

Identifying and prioritizing the components of Data driven R&D Management in artificial Intelligence companies

Saleh Achak¹, Reza Radfar^{2*}, Abbas Toloie eshlaghi³, Abbas Khamseh⁴

¹ PhD candidate of Technology Management, Faculty of Management and Economics, Science and Research Unit, Islamic Azad University

² Professor, Faculty of Management and Economics, Islamic Azad University Science and Research Branch, Tehran, Iran.

³ Professor, Faculty of Management and Economics, Islamic Azad University Science and Research Branch, Tehran, Iran.

⁴ Associate Prof., Department of Industrial Management, Karaj Branch, Islamic Azad University, Karaj, Iran

Abstract:

Artificial Intelligence is an emerging technology that simulate human intelligence in machines and systems for their application business. Development of artificial intelligence requires extensive R&D activities. Management of R&D in field of AI needs to deploy novel knowledge to formulate and implementation of strategy, assign resources, organize and use of special tools. This paper aims, to identify and prioritize the components of data driven management of R&D in artificial intelligence technology. A hybrid technique was employed to perform the research. In Qualitative part, the literature of topic is reviewed, and 12 experts are interviewed. Their opinions are analyzed based on grounded theory and 8 axial components were identified. In Quantitative part, by a questionnaire, the opinions of 85 experts of R&D and artificial intelligence were gathered through a questionnaire and analyzed based on structural equations model. The relevance and validity of the components were confirmed. The found components were weighted and prioritized through SWARA method as: systematic management, resources supplying, capability of big data analytics, supportive policies, infrastructures, data science development, organizational factors and business advantages.

Keywords: Management of Research and development, Artificial intelligence, big data analytics, Data Driven

DOI: 10.22034/jmi.2023.376699.2876

¹Email: saleh.achak@gmail.com

²✉Corresponding author: Email: radfar@gmail.com

³ Email: toloie@gmail.com

⁴ Email: abbas.khamseh@kiau.ac.ir

شناسایی و اولویت بندی مولفه های مدیریت تحقیق و توسعه داده محور در شرکت ها و موسسات فعال در هوش مصنوعی



دوره ۱۶ شماره ۴ (پیاپی ۵۸)

زمستان ۱۴۰۱

نوع مقاله: پژوهشی (تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۲۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۲/۰۶) صفحات ۱۵۶-۱۲۵

- صالح آچاک^۱ دانشجوی دکتری، گروه مدیریت تکنولوژی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
- رضا رادفر^۲ استاد گروه مدیریت تکنولوژی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
- عباس طلوعی اشلقی^۳ استاد گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
- عباس خمسه^۴ دانشیار گروه مدیریت صنعتی، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.

چکیده

هوش مصنوعی یکی از فناوری‌های نو ظهور عصر حاضر است که در آن تلاش می‌شود هوش انسانی در سامانه‌ها و ماشین‌های مورد استفاده شبیه‌سازی شود. دستیابی به هوش مصنوعی نیازمند طیف گسترده‌ای از فعالیت‌های تحقیق و توسعه بوده که مدیریت این فرآیند مستلزم دسترسی به دانش نوین برای تدوین و پیاده‌سازی راهبرد، اختصاص منابع، سازماندهی، و بکارگیری ابزارهای مناسب می‌باشد. هدف این مقاله شناسایی و اولویت بندی مولفه‌های مدیریت تحقیق و توسعه داده محور در شرکت‌ها و موسسات فعال در فناوری هوش مصنوعی است. این پژوهش با رویکرد ترکیبی (کیفی- کمی) انجام گرفت. در بخش کیفی، پس از مرور منسجم مبانی نظری با ۱۲ نفر از خبرگان که به روش نمونه‌گیری هدفمند و گلوله برفی انتخاب شدند مصاحبه شد و نظرات آن‌ها جمع‌آوری و در قالب نظریه داده بنیاد، مورد تحلیل قرار گرفت. نتیجه آن ۱۲۳ کد باز، ۲۴ زیرمولفه و ۸ مولفه (مقوله) محوری بود. در بخش کمی، نظرات ۸۵ نفر از متخصصین تحقیق و توسعه و فعالان حوزه هوش مصنوعی که به روش نمونه‌گیری قضاوتی انتخاب شده بودند از طریق پرسشنامه جمع‌آوری و پس از تحلیل آن به روش مدل معادلات ساختاری، روابط و اعتبار مولفه‌ها مورد تأیید قرار گرفت. همچنین با نظر خبرگان مولفه‌های به دست آمده در قالب روش سوارا وزن‌دهی و اولویت‌بندی شدند که به ترتیب عبارتند از: مدیریت نظام‌مند، تأمین منابع، توانمندی بکارگیری تحلیل‌های کلان داده، سیاست‌های حمایتی، بسترها و زیرساخت‌ها، توسعه علم داده، عوامل سازمانی و منافع تجاری.

واژگان کلیدی: مدیریت تحقیق و توسعه، هوش مصنوعی، تحلیل کلان داده، داده محوری

Email: saleh.achak@gmail.com: ۱

Email: radfar@gmail.com ۲ ☎️ مسئول مکاتبات

Email: toloie@gmail.com ۳

Email: abbas.khamseh@kiaou.ac.ir ۴

۱- مقدمه

هوش مصنوعی یکی از فناوری‌های نو ظهور عصر حاضر است که در آن تلاش می‌شود هوش انسانی در سامانه‌ها و ماشین‌های مورد استفاده شبیه‌سازی شود که این کار تأثیری عمده روی دامنه گسترده‌ای از صنایع و بخش‌های اقتصادی ایجاد خواهد نمود. این فناوری ریشه در تعدادی از رشته‌های شناخته شده قدیمی‌تر دارد، به‌ویژه: فلسفه، منطق، ریاضی، محاسبات، روانشناسی، علم شناختی، زیست‌شناسی، علم اعصاب و تکامل. همپوشانی غیرقابل اجتنابی بین این رشته‌ها وجود دارد مثلاً بین فلسفه و منطق، یا بین ریاضیات و محاسبات. با دقت نظر در هر کدام از این موارد می‌توان یک درک بهتر از نقش آن‌ها در توسعه هوش مصنوعی به دست آورد، و این که چگونه این رشته‌ها نقش خود را ایفا نموده‌اند (Bullinaria, 2005).

مطالعات پیشین دو هدف علمی و مهندسی را برای هوش مصنوعی پیشنهاد داده‌اند. هدف علمی هوش مصنوعی تعیین ایده‌هایی درباره عرضه دانش، یادگیری، سامانه‌های مقررات، جستجو و مانند آن است که انواع مختلفی از هوش واقعی را توضیح می‌دهد، اما هدف مهندسی هوش مصنوعی حل مشکلات دنیای واقعی با استفاده از تکنیک‌هایی نظیر شبکه‌های عصبی، پردازش زبان طبیعی، ماشین‌های برداری پشتیبان و غیره است. به صورت سنتی، دانشمندان علوم کامپیوتر و مهندسی بیشتر تمایل به اهداف مهندسی دارند در حالی که فلاسفه، روانشناسان و دانشمندان علوم شناختی تمایل بیشتری به اهداف علمی دارند. منطقی است که به هر دو هدف فوق علاقه وجود داشته باشد، زیرا تکنیک‌های مشترکی وجود دارد و این دو رویکرد می‌توانند از یکدیگر تغذیه کنند (Barr, 1981; Feigenbaum and Edward).

بدون تردید امروزه دستیابی به فناوری هوش مصنوعی یکی از اولویت‌های ملی و کسب و کاری در کشورهای دنیا است. کسب و کارهای خصوصی نیروی پیشران پیشرفت فنی در هوش مصنوعی هستند، و بخش بزرگی از تحقیق و توسعه مربوط به آن در دنیا از طریق تعداد کمی از شرکت‌های بزرگ فناوری انجام می‌شود. یک گزارش از موسسه مک‌کنزی که از ۳۵ شرکت عمده فناوری نظر سنجی کرده، نشان می‌دهد که آن‌ها ۱۸ تا ۲۷ میلیارد دلار بودجه داخلی برای توسعه هوش مصنوعی در سال ۲۰۱۶ هزینه کرده‌اند، و سایر شرکت‌ها ۸ تا ۱۲ میلیارد دلار به سرمایه‌گذاری و خرید شرکت‌های فعال در این حوزه اختصاص داده‌اند (Bughin et al., 2017). شورای مشاورین علم و فناوری آمریکا پیش‌بینی می‌کند شرکت‌های آمریکایی تا سال ۲۰۲۵ سالانه بیش از ۱۰۰ میلیارد دلار بر روی تحقیق و توسعه هوش مصنوعی هزینه خواهند کرد (NSTC, 2020).

این میزان از سرمایه‌گذاری در تحقیق و توسعه هوش مصنوعی نشان‌دهنده اهمیت این فناوری برای پیشرفت و توسعه همه جانبه کشورها بوده است. علاوه بر این در بسیاری از کشورهای صنعتی و حتی در حال توسعه، دولت‌ها اهداف و راهبردهای ملی برای توسعه این فناوری طراحی نموده‌اند که در راس

آن‌ها برنامه های ارتقاء تحقیق و توسعه هوش مصنوعی گنجانده شده است. شورای ملی علم و فناوری آمریکا دولت ها را به عنوان کاربران اصلی و توسعه‌دهندگان کلیدی سامانه‌های هوش مصنوعی می‌داند که مسئولیت ویژه ای برای ملاحظه این امر دارند که چگونه هوش مصنوعی می‌تواند برای بهره‌وری بیشتر و نوآورانه‌تر شدن کارها بکارگرفته شود و همچنین در مورد اثرات بالقوه مثبت و منفی آن در جامعه بررسی لازم را انجام دهند (Eggers, 2021).

اگرچه ادبیات مدیریت تحقیق و توسعه سال‌ها است وارد بخش دانشگاهی و صنعتی کشور شده است، لیکن تحقیقات کمی در خصوص روش های نوین در مدیریت فعالیت های آن انجام شده است. آنچه مسلم است فعالیت‌های تحقیق و توسعه به عنوان یکی از پیشران‌های نوآوری در بنگاه‌های اقتصادی نیازمند ساز و کاری برای همراستا شدن با راهبردهای کلان کسب و کار و اطمینان از بهره‌وری تلاش‌های صورت گرفته است. بیشتر مطالعات اخیر داخلی در حوزه مدیریت تحقیق و توسعه به جنبه های خاصی نظیر سیاست‌گذاری، راهبردها، توانایی های مورد نیاز و عوامل موفقیت آن در برخی صنایع از جمله خودروسازی، تجهیزات نیروگاهی و شرکت های دانش بنیان پرداخته است (علیزاده و همکاران، ۱۴۰۱، میرزازاده و زارعتکار، ۱۴۰۱، اصغری و همکاران، ۱۳۹۹ و منطقی و علیزاده، ۱۳۹۸). در حالی که ضرورت بهره گیری از علم داده ها و کاربرد آن در مدیریت تحقیق و توسعه کمتر مورد مطالعه پژوهشی قرار گرفته است.

در پی توسعه روز افزون تولید داده‌ها در روند تحول دیجیتال، مطالعات خارجی در زمینه چگونگی بهره برداری از دانش و بینش حاصل از تحلیل این داده ها به عمل آمده است. نوآوری داده محور به معنی نوآوری‌های برخاسته از تحلیل‌های کلان داده، مفهوم جدیدی است که در مطالعات سازمان همکاری‌های اقتصادی و توسعه (OECD, 2013) مورد تاکید قرار گرفته است. هوو (۲۰۱۵) معتقد است در کنار تسلط بر دانش و تخصص زمینه مورد مطالعه، کارکنان تحقیق و توسعه باید به مهارت های علم داده و بهره گیری از توانمندی تحلیل های کلان داده هم مجهز شوند (هوو، ۲۰۱۵). لذا به نظر می‌رسد به منظور دستیابی به نوآوری های فناورانه موسسات تحقیقاتی عمومی و بخش‌های تحقیق و توسعه شرکت ها به صورت عام و شرکت‌های فعال در حوزه هوش مصنوعی به صورت خاص، باید به یک نوع فرآیند مدیریت تحقیق و توسعه داده محور مجهز شوند. از این رو مسئله اصلی این پژوهش شناخت مولفه‌های موثر مدیریت تحقیق و توسعه داده محور در هوش مصنوعی است. در این مقاله ابتدا مبانی نظری و ادبیات موضوع به صورت جامع بررسی و مفاهیم اساسی مدیریت تحقیق و توسعه شناسایی و مبانی سئوالات مصاحبه قرار گرفت. در مرحله دوم ضمن انجام مصاحبه با خبرگانی از دانشگاه و صنعت مولفه‌های مدیریت تحقیق و توسعه داده محور استخراج گردید. سپس طی یک مطالعه کمی نظرات فعالان کسب و کاری هوش مصنوعی در مورد مولفه های فوق جمع آوری و تحلیل گردید. در نهایت نتایج به دست آمده از یافته های پژوهش دسته بندی و ارائه گردید.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۲-۱- مدیریت تحقیق و توسعه

یونسکو فعالیت‌های تحقیق و توسعه را بخشی از فعالیت‌های نظام‌مندی تعریف کرده که با هدف تولید، توسعه، و کاربرد دانش علمی نوآورانه انجام شده و در همه حوزه‌های علم و فناوری قابل استفاده است. (UNESCO, 1982). همچنین براساس دستورالعمل فراسکاتی^۱ سازمان همکاری اقتصادی و توسعه، تحقیق و توسعه مجموعه‌ای از فعالیت‌های بدیع، خلاقانه، توأم با عدم قطعیت و نظام‌مند با قابلیت انتقال یا بازتولید هستند که به سه گروه تحقیقات بنیادی، تحقیقات کاربردی و توسعه تجربی تقسیم می‌شود (OECD, 2015):

- تحقیق پایه، تحقیق بکر و بنیادی است که به منظور کسب دانش نوین یا درک علمی تازه، انجام می‌شود. این نوع تحقیق هیچگونه هدف یا کاربرد عملی خاصی را دنبال نمی‌کند. تحقیق پایه، بر کلی بودن راه‌حل یا مفهوم تاکید دارد. تحقیق پایه محض، به نبوغ ذاتی محقق بستگی دارد، در حالی که تحقیق پایه جهت دار به وسیله سازمانی که محقق در آن مشغول به کار است و در مسیر کلی موضوع مورد علاقه سازمان، هدایت می‌شود.
- تحقیق کاربردی نیز یک نوع تحقیق بکر محسوب می‌گردد که به منظور حصول دانش علمی و یا فنی انجام می‌شود، لیکن سمت و سوی آن از همان آغاز در جهت هدف یا مقصد معینی است. تحقیق کاربردی، ایده‌ها را به عمل تبدیل می‌کند.
- توسعه تجربی، از دانش به منظور تولید مواد، وسایل، محصولات، فرآیندها، نظام‌ها، و خدمات جدید یا اساساً پیشرفته استفاده می‌کند.

آمسدن و چانگ در یک مطالعه تجربی دسته‌بندی دیگری برای فعالیت‌های تحقیق و توسعه ارائه داده که در آن تحقیقات علوم محض قبل از تحقیقات پایه قرار می‌گیرد و تحقیقات توسعه‌ای به دو بخش توسعه اکتشافی و توسعه پیشرفته تقسیم می‌گردد (Amsden, Tschang, 2003). مدیریت تحقیق و توسعه فرآیندی است که از طریق آن شرکت می‌تواند به افزایش دقت در انجام کار، افزایش کیفیت محصولات نهایی و کاهش هزینه‌های توسعه دست یابد. به طور کلی شرکت‌ها می‌توانند با تلاش‌های به موقع، به تقویت مزیت رقابتی و افزایش همسویی با راهبرد کلی کسب و کار دست یابند. برای انجام فعالیت‌های تحقیق و توسعه باید بودجه فراهم شود و خود پروژه و امور مالی آن نیازمند مدیریت است (خمسه و عساری، ۱۳۹۸). نقطه شروع نوآوری صنعتی به شکل تحقیق و توسعه و برجسته شدن عنوان مدیریت تحقیق و توسعه از ربع آخر قرن ۱۹ میلادی بوده است. این عنوان اولین بار توسط شرکت‌های

¹ Frascati Manual

شیمیایی آلمان در حوزه نوآوری مواد رنگی بکار برده شد (Mowery, 2009). عمده ترین چالش های مدیریت تحقیق و توسعه عبارتند از: ریسک و عدم قطعیت فزاینده، پیشرفت مرزهای فناوریانه که با سرعت بسیار بیشتری رخ می دهد و خطر نوآوری های مخربی که در شرکت های فعلی در حال افزایش است (Kensen et al., 2014).

برای تشریح تحولات مدیریتی در زمینه تحقیق و توسعه^۱، کیهزا پنج مدل از نسل های تحقیق و توسعه ارائه داد که اجزا و ایده های آن برای بسیاری از شرکت ها هنوز معتبر و مطلوب است. این دید پویا در جدول (۱) نمایش داده شده است، جایی که نه فقط به پنج نسل، بلکه به واکنش های مرتبط به شرکت و رویکردهای مدیریتی هم اشاره شده است (Chiesa, 2001). امروزه حل مشکلات مدیریت تحقیق و توسعه صنایع و شرکت ها از طریق ترکیب رویکردها و واکنش های اشاره شده کاملاً به پیشینه، زمینه کاری و بازار بستگی دارد.

نوبلیوس با تمرکز بر تجزیه و تحلیل پنج نسل از فرآیندهای R&D، ترکیب آن ها با واکنش های مدیریتی و بیان نمونه هایی از رویکردهای مدیریتی در شرکت ها، به تشریح مدیریت تحقیق و توسعه نسل ششم پرداخت. نسلی که مجدداً بر بخش تحقیق، از طریق شبکه های تحقیقاتی برون سازمانی تمرکز می کند. مبانی این مجموعه های جدید از رویکردها، مبنای وسیع تری برای مدیریت توسعه فناوری های چندگانه در محصولات پیشرفته و یک ساختار منبع یابی توزیع شده تر ایجاد می کند. در توصیف نسل ششم مدیریت تحقیق و توسعه یک ساختار سازمانی توزیع شده و منبع گرا به تصویر کشیده شده است (Nobelios, 2003). با توجه به اینکه این توسعه حدود دو دهه پیش مطرح بوده، هنوز یک توسعه مداوم محسوب شده و یکی از روندهای کلیدی است که گفته می شود آینده نوآوری و R&D را شکل می دهد.

آنتون بوتآ^۲ (۲۰۱۶) معتقد است تحقیق و توسعه آینده که به وسیله تحولات ریشه ای در افق دانشگاه ها شکل می گیرد، الگوهای انجام کسب و کار در صنعت را تغییر داده و باعث انعطاف پذیر شدن سیاست گذاری و تعامل فشرده با جامعه خواهد شد. روندهای عمده مثل «باز بودن همه چیز»، هوش پیشرفته ماشینی، علم شهروندی، همکاری های عظیم، مدیریت و مالکیت داده های تحقیق، و نیاز به سرعت در به کار گیری نتایج تحقیقاتی و مالکیت دانش، به شدت بر مدیریت تحقیق و توسعه تاثیر دارد (Botha, 2016).

ورستهن و گستالتن (۲۰۱۸) تحولات و نقاط عطف در زمینه های کلیدی مدیریت تحقیق و توسعه را به عنوان پایه ای برای تجزیه و تحلیل عمیق تحولات احتمالی آینده بررسی می کنند. این زمینه های

¹Research and Development

² Anthon P Botha

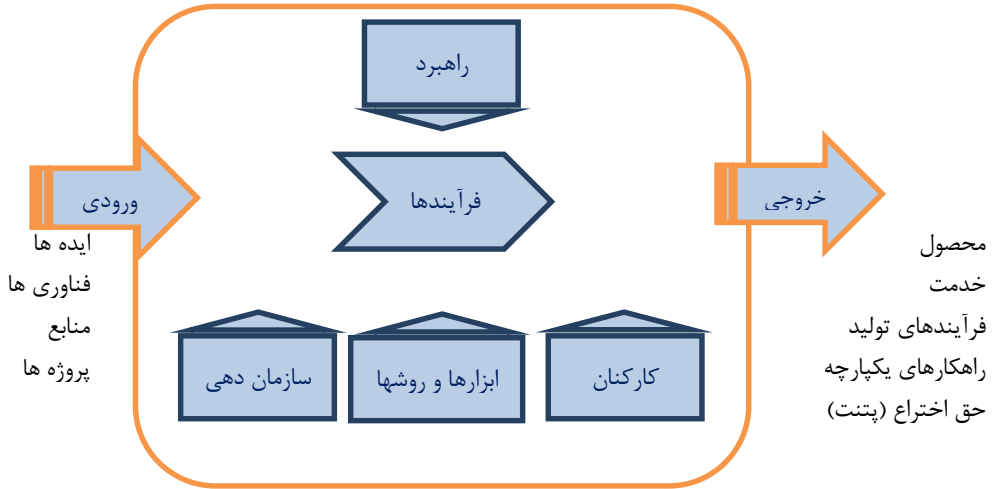
اقدام شامل راهبرد، سازمان، فرآیندها، روش‌ها و ابزارها و کارکنان می‌باشد که در شکل (۱) ارائه شده است (Verstehen, Gestalten, 2018).

راهبردهای تحقیق و توسعه جدیدتر در حال تلاش برای کنار هم قراردادن رویکرد پورتفوی با اهداف ایجاد نوآوری‌های پیشرفته بوده‌اند. یک شتاب دهنده برای فرآیندهای طرح‌ریزی راهبردی می‌تواند در مدیریت کلان داده باشد، جایی که امکان انتخاب رویه‌های بهبود یافته در پروژه، پورتفوی، و طرح‌ریزی برنامه عملیاتی و همچنین انطباق با ساز و کارهای کشش بازار و فشار فناوری را می‌دهد. بلکبورن و همکاران (۲۰۱۷)، در یک مطالعه جامع، از طریق مباحثه‌های گسترده ماهیت کلان داده را تفکیک و درک مشترکی از آنچه کلان داده عرضه می‌کند به دست آوردند، سپس یک چارچوب تحقیقاتی برای تحلیل تاثیر کلان داده بر مدیریت تحقیق و توسعه از جنبه‌های راهبرد، افراد، فناوری و یکپارچگی فرآیند تشکیل دادند. مرور مبانی نظری، مصاحبه با متخصصین، و مطالعات موردی چندین شرکت در استفاده از کلان داده نشان می‌دهد که این پدیده تاثیرات قابل توجهی روی مدیریت R&D و نوآوری از نظر اطلاع‌رسانی، توانمندسازی، و تقویت یا تخریب دارد. همچنین ماهیت و دامنه این تاثیر تا حدودی در بین بخش‌های مختلف صنایع نابرابر است (Blackburn et al., 2017).

جدول ۱: ویژگی رویکردهای مدیریتی در نسل‌های تحقیق و توسعه - نوبلیوس (۲۰۰۳)

نسل‌های تحقیق و توسعه	واکنش شرکت‌ها	رویکردهای مدیریتی
اول - تقاضای سیاه چاله ^۱ دهه ۱۹۵۰ تا اواسط دهه ۱۹۶۰	آزمایشگاه‌های تحقیقاتی شرکتی	- ترغیب پیشرفت‌های علمی - انتخاب مکان بعد از شایستگی‌ها
دوم - نبرد بر سر سهم بازار میانه دهه ۱۹۶۰ تا اوایل دهه ۱۹۷۰	توسعه واحد کسب و کاری	- تعیین مشتریان داخلی - جمع‌آوری ایده از بازار
سوم - تلاش‌ها برای منطقی‌سازی، میانه دهه ۱۹۷۰ تا اواسط دهه ۱۹۸۰	پروژه‌های تحقیق و توسعه	- ساختار دهی پروژه‌های R&D - ارزیابی بلندمدت راهبردهای فناوری - ادغام R&D و بازاریابی
چهارم - چالش مبتنی بر زمان، اوایل دهه ۱۹۸۰ تا اواسط دهه ۱۹۹۰	پروژه‌های متقابل عملکردی	- موازی نمودن فعالیت‌ها - درگیر نمودن تامین‌کنندگان و مشتریان پیشرو - ادغام R&D و ساخت
پنجم - یکپارچگی سیستم‌ها اواسط دهه ۱۹۹۰ تا کنون	اتحاد‌های فرامرزی	- درگیر نمودن شبکه شرکت - تمرکز بر یکپارچگی سامانه‌ها - اتصال/انفصال R و D

^۱ Black hole demand



شکل ۱: زمینه های اقدام کلیدی در مدیریت تحقیق و توسعه- ورستهن و گستالتن (۲۰۱۸)

برکاویت و همکاران پنج مشخصه بارز برای فرآیندهای تحقیق و توسعه شامل: (۱) نوآوری باز، (۲) تعامل اولیه بین علم و کسب و کار، (۳) تکامل دانش فنی و بازارهای در حال ظهور، (۴) شبکه سازی با تامین کنندگان تخصصی و کاربران اولیه و (۵) کار آفرینی را مورد بررسی قرار دادند (Berkhout et al., 2006). در حوزه کارکنان تحقیق و توسعه در حالی که مسیر شغلی عمودی، هنوز شکل غالب توسعه پرسنلی برای کارکنان این بخش در بسیاری از شرکت های امروزی هستند، مدل حرفه ای مشخصی برای تحقیق و توسعه از دهه ۱۹۸۰ به بعد توسعه پیدا کرد. این مدل به کارکنان اجازه می دهد از بین گزینه های مختلف، مثلاً بین مسیرهای کارشناس ویژه شدن، مدیریت پروژه یا مدیریت عمومی یکی را انتخاب نمایند. همچنین تحرک و نیاز به پرکردن شکاف بین رشته های مختلفی که از ماهیت بین رشته ای فعالیت های تحقیق و توسعه تبعیت می کنند، در حال افزایش است (Wohlfart et al., 2011).
 اتو و همکاران (۲۰۱۶) معتقدند برای پیشرفت در پایگاه داده های داخلی کاملاً توسعه یافته، به توانمندسازی های کلیدی نظیر سامانه های مدیریت داده محصول^۱، سامانه های مدیریت چرخه محصول و مدیریت کلان داده نیاز است. این سامانه ها امکان به کارگیری کارآمد دوقلوهای دیجیتال را برای شبیه سازی یا کاربرد یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در فعالیت های تحقیق و توسعه می دهد (Otto et al., 2016).

¹ Data management systems

۲-۲- مبانی فناوری هوش مصنوعی

در کتاب یکصد سال مطالعه بر روی هوش مصنوعی، این فناوری به عنوان شاخه‌ای از علوم کامپیوتر تعریف شده که ویژگی‌های هوشمندی را از طریق ترکیب هوش مطالعه می‌کند (Stanford University, 2016). شورای ملی علم و فناوری آمریکا هوش مصنوعی را یک سامانه کامپیوتری شده می‌داند که رفتارهایی را به نمایش می‌گذارد که معمولاً تصور می‌شود به هوش نیاز دارد (NSTC, 2016).

"هوش" یک پدیده پیچیده باقی مانده که جنبه‌های مختلف آن توجه بسیاری از زمینه‌های مطالعاتی از جمله روانشناسی، اقتصاد، علوم اعصاب، زیست‌شناسی، مهندسی، آمار و زبان‌شناسی را به خود جلب کرده است. به طور طبیعی، حوزه هوش مصنوعی از پیشرفت ایجاد شده در همه این حوزه‌ها منتفع شده است. به عنوان مثال، شبکه‌های عصبی در قلب چندین راهکار مبتنی بر هوش مصنوعی است (Silver et al., 2016)، که در اصل از تفکر درباره جریان اطلاعات در عصب‌های زیستی الهام گرفته است. تعریف‌های جدیدتر بر جنبه‌های متفاوت هوش مصنوعی مثل توانایی یادگیری یا قابلیت شبیه‌سازی تاکید دارد (Castelvecchi, 2016)، که چگونه با هدف تقلید از توانایی‌ها و مهارت‌های انسانی طراحی شده است (Brynjolfsson and Mitchell, 2017). در یک تعریف جدید هوش مصنوعی مرز پیشرفت‌های محاسباتی است که به هوش انسانی در رسیدگی به مشکلات تصمیم‌گیری پیچیده‌تر کمک می‌کند (Berente et al., 2021). این تعریف بر چند نکته تاکید می‌کند: اول، اینکه که هوش مصنوعی یک چیز واحد و قابل تشخیص به این معنی که یک پدیده یا مجموعه‌ای از فناوری‌های مجزا باشد، نیست. دوم، این تعریف نشان می‌دهد که چگونه تصمیم‌گیری هسته اصلی درک نقش هوش مصنوعی در سازمان‌ها است (Metcalf et al., 2019, Shrestha et al., 2019). سوم، تمرکز تعریف بر تصمیم‌گیری نیز به صراحت رابطه بین هوش مصنوعی و رفتار انسان را در نظر می‌گیرد. با این حال، توانایی هوش مصنوعی در تقلید از تصمیم‌گیرندگان انسانی دارای محدودیت‌هایی است، به ویژه در مورد نوآوری. به عنوان مثال، وو و لو (۲۰۲۱) دریافته‌اند که هوش مصنوعی در تولید نوآوری‌های مخرب دارویی کمتر کمک کننده است، اما برای شناسایی نوآوری‌های متوسط دارویی، به خوبی کار می‌کند (Wu, Lou, 2021). هوش مصنوعی به عنوان مرز پیشرفت‌های محاسباتی مشکلات تصمیم‌گیری پیچیده‌تر را حل می‌کند، طوری که اشکال معاصر هوش مصنوعی از نظر کیفی با نسل‌های قبلی در سه جنبه کلی و مرتبط با یکدیگر متفاوت است که مدیران را در زمان نیاز به مقابله با مرزهای فعلی هوش مصنوعی تحت تأثیر قرار می‌دهد. این سه جنبه استقلال، یادگیری، و غیرقابل تشخیص بودن هستند (Rahwan et al., 2021, Glikson & Woolley, 2020, Kellogg et al., 2020, Baird & Maruping, 2021, Lyytinen et al., 2021) که در جدول (۲) نمایش داده شده است.

جدول ۲: مفاهیم کلیدی هوش مصنوعی (Berente et al., 2021)

تعریف	مفهوم
مرز پیشرفت های محاسباتی است که به هوش انسانی در رسیدگی به مشکلات تصمیم گیری پیچیده تر اشاره می کند.	هوش مصنوعی
ابعاد مرز هوش مصنوعی	
انجام وظایف در حال بهبود مداوم که هوش مصنوعی برای آن ها بکارگرفته می شود.	مرز عملکرد
دامنه در حال گسترش زمینه هایی که هوش مصنوعی در آن ها بکارگرفته می شود.	مرز دامنه
جنبه های هوش مصنوعی	
عمل بدون دخالت انسان	استقلال
بهبود از طریق داده ها و تجربه	یادگیری
نامفهوم بودن برای مخاطبان متعدد	غیر قابل تشخیص بودن

اشکال معاصر هوش مصنوعی ظرفیت فزاینده ای برای عمل به تنهایی (مستقل)، بدون دخالت انسان دارند (Baird & Maruping, 2021). در حالی که هم اکنون مشکلات اساسی در یادگیری تحت نظارت و بدون نظارت به خوبی درک شده است، پیشرفت های دیگر در مقیاس بزرگ، مانند یادگیری عمیق یا تقویتی (LeCun et al., 2015, Sutton, & Barto, 2018)، از طریق در دسترس بودن کلان داده امکان پذیر شده است (Chen et al., 2012, Kitchin, 2014). پیشرفت های اخیر در هوش مصنوعی روی هم رفته به چندین چالش دامن زده اند که در حال حاضر تحت عباراتی مانند مشکل جعبه سیاه (Castelvecchi, 2016)، هوش مصنوعی قابل توضیح (Barredo Arrieta, 2020)، مسئولیت هوش مصنوعی (Martin, 2019) یا قابلیت تراکم پذیری الگوریتم (Gunning et al., 2019) مورد بحث قرار می گیرند.

کلنار (۲۰۱۶) هوش مصنوعی را یکی از تخریب گسترده ترین فناوری ها می داند که بر صنایع و کسب و کارهای متعددی تاثیر گذار است. محققین و دست اندرکاران ظهور هوش مصنوعی را با انقلاب صنعتی قرن قبل مقایسه می کنند. هوش مصنوعی در برگرنده مجموعه ای از فناوری هایی است که کسب و کارها را از آن نوعی که قبلا شناخته می شد تغییر می دهد. وظایف کاری زیادی خودکار خواهند شد، اما بزرگترین تاثیر در آن از مدل های کسب و کاری تبعیت می کند که به تازگی به یک نشان تجاری تبدیل شده و خدمات هوشمندی که از قبل وجود نداشت را افزایش می دهند (Kelnar, 2016). برای انجام این کارها

¹ Black-box problem

² Explainable AI

³ AI accountability

⁴ Algorithm tractability

هوش مصنوعی تکنیک‌ها و جنبه‌های فرعی هم دارد که برخی از آن‌ها شامل موارد زیر هستند (Bullinaria, 2005):

- شبکه‌های عصبی: مدل سازی مغز، پیش بینی سری‌های زمانی، دسته بندی
- محاسبات تکاملی: الگوریتم‌های ژنتیک، برنامه نویسی ژنتیک
- بینایی رایانه: تشخیص شیء، درک تصویر
- سامانه‌های خبره: سیستم های پشتیبانی تصمیم، سیستم‌های تدریس
- پردازش گفتار: بازشناسایی و تولید گفتار
- پردازش زبان طبیعی: ترجمه ماشینی
- یادگیری ماشین: یادگیری درخت تصمیم، نسخه یادگیری فضا^۱

یک سامانه هوش مصنوعی دارای چهار مشخصه اصلی است: اول استدلال، به معنی توانایی استدلال (قیاسی/یا استقرایی) و نتیجه گیری براساس آگاهی از سیستم، مبتنی بر بستر موقعیتی که در آن قرار دارد. دوم حل مساله، به معنی توانایی تحلیل و حل مشکلات پیچیده در حوزه‌هایی که دارای اهداف خاص و یا عمومی هستند. سوم کلان داده، به معنی توانایی پردازش مقدار عظیمی از داده‌های ساختاریافته و بدون ساختار که می‌تواند به صورت مستمر تغییر کند و چهارم یادگیری، به معنی توانایی یادگیری مبتنی بر الگوهای پیشین، ورودی تخصصی و چرخه بازخورد (Van Duin and Bakhshi, 2018).

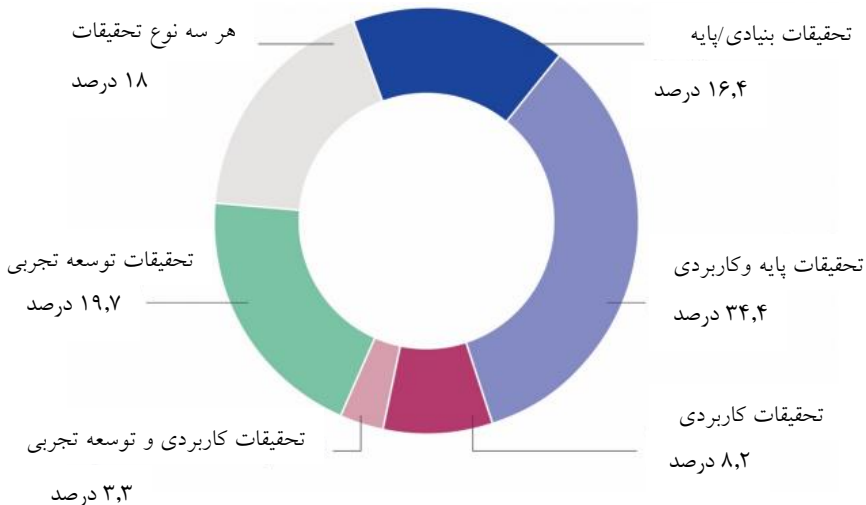
برای دستیابی به ارزش‌های محوری این فناوری، شناخت نوع تحقیق و توسعه‌ای که در آزمایشگاه‌های هوش مصنوعی دنیا انجام می‌شود، ضروری به نظر می‌رسد. همان‌طور که گفته شد، فعالیت‌های تحقیق و توسعه می‌تواند در سه دسته تحقیقات پایه، تحقیقات کاربردی، یا توسعه تجربی گروه بندی شود. در این قسمت تحقیقات پایه به عنوان پیگیری پیشرفت‌های اساسی در هوش مصنوعی، تحقیقات کاربردی به عنوان کاربرد تحقیقات هوش مصنوعی در مشکلات شناخته شده، و توسعه تجربی به عنوان ایجاد نمونه‌ها و محصولات هوش مصنوعی در نظر گرفته می‌شوند (Heston et al, 2020). به منظور گروه بندی فعالیت‌های تحقیق و توسعه در آزمایشگاه‌های هوش مصنوعی در این سه دسته منابع مختلفی بررسی گردید. براساس شکل (۲) بیشتر آزمایشگاه‌های مذکور (۴۱ الی ۶۲ آزمایشگاه) در حوزه تحقیقات پایه کار می‌کنند. هر چند که اغلب بیش از یک نوع تحقیقات را انجام می‌دهند و بیشتر از نصف این آزمایشگاه‌ها حداقل دو نوع این تحقیقات را انجام می‌دهند. یک بررسی جداگانه از آزمایشگاه‌های چند ملیتی تحقیق و توسعه در چین (که مختص هوش مصنوعی نیست) نشان می‌دهد که مشاهده هر سه نوع فعالیت تحقیق و توسعه در آزمایشگاه یک شرکت فناوری چند ملیتی غیرعادی نیست. به عنوان

¹ Version space learning

مثال فعالیت های تحقیقاتی گوگل در بنگلور هند به عنوان ترکیبی از هر سه نوع تحقیق و توسعه مبتنی بر دو فعالیت اساسی است: اول علوم پیشرفته پایه کامپیوتر و تحقیقات هوش مصنوعی از طریق ساخت یک تیم قوی و مشارکت با انجمن های تحقیقاتی در کشور. دوم، بکارگیری این تحقیقات برای رفع مشکلات بزرگ در زمینه هایی مثل سلامت، کشاورزی، و آموزش در حالی که از آن برای مفیدتر کردن برنامه ها و سرویس های مورد استفاده میلیاردها نفر نیز استفاده می شود (Yagnik, 2019).

- تحقیقات پایه: مرکز تحقیقات هوش مصنوعی فیسبوک در حوزه تحقیقات پایه کار می کند. برخی از پیشرفت های اضافه شده به پلتفرم های متا (فیسبوک، اینستاگرام و واتساپ) از طریق یک تیم یادگیری ماشین کاربردی انجام می شود، اما عمده تحقیقات آن ها به صورت دانشگاهی محض است (Shead, 2020).

- تحقیقات کاربردی: مرکز تحقیقات IBM در توکیو در سال ۱۹۸۲ راه اندازی شد تا محاسبات شناختی را برای حل مشکلات اجتماعی و صنعتی از طریق تخصص در تکنولوژی دستگاه های شناختی، تجزیه و تحلیل متن و تکنولوژی های علوم ریاضی انجام دهد. با امکاناتی که مرکز تحقیقات IBM در توکیو و شین کاواساکی ایجاد کرد، نقشی کلیدی در تحقیقات اکتشافی به منظور برآورده نمودن نیازهای مشتریان به نوآوری و غلبه بر چالش های کسب و کاری از طریق همکاری مشترک در ژاپن بازی کرده است (IBM, 2020).



شکل ۲: انواع تحقیق و توسعه صورت گرفته در حوزه هوش مصنوعی (CEST, 2020)

- توسعه تجربی: مرکز تحقیق و توسعه میکروسافت در تایوان بر یادگیری ماشین برای تفسیر و پیش بینی حرکات کاربران تمرکز کرده، و برای مهندسی محور بودن طراحی شده است. بنابراین این مرکز علوم پایه هوش مصنوعی را دنبال خواهد کرد (Yang, 2018).
- ترکیبی از هر سه دسته تحقیق و توسعه
- آگرافیوتی (۲۰۱۸) معتقد است برای انجام تحقیق و توسعه در حوزه هوش مصنوعی، باید افراد مناسب را استخدام، نتیجه تحقیقات را پذیرفته و فرهنگ سازمانی را تطبیق داد. در حال حاضر، هوش مصنوعی بیشتر یک مرز باز است تا فضایی مناسب برای صنعت. برنامه های کاربردی آن به اندازه ای جدید هستند که افراد شاغل در آن هنوز در مقیاس زیاد وجود ندارند. این امر یافتن، حفظ و پرورش استعدادها را به مهم ترین چالش این رشته تبدیل می کند. این قابلیت در سازمان مستلزم استخدام افرادی با تعادل کامل بین شهود داده ها و دانش پیشرفته خواهد بود که این افراد تقریباً همه دانشگاهی هستند (Agrafioti, 2018). راه اندازی کسب و کار در لحظه ظهور این فناوری فرصتی نادر برای استفاده از یک نقطه عطف اقتصادی است. هنوز نمی توان پیش بینی کرد که چگونه بازار هوش مصنوعی را شکل می دهد، چرا که رواج آن در حال حاضر در فناوری های دیگری تعبیه شده است، و این به نفع پذیرش زود هنگام آن است. برای تأثیرگذاری واقعی و ماندن در بازار، رهبران اجرایی شرکت ها باید پلی بین R&D و تجاری سازی ایجاد کنند، تا در این مسیر مشارکتی، تأثیر واقعی هوش مصنوعی شکوفا شود.
- کاربردها و تکنیک های گسترده فناوری هوش مصنوعی ایجاب می کند تا از گستره وسیعی از علوم و دانش فنی برای ایجاد و بهره برداری از آن استفاده گردد. مدیریت پروژه های تحقیق و توسعه در حوزه هوش مصنوعی نیز علاوه بر خلاقیت و قدرت تحلیل و حل مساله به منبع مهم دیگری از دانش برخاسته از تحلیل داده ها نیاز دارد که در تحقیقات قبلی کمتر به آن پرداخته شده است. آنچه مسلم است ورود به هر سه حوزه تحقیقات پایه، کاربردی و توسعه ای از سوی نهادهای تحقیقاتی مرتبط با هوش مصنوعی ضروری است و نقطه عطف تحقیق و توسعه این فناوری توانایی گذار از تحقیقات توسعه ای به تحقیقات کاربردی و پایه است. چراکه بیشتر سامانه های هوش مصنوعی موجود با ابزارهای برنامه نویسی کامپیوتری قابلیت مشابه یا بومی سازی دارند لیکن آنچه باعث ایجاد تمایز، مزیت رقابتی و ارزش افزوده می گردد، دستیابی به منطق سامانه و الگوریتم های فرموله شده، به منظور نوآوری و بهبود اساسی در آن ها است و این نیازمند مدیریت تحقیق و توسعه داده محور است.

۳- روش شناسی

مقاله حاضر از لحاظ هدف، از نوع تحقیقات کاربردی و از نظر نوع روش، روش تحقیق ترکیبی (کیفی- کمی) محسوب می گردد. هدف این مقاله شناسایی و اولویت بندی مولفه های مدیریت تحقیق و توسعه داده محور در شرکت ها و موسسات فعال در فناوری هوش مصنوعی است.

۳-۱- روش کیفی

رویکرد کیفی پژوهش مبتنی بر نظریه داده بنیاد است که در آن ابتدا مبانی نظری و ادبیات موضوع به صورت جامع مرور و کلمات کلیدی و مفاهیم اصلی مورد نیاز برای طراحی سوالات مصاحبه استخراج گردید. سپس برای مصاحبه، براساس نمونه گیری هدفمند به روش گلوله برفی، ۱۲ نفر از متخصصین و پژوهشگرانی که دارای تحصیلات، تجربه کاری و تحقیق و توسعه در زمینه کلان داده و هوش مصنوعی از دو حوزه صنعت و دانشگاه بودند انتخاب به شرح جدول (۳)، و نظرات آن ها جمع آوری گردید. یافته های حاصل از مصاحبه با استفاده از نرم افزار Maxqda18 کدگذاری، دسته بندی و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت.

جدول ۳: ترکیب مصاحبه شوندهگان

توضیحات	گروه مصاحبه شوندهگان
۵ نفر از اعضای هیئت علمی پژوهشگاه ارتباطات و فناوری اطلاعات و دانشگاه تهران	اساتید دانشگاهی و مدیران پژوهشی
۲ نفر از سازمان فناوری اطلاعات و وزارت ارتباطات و فناوری اطلاعات	سیاستگذاران فناوری
۵ نفر از مدیران و صاحب نظران در حوزه های فناوری اطلاعات و هوش مصنوعی	فعالان و صاحب نظران صنعت

۳-۲- روش کمی

برای تأیید مولفه های به دست آمده از تحلیل عاملی تأییدی و روش مدل معادلات ساختاری استفاده استفاده شد. بر این اساس جمع آوری اطلاعات از طریق پرسشنامه صورت گرفت.

جدول ۴: ترکیب جامعه آماری پاسخ دهندگان

مشخصات	تحصیلات	میانگین سابقه کاری (سال)	تعداد (نفر)
فارغ التحصیلان مرتبط دانشگاهی	دکتری کارشناسی ارشد	۳ ۱	۸ ۷
مرکز نوآوری و توسعه هوش مصنوعی	دکتری کارشناسی ارشد	۴ ۶	۴ ۸

مشخصات	تحصیلات	میانگین سابقه کاری (سال)	تعداد (نفر)
شرکت های خصوصی فعال در حوزه هوش مصنوعی	دکتری	۸	۸
	کارشناسی ارشد	۱۰	۲۱
	کارشناسی	۱۲	۲۹

جامعه آماری مورد نظر در این مرحله 85 نفر از کارشناسان و مهندسين فعال در بخش تحقيق و توسعه شرکت‌ها و موسسات حوزه هوش مصنوعی بود. پاسخ های داده شده کدبندی و در نرم افزار Smart PLS3 ورود اطلاعات گردید که خروجی آن محاسبه مقادیر و استخراج معناداری بارهای عاملی بود جدول (۴).

۳-۳- روایی و پایایی

به منظور سنجش پایایی این مدل از شاخص کاپا استفاده شده است. بدین طریق که، شخص دیگری (از نخبگان این رشته) بدون اطلاع از نحوه ادغام کدها و مفاهیم ایجاد شده توسط محقق، اقدام به دسته بندی کدها در مفاهیم کرده است. سپس مفاهیم ارائه شده توسط محقق با مفاهیم ارائه شده توسط این فرد مقایسه شد. در نهایت با توجه به تعداد مفاهیم ایجاد شده مشابه و مفاهیم ایجاد شده متفاوت، شاخص کاپا محاسبه گردید و مشخص شد که عدد به دست آمده در سطح توافق مناسب قرار گرفته است. با توجه به اینکه پژوهشگر درگیری طولانی مدتی با مفاهیم، کدها و نحوه فرآیند کدگذاری داشته و یک گروه کانونی از خبرگان بر روند پژوهش نظارت داشتند می توان گفت مدل از روایی لازم برخوردار است.

جدول ۵: ضریب کاپا

Sig	T ^b	خطای استاندارد	ارزش		
۰.۰۰۰	۴.۱۶۵	۰.۱۱۶	۰.۷۴۳	کاپا	معیار توافق
			۱۴	تعداد کد	

۳-۴- اولویت بندی

برای اولویت بندی مولفه ها از روش سوارا استفاده شده است. این روش یکی از روش های تصمیم گیری چند شاخصه است که هدف آن محاسبه وزن مولفه ها و شاخص ها است. در این روش مولفه ها بر

¹ Step wise Weight Assessment Ratio Analysis (SWARA)

اساس ارزش رتبه بندی می شوند، طوریکه به مهمترین مولفه رتبه یک و به کم اهمیت ترین مولفه رتبه آخر داده می شود. در نهایت مولفه ها بر اساس مقادیر متوسط اهمیت نسبی اولویت بندی می شوند. این تکنیک بر مبنای نظرات خبرگان استوار است و یک روش کاملاً قضاوتی است. بنابراین ۸ مولفه به دست آمده از بخش کیفی پژوهش در اختیار ۱۰ کارشناس خبره قرار داده شد و از آن ها خواسته شد تا به شاخص ها رتبه ۱ تا ۸ داده شود.

۴- یافته ها

۴-۱- یافته های بخش کیفی

یافته های بخش کیفی این تحقیق شامل ۸ بعد یا مولفه محوری، ۲۴ زیر مولفه و ۱۲۳ شاخص یا کد باز است که در جدول (۴) نمایش داده شده است.

جدول ۶: یافته های حاصل از بخش کیفی تحقیق

ابعاد	مولفه ها	شاخص ها
	برنامه ریزی	برنامه کوتاه مدت
		استفاده از ابزارها
		برنامه بلند مدت
		شاخص های کلیدی عملکرد
		طراحی نقشه راه
مدیریت نظام مند (سیستمی)	تفکر سیستمی	داشتن چشم انداز
		باور به آینده کلان داده
		همه جانبه گرایی
	مدیریت دانش	مدیریت دانش در سازمان
		نگاه مدیریت ارشد سازمان ها
		مدیریت ایده های منجر به پروژه در واحدهای تحقیق و توسعه
	مشتری محوری (بازار گرایی)	میزان پذیرش نتایج توسط کاربران
		تحلیل نظر مشتریان در فضاهایی نظیر شبکه اجتماعی
		شناخت روند بازار از بعد تقاضا
تامین منابع	نیروی انسانی	استفاده از افراد متخصص
		توانمندی تحلیل داده ها
		نیروی انسانی با انگیزه و کارآزموده
	کار گروهی تخصصی	
	منابع داده	تطابق ویژگی های کلان داده از جمله حجم و سرعت تولید و ... با داده مورد نظر

حجم داده		
تمیز بودن داده		
دسترسی پذیری		
دقت و کیفیت داده		
میزان ارتباط و همبستگی داده		
میزان مفید بودن و مرتبط بودن		
وجود داده های متنوع در حوزه های کاری مختلف		
تنوع داده ها		
تامین بودجه		
منابع مالی	عمل گرایی (پیاده سازی عملیاتی)	توانمندی بکارگیری تحلیل های کلان داده
سرمايه گذاري در اين حوزه، منابع داده ای		
امکان ارائه گزارش های مناسب و تاثیر گذار		
امکان دسترسی به داده های موجود در فضای های ابری برای محققین		
جمع آوری داده های صحیح		
استخراج و پردازش داده ها برای عملیاتی کردن		
امکانات جمع آوری و ذخیره سازی برای استفاده		
تبدیل داده به الگوهای کمی مورد استفاده		
تجمیع و یکپارچه سازی		
کاربردهای عملیاتی	آموزش	
آموزش علم داده ها		
آموزش و پرورش نیروی انسانی		
بالا بردن مهارت افراد شاغل در بخش R&D		
پرورش متخصصین علم داده		
یادگیری علم داده ها	الگوبرداری	
جهت دهی فعالیت های تحقیق و توسعه به سمت داده محوری		
مدلسازی داده		
شناخت کاربردهای عملیاتی		
بررسی نمونه های موفق خارجی	تجاری سازی کلان داده	
استفاده از پلتفرم های داخلی		
استفاده از کلان داده در زمینه های کسب و کار		
خروجی های مالی از تحلیل کلان داده		
داشتن نگاه کسب و کاری به کلان داده		
پلتفرم (سکو) های ارائه خدمات کلان داده	آموزش عالی	
توسعه پلتفرم های محصول جدید		
آموزش کلان داده به دانشجویان		

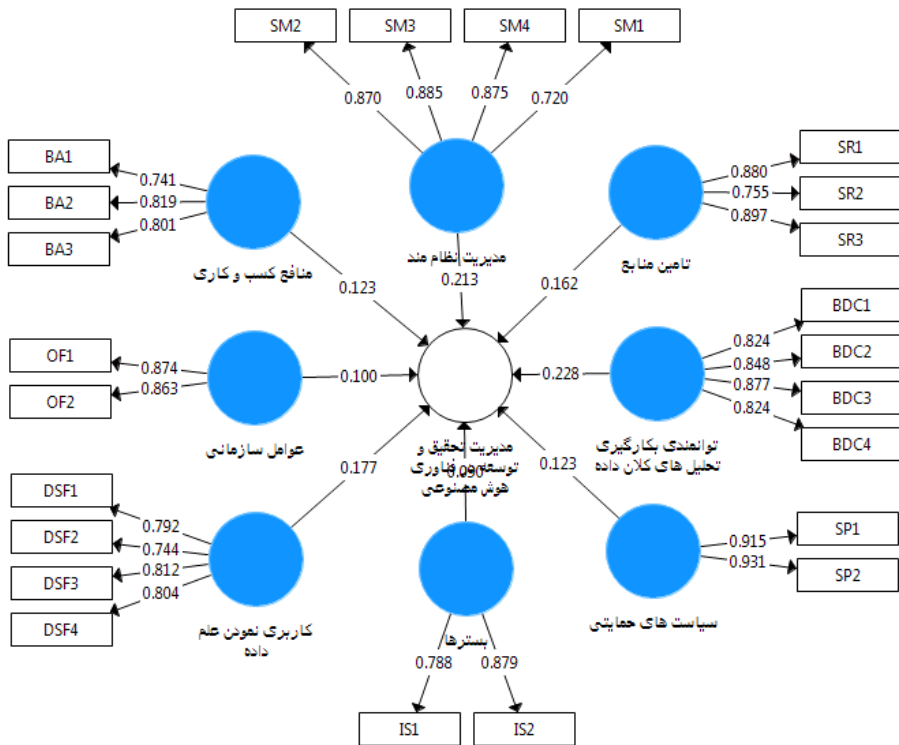
باز کردن داده برای استفاده دانشجویان	سیاست- های حمایتی
نوآوری باز در آموزش عالی	
استاندارد سازی در آموزش عالی	
آشنایی اساتید با علم داده	
آگاهی بخشی به صنعت از طریق دانشگاه	
ایجاد داده های آموزشی برای حوزه های خاص	
ایجاد کلان پروژه های ملی توسط دانشگاه ها	
بهره برداری از داده های حاصل شده از پروژه ها	
پرورش دانشجویان با مهارت های داده محور	
حرکت آموزش عالی به سمت الگوهای متعالی نوآوری داده محور	
طراحی و اجرای دوره های آموزشی آشنایی با علم داده ها برای پژوهشگران	
آموزش مهارت های لازم از داده کاوی	
فراهم نمودن زمینه های پرورش و استفاده از متخصصین علم داده از سوی مسئولان	حمایت دولت
اتخاذ اصول و تفکر راهبردی توسط تصمیم گیرندگان عالی	
تشویق و حمایت از تولید داده	
سرمایه گذاری دولتی بر روی پروژه های تحقیقاتی مبتنی بر کلان داده سیاست های تشویقی استفاده از کلان داده در مدیریت R&D	
بستر ارتباطی	عوامل زیرساختی
ابزارهای پردازش و تحلیل کلان داده	
ابزارهای تحلیلی به روز	
ابزارهای جمع آوری و ذخیره سازی داده	
استخراج و پیش پردازش داده های ساختار نیافته	
ایجاد و توسعه ابزارها و الگوریتم های بهره بردارانه و اکتشافی	
بسترهای فنی	
بسترهای قانونی دسترسی	
زیرساخت ارائه خدمات کلان داده	
بسترسازی بخش دولتی	
فراهم کردن زمینه برای تولید داده های متنوع	
بستر هوش مصنوعی	
زیر ساخت سخت افزاری (مراکز داده)	
الگوریتم های نرم افزاری	
نهادینه شدن حکمرانی داده	فرهنگ سازی
اعلام نیاز سازمان به متخصص داده	

آینده نگری مبتنی بر داده		
تبیین و مشخص کردن راهبرد استفاده از کلان داده		
گسترش نوآوری کاربردی داده محور		
طراحی خدمات داده محور	خدمت محوری	
شناخت نیازمندی ها و الزامات خدمات		
ارائه خروجی های تحلیل داده	کاربردی نمودن	
ملموس بودن کار با داده ها		
حل مشکلات عملیاتی		
تحلیل احساسات مشتریان		
تحلیل شبکه های اجتماعی		
تحلیل اطلاعات بازار	تحلیل گری	توسعه علم داده
جمع آوری، دسته بندی و تحلیل داده ها برای ورود به بخش های دیگر		
داشبوردهای تحلیلی		
تحلیل کلان داده به منظور بهره گیری در فرآیند تحقیق و توسعه		
شناخت چگونگی بهره برداری از کلان داده	شناخت عمیق داده ها	
فهم درست کلان داده		
رقبا		
وجود ریسک	عوامل محیطی	
عدم وجود شرایط از پیش تعیین شده		
تمرکزگرایی و داده گرایی		
نبود چابکی در مدیریت	موانع داخلی	عوامل سازمانی
مدیریت ناکارآمد		
مدیریت غیر اثر بخش		
توسعه محصول		
ارائه راه حل های بدیع و نوآورانه برای حل مشکلات صنعت	محصول / خدمت جدید	
افزایش دقت پیش بینی کیفیت محصول		
توسعه خدمات هوش مصنوعی برای ارائه خدمات		
تولید محصولات متنوع		
سرعت گرفتن فعالیت ها برای ارائه خدمات		
کاهش ریسک تولید محصول		
استفاده بهینه از منابع مالی		
بهره وری سازمانی	درآمد بیشتر	منافع تجاری
بودجه بندی صحیح		
صرفه جویی در زمان و هزینه		

افزایش درآمد شرکت ها		ارزش گذاری مشتری
کاهش هزینه های نیروی انسانی		
افزایش وفاداری مشتری		
رضایتمندی مشتریان		

۴-۲- یافته های بخش کمی

همانگونه که گفته شد برای تأیید مولفه های به دست آمده از تحلیل عاملی تأییدی و روش مدل معادلات ساختاری استفاده شده است. بر این اساس مقادیر بار مولفه ها به دست آمده و نتایج بارهای عاملی متغیرهای مشاهده پذیر به ترتیب در شکل (۳) و جدول (۷) نمایش داده شده اند.



شکل ۳: مقادیر بارهای عاملی

همانطور که نتایج جدول (۵) نشان می دهد، مقادیر بار عاملی تمام گویه ها بیشتر از ۰,۴ است و بنابراین مدل اندازه گیری، مدلی همگن است و مقادیر بار عاملی، مقادیر قابل قبولی هستند. نتایج بررسی معناداری مقادیر آماره t در جدول (۵) نشان داد که مقادیر آماره t برای همه گویه ها بیشتر از ۲,۵۸

گزارش شد. این بدان معناست که ارتباط بین گویه‌ها با متغیر مکنون مربوط به خود در سطح اطمینان ۹۹ درصد پذیرفته می‌شود.

نتایج بررسی ضرایب آلفای کرونباخ و پایایی مرکب در جدول (۶) نشان داد که مقادیر این شاخص‌ها برای همه متغیرهای پنهان، بیشتر از ۰.۷ است و بنابراین پایایی ابزارهای اندازه‌گیری با استفاده از این دو شاخص هم تأیید شد. همانطور که در جدول (۶) ملاحظه می‌شود، نتایج بررسی مقادیر واریانس استخراج شده متغیرهای پنهان پژوهش نشان داد که همه متغیرها مقادیری بیش از ۵۰٪ به خود اختصاص دادند. بر این اساس می‌توان گفت: روایی همگرایی ابزارهای اندازه‌گیری با استفاده از شاخص میانگین واریانس استخراج شده، تأیید شد. همچنین، جذر میانگین استخراج شده هر متغیر پنهان، بیشتر از حداکثر همبستگی آن متغیر پنهان با متغیرهای پنهان دیگر است. بر این اساس روایی واگرا مدل اندازه‌گیری با استفاده از آزمون فورنل- لارکر تأیید شد.

جدول ۷: نتایج مقادیر بارهای عاملی متغیرهای مشاهده‌پذیر

پایایی مرکب	قابلیت اطمینان	آلفای کرونباخ	P Values	آماره t	بار عاملی	گویه‌ها
۸۳۰.۰	۷۹۴.۰	۷۹۳.۰	۰.۰۰۰.۰	۳۹۵.۱۶	۷۴۱.۰	۱BA -> محصول/خدمت جدید
			۰.۰۰۰.۰	۴۴۹.۱۵	۸۱۹.۰	۲BA -> درآمد بیشتر
			۰.۰۰۰.۰	۵۹۷.۲۳	۸۰۱.۰	۳BA -> ارزش‌گذاری مشتری
۹۰۸.۰	۸۶۵.۰	۸۶۵.۰	۰.۰۰۰.۰	۰۲۴.۱۸	۸۲۴.۰	۱BDC -> عملگرایی
			۰.۰۰۰.۰	۶۱۰.۲۷	۸۴۸.۰	۲BDC -> آموزش
			۰.۰۰۰.۰	۳۱۴.۳۵	۸۷۷.۰	۳BDC -> الگوبرداری
			۰.۰۰۰.۰	۳۱۱.۲۴	۸۲۴.۰	۴BDC -> تجاری‌سازی
۸۶۸.۰	۸۰۳.۰	۷۹۷.۰	۰.۰۰۰.۰	۸۶۷.۲۲	۷۹۲.۰	۱DSF -> خدمت محوری
			۰.۰۰۰.۰	۵۴۱.۱۴	۷۴۴.۰	۲DSF -> کاربردی نمودن
			۰.۰۰۰.۰	۱۲۹.۲۲	۸۱۲.۰	۳DSF -> تحلیل گری
			۰.۰۰۰.۰	۵۱۰.۲۲	۸۰۴.۰	۴DSF -> شناخت عمیق داده
۸۲۱.۰	۷۹۶.۰	۷۷۱.۰	۰.۰۰۰.۰	۵۲۶.۱۶	۷۸۸.۰	۱IS -> زیرساخت‌های فنی
			۰.۰۰۰.۰	۹۱۸.۴۶	۸۷۹.۰	۲IS -> عوامل فرهنگی
۸۶۰.۰	۶۷۶.۰	۶۷۵.۰	۰.۰۰۰.۰	۸۰۰.۴۶	۸۷۴.۰	۱OF -> موانع محیطی
			۰.۰۰۰.۰	۱۲۷.۳۵	۸۶۳.۰	۲OF -> عوامل داخلی
۹۰۵.۰	۸۶۶.۰	۸۵۸.۰	۰.۰۰۰.۰	۰۸۳.۱۲	۷۲۰.۰	۱SM -> برنامه ریزی
			۰.۰۰۰.۰	۰۵۹.۳۲	۸۷۰.۰	۲SM -> تفکر سیستمی
			۰.۰۰۰.۰	۱۵۸.۴۱	۸۸۵.۰	۳SM -> مدیریت دانش
			۰.۰۰۰.۰	۵۱۲.۳۶	۸۷۵.۰	۴SM -> بازار محوری
۹۳۰.۰	۸۳۲.۰	۸۲۷.۰	۰.۰۰۰.۰	۸۹۵.۴۰	۹۱۵.۰	۱SP -> آموزش عالی
			۰.۰۰۰.۰	۰۳۶.۷۰	۹۳۱.۰	۲SP -> حمایت دولتی

پایایی مرکب	قابلیت اطمینان	آلفای کرونباخ	P Values	آماره t	بار عاملی	گویه ها
۸۸۳.۰	۸۱۷.۰	۸۰۰.۰	۰۰۰.۰	۹۵۸.۳۸	۸۸۰.۰	۱ SR < منابع انسانی
			۰۰۰.۰	۱۰۲.۱۴	۷۵۵.۰	۲ SR < منابع مالی
			۰۰۰.۰	۳۹۲.۴۳	۸۹۷.۰	۳ SR < منابع داده

جدول ۸: آزمون فورنل - لارکر و میانگین واریانس استخراج شده

AVE	توسعه علم داده	منافع کسب و کاری	مدیریت نظام مند	عوامل سازمانی	سیاست های حمایتی	توانمندی بکارگیری تحلیل- های کلان داده	تامین منابع	بسترها	
۶۹۷.۰								۸۳۵.۰	بسترها
۷۱۷.۰							۸۴۷.۰	۵۵۶.۰	تامین منابع
۷۱۲.۰						۸۴۴.۰	۷۷۹.۰	۶۱۳.۰	توانمندی بکارگیری تحلیل
۸۵۲.۰					۹۲۳.۰	۷۴۳.۰	۶۲۰.۰	۶۴۶.۰	سیاست های حمایتی
۷۵۵.۰				۸۶۹.۰	۵۴۱.۰	۵۹۶.۰	۵۰۵.۰	۴۹۸.۰	عوامل سازمانی
۷۰۶.۰			۸۴۰.۰	۵۲۶.۰	۶۳۵.۰	۷۳۷.۰	۷۹۳.۰	۴۹۷.۰	مدیریت نظام مند
۶۲۱.۰		۷۸۸.۰	۵۳۵.۰	۷۰۶.۰	۵۲۶.۰	۵۸۱.۰	۵۰۴.۰	۵۱۰.۰	منافع کسب و کاری
۶۲۱.۰	۷۸۸.۰	۶۱۷.۰	۵۶۷.۰	۶۵۹.۰	۶۱۲.۰	۶۴۷.۰	۵۵۹.۰	۶۴۱.۰	توسعه علم داده

■ آزمون مدل های ساختاری

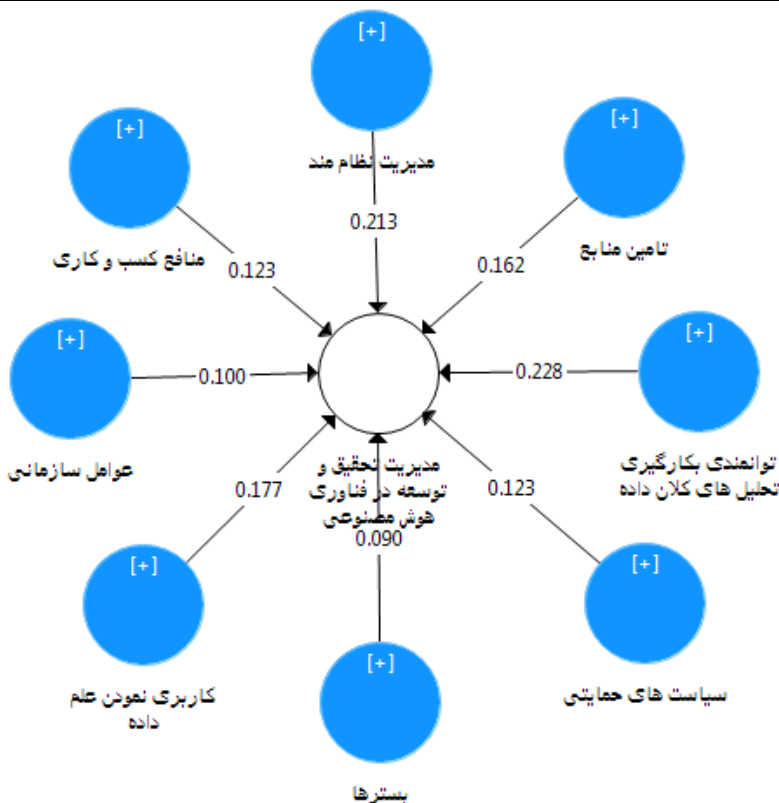
باتوجه به اینکه؛ نتایج تحلیل عاملی مرتبه اول بخش اندازه گیری متغیرهای درونزا و برونزا نشان داد که تمام مولفه ها از روایی و پایایی لازم برخوردارند، لذا در این قسمت، ساختار کلی مدل مفهومی پژوهش مورد آزمون قرار می گیرد، تا مشخص شود که آیا روابط تئوریکی که بین مولفه ها در مرحله تدوین چارچوب مفهومی مدنظر محقق بوده است، به وسیله داده ها تأیید گردیده یا نه. ضریب تعیین، میزان تبیین واریانس متغیر وابسته توسط متغیرهای مستقل را نشان می دهد. از مشکلات ضریب تعیین این است که میزان موفقیت مدل را بیش از اندازه برآورد می کند و کمتر تعداد متغیرهای مستقل و حجم نمونه را در نظر می گیرد، از این رو بعضی از محققان ترجیح می دهند از شاخص دیگری

¹ R Square

تحت عنوان ضریب تعیین تعدیل شده استفاده کنند (ساروخانی، ۱۳۸۲). نتایج ضرایب تعیین در جدول (۷) آورده شده است.

جدول ۹: ضریب تعیین

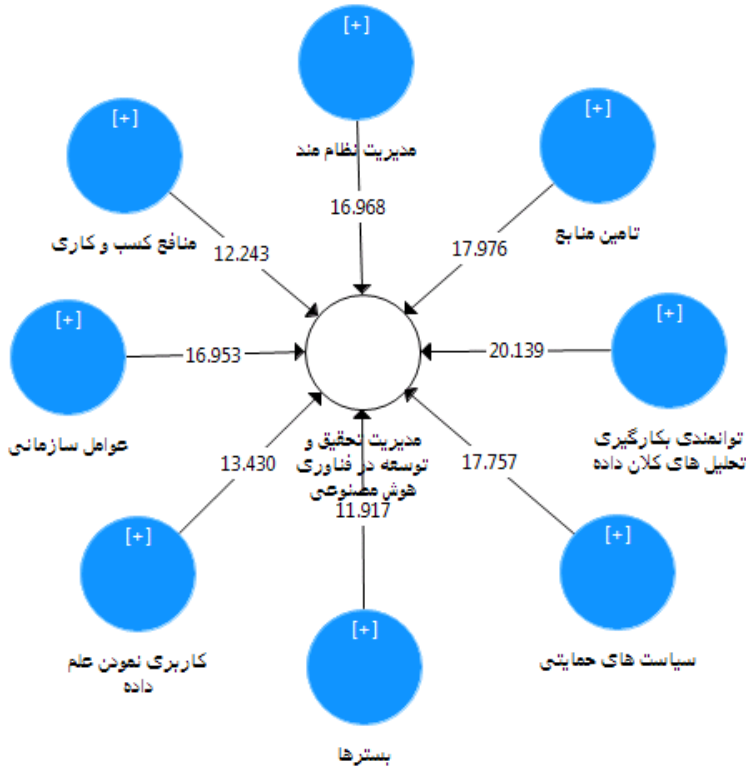
ضریب تعیین تعدیل شده	ضریب تعیین	مدیریت تحقیق و توسعه در فناوری هوش مصنوعی
۶۷۹.۰	۶۹۰.۰	



شکل ۴: نمودار ضرایب مسیر استاندارد

ضریب تعیین تعدیل شده مدیریت تحقیق و توسعه در فناوری هوش مصنوعی ۰,۶۷۹ است که این عدد بیان می کند که حدود ۶۸ درصد از تغییرات مدیریت تحقیق و توسعه در فناوری هوش مصنوعی تحت تأثیر متغیرهای شناسایی شده است و مابقی عواملی هستند که در مدل در نظر گرفته نشده است. معناداری ضرایب مسیر (بتا): یکی از شاخص های تایید روابط در مدل ساختاری معنادار بودن ضرایب مسیر می باشد. معناداری ضرایب مسیر مکمل بزرگی و جهت علامت ضریب بتای مدل می باشد. چنانچه مقدار بدست آمده بالای حداقل آماره در سطح مورد اطمینان در نظر گرفته شده باشد، آن رابطه یا

فرضیه تایید می شود. در سطح معناداری ۹۰ درصد، ۹۵ درصد و ۹۹ درصد این مقدار به ترتیب با حداقل آماره t ۱,۶۴، ۱,۹۶ و ۲,۵۸ مقایسه می شود.



شکل ۵: معناداری ضرایب مسیر

برازش کلی مدل معادلات ساختاری

مدل هایی که با رویکرد واریانس محور از طریق نرم افزارهای واریانس محور مانند Smart PLS مورد بررسی قرار می گیرند فاقد شاخصی کلی برای نگاه به مدل به صورت یکجا هستند. یعنی شاخصی برای سنجش کل مدل شبیه به رویکرد کواریانس محور وجود ندارد. اما در تحقیقات مختلف در این حوزه پیشنهاد شد که از شاخصی به نام نکویی برازش که توسط تننهاوس^۲ و همکاران (۲۰۰۵) معرفی شده می توان به جای شاخص های برازشی که در رویکردهای کواریانس محور وجود دارد، استفاده نمود. این شاخص هر دو مدل ساختاری و اندازه گیری را به صورت یکجا در نظر گرفته و کیفیت آن ها را مورد

¹ Goodness of fit (GOF)

² Tenenhaus

آزمون قرار می‌دهد. این شاخص بصورت میانگین R^2 و میانگین مقادیر اشتراکی بصورت دستی محاسبه می‌شود (Tenenhaus et al, 2005).

فرمول (۱)

$$GOF = \sqrt{\text{communalities} \times R^2}$$

این شاخص مجذور ضرب دو مقدار متوسط مقادیر اشتراکی و ضریب تعیین (فرمول ۱) است. از آنجا که این مقدار به دو شاخص مذکور وابسته است، حدود این شاخص بین صفر و یک بوده و وتزلس و همکاران (۲۰۰۹) سه مقدار ۰،۰۱؛ ۰،۲۵ و ۰،۳۶ را به ترتیب به عنوان مقادیر ضعیف، متوسط و قوی برای آن معرفی نمودند (Wetzels et al, 2009).

جدول ۸: نتایج برازش مدل کلی

GOF	√مقادیر اشتراکی	√ضریب تعیین	
۰،۳۹۱	۰،۵۶۶	۰،۶۹۰	بسترها
			تامین منابع
			توانمندی بکارگیری تحلیل های کلان داده
			سیاست های حمایتی
			عوامل سازمانی
			مدیریت نظام مند
			منافع کسب و کاری
توسعه علم داده			
۰،۰۷۴	ریشه دوم میانگین مربعات باقیمانده استاندارد شده (SRMR)		

مقدار بدست آمده برای GOF که به میزان ۰،۳۹۱ بوده و نزدیک به مقدار مرجع یعنی ۰،۳۶ است قوی بودن مدل را نشان می‌دهد، بنابراین برازش کلی مدل تأیید می‌شود. مقدار مطلوب برای شاخص ریشه دوم میانگین مربعات باقیمانده استاندارد شده حداکثر ۰،۰۸ است. نتایج بدست آمده از این شاخص نشان داد که مقدار آن برابر با ۰،۰۷۴ گزارش شد که مقداری مطلوب است و بنابراین برازش مناسب مدل کلی تأیید می‌شود.

▪ اولویت بندی مولفه‌ها

برای اولویت بندی مولفه‌ها از روش سوارا^۱ استفاده شده است. این روش یکی از روش های تصمیم گیری چند شاخصه است که هدف آن محاسبه وزن مولفه‌ها و شاخص‌ها است. در این روش مولفه‌ها بر اساس ارزش رتبه بندی می‌شوند، طوریکه به مهمترین مولفه رتبه یک و به کم اهمیت ترین مولفه رتبه آخر داده می‌شود. در نهایت مولفه‌ها بر اساس مقادیر متوسط اهمیت نسبی اولویت بندی می‌شوند.

¹ Step wise Weight Assessment Ratio Analysis (SWARA)

این تکنیک بر مبنای نظرات خبرگان استوار است و یک روش کاملاً قضاوتی است. بنابراین ۸ مولفه در اختیار ۱۰ کارشناس خبره قرار داده شد و از آن‌ها خواسته شد تا به شاخص‌ها رتبه ۱ تا ۸ داده شود. این رتبه‌بندی در جدول (۹) آورده شده است.

جدول ۹: رتبه‌بندی مولفه های اصلی

رتبه اولیه	میانگین	رتبه خبره ها										مولفه ها	کد
		۱۰	۹	۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱		
۲	۱.۲	۴	۳	۲	۱	۲	۱	۲	۳	۲	۱	مدیریت نظام مند	C۱
۱	۹.۱	۵	۲	۱	۲	۱	۲	۱	۲	۱	۲	تامین منابع	C۲
۴	۷.۳	۳	۸	۳	۳	۳	۳	۳	۴	۳	۴	توانمندی بکارگیری تحلیل	C۳
۳	۶.۳	۲	۴	۶	۴	۴	۴	۴	۱	۴	۳	سیاست های حمایتی	C۴
۵	۳.۴	۱	۱	۴	۶	۶	۵	۵	۵	۵	۵	بستر ها	C۵
۶	۸.۵	۶	۵	۵	۵	۵	۷	۶	۷	۶	۶	توسعه علم داده	C۶
۷	۲.۷	۷	۶	۷	۷	۷	۸	۸	۸	۷	۷	عوامل سازمانی	C۷
۸	۴.۷	۸	۷	۸	۸	۸	۶	۷	۶	۸	۸	منافع کسب و کاری	C۸

در گام دوم باید مولفه ها را به صورت نزولی برای هر ۱۰ خبره مرتب کرد (مولفه با رتبه ۱ در بالا و مولفه با رتبه ۸ در پایین قرار می‌گیرد) سپس اهمیت نسبی هر مولفه Z_j را با معیار ۱- Z_j بر اساس درصد بیان می‌کنیم (یعنی هر مولفه با مولفه قبل خود مقایسه می‌شود) خروجی این گام مقادیر Z_j ها است. در جدول (۱۰) نظرات خبرگان پژوهش در ارزیابی عوامل آورده شده است.

جدول ۱۰: محاسبه مقادیر S_j

S _j	خبره ۱۰	خبره ۹	خبره ۸	خبره ۷	خبره ۶	خبره ۵	خبره ۴	خبره ۳	خبره ۲	خبره ۱	کد
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	C _۲
۰.۶۶۱	۰.۴۸	۰.۸	۰.۷۹	۰.۷۸	۰.۴۵	۰.۵۶	۰.۶۵	۰.۷۵	۰.۶۵	۰.۷	C _۱
۰.۴۳۱	۰.۲۶	۰.۳۹	۰.۲۸	۰.۵۱	۰.۳۹	۰.۴۳	۰.۶۷	۰.۳۴	۰.۴۸	۰.۵۶	C _۴
۰.۵۹	۰.۷	۰.۵۵	۰.۴۵	۰.۸۷	۰.۷۸	۰.۵۷	۰.۶۵	۰.۵	۰.۴۵	۰.۳۸	C _۳
۰.۶۲۵	۰.۴۰	۰.۸	۰.۷۰	۰.۷۰	۰.۴۵	۰.۵۵	۰.۶۵	۰.۷۰	۰.۶۰	۰.۷	C _۵
۰.۲۹	۰.۲۰	۰.۳۰	۰.۲۰	۰.۵۰	۰.۳۰	۰.۴۰	۰.۲۰	۰.۳۰	۰.۴۰	۰.۱۰	C _۶
۰.۱۴۶	۰.۱۰	۰.۱۵	۰.۱۵	۰.۱۵	۰.۱۸	۰.۱۰	۰.۱۵	۰.۱۵	۰.۱۵	۰.۱۸	C _۷
۰.۴۷	۰.۵۵	۰.۴۵	۰.۳۵	۰.۳۵	۰.۳۵	۰.۴۵	۰.۶	۰.۵۵	۰.۷۵	۰.۳	C _۸

در گام بعد وزن مولفه بر اساس نظرات هر خبره محاسبه شد که نتایج آن در جدول (۱۱) آورده شده است. ستون W_j وزن معیارها می‌باشد.

جدول ۱۱: وزن نهایی مولفه‌ها

رتبه نهایی	w _j	q _j	K _j	S _j	مولفه‌ها	کد
۱	۰,۳۸۰	۱,۰۰۰	۱,۰۰۰	۰,۰۰۰	مدیریت نظام مند	C _۲
۲	۰,۲۲۹	۰,۶۰۲	۱,۶۶۱	۰,۶۶۱	تامین منابع	C _۱
۳	۰,۱۴۴	۰,۳۷۹	۱,۴۳۱	۰,۴۳۱	توانمندی بکارگیری تحلیل های کلان داده	C _۴
۴	۰,۰۸۹	۰,۲۳۳	۱,۵۹۰	۰,۵۹۰	سیاست های حمایتی	C _۳
۵	۰,۰۵۴	۰,۱۴۳	۱,۶۲۵	۰,۶۲۵	بسترها	C _۵
۶	۰,۰۴۲	۰,۱۱۱	۱,۲۹	۰,۲۹	توسعه علم داده	C _۶
۷	۰,۰۳۷	۰,۰۹۷	۱,۱۴۶	۰,۱۴۶	عوامل سازمانی	C _۷
۸	۰,۰۲۵	۰,۰۶۶	۱,۰۴۷	۰,۰۴۷	منافع کسب و کاری	C _۸

به این ترتیب ملاحظه می‌گردد که آنچه به عنوان مولفه های مهم تر مدیریت تحقیق و توسعه داده محور اولویت بندی شده است، مدیریت نظام مند یا سیستمی، تامین منابع (به ویژه در بخش منابع انسانی آشنا با علم داده) و توانمندی بکار گیری تحلیل های کلان داده می‌باشد.

۵- بحث و نتیجه گیری

در این مقاله مولفه های اساسی در مدیریت تحقیق و توسعه هوش مصنوعی شامل مدیریت نظام مند، تامین منابع، توانمندی بکارگیری تحلیل های کلان داده، سیاست های حمایتی دولت، توسعه علم داده، عوامل سازمانی و منافع کسب و کاری در قالب یک روش تحقیق آمیخته شناسایی و اولویت بندی شده و در ادامه تشریح می گردند.

مدیریت ناشی از تفکر نظام مند به این مفهوم است که به جای اینکه اجزای کوچکتر سیستم به طور جداگانه مورد مطالعه قرار گیرند، مدیریت تحقیق و توسعه در سازمان باید چشم انداز خود را گسترش دهد تا تعداد تعاملات بیشتری را در نظر بگیرد. به این ترتیب داده های مختلف از منابع غیر مرتبط هم به عنوان ورودی فرآیند تحقیق و توسعه پتانسیل ورود به سیستم برای استخراج و اکتشاف دانش جدید را خواهند داشت. مدیریت نظام مند جمع آوری، ذخیره، تحلیل و به اشتراک گذاری داده ها در کنار مدیریت موثر دانش و تجربه کارکنان در قالب یک برنامه راهبردی که در آن رویکرد داده محوری و گرایش به بازار پیش بینی شده باشد در پیاده سازی این مدل موثر خواهد بود. این بخش با مدل ارائه شده ورستهن و دیگران (۲۰۱۸) و مطالعات کیه زا (۲۰۰۱) همخوانی دارد. وجود منابع مالی، انسانی و داده نیز برای تامین زیرساخت های آزمایشگاهی و فعالیت متخصصین در انواع تحقیقات به ویژه در حوزه هوش مصنوعی ضروری است.

در فرآیند اجرایی مدیریت تحقیق و توسعه باید اذعان داشت که بهترین راهبرد ها و برنامه ها تا زمانی که به صورت عملیاتی پیاده سازی نشود نتیجه ای عاید سازمان نخواهند کرد، لذا لازم است قدم های اجرایی هر چند کوچک در این زمینه توسط واحدهای تحقیق و توسعه شروع شود. برای این کار نیاز به آموزش تکنیک های تحلیل کلان داده است. در فضای جدید فعالیت های تحقیق و توسعه علاوه بر داشتن تخصص فنی در زمینه مورد تحقیق، به تخصص علم داده ها و مهارت تحلیل هم در کنار آن نیاز است. برای این کار می توان الگوهای موفق شرکت ها و سازمان های پیشرو را بومی نموده و پس از پیاده سازی بهبود داد. دانش به دست آمده از تحلیل های کلان داده هم به صورت مستقیم با استفاده از آن در فرآیند تحقیق و توسعه، و هم به صورت مستقیم و متناسب با شرایط بازار قابلیت تجاری سازی و کاربردهای مرتبط با هوش مصنوعی را خواهد داشت، این یافته هم با تحقیقات ون دوین و بخشی (۲۰۱۸)، بلکبورن و همکاران (۲۰۱۷)، و ایگر و همکاران (۲۰۲۱) همراستا است که در آن بینش حاصل از تحلیل های کلان داده را بر اثربخشی مدیریت تحقیق و توسعه موثر می داند.

اگر چه شبکه جهانی اینترنت، بستر قابل ملاحظه ای برای تولید و ذخیره سازی داده در قالب انواع شبکه های اجتماعی، وبگاه ها، پیام رسان ها و برنامه های کاربردی دیگر فراهم نموده است، با این حال رشد سریع ابزارهای اینترنت اشیا نظیر حسگرهای مختلف صنعتی و مصرفی باعث شده در کنار داده های ساختار یافته و معمول سازمان ها، داده هایی متنوع، متفاوت، و عظیم با سرعت سرسام آوری در شبکه ها

جریان داشته باشند. همه این قابلیت‌ها در سایه وجود زیرساختی کارآمد و ایمن محقق خواهد شد. در کنار آن باید رویکرد تحلیل‌گری به داده‌ها که متاثر از کاربرد علوم پایه مثل ریاضیات و آمار است اتخاذ گردد تا با استفاده از الگوریتم‌های آماری و سامانه‌های تحلیلی بتوان دانش و بینش‌های ارزشمند مرتبط با حوزه فعالیت را جستجو و کشف نمود. فرهنگ‌سازی سازمانی و کسب شناخت عمیق از داده‌ها به عنوان یکی از بسترهای غیر فنی به نهادینه شدن اجرای راهبردها کمک خواهد نمود و این امر هم در گرو کاربردی نمودن و استفاده از تحلیل‌ها در خدمات مختلف هر چند به صورت محدود، در سازمان‌ها است. این شرایط را می‌توان به نوعی در مطالعات برکاوت و همکاران (۲۰۱۷) و مواردی که آگرافیوتی (۲۰۱۸) با موضوع راه‌اندازی آزمایشگاه R&D هوش مصنوعی مورد تاکید قرار گرفته تطبیق داد.

چالش‌ها و موانع سازمانی تاثیرگذار بر مدیریت تحقیق و توسعه داده محور در دو بعد محیطی و داخلی شناسایی شد. موانع محیطی خارج از سازمان بر کیفیت داده‌های تولید و جمع‌آوری شده تاثیرگذار هستند. به عنوان مثال حملات سایبری، از بین رفتن زیرساخت‌های مراکز داده و مواردی از این قبیل که خارج از کنترل سازمانی هستند. موانع سازمانی عمدتاً ناشی از عدم تعهد مدیران، فرهنگ سازمانی نامناسب و نداشتن منابع مالی و انسانی مورد نیاز است که در مطالعات کنسن و همکاران (۲۰۱۴) هم مشاهده شده است.

برای موفقیت در مدیریت تحقیق و توسعه داده محور به ویژه در حوزه هوش مصنوعی، سیاست‌های حمایتی دولت و تغییر رویکرد آموزش عالی به سمت داده محوری بسیار حائز اهمیت است. موفقیت در بهره‌برداری بهینه از علم داده‌ها با اهداف نوآوری صنعتی نیازمند اتخاذ راهبردهای آموزشی مناسب به ویژه در دانشگاه‌ها و موسسات آموزش عالی برای تربیت نیروی انسانی خواهد بود. علاوه بر این سیاست‌های حمایتی دولت (اعم از سیاست‌های تنظیم‌گری دسترسی به داده، اعطای یارانه و پاداش‌های تحقیقاتی، معافیت‌های مالیاتی و غیره) به منظور نهادینه شدن تحقیق و توسعه هوش مصنوعی در حوزه دانشگاه‌ها، پژوهشگاه‌ها و آزمایشگاه‌های دولتی، واحدهای تحقیق و توسعه شرکت‌های بزرگ، متوسط و کوچک و همچنین شرکت‌های نوپا و دانش بنیان می‌تواند این روند را تسریع نماید. با توجه به استراتژی شرکت‌های بزرگ فناوری برای راه‌اندازی آزمایشگاه تحقیق و توسعه هوش مصنوعی خود در سایر کشورها به منظور بهره‌برداری از ظرفیت‌های نیروی انسانی آموزش دیده، مزایای مالی و غیره، این راهبردها در گزارش موسسه CEST (۲۰۲۰)، IBM (۲۰۲۰)، یانگ (۲۰۱۸) و شاید (۲۰۲۰) هم اشاره شده است.

مهم‌ترین پیامدهای مدیریت موثر تحقیق و توسعه در هوش مصنوعی برای سازمان، منافع تجاری و توسعه محصول خواهد بود. این منافع شامل محصولات و خدمات جدید، پیامدهای مثبت مالی و رضایت مشتریان است. انتظار بر این است که محصولات و خدمات جدیدی در حوزه هوش مصنوعی در نتیجه‌ی

به کارگیری مدیریت تحقیق و توسعه داده محور به دست آید که در راستای نیازهای تلویحی و تصریحی مشتریان باشد. از این رو می تواند رضایت و وفاداری آن ها را جلب نموده و به نوبه خود باعث افزایش درآمد و سود سازمان گردد. با این حال جنبه مالی دیگری که رویکرد داده محور می تواند داشته باشد در مدیریت هزینه و شناسایی و کاهش هزینه های مختلف سازمان باشد. پیامدهای این مدل ارزش های ایجاد شده به وسیله هوش مصنوعی که توسط کلنار (۲۰۱۶) مطرح شده بود را مورد تاکید قرار می دهد.

روند تحولات مدیریتی تحقیق و توسعه (به ویژه در هوش مصنوعی) از محدود و منزوی بودن در ساختارهای سازمانی معمول به سمت ارتباط بیشتر با راهبردهای تجاری و فناوری شرکت ها پیش رفته است. امروزه مفاهیم نوینی نظیر رصد فناوری، شبکه سازی و همکاری های پژوهشی، جمع سپاری، الگوی های متن باز و نوآوری باز، مدیریت تحقیق و توسعه را وادار به تعامل و تبادل دانش با سایر بخش های شرکت، تامین کنندگان، مشتریان و حتی رقبا نموده است. با این حال، بکارگیری بینش حاصل از تحلیل های کلان داده در مدیریت تحقیق و توسعه به عنوان سهم علمی این مقاله می تواند منبع جدیدی از دانش در دنیای پر رقابت و پر از پیچیدگی کنونی، برای مدیران تحقیق و توسعه تامین کند.

مطالعات میدانی این پژوهش در ایام شیوع بیماری کرونا باعث بروز محدودیت هایی در روند دسترسی به افراد خبره مورد نیاز گردید. بنابراین برای تحقیقات آتی پیشنهاد می گردد کسب و کارهای بیشتری از صنایع مختلف از جمله شرکت ها و موسسات فعال در حوزه هوش مصنوعی به عنوان مطالعه موردی، بررسی گردد تا بتوان یک نوع مدل بلوغ یافته از مدیریت تحقیق و توسعه داده محور ارائه داد.

منابع

- اصغری، مریم؛ خمسه، عباس و پیلهوری، نازنین؛ مدل ارتقای توانایی‌های تحقیق و توسعه با رویکرد کیفی در صنایع ساخت تجهیزات نیروگاهی و تامین انرژی؛ فصلنامه مدیریت نوآوری در سازمان‌های دفاعی، ۱۳۹۹
- علیزاده، پریسا؛ منوچهر؛ سیاست‌های حمایت از تحقیق و توسعه در بخش کسب و کار، فصلنامه سیاست علم و فناوری، ۱۳۹۸
- علیزاده، سوده؛ نوربخش، سید کامران؛ قاسمی، بهروز؛ طراحی مدل عوامل موثر بر استراتژی‌های تحقیق و توسعه در شرکت‌های خودرویی با تاکید بر رویکرد ساختاری-تفسیری (ISM)، فصلنامه بهبود مدیریت، ۱۴۰۱
- میرزازاده، ابوالفضل؛ زراعتکار، محمد؛ ارائه مدلی برای فاکتورهای کلیدی موفقیت در فرآیندهای طراحی و توسعه محصول جدید صنعت خودرو با رویکرد DFX، فصلنامه توسعه تکنولوژی صنعتی، ۱۴۰۱
- خمسه، عباس و عساری، محمد حسن، مدیریت تحقیق و توسعه، انتشارات سرفراز، کرج، ۱۳۹۸
- ساروخانی، باقر. روش‌های تحقیق در علوم اجتماعی، پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی، تهران ۱۳۸۲
- Amsden Alice H., F. Ted Tschang (2003). A new approach to assessing the technological complexity of different categories of R&D (with examples from Singapore), Research policy.
- Agrafioti, Foteini (2018), How to Set Up an AI R&D Lab, RBC.
- Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., GilLopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. Information Fusion, 58, 82-115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
- Barr, Arron and Feigenbaum, Edward A. (1981), *the Handbook of Artificial Intelligence*, Volume 1, DOI: <https://doi.org/10.1016/C2013-0-07690-6>
- Baird, A., & Maruping, L. M. (2021). The Next Generation of Research on IS Use: A Theoretical Framework of Delegation to and from Agentic IS Artifacts. MIS Quarterly, 45(1), 315-341. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/15882>
- Berkhout, A. J.; Hartmann, Dap; Van Der Duin, Patrick; Ortt, Roland (2006): Innovating the innovation process. In *International Journal of Technology Management* 34 (3-4), pp. 390-404. DOI: 10.1504/IJTM.2006.009466
- Blackburn Michael, Alexander Jeffrey, J. Legan David & Klabjan Diego (2017) Big Data and the Future of R&D Management, *Research-Technology Management*, 60:5, 43-51, DOI: 10.1080/08956308.2017.1348135
- Botha, A. (2016), Future Thinking in R&D Management, R&D Management Conference 2016 "From Science to Society: Innovation and Value Creation" 3-6 July 2016, Cambridge, UK
- Berente N., Gu B, Recker J., Santanam R. (2021). Managing Artificial Intelligence, *Journal of MIS quarterly*. Vol 45, No 3, 2021, doi: 10.25300/MISQ/2021/16274
- Brynjolfsson, E., & Mitchell, T. (2017). What Can Machine Learning Do? Workforce Implications. *Science*, 358(6370), 1530-1534.
- Bughin, Jacques, Hazan, Eric, Ramaswamy, Sree, Chui, Michael, Allas, Tera, Dahlström, Peter, Henke, Nicholas, and Trench, Monica (2017), "Artificial Intelligence: The Next Digital Frontier?" (McKinsey Global Institute, June 2017).
- Bullinaria, John A. (2005). The Roots, Goals and Sub-fields of AI, School of Computer Science, University of Birmingham
- Castelvecchi, D. (2016). Can we open the black box of AI? *Nature*, 538(7623), 20-23. <https://doi.org/10.1038/538020a>
- Chen, H., Chiang, R., & Storey, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impacts. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165-1188.
- Chiesa, V. (2001) R&D strategy and Organization, London (UK), Imperial college press.
- David Silver, Huang Aja, Chris J. Maddison, Arthur Guez, Laurent Sifre, George van den Driessche, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Veda Panneershelvam, Marc Lanctot, Sander Dieleman, Dominik Grewe, John Nham, Nal Kalchbrenner, Ilya Sutskever, Timothy Lillicrap, Madeleine Leach, Koray

- Kavucuoğlu, Thore Graepel, and Demis Hassabis, "Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search," *Nature* 529 (2016): 484-89.
- Eggers, W. Mendelson, T. Chew, B. Kishnani, P. K. K. (2021). Crafting an AI strategy for government leaders, Deloitte insight
- Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human Trust in Artificial Intelligence: Review of Empirical Research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627-660. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0057>
- Gunning, D., Stefik, M., Choi, J., Miller, T., Stumpf, S., & Yang, G.-Z. (2019). XAI—Explainable Artificial Intelligence. *Science Robotics*, 4(37), eaay7120. <https://doi.org/10.1126/scirobotics.aay7120>
- Heston, Roxanne and Zwetsloot, Remco (2021), Mapping U.S. Multinationals' Global AI R&D Activity, CEST.
- Howe, B. 2015. A confluence of big data skills in academic and industry R&D. Presentation given at the IRI Annual Meeting, Seattle, Washington, April. Available on Slideshare as "Big Data Talent in Industry and R&D," <http://www.slideshare.net/billhoweuw/iri-meeting>
- IBM Research | Tokyo, (2020). What is next in AI? IBM. <http://www.research.ibm.com/labs/tokyo/>
- Kensen, Alex K.; Pretorius, Jan-Harm; Petorius, Leon (2014): Towards the sixth generation of R&D management: an exploratory study. In IAMOT (Ed.): Proceedings of the International Conference for the International Association of Management of Technology. Washington, May 22st to 26st.
- Kelnar, David (2016), The fourth industrial revolution: a primer on Artificial Intelligence (AI), <https://medium.com/mmc-writes/the-fourth-industrial-revolution-a-primer-on-artificial-intelligence-ai-ff5e7ffcael>
- Kellogg, K. C., Valentine, M. A., & Christin, A. (2020). Algorithms at Work: The New Contested Terrain of Control. *Academy of Management Annals*, 14(1), 366-410. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174>
- Kitchin, R. (2014). *The Data Revolution: Big Data, Open Data, Data Infrastructures & Their Consequences*. Sage
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep Learning. *Nature*, 521(7553), 436.
- Lyytinen, K., Nickerson, J. V., & King, J. L. (2021). Metahuman Systems = Humans + Machines That Learn. *Journal of Information Technology*, forthcoming. <https://doi.org/10.1177/0268396220915917>
- Martin, K. (2019b). Ethical Implications and Accountability of Algorithms. *Journal of Business Ethics*, 160(4), 835-850. <https://doi.org/10.1007/s10551-018-3921-3>
- Metcalf, L., Askay, D. A., & Rosenberg, L. B. (2019). Keeping Humans in the Loop: Pooling Knowledge through Artificial Swarm Intelligence to Improve Business Decision Making. *California Management Review*, 61(4), 84-109. <https://doi.org/10.1177/0008125619862256>
- Mowery, David C. (2009): Plus ça change: Industrial R&D in the "third industrial revolution". In *Industrial and Corporate Change* 18 (1), pp. 1–50.
- Nobelios D. (2003). Toward the six generation of R&D management, *Journal of Project Management*
- NSTC (2016), Preparing for the Future of Artificial Intelligence. National science and Technology Council.
- OECD (2013): supporting investment in knowledge capital growth and innovation, OECD publishing, <http://dx.doi.org/10.1787/1978926193307-en>
- OECD (2015): Frascati manual 2015. Guidelines for collecting and reporting data on research and experimental development. Paris: OECD (The measurement of scientific, technological and innovation activities).
- Otto, Boris; Jürjens, Jan; Schon, Jochen; Auer, Sören; Menz, Nadja; Wenzel, Sven; Cirullies, Jan (2016): Industrial Data Space. *Digitale Souveränität über Daten*. With assistance of Jan Cirullies. Edited by Fraunhofer-Gesellschaft zur Förderung der angewandten Forschung e.V. München. Available online at <http://www.industrialdataspace.org/publications/ids-whitepaper/>
- President's Council of Advisors on Science and Technology (2020), Recommendations for Strengthening American Leadership in Industries of the Future (Washington, DC: Office of Science and Technology Policy) https://science.osti.gov/-/media/_/pdf/about/pcast/202006/PCAST_June_2020_Report.pdf?la=en&hash=019A4F17C79FDEE5005C51D3D6CAC81FB31E3ABC

- Rahwan, I., Cebrian, M., Obradovich, N., Bongard, J., Bonnefon, J.-F., Breazeal, C., Crandall, J. W., Christakis, N. A., Couzin, I. D., Jackson, M. O., Jennings, N. R., Kamar, E., Kloumann, I. M., Larochelle, H., Lazer, D., McElreath, R., Mislove, A., Parkes, D. C., Pentland, A., Roberts, M. E., Shariff, A., Tenenbaum, J. B., & Wellman, M. P. (2019). Machine Behaviour. *Nature*, 568, 477486. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1138-y>
- Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence. *California Management Review*, 61(4), 66-83. <https://doi.org/10.1177/0008125619862257>
- Shed (2020), "Facebook Plans To Double Size of AI Research", Forbes
- Stanford University "One Hundred Year Study on Artificial Intelligence (AI100)," accessed August 1, 2016, <https://ai100.stanford.edu>.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). Reinforcement Learning: An Introduction (2nd ed.). MIT Press
- Tenenhaus, M., Esposito Vinzi, V., Chatelin, Y.-M., & Lauro, C. (۲۰۰۵). PLS path modeling. *Computational Statistics & Data Analysis*, ۴۸(۱), ۱۵۹-۲۰۵
- UNESCO. (1982). Guide for Collecting Statistics Relating to Science and Technology Activities. Report No. [5] For Collecting and Reporting Data on Research and Experimental Development.
- Van Duin, Stefan and Bakhshi, Naser (2018), Artificial Intelligence, Deloitte
- Verstehen, W; Gestalten, Z (2018); Impulse für die Zukunft der Innovation. Fraunhofer-Verbund Innovations forschung (Ed.); Available online at: <http://publica.fraunhofer.de/documents/N-491577.html>
- Wetzels, M., Odekerken-Schorder, G., & Van Oppen, C. (۲۰۰۹) Using PLS Path Modeling for Assessing Hierarchical Construct Models: Guidelines and Empirical Illustration, *MIS Quarterly*, ۳۳, (۳۳), ۱۷۷-۱
- Wohlfart, L.; Moll, K.; Wilke, J. (2011): Karriere- und Anreizsysteme für die Forschung und Entwicklung. Aktuelle Erkenntnisse und zukunftsweisende Konzepte aus Wissenschaft und betrieblicher Praxis. Stuttgart: Fraunhofer-Verl
- Wu, L., & Lou, B. (2021). AI on Drugs: Can Artificial Intelligence Accelerate Drug Development? Evidence from a Large-scale Examination of Bio-pharma Firms. *MIS Quarterly*, 45, forthcoming.
- Yagnik, Jay, (2019). *Google Research India: an AI lab in Bangalore*, <https://blog.google/around-the-globe/google-asia/google-research-india-ai-lab-bangalore/>
- Yang, Elvina, "Microsoft R&D Center in Taiwan Starts Recruiting for AI Research." <https://meet-global.bnext.com.tw/articles/view/42604>