاد می‌شوند که در آن ضعف‌های جزئی (مانند باگ‌های نرم‌افزاری، جداسازی ضعیف فضای احراز هویت) با خطاهای انسانی یا اپراتوری (مانند نشت اعتبارنامه‌ها) ترکیب می‌شوند و مشکلات عمده‌ای را ایجاد می‌کنند که شناسایی آن‌ها در مراحل اولیه بسیار دشوار است (Liu et al, 2018). از این رو، بررسی تهدیدات امنیتی همچنان به‌طور عمده به صورت دستی انجام می‌شود یا با استفاده از تکنیک‌های خاص و به شدت تخصصی برای کاهش مثبت‌های کاذب مورد توجه قرار می‌گیرد. رفتار نهادها اغلب به صورت یک مدل ریاضی کدگذاری می‌شود که ممکن است دشوار، انتزاعی یا پیچیده باشد و این امر پاسخ مناسب به تهدیدات امنیتی را دشوار می‌سازد (Genga & Zannone, 2018).

فرآیند کاوی مجموعه‌ای از تکنیک‌هایی است که می‌تواند در حل چالش‌های فوق‌الذکر نویدبخش باشد. در مقایسه با رویکردهای سنتی مبتنی بر داده (مانند داده‌کاوی) و رویکردهای مبتنی بر فرآیند (مانند تحلیل مدیریت فرآیندهای کسب‌وکار)، فرآیند کاوی داده‌ها و فرآیندهای انتها به انتها را در تحلیل‌های خود ترکیب می‌کند و این موضوع باعث بهبود نتایج نهایی می‌شود (Van Genuchten et al, 2014). برای مثال، تکنیک‌های فرآیند کاوی برای بررسی زمان و چگونگی انحراف یک فرآیند از مدل طراحی‌شده یا چگونگی ایجاد فعالیت‌های گلوگاهی که باعث تأخیرهای نهایی در ارائه خدمات یا محصولات می‌شوند، طراحی شده‌اند. علاوه بر این، فرآیند کاوی برای کشف، نظارت و بهبود فرآیندها با استخراج دانش از داده‌های رخداد (یعنی لاگ‌های رخداد) به کار می‌رود. فرآیند کاوی پیش از این در بسیاری از حوزه‌ها، از جمله تشخیص تقلب، خودکارسازی فرآیندهای رباتیک یا تحلیل یادگیری موفقیت‌آمیز بوده است. همچنین، فرآیند کاوی در

مدیریت فرآیندهای ایمنی محور، مانند مراقبت‌های بهداشتی، که از فرآیندهای حیاتی بیمارستان و درمان بیماران پشتیبانی می‌کند، محبوبیت یافته است (Dos Santos et al, 2019).

مزایا و قابلیت‌های مبتنی بر شواهد فرآیندکاوی در حوزه‌های مشابه مانند مهندسی نرم‌افزار و محرمانگی آن را به گزینه‌ای امیدوارکننده برای پرداختن به چالش‌های موجود در تحلیل امنیت سایبری و قابلیت اطمینان نرم‌افزار تبدیل کرده است. با استفاده از این تکنیک‌ها، ممکن است بتوانیم رفتارهای غیرمنتظره را به‌طور مؤثرتری شناسایی کنیم، مسائل را تشخیص دهیم، انحرافات را پیدا کنیم یا تأیید کنیم که آیا سیستم با فرآیند طراحی شده همخوانی دارد یا خیر (Rosa et al, 2019). علاوه بر این، ممکن است قابلیت ارائه نمای کلی از هشدارها در سیستم، شناسایی بدافزار، تشخیص تقلب، تأیید رفتار کاربران یا شناسایی باگ‌های نرم‌افزاری را داشته باشد. این موارد فرصت‌های جدیدی برای فرآیندکاوی به منظور پیشبرد وضعیت تحقیقات در شرایط امنیت سایبری و قابلیت اطمینان نرم‌افزار ایجاد می‌کند، به‌ویژه زمانی که درک دقیقی از فرآیندهای زیرساختی رفتار سیستم در زمان اجرا وجود ندارد و نیاز به بازسازی آن‌ها بر اساس رخدادهای مشاهده‌شده در سیستم است.

کشف فرآیند، توانایی یافتن مدلی را دارد که فرآیند توصیف‌شده در لاگ رخداد را نمایش دهد. این مدل باید با چهار معیار کیفیت یعنی تناسب (Fitness)، دقت (Precision)، تعمیم‌پذیری (Generalization)، و سادگی (Simplicity) مطابقت داشته باشد. مدلی که تناسب پایینی داشته باشد، تنها قادر به بازپخش تعداد کمی از ردپاهای موجود در لاگ رخداد است. مدل با دقت پایین، رفتاری بسیار متفاوت از رفتار موجود در لاگ را مجاز می‌داند. از سوی دیگر، مدلی با تعمیم‌پذیری پایین، تنها رفتاری را که در لاگ رخ داده است،

می‌پذیرد. سادگی مدل به این موضوع ارتباط دارد که آیا مدل می‌تواند رفتار را با حداقل اطلاعات لازم توضیح دهد یا خیر. موضوع کشف فرآیند برای اولین بار در مقاله‌ی (Cook & Wolf, 1995) مورد بحث قرار گرفت که روش‌های کشف را در زمینه فرآیندهای مهندسی نرم‌افزار توصیف می‌کند. مشابه برخی تکنیک‌های بعدی منتشرشده، این روش به فرآیندهای ترتیبی محدود بود. یکی از اولین الگوریتم‌های کشف که به همزمانی رخدادها رسیدگی می‌کرد، الگوریتم Alpha بود. این الگوریتم یک شبکه پترید علامت‌دار را از یک لاگ رخداد تولید می‌کند. بعدها الگوریتم‌های دیگری مانند نسخه‌های مختلف الگوریتم Alpha ، Heuristic Miner ، Fuzzy Miner و DecMiner ظهور کردند.

هدف از بررسی انطباق (Conformance Checking) این است که مشخص شود آیا اجرای فرآیند با مدل فرآیند مربوطه مطابقت دارد یا خیر (Carmona et al, 2018). تکنیک‌های اولیه بررسی انطباق از بازپخش مبتنی بر توکن برای شناسایی موارد ناسازگار استفاده می‌کردند. این تکنیک‌ها یک ردپای رخدادها را در یک شبکه پترید بازپخش کرده و بر اساس آن تشخیص‌هایی ارائه می‌دادند. برای مثال، ابزار Conformance Checker در مقاله‌ی (Rozinat & Van der Aalst, 2008) دو معیار معرفی کرد: تناسب و مناسبت<sup>۳</sup>. تناسب میزان توانایی مدل فرآیند در بازپخش ردپاهای موجود در لاگ را اندازه‌گیری می‌کند. مناسبت شامل سادگی، دقت، و تعمیم‌پذیری مدل است. با این حال، رویکرد مبتنی بر توکن اغلب نتایج رضایت‌بخشی ارائه نمی‌دهد، بنابراین جایگزین‌هایی مانند راه‌حل‌های مبتنی بر هم‌ترازی (Alignment-based) معرفی شدند (Van Der Aalst et al, 2012).

---

<sup>3</sup> fitness and appropriateness

تکنیک‌های بهبود فرآیند (Process Enhancement) با استفاده از اطلاعات استخراج‌شده از فرآیند توصیف‌شده در لاگ رخداد، هدف بهبود یا گسترش مدل فرآیند موجود را دارند. این امر زمانی اهمیت پیدا می‌کند که مدل نتواند واقعیت را به‌طور دقیق منعکس کند. نمونه‌ای از بهبود فرآیند در مقاله‌ی (Fahland & Van Der Aalst, 2015) ارائه شده است، جایی که نویسندگان مدل موجود را بهبود داده و تناسب آن را نسبت به لاگ رخداد افزایش می‌دهند. در فرآیند گسترش، یک دیدگاه جدید به مدل فرآیند اضافه می‌شود، مانند دیدگاه سازمانی یا دیدگاه زمانی

چندین مقاله مروری بر استفاده از فرآیندکاوی انجام شده است. این مرورها معمولاً خاص به یک حوزه هستند و مراقبت‌های بهداشتی و آموزش محبوب‌ترین حوزه‌ها به شمار می‌روند. در حوزه امنیت، هنوز یک مرور جامع درباره فرآیندکاوی در دسترس نیست. برخی از مطالعات در این حوزه را می‌توان در مرور ارائه‌شده توسط لایتنر و ریندرل-ما (Leitner & Rinderle-Ma, 2014) یافت، که بر امنیت در سیستم‌های اطلاعاتی آگاه به فرآیند (PAIS) متمرکز است، جایی که فرآیندکاوی تنها یکی از روش‌های در نظر گرفته شده است.

## ۲-۳- مدل‌های زبانی

ظهور مدل‌های زبانی بزرگ (LLMها) طیف وسیعی از گزینه‌ها را برای ایجاد خدمات هوش مصنوعی فراهم می‌کند. در گذشته، برای جمع‌آوری حجم زیادی از داده‌ها، برچسب‌گذاری آن‌ها و آموزش یک مدل جهت دستیابی به عملکرد مناسب با استفاده از زبان‌های برنامه‌نویسی، افراد مجبور بودند فرآیندهای برنامه‌نویسی و

آموزش هوش مصنوعی را طی کنند. در مقابل، این بارهای سنگین توسط مدل‌های پایه مانند ChatGPT و Dall-E کاهش یافته‌اند (Ramesh et al, 2021).

برای ساده‌سازی اطلاعات، ترجمه بین زبان‌ها، تولید کد، ویرایش مقالات، و حتی دریافت مشاوره حقوقی حرفه‌ای درباره دعاوی قضایی، افراد اکنون می‌توانند از طریق زبان طبیعی (یعنی پرامپت‌ها) با LLM ارتباط برقرار کنند (Cheng et al, 2024). یک استراتژی رایج این است که به سادگی "سلام" گفته و سپس دستور انجام یک وظیفه را ارائه دهند، مانند "این جمله را از انگلیسی به چینی ترجمه کن." پس از درک درخواست ما، LLM وظیفه را بدون نیاز به یک واسطه پیچیده مانند یک زبان برنامه‌نویسی انجام خواهد داد. نتیجه این خواهد بود که "یک کلمه چینی" یا "سلام" به زبان چینی نمایش داده شود.

اگرچه رابط‌های مبتنی بر چت‌بات موجود، مانند ChatGPT Playground، به کاربران غیر فنی این امکان را می‌دهند که با پیشرفته‌ترین و قدرتمندترین LLM ها تعامل داشته باشند و از طریق زبان طبیعی زندگی روزمره خود را ساده‌تر و سریع‌تر کنند، اما این روش مشکلاتی در زمینه قابلیت استفاده مجدد دارد. هر بار که کاربر بخواهد وظیفه‌ای را انجام دهد، باید همان مکالمات را با چت‌بات تکرار کند. در وظایف ساده، این مشکل محسوس نیست، اما در وظایف پیچیده که ممکن است نیاز به بیش از سه مرحله مکالمه داشته باشند، این مشکل به شدت آزاردهنده و زمان‌بر خواهد شد (Huang et al, 2024). زمانی که چندین LLM در یک وظیفه دخیل باشند، این مشکل بیشتر هم می‌شود. اگرچه بسته‌هایی مانند LangChain کمک شایانی به حل این مشکلات می‌کنند، اما نیاز به دانش برنامه‌نویسی دارند که به‌طور طبیعی کاربران غیر فنی

را در موقعیت نامساعدی قرار می‌دهد. مطابق با مطالعه‌ی (Cheng et al, 2024)، یک زیرساخت که این مشکلات را با حداقل یا بدون نیاز به دانش برنامه‌نویسی حل کند، ضروری است.

با وجود پتانسیل عظیم LLMها، اجرای واقعی آنها هنوز در مراحل ابتدایی است، به‌ویژه در سناریوهای خاص صنعتی. به عنوان مثال، حوزه مخابرات شامل دامنه‌های دانش گسترده‌ای مانند معماری‌های شبکه، دستگاه‌ها، پروتکل‌ها، انتقال سیگنال، و استانداردهای مختلف است. انتظار می‌رود LLM بتواند محتوایی را تولید کند که با نیازهای خاص برنامه‌های مخابراتی و جزئیات دنیای واقعی هماهنگ باشد (Bariah et al, 2023).

برخلاف انسان‌ها که به‌طور طبیعی مهارت‌های ارتباطی بیانی را توسعه می‌دهند، ماشین‌ها توانایی ذاتی برای درک و استفاده از زبان انسانی ندارند. برای دستیابی به چنین مهارتی، هوش مصنوعی پیشرفته، به‌ویژه در الگوریتم‌های پردازش زبان طبیعی (NLP) مورد نیاز است. چالش تحقیقاتی فعلی بر توسعه سیستم‌های هوش مصنوعی متمرکز است که بتوانند مانند انسان‌ها بخوانند، بنویسند، و ارتباط برقرار کنند. مدل‌های زبانی در سال‌های اخیر باعث انقلاب در حوزه پردازش زبان طبیعی (NLP) شده‌اند. در اصل، یک LM تلاش می‌کند احتمال تولید توالی‌های کلمه را ضبط کند تا احتمال وقوع توکن‌های بعدی یا ناموجود را پیش‌بینی کند (Friha et al, 2024).

روند رو به رشدی در استفاده از ابزارهای توسعه نرم‌افزار که از مدل‌های زبانی و سایر تکنیک‌های یادگیری ماشین برای خودکارسازی فعالیت‌های مشارکتی خسته‌کننده و مستعد خطا بهره می‌برند، وجود دارد. یکی از ویژگی‌های قدرتمند مدل‌های زبانی این است که مدل‌سازی فرایندهای نرم‌افزاری اکنون می‌تواند به زبان

طبیعی انجام شود. سیستم‌های مدیریت زبان مجازی این قابلیت را فراهم می‌کنند و در نتیجه، تعاملات جالب، مستندسازی خودکار، و توصیه‌های خاصی را امکان‌پذیر می‌کنند. این ترکیب از نظر شناختی حیاتی است، زیرا سرعت توسعه نرم‌افزار امروزی بسیار بالا است و بنابراین ابزارهای مؤثری که یادگیری آسانی داشته باشند برای حفظ کیفیت و پیش‌بینی نیازهای متغیر ضروری هستند.

سری GPT، DALL-E، Stable Diffusion، و MidJourney نمونه‌هایی از مدل‌های مولد هوش مصنوعی هستند که به سرعت در حال تکامل‌اند و اغلب به‌عنوان مدل‌های پایه شناخته می‌شوند (Cheng et al, 2024). این مدل‌ها قابلیت‌های چشمگیری در انجام وظایف گوناگون، مانند تولید کد، تولید طراحی، و بازنویسی محتوا، بدون نیاز به تنظیم دقیق نشان می‌دهند. برای توانمندسازی این مدل‌های پایه در انجام وظایف متنوع، پژوهشگران بر استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر پرامپت تمرکز کرده‌اند. بیش از ۸۰۰ برنامه و کاربرد مبتنی بر GPT در وبسایت GPT3Demo فهرست شده است. کاربران می‌توانند نیازهای وظایف خود را با استفاده از پرامپت‌های زبان طبیعی به این مدل‌ها منتقل کنند و مدل‌ها می‌توانند وظایف را به‌طور دقیق و کارآمد انجام داده و پاسخ‌های قابل قبولی ارائه دهند. با این حال، مهندسی پرامپت یک چالش مهم است و استراتژی‌ها و الگوهای متعددی برای بهبود آن ارائه شده است. پژوهشگران دریافته‌اند که پرامپت‌های ساخته‌شده توسط انسان و آنچه مدل‌های زبانی بزرگ از مجموعه داده‌های خود آموخته‌اند، هم‌راستا نیستند، که این امر منجر به عدم اطمینان، ناپایداری، و عملکرد ضعیف در برخی وظایف می‌شود. دانشمندان روش‌های گوناگونی برای غلبه بر این مانع ارائه داده‌اند تا بتوانند از پتانسیل کامل مدل‌های زبانی بزرگ بهره ببرند. براون (Brown et al, 2020) پیشنهاد می‌کند که مدل‌های زبانی بزرگ می‌توانند از طریق یادگیری

چندشات در متن، الزامات دقیق‌تری را به‌طور ضمنی بیاموزند. یه و همکارانش (Ye et al, 2024) پیشنهاد می‌کنند که برای روشن‌تر کردن الزامات، ورودی و خروجی وظایف در پرامپت گنجانده شوند. برای وظایف استدلالی، درخواست ساده‌ی یک پاسخ کافی نیست. کوچیما و همکارانش (Kojima et al, 2022) دریافتند که GPT-3 می‌تواند در یک سناریوی صفرشات، استدلال چندمرحله‌ای ایجاد کند و در نهایت، تنها با افزودن جمله‌ی جادویی «بیاید گام‌به‌گام فکر کنیم» به انتهای پرامپت، به پاسخ درست برسد. در نتیجه، وظایف استدلالی به‌طور قابل توجهی بهتر انجام می‌شوند. بعداً، وی و همکارانش (Wei et al, 2022) پیشنهاد کردند که برای بهبود عملکرد مدل‌های زبانی بزرگ در استدلال‌های پیچیده، از پرامپت زنجیره‌ی تفکر استفاده شود که شامل تولید یک توالی از مراحل استدلالی واسطه‌ای است. روش‌های دیگر مانند خودپرسش، خودبازتابی و خودسازگاری نیز می‌توانند به تدریج برای بهبود پرامپت‌ها مورد استفاده قرار گیرند.

## ۲-۴- ترکیب مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی

چندین وظیفه‌ی مدیریت فرآیند کسب‌وکار (BPM) با مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) مرتبط شده‌اند (Vidgof et al, 2023). به‌عنوان مثال، مدل‌سازی فرآیند از مدل‌های زبانی بزرگ برای ایجاد مدل‌های فرآیندی بر اساس توصیفات متنی بهره می‌برد (Kourani et al, 2024). وظایف استخراج فرآیند نیز با استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ و بر اساس توصیفات متنی مصنوعات اصلی (گزارش‌های رویداد، مدل‌های فرآیند) پیاده‌سازی شده‌اند (Berti et al, 2023).

در مجموع سه پارادایم پیاده‌سازی در این زمینه شناسایی شده‌اند (Berti & Qafari, 2023):



- ارائه‌ی مستقیم بینش‌ها،

- تولید کوئری‌های پایگاه داده (SQL)،

- تولید خودکار فرضیات.

ارائه‌ی مستقیم بینش‌ها مستلزم ارائه‌ی اطلاعات لازم به مدل زبانی بزرگ است. تولید کوئری‌های پایگاه داده از مدل‌های زبانی بزرگ برای ایجاد دستورات (SQL) جهت اجرا در برابر منابع داده استفاده می‌کند. این روش به کاهش ریسک‌های مربوط به حریم خصوصی کمک می‌کند اما از دانش حوزه‌ای مدل‌های زبانی بزرگ بهره‌ی کامل نمی‌برد. تولید خودکار فرضیات ترکیبی از دو روش فوق است که در آن مدل زبانی بزرگ قادر است هم کوئری‌های پایگاه داده ایجاد کند و هم خروجی آن‌ها را تفسیر نماید.

در مقاله‌ی (Berti et al, 2024) قابلیت‌های موردنیاز برای استخراج فرآیند با استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ توصیف شده‌اند:

- پذیرش پرامپت‌های طولانی: این قابلیت امکان ارائه‌ی حجم زیادی از اطلاعات به مدل زبانی را فراهم می‌کند.

- پذیرش ورودی‌های بصری: استفاده از نمایش‌های بصری، شناسایی الگوهای مرتبط با فرآیند را تسهیل می‌کند.

- توانایی کدنویسی: شامل تولید اسکریپت‌ها و دستورات SQL.

- واقعیت‌سنجی: امکان بررسی صحت خروجی‌ها از طریق پایگاه‌های دانش یا موتورهای جستجو.

## ۲-۵- فرآیند تدارکات در زنجیره تامین سازمان

زنجیره تأمین در صنایع نظامی و تولیدی نقش اساسی در تضمین تحویل به موقع و کیفیت بالای قطعات برای توسعه و ساخت سیستم‌های پیچیده ایفا می‌کند. مدیریت بهینه این زنجیره می‌تواند بهبود عملکرد کلی سازمان، کاهش هزینه‌ها و افزایش بهره‌وری را به همراه داشته باشد (Siems et al, 2021). این زنجیره شامل بخش‌هایی همچون تأمین مواد اولیه، تدارکات، فرآیند تولید، انبارداری، توزیع و مدیریت لجستیک است که همگی باید به صورت هماهنگ و کارآمد عمل کنند تا پاسخگویی به نیازهای بازار تسهیل شود. افزون بر این، توانایی واکنش سریع به تغییرات بازار و تقاضا از دیگر مزایای مدیریت کارآمد زنجیره تأمین در این حوزه‌ها محسوب می‌شود. در محیطی که پیچیدگی و رقابت به شدت افزایش یافته است، زنجیره تأمین بهینه می‌تواند به عنوان یک مزیت رقابتی مهم برای شرکت‌های تولیدی عمل کند (Kumar Singh & Modgil, 2023).

در دنیای مدرن، شرکت‌های تولیدی با چالش‌هایی همچون تغییرات پیچیده در نیازهای مشتریان، شرایط نامطمئن بازار و انتظارات برای تحویل سریع محصولات مواجه هستند (Mack et al. 2015). این چالش‌ها باعث شده است که شرکت‌ها در جهت کاهش زمان تولید و بهبود پاسخگویی به تقاضای مشتریان، راهکارهای متعددی را اتخاذ کنند (Kriett et al, 2017). یکی از این راهکارها، توزیع ظرفیت تولید میان چندین کارخانه است که اغلب در نقاط جغرافیایی مختلف قرار دارند (Olhager and Feldmann, 2018). شرکت‌های تولیدی بزرگ و مراکز تحقیقاتی معمولاً دارای سایت‌های تولیدی متعددی هستند که سفارشات باید به طور بهینه میان آن‌ها تخصیص یابد تا فرآیند تولید کارآمدتر انجام شود (Ruiz et al, 2019). علاوه

بر این، بسیاری از شرکت‌های کوچک و متوسط در قالب شبکه‌های تولیدی همکاری کرده و ظرفیت‌های خود را به اشتراک می‌گذارند که این امر منجر به وضعیتی مشابه در مدیریت سفارشات می‌شود ( Hosseini and Tan, 2019).

مدیریت چندین کارخانه تولیدی این امکان را فراهم می‌کند که از طریق بهره‌گیری از قابلیت‌های مختلف، کاهش هزینه‌ها و بهبود بهره‌وری محقق شود. با این حال، این امر مستلزم در نظر گرفتن عواملی همچون محدودیت‌های ظرفیت، هزینه‌های نیروی کار و قابلیت‌های تولیدی هر واحد است. در کنار این تصمیمات استراتژیک، برنامه‌ریزی و زمان‌بندی تولید نیز نقش کلیدی در بهره‌برداری بهینه از منابع دارد. مسائل مرتبط با برنامه‌ریزی تولید در مطالعات پیشین به طور گسترده مورد بررسی قرار گرفته‌اند، اما عمدتاً بر مدل‌سازی تک‌کارخانه‌ای تمرکز داشته‌اند (Allahverdi, 2015). پس از آنکه سفارشات مطابق با پیش‌بینی‌های بازار یا نیازهای مشتریان به دوره‌های تولیدی خاصی تخصیص داده شد، زمان‌بندی تولید بر تخصیص بهینه منابع به وظایف در چارچوب زمانی مشخص تمرکز می‌کند تا اهداف عملیاتی به بهترین نحو برآورده شوند (Pinedo, 2014).

برنامه‌ریزی تولید یکی از عناصر کلیدی در مدیریت کارخانجات است که در گذشته اغلب بر بهینه‌سازی فرآیندهای تک‌کارخانه‌ای تمرکز داشت. با این حال، امروزه کارخانه‌های منفرد به سختی قادر به پاسخگویی به نیازهای متغیر بازار، تقاضای پیچیده مشتریان، سفارشات در مقیاس کوچک و الزامات زمانی کوتاه هستند (Bennett and Lemoine, 2014). علاوه بر این، وابستگی به یک کارخانه واحد، خطرات متعددی از جمله خرابی ماشین‌آلات، محدودیت‌های قانونی و بلایای طبیعی را برای شرکت‌ها به همراه دارد. در سال‌های

اخیر، روندهای جدید در حوزه صنعت ۴,۰ باعث ایجاد تغییرات اساسی در ساختار تولید شده‌اند و بسیاری از شرکت‌ها مدل تولید خود را از سیستم تک‌کارخانه‌ای به زنجیره تأمین چندکارخانه‌ای با توزیع جغرافیایی تغییر داده‌اند (Lei et al. 2019).

چنین تغییری مزایایی مانند نزدیکی به بازارهای هدف، بهینه‌سازی تولید بر اساس نیازهای منطقه‌ای، کاهش زمان پاسخگویی به تغییرات بازار و کاهش هزینه‌های حمل‌ونقل و نیروی کار را به همراه دارد (Ying and Lin, 2018). با این حال، بهره‌گیری از یک شبکه تولید توزیع‌شده نیازمند هماهنگی، همکاری و همگام‌سازی دقیق میان واحدهای مختلف است. چالش اساسی در این زمینه، هماهنگ‌سازی برنامه‌های تولید در میان کارخانه‌های مختلف به گونه‌ای است که عملکرد کلی سازمان و جایگاه رقابتی آن بهبود یابد. افزایش اهمیت برنامه‌ریزی و زمان‌بندی سفارشات در محیط‌های چندکارخانه‌ای عمدتاً ناشی از پیشرفت فناوری و الگوریتم‌های پیشرفته است.

در مطالعات اولیه، اغلب بر روش‌های دقیق برای حل بهینه مسائل مرتبط با برنامه‌ریزی تدارکات تأکید می‌شد. با این وجود، حتی با استفاده از سخت‌افزارهای محاسباتی قدرتمند، امروزه تنها مسائل در مقیاس کوچک تا متوسط را می‌توان با این روش‌ها در بازه‌های زمانی معقول حل کرد (Lohmer and Lasch, 2021). مدیریت موجودی نیز از عناصر حیاتی در عملکرد سازمان‌ها محسوب می‌شود، زیرا تأثیر مستقیم بر هزینه‌ها و کارایی عملیات دارد. شرکت‌ها به منظور بهینه‌سازی موجودی و کاهش هزینه‌های مرتبط، نیازمند یک رویکرد پیشگیرانه هستند که امکان پیش‌بینی شرایط و چالش‌های آتی را فراهم آورد و به کاهش هزینه‌های کلی منجر شود (Puspita et al, 2020).

یکی از رویکردهای مؤثر در برنامه‌ریزی مواد خام و تدارکات، استفاده از سیستم برنامه‌ریزی نیازمندی‌های مواد (MRP) است که به ویژه برای شرکت‌هایی که دارای زنجیره تأمین چندسطحی و عملیات تولیدی در چندین کارخانه هستند، اهمیت زیادی دارد. هدف اصلی این سیستم، اطمینان از تأمین مواد خام، اجزا و قطعات در زمان مناسب و به میزان دقیق برای اجرای فرآیندهای تولید به صورت بهینه است (Tanaga & Oetama, 2023). سیستم MRP باید به گونه‌ای تنظیم شود که بتواند اختلالات غیرمنتظره و عدم قطعیت‌های تولید، نظیر افزایش ناگهانی تقاضا، خرابی تجهیزات، عرضه بیش از حد، تأخیر در تأمین مواد اولیه یا معرفی محصولات جدید را مدیریت کرده و از بروز مشکلات عملیاتی جلوگیری کند (Susanti, 2020). تغییرات شدید در برنامه‌های تولید که موجب ناپایداری سیستم می‌شود، می‌تواند کارایی سیستم MRP را کاهش داده و منجر به هزینه‌های اضافی برای برنامه‌ریزی مجدد و نوسانات در بهره‌برداری از ظرفیت‌های تولیدی گردد. در طول زمان، روش‌های متعددی برای برنامه‌ریزی و کنترل جریان مواد در شرکت‌های تولیدی توسعه یافته‌اند که برخی از آن‌ها به‌طور گسترده در صنایع مختلف به کار گرفته می‌شوند. این روش‌ها هرچند بر پایه اصول متفاوتی طراحی شده‌اند، اما همگی هدف مشترکی را دنبال می‌کنند که همان پشتیبانی از فرآیندهای تولیدی است. با این حال، میزان کاربردپذیری و اثربخشی این روش‌ها تا حد زیادی به شرایط محیطی بستگی دارد، امری که توسط پژوهشگران مختلف مورد تأیید قرار گرفته است (Bendoli & Jacobs, 2004). برای نمونه، روش نقطه سفارش، یک رویکرد مبتنی بر جزء بوده و عمدتاً برای اقلامی با تقاضای مستقل طراحی شده است. این روش زمانی مؤثرتر خواهد بود که اجزای

محصول استاندارد باشند، طول عمر بیشتری داشته باشند و الگوی تقاضا نسبتاً پایدار باشد (Bryman, 2004).

در مقابل، سیستم MRP در شرایطی عملکرد بهتری دارد که با تولید محصولات پیچیده، گزینه‌های متنوع محصول، زمان‌های تولید طولانی و نوسانات غیرمنتظره در تقاضا همراه باشد. (Najy, 2020) از سوی دیگر، روش کانبان به عنوان یک سیستم نقطه سفارش مجدد، در محیط‌هایی که تقاضا ثابت و منظم است و محصولات دارای ساختار ساده و زمان تحویل کوتاه هستند، بهترین بازده را دارد (Huang, 2000). افزون بر انطباق این روش‌ها با شرایط خاص، عملکرد برنامه‌ریزی نیز به میزان سازگاری و نحوه پیاده‌سازی این رویکردها در چارچوب اصول طراحی شده آن‌ها بستگی دارد.

تحقیقات گسترده‌ای درباره اصولی که روش‌های مختلف برنامه‌ریزی مواد بر پایه آن‌ها توسعه یافته‌اند و همچنین در مورد جنبه‌های فنی و محاسباتی این سیستم‌ها انجام شده است (Najy, 2020). با این حال، بررسی‌های محدودی درباره نحوه اجرای این روش‌ها برای بهینه‌سازی جریان مواد در سازمان‌ها صورت گرفته است. سیستم‌های برنامه‌ریزی مواد می‌توانند به‌طور مستقل یا با استفاده از نرم‌افزارهای پشتیبان نظیر برنامه‌ریزی منابع سازمانی (ERP) پیاده‌سازی شوند. هرچند اجرای این فرآیندها بدون نرم‌افزار نیز امکان‌پذیر است، اما قابلیت‌های ارائه‌شده توسط سیستم‌های ERP و نحوه استفاده از آن‌ها می‌تواند تأثیر مستقیمی بر موفقیت روش‌های برنامه‌ریزی مواد داشته باشد.

ERP به عنوان یک سیستم نرم‌افزاری یکپارچه، امکان مدیریت فرآیندهای سازمانی و پیگیری وضعیت فعالیت‌های روزانه شرکت را فراهم می‌کند. این سیستم به‌عنوان ابزاری برای اجرای عملیات مختلف در

سازمان از جمله تدارکات به به کار گرفته می‌شود و معمولاً شامل ماژول‌های کاربردی برای پشتیبانی از برنامه‌ریزی مواد با استفاده از روش‌های مختلف برنامه‌ریزی است (Najy, 2020).

## ۲-۶- کاربرد مدل‌های زبانی بزرگ در فرآیندهای تدارکات و زنجیره تامین

تدارکات به‌عنوان یکی از ارکان اصلی زنجیره تأمین، نقش کلیدی در موفقیت سازمان‌ها ایفا می‌کند و هرگونه ناکارآمدی در این فرآیند می‌تواند منجر به افزایش هزینه‌ها، کاهش کیفیت خدمات و تأخیر در تحویل کالا شود. به همین دلیل، سازمان‌ها به دنبال راهکارهای نوینی هستند که بتوانند فرآیندهای تدارکاتی خود را بهینه‌سازی کرده و عملکرد خود را بهبود بخشند. یکی از این راهکارها، ترکیب فرآیندکاوی و مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) است که می‌تواند به‌طور چشمگیری دقت و کارایی تحلیل‌های تدارکاتی را افزایش دهد (Li et al, 2023). فرآیندکاوی یکی از روش‌های مؤثر برای تحلیل فرآیندهای کسب‌وکار بر اساس داده‌های ثبت‌شده در سیستم‌های اطلاعاتی سازمان است. این تکنیک با استفاده از داده‌های واقعی عملکردی، امکان شناسایی نقاط ضعف، بهینه‌سازی جریان کار و کشف الگوهای نامطلوب را فراهم می‌کند. از سوی دیگر، مدل‌های زبانی بزرگ قادرند داده‌های متنی غیرساختاریافته را پردازش کرده و بینش‌های ارزشمندی را استخراج کنند که در روش‌های سنتی قابل‌دستیابی نبودند. ترکیب این دو فناوری، سازمان‌ها را قادر می‌سازد تا علاوه بر شناسایی مشکلات عملیاتی، به تحلیل دقیق‌تر مستندات، مکاتبات و قراردادهای تدارکاتی بپردازند و روندهای بازار را بهتر درک کنند (Srivastava et al, 2024).

یکی از مهم‌ترین کاربردهای ترکیب مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی در بهبود تدارکات، شناسایی ناهنجاری‌ها و انحرافات در اجرای فرآیندهای تأمین است. بسیاری از سازمان‌ها با مشکل تأخیر در دریافت مواد اولیه، افزایش هزینه‌های تأمین و عدم شفافیت در تصمیم‌گیری‌های تدارکاتی مواجه هستند. فرآیندکاوی می‌تواند با تحلیل داده‌های ثبت‌شده در سیستم‌های ERP، نقاطی را که در آن‌ها تأخیر یا ناکارآمدی رخ داده شناسایی کند. در مرحله بعد، مدل‌های زبانی با تحلیل قراردادهای ایمیل‌ها و گزارش‌های مرتبط، دلایل این ناهنجاری‌ها را استخراج کرده و پیشنهادهایی برای بهبود ارائه دهند. این روش نه تنها باعث افزایش دقت تحلیل‌ها می‌شود، بلکه امکان شناسایی الگوهای پنهان را نیز فراهم می‌کند که در روش‌های سنتی قابل مشاهده نبودند (AlMahri et al, 2024).

علاوه بر شناسایی ناهنجاری‌ها، ترکیب فرآیندکاوی و مدل‌های زبانی می‌تواند به بهینه‌سازی تصمیم‌گیری در حوزه تدارکات کمک کند. یکی از چالش‌های اصلی در این زمینه، انتخاب تأمین‌کنندگان مناسب و مدیریت قراردادهای تأمین است. بسیاری از سازمان‌ها با انبوهی از اطلاعات غیرساختاریافته شامل پیشنهادهای قیمت، ارزیابی‌های تأمین‌کنندگان و سوابق عملکردی مواجه هستند که تحلیل آن‌ها به روش‌های سنتی بسیار زمان‌بر است. مدل‌های زبانی قادرند این داده‌ها را پردازش کرده و به صورت خودکار، ارزیابی دقیقی از عملکرد تأمین‌کنندگان ارائه دهند. از سوی دیگر، فرآیندکاوی می‌تواند روند اجرای قراردادها را بررسی کرده و مشخص کند که کدام تأمین‌کنندگان بیشترین تأخیر را داشته‌اند یا کدام یک از آن‌ها بیشترین تخلفات قراردادی را مرتکب شده‌اند. این ترکیب به سازمان‌ها امکان می‌دهد تصمیمات آگاهانه‌تری در انتخاب تأمین‌کنندگان اتخاذ کرده و قراردادهای خود را به طور بهینه مدیریت کنند. یکی دیگر از جنبه‌های مهم در



بهبود فرآیندهای تدارکاتی، پیش‌بینی و مدیریت ریسک‌های زنجیره تأمین است. تغییرات غیرمنتظره در بازار، نوسانات قیمت مواد اولیه و اختلالات لجستیکی می‌توانند تأثیرات مخربی بر عملکرد سازمان‌ها داشته باشند. مدل‌های زبانی بزرگ با تحلیل داده‌های خبری، گزارش‌های اقتصادی و اطلاعات مرتبط با زنجیره تأمین، می‌توانند روندهای احتمالی بازار را پیش‌بینی کرده و به سازمان‌ها در اتخاذ تصمیمات پیشگیرانه کمک کنند. به‌عنوان مثال، اگر نشانه‌هایی از افزایش قیمت یک ماده اولیه در بازارهای جهانی مشاهده شود، مدل‌های زبانی می‌توانند هشدارهای لازم را صادر کرده و پیشنهادهایی برای جایگزینی تأمین‌کنندگان یا تغییر در برنامه‌ریزی خرید ارائه دهند. این قابلیت، در ترکیب با فرآیندکاوی که داده‌های تاریخی و الگوهای عملکردی را تحلیل می‌کند، می‌تواند ریسک‌های عملیاتی را کاهش داده و پایداری زنجیره تأمین را افزایش دهد (Aguero & Nelson, 2024).

علاوه بر این، بهره‌گیری از مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی می‌تواند به اتوماسیون بسیاری از فرآیندهای تدارکاتی کمک کند. بسیاری از وظایف مرتبط با تدارکات، شامل بررسی و تأیید فاکتورها، مدیریت درخواست‌های خرید و پردازش مستندات، به‌طور سنتی به‌صورت دستی انجام می‌شوند که علاوه بر افزایش هزینه‌های عملیاتی، امکان بروز خطاهای انسانی را نیز بالا می‌برد. مدل‌های زبانی قادرند این فرآیندها را به‌صورت خودکار انجام داده و داده‌های موردنیاز را به‌طور هوشمند استخراج کنند. به‌عنوان مثال، یک مدل زبانی می‌تواند متن یک قرارداد را تحلیل کرده و بندهایی که دارای ریسک‌های بالقوه هستند را شناسایی کند، یا اطلاعات مالی یک فاکتور را بررسی کرده و در صورت مغایرت با قرارداد، هشدارهای لازم را صادر نماید. از سوی دیگر، فرآیندکاوی می‌تواند کارایی این فرآیندهای خودکار را ارزیابی کرده و فرصت‌های بهبود

را شناسایی کند. یکی از چالش‌های اساسی در پیاده‌سازی این فناوری‌ها، کیفیت داده‌های مورد استفاده است. بسیاری از سازمان‌ها با مشکلاتی همچون داده‌های پراکنده، ناسازگار و ناقص مواجه هستند که می‌تواند دقت تحلیل‌های فرآیندکاوی و مدل‌های زبانی را کاهش دهد. برای غلبه بر این چالش، سازمان‌ها باید ابتدا فرآیندهای جمع‌آوری و پردازش داده‌های خود را استانداردسازی کنند و از روش‌های پیشرفته پردازش داده برای بهبود کیفیت اطلاعات استفاده نمایند. علاوه بر این، امنیت اطلاعات و حفظ حریم خصوصی یکی دیگر از موانع مهم در پیاده‌سازی این راهکارها محسوب می‌شود. بسیاری از داده‌های تدارکاتی شامل اطلاعات محرمانه سازمان و تأمین‌کنندگان است که نیازمند کنترل‌های امنیتی دقیق می‌باشد. به همین دلیل، سازمان‌ها باید از راهکارهای رمزگذاری داده، محدودیت‌های دسترسی و مدل‌های زبانی محلی‌سازی‌شده برای کاهش ریسک‌های امنیتی استفاده کنند (Waseem et al, 2023).

در مجموع، ترکیب مدل‌های زبانی بزرگ و فرآیندکاوی یک تحول اساسی در مدیریت تدارکات سازمان‌ها ایجاد می‌کند. این رویکرد نه تنها امکان شناسایی مشکلات و ناهنجاری‌های فرآیندی را فراهم می‌کند، بلکه به سازمان‌ها کمک می‌کند تا با استفاده از تحلیل‌های پیشرفته و پیش‌بینی‌های هوشمند، تصمیمات بهینه‌تری اتخاذ کنند. همچنین، اتوماسیون بسیاری از وظایف تدارکاتی و بهبود شفافیت در زنجیره تأمین از دیگر مزایای این ترکیب محسوب می‌شود. با این حال، موفقیت در پیاده‌سازی این فناوری‌ها نیازمند برنامه‌ریزی دقیق، مدیریت کیفیت داده و رعایت استانداردهای امنیتی است. سازمان‌هایی که بتوانند به‌درستی از این فناوری‌ها استفاده کنند، می‌توانند نه تنها بهره‌وری عملیاتی خود را افزایش دهند، بلکه در برابر تغییرات بازار نیز انعطاف‌پذیری بیشتری داشته باشند و مزیت رقابتی پایدار کسب کنند.

یکی از مهم‌ترین کاربردهای LLM در تدارکات، پیش‌بینی تقاضا و مدیریت موجودی است. مدل‌های زبانی می‌توانند با پردازش داده‌های تاریخی خرید، شرایط بازار و حتی اخبار و رسانه‌های اجتماعی، روندهای تقاضا را تحلیل کرده و پیش‌بینی‌های دقیقی ارائه دهند. این امر به سازمان‌ها کمک می‌کند تا سطوح موجودی را بهینه کنند، از کمبود کالا جلوگیری کنند و هزینه‌های ناشی از نگهداری بیش از حد موجودی را کاهش دهند. علاوه بر این، LLM قادر است شرایط تأمین‌کنندگان را ارزیابی کرده و ریسک‌های مرتبط با زنجیره تأمین را شناسایی کند. برای مثال، اگر گزارش‌های خبری نشان‌دهنده اختلال در عملکرد یک تأمین‌کننده خاص باشد، مدل‌های زبانی می‌توانند هشدارهای زودهنگام ارائه دهند تا سازمان‌ها اقدامات پیشگیرانه انجام دهند.

علاوه بر پیش‌بینی و تحلیل داده‌ها، LLM در خودکارسازی فرایندهای تأمین و مذاکره با تأمین‌کنندگان نیز نقش مهمی دارد. این مدل‌ها می‌توانند قراردادهای تأمین را بررسی کرده، بندهای مهم را مشخص کرده و حتی پیشنهادهایی برای مذاکره ارائه دهند. همچنین، چت‌بات‌های مبتنی بر LLM می‌توانند به صورت خودکار به استعلام‌ها و پرسش‌های تأمین‌کنندگان پاسخ دهند، فرایند سفارش‌دهی را تسریع کنند و بار کاری تیم‌های تدارکات را کاهش دهند (Shahini et al, 2024).

در نهایت، LLM می‌تواند با ترکیب فرآیندکاوی، تحلیل اسناد و پردازش زبان طبیعی، تصمیم‌گیری‌های بلادرنگ را در زنجیره تأمین تسهیل کند. این مدل‌ها قادرند روندهای پیچیده را در داده‌های تأمین شناسایی کرده و به مدیران پیشنهاد دهند که چگونه کارایی عملیات را افزایش دهند. به عنوان مثال، با ترکیب LLM

و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، می‌توان الگوهای ناکارآمدی در حمل‌ونقل و توزیع را شناسایی کرد و مسیرهای بهینه برای کاهش هزینه‌ها و زمان تحویل پیشنهاد داد (Kosasih et al, 2023).

## ۷-۲- مرور مطالعات مرتبط

در این بخش، ابتدا به توضیح کلی در مورد ادبیات مرتبط با موضوع پرداخته می‌شود و سپس تحلیل تفصیلی مقاله‌های مرتبط با پژوهش ارائه خواهد شد. به‌طور خاص، تمرکز بر روی توضیح مقاله ضمیمه شده توسط شما و مقایسه آن با پیشنهادات پژوهش حاضر است.

کرمانی و همکاران در مقاله‌ای با عنوان «تحول در فرآیندکاوی: معماری نوین برای ادغام ChatGPT و بهبود تجربه کاربری از طریق مهندسی درخواست بهینه»، به بررسی چگونگی ادغام مدل‌های زبانی بزرگ در ابزارهای فرآیندکاوی پرداخته‌اند. این مقاله بر استفاده از ChatGPT به عنوان یک واسط مکالمه‌ای تأکید دارد که تحلیل‌های پیچیده فرآیندها را به زبان طبیعی و قابل فهم برای کاربران ارائه می‌دهد. نویسندگان از معماری ETL برای پردازش داده‌ها استفاده کرده‌اند و از طریق اتصال API مدل ChatGPT را به ابزارهای فرآیندکاوی متصل کرده‌اند. هدف اصلی مقاله، بهبود تجربه کاربری و افزایش دقت تحلیل‌های فرآیندی از طریق طراحی و بهینه‌سازی مهندسی درخواست بوده است. آن‌ها با استفاده از داده‌های ۱۷ شرکت و ابزار BehfaLab، روش خود را آزمایش کرده و نتایج نشان داده است که ۷۲ درصد از تحلیل‌ها توسط تیم متخصص به‌عنوان "خوب" ارزیابی شده‌اند. در این پژوهش، تمرکز عمده بر بهینه‌سازی درخواست‌ها بوده و نشان داده شده است که مهندسی درخواست اختصاصی برای هر زیرماژول می‌تواند خروجی‌های دقیق‌تر و

مرتبط‌تری را فراهم کند. یکی از دستاوردهای مهم مقاله، توصیه به گسترش مقیاس‌پذیری این روش و استفاده از آن در حوزه‌های دیگر فرآیندکاوی بوده است.

این تحقیق از چند جهت با پژوهش پیشنهادی ما تفاوت دارد. اول اینکه تمرکز اصلی آن بر بهینه‌سازی مهندسی درخواست بوده، در حالی که پیشنهاد ما ادغام جامع‌تر مدل‌های زبانی بزرگ در فرآیندکاوی به‌ویژه در حوزه تدارکات است. دوم اینکه ارزیابی مقاله محدود به داده‌های ۱۷ شرکت بوده و در مقایسه با تحقیق ما که بر تنوع داده‌ها و بررسی فرآیندهای پیچیده‌تر تأکید دارد، مقیاس محدودی دارد. همچنین، در این مقاله از معماری ETL برای پردازش داده‌ها استفاده شده است، در حالی که پیشنهاد ما ادغام داده‌های غیرساختاریافته و متنوع‌تر در فرآیندهای تدارکاتی را هدف قرار داده است. از سوی دیگر، این تحقیق فاقد چارچوب جامع برای ارزیابی عملکرد مدل‌های زبانی بزرگ در وظایف مختلف فرآیندکاوی است، در حالی که پژوهش ما ایجاد چنین چارچوبی را در دستور کار دارد. بنابراین، اگرچه این مقاله توانسته است قدم‌های مهمی در جهت بهبود تجربه کاربری و ارائه تحلیل‌های دقیق بردارد، اما در زمینه کاربرد خاص در فرآیندهای تدارکاتی و ارزیابی جامع مدل‌ها کاستی‌هایی دارد که در پژوهش ما به آن پرداخته خواهد شد.

برتی و همکاران در مقاله‌ای با عنوان «ارزیابی مدل‌های زبانی بزرگ در فرآیندکاوی: قابلیت‌ها، معیارها و استراتژی‌های ارزیابی» به بررسی جامع کاربرد مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) در وظایف فرآیندکاوی پرداخته‌اند. این مقاله به سه سؤال کلیدی پرداخته است: (۱) حداقل قابلیت‌های مورد نیاز LLM ها برای فرآیندکاوی چیست؟ (۲) چه استراتژی‌هایی برای انتخاب LLM های بهینه مناسب است؟ (۳) چگونه می‌توان خروجی‌های این مدل‌ها را در وظایف خاص فرآیندکاوی ارزیابی کرد؟

این مقاله با تحلیل قابلیت‌های اصلی مورد نیاز LLM ها، نظیر توانایی درک متن‌های طولانی، پردازش داده‌های بصری، تولید کد (مانند SQL) و اطمینان از دقت اطلاعات، نشان داده است که مدل‌های زبانی می‌توانند در بهبود وظایفی همچون کشف فرآیندها، شناسایی انحرافات و تحلیل ریشه‌ای مشکلات مؤثر باشند. به‌عنوان مثال، LLM ها می‌توانند مدل‌های فرآیندی را از توضیحات متنی ایجاد کنند یا از لاگ‌های رویداد برای شناسایی گلوگاه‌ها و ارائه پیشنهادات بهبود استفاده کنند. همچنین این مقاله تأکید دارد که با استفاده از تکنیک‌هایی نظیر مهندسی درخواست و ترکیب داده‌های متنی و عددی، مدل‌های زبانی بزرگ می‌توانند تحلیل‌های دقیق‌تر و پیشرفته‌تری ارائه دهند.

یکی دیگر از نوآوری‌های این مقاله ارائه چارچوبی برای ارزیابی مدل‌های زبانی بزرگ است که شامل معیارهایی برای سنجش دقت، بازخوانی، و اطمینان از کیفیت خروجی‌ها می‌باشد. این ارزیابی‌ها می‌توانند به صورت خودکار (مانند ارزیابی صحت کدهای تولیدشده)، انسانی (برای تحلیل خروجی‌های متنی) و خودارزیابانه (با استفاده از بازنگری توسط مدل) انجام شوند. همچنین مقاله به محدودیت‌های فعلی مانند پنجره متنی محدود LLM ها و نیاز به داده‌های زمینه‌ای برای بهبود تحلیل‌ها اشاره کرده است.

تفاوت اصلی این مقاله با تحقیق پیشنهادی ما در تمرکز آن بر ارزیابی عمومی مدل‌های زبانی بزرگ برای فرآیندکاوی است. در حالی که برتی و همکاران بر ایجاد معیارهای کلی برای ارزیابی عملکرد LLM ها در وظایف مختلف فرآیندکاوی تأکید دارند، تحقیق ما به‌طور خاص بر ادغام این مدل‌ها در حوزه تدارکات تمرکز دارد. علاوه بر این، تحقیق پیشنهادی ما شامل توسعه چارچوب‌هایی برای بهینه‌سازی تعامل کاربران

غیرمتخصص با مدل‌ها و استفاده از داده‌های پیچیده‌تر و غیرساختاریافته خواهد بود. این رویکرد می‌تواند گامی به سمت کاربردی‌تر کردن فناوری‌های نوین در مدیریت فرآیندهای سازمانی بردارد.

برتی و قفاری در مقاله‌ای با عنوان «استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) برای فرآیندکاوی» به بررسی چگونگی ادغام مدل‌های زبانی بزرگ نظیر GPT-4 و Bard در فرآیندکاوی پرداخته‌اند. هدف اصلی این تحقیق، کشف راه‌هایی برای تبدیل مؤلفه‌های فرآیندکاوی به قالب‌های متنی بوده که برای این مدل‌ها قابل فهم باشد. در این راستا، نویسندگان چندین استراتژی مختلف از جمله پاسخ‌دهی مستقیم، پاسخ‌دهی چندمرحله‌ای، و تولید کوئری‌های پایگاه داده را مورد آزمایش قرار داده‌اند.

این پژوهش به‌طور خاص به امکان استفاده از این مدل‌ها در زمینه‌های مختلفی از فرآیندکاوی مانند مدل‌های فرآیندی سنتی و شیء‌محور پرداخته است. به‌عنوان مثال، آن‌ها نشان داده‌اند که مدل‌های زبانی بزرگ می‌توانند به‌خوبی مفاهیمی چون مدل‌های فرآیندی رویه‌ای و اعلانی را تفسیر کرده و به‌کار گیرند. علاوه بر این، نتایج مقاله بیانگر توانایی این مدل‌ها در تحلیل و بهبود عدالت در فرآیندکاوی است؛ موضوعی که اهمیت زیادی در ایجاد فرایندهای عادلانه در سازمان‌ها دارد.

در این مقاله، برای ارزیابی عملکرد مدل‌های زبانی بزرگ از داده‌های مختلف و انواع سناریوهای متنی استفاده شده است. نتایج نشان داده که هر دو مدل Bard و GPT-4 در تفسیر و پاسخ به سؤالات مرتبط با فرآیندکاوی عملکرد قابل قبولی دارند و می‌توانند به‌طور مؤثری برای ارزیابی و اصلاح فرایندها استفاده شوند. از دیگر نتایج این مقاله می‌توان به قابلیت این مدل‌ها در مدیریت داده‌های فرآیندهای پیچیده‌تر نظیر لاگ‌های رویداد شیء‌محور اشاره کرد که به‌ویژه در فرآیندکاوی‌های نوین کاربرد دارد.

تفاوت اصلی این تحقیق با کار پیشنهادی ما در تمرکز آن بر توسعه استراتژی‌های عمومی برای استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ در فرآیندکاوی است، در حالی که تحقیق ما به‌طور خاص بر روی فرآیندهای تدارکاتی متمرکز است. همچنین، مقاله برتی و قفاری بیشتر بر استراتژی‌های پردازش و پرسش و پاسخ تمرکز دارد، در حالی که تحقیق پیشنهادی ما به دنبال ارائه چارچوبی جامع برای ادغام و ارزیابی مدل‌های زبانی در بهبود تصمیم‌گیری‌های تدارکاتی است. علاوه بر این، تحقیق ما به‌طور خاص بر تحلیل و بهینه‌سازی تعامل کاربران غیرمتخصص با این مدل‌ها تأکید دارد که در مقاله فوق کمتر مورد بررسی قرار گرفته است.

برتی و همکاران در مقاله‌ای با عنوان «PM-LLM-Benchmark: ارزیابی مدل‌های زبانی بزرگ در وظایف فرآیندکاوی»، به توسعه یک چارچوب ارزیابی جامع برای مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) در فرآیندکاوی پرداخته‌اند. این تحقیق اولین تلاش جدی برای ارائه یک معیار استاندارد در این زمینه است و هدف آن ارزیابی توانایی LLMها در انجام وظایف مختلف فرآیندکاوی مانند کشف فرآیند، بررسی تطابق و تحلیل ریشه‌ای مشکلات است.

در این مقاله، سه رویکرد اصلی برای ارزیابی توانایی LLMها تعریف شده است: (۱) ارائه مستقیم تحلیل‌ها، (۲) تولید کدهای مرتبط مانند SQL برای پردازش داده‌ها، و (۳) تولید فرضیات خودکار بر اساس داده‌های فرآیند. چارچوب ارائه شده شامل مجموعه‌ای از دستورات متنی ثابت (Prompts) است که نیازمند دانش خاص در زمینه فرآیندکاوی و مدل‌های فرآیندی است. همچنین، از دسته‌بندی‌های مختلفی برای ارزیابی توانایی LLMها استفاده شده است، نظیر شناسایی انحرافات معنایی، تفسیر مدل‌های فرآیندی (مانند BPMN) و تولید مدل‌های جدید از داده‌های ورودی.



نتایج این پژوهش نشان داده است که مدل‌های زبانی بزرگ تجاری نظیر GPT-4 و Claude-3.5 عملکرد مناسبی در انجام وظایف فرآیندکاوی دارند. با این حال، مدل‌های کوچک‌تر و متن‌باز به دلیل محدودیت‌های پردازشی و حافظه، در انجام وظایف پیچیده با مشکلاتی مواجه هستند. یکی از یافته‌های مهم این تحقیق این است که مدل‌های کوچک‌تر که برای دستگاه‌های محدود طراحی شده‌اند (Tiny LLMs)، به طور کلی برای وظایف فرآیندکاوی مناسب نیستند. از سوی دیگر، مشخص شد که مدل‌های تجاری و برخی مدل‌های متن‌باز بزرگ‌تر قادر به انجام تحلیل‌های پیچیده و ارائه خروجی‌های دقیق هستند.

در بخش ارزیابی، از روش «مدل به عنوان داور» (LLM-as-a-Judge) استفاده شده است که در آن یک مدل پیشرفته‌تر نظیر GPT-4 به عنوان معیار ارزیابی عملکرد سایر مدل‌ها به کار گرفته شده است. این رویکرد امکان ارزیابی عینی‌تر پاسخ‌های مدل‌ها را فراهم کرده و نقاط ضعف مدل‌های کمتر پیشرفته را شناسایی کرده است. علاوه بر این، مقاله به محدودیت‌هایی مانند سوگیری‌های ارزیابی توسط مدل‌ها و نیاز به داده‌های واقع‌گرایانه‌تر برای بهبود معیار ارزیابی اشاره کرده است.

تفاوت اصلی این تحقیق با پژوهش پیشنهادی ما در تمرکز آن بر توسعه یک معیار عمومی برای ارزیابی LLMها در فرآیندکاوی است، در حالی که پژوهش ما به طور خاص بر روی ادغام LLMها در فرآیندهای تدارکاتی تمرکز دارد. همچنین، پژوهش پیشنهادی ما قصد دارد به جای تمرکز صرف بر ارزیابی، چارچوب‌هایی برای استفاده عملی‌تر و بهینه‌تر از این مدل‌ها در زمینه‌هایی با کاربرد مشخص مانند مدیریت زنجیره تأمین ارائه دهد. علاوه بر این، تحقیق ما به ارزیابی تعامل کاربران غیرمتخصص با مدل‌ها و بهینه‌سازی آن‌ها تأکید دارد که در این مقاله کمتر به آن پرداخته شده است.

در جدول ۱، مقایسه‌ای جامع بین پیشنهادیه پژوهش ما و چهار مقاله مرتبط ارائه شده است. این مقایسه شامل معیارهایی نظیر هدف اصلی تحقیق، دامنه کاربرد، روش‌شناسی، نوآوری‌های کلیدی، داده‌های مورد استفاده، محدودیت‌ها و تفاوت‌های اصلی است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، پیشنهادیه ما بر ادغام جامع مدل‌های زبانی بزرگ با فرآیندکاوی در حوزه تدارکات تمرکز دارد، در حالی که سایر مقالات بیشتر به جنبه‌های عمومی فرآیندکاوی پرداخته‌اند.

به‌طور خاص، مقاله کرمانی و همکاران بیشتر بر بهبود تجربه کاربری از طریق بهینه‌سازی مهندسی درخواست تمرکز دارد، اما فاقد تمرکز بر کاربردهای خاص مانند تدارکات است. مقاله برتی و همکاران با ارائه استراتژی‌های عمومی برای استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ در فرآیندکاوی، چارچوب جامعی برای ادغام این مدل‌ها ارائه نمی‌دهد. مقاله برتی و قفاری نیز با بررسی عدالت و تحلیل فرآیندهای شیء‌محور، بیشتر به کاربردهای محدود پرداخته است و چارچوب ارزیابی خاصی ارائه نمی‌دهد. در نهایت، مقاله-PM-LLM "Benchmark بر توسعه معیارهای ارزیابی برای مدل‌های زبانی تمرکز دارد اما فاقد تمرکز بر کاربردهای عملی و خاص، نظیر فرآیندهای تدارکاتی، است.

پیشنهادیه ما با تمرکز بر فرآیندهای تدارکاتی و توسعه چارچوبی جامع برای ادغام، ارزیابی، و بهینه‌سازی تعامل کاربران با مدل‌های زبانی بزرگ، نه تنها کاستی‌های مقالات پیشین را پوشش می‌دهد بلکه گامی عملی در جهت استفاده از این فناوری‌ها در مدیریت زنجیره تأمین برمی‌دارد. این تفاوت‌ها نشان‌دهنده نوآوری و ارزش‌افزوده پژوهش پیشنهادی ما نسبت به تحقیقات پیشین است.

جدول ۲-۱: مقایسه نتایج تحقیقات پیشین

| مقاله ۴<br>(برتی و همکاران<br>PM-LLM-<br>Benchmark)            | مقاله ۳<br>(برتی و قفاری)   | مقاله ۲<br>(برتی و<br>همکاران)                                       | مقاله ۱ (کرمانی<br>و همکاران)  | پیشنهادیه ما  | معیارها           |
|--|---|--|--|---|-------------------|
| توسعه چارچوب ارزیابی استاندارد برای مدل‌های زبانی در فرآیندکاو | کشف روش‌های استفاده از LLMها برای فرآیندکاو و تحلیل فرآیندهای پیچیده  | بررسی قابلیت LLMها برای فرآیندکاو و طراحی استراتژی‌های عمومی         | بهبود تجربه کاربری با استفاده از ChatGPT و بهینه‌سازی مهندسی درخواست | ادغام مدل‌های زبانی بزرگ فرآیندکاو برای بهبود فرآیندهای تدارکاتی                | هدف اصلی تحقیق    |
| فرآیندکاو عمومی با تمرکز بر معیارهای ارزیابی جامع              | فرآیندکاو سنتی و شیء‌محور، با تمرکز بر عدالت و تحلیل عمیق‌تر          | فرآیندکاو عمومی و طراحی استراتژی‌های پردازش و پاسخ‌دهی               | فرآیندکاو عمومی با تأکید بر ارائه تحلیل‌های قابل فهم                 | فرآیندهای تدارکاتی با تمرکز بر تحلیل داده‌های پیچیده و تعامل کاربران            | دامنه کاربرد      |
| استفاده از روش LLM-as-a-Judge برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها       | ارزیابی مدل‌های مختلف در وظایف فرآیندکاو با استفاده از داده‌های متنوع | طراحی استراتژی‌های عمومی برای تبدیل وظایف فرآیندکاو به قالب‌های متنی | استفاده از ChatGPT به عنوان واسطه مکالمه‌ای و بهینه‌سازی درخواست‌ها  | طراحی چارچوب ادغام LLMها با تمرکز بر داده‌های غیرساختاریافته و نیازهای تدارکاتی | روش‌شناسی         |
| ارائه معیارهای دقیق برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها                 | تحلیل عدالت و تفسیر مدل‌های فرآیندی شیء‌محور                          | طراحی استراتژی‌های متن‌محور برای تحلیل فرآیندها                      | بهبود مهندسی درخواست برای تعامل مؤثرتر با مدل‌های زبانی              | توسعه چارچوب جامع برای ادغام، ارزیابی و بهینه‌سازی تعامل کاربران                | نوآوری کلیدی      |
| استفاده از داده‌های لاگ‌های واقعی و متنوع برای ارزیابی مدل‌ها  | ارزیابی عملکرد Bard و GPT-4 در سناریوهای فرآیندی                      | بررسی توانایی مدل‌ها در شناسایی الگوها و پاسخ به                     | داده‌های ۱۷ شرکت برای ارزیابی رفتار و دقت مدل                        | استفاده از داده‌های متنوع و واقعی در حوزه تدارکات                               | داده‌ها و ارزیابی |

|                     |   |  |  |  |   |
|---------------------|---|--|--|--|---|
|                     |   | سوالات فرآیندی   |  |  |   |
| محدودیت‌ها/فقدان‌ها | نیاز به توسعه روش‌های خاص برای مهندسی درخواست در زمینه تدارکات                  | تمرکز محدود به تجربه کاربری و مهندسی درخواست                           | عدم تمرکز بر تدارکات؛ رویکرد کلی برای تجربه کاربری | سوالات فرآیندی   | عدم تمرکز محدود به کاربردهای عملی خاص مانند تدارکات |
| تفاوت پیشنهادیه ما  | تمرکز خاص بر فرآیندهای تدارکاتی و ارائه چارچوب جامع برای ارزیابی و ادغام مدل‌ها | تمرکز بر طراحی استراتژی‌های کلی برای LLMها، نه کاربرد در زمینه‌های خاص | تحلیل عدالت فرآیندی، اما فاقد چارچوب ارزیابی جامع  | ارائه معیارهای ارزیابی، اما بدون تمرکز بر نیازهای خاص تدارکاتی |   |

## ۸-۲- نتیجه‌گیری و شکاف تحقیقاتی

با بررسی مطالعات انجام‌شده در زمینه به‌کارگیری مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) و فرآیندکاوی در مدیریت زنجیره تأمین و تدارکات، مشخص می‌شود که این حوزه همچنان دارای چالش‌های حل‌نشده و فرصت‌های تحقیقاتی قابل توجهی است. اغلب پژوهش‌های پیشین بر استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین برای بهینه‌سازی زنجیره تأمین متمرکز بوده‌اند، اما به‌کارگیری ترکیبی از مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی در حوزه‌های خاص مانند صنایع تحقیقاتی نظامی کمتر مورد توجه قرار گرفته است. در این صنایع، به دلیل حساسیت بالای داده‌ها، الزامات امنیتی پیچیده و فرآیندهای تأمین بسیار دقیق، نیاز به راهکارهای پیشرفته‌ای وجود دارد که بتواند ضمن بهبود کارایی، الزامات امنیتی و محرمانگی را نیز رعایت کند.

یکی از شکاف‌های مهم در تحقیقات پیشین، عدم توجه به کاربرد LLM و فرآیندکاوی در محیط‌های صنعتی و نظامی با داده‌های بسیار پیچیده و محرمانه است. بسیاری از مطالعات موجود بر صنایع تجاری و زنجیره‌های تأمین عمومی تمرکز دارند و کمتر به چالش‌های خاصی مانند تأمین قطعات پیشرفته، مدیریت ریسک تأمین‌کنندگان حساس و سازگاری با پروتکل‌های امنیتی در صنایع نظامی پرداخته‌اند. همچنین، چگونگی ترکیب فرآیندکاوی و LLM برای کشف الگوهای پنهان در فرآیندهای تدارکاتی حساس و ارائه تصمیمات مبتنی بر تحلیل داده‌های غیرساختاریافته (مانند گزارش‌های محرمانه، مستندات تأمین و مکاتبات داخلی) هنوز به‌طور جامع بررسی نشده است.

از دیگر شکاف‌های موجود می‌توان به نبود چارچوب‌های استاندارد برای ادغام LLM و فرآیندکاوی در سیستم‌های برنامه‌ریزی منابع سازمانی (ERP) در صنایع تحقیقاتی نظامی اشاره کرد. در حالی که برخی تحقیقات به استفاده از هوش مصنوعی در بهینه‌سازی تصمیمات تأمین اشاره کرده‌اند، چالش‌های عملی مانند محدودیت‌های پردازش داده‌های حساس، پیچیدگی‌های قوانین صادرات و واردات تجهیزات نظامی، و چگونگی تضمین صحت و شفافیت نتایج مدل‌های زبانی همچنان نیازمند بررسی عمیق هستند. علاوه بر این، محدودیت‌های LLM در زمینه درک روابط علی و استخراج اطلاعات دقیق از داده‌های فرآیندی نیز یک چالش اساسی محسوب می‌شود. اگرچه این مدل‌ها قادرند متون را خلاصه کرده و بینش‌هایی را از داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته استخراج کنند، اما هنوز محدودیت‌هایی در زمینه صحت تحلیل‌ها، کاهش خطای پیش‌بینی و مدیریت عدم قطعیت‌های زنجیره تأمین دارند. به‌ویژه در صنایع نظامی که دقت در تصمیم‌گیری حیاتی است، نیاز به توسعه مدل‌هایی وجود دارد که علاوه بر تفسیر داده‌ها، بتوانند راهکارهای

عملی و قابل‌اعتماد ارائه دهند. در نهایت، پژوهش‌های موجود کمتر به چگونگی تعامل میان LLM ، فرآیندکاوی و تصمیم‌گیری انسانی در محیط‌های پرریسک پرداخته‌اند. در حالی که مدل‌های زبانی می‌توانند نقش مهمی در خودکارسازی تحلیل‌ها و ارائه پیشنهادات ایفا کنند، تصمیمات نهایی همچنان باید توسط کارشناسان خبره اتخاذ شود. بنابراین، نیاز به تحقیقات بیشتری برای طراحی سیستم‌های ترکیبی وجود دارد که بتوانند تعامل بهینه میان تحلیل داده‌محور و قضاوت انسانی را تسهیل کنند. با توجه به این شکاف‌های تحقیقاتی، پژوهش حاضر تلاش می‌کند تا با ارائه یک رویکرد ترکیبی از مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی، چالش‌های موجود در فرآیندهای تدارکاتی یک شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی را شناسایی کرده و راهکارهای بهینه‌سازی مناسبی را پیشنهاد دهد.

## فصل سوم

### روش‌شناسی تحقیق

در پژوهش‌های علمی، انتخاب روش تحقیق مناسب تأثیر بسزایی در کیفیت و اعتبار نتایج به دست آمده دارد. به ویژه در مطالعاتی که به بررسی فرآیندهای پیچیده سازمانی، همچون تدارکات در شرکت‌های تحقیقاتی صنعتی نظامی می‌پردازند، استفاده از رویکردهای تحلیلی دقیق و روش‌های علمی معتبر ضروری است. هدف این پژوهش، شناسایی فرآیندهای تدارکاتی در یک شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی در ایران و تعیین بخش‌هایی از این فرآیند که قابلیت بهبود با استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) را دارند، است. بدین منظور، از روش تحلیل محتوای کیفی برای استخراج فرآیندهای تدارکاتی و از تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) شامل ANP و TOPSIS برای وزن‌دهی شاخص‌های بهبود عملکرد تدارکات استفاده خواهد شد. تحلیل محتوای کیفی یکی از روش‌های معتبر در علوم اجتماعی و مدیریتی است که امکان شناسایی و تفسیر دقیق داده‌های متنی را فراهم می‌کند. در این پژوهش، اطلاعات مورد نیاز از طریق مصاحبه‌های عمیق با خبرگان سازمانی گردآوری خواهد شد. این افراد که شامل ۲۱ نفر از مدیران و متخصصان حوزه تدارکات و فناوری اطلاعات در شرکت مذکور هستند، تجربیات و دیدگاه‌های خود را در خصوص عملکرد فعلی فرآیندهای تدارکاتی و امکان بهبود آن‌ها با فناوری‌های نوین ارائه خواهند داد. تحلیل داده‌های حاصل از این مصاحبه‌ها به شفاف‌سازی مراحل کلیدی فرآیند تدارکات و شناسایی نقاط ضعف و فرصت‌های بهبود کمک خواهد کرد. پس از شناسایی فرآیندها و بخش‌های قابل بهبود، تعیین معیارهای عملکردی مناسب برای هر یک از این بخش‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. معیارهای ارزیابی باید بتوانند تأثیر پیاده‌سازی مدل‌های زبانی بزرگ را بر عملکرد تدارکات به طور دقیق اندازه‌گیری کنند. این



معیارها در قالب چندین بُعد (Dimensions) تعریف شده و برای هر بُعد، مجموعه‌ای از شاخص‌ها (Indicators) تعیین خواهد شد. به منظور تخصیص وزن مناسب به این معیارها، از تکنیک فرآیند تحلیل شبکه‌ای (ANP) برای وزن‌دهی ابعاد و از روش تاپسیس (TOPSIS) برای وزن‌دهی شاخص‌ها استفاده خواهد شد. این رویکرد ترکیبی نه تنها امکان تعیین اهمیت نسبی هر معیار را فراهم می‌کند، بلکه با استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، تصمیم‌گیری بر مبنای داده‌های عینی و مستدل را تقویت می‌کند.

با توجه به ماهیت حساس و پیچیده صنعت نظامی، پیاده‌سازی فناوری‌های نوین در فرآیندهای تدارکاتی نیازمند بررسی دقیق شاخص‌های امنیتی، عملیاتی و مدیریتی است. بنابراین، این پژوهش علاوه بر شناسایی و ارزیابی فرآیندهای قابل بهبود، چارچوبی علمی برای سنجش و ارزیابی عملکرد فناوری‌های مبتنی بر مدل‌های زبانی بزرگ ارائه خواهد کرد. نتایج این مطالعه می‌تواند به عنوان مبنایی برای تصمیم‌گیری در خصوص پیاده‌سازی فناوری‌های هوش مصنوعی در فرآیندهای تدارکاتی سازمان‌های مشابه در کشور مورد استفاده قرار گیرد.

### ۳-۲- مراحل انجام تحقیق

روش تحقیق این پژوهش شامل چهار مرحله اصلی است که به صورت گام‌به‌گام اجرا خواهد شد. در هر مرحله، از ابزارها و روش‌های تحلیلی مشخصی استفاده می‌شود تا داده‌های دقیق و معتبری برای تحلیل و نتیجه‌گیری نهایی به دست آید. مراحل این تحقیق عبارت‌اند از

**مرحله اول:** شناسایی و تحلیل فرآیندهای تدارکاتی با استفاده از تحلیل محتوای کیفی

در نخستین گام، کلیه فرآیندهای مرتبط با تدارکات در شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی مورد مطالعه، شناسایی و تجزیه و تحلیل خواهد شد. به منظور دستیابی به داده‌های جامع و معتبر، مصاحبه‌هایی با ۲۱ نفر از خبرگان این حوزه، شامل مدیران ارشد، کارشناسان زنجیره تأمین، متخصصان فناوری اطلاعات و تحلیلگران تدارکات انجام خواهد شد. این مصاحبه‌ها به صورت نیمه ساختاریافته طراحی شده تا علاوه بر پرسش‌های مشخص، امکان طرح دیدگاه‌های آزادانه توسط مصاحبه‌شوندگان نیز فراهم شود.

پس از گردآوری داده‌های حاصل از مصاحبه‌ها، روش تحلیل محتوای کیفی برای استخراج مفاهیم کلیدی و مدل‌سازی فرآیندهای تدارکاتی به کار گرفته خواهد شد. تحلیل محتوای کیفی به دسته‌بندی، کدگذاری و تفسیر داده‌های متنی پرداخته و به استخراج ساختار کلی فرآیندهای تدارکاتی کمک می‌کند. در این مرحله، نقاط ضعف و فرصت‌های بهبود شناسایی شده و بخش‌هایی از فرآیند تدارکات که امکان بهینه‌سازی از طریق مدل‌های زبانی بزرگ را دارند، تعیین خواهند شد.

روش اصلی تحلیل داده‌ها در این مطالعه (تحلیل محتوای کیفی) می‌باشد زیرا شاخصهای مورد در سازمانهای تحقیقاتی صنعتی نظامی به خوبی شناسایی نشده و در پیشینه‌ی تحقیق مورد اشاره قرار نگرفته است.

از اواخر قرن نوزدهم، تحلیل محتوا در رسانه‌های خبری به بررسی تأثیرات مختلف اجتماعی، سیاسی و روان‌شناختی پرداخت (Poole et al., 1981) و در دهه ۱۹۴۰، این روش بیشتر به تحلیل تبلیغات و اهداف نظامی معطوف شد. در دهه ۱۹۵۰، با ظهور کامپیوترها و نرم‌افزارهای تحلیل داده، روش‌های تحلیل محتوا به شکل قابل توجهی بهبود یافت. ابزارهای کامپیوتری به تحلیل دقیق‌تر و گسترده‌تر داده‌های متنی کمک

کردند و امکان تحلیل واژگان و ساختارهای زبانی را فراهم آوردند (Krippendorff, 2018). در میانه قرن بیستم، تحلیل‌های سطحی که به محتوای پنهان توجه نمی‌کردند، مورد انتقاد قرار گرفتند. از این زمان، رویکردهای کیفی در تحلیل محتوا رونق یافت. تحلیل محتوای کیفی، روش تحقیق مؤثری برای بررسی داده‌های متنی است و کاربردهایی در زمینه‌هایی همچون مردم‌نگاری، نظریه‌های بنیادی، پدیدارشناسی و تاریخ‌شناسی دارد (Budd, 1967). این روش به بررسی و تحلیل دقیق متن‌ها برای درک عمیق‌تر از مضامین و معانی آن‌ها پرداخته و در طول زمان به یکی از ابزارهای اصلی تحلیل در علوم اجتماعی تبدیل شده است.

تحلیل محتوای کیفی به نقد روش‌های کمی می‌پردازد که با تقلیل متن به اعداد، اطلاعات ترکیبی و معنای محتوا را از دست می‌دهند. این روش زمانی که تحلیل کمی به محدودیت‌هایی برخورد می‌کند، مورد استفاده قرار می‌گیرد. تحلیل کیفی به تفسیر ذهنی داده‌های متنی از طریق فرآیندهای سازماندهی، کدگذاری، و تم‌سازی پرداخته و ویژگی بنیادین آن نظریه‌پردازی به جای آزمون نظریه است (Hsieh & Shannon, 2005). این روش به محققان اجازه می‌دهد که داده‌ها را به‌طور علمی و با حفظ اصالت و حقیقت آن‌ها تفسیر کنند. عینیت نتایج با وجود یک فرآیند کدگذاری منظم تضمین می‌شود.

تحلیل محتوای کیفی می‌تواند به تحلیل محتواهای آشکار و پنهان بپردازد و تم‌ها یا الگوهای را که ممکن است آشکار یا پنهان باشند، بررسی کند. یکی از نکات کلیدی در تحلیل کیفی تصمیم‌گیری درباره تمرکز بر محتواهای آشکار یا پنهان است، زیرا این انتخاب می‌تواند تأثیر زیادی بر عمق و سطح انتزاع تحلیل داشته باشد (ایمان و نوشادی، ۱۳۹۰).

تحلیل محتوای کیفی یک روش تحقیق مهم برای کشف شاخصها است که به بررسی و درک معانی و مضامین پنهان در متون و داده‌ها می‌پردازد. این نوع تحلیل بر پایه‌ی مطالعه‌ی عمیق و تفصیلی محتواها برای استخراج معنا و مضامین کلیدی از آن‌ها استوار است. در ادامه، به توضیح مفاهیم اساسی در تحلیل محتوای کیفی می‌پردازیم:

- **محتوای آشکار و پنهان<sup>۴</sup>:**

محتوای آشکار شامل اطلاعات صریح و واضحی است که به راحتی قابل شناسایی و تحلیل است. این محتوا به طور مستقیم در متن موجود است و نیاز به تفسیر زیادی ندارد (Kondracki et al., 2002).

محتوای پنهان شامل معنای عمیق‌تر و زیرمتنی است که به طور غیرمستقیم در متن وجود دارد و نیاز به تحلیل و تفسیر بیشتری برای آشکار کردن آن‌ها دارد (Kondracki et al., 2002).

- هر دو نوع محتوا می‌توانند به تفسیر مرتبط باشند، اما در سطح و عمق انتزاع متفاوت‌اند.
- **واحد تحلیل:** واحد تحلیل به بخش‌های مختلفی از متن اشاره دارد که برای بررسی و تحلیل انتخاب می‌شود. این می‌تواند شامل جملات، پاراگراف‌ها، یا کل متن باشد. انتخاب واحد تحلیل به اهداف تحقیق و نوع داده‌های موجود بستگی دارد (Downe-Wamboldt, 1992).
- **واحد معنا:** واحد معنا به مجموعه‌ای از واژه‌ها یا جملات اشاره دارد که به یک معنا یا مفهوم خاص تعلق دارد. این واحدها در تحلیل کیفی به شناسایی و گروه‌بندی معانی مشابه کمک می‌کنند.

---

<sup>4</sup> . Manifest and Latent Content

- **فشرده کردن:** فشرده کردن به معنای خلاصه‌سازی و اختصار اطلاعات است بدون اینکه اطلاعات اصلی و معنای کلیدی از بین بروند. این کار به ساده‌سازی و تسهیل در تحلیل کمک می‌کند (Findahl & Höijer, 1981).
- **جداسازی و خلاصه‌سازی:** جداسازی به معنای تفکیک بخش‌های مختلف متن برای تحلیل دقیق‌تر است. خلاصه‌سازی به معنای استخراج نکات کلیدی و مهم از متن است که به تحلیل عمیق‌تر و سریع‌تر کمک می‌کند.
- **منطقه محتوایی<sup>۵</sup>:** منطقه محتوایی به بخشی از متن اشاره دارد که در آن تحلیل انجام می‌شود. این منطقه می‌تواند بر اساس موضوعات، مفاهیم، یا ساختار متنی انتخاب شود (Patton, 2014).
- **رمز:** رمز به معنای کدگذاری اطلاعات برای تسهیل در تحلیل است. در تحلیل کیفی، رمزها به شناسایی و گروه‌بندی داده‌ها بر اساس معانی و مضامین کمک می‌کنند (Krippendorff, 2018).
- **مفهوم:** مفهوم به معنای ایده یا مفهوم کلی است که از تحلیل محتوا استخراج می‌شود. مفاهیم کلیدی به شناسایی الگوها و مضامین اصلی در داده‌ها کمک می‌کنند.
- **تم:** تم به معنای الگوهای اصلی و الگوهای تکرارشونده در داده‌ها است که به تحلیلگر کمک می‌کند تا معانی و مضامین اصلی را شناسایی کند.

---

<sup>5</sup> Content area

## - قابلیت اطمینان<sup>۶</sup> در تحلیل کیفی:

برای اینکه یافته‌های یک تحقیق معتبر و قابل اعتماد باشند، باید فرایندها و روش‌های به‌کارگرفته‌شده در آن به دقت ارزیابی شوند. در تحلیل محتوای کیفی، مفاهیم قابلیت اعتبار<sup>۷</sup>، قابلیت اعتماد<sup>۸</sup>، و قابلیت انتقال<sup>۹</sup> برای توصیف جنبه‌های مختلف قابلیت اطمینان مورد استفاده قرار می‌گیرند. این مفاهیم، معادل‌های مفاهیم سنتی روایی<sup>۱۰</sup>، پایایی<sup>۱۱</sup>، و تعمیم‌پذیری<sup>۱۲</sup> در تحقیقات کمی هستند.

**قابلیت اعتبار:** این مفهوم به توانایی تحقیق در ارائه نتایج درست و معتبر اشاره دارد. برای افزایش قابلیت اعتبار، محققان باید اطمینان حاصل کنند که داده‌های گردآوری‌شده به درستی تحلیل شده‌اند و نتایج منعکس‌کننده واقعیت‌های مورد مطالعه هستند (Adler & Adler, 1994). اعتبار تحقیق از طریق انتخاب دقیق و مناسب شرکت‌کنندگان، روش‌های جمع‌آوری داده‌ها، و انتخاب واحد معنایی مناسب تضمین می‌شود.

➤ **انتخاب شرکت‌کنندگان:** شرکت‌کنندگانی با تجربه‌ها و ویژگی‌های متنوع انتخاب می‌شوند تا پرسش تحقیق از زوایای مختلف روشن شود.

➤ **روش‌های جمع‌آوری داده‌ها:** انتخاب بهترین روش‌ها و تعیین میزان و تعداد داده‌های لازم برای پاسخ به پرسش‌های تحقیق اهمیت دارد.

---

<sup>6</sup> Trustworthiness

<sup>7</sup> Credibility

<sup>8</sup> Dependability

<sup>9</sup> Transferability

<sup>10</sup> Validity

<sup>11</sup> Reliability

<sup>12</sup> Generalisability

➤ **واحد معنایی:** انتخاب واحدهای معنایی دقیق و مناسب ضروری است؛ واحدهای معنایی بزرگ

ممکن است مدیریت و تفسیر آن‌ها دشوار باشد و واحدهای کوچک ممکن است ناکامل باشند.

**قابلیت اعتماد:** لینکلن و کوبا، قابلیت اعتماد را به معنای جستجوی معنا با در نظر گرفتن عوامل عدم

قطعیت و پدیدارشنونده تعریف می‌کنند (Lincoln & Guba, 1985). این عوامل شامل درجه تغییر داده‌ها با

گذشت زمان و تغییرات تصمیمات محقق در طی فرایند تحلیل هستند. این مفهوم به ثبات و تداوم نتایج

تحقیق اشاره دارد. برای ارزیابی قابلیت اعتماد، محققان باید مراحل تحقیق را به گونه‌ای مستند کنند که

دیگر محققان بتوانند فرآیند و نتایج را پیگیری و بررسی کنند.

**قابلیت انتقال:** این مفهوم به میزان قابل تعمیم بودن نتایج تحقیق به موقعیت‌ها و شرایط دیگر اشاره دارد.

برای افزایش قابلیت انتقال، محققان باید اطلاعات کافی درباره زمینه تحقیق و شرایط خاص آن ارائه دهند تا

دیگران بتوانند ارزیابی کنند که آیا نتایج تحقیق در شرایط مشابه قابل تعمیم است یا خیر (Polit & Beck,

2004).

### دلایل انتخاب روش تحلیل محتوای کیفی

در پژوهش حاضر، برای تحلیل محتوای متون، این روش با رویکرد تحلیل محتوای کیفی انتخاب شده است.

دلایل انتخاب روش تحلیل محتوا به شرح زیر است:

**رویکرد نظام‌مند و ساختاریافته:** تحلیل محتوا یک روش نظام‌مند و ساختاریافته است که به پژوهشگر امکان

می‌دهد داده‌های متنی را به صورت سازمان‌یافته و با استفاده از کدگذاری و دسته‌بندی‌های مشخص تحلیل

کند. این روش به ما کمک می‌کند تا الگوها و مضامین مشترک را در متون شناسایی و تحلیل کنیم.

توانایی شناسایی و استخراج معانی پنهان: تحلیل محتوا به ما این امکان را می‌دهد که معانی پنهان و ضمنی در محتوای متون را شناسایی کنیم. این روش نه تنها به تجزیه و تحلیل داده‌های آشکار می‌پردازد، بلکه به کشف معانی عمیق‌تر و پنهان‌تر نیز کمک می‌کند.

**انعطاف‌پذیری:** تحلیل محتوا یک روش انعطاف‌پذیر است که می‌توان آن را به شیوه‌های مختلف به کار برد. این انعطاف‌پذیری به ما امکان می‌دهد تا روش‌های مختلف کدگذاری و تحلیل را بر اساس نیازهای خاص پژوهش و نوع داده‌ها انتخاب کنیم.

**مقایسه و تضاد مفاهیم:** تحلیل محتوا به ما این امکان را می‌دهد که مفاهیم و موضوعات مختلف را با هم مقایسه کرده و تضادها و تفاوت‌های بین آن‌ها را شناسایی کنیم. این امر به ما کمک می‌کند تا درک عمیق‌تری از موضوع پژوهش و روابط بین مفاهیم مختلف به دست آوریم.

**اعتبار و قابلیت اعتماد:** روش تحلیل محتوا به دلیل ساختاریافته بودن و استفاده از کدگذاری و دسته‌بندی‌های مشخص، دارای اعتبار و قابلیت اعتماد بالایی است. این روش به ما امکان می‌دهد تا داده‌های متون را به صورت دقیق و علمی تحلیل کنیم و نتایج قابل اعتمادی به دست آوریم.

### تعیین ابعاد و شاخص‌های بهبود عملکرد فرآیندهای تدارکاتی

پس از مشخص شدن بخش‌های قابل بهبود، مرحله دوم پژوهش به تعریف معیارهای ارزیابی عملکرد اختصاص خواهد یافت. این معیارها شامل مجموعه‌ای از ابعاد (Dimensions) و شاخص‌های (Indicators) سنجش عملکرد خواهند بود که به ارزیابی تأثیر پیاده‌سازی LLM بر فرآیند تدارکات کمک می‌کنند.



ابعاد کلی معیارهای ارزیابی شامل مواردی مانند کارایی عملیاتی، هزینه، امنیت داده، انعطاف‌پذیری و پاسخگویی، دقت پیش‌بینی، و سهولت پیاده‌سازی میباشد. برای هر یک از این ابعاد، چندین شاخص اختصاصی تعریف می‌شود که عملکرد تدارکات را از زوایای مختلف مورد سنجش قرار می‌دهد. به‌عنوان مثال، برای بُعد "کارایی عملیاتی"، شاخص‌هایی نظیر زمان پردازش سفارشات، دقت پیش‌بینی تقاضا، و کاهش تأخیرهای تأمین در نظر گرفته خواهند شد.

### مرحله‌ی دوم: وزن‌دهی ابعاد با استفاده از فرآیند تحلیل شبکه‌ای (ANP)

در این مرحله، جهت تعیین اهمیت نسبی هر یک از ابعاد شناسایی‌شده، از روش (ANP) استفاده خواهد شد. این روش بر پایه مقایسات زوجی میان معیارها عمل کرده و وزن‌های نسبی هر بُعد را با استفاده از نظرات خبرگان تعیین می‌کند. فرآیند ANP شامل گام‌های زیر است:

- تعریف مسئله و شناسایی معیارها و گزینه‌ها

در گام نخست، مسئله تصمیم‌گیری به‌طور دقیق مشخص می‌شود. این مسئله معمولاً شامل انتخاب بهترین گزینه از میان چندین گزینه ممکن یا رتبه‌بندی آن‌ها بر اساس معیارهای مشخص است. در این مرحله، معیارها و زیرمعیارهایی که بر تصمیم تأثیر می‌گذارند، شناسایی می‌شوند. برخلاف AHP که از یک ساختار سلسله‌مراتبی پیروی می‌کند، در ANP ارتباطات و وابستگی‌های متقابل میان معیارها نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد. این مرحله شامل بررسی دقیق محیط تصمیم‌گیری، عوامل داخلی و خارجی تأثیرگذار، و شناسایی تمامی عناصر تأثیرگذار در شبکه تصمیم‌گیری است.

- ایجاد مدل شبکه‌ای

پس از شناسایی معیارها، ساختار شبکه‌ای مدل تصمیم‌گیری ترسیم می‌شود. در این شبکه، معیارها، زیرمعیارها و گزینه‌های تصمیم‌گیری نه‌تنها به‌صورت مستقل بلکه با در نظر گرفتن روابط متقابل میان آن‌ها مدل‌سازی می‌شوند. این شبکه معمولاً شامل گره‌هایی است که بیانگر معیارها و گزینه‌ها بوده و یال‌هایی که روابط بین این عناصر را مشخص می‌کنند. در این مرحله، مشخص می‌شود که کدام عناصر بر یکدیگر تأثیر می‌گذارند و چگونه این تأثیرات در تصمیم‌گیری لحاظ خواهند شد.

- مقایسات زوجی و محاسبه بردارهای اولویت محلی

در این مرحله، تصمیم‌گیرندگان مقایسات زوجی میان معیارها، زیرمعیارها و گزینه‌ها را بر اساس مقیاس ساعتی (از ۱ تا ۹) انجام می‌دهند. برخلاف AHP که تنها مقایسه‌های سلسله‌مراتبی انجام می‌شود، در ANP روابط بازگشتی و تأثیرات متقابل نیز در نظر گرفته می‌شود. برای انجام این مقایسات، از ماتریس مقایسات زوجی استفاده شده و وزن نسبی هر معیار در مقایسه با معیارهای دیگر محاسبه می‌شود. بردار اولویت محلی نیز با استفاده از روش ویژه‌مقدار (Eigenvector Method) یا روش‌های دیگر نظیر میانگین هندسی محاسبه می‌شود.

- تشکیل ابرماتریس اولیه

ابر ماتریس (Supermatrix) یک ماتریس گسترش‌یافته است که وزن‌های نسبی به‌دست‌آمده از مقایسات زوجی را در خود جای می‌دهد. در این ماتریس، هر گره از شبکه شامل وزن‌های معیارها و گزینه‌ها بوده و

وابستگی‌های میان آن‌ها لحاظ می‌شود. این ماتریس شامل چندین زیرماتریس است که ارتباط میان معیارها، زیرمعیارها و گزینه‌ها را به‌طور کامل نشان می‌دهد.

- تبدیل ابرماتریس اولیه به ابرماتریس موزون

در این مرحله، ابرماتریس اولیه برای تبدیل شدن به یک ماتریس پایدار و همگرا، نرمال‌سازی شده و موزون می‌شود. این کار با اعمال وزن‌های نسبی معیارهای خوشه‌ای بر روی ستون‌های مربوطه انجام می‌شود. این فرآیند باعث می‌شود که وزن‌های به‌دست‌آمده در ماتریس بتوانند ارتباطات و وابستگی‌های واقعی میان عناصر شبکه را به‌خوبی منعکس کنند.

- به‌دست‌آوردن ابرماتریس حدی و تعیین وزن نهایی گزینه‌ها

ابرماتریس موزون در توان‌های بالاتر (مثلاً به توان بسیار بزرگی مانند ۲۵ یا ۵۰) ضرب می‌شود تا به یک وضعیت همگرا و پایدار برسد. این فرآیند تضمین می‌کند که تأثیرات غیرمستقیم میان معیارها و گزینه‌ها به‌طور کامل در محاسبات لحاظ شده است. در نهایت، وزن نهایی هر گزینه به‌دست‌آمده و بهترین گزینه برای تصمیم‌گیری مشخص می‌شود.

- تحلیل حساسیت و بررسی سازگاری نتایج

پس از محاسبه وزن‌های نهایی گزینه‌ها، تحلیل حساسیت بر روی مدل انجام می‌شود تا مشخص شود که چگونه تغییرات در وزن معیارها بر رتبه‌بندی نهایی گزینه‌ها تأثیر می‌گذارد. این کار معمولاً با تغییر دادن وزن یک یا چند معیار و مشاهده تغییرات در رتبه‌بندی نهایی صورت می‌گیرد. همچنین، بررسی نرخ

ناسازگاری در مقایسات زوجی انجام شده و در صورتی که نرخ ناسازگاری بیش از حد مجاز باشد (معمولاً کمتر از ۰,۱ در نظر گرفته می‌شود)، مقایسات زوجی بازبینی و اصلاح می‌شوند.

### مرحله سوم: وزن‌دهی شاخص‌ها با استفاده از روش تاپسیس (TOPSIS)

پس از تعیین وزن‌های ابعاد، در مرحله چهارم پژوهش، وزن‌دهی شاخص‌ها با استفاده از روش تاپسیس (TOPSIS) انجام خواهد شد. این روش یکی از تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره است که بر اساس فاصله گزینه‌ها از ایده‌آل مثبت و ایده‌آل منفی، اولویت‌بندی نهایی را انجام می‌دهد. گام‌های اجرای این روش شامل موارد زیر است:

تعیین ماتریس مقایسه عوامل: در این مرحله ماتریسی رسم خواهد شد که در سطر آن عوامل و در ستون آن افراد نظر دهنده آورده می‌شود و در تلاقی سطر و ستون، میزان اهمیتی که هر پاسخگو برای هر کدام از عوامل قائل شده است، آورده می‌شود.

$R_{ij}$ : نظر فرد  $i$  ام درباره عامل  $j$  ام که در مقیاس ۷ گزینه‌ای طیف لیکرت (۱ تا ۷) بیان شده است.

بهنجار کردن ماتریس تصمیم‌گیری: به منظور قابل مقایسه شدن، مقیاس‌های مختلف اندازه‌گیری ماتریس تصمیم‌گیری به ماتریس بهنجار شده یا ماتریس بی‌مقیاس موزون با استفاده از فرمول زیر تبدیل می‌شوند.

$$n_{ij} = \frac{r_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m r_{ij}^2}}$$

تعیین عامل ایده‌آل مثبت و ایده‌آل منفی: در این مرحله بایستی عوامل که از نظر پاسخ‌دهندگان به عنوان

مهمترین عامل و کم‌اهمیت‌ترین عوامل مشخص شده‌اند، شناسایی شوند. به عبارتی:

$$= A^+ = \left\{ \left( \max_i V_{ij} \mid j \in J \right), i = 1, 2, \dots, m \right\} = \{V_1^+, V_2^+, \dots, V_n^+\}$$

گزینه ایده‌آل مثبت

$$= A^- = \left\{ \left( \min_i V_{ij} \mid j \in J \right), i = 1, 2, \dots, m \right\} = \{V_1^-, V_2^-, \dots, V_n^-\}$$

گزینه ایده‌آل منفی

محاسبه اندازه جدائی (فاصله): در این مرحله بایستی میزان فاصله هر یک از عوامل از ایده‌آل مثبت و ایده‌آل

منفی تعیین شود. بنابراین فاصله گزینه  $i$  ام با ایده‌آل‌ها با استفاده از روش اقلیدسی به شرح زیر است:

$$= d_i^+ = \left\{ \sum_{j=1}^n (V_{ij} - V_j^+)^2 \right\}^{0/5} ; i = 1, 2, \dots, m$$

فاصله گزینه  $i$  ام از ایده‌آل مثبت

$$= d_i^- = \left\{ \sum_{j=1}^n (V_{ij} - V_j^-)^2 \right\}^{0/5} ; i = 1, 2, \dots, m$$

فاصله گزینه  $i$  ام از ایده‌آل منفی

محاسبه میزان نزدیکی هر کدام از عوامل به عامل ایده‌آل مثبت و ایده‌آل منفی: محاسبه مقدار  $C_i$  بر اساس

فرمول زیر:

مقدار فاصله با  
ایده آل منفی منفی

---


$$c_i = \frac{\text{مقدار فاصله با ایده آل منفی} + \text{مقدار فاصله با ایده آل مثبت}}{\text{مقدار فاصله با ایده آل مثبت}}$$

و دسته‌بندی عوامل بر اساس ترتیبی نزولی  $C_i$ . به عبارت دیگر  $C_i$  هرچه بالاتر باشد درجه اهمیت عامل

بالاتر است (اصغرپور، ۱۳۸۳).

## فصل چهارم

### یافته‌های تحقیق

در این فصل، به ارائه نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل داده‌های گردآوری شده پرداخته می‌شود. هدف اصلی این پژوهش، شناسایی بخش‌های قابل بهبود در فرآیندهای تدارکات یک شرکت تحقیقات صنعتی نظامی و ارائه راهکاری مبتنی بر ترکیب مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) و فرآیندکاوی برای بهینه‌سازی این بخش‌ها است. بر این اساس، در این فصل ابتدا داده‌های کیفی حاصل از مصاحبه با خبرگان سازمان تحلیل شده و فرآیندهای تدارکات به دقت شناسایی می‌شوند. سپس، بخش‌هایی از این فرآیند که مستعد بهبود با استفاده از مدل‌های زبانی هستند، استخراج می‌شود.

پس از مشخص شدن بخش‌های قابل بهبود، معیارها و شاخص‌های مرتبط با عملکرد بهینه تدارکات تعیین شده و وزندهی این شاخص‌ها با استفاده از تکنیک‌های ANP و TOPSIS انجام می‌شود. روش ANP برای تعیین وزن نسبی ابعاد (dimensions) و TOPSIS برای رتبه‌بندی شاخص‌های هر بعد مورد استفاده قرار می‌گیرد. این تجزیه و تحلیل‌ها، بینشی دقیق از اولویت‌های بهبود و نحوه تخصیص منابع برای ارتقای عملکرد تدارکات در سازمان ارائه می‌دهد.

در ادامه، یافته‌های پژوهش با توجه به ادبیات تحقیق و مطالعات پیشین بررسی شده و تفسیر نتایج ارائه می‌شود. این تحلیل به درک بهتر از کارایی مدل پیشنهادی و میزان تأثیرپذیری فرآیندهای تدارکات از به‌کارگیری مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی کمک می‌کند. در نهایت، بر اساس یافته‌های این فصل، پیشنهادهایی برای اجرای مدل پیشنهادی در سازمان ارائه شده و مبنایی برای تحقیقات آتی فراهم خواهد شد.



#### ۴-۲- نتایج تحلیل محتوای کیفی

برای شناسایی چالش‌های کلیدی در فرآیندهای تدارکات یک شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی و ارائه راهکارهای بهینه‌سازی مبتنی بر مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) و فرآیندکاوی، تحلیل محتوای کیفی داده‌های حاصل از مصاحبه با ۲۱ نفر از مدیران ارشد و میانی شرکت انجام شد. این مدیران شامل مدیران بخش تأمین و تدارکات، مدیران پروژه‌های تحقیقاتی، مدیران مالی و مدیران کنترل کیفی بودند که هر یک نقش کلیدی در فرآیندهای تأمین منابع و مدیریت زنجیره تأمین برای پروژه‌های تحقیقاتی شرکت دارند.

#### روش کدگذاری و مراحل تحلیل

تحلیل داده‌ها از طریق روش کدگذاری باز انجام شد. در این مرحله، تمامی مصاحبه‌ها به صورت کلمه‌به‌کلمه پیاده‌سازی و سپس مرور و تحلیل شدند. فرآیند کدگذاری در چندین مرحله صورت گرفت:

استخراج مفاهیم اولیه: در گام نخست، جملات و عبارات کلیدی مصاحبه‌ها شناسایی شدند. این مفاهیم اولیه شامل مشکلات گزارش شده در تأمین تجهیزات، تأخیر در فرآیندهای تدارکاتی، چالش‌های ارزیابی تأمین‌کنندگان و نیاز به دقت بیشتر در پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی بود.

تشکیل دسته‌بندی‌های مفهومی: پس از شناسایی مفاهیم اولیه، آن‌ها در قالب دسته‌های موضوعی گسترده‌تر گروه‌بندی شدند. این دسته‌ها نشان‌دهنده جنبه‌های مختلف مشکلات موجود در فرآیندهای تدارکات شرکت بودند.

استخراج محورها و ابعاد کلیدی: با انجام تحلیل مقایسه‌ای بین دسته‌بندی‌های مختلف، چهار فرآیند کلیدی در تدارکات شرکت شناسایی شد که بیشترین تأثیر را بر عملکرد تحقیقاتی و صنعتی سازمان دارند و قابلیت بهینه‌سازی با مدل‌های زبانی را دارند.

### چهار فرآیند کلیدی نیازمند بهبود در تدارکات شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی

- شناسایی و تأمین تجهیزات و فناوری‌های پیشرفته برای پروژه‌های تحقیقاتی حساس

شناسایی و تأمین تجهیزات و فناوری‌های پیشرفته برای پروژه‌های تحقیقاتی حساس در شرکت‌های تحقیقاتی صنعتی نظامی یکی از چالش‌های کلیدی در فرایند تدارکات است. در ادامه به بررسی روش‌های نوین در تأمین این تجهیزات می‌پردازیم و نقش فناوری‌های نوین مانند مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) و فرآیندکاوی را در بهبود این فرایند تحلیل می‌کنیم. علاوه بر این، راهکارهایی برای افزایش دقت در انتخاب تأمین‌کنندگان و کاهش زمان تأمین پیشنهاد می‌شود. تمامی این موارد از متن مصاحبه‌ها استخراج شده است.

پروژه‌های تحقیقاتی حساس معمولاً به تجهیزات پیشرفته‌ای نیاز دارند که به راحتی در بازار یافت نمی‌شوند. این تجهیزات باید از نظر فناوری، کیفیت و امنیت اطلاعات در سطح بالایی باشند و با استانداردهای تحقیقاتی سازگار باشند. با توجه به سرعت تغییرات فناوری و محدودیت‌های موجود در تأمین این تجهیزات، سازمان‌ها باید از روش‌های نوین برای بهینه‌سازی این فرآیند استفاده کنند.

➤ چالش‌های اصلی در تأمین تجهیزات تحقیقاتی حساس

دسترسی محدود به تأمین‌کنندگان معتبر: بسیاری از تجهیزات تحقیقاتی پیشرفته تنها توسط تعداد محدودی از شرکت‌های تخصصی تولید می‌شوند که ممکن است دسترسی به آن‌ها به دلیل تحریم‌ها یا محدودیت‌های صادراتی دشوار باشد.

زمان‌بر بودن فرایند شناسایی و انتخاب تجهیزات: یافتن تجهیزات مناسب نیاز به بررسی مستندات فنی، مقایسه ویژگی‌های محصولات مختلف و اطمینان از انطباق آن‌ها با نیازهای تحقیقاتی دارد.

محدودیت‌های مالی و بودجه‌ای: تجهیزات تحقیقاتی حساس معمولاً قیمت بالایی دارند و سازمان‌ها نیاز به بهینه‌سازی بودجه در فرایند خرید دارند.

ریسک‌های مرتبط با امنیت و قابلیت اعتماد تجهیزات: برخی از تجهیزات ممکن است دارای آسیب‌پذیری‌های امنیتی باشند که باعث نشت اطلاعات یا تهدیدهای سایبری شوند.

➤ راهکارهای پیشنهادی برای بهینه‌سازی تأمین تجهیزات تحقیقاتی حساس

بهره‌گیری از مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) برای تحلیل و انتخاب تجهیزات

مدل‌های زبانی بزرگ مانند GPT-4 می‌توانند با تحلیل اسناد فنی، بررسی ویژگی‌های تجهیزات و پردازش داده‌های تأمین‌کنندگان، گزینه‌های بهینه را پیشنهاد دهند. این مدل‌ها قادرند اطلاعات مربوط به تجهیزات مختلف را از منابع متعدد استخراج کرده و بهترین گزینه‌ها را برای نیازهای تحقیقاتی مشخص کنند.

استفاده از روش‌های فرآیندکاوی برای بهینه‌سازی فرایند تأمین

فرآیندکاوی با تحلیل داده‌های فرایندهای گذشته، نقاط ضعف و گلوگاه‌های تأمین تجهیزات را شناسایی کرده و پیشنهادهایی برای بهبود کارایی این فرآیند ارائه می‌دهد. از جمله مزایای فرآیندکاوی در این زمینه می‌توان به کاهش زمان تأمین، بهینه‌سازی مسیرهای خرید و کاهش هزینه‌های غیرضروری اشاره کرد.

ایجاد پلتفرم دیجیتال برای مقایسه تأمین‌کنندگان و تجهیزات

یک پلتفرم دیجیتال که اطلاعات تأمین‌کنندگان مختلف و ویژگی‌های تجهیزات را در یک پایگاه داده جامع گردآوری کند، می‌تواند به تصمیم‌گیری بهتر کمک کند. این پلتفرم می‌تواند از الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای رتبه‌بندی تجهیزات بر اساس معیارهای فنی، هزینه و قابلیت اطمینان استفاده کند.

ارزیابی ریسک تأمین تجهیزات با روش‌های تحلیل داده

به‌کارگیری مدل‌های تحلیلی برای ارزیابی ریسک تأمین‌کنندگان و تجهیزات، احتمال مواجهه با مشکلاتی مانند تأخیر در تحویل، نقص‌های فنی و چالش‌های امنیتی را کاهش می‌دهد. این روش می‌تواند شامل تحلیل سوابق تأمین‌کنندگان و بررسی نظرات کاربران قبلی باشد.

تأمین تجهیزات و فناوری‌های پیشرفته برای پروژه‌های تحقیقاتی حساس نیازمند رویکردی نوین و مبتنی بر تحلیل داده‌ها است. بهره‌گیری از مدل‌های زبانی بزرگ و فرآیندکاوی می‌تواند دقت و سرعت این فرآیند را افزایش داده و به سازمان‌ها در تصمیم‌گیری بهتر کمک کند. ایجاد پلتفرم‌های دیجیتال برای مقایسه تجهیزات و تأمین‌کنندگان نیز می‌تواند نقش مهمی در بهینه‌سازی فرآیندهای تدارکاتی داشته باشد. این تحلیل نشان داد که استفاده از فناوری‌های نوین می‌تواند چالش‌های موجود در تأمین تجهیزات تحقیقاتی حساس را کاهش دهد و راهکاری مؤثر برای بهبود عملکرد سازمان‌های تحقیقاتی صنعتی نظامی ارائه کند.

## • مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان و همکاری‌های فناورانه

تأمین‌کنندگان این شرکت معمولاً شرکت‌های دانش‌بنیان و فناور هستند که توانایی ارائه تجهیزات و مواد خاص برای پروژه‌های تحقیقاتی را دارند. انتخاب و ارزیابی این تأمین‌کنندگان نیاز به تحلیل داده‌های کیفی، مقایسه توانمندی‌های آن‌ها و بررسی مستندات فنی و حقوقی دارد. استفاده از LLM می‌تواند در ارزیابی خودکار اسناد، بررسی سوابق تأمین‌کنندگان و رتبه‌بندی آن‌ها بر اساس معیارهای سازمانی کمک کند.

شرکت‌های تحقیقاتی صنعتی نظامی برای دستیابی به اهداف استراتژیک خود نیازمند تأمین فناوری‌های پیشرفته هستند. این مهم بدون همکاری با تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان امکان‌پذیر نیست. اما مدیریت این تأمین‌کنندگان با چالش‌هایی مانند ارزیابی توانمندی‌های واقعی، مدیریت ریسک‌های فناورانه و اطمینان از انتقال دانش روبه‌رو است. در ادامه، ابتدا چالش‌های این حوزه شناسایی شده و سپس راهکارهای علمی و فناورانه برای بهبود مدیریت تأمین‌کنندگان بررسی می‌شود.

### ➤ چالش‌های مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان

عدم شفافیت در ارزیابی توانمندی تأمین‌کنندگان: شرکت‌های دانش‌بنیان اغلب فاقد اطلاعات شفاف درباره توانمندی‌های واقعی خود هستند و ارزیابی صحیح آن‌ها دشوار است.

ریسک‌های مرتبط با وابستگی فناوری و انتقال دانش: همکاری نزدیک با این تأمین‌کنندگان ممکن است منجر به وابستگی‌های فناورانه شود که در شرایط خاص، ریسک‌های راهبردی برای شرکت ایجاد می‌کند.

چالش‌های حقوقی و مالکیت فکری: قراردادهای همکاری فناورانه معمولاً پیچیده هستند و چالش‌هایی در زمینه حقوق مالکیت فکری و حفاظت از دانش ایجاد می‌کنند.

عدم وجود ابزارهای دقیق برای تحلیل عملکرد تأمین‌کنندگان: بسیاری از شرکت‌ها از روش‌های سنتی برای ارزیابی تأمین‌کنندگان استفاده می‌کنند که منجر به تصمیم‌گیری‌های غیر بهینه می‌شود.

➤ راهکارهای پیشنهادی برای بهینه‌سازی مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان

استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) برای تحلیل اسناد تأمین‌کنندگان

مدل‌های زبانی بزرگ می‌توانند مستندات فنی، قراردادها و گزارش‌های عملکردی تأمین‌کنندگان را به صورت خودکار پردازش کرده و نقاط قوت و ضعف آن‌ها را مشخص کنند. این روش می‌تواند دقت و سرعت ارزیابی تأمین‌کنندگان را بهبود بخشد.

ایجاد پلتفرم دیجیتالی برای ارزیابی و رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان

یک پلتفرم دیجیتالی که اطلاعات تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان را جمع‌آوری کرده و با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی تحلیل کند، می‌تواند تصمیم‌گیری‌های استراتژیک را تسهیل کند.

بهره‌گیری از فرآیندکاوی برای بهینه‌سازی تعاملات با تأمین‌کنندگان

تحلیل فرآیندهای تدارکاتی با استفاده از روش‌های فرآیندکاوی می‌تواند گلوگاه‌ها و نقاط ضعف در مدیریت تأمین‌کنندگان را شناسایی کرده و پیشنهادهایی برای بهبود کارایی فرآیند ارائه دهد.

استفاده از تحلیل داده‌محور برای مدیریت ریسک و پیش‌بینی عملکرد تأمین‌کنندگان

با بهره‌گیری از داده‌های تاریخی و الگوریتم‌های پیش‌بینی، می‌توان عملکرد آتی تأمین‌کنندگان را ارزیابی کرده و از انتخاب تأمین‌کنندگان نامناسب جلوگیری کرد. این روش به کاهش هزینه‌های نامرئی و بهبود کیفیت همکاری‌ها کمک می‌کند.

- پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی و تخصیص منابع مالی و انسانی

پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی و تخصیص بهینه منابع مالی و انسانی در شرکت‌های تحقیقاتی صنعتی نظامی، به دلیل پیچیدگی‌های فناوری و تغییرات سریع محیطی، چالشی اساسی محسوب می‌شود. روش‌های سنتی برنامه‌ریزی و تخصیص منابع، غالباً به دلیل عدم توانایی در پردازش حجم وسیع داده‌های تحقیقاتی و درک الگوهای نهفته، کارایی محدودی دارند. این بخش بر اهمیت استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) در پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی، تخصیص بهینه منابع و بهبود مدیریت پروژه‌های تحقیقاتی متمرکز است. همچنین، از تکنیک‌های یادگیری ماشینی و تحلیل داده‌های کلان برای بهینه‌سازی تصمیم‌گیری استفاده می‌شود.

➤ چالش‌های پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی و تخصیص منابع

تغییرات سریع فناوری و عدم قطعیت در روندهای تحقیقاتی در محیط‌های تحقیقاتی صنعتی نظامی، فناوری به سرعت در حال تحول است و مسیر توسعه بسیاری از پروژه‌ها مشخص نیست. روش‌های سنتی برنامه‌ریزی، قادر به همگامی با این تغییرات نیستند و در نتیجه، تخصیص منابع بر اساس پیش‌بینی‌های سنتی اغلب نادرست است.

حجم گسترده داده‌های تحقیقاتی و پراکندگی اطلاعات

اطلاعات تحقیقاتی از منابع متعددی شامل مقالات علمی، پتنت‌ها، گزارش‌های تحقیقاتی داخلی و نظرات خبرگان حاصل می‌شود. یکپارچه‌سازی و تحلیل این داده‌ها نیازمند روش‌هایی است که بتوانند ارتباطات پنهان میان اطلاعات را کشف کنند.

پیچیدگی مدیریت منابع مالی و انسانی

تخصیص منابع مالی و انسانی نیازمند شناخت دقیق از نیازهای آینده و توانایی‌های موجود است. روش‌های سنتی ارزیابی عملکرد و تخصیص منابع عمدتاً بر مبنای داده‌های تاریخی و نظرات مدیریتی انجام می‌شوند که می‌توانند با خطای انسانی همراه باشند.

مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) و کاربرد آن‌ها در پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی

مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) به عنوان یکی از پیشرفته‌ترین فناوری‌های هوش مصنوعی، قادرند با پردازش حجم عظیمی از داده‌های متنی، الگوهای نهفته را استخراج کرده و روندهای آینده را پیش‌بینی کنند. در این بخش، کاربردهای LLM در پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی و تخصیص منابع بررسی می‌شود.

تحلیل داده‌های متنی برای شناسایی روندهای تحقیقاتی

LLM می‌تواند با پردازش مقالات علمی، پتنت‌ها، گزارش‌های صنعتی و مستندات داخلی شرکت، روندهای

نوظهور در حوزه‌های تحقیقاتی را شناسایی کند. برای مثال، مدل‌های Transformer مانند GPT-4 قادرند پیش‌بینی کنند که کدام حوزه‌های فناوری در آینده اهمیت بیشتری خواهند داشت.

ارزیابی سوابق تحقیقاتی و پیشنهاد تخصیص منابع



مدل‌های زبانی بزرگ می‌توانند با تحلیل داده‌های پروژه‌های تحقیقاتی گذشته، بهینه‌ترین تخصیص منابع را پیشنهاد دهند. این مدل‌ها می‌توانند پروژه‌های مشابه در گذشته را شناسایی کرده و بر اساس میزان موفقیت آن‌ها، استراتژی‌های تخصیص منابع را بهینه‌سازی کنند.

شناسایی شکاف‌های تحقیقاتی و نیازهای آتی

با استفاده از LLM، شرکت‌های تحقیقاتی می‌توانند شکاف‌های تحقیقاتی را شناسایی کرده و برنامه‌های توسعه فناوری خود را بر اساس آن تنظیم کنند. برای مثال، تحلیل اسناد و مستندات فنی می‌تواند نشان دهد که چه حوزه‌هایی از تحقیقات نیاز به سرمایه‌گذاری بیشتری دارند.

➤ چارچوب پیشنهادی برای بهره‌گیری از LLM در پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی و تخصیص منابع

بر اساس تحلیل‌های انجام شده، یک چارچوب پیشنهادی برای بهره‌گیری از مدل‌های زبانی بزرگ در مدیریت نیازهای تحقیقاتی و تخصیص منابع ارائه می‌شود.

مرحله اول: گردآوری و پردازش داده‌ها

جمع‌آوری داده‌ها از منابع مختلف (مقالات، پتنت‌ها، گزارش‌های داخلی)

استفاده از تکنیک‌های NLP برای پیش‌پردازش داده‌ها

مرحله دوم: تحلیل داده‌ها با مدل‌های زبانی بزرگ

استخراج الگوهای تحقیقاتی با استفاده از LLM

شناسایی ارتباطات بین حوزه‌های مختلف تحقیقاتی

مرحله سوم: تخصیص بهینه منابع با استفاده از مدل‌های تصمیم‌گیری

استفاده از تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره برای تخصیص منابع

ایجاد سیستم‌های پیشنهاددهنده هوشمند برای بهینه‌سازی بودجه‌ریزی تحقیقاتی

مرحله چهارم: نظارت و بهینه‌سازی مستمر

تحلیل داده‌های عملکردی پروژه‌های تحقیقاتی در زمان واقعی

به‌روزرسانی مدل‌های پیش‌بینی بر اساس نتایج حاصل از پروژه‌های تحقیقاتی قبلی

• هماهنگی بین واحدهای تحقیقاتی، مالی و لجستیک برای تسریع فرآیندهای تأمین

در شرکت‌های تحقیقاتی صنعتی نظامی، فرآیند تأمین به دلیل ماهیت حساس و پیچیده‌ی پروژه‌ها نیازمند

هماهنگی بی‌نقص بین واحدهای تحقیقاتی، مالی و لجستیک است. این هماهنگی نه‌تنها در تأمین به‌موقع

تجهیزات و فناوری‌های موردنیاز تأثیرگذار است، بلکه بر بهره‌وری کل سازمان نیز اثر می‌گذارد.

➤ چالش‌های هماهنگی میان واحدهای تحقیقاتی، مالی و لجستیک

ناهماهنگی اطلاعاتی و تأخیر در انتقال داده‌ها

یکی از چالش‌های کلیدی در فرآیند تأمین، عدم هماهنگی و تأخیر در انتقال اطلاعات میان واحدهای درگیر

است. محققان نیازهای خود را به‌صورت جداگانه مطرح می‌کنند، درحالی‌که واحد مالی باید هزینه‌ها را

مدیریت کند و بخش لجستیک وظیفه تأمین فیزیکی تجهیزات را بر عهده دارد.

پیچیدگی تصمیم‌گیری و تعدد معیارها

تصمیم‌گیری در تأمین تجهیزات تحقیقاتی باید عوامل متعددی مانند هزینه، کیفیت، زمان تحویل و ریسک‌های مرتبط را در نظر بگیرد. نداشتن یک روش علمی و هوشمند برای اولویت‌بندی این عوامل، باعث کاهش کارایی تصمیمات می‌شود.

نبود سیستم هوشمند برای پیش‌بینی نیازها

بسیاری از نیازهای تحقیقاتی از قبل قابل پیش‌بینی هستند، اما نبود یک سیستم داده‌محور که بتواند نیازهای آینده را بر اساس داده‌های گذشته تحلیل کند، موجب افزایش هزینه‌ها و تأخیرهای غیرضروری می‌شود.

### نقش مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) در بهبود هماهنگی

پردازش و یکپارچه‌سازی اطلاعات متنی

مدل‌های LLM قادر به پردازش گزارش‌های مالی، درخواست‌های تحقیقاتی و اسناد لجستیکی به صورت هم‌زمان هستند. این مدل‌ها می‌توانند داده‌های کلیدی را از منابع مختلف استخراج کرده و در اختیار واحدهای مرتبط قرار دهند.

پیشنهاد بهترین گزینه‌ها برای تأمین

LLM می‌تواند با تحلیل داده‌های تأمین گذشته و در نظر گرفتن شاخص‌های مالی و لجستیکی، بهترین گزینه‌ها برای خرید تجهیزات را پیشنهاد دهد. این مدل‌ها می‌توانند گزینه‌های مختلف را بر اساس معیارهای چندگانه رتبه‌بندی کنند.

پیش‌بینی نیازهای آینده و بهینه‌سازی تخصیص منابع

با استفاده از داده‌های تاریخی، LLM می‌تواند نیازهای تحقیقاتی آینده را پیش‌بینی کند و برنامه‌ریزی تأمین را بهینه کند. این امر به کاهش هزینه‌ها و تسریع فرآیندهای تأمین کمک می‌کند.

#### ۳-۴- نتایج تکنیک ANP

در این مرحله، هدف ما اولویت‌بندی چهار بعد اصلی شناسایی شده در فرآیند تدارکات شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی با استفاده از روش فرایند شبکه‌ای تحلیلی (ANP) است. برای انجام این کار، ابتدا یک پرسشنامه تخصصی زوجی طراحی شد که در آن، از ۲۱ خبره سازمانی شامل مدیران ارشد، مدیران میانی، و متخصصان حوزه تأمین و تحقیق و توسعه خواسته شد تا اهمیت نسبی هر یک از این ابعاد را نسبت به سایر ابعاد در قالب مقایسات زوجی ارزیابی کنند. این پرسشنامه شامل ماتریس‌های مقایسات زوجی بود که بر اساس مقیاس ۹ امتیازی ساعتی تنظیم شده و به ارزیابی تأثیر متقابل میان ابعاد می‌پرداخت. پس از طراحی پرسشنامه، توزیع آن به صورت جلسات حضوری و ارسال دیجیتالی انجام شد تا از صحت و دقت پاسخ‌ها اطمینان حاصل گردد. داده‌های گردآوری شده از پرسشنامه‌ها سپس با استفاده از نرم‌افزار Super Decisions تحلیل شده و وزن‌های نهایی هر یک از ابعاد استخراج شدند تا مشخص شود کدام بعد دارای بالاترین اولویت در بهبود فرآیندهای تدارکاتی سازمان است.

یک نکته حائز اهمیت در مورد ماتریس‌های مقایسه زوجی، نرخ سازگاری آنها می‌باشد که مطابق نظر پرفسور ساعتی مبتکر روش AHP و ANP، برای اینکه قضاوتها باثبات باشند ضرورت دارد که نرخ سازگاری

ماتریس‌ها کمتر یا مساوی ۰/۱ باشد. لذا در صورتیکه در بعضی از ماتریسهای مقایسه زوجی این نرخ بیشتر از

۰/۱ گردد لازم است کارشناسان مربوطه قضاوت‌های خود را تکرار نمایند تا ماتریسها باثبات گردند و سپس

میانگین هندسی سلولهای ماتریس‌های مقایسه محاسبه گردد.

جدول ۴-۱: ماتریس تصمیم گروهی نرمال شده مقایسه زوجی عوامل موثر در کاربرد LLM در بهبود فرآیندهای تدارکات شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی

| هدف: اولویت‌بندی عوامل موثر در کاربرد LLM در فرآیندهای تدارکات شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی | هماهنگی واحدها | پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی | مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان | تأمین فناوری‌های پیشرفته |
|--|----------------|---------------------------|---------------------------------|--------------------------|
| تأمین فناوری‌های پیشرفته   | ۰,۶۶           | ۰,۵۰                      | ۱,۱۵                            | ۱                        |
| مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان  | ۰,۹۱           | ۱,۴۲                      | ۱                               | ۰,۸۷                     |
| پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی  | ۰,۵۳           | ۱                         | ۰,۷۰                            | ۲,۰۱                     |
| هماهنگی واحدها   | ۱              | ۱,۹۰                      | ۱,۱۰                            | ۱,۵۲                     |
| نرخ ناسازگاری  | ۰,۰۳۰۳         |                           |                                 |                          |

جدول ۴-۲: ماتریس تصمیم گروهی نرمال شده مقایسه عوامل موثر بر اساس تاثیرگذاری بر عامل تأمین فناوری‌های پیشرفته

| عامل تأمین فناوری‌های پیشرفته   | هماهنگی واحدها | پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی | مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان |
|---------------------------------|----------------|---------------------------|---------------------------------|
| مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان | ۰,۸۹           | ۱,۰۶                      | ۱                               |
| پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی       | ۱,۸۶           | ۱                         | ۰,۹۵                            |
| هماهنگی واحدها                  | ۱              | ۰,۵۴                      | ۱,۱۳                            |
| نرخ ناسازگاری                   | ۰,۰۱۸۰         |                           |                                 |

جدول ۳-۴: ماتریس تصمیم گروهی نرمال شده مقایسه عوامل موثر بر اساس تاثیرگذاری بر عامل مدیریت تأمین کنندگان دانش بنیان

| تأمین فناوری‌های پیشرفته | پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی | هماهنگی واحدها | عامل مدیریت تأمین کنندگان دانش بنیان |
|--------------------------|---------------------------|----------------|--------------------------------------|
| ۱                        | ۱,۲۹                      | ۱,۲۹           | تأمین فناوری‌های پیشرفته             |
| ۰,۷۸                     | ۱                         | ۱,۶۱           | پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی            |
| ۰,۷۸                     | ۰,۶۲                      | ۱              | هماهنگی واحدها                       |
| ۰,۰۱۰۸                   |                           |                | نرخ ناسازگاری                        |

جدول ۴-۴: ماتریس تصمیم گروهی نرمال شده مقایسه عوامل موثر بر اساس تاثیرگذاری بر عامل پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی

| تأمین فناوری‌های پیشرفته | مدیریت تأمین کنندگان دانش بنیان | هماهنگی واحدها | عامل پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی  |
|--------------------------|---------------------------------|----------------|---------------------------------|
| ۱                        | ۱,۰۷                            | ۱,۴۰           | تأمین فناوری‌های پیشرفته        |
| ۰,۹۳                     | ۱                               | ۰,۹۱           | مدیریت تأمین کنندگان دانش بنیان |
| ۰,۷۱                     | ۱,۱۰                            | ۱              | هماهنگی واحدها                  |
| ۰,۰۱۹۹                   |                                 |                | نرخ ناسازگاری                   |

جدول ۴-۵: ماتریس تصمیم گروهی نرمال شده مقایسه عوامل موثر بر اساس تاثیرگذاری بر عامل هماهنگی واحدها

| عامل هماهنگی واحدها             | پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی | مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان | تأمین فناوری‌های پیشرفته |
|---------------------------------|---------------------------|---------------------------------|--------------------------|
| تأمین فناوری‌های پیشرفته        | ۰,۸۳                      | ۰,۹۶                            | ۱                        |
| مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان | ۰,۷۴                      | ۱                               | ۱,۰۴                     |
| پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی       | ۱                         | ۱,۳۵                            | ۱,۲۱                     |
| نرخ ناسازگاری                   | ۰,۰۳۵۷                    |                                 |                          |

همانطور که مشاهده گردید، نرخ ناسازگاری تمامی ماتریسها از ۰/۱ کمتر می‌باشد. نتایج حاصل از حل مدل در قالب سوپرماتریس غیر وزن داده شده و سوپرماتریس به توان رسیده در جداول زیر نشان داده شده است. نتایج حاصل از محاسبه وزن معیارهای تصمیم‌گیری و عوامل موثر در جدول (۴-۶) نشان داده شده است.

جدول ۴-۶: یافته‌های نرم افزار

Unweighted Super Matrix

|   | تأمین فناوری‌های پیشرفته | مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان | پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی | هماهنگی واحدها |
|---|--------------------------|---------------------------------|---------------------------|----------------|
| تأمین فناوری‌های پیشرفته  | 0                        | 0.250728                        | 0.209358                  | 0.191758       |
| مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان                                 | 0.232032                 | 0                               | 0.195663                  | 0.185392       |
| پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی                                       | 0.178428                 | 0.134338                        | 0                         | 0.23646        |
| هماهنگی واحدها  | 0.10958                  | 0.07805                         | 0.154688                  | 0              |
| کاربرد LLM در بهبود فرآیندهای تدارکات شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی | 0                        | 0                               | 0                         | 0              |

Limit Super Matrix

| تأمین فناوری‌های پیشرفته  | مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان | پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی | هماهنگی واحدها | تأمین فناوری‌های پیشرفته |
|---|---------------------------------|---------------------------|----------------|--------------------------|
| تأمین فناوری‌های پیشرفته  | 0.189991                        | 0.189991                  | 0.189991       | 0.189991                 |
| مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان                                 | 0.390512                        | 0.390512                  | 0.390512       | 0.390512                 |
| پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی                                       | 0.31735                         | 0.31735                   | 0.31735        | 0.31735                  |
| هماهنگی واحدها  | 0.102147                        | 0.102147                  | 0.102147       | 0.102147                 |
| کاربرد LLM در بهبود فرآیندهای تدارکات شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی | 0                               | 0                         | 0              | 0                        |

براساس یافته‌های فوق، وزن عوامل موثر بر کاربرد LLM در بهبود فرآیندهای تدارکات شرکت تحقیقاتی

صنعتی نظامی به شرح جدول زیر می‌باشد و همانگونه که مشاهده می‌گردد (مدیریت تأمین‌کنندگان

دانش‌بنیان) و (پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی) دارای اولویت بیشتری می‌باشند.

جدول ۴-۷: وزن نهایی عوامل موثر

| Alternatives                    | Total    | Ideal  | Ranking |
|---------------------------------|----------|--------|---------|
| تأمین فناوری‌های پیشرفته        | 0.189991 | 0.6854 | 3       |
| مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان | 0.390512 | 1.0000 | 1       |
| پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی       | 0.31735  | 0.8898 | 2       |
| هماهنگی واحدها                  | 0.102147 | 0.5094 | 4       |



#### ۴-۴- نتایج تکنیک تاپسیس

برای رتبه‌بندی زیرمعیارهای مربوط به هر یک از چهار بعد اصلی تدارکات در شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی، از تکنیک تاپسیس (TOPSIS) استفاده شد. این روش با در نظر گرفتن نزدیکی نسبی هر گزینه به ایده‌آل مثبت (بهترین مقدار ممکن) و فاصله از ایده‌آل منفی (بدترین مقدار ممکن)، امکان شناسایی شاخص‌های برتر را فراهم می‌کند. پس از شناسایی زیرمعیارهای کلیدی برای هر بعد، یک ماتریس تصمیم‌گیری تهیه شد و مقادیر هر زیرمعیار با استفاده از داده‌های حاصل از نظرات خبرگان تعیین گردید و تکنیک تاپسیس برای محاسبه رتبه نهایی هر زیرمعیار مورد استفاده قرار گرفت. نتایج این تحلیل به سازمان کمک می‌کند تا مشخص کند کدام شاخص‌ها تأثیر بیشتری بر بهینه‌سازی فرآیندهای تدارکات با بهره‌گیری از مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) دارند.

جدول ۴-۸: زیرمعیارهای اولیه

| زیرمعیارهای مرتبط با LLM  | بعد اصلی  |
|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>➤ تحلیل متون علمی و پتنت‌ها برای شناسایی فناوری‌های نوظهور</li> <li>➤ بهینه‌سازی درخواست‌های خرید با مدل‌های زبانی پیشرفته</li> <li>➤ پیش‌بینی روندهای فناوری با استفاده از داده‌های تاریخی و LLM</li> <li>➤ استخراج مشخصات فنی تجهیزات از اسناد تحقیقاتی و استانداردها</li> </ul>   | شناسایی و تأمین تجهیزات و فناوری‌های پیشرفته برای پروژه‌های تحقیقاتی حساس |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>➤ ارزیابی کیفیت تأمین‌کنندگان بر اساس تحلیل خودکار مستندات فنی</li> <li>➤ کشف و رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان جدید با NLP و پایگاه‌های داده صنعتی</li> <li>➤ پیش‌بینی پایداری همکاری فناوریانه با تحلیل گزارش‌های عملکرد گذشته</li> <li>➤ ایجاد مدل‌های قراردادی هوشمند مبتنی بر زبان طبیعی برای همکاری‌های فناوریانه</li> </ul> | مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان و همکاری‌های فناوریانه                    |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>➤ تحلیل متون پژوهشی و گزارش‌های داخلی برای شناسایی نیازهای تحقیقاتی آتی</li> <li>➤ پیش‌بینی میزان منابع مالی و انسانی موردنیاز برای پروژه‌ها با مدل‌های LLM</li> <li>➤ تطبیق مهارت‌های محققان با نیازهای پروژه‌های آینده از طریق پردازش متون</li> </ul>  | پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی و تخصیص منابع مالی و انسانی                     |

|   |   |
|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>➤ پیشنهاد تخصیص بودجه بر اساس تحلیل الگوی هزینه‌های پژوهشی در پروژه‌های مشابه</li> </ul>   |   |
| <ul style="list-style-type: none"> <li>➤ تحلیل مکاتبات و گزارش‌های داخلی برای شناسایی موانع ارتباطی</li> <li>➤ ایجاد چت‌بات‌های تخصصی مبتنی بر LLM برای تسهیل ارتباط بین واحدها</li> <li>➤ پیشنهاد راهکارهای بهینه برای زمان‌بندی تأمین بر اساس تحلیل داده‌های قبلی</li> <li>➤ طراحی سیستم هوشمند هماهنگی وظایف بین بخش‌های تحقیقاتی، مالی و لجستیکی</li> </ul> | <p>هماهنگی بین واحدهای تحقیقاتی، مالی و لجستیک برای تسریع فرآیندهای تأمین</p> |

این جدول شامل چهار بعد اصلی و چهار زیرمعیار کلیدی برای هر بعد است که نشان‌دهنده چگونگی

بهره‌گیری از مدل‌های زبانی بزرگ در بهینه‌سازی فرآیندهای تدارکات شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی مورد

بررسی است.

جدول ۴-۹: رتبه‌بندی شاخصها بر اساس نظر مدیران

| <i>d-</i> | <i>d+</i> | <i>CI+</i> | <i>Alternativs.</i> | نام فارسی ابعاد   |
|-----------|-----------|------------|---------------------|---|
| 0.0147    | 0.0044    | 0.7699     | A6                  | کشف و رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان جدید با NLP و پایگاه‌های داده صنعتی           |
| 0.0126    | 0.0058    | 0.6837     | A1                  | تحلیل متون علمی و پتنت‌ها برای شناسایی فناوری‌های نوظهور                    |
| 0.012     | 0.007     | 0.6324     | A2                  | بهینه‌سازی درخواست‌های خرید با مدل‌های زبانی پیشرفته                        |
| 0.0106    | 0.0077    | 0.5794     | A11                 | تطبیق مهارت‌های محققان با نیازهای پروژه‌های آینده از طریق پردازش متون       |
| 0.0113    | 0.0082    | 0.5793     | A10                 | پیش‌بینی میزان منابع مالی و انسانی موردنیاز برای پروژه‌ها با مدل‌های LLM    |
| 0.0104    | 0.0081    | 0.5616     | A14                 | ایجاد چت‌بات‌های تخصصی مبتنی بر LLM برای تسهیل ارتباط بین واحدها            |
| 0.0103    | 0.0082    | 0.5575     | A8                  | ایجاد مدل‌های قراردادی هوشمند مبتنی بر زبان طبیعی برای همکاری‌های فناورانه  |
| 0.0111    | 0.009     | 0.5539     | A12                 | پیشنهاد تخصیص بودجه بر اساس تحلیل الگوی هزینه‌های پژوهشی در پروژه‌های مشابه |

|        |        |        |     |  |
|--------|--------|--------|-----|--|
|        |        |        |     | تحلیل مکاتبات و گزارش‌های داخلی برای شناسایی موانع ارتباطی               |
| 0.0095 | 0.0087 | 0.5241 | A13 |  |
| 0.01   | 0.0094 | 0.515  | A16 | طراحی سیستم هوشمند هماهنگی وظایف بین بخش‌های تحقیقاتی، مالی و لجستیکی    |
| 0.0093 | 0.0094 | 0.4982 | A3  | پیش‌بینی روندهای فناوری با استفاده از داده‌های تاریخی و LLM              |
| 0.0083 | 0.0105 | 0.4419 | A4  | استخراج مشخصات فنی تجهیزات از اسناد تحقیقاتی و استانداردها               |
| 0.0078 | 0.0114 | 0.4063 | A9  | تحلیل متون پژوهشی و گزارش‌های داخلی برای شناسایی نیازهای تحقیقاتی آتی    |
| 0.0073 | 0.0116 | 0.3875 | A7  | پیش‌بینی پایداری همکاری فناورانه با تحلیل گزارش‌های عملکرد گذشته         |
| 0.0068 | 0.0132 | 0.3392 | A15 | پیشنهاد راهکارهای بهینه برای زمان‌بندی تأمین بر اساس تحلیل داده‌های قبلی |
| 0.004  | 0.0145 | 0.2176 | A5  | ارزیابی کیفیت تأمین‌کنندگان بر اساس تحلیل خودکار مستندات فنی             |

#### ۴-۵- جمع‌بندی

پس از اعمال تکنیک تاپسیس برای رتبه‌بندی زیرمعیارهای بهبود فرآیند تدارکات در شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی، چهار شاخص کلیدی به عنوان دارای بالاترین اولویت شناسایی شدند. این شاخص‌ها نقش حیاتی در ارتقای کارایی و دقت فرآیندهای تأمین، تخصیص منابع، و مدیریت تأمین‌کنندگان دارند. در ادامه، هر یک از این چهار شاخص توضیح داده می‌شود:

➤ کشف و رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان جدید با NLP و پایگاه‌های داده صنعتی

یکی از چالش‌های اساسی در تدارکات شرکت‌های تحقیقاتی، شناسایی تأمین‌کنندگان مناسب برای فناوری‌های پیشرفته و تجهیزات خاص است. با بهره‌گیری از پردازش زبان طبیعی (NLP) و تحلیل پایگاه‌های داده صنعتی، می‌توان به‌طور خودکار تأمین‌کنندگان بالقوه را شناسایی و رتبه‌بندی کرد. این روش شامل استخراج اطلاعات از گزارش‌های فنی، پایگاه‌های ثبت اختراعات، پایگاه‌های تأمین صنعتی، و شبکه‌های علمی است که امکان مقایسه کیفیت و قابلیت‌های تأمین‌کنندگان را فراهم می‌کند. همچنین، LLMها می‌توانند الگوهای پایداری همکاری‌های پیشین را تحلیل کرده و تأمین‌کنندگانی با بالاترین تطابق را پیشنهاد دهند. این شاخص به کاهش زمان جستجو و افزایش دقت در انتخاب تأمین‌کنندگان منجر می‌شود.

### ➤ تحلیل متون علمی و پتنت‌ها برای شناسایی فناوری‌های نوظهور

در یک شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی، شناسایی فناوری‌های نوظهور نقش کلیدی در توسعه محصولات و تجهیزات پیشرفته دارد. مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) می‌توانند میلیون‌ها مقاله علمی، پتنت، و مستندات فنی را پردازش و تحلیل کنند تا روندهای نوآوری و فناوری‌های آینده را شناسایی نمایند. این روش نه تنها تحقیقات شرکت را به‌روز نگه می‌دارد، بلکه امکان سرمایه‌گذاری هدفمند در فناوری‌های کلیدی را نیز فراهم می‌کند. ترکیب تحلیل معنایی پیشرفته و تشخیص الگوهای تحقیقاتی در متون علمی به سازمان کمک می‌کند تا در رقابت فناورانه پیشرو باقی بماند و فرصت‌های تأمین تجهیزات پیشرفته را به‌موقع شناسایی کند.

### ➤ بهینه‌سازی درخواست‌های خرید با مدل‌های زبانی پیشرفته

یکی از چالش‌های رایج در فرآیندهای تدارکاتی، تنظیم دقیق و استاندارد درخواست‌های خرید است. مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) می‌توانند با تحلیل درخواست‌های قبلی، اسناد فنی، و پایگاه‌های اطلاعاتی خرید، فرآیند تدوین و ارسال درخواست‌های خرید را هوشمندانه‌تر کنند. این مدل‌ها قادرند عدم تطابق‌ها، نواقص، و ابهامات را شناسایی کرده و پیشنهادهایی برای استانداردسازی و بهینه‌سازی متن درخواست‌ها ارائه دهند. همچنین، با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی تقاضا، می‌توان زمان‌بندی مناسب برای ارسال درخواست‌ها را تعیین کرده و هزینه‌های تأمین را کاهش داد. این شاخص نقش مهمی در بهبود دقت، سرعت، و کیفیت فرآیند تأمین تجهیزات و فناوری‌های موردنیاز ایفا می‌کند.

### ➤ تطبیق مهارت‌های محققان با نیازهای پروژه‌های آینده از طریق پردازش متون

در یک سازمان تحقیقاتی، تخصیص صحیح نیروی انسانی به پروژه‌ها نقشی کلیدی در موفقیت تحقیقات و توسعه فناوری دارد. استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) و پردازش متون امکان تحلیل گزارش‌های تحقیقاتی، رزومه محققان، و نیازهای پروژه‌ها را فراهم می‌کند. این مدل‌ها می‌توانند با شناسایی مطابقت مهارت‌ها و تخصص‌ها با نیازهای پروژه‌های در حال توسعه، پیشنهادهای هوشمندانه‌ای برای تخصیص بهینه نیروی انسانی ارائه دهند. همچنین، این تکنیک می‌تواند به شناسایی کمبودهای مهارتی و ارائه برنامه‌های آموزشی هدفمند برای تقویت توانمندی‌های محققان کمک کند. این شاخص باعث افزایش بهره‌وری نیروی انسانی و کاهش زمان راه‌اندازی پروژه‌های تحقیقاتی می‌شود.

## فصل پنجم

### بحث و پیشنهادات تحقیق

در این فصل نتایج حاصل از ترکیب مدل‌های زبانی بزرگ (LLM) و فرآیندکاوی در بهبود فرآیندهای تدارکاتی یک شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی ارائه خواهد شد. هدف اصلی این فصل، ارائه یک چارچوب علمی و عملیاتی برای بهینه‌سازی فرآیندهای تدارکات از طریق فناوری‌های نوین پردازش زبان طبیعی و تحلیل داده‌های فرآیندی است.

ابتدا به تحلیل محتوای کیفی مصاحبه‌های انجام‌شده با ۲۱ خبره سازمان پرداخته و چهار بُعد کلیدی که نیازمند بهبود هستند، شناسایی می‌شود. سپس، با استفاده از روش فرآیند تحلیل شبکه‌ای (ANP) این ابعاد اولویت‌بندی شده و اهمیت نسبی هر یک مشخص خواهد شد. در ادامه، زیرمعیارهای مرتبط با این ابعاد توسط تکنیک TOPSIS رتبه‌بندی شده و شاخص‌های کلیدی برای پیاده‌سازی مدل‌های زبانی در فرآیند تدارکات مشخص می‌شود. نهایتاً، یک چارچوب پیشنهادی برای ادغام مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی در سیستم تدارکات سازمان ارائه می‌گردد.

## ۵-۲- خلاصه نتایج

➤ تحلیل محتوای کیفی و شناسایی ابعاد کلیدی

برای شناسایی چالش‌ها و فرصت‌های بهبود در فرآیندهای تدارکات، مصاحبه‌هایی نیمه‌ساختاریافته با ۲۱ مدیر ارشد و میانی سازمان انجام شد. پس از تحلیل داده‌های کیفی، چهار بُعد اصلی که نیازمند بهبود در فرآیند تدارکات بودند، شناسایی شدند:

شناسایی و تأمین تجهیزات و فناوری‌های پیشرفته برای پروژه‌های تحقیقاتی حساس

مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان و همکاری‌های فناورانه

پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی و تخصیص منابع مالی و انسانی

هماهنگی بین واحدهای تحقیقاتی، مالی و لجستیک برای تسریع فرآیندهای تأمین

#### ➤ اولویت‌بندی ابعاد کلیدی با ANP

برای تعیین وزن نسبی هر یک از ابعاد فوق، یک پرسشنامه مبتنی بر روش ANP طراحی و میان ۲۱ خبره

سازمان توزیع شد. این پرسشنامه شامل مقایسه‌های زوجی بین ابعاد کلیدی بود که از خبرگان خواسته شد

میزان اهمیت هر بُعد نسبت به سایرین را مشخص کنند.

نتایج تجزیه و تحلیل داده‌های ANP نشان داد که اولویت‌های سازمان به ترتیب زیر هستند:

• مدیریت تأمین‌کنندگان دانش‌بنیان (۰,۳۹)

• پیش‌بینی نیازهای تحقیقاتی (۰,۳۱۷)

• تأمین فناوری‌های پیشرفته (۰,۱۸۹)

• هماهنگی واحدها (۰,۱۰۲)



## ➤ رتبه‌بندی زیرمعیارها با تکنیک TOPSIS

پس از تعیین اولویت‌های اصلی، برای رتبه‌بندی زیرمعیارهای هر بُعد از تکنیک TOPSIS استفاده شد. این روش امکان مقایسه گزینه‌ها بر اساس نزدیکی آن‌ها به ایده‌آل مثبت و منفی را فراهم می‌کند.

نتایج تکنیک TOPSIS نشان داد که چهار شاخص زیر دارای بیشترین اولویت برای بهبود فرآیندهای تدارکات هستند:

- کشف و رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان جدید با NLP و پایگاه‌های داده صنعتی
- تحلیل متون علمی و پتنت‌ها برای شناسایی فناوری‌های نوظهور
- بهینه‌سازی درخواست‌های خرید با مدل‌های زبانی پیشرفته
- تطبیق مهارت‌های محققان با نیازهای پروژه‌های آینده از طریق پردازش متون

## ➤ چارچوب پیشنهادی برای ترکیب LLM و فرآیندکاوی در تدارکات

بر اساس یافته‌های پژوهش، یک چارچوب ترکیبی برای بهینه‌سازی فرآیندهای تدارکاتی پیشنهاد میشود که شامل سه مرحله کلیدی است:

تحلیل داده‌های تاریخی و زنجیره تأمین:

استفاده از مدل‌های پردازش زبان طبیعی (NLP) برای بررسی سوابق خرید، مستندات قراردادها و گزارش‌های تأمین.

شناسایی و رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان و نیازهای پژوهشی:

استخراج اطلاعات از پایگاه‌های داده صنعتی و علمی با استفاده از LLM

رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان بر اساس معیارهای عملکردی و فناورانه.

بهینه‌سازی و هماهنگی فرآیندهای تدارکاتی:

استانداردسازی درخواست‌های خرید با مدل‌های زبانی پیشرفته.

پیشنهاد تخصیص نیروی انسانی بر اساس تحلیل مهارت‌ها و نیازهای پروژه‌ها.

### ۵-۳- پاسخ به سوالات تحقیق

سوال اصلی:

چگونه می‌توان از ترکیب مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) و فرآیندکاوی برای بهبود فرآیندهای تدارکاتی

استفاده کرد؟

ترکیب مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) و فرآیندکاوی، به بهبود فرآیندهای تدارکاتی از طریق تحلیل داده‌های

متنی و پردازش اطلاعات فرآیندی کمک می‌کند LLM. ها قادرند اسناد تدارکاتی، قراردادهای، گزارش‌ها و

داده‌های تاریخی را تحلیل کرده و روندهای کلیدی و ناهنجاری‌ها را شناسایی کنند. از سوی دیگر،

فرآیندکاوی الگوهای عملکردی را از داده‌های فرآیند استخراج کرده و نقاط ضعف و گلوگاه‌ها را مشخص

می‌کند. ادغام این دو روش می‌تواند موجب بهینه‌سازی درخواست‌های خرید، بهبود همکاری با

تأمین‌کنندگان، پیش‌بینی نیازهای آینده و کاهش هزینه‌ها شود.

## سوال‌های فرعی:

مدل‌های زبانی بزرگ چگونه می‌توانند به شناسایی گلوگاه‌ها و انحرافات در فرآیندهای تدارکاتی کمک کنند؟

LLMها می‌توانند با تحلیل اسناد متنی مانند قراردادها، درخواست‌های خرید، گزارش‌های تأمین و پیام‌های بین سازمانی، نقاط تأخیر و مشکلات رایج را شناسایی کنند.

از طریق تحلیل شکایات و بازخوردهای تأمین‌کنندگان، عوامل اصلی تأخیرها و نقص‌های تأمین مشخص می‌شود. پردازش داده‌های تاریخی خرید و تدارکات به کمک مدل‌های زبانی، الگوهای ناهنجاری را کشف کرده و انحرافات از استانداردهای مشخص را تعیین می‌کند.

چه معماری یا چارچوبی برای ادغام مدل‌های زبانی بزرگ با ابزارهای فرآیندکاوی در حوزه تدارکات مناسب

است؟

یک چارچوب سه مرحله‌ای شامل:

- تحلیل داده‌های تاریخی و زنجیره تأمین با استفاده از NLP.
  - شناسایی و رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان و نیازهای پژوهشی از طریق LLMها.
  - بهینه‌سازی و هماهنگی فرآیندهای تدارکاتی با مدل‌های زبانی پیشرفته.
- استفاده از پایگاه‌های داده صنعتی و علمی برای پردازش اطلاعات توسط LLMها.
- به‌کارگیری ابزارهای فرآیندکاوی برای شناسایی نقاط بحرانی در فرآیندهای تدارکاتی.
- یکپارچه‌سازی داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته از سیستم‌های ERP و سامانه‌های مدیریت تأمین.

چگونه می‌توان از مدل‌های زبانی بزرگ برای تولید تحلیل‌های قابل فهم و دقیق برای کاربران غیرمتخصص

در فرآیند تدارکات استفاده کرد؟

استفاده از رابط‌های گرافیکی هوشمند که خلاصه تحلیل‌ها را به صورت متن ساده ارائه دهند.

تولید گزارش‌های خودکار با تصویرسازی داده‌ها و نمودارهای گویا.

طراحی چت‌بات‌های هوشمند که کاربران غیرمتخصص بتوانند سؤالات خود را مطرح کرده و پاسخ‌های دقیق

و ساده دریافت کنند.

پیشنهاد گزینه‌های بهینه تصمیم‌گیری در قالب سناریوهای پیشنهادی برای کاربران.

محدودیت‌های اصلی مدل‌های زبانی بزرگ در تحلیل داده‌های پیچیده و غیرساختاریافته تدارکاتی چیست و

چگونه می‌توان این محدودیت‌ها را برطرف کرد؟

محدودیت‌ها:

دقت پایین در تحلیل داده‌های نامرتب و پراکنده.

عدم شفافیت در تصمیم‌گیری مدل‌های زبانی (مسئله‌ی جعبه سیاه)

نیاز به به‌روزرسانی مداوم داده‌ها برای حفظ دقت پیش‌بینی‌ها.

راهکارها:

استفاده از مدل‌های هیبریدی شامل LLM ها و الگوریتم‌های یادگیری نظارتی.

ترکیب تحلیل‌های آماری و فرآیندکاوی برای افزایش دقت خروجی‌ها.

اعمال فیلترهای کنترل کیفیت داده قبل از ورود به مدل‌های زبانی.

چه معیارهایی می‌توان برای ارزیابی عملکرد مدل‌های زبانی بزرگ در وظایف مرتبط با فرآیندکاوی در

تدارکات ارائه داد؟

دقت و صحت (Accuracy & Precision) در شناسایی گلوگاه‌های فرآیند.

سرعت پردازش (Processing Speed) در تحلیل اسناد و داده‌های تدارکاتی.

شفافیت خروجی‌ها (Explainability & Interpretability) برای کاربران سازمان.

نرخ کاهش هزینه‌های تأمین و افزایش بهره‌وری (Cost Reduction & Efficiency Improvement)

میزان بهبود در تصمیم‌گیری‌های تدارکاتی (Decision Support Quality)

ادغام مدل‌های زبانی بزرگ با فرآیندکاوی چه تأثیری بر تصمیم‌گیری‌های داده‌محور در حوزه تدارکات دارد؟

بهبود دقت و سرعت تحلیل داده‌ها برای مدیران تأمین.

کاهش زمان شناسایی تأمین‌کنندگان جدید و رتبه‌بندی آن‌ها.

افزایش قابلیت پیش‌بینی مشکلات زنجیره تأمین قبل از وقوع بحران.

بهینه‌سازی فرآیندهای درخواست خرید و تخصیص منابع بر اساس تحلیل‌های بلادرنگ.

چگونه می‌توان از مدل‌های زبانی بزرگ برای پیش‌بینی مشکلات و ارائه پیشنهاد‌های بهینه در فرآیندهای

تدارکاتی استفاده کرد؟

تحلیل سوابق خرید و تأمین برای کشف الگوهای تأخیر و کمبود کالا.

شناسایی روندهای قیمت‌گذاری تأمین‌کنندگان و ارائه پیشنهاد‌های مذاکره بهینه.

ایجاد مدل‌های توصیه‌گر (Recommendation Systems) برای انتخاب بهترین گزینه‌های تأمین.

یکپارچه‌سازی با سیستم‌های مدیریت ریسک برای پیش‌بینی مشکلات تأمین و تخصیص منابع جایگزین.

#### ۴-۵- پیشنهادات برای تحقیقات آتی

##### توسعه مدل‌های ترکیبی LLM و فرآیندکاوی برای سایر صنایع حساس

پژوهش حاضر بر روی بهبود فرآیندهای تدارکات در یک شرکت تحقیقاتی صنعتی نظامی متمرکز بود. با این حال، بسیاری از صنایع حساس مانند داروسازی، صنایع هوانوردی و بخش‌های دولتی نیز با چالش‌های مشابهی مواجه هستند. تحقیقات آتی می‌توانند به بررسی قابلیت تعمیم چارچوب پیشنهادی در این صنایع پرداخته و میزان تطبیق‌پذیری آن را ارزیابی کنند. علاوه بر این، تفاوت‌های موجود در داده‌های هر صنعت می‌تواند به توسعه مدل‌های بهینه‌تر منجر شود.

##### بهبود دقت و کارایی مدل‌های LLM در پردازش متون پیچیده تدارکاتی

یکی از چالش‌های مطرح‌شده در این تحقیق، پیچیدگی و غیرساختاریافته بودن داده‌های تدارکاتی است. تحقیقات آینده می‌توانند به توسعه تکنیک‌های جدید برای بهبود دقت و کارایی مدل‌های زبانی در پردازش این نوع داده‌ها بپردازند. ترکیب LLM با تکنیک‌های پردازش معنایی و یادگیری عمیق می‌تواند به درک بهتر مفاهیم نهفته در مستندات تدارکاتی و بهینه‌سازی تصمیم‌گیری‌ها کمک کند.

##### ارزیابی تأثیرات امنیتی و حفظ حریم خصوصی در به‌کارگیری LLM در تدارکات نظامی

یکی از دغدغه‌های مهم در به‌کارگیری مدل‌های زبانی در سازمان‌های نظامی، امنیت داده‌ها و حفظ محرمانگی اطلاعات است. تحقیقات آینده می‌توانند به بررسی تهدیدهای امنیتی مرتبط با این مدل‌ها و

توسعه چارچوب‌های امنیتی برای حفاظت از اطلاعات سازمان بپردازند. همچنین، پیاده‌سازی روش‌هایی مانند یادگیری فدرال (Federated Learning) می‌تواند به کاهش ریسک‌های امنیتی کمک کند.

### ارزیابی تأثیر پیاده‌سازی ترکیب LLM و فرآیندکاوی بر بهره‌وری سازمانی

یکی از زمینه‌های مهم تحقیقات آینده، بررسی تأثیر واقعی این فناوری‌ها بر بهره‌وری و کارایی سازمان‌های تدارکاتی است. انجام مطالعات تجربی و مقایسه عملکرد سازمان‌ها قبل و بعد از پیاده‌سازی این مدل‌ها می‌تواند به درک بهتر مزایا و چالش‌های آن کمک کند. این تحقیق می‌تواند با تحلیل شاخص‌هایی مانند کاهش زمان فرآیندهای تدارکاتی، کاهش هزینه‌های تأمین و افزایش دقت در تصمیم‌گیری انجام شود.

### بررسی امکان خودکارسازی کامل برخی از وظایف تدارکاتی با استفاده از هوش مصنوعی

در حال حاضر، مدل‌های زبانی و فرآیندکاوی عمدتاً برای پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌ها به کار می‌روند، اما تحقیقات آینده می‌توانند به بررسی امکان خودکارسازی برخی از وظایف تدارکاتی بپردازند. به عنوان مثال، استفاده از هوش مصنوعی برای تحلیل قراردادها، پیشنهاد خودکار تأمین‌کنندگان، یا پیش‌بینی نیازهای آینده می‌تواند به کاهش مداخلات انسانی و افزایش کارایی منجر شود.

### ارزیابی ترکیب مدل‌های زبانی با فناوری‌های بلاکچین برای بهبود شفافیت و امنیت زنجیره تأمین

یکی از رویکردهای نوآورانه در مدیریت تدارکات، استفاده از فناوری بلاکچین برای افزایش شفافیت و امنیت در زنجیره تأمین است. تحقیقات آتی می‌توانند به بررسی امکان ترکیب مدل‌های LLM با بلاکچین بپردازند تا از یک سو، قابلیت‌های پردازش زبان طبیعی برای تحلیل قراردادها و ارزیابی تأمین‌کنندگان بهبود یابد، و از سوی دیگر، امنیت و قابلیت رهگیری داده‌های تدارکاتی افزایش پیدا کند.

## بهبود قابلیت تعامل مدل‌های زبانی بزرگ با کاربران غیرمتخصص در فرآیند تدارکات

یکی از چالش‌های اصلی در به‌کارگیری فناوری‌های نوین در سازمان‌ها، پذیرش کاربران نهایی است. تحقیقات

آینده می‌توانند به توسعه رابط‌های کاربری هوشمند برای تسهیل تعامل میان LLMها و کاربران

غیرمتخصص در حوزه تدارکات بپردازند. بررسی روش‌هایی مانند چت‌بات‌های پیشرفته، دستیارهای صوتی و

داشبوردهای تحلیلی می‌تواند به بهبود کاربری این سیستم‌ها کمک کند.



- اصغرپور، محمدجواد (۱۳۸۳). تصمیم‌گیری‌های چند معیاره، چاپ سوم، موسسه انتشارات و چاپ دانشگاه تهران.
- ایمان، محمدتقی و نوشادی، محمودرضا. (۱۳۹۰). تحلیل محتوای کیفی. فصلنامه پژوهش، سال سوم، شماره دوم، صفحات ۱۵-۴۴.
- Adler, P. A. (1994). *Observational techniques*. Handbook of qualitative research/Sage.
- Aguero, D., & Nelson, S. D. (2024). The potential application of large language models in pharmaceutical supply chain management. *The Journal of Pediatric Pharmacology and Therapeutics*, 29(2), 200-205.
- Allahverdi, Ali. (2015). "The Third Comprehensive Survey on Scheduling Problems with Setup Times/Costs." *European Journal of Operational Research* 246 (2): 345–378.
- AlMahri, S., Xu, L., & Brintrup, A. (2024). Enhancing supply chain visibility with knowledge graphs and large language models. *arXiv preprint arXiv:2408.07705*.
- Bariah, L., Zou, H., Zhao, Q., Mouhouche, B., Bader, F., & Debbah, M. (2023, December). Understanding telecom language through large language models. In *GLOBECOM 2023-2023 IEEE Global Communications Conference* (pp. 6542-6547). IEEE.
- Bendoly, E., & Jacobs, F. R. (2004). ERP architectural/operational alignment for order-processing performance. *International Journal of Operations & Production Management*, 24(1), 99-117.
- Bennett, Nathan, and G. James Lemoine. (2014). "What a Difference a Word Makes: Understanding Threats to Performance in a VUCA World." *Business Horizons* 57 (3): 311–317.
- Berti, A., & Qafari, M. S. (2023). Leveraging large language models (LLMs) for process mining (Technical Report). *arXiv preprint arXiv:2307.12701*.
- Berti, A., Kourani, H., & van der Aalst, W. M. (2024). PM-LLM-Benchmark: Evaluating large language models on process mining tasks. *arXiv preprint arXiv:2407.13244*.
- Berti, A., Kourani, H., Hafke, H., Li, C. Y., & Schuster, D. (2024). Evaluating Large Language Models in Process Mining: Capabilities, Benchmarks, Evaluation Strategies, and Future Challenges. *arXiv preprint arXiv:2403.06749*.
- Berti, A., Schuster, D., & van der Aalst, W. M. (2023, September). Abstractions, scenarios, and prompt definitions for process mining with LLMS: a case study. In *International Conference on Business Process Management* (pp. 427-439). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Bolt, A., de Leoni, M., & van der Aalst, W. M. (2016). Scientific workflows for process mining: building blocks, scenarios, and implementation. *International Journal on Software Tools for Technology Transfer*, 18, 607-628.
- Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in neural information processing systems*, 33, 1877-1901.
- Bryman, A. (2016). *Social research methods*. Oxford university press.
- Budd, R. W. (1967). *Content analysis of communications*. New York, Macmillan.
- Carmona, J., van Dongen, B., Solti, A., & Weidlich, M. (2018). Conformance checking. *Switzerland: Springer.[Google Scholar]*, 56, 12.
- Cheng, Y., Chen, J., Huang, Q., Xing, Z., Xu, X., & Lu, Q. (2024). Prompt sapper: a LLM-empowered production tool for building AI chains. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, 33(5), 1-24.

- Cook, J. E., & Wolf, A. L. (1995, April). Automating process discovery through event-data analysis. In *Proceedings of the 17th international conference on Software engineering* (pp. 73-82).
- dos Santos Garcia, C., Meincheim, A., Junior, E. R. F., Dallagassa, M. R., Sato, D. M. V., Carvalho, D. R., ... & Scalabrin, E. E. (2019). Process mining techniques and applications—A systematic mapping study. *Expert Systems with Applications*, *133*, 260-295.
- dos Santos Garcia, C., Meincheim, A., Junior, E. R. F., Dallagassa, M. R., Sato, D. M. V., Carvalho, D. R., ... & Scalabrin, E. E. (2019). Process mining techniques and applications—A systematic mapping study. *Expert Systems with Applications*, *133*, 260-295.
- Downe-Wamboldt, B. (1992). Content analysis: method, applications, and issues. *Health care for women international*, *13*(3), 313-321.
- Fahland, D., & Van Der Aalst, W. M. (2015). Model repair—aligning process models to reality. *Information Systems*, *47*, 220-243.
- Fani Sani, M., van Zelst, S. J., & van der Aalst, W. M. (2021). The impact of biased sampling of event logs on the performance of process discovery. *Computing*, *103*(6), 1085-1104.
- Findahl, O., & Höijer, B. (1981). *Text-och innehållsanalys: en översikt av några analystraditioner*. Publik-och programforskningsavd., Sveriges radio.
- Friha, O., Ferrag, M. A., Kantarci, B., Cakmak, B., Ozgun, A., & Ghoulmi-Zine, N. (2024). Llm-based edge intelligence: A comprehensive survey on architectures, applications, security and trustworthiness. *IEEE Open Journal of the Communications Society*.
- Genga, L., & Zannone, N. (2018, January). Towards a systematic process-aware behavioral analysis for security. In *15th International Joint Conference on e-Business and Telecommunications, ICETE 2018* (pp. 460-469). SciTePress Digital Library.
- Gomes, A. F. D., de Lacerda, A. C. W. G., & da Silva Fialho, J. R. (2021). Comparative analysis of process mining algorithms in Python. In *Smart Objects and Technologies for Social Good: 7th EAI International Conference, GOODTECHS 2021, Virtual Event, September 15–17, 2021, Proceedings 7* (pp. 27-43). Springer International Publishing.
- Hosseini, Behnaz, and Barış Tan. (2019). “Modelling and Analysis of a Cooperative Production Network.” *International Journal of Production Research* *57* (21): 6665–6686.
- Hsieh, H.-F., & Shannon, S. E. (2005). Three approaches to qualitative content analysis. *Qualitative health research*, *15*(9), 1277-1288.
- Huang, Q., Zou, Z., Xing, Z., Zuo, Z., Xu, X., & Lu, Q. (2023). AI chain on large language model for unsupervised control flow graph generation for statically-typed partial code. *arXiv preprint arXiv:2306.00757*.
- Huang, S. T. (2000). Research on changes of total cost of dynamic economic lot-size. *Production Planning & Control*, *11*(1), 54-61.
- Imran, M., Ismail, M. A., Hamid, S., & Nasir, M. H. N. M. (2022). Complex process modeling in Process mining: A systematic review. *IEEE Access*, *10*, 101515-101536.
- Kermani, M. A. M. A., Seddighi, H. R., & Maghsoudi, M. (2024). Revolutionizing Process Mining: A Novel Architecture for ChatGPT Integration and Enhanced User Experience through Optimized Prompt Engineering. *arXiv preprint arXiv:2405.10689*.

- Kojima, T., Gu, S. S., Reid, M., Matsuo, Y., & Iwasawa, Y. (2022). Large language models are zero-shot reasoners. *Advances in neural information processing systems*, 35, 22199-22213.
- Kondracki, N. L., Wellman, N. S., & Amundson, D. R. (2002). Content analysis: Review of methods and their applications in nutrition education. *Journal of nutrition education and behavior*, 34(4), 224-230.
- Kosasih, E., Papadakis, E., Baryannis, G., & Brintrup, A. (2023). Explainable Artificial Intelligence in Supply Chain Management: A Systematic Review of Neurosymbolic Approaches. *International Journal of Production Research*.
- Kourani, H., Berti, A., Schuster, D., & van der Aalst, W. M. (2024, May). Process Modeling With Large Language Models. In *International Conference on Business Process Modeling, Development and Support* (pp. 229-244). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Krippendorff, K. (2018). *Content analysis: An introduction to its methodology*. Sage publications.
- Kumar Singh, R., & Modgil, S. (2023). Assessment of lean supply chain practices in Indian automotive industry. *Global Business Review*, 24(1), 68-105.
- Leander, B., Čaušević, A., & Hansson, H. (2019, September). Cybersecurity challenges in large industrial IoT systems. In *2019 24th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)* (pp. 1035-1042). IEEE.
- Lei, Deming, Yue Yuan, Jingcao Cai, and Danyu Bai. (2019). "An Imperialist Competitive Algorithm with Memory for Distributed Unrelated Parallel Machines Scheduling." *International Journal of Production Research* 0 (0): 1–18.
- Leitner, M., & Rinderle-Ma, S. (2014). A systematic review on security in Process-Aware Information Systems—Constitution, challenges, and future directions. *Information and Software Technology*, 56(3), 273-293.
- Li, B., Mellou, K., Zhang, B., Pathuri, J., & Menache, I. (2023). Large language models for supply chain optimization. *arXiv preprint arXiv:2307.03875*.
- Lincoln, Y., & Guba, E. (1985). *Naturalistic inquiry*. Sage.
- Liu, L., De Vel, O., Han, Q. L., Zhang, J., & Xiang, Y. (2018). Detecting and preventing cyber insider threats: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 20(2), 1397-1417.
- Lohmer, J., & Lasch, R. (2021). Production planning and scheduling in multi-factory production networks: a systematic literature review. *International Journal of Production Research*, 59(7), 2028-2054.
- Macak, M., Daubner, L., Sani, M. F., & Buhnova, B. (2022). Process mining usage in cybersecurity and software reliability analysis: A systematic literature review. *Array*, 13, 100120.
- Mack, Oliver, Anshuman Khare, Andreas Krämer, and Thomas Burgartz. (2015). *Managing in a VUCA World*. Springer Cham Switzerland. doi:10.1007/978-3-319-16889-0.
- Najy, R. J. (2020). MRP (Material Requirement Planning) Applications in Industry-A REVIEW. *IJRDO-Journal of Business Management*, 6(2), 01-13.
- Olhager, Jan, and Andreas Feldmann. (2018). "Distribution of Manufacturing Strategy Decision-Making in Multi-Plant Networks." *International Journal of Production Research* 56 (1–2): 692–708.
- Patton, M. Q. (2014). *Qualitative research & evaluation methods: Integrating theory and practice*. Sage publications.
- Pinedo, Michael. 2014. *Scheduling - Theory, Algorithms, and Systems*. 4th edition. New York: Springer.
- Polit, D. F., & Beck, C. T. (2004). *Nursing research: Principles and methods*. Lippincott Williams & Wilkins.

- Poole, M. S., & Folger, J. P. (1981). Modes of observation and the validation of interaction analysis schemes. *Small Group Behavior*, 12(4), 477-493.
- Puspita, F. M., Primadani, N. A., & Susanti, E. (2020, May). Application of material requirement planning with Arima forecasting and fixed order quantity method in optimizing the inventory policy of raw materials of sederhana restaurant in Palembang. In 5th Sriwijaya Economics, Accounting, and Business Conference (SEABC 2019) (pp. 71-76). Atlantis Press.
- Ramesh, A., Pavlov, M., Goh, G., Gray, S., Voss, C., Radford, A., ... & Sutskever, I. (2021, July). Zero-shot text-to-image generation. In *International conference on machine learning* (pp. 8821-8831). Pmlr.
- Rosa, N. S., Campos, G. M., & Cavalcanti, D. J. (2019). Lightweight formalisation of adaptive middleware. *Journal of Systems Architecture*, 97, 54-64.
- Rozinat, A., & Van der Aalst, W. M. (2008). Conformance checking of processes based on monitoring real behavior. *Information Systems*, 33(1), 64-95.
- Ruiz, Rubén, Quan-Ke Pan, and Bahman Naderi. (2019). "Iterated Greedy Methods for the Distributed Permutation Flowshop Scheduling Problem." *Omega* 83 (March): 213–222.
- Serpanos, D. (2019). There is no safety without security and dependability. *Computer*, 52(6), 78-81.
- Shahini, M., Wang, C. Y., Roeder, M. A., Pethe, S., Coffman, S. W., Howard, P., ... & Arnwine, J. (2024, September). Leveraging large language models for cost management and supply chain optimization. In *SPE Annual Technical Conference and Exhibition?* (p. D021S012R004). SPE.
- Siems, E., Land, A., & Seuring, S. (2021). Dynamic capabilities in sustainable supply chain management: an inter-temporal comparison of the food and automotive industries. *International Journal of Production Economics*, 236, 108128.
- Srivastava, S. K., Routray, S., Bag, S., Gupta, S., & Zhang, J. Z. (2024). Exploring the Potential of Large Language Models in Supply Chain Management: A Study Using Big Data. *Journal of Global Information Management (JGIM)*, 32(1), 1-29.
- Susanti, H. D. (2020). Application of material requirement planning method in raw materials planning on sardine product in PT. Blambangan Foodpackers Indonesia. *Food Research*, 4(6), 2067-2072.
- Tanaga, M. B., & Oetama, R. S. (2023). Material Requirement Planning Information System: Prototype And Lead Time Analysis. *Journal of Information Systems and Informatics*, 5(3), 848-859.
- Van der Aalst, W., Adriansyah, A., & Van Dongen, B. (2012). Replaying history on process models for conformance checking and performance analysis. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2), 182-192.
- van Genuchten, M., Mans, R., Reijers, H., & Wismeijer, D. (2014). Is your upgrade worth it? Process mining can tell. *IEEE software*, 31(5), 94-100.
- Vidgof, M., Bachhofner, S., & Mendling, J. (2023, September). Large language models for business process management: Opportunities and challenges. In *International Conference on Business Process Management* (pp. 107-123). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Waseem, M., Das, T., Paloniemi, T., Koivisto, M., Räsänen, E., Setälä, M., & Mikkonen, T. (2023, November). Artificial Intelligence Procurement Assistant: Enhancing Bid Evaluation. In *International Conference on Software Business* (pp. 108-114). Cham: Springer Nature Switzerland.

- Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Xia, F., Chi, E., ... & Zhou, D. (2022). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in neural information processing systems*, 35, 24824-24837.
- Ye, S., Hwang, H., Yang, S., Yun, H., Kim, Y., & Seo, M. (2024, March). Investigating the effectiveness of task-agnostic prefix prompt for instruction following. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 38, No. 17, pp. 19386-19394).
- Ying, Kuo Ching, and Shih Wei Lin. (2018). "Minimizing Makespan for the Distributed Hybrid Flowshop Scheduling Problem with Multiprocessor Tasks." *Expert Systems with Applications* 92: 132–141.