Research Paper

Investigating the Role of Data Mining in Enhancing Science and Technology Policymaking: Analyzing Functions and Implications

*Leila Namdarian[1], Hamid Reza Khedmatgozar[2]

1.Associate Professor, Information and Society Research Department, Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IRANDOC), Tehran, Iran.
2. Assistant Professor, Information Technology Research Department, Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IRANDOC), Tehran, Iran

Use your device to scan and read the article online

Citation: Namdarian1.L,Khedmatgozar.H,(2024). [Investigating the Role of Data Mining in Enhancing Science and Technology Policymaking: Analyzing Functions and Implications (Persian)]. *Journal of Governance knowledge,* 02(04), 4-29.https://doi.org/10.22034/jokog.2024.481554.1019

https://doi.org/10.22034/jokog.2024.481554.1019

CC BY NC

Received: 02 Oct 2024
Revised: 23 Oct 2024
Accepted: 31 Nov 2024
Available Online: 20 Dec 2024

Keywords:
Data Mining in Policymaking, Trend Analysis, Risk Management, Resource Allocation Optimization, Policy Effectiveness Assessment, Alternative Scenario Evaluation

ABSTRACT

In today's complex and fast-paced world, effective policymaking in the fields of science, technology, and innovation has become one of the most critical challenges for nations. Given the vast and diverse volume of data available, leveraging this information for precise and efficient decision-making has become increasingly important. In this context, data mining, as a novel and powerful tool, offers unique capabilities in analyzing, forecasting, and evaluating policies, thereby aiding policymakers in improving their decision-making processes. The primary aim of this research is to identify and explain the roles and functions of data mining in the science and technology policymaking process. To achieve this goal, a systematic literature review, thematic analysis, and constant comparative method have been employed. The findings of the study indicate that data mining plays five key roles in science and technology policymaking: "trend analysis and future forecasting," "assessment of policy outcomes and effectiveness," "risk prediction and management," "resource allocation prioritization and optimization," and "supporting decision-making through alternative scenario evaluations." These functions can assist policymakers in making better decisions by utilizing real data and precise analysis. This research introduces the applications of data mining across various stages of policymaking, from problem identification and diagnosis to policy formulation, implementation, and evaluation, providing new insights for enhancing policymaking processes. Moreover, the results can contribute to the development of evidence-based policies in science, technology, and innovation, thereby facilitating more strategic and efficient decision-making.

*** Corresponding Author:**

Leila Namdarian

Address: Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IRANDOC), Tehran, Iran.
E-mail: Namdarian@irandoc.ac.ir

مقاله پژوهشی

بررسی نقش داده‌کاوی در تقویت سیاست‌گذاری علم و فناوری: تحلیل کارکردها و پیامدها

• لیلا نامداریان[۱]، حمیدرضا خدمتگزار[۲]

۱. دانشیار، سیاستگذاری علم و فناوری، پژوهشکده جامعه و اطلاعات، پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک)، تهران، ایران.

۲. استادیار، مدیریت فناوری اطلاعات، پژوهشکده فناوری اطلاعات، پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک)، تهران، ایران.

تاریخ دریافت: ۱۱ مهر ۱۴۰۳
تاریخ پذیرش: ۰۲ آبان ۱۴۰۳
تاریخ پذیرش: ۱۰ آبان ۱۴۰۳
تاریخ انتشار: ۳۰ آذر ۱۴۰۳

چکیده

در دنیای پیچیده و پرسرعت امروزی، سیاست‌گذاری مؤثر در حوزه‌های علم، فناوری و نوآوری به یکی از مهم‌ترین چالش‌ها و نیازهای کشورهای مختلف تبدیل شده است. با توجه به حجم عظیم داده‌های موجود و تنوع آن‌ها، بهره‌گیری از این اطلاعات برای اتخاذ تصمیمات دقیق و کارآمد اهمیت بسیاری پیدا کرده است. در این زمینه، داده‌کاوی به عنوان ابزاری نوین و کارآمد، قابلیت‌های بی‌نظیری در تحلیل، پیش‌بینی و ارزیابی سیاست‌ها دارد و می‌تواند به سیاست‌گذاران در بهبود فرآیند تصمیم‌گیری کمک کند. هدف اصلی این پژوهش، شناسایی و تبیین نقش‌ها و کارکردهای داده‌کاوی در فرآیند سیاست‌گذاری علم و فناوری است. به‌منظور دستیابی به این هدف، از روش مرور سیستماتیک ادبیات، تحلیل مضمون، و روش مقایسه مداوم بهره گرفته شده است. یافته‌های پژوهش حاکی از آن است که داده‌کاوی پنج کارکرد کلیدی در سیاست‌گذاری علم و فناوری دارد که عبارتند از: «تحلیل روند و پیش‌بینی آینده»، «بررسی پیامدها و سنجش اثربخشی سیاست‌ها»، «پیش‌بینی و مدیریت ریسک‌های احتمالی»، «اولویت‌بندی و بهینه‌سازی تخصیص منابع»، و «پشتیبانی از تصمیم‌گیری از طریق ارزیابی سناریوهای جایگزین». این کارکردها می‌توانند به سیاست‌گذاران کمک کنند تا با استفاده از داده‌های واقعی و تحلیل دقیق، تصمیمات بهتری اتخاذ کنند. این پژوهش با معرفی کاربردهای داده‌کاوی در تمامی مراحل سیاست‌گذاری، از شناسایی و تشخیص مسئله تا تدوین، اجرا و ارزیابی سیاست‌ها، بینش‌های جدیدی برای بهبود فرآیندهای سیاست‌گذاری ارائه می‌دهد. همچنین، نتایج می‌تواند به توسعه سیاست‌های مبتنی بر شواهد در حوزه‌های علم، فناوری و نوآوری کمک کند.

کلیدواژه‌ها:
داده‌کاوی در سیاست‌گذاری، تحلیل روند، مدیریت ریسک، بهینه‌سازی تخصیص منابع، سنجش اثربخشی سیاست‌ها، ارزیابی سناریوهای جایگزین

* **نویسنده مسئول:**
لیلا نامداریان
نشانی: پژوهشکده جامعه و اطلاعات، پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک)، تهران، ایران.
رایانامه: Namdarian@irandoc.ac.ir

مقدمه

داده‌کاوی فرآیند استخراج اطلاعات و بینش‌های ارزشمند از مجموعه داده‌های بزرگ با استفاده از تکنیک‌ها و الگوریتم‌های تحلیلی پیشرفته است. این روش که به عنوان کشف دانش در پایگاه‌های داده نیز شناخته می‌شود، در دهه ۱۹۸۰ و اوایل دهه ۱۹۹۰ با رشد سریع داده‌های دیجیتال و نیاز به تکنیک‌های پیشرفته برای استخراج بینش‌ها از این داده‌ها ظهور کرد (فیاد[1] و همکاران، ۱۹۹۶). داده‌کاوی ریشه در حوزه‌های مختلف از جمله آمار، یادگیری ماشینی، سیستم‌های پایگاه داده و هوش مصنوعی دارد و در ابتدا عمدتاً در کسب‌وکارها، مانند بازاریابی و مدیریت ارتباط با مشتری، به‌ویژه برای کشف تقلب، مورد استفاده قرار گرفت (ویتن[2] و همکاران، ۲۰۰۵). با گذشت زمان، این فناوری به حوزه‌های مختلف دیگر، از جمله تحقیقات علمی، مراقبت‌های بهداشتی، مالی و سیاست‌گذاری دولتی، گسترش یافت (لی[3]، ۲۰۲۰).

در حوزه سیاست‌گذاری علم و فناوری، داده‌کاوی به یک ابزار کلیدی برای تحلیل و پیش‌بینی مسائل پیچیده تبدیل شده است. رشد کلان‌داده‌ها و دسترسی روزافزون به داده‌ها از منابع متنوع، مانند شاخص‌های علمی و فناوری، پیشرفت‌های فناورانه، و شاخص‌های اجتماعی-اقتصادی، اهمیت این ابزار را در سیاست‌گذاری بیش از پیش برجسته کرده است (هوشتل[4] و همکاران، ۲۰۱۶). به موازات افزایش حجم و پیچیدگی این داده‌ها، روش‌های سنتی تحلیل اطلاعات ناکافی و ناکارآمد شده‌اند و نیاز به تکنیک‌های پیچیده‌تر داده‌کاوی را آشکار می‌سازند.

یکی از مزایای کلیدی داده‌کاوی در سیاست‌گذاری علم و فناوری، توانایی آن در تسهیل تحلیل روندها و پیش‌بینی‌های دقیق است. از سوی دیگر، تکنیک‌های داده‌کاوی از طریق تجزیه و تحلیل مجموعه داده‌های بزرگ (ویت[5] و همکاران، ۲۰۲۱)، کشف روابط علی و بررسی اثرات مداخلات مختلف سیاستی (آتی و ایمبنس[6]، ۲۰۱۷؛ تسوکیاس[7] و همکاران، ۲۰۱۳)، و ایجاد سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر داده (کنت و شموئل[8]، ۲۰۱۶؛ علی[9] و همکاران، ۲۰۲۳؛ حسین[10] و همکاران، ۲۰۲۳)، سیاست‌گذاران را قادر می‌سازد تا بر اساس تحلیل‌های جامع، بینش‌ها و توصیه‌های عملیاتی دقیق‌تری دریافت کنند و از این طریق به تصمیم‌گیری و سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد کمک می‌کند (فیاد و همکاران، ۱۹۹۶؛ پلوتنیکوا[11] و همکاران، ۲۰۲۰؛ پرووست و فوکت[12]، ۲۰۱۳).

البته باید توجه داشت، با وجود همه این مزایا، داده‌کاوی باید همراه با تخصص حوزه، مشارکت ذینفعان و ملاحظات اخلاقی مورد استفاده قرار گیرد. یافته‌های داده‌کاوی نیازمند ارزیابی در چارچوب اهداف سیاستی، ارزش‌های اجتماعی و پیامدهای ناخواسته احتمالی هستند (رویگر[13]، ۲۰۱۷؛ آندروتسوپولو و چارالابیدیس[14]، ۲۰۲۱).

1.Fayyad
2.Witten
3. Lee
4. Höchtl
5.Viet
6.Athey & Imbens
7.Tsoukias
8.Kenett & Shmuel
9.Ali
10.Hossin
11.Plotnikova
12.Provost & Fawcett
13.Roiger
14.Androutsopoulou & Charalabidis

در مجموع، با توجه به پیچیدگی‌های فزاینده در سیاست‌گذاری علم و فناوری و افزایش دسترسی به داده‌های حجیم و متنوع، داده‌کاوی به عنوان یک ابزار کلیدی برای سیاست‌گذاری مبتنی بر داده و شواهد علمی مطرح است. پژوهش حاضر با هدف بررسی و تحلیل کارکردهای داده‌کاوی در سیاست‌گذاری، به دنبال ارائه راهکارهایی برای بهبود فرآیندهای تصمیم‌گیری در حوزه علم و فناوری است. در همین راستا، مهمترین سوالاتی که این پژوهش به دنبال پاسخ به آنهاست عبارتند از: ۱) کارکردهای داده‌کاوی در سیاست‌گذاری علم و فناوری کدامند؟ ۲) این کارکردها را چگونه می‌توان با گام‌های سیاست‌گذاری علم و فناوری نگاشت کرد؟

به‌منظور پاسخ به سوالات مذکور، بخش دوم مقاله به مبانی نظری، بخش سوم به روش پژوهش، بخش چهارم به یافته‌های پژوهش و در نهایت بخش پنجم به بحث و نتیجه‌گیری می‌پردازد.

مبانی نظری پژوهش

سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد

سیاستگذاری مبتنی بر شواهد[15] رویکردی است که در آن سیاست‌ها بر پایه داده‌ها و شواهد علمی طراحی و ارزیابی می‌شوند تا از نتایج بهتری برخوردار شوند. این رویکرد به‌ویژه در حوزه علم و فناوری که پیچیدگی بالایی دارد، بسیار موثر واقع شده است. برخلاف سیاستگذاری مبتنی بر عقیده که بیشتر بر تجربیات شخصی و فرضیات بنا می‌شود، سیاستگذاری مبتنی بر شواهد از تحلیل‌های علمی و داده‌های معتبر برای تصمیم‌گیری استفاده می‌کند، که منجر به افزایش اثربخشی و بهبود قابلیت پاسخگویی سیاست‌ها می‌شود. افزون بر این، EBP می‌تواند به کاهش تعصبات و افزایش اعتماد عمومی به فرآیندهای تصمیم‌گیری کمک کند (پارخورست[16]، ۲۰۱۷؛ کرنی و اُلیور[17]، ۲۰۱۷). از این رو، سازمان همکاری و توسعه اقتصادی (OECD) مدل‌هایی از EBP را ارائه کرده که بر اساس نتایج بررسی شده و شواهد تجربی طراحی شده‌اند و به کشورها کمک می‌کند تا سیاست‌های علم و فناوری خود را بر مبنای داده‌های معتبر و تجربیات موفق سایر کشورها پیاده‌سازی کنند (اُ‌ایی سی دی[18]، ۲۰۲۰).

همچنین، در پژوهش‌های گوناگون برای سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد چارچوب‌ها و چرخه‌های عام گوناگونی ارائه شده است. برای نمونه متداول‌ترین آن‌ها عبارتند از مدل جریانات سه‌گانه (کینگدان[19]، ۱۹۹۶)، چرخه سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد (آشفورد[20] و همکاران، ۲۰۰۶)، چرخه توسعه سیاست (هورنبای و پررا[21]، ۲۰۰۲)، چارچوب توسعه سیاست (ادوارد[22]، ۲۰۰۵)، چرخه سیاست (یانگ و کوئین[23]، ۲۰۰۲)، فرایند سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد (اُدویر[24]، ۲۰۰۴). این پژوهش که نگاهی فرایندی به گام‌های سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد دارد، گام‌های چارچوب سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد نامداریان (۱۳۹۵) که فراترکیب گام‌های کلیه چارچوب‌های مذکور هستند را مورد توجه قرار می‌دهد. در جدول ۱ ضمن ارائه گام‌های

15. Evidence-based policymaking (EBP)

16.Parkhurst
17.Cairney & Oliver
18.OECD
19.Kingdon
20.Ashford
21.Hornby&Perera
22.Edwards
23.Young & Quinn
24.O'Dwyer

جدول ۱. گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (با اقتباس از نامداریان، ۱۳۹۵)

گام‌های سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد	منطق گام‌ها
شناسایی و تشخیص مسئله	تعیین مسائل کلیدی و نوظهور از طریق تحلیل داده‌ها (L_1)
جمع‌آوری اطلاعات و تغذیه اطلاعاتی فرایند سیاست‌گذاری	تأمین داده‌های جامع و پر کردن شکاف‌های اطلاعاتی (L_2)
پیش‌بینی آینده، مشاورهٔ سیاستی، و تدوین سیاست	شناسایی و ارزیابی گزینه‌ها، پیش‌بینی اثرات، و مدیریت ریسک سیاست‌ها (L_3)
پیاده‌سازی و اجرای سیاست	تخصیص بهینه منابع برای اجرای مؤثر سیاست‌ها (L_4)
ارزیابی و تجزیه و تحلیل سیاست	تحلیل نتایج، شناسایی ضعف‌ها، و بهبود سیاست‌ها بر اساس بازخوردها (L_5)

سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد در چارچوب نامداریان (۱۳۹۵) و نیز منطق هر یک از آنها، به منطق هر یک از گام‌ها کدی اختصاص یافته است تا تحلیل‌های بعدی تسهیل گردد.

پیشرفت در هوش مصنوعی به ویژه داده‌کاوی، گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد از تشخیص مسئله تا ارزیابی و تجزیه و تحلیل سیاست‌ها را به‌شدت متحول کرده است. هوش مصنوعی با ایجاد ظرفیت‌های جدید در تحلیل و پردازش داده‌های بزرگ، امکان تولید و استفاده از شواهد دقیق‌تر، جامع‌تر و به‌موقع‌تر را در هر یک از گام‌های سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد فراهم آورده است (کیتچین[۲۵]، ۲۰۱۴). با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و روش‌های پیچیده داده‌کاوی، تصمیم‌گیران می‌توانند الگوهای پنهان در داده‌ها را شناسایی کنند و روابط میان متغیرها را با دقتی بیشتر شناسایی کنند. این ظرفیت‌ها باعث شده‌اند سیاست‌گذاران بتوانند با استناد به داده‌های دقیق و به‌روز، سیاست‌هایی جامع‌تر و مبتنی بر واقعیت‌های موجود اتخاذ کنند.

25.Kitchin

نقش داده‌کاوی در پشتیبانی از سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد

امروزه مجموعه داده‌های بزرگ و داده‌های جمع‌سپاری به عنوان منابع ارزشمند اطلاعاتی در سیاست‌گذاری علم و فناوری شناخته می‌شوند. داده‌کاوی با بهره‌گیری از روش‌ها و رویکردهای مختلف (نظیر مدل‌سازی پیش‌بینی‌کننده[۲۶]، مدل‌سازی توصیفی[۲۷]، روش‌های کشف الگو[۲۸]، و بازیابی بر اساس محتوا[۲۹])، در تحلیل مجموعه داده‌های بزرگ و داده‌های جمع‌سپاری قادر است سیاست‌گذاران را در شناسایی چالش‌ها، تعیین اولویت‌ها، و تدوین سیاست‌های مؤثر یاری کند (هوختل[۳۰] و همکاران، ۲۰۱۶؛ سوزا[۳۱] و همکاران، ۲۰۲۳؛ دیوانتورو[۳۲] و همکاران، ۲۰۲۴).

مدل‌سازی پیش‌بینی‌کننده به‌عنوان یکی از

26. Predictive Modeling
27. Descriptive Modeling
28. Pattern Discovery
29. Retrieval by Content
30.Höchtl
31.Sousa
32. Dewantoro

رویکردهای کلیدی داده‌کاوی، با به‌کارگیری تکنیک‌هایی نظیر رگرسیون، درخت تصمیم، بیز ساده، روش‌های مجموعه‌سازی، تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی، و ماشین‌های بردار پشتیبان، به سیاست‌گذاران این امکان را می‌دهد که اثرات آینده سیاست‌های پیشنهادی را بر مسائل علم و فناوری پیش‌بینی کنند (ویرجو و همکاران، ۲۰۲۲؛ هان و تنگ[33]، ۲۰۲۲؛ ویتن و همکاران، ۲۰۰۵). به عنوان مثال، در مرحله شناسایی و تشخیص مسئله، می‌توان با مدل‌سازی پیش‌بینی‌کننده به تحلیل تأثیرات بلندمدت برنامه‌های سیاست‌گذاری در حوزه‌های کلیدی پرداخته و بدین‌ترتیب تصمیمات راهبردی بهتری اتخاذ کرد.

استفاده از مدل‌سازی توصیفی در تحلیل داده‌ها نیز به سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا الگوها و روندهای موجود را شناسایی کنند و درک عمیق‌تری از وضعیت کنونی نظام علم و فناوری به دست آورند. این رویکرد با بهره‌گیری از تکنیک‌های قاعده‌کاوی انجمنی، خوشه‌بندی، تشخیص ناهنجاری، متن‌کاوی و تحلیل شبکه‌های اجتماعی، الگوهای کلیدی در شبکه‌های علمی و پژوهشی را استخراج می‌کند (تان وو[34]، ۲۰۲۱؛ آگاروال[35]، ۲۰۱۵). این تحلیل‌ها به سیاست‌گذاران در شناخت روابط میان دانشگاه‌ها و پژوهشگران و تشخیص نقاط قوت و ضعف شبکه‌های علمی کمک کرده و می‌توانند مبنای مناسبی برای ارتقاء سطح همکاری‌های علمی باشند (تان وو، ۲۰۲۱؛ آگاروال، ۲۰۱۵).

از دیگر کاربردهای داده‌کاوی در سیاست‌گذاری، استفاده از روش‌های کشف الگو است که در مراحل تدوین و ارزیابی سیاست‌ها نقش مهمی‌دارد. این روش با استفاده از تکنیک‌هایی نظیر استخراج الگوی مکرر، استخراج نمودار، الگوریتم ژنتیک، و استخراج الگوهای متوالی، به سیاست‌گذاران در تحلیل و شناسایی تعاملات علمی و روندهای نوظهور کمک می‌کند (آگاروال، ۲۰۱۵). به عنوان مثال، در تدوین سیاست‌های حمایتی برای فناوری‌های نوین، کشف الگوهای همکاری‌های علمی و فناورانه از طریق تحلیل مقالات و پتنت‌ها می‌تواند به شناسایی موضوعات نوظهور و تعیین اولویت‌های پژوهشی کمک کند، و این یافته‌ها در برنامه‌ریزی و توسعه نقشه‌راه‌های استراتژیک به کار گرفته می‌شوند (گوخبرگ[36]، ۲۰۲۰؛ ویت و همکاران، ۲۰۲۱).

در کنار این‌ها، بازیابی بر اساس محتوا به عنوان یکی از روش‌های پیشرفته داده‌کاوی با بهره‌گیری از تکنیک‌هایی نظیر جستجوی شباهت، داده‌کاوی چندرسانه‌ای، و متن‌کاوی، امکان شناسایی روندهای فناورانه و نوآوری‌های جدید را از میان حجم وسیعی از داده‌های چندرسانه‌ای فراهم می‌کند (بائزا-یتس و ریبیرو-نتو[37]، ۱۹۹۹؛ لو[38]، ۲۰۱۳). با استفاده از این رویکرد، سیاست‌گذاران می‌توانند محتوای بصری و صوتی را تحلیل کرده و اطلاعاتی ارزشمند درباره فناوری‌های در حال ظهور استخراج کنند که می‌تواند به تصمیم‌گیری در حوزه‌هایی مانند حمایت از فناوری‌های پیشرفته کمک کند این رویکرد می‌تواند در بخش‌هایی از سیاست‌گذاری که نیاز به تحلیل سریع و دقیق داده‌های پیچیده دارند، بسیار مؤثر باشد (بائزا-یتس و ریبیرو-نتو، ۱۹۹۹؛ لو، ۲۰۱۳).

33. Han & Tong
34. Tan Wu
35. Aggarwal
36. Gokhberg
37. Baeza-Yates & Ribeiro-Neto
38. Lew

پیشینه پژوهش

داده‌کاوی امکان تحلیل داده‌های تاریخی و کشف روندهای پنهان را فراهم می‌کند. برای مثال، یافته‌های مطالعات نشان می‌دهد که تحلیل کلان داده‌ها (آندروتسوپولو و چارالابیدیس، ۲۰۱۸؛ آرفانوزمان[۳۹]، ۲۰۲۱؛ حسنی[۴۰]، ۲۰۱۹؛ سوزا و همکاران، ۲۰۲۳)، تحلیل داده‌های جمع‌سپاری (نیو و سیلور،[۴۱] ۲۰۲۰؛ دیوانتورو و همکاران، ۲۰۲۴)، و تحلیل داده‌های رسانه‌های اجتماعی (کیم و هاستک[۴۲]، ۲۰۱۸؛ تان وو، ۲۰۲۱؛ آگاروال، ۲۰۱۵) می‌تواند به سیاست‌گذاران کمک کند تا مسائل اولویت‌دار را شناسایی کنند. «ویت» و همکاران (۲۰۲۱)، «لی»[۴۳] و همکاران (۲۰۰۸)، «رویگر» (۲۰۱۷)، «واله کروز» و همکاران (۲۰۲۰)، و «بابائیان» و همکاران (۱۴۰۲) نیز بر استفاده از تحلیل روند و پیش‌بینی از طریق داده‌های تاریخی برای شناسایی الگوهای غالب و پیش‌بینی مسیرهای آینده تأکید دارند. بر پایه یافته‌های «مارتینز-آلوارز»[۴۴] و همکاران (۲۰۱۵) و«فان و بایفت»[۴۵] (۲۰۱۳)، «چای و بوآدی[۴۶]» (۲۰۲۴)، و «شِفِرد[۴۷]» (۲۰۲۰) الگوریتم‌های یادگیری ماشینی و مدل‌های سری زمانی می‌توانند به سیاست‌گذاران در شناسایی تغییرات اولویت‌های اقتصادی و اجتماعی و پیش‌بینی رشد فناوری کمک کنند.

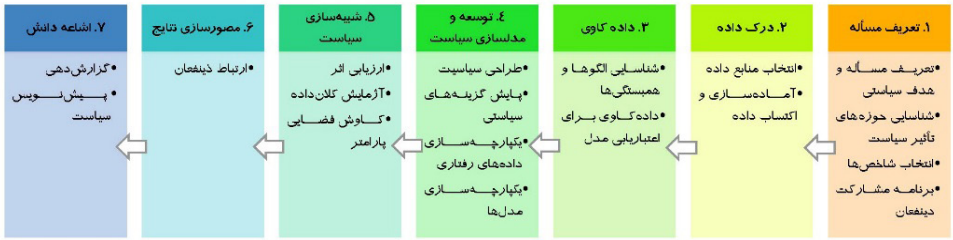
مطالعات «آتی و ایمبنس» (۲۰۱۹) و «هان و تنگ» (۲۰۲۲)، به استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای شناسایی روابط علّی بین تصمیمات سیاستی و اثرات آنها اشاره می‌کند. همچنین، «ویت» و همکاران (۲۰۲۱)، در کار خود نشان دادند که تجزیه و تحلیل داده‌های کتاب‌سنجی و استنادی می‌تواند به ارزیابی تأثیر سیاست‌ها بر رشته‌های علمی خاص کمک کند. «کو»[۴۸] و همکاران (۲۰۱۴) و «یاداو[۴۹]» (۲۰۲۲)، نیز نشان دادند که روش‌های داده‌کاوی می‌توانند برای ارزیابی ستاده‌های سیاستی استفاده شوند.

افزون بر این، داده‌کاوی از طریق تحلیل دقیق داده‌ها، امکان شناسایی و مدیریت ریسک‌ها در حوزه‌های نوظهور مانند فناوری‌های پیشرفته را فراهم می‌کند (نای و همکاران، ۲۰۱۱؛ آراز[۵۰] و همکاران، ۲۰۲۰). شبیه‌سازی پویا و تحلیل داده‌های پیچیده به سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا با سناریوسازی، خطرات بالقوه را کاهش دهند (دامینگوز[۵۱] و همکاران، ۲۰۱۷). «نای»[۵۲] و همکاران (۲۰۱۱) و «ساواگلیو و فورتینو[۵۳]» (۲۰۲۱) نیز با استفاده از داده‌کاوی توانستند به سیاست‌گذاران کمک کنند تا سناریوهای مختلف را شبیه‌سازی کنند و راهبردهای ریسک را بهینه‌سازی نمایند.

بر پایه نتایج مطالعات، تحلیل هزینه فایده (ماخایراس و واروچاکیس[۵۴]، ۲۰۲۳؛ الحاربی[۵۵] و همکاران، ۲۰۲۳) و تخصیص منابع بر اساس داده‌های تاریخی پیش‌بینی (هوانگ و راست[۵۶]، ۲۰۱۸؛ اردو[۵۷] و همکاران، ۲۰۲۱؛

39. Arfanuzzaman
40. Hassani
41. Niu & Silva
42. Kim & Hastak
43. Li
44. Martínez-Álvarez
45. Fan & Bifet
46. Chy & Buadi
47.Shepherd

48. Kou
49. Yadav
50. Araz
51. Domingues
52. Ngai
53. Savaglio& Fortino
54. Machairas & Varouchakis
55. Alharbi
56. Huang & Rust
57. Ordu



شکل ۱. مدل فرایندی کاربرد عملی داده‌کاوی در تدوین سیاست (آندروتسوپولو و چارالابیدیس، ۲۰۱۸)

موراریو[58] و همکاران،۲۰۲۰؛ شهباز[59] و همکاران، ۲۰۲۰)، از دیگر کارکردهای کلیدی داده‌کاوی است. «هوانگ و راست » (۲۰۱۸) و «اوزکایا و همکاران[60]» (۲۰۲۱) نیز در کار خود نشان دادند که داده‌کاوی می‌تواند با تحلیل داده‌های علمی و فناورانه، حوزه‌هایی با بیشترین تأثیر بالقوه را شناسایی کرده و بهینه‌سازی استفاده از منابع دولتی را ممکن سازد.

«دیلِن و دیمایرکان[61]» (۲۰۱۳) و «علی[62]» و همکاران (۲۰۲۳) نیز از مدل‌سازی پیش‌بینی و شبیه‌سازی پویا برای برآورد منابع مورد نیاز برای پروژه‌های مختلف استفاده کردند. افزون بر این، مطالعات «دیلن و دیمایرکان» (۲۰۱۳)، «سارکر[63]» (۲۰۲۱)، «ایگواما[64]» و همکاران (۲۰۲۴) نشان داد که داده‌کاوی با ارائه مدل‌های پیش‌بینی و تحلیل نتایج بالقوه چندین سناریو، به سیاست‌گذاران کمک می‌کند. «واله کروز» و همکاران (۲۰۲۰) در مطالعه خود نشان داد که داده‌کاوی به تحلیل و ارزیابی گزینه‌های سیاستی مختلف کمک می‌کند

58. Morariu
59. Shahbaz
60. Ozkaya
61. Delen & Demirkan
62. Ali
63. Sarker
64. Igwama

تا سیاست‌گذاران تصمیمات آگاهانه‌تری بگیرند. از سوی دیگر، «سیمونوفسکی[65]» و همکاران (۲۰۲۱)، «کرفت و فورلانگ[66]» (۲۰۲۰)، «ونگ[67]» و همکاران (۲۰۲۱) نشان دادند تحلیل عقاید و احساسات از رسانه‌های اجتماعی به سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا دیدگاه‌های شهروندان را در زمان واقعی درک کنند. این اطلاعات برای طراحی سیاست‌های مؤثر و کاهش خطرات شکست سیاست‌ها مفید است. همچنین، «پرینی[68]» و همکاران (۲۰۲۳) نشان داد داده‌های پنهان/تاریک می‌توانند اطلاعات کاملی درباره موضوعات خاص ارائه دهند که در داده‌های رایج قابل دسترسی نیستند. به‌کارگیری داده‌کاوی برای استخراج اطلاعات از این داده‌ها می‌تواند به سیاست‌گذاران کمک کند تا تصمیم‌گیری‌هایی دقیق‌تر و قابل‌اطمینان‌تر داشته باشند. داده‌های پنهان/تاریک معمولاً در سیستم‌های اطلاعاتی ذخیره شده ولی از آن‌ها استفاده‌ای نمی‌شود. این داده‌ها می‌توانند از منابع مختلفی مانند شبکه‌های اجتماعی، پیام‌های ایمیل، گزارش‌های قدیمی، آرشیوهای تحقیقاتی، و اطلاعات دستگاه‌های هوشمند حاصل شوند و اغلب در فرآیندهای

65. Simonofski
66.Kraft & Furlong
67. Weng
68. Perini

تصمیم‌گیری نادیده گرفته می‌شوند. داده‌کاوی، ابزاری قدرتمند برای استخراج ارزش از این داده‌های پنهان است.

«اندروتسپولو و چارالابیدیس» (۲۰۱۸)، در مطالعه خود کاربرد عملی داده‌کاوی در تدوین سیاست را در قالب شکل ۱ نشان دادند.

در مدل نشان داده شده در شکل۱، مجموعه داده‌های بزرگ که از منابع متعددی به دست آمده با شبیه‌سازی‌های سیاست یکپارچه می‌شود. برای انجام این کار از روش‌های مدل‌سازی پویا و تکنیک‌های داده‌کاوی برای استخراج دانش از دو نوع داده استفاده می‌شود؛ از یک سو، داده‌های عینی مانند داده‌های دولتی و آماری برای به تصویر کشیدن حوزه‌های سیاست مربوطه استفاده می‌شود. از سوی دیگر، الگوهای رفتاری و نظرات شهروندان از منابع وب۲، پست‌های رسانه‌های اجتماعی، نظرسنجی‌ها و نظرسنجی‌های آماری استخراج می‌شوند. برای ترکیب این اطلاعات چندوجهی، از یک روش مدل‌سازی استفاده شده که مبتنی بر اکتساب و پردازش کلان داده‌ها برای شناسایی عوامل مهم و روابط متقابل متقابل بین آنها است که می‌تواند در هر حوزه سیاستی اعمال شود.

جدول۲ نشان می‌دهد که ادبیات موجود در زمینه کاربرد داده‌کاوی در سیاست‌گذاری علم و فناوری مجموعه‌ای از کارکردها را برای بهبود تصمیم‌گیری‌های سیاستی نشان می‌دهد.

روش پژوهش

این پژوهش در دو مرحله انجام شده است که در هر مرحله از ابزارها و روش‌های خاصی به شرح زیر استفاده می‌شود:

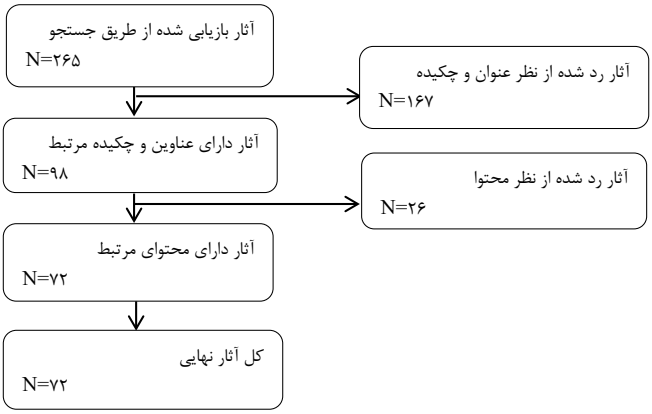
مرحله ۱: شناسایی کارکردهای سیاستی داده‌کاوی

هدف اصلی این مرحله، شناسایی نقش‌ها و کارکردهای داده‌کاوی در سیاست‌گذاری علم و فناوری است. برای دستیابی به این هدف، نخست یک مطالعه کتابخانه‌ای انجام شده است. دامنه این بررسی شامل مطالعات حوزه داده‌کاوی و سیاست‌گذاری است. جستجوی ادبیات با استفاده از پایگاه‌های داده انگلیسی WOS و Scopus و همچنین موتور جستجوی Google Scholar و نیز پایگاه‌های داده فارسی شامل علمنت، جهاد دانشگاهی، مگ‌ایران، گنج، و نورمگز انجام شد. دامنه زمانی مقالات انتخاب‌شده، بین ۱۹۹۵ تا ۲۰۲۴ است تا هم مطالعات پایه‌ای و هم پژوهش‌های به‌روز پوشش داده شوند. این بازه زمانی به گونه‌ای انتخاب شد که روند تحول مفاهیم و کاربردهای داده‌کاوی در سیاست‌گذاری قابل مشاهده باشد.استراتژی جستجو از عبارات فارسی «هوش مصنوعی و سیاستگذاری[۶۹]» و «داده‌کاوی و سیاستگذاری[۷۰]» و معادل انگلیسی آن‌ها استفاده می‌کند. این اصطلاحات در قسمت عنوان، چکیده و کلیدواژه آثار مورد بررسی قرار گرفتند. پس از حذف ورودی‌های تکراری، در مجموع ۲۶۵ رکورد بازیابی شد. برای ارزیابی ارتباط این مطالعات با اهداف تحقیق، آنها بر اساس معیارهای ارتباط عنوان، در دسترس بودن تمام متن، ارتباط چکیده و ارتباط محتوا مورد توجه قرار گرفتند. پس از غربالگری اولیه عناوین و چکیده‌ها، ۹۸ مطالعه برای بررسی متن کامل انتخاب شدند. پس از تجزیه و تحلیل جامع متون کامل، در نهایت ۷۲ اثر به عنوان نمونه پژوهش انتخاب شدند (شکل ۲).

69. Artificial intelligence and policymaking
70. Data mining and policymaking

جدول ۲. کارکردهای داده‌کاوی در سیاست‌گذاری برای پایه مطالعات پیشین

ردیف	کارکردها(اولیه)	منابع
۱	تحلیل کلان داده‌ها	(آندروتسوپولو و چارالابیدیس، ۲۰۱۸؛ حسنی و همکاران، ۲۰۱۹؛ آرفانوزمان، ۲۰۲۱؛ سوزا و همکاران، ۲۰۲۳)
۲	تحلیل داده‌های تاریخی	(ویت و همکاران، ۲۰۲۱؛ لی و همکاران، ۲۰۰۸؛ رویگر، ۲۰۱۷؛ واله کروز و همکاران، ۲۰۲۰؛ بابائیان و همکاران، ۱۴۰۲)
۳	استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در شناسایی تغییرات اولویت‌ها و پیش‌بینی رشد	(مارتینز-آلوارز و همکاران، ۲۰۱۵؛ فان و بایفت، ۲۰۱۳؛ شِفرد، ۲۰۲۰؛ چای و بوآدی، ۲۰۲۴)
۴	تحلیل داده‌های رسانه‌های اجتماعی برای پیش‌بینی روندهای نوظهور	(کیم و هاستک، ۲۰۱۸؛ تان وو، ۲۰۲۱؛ آگاروال، ۲۰۱۵)
۵	تحلیل داده‌های جمع‌سپاری	(نیو و سیلور، ۲۰۲۰؛ دیوانتورو و همکاران، ۲۰۲۴).
۶	ارزیابی اثرات سیاست	(ویت و همکاران، ۲۰۲۱)
۷	کشف روابط علّی تصمیمات و اثرات آنها	(هان و تنگ، ۲۰۲۲؛ ویتن و همکاران، ۲۰۰۵؛ آتی و ایمبنس، ۲۰۱۹)
۸	بررسی تغییرات در بازده سیاست‌ها	(کو و همکاران، ۲۰۱۴؛ یاداو، ۲۰۲۲)
۹	شناسایی ریسک	(نای و همکاران، ۲۰۱۱؛ آراز و همکاران، ۲۰۲۰)
۱۰	تحلیل داده‌های پیچیده	(دامینگوز و همکاران، ۲۰۱۷).
۱۱	استفاده از شبیه‌سازی برای سناریوها	(نای و همکاران، ۲۰۱۱؛ ساواگلیو و فورتینو، ۲۰۲۱)
۱۲	تحلیل هزینه‌فایده	(ماخایراس و واروچاکیس، ۲۰۲۳؛ الحاربی و همکاران، ۲۰۲۳)
۱۳	شناسایی حوزه‌های با تأثیر بالا	(هوانگ و راست، ۲۰۱۸؛ اوزکایا و همکاران، ۲۰۲۱)
۱۴	تخصیص منابع بر اساس داده‌های تاریخی و پیش‌بینی	(هوانگ و راست، ۲۰۱۸؛ اردو و همکاران، ۲۰۲۱؛ مورایرو و همکاران، ۲۰۲۰؛ شهباز و همکاران، ۲۰۲۰)
۱۵	شبیه‌سازی پویا	(دیلِن و دیمایرکان، ۲۰۱۳؛ علی و همکاران، ۲۰۲۳)
۱۶	تحلیل گزینه‌های سیاستی	(واله کروز و همکاران، ۲۰۲۰)
۱۷	ارزیابی تأثیر سناریوهای مختلف	(دیلِن و دیمایرکان، ۲۰۱۳؛ سارکر، ۲۰۲۱؛ ایگواما و همکاران، ۲۰۲۴)
۱۸	تحلیل احساسات و عقاید شهروندان در رسانه‌های اجتماعی برای پیش‌بینی نگرش عمومی نسبت به فناوری‌های خاص	(سیمونوفسکی و همکاران، ۲۰۲۱؛ کرفت و فورلانگ، ۲۰۲۰؛ ونگ و همکاران، ۲۰۲۱)
۱۹	تحلیل داده‌های پنهان	(پرینی و همکاران، ۲۰۲۳)



شکل ۲. فرایند غربالگری و انتخاب منابع

برای افزایش روایی، از استراتژی جستجوی نظام‌مند و چندین پایگاه داده معتبر استفاده شد. همچنین، معیارهای شفاف انتخاب و حذف مقالات به کار گرفته شدند. جهت اطمینان از پایایی، فرآیند جستجو و غربالگری توسط دو پژوهشگر مستقل انجام و نتایج با یکدیگر مقایسه شد.

در نهایت، تحلیل مضمون[۷۱] این مطالعات مبتنی بر روش «برون و کلارک[۷۲]» (۲۰۲۳) منجر به استخراج کارکردهای کلیدی داده‌کاوی در فرآیند سیاست‌گذاری شد. مراحل انجام تحلیل مضمون به صورت زیر است:

۱. آشنایی با داده‌ها-تمامی منابعی که از طریق جستجو یافت شدند، به‌طور کامل مرور شدند تا نویسنده به عمق معنا و مفاهیم موجود در داده‌ها دست یابد (بخش پیشینه مقاله).

۲. احصای کدهای اولیه-کارکردهای احصاء شده از منابع به‌عنوان کدهای اولیه شناسایی شدند. این کدها به صورت مستقل و با دقت بالا از داده‌ها استخراج شده و تا حد امکان مختصر و واضح تعریف شدند (اطلاعات جدول ۲).

۳. جستجوی مضامین-کدهای اولیه با روش گروه‌بندی و مقایسه شباهت‌ها و تفاوت‌ها به یکدیگر مرتبط شدند. دسته‌بندی کدها بر اساس شباهت معنایی انجام شد تا مضامین اولیه یا کارکردهای ثانویه شکل بگیرند.

۴. بازبینی مضامین- کارکردهای ثانویه به دست آمده در مرحله قبل مجدداً بررسی شدند تا اطمینان حاصل شود که به‌خوبی نمایانگر داده‌ها هستند. هر مضمون (کارکرد ثانویه) با داده‌های کدگذاری‌شده مطابقت داده شد تا ارتباط معنادار آنها با مضمون تأیید شود. همچنین، مضامین در دو سطح بررسی شدند: الف-مطابقت هر مضمون با کدهای زیرمجموعه؛ ب-انسجام کلی مضامین با یکدیگر و با اهداف تحقیق.

۵. تعریف و نام‌گذاری مضامین-مضامین نهایی به عنوان کارکردهای ثانویه تعریف شدند و برای هر

71. Thematic analysis
72. Braun & Clarke

مضمون، توضیح دقیق و جامع ارائه شد.

مرحله ۲: نگاشت کارکردهای سیاستی داده‌کاوی با گام‌های سیاست‌گذاری

مرحله دوم در فرآیند تحقیق شامل نگاشت کارکردهای سیاستی با گام‌های سیاست‌گذاری است و ایجاد روابط بین آنها است. برای انجام این کار از روش مقایسه مداوم (CCM)[۷۳] استفاده شده است. CCM سنگ بنای تحلیل کیفی را در روش‌های مختلف تحقیق کیفی تشکیل می‌دهد. این رویکرد کیفی، متعلق به خانواده نظریه داده‌بنیاد است. در اصل، CCM مستلزم مقایسه سیستماتیک یک واحد تحلیل با واحد دیگر است. این روش محققان را قادر می‌سازد تا وظایف اساسی نظریه‌سازی، از جمله طبقه‌بندی، برچسب‌گذاری، کدگذاری، تعیین مرزهای دسته‌بندی و ایجاد ارتباطات را انجام دهند (بوئیجه[۷۴]، ۲۰۰۲). مراحل اجرای CCM در این گام به شرح زیر است:

۱. تعیین واحدهای تحلیل-واحدهای تحلیل در این پژوهش عبارتند از کارکردهای سیاستی داده‌کاوی و گام‌های سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد چارچوب نامداریان (۱۳۹۵).

۲. مقایسه شاخص‌های مورد استفاده در هر طبقه- در این مرحله، هر کارکرد سیاستی داده‌کاوی با منطق هر گام از چارچوب سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد نامداریان (۱۳۹۵) مقایسه شدند. هدف این گام، شناسایی نقاط هم‌پوشانی، تفاوت‌ها، و ارتباطات بین کارکردها و گام‌های سیاست‌گذاری است.

۳. ادغام طبقات و مشخصات آنها-در این مرحله، کارکردهایی که با یک یا چند گام از فرآیند سیاست‌گذاری هم‌پوشانی داشتند، به صورت مفهومی با آن گام‌ها ترکیب شدند.

۴. تعیین مرزهای تئوری- برای هر گام از چارچوب سیاست‌گذاری، مشخص شد که کدام کارکردها (به صورت مجزا یا ترکیبی) می‌توانند به بهبود عملکرد آن گام کمک کنند.

۵. نوشتن تئوری- یافته‌های حاصل از مقایسه و ادغام کارکردها و گام‌ها به صورت یکپارچه گزارش شدند.

یافته‌های پژوهش

کارکردهای سیاستی داده‌کاوی در سیاست‌گذاری علم و فناوری

پرسش پژوهش شماره -۱ کارکردهای اصلی داده‌کاوی در سیاست‌گذاری علم و فناوری کدامند؟

به‌منظور پاسخ به این پرسش از روش مطالعه کتابخانه‌ای و تحلیل مضمون استفاده شد و پس از تحلیل مضمون مدارک شناسایی شده، نتایج جدول ۳ به دست آمد.

نگاشت کارکردهای سیاستی داده‌کاوی به گام‌های سیاست‌گذاری علم و فناوری

پرسش پژوهش شماره-۲ کارکردهای سیاستی داده‌کاوی را چگونه می‌توان به گام‌های گوناگون سیاست‌گذاری علم و فناوری نگاشت کرد؟

همانطور که در بخش روش پژوهش ذکر شد، CCM برای نگاشت کارکردهای سیاستی داده‌کاوی با گام‌های سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد نامداریان (۱۳۹۵) به کار گرفته شد. بر اساس پروتکل CCM، در مرحله اول، منطق گام‌های سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد نامداریان (۱۳۹۵) مطابق جدول ۱، و

73. Constant Comparative Method
74. Boeije

جدول ۳. کارکردهای سیاستی داده‌کاوی

ردیف	کدهای ثانویه (مضامین اصلی کارکردهای سیاستی داده‌کاوی)	کدهای اولیه (مضامین اولیه کارکردهای سیاستی داده‌کاوی)
۱	تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی روند (F۱)	تحلیل کلان داده‌ها
		تحلیل داده‌های تاریخی
		استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در شناسایی تغییرات اولویت‌ها و پیش‌بینی رشد
		تحلیل داده‌های رسانه‌های اجتماعی
		تحلیل داده‌های جمع‌سپاری
۲	بررسی پیامدها و اثربخشی سیاست‌ها (F۲)	ارزیابی اثرات سیاست
		کشف روابط علّی تصمیمات و اثرات آنها
		بررسی تغییرات در بازده سیاست‌ها
۳	پیش‌بینی و مدیریت ریسک حوزه‌های نوظهور (F۳)	شناسایی ریسک
		تحلیل داده‌های پیچیده
		استفاده از شبیه‌سازی برای سناریوها
۴	اولویت‌بندی و به‌ینه‌سازی تخصیص منابع (F۴)	تحلیل هزینه‌فایده
		شناسایی حوزه‌های با تأثیر بالا
		تخصیص منابع بر اساس داده‌های تاریخی و پیش‌بینی
۵	پشتیبانی از تصمیم‌گیری (F۵)	شبیه‌سازی پویا
		تحلیل گزینه‌های سیاستی
		ارزیابی تأثیر سناریوهای مختلف
		تحلیل احساسات و عقاید شهروندان در رسانه‌های اجتماعی
		تحلیل داده‌های پنهان

کارکردهای سیاستی داده‌کاوی مطابق جدول ۳ شناسایی و کدگذاری می‌شوند. مرحله بعد مستلزم تجزیه و تحلیل مقایسه‌ای بین منطق گام‌های سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد و منطق زیربنایی کارکردهای سیاستی داده‌کاوی است. این مقایسه در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴. مقایسه کارکردهای سیاستی داده‌کاوی با منطق گام‌های سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد نامداریان (۱۳۹۵)

ردیف	کارکردهای سیاستی داده‌کاوی	منطق گام‌های سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد
۱	تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی روند (F1)	تعیین مسائل کلیدی و نوظهور از طریق تحلیل داده‌ها (L1)
۲	تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی روند (F1)	تأمین داده‌های جامع و پر کردن شکاف‌های اطلاعاتی (L2)
۳	پشتیبانی از تصمیم‌گیری (F5)	شناسایی و ارزیابی گزینه‌ها، پیش‌بینی اثرات، و مدیریت ریسک سیاست‌ها (L3)
۴	پیش‌بینی و مدیریت ریسک حوزه‌های نوظهور (F3)	شناسایی و ارزیابی گزینه‌ها، پیش‌بینی اثرات، و مدیریت ریسک سیاست‌ها (L3)
۵	اولویت‌بندی و بهینه‌سازی تخصیص منابع (F4)	تخصیص بهینه منابع برای اجرای مؤثر سیاست‌ها (L4)
۶	بررسی پیامدها و اثربخشی سیاست‌ها (F2)	تحلیل نتایج، شناسایی ضعف‌ها، و بهبود سیاست‌ها بر اساس بازخوردها (L5)

جدول ۴ اطلاعات زیر را به دست می‌دهد:

- کارکرد تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی روند در گام‌های اول و دوم سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد (شناسایی و تشخیص مسئله و جمع‌آوری اطلاعات و تغذیه اطلاعاتی فرآیند سیاست‌گذاری) معنادار است.
- کارکردهای پشتیبانی از تصمیم‌گیری و پیش‌بینی و مدیریت ریسک حوزه‌های نوظهور در گام سوم سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد (پیش‌بینی آینده، مشاورهٔ سیاستی و تدوین سیاست) معنادار هستند
- کارکرد اولویت‌بندی و بهینه‌سازی تخصیص منابع در گام چهارم سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد (پیاده‌سازی و اجرای سیاست) معنادار است.
- کارکرد پیامدها و اثربخشی سیاست‌ها در گام پنجم سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد (ارزیابی و تجزیه و تحلیل سیاست) معنادار است.

بحث و تفسیر

در این پژوهش در پاسخ به پرسش شماره ۱ پژوهش، کارکردهای سیاستی زیر برای داده‌کاوی شناسایی شد:

تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی روند–داده‌کاوی، به‌عنوان ابزاری کلیدی در سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد، به تحلیل سیستماتیک داده‌های تاریخی، کلان داده‌ها، داده‌های رسانه‌های اجتماعی، داده‌های جمع‌سپاری برای شناسایی الگوها و پیش‌بینی مسیرهای آینده کمک می‌کند. با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشینی، سیاست‌گذاران می‌توانند روندهای غالب در تحقیقات علمی، نوآوری‌های فناورانه، و تخصیص منابع را شناسایی کنند و بینش‌های ارزشمندی درباره تغییرات اولویت‌ها و فرصت‌های رشد آینده به دست آورند. این تحلیل‌ها در گام‌های شناسایی و تشخیص مسئله و جمع‌آوری اطلاعات، از طریق بررسی ناهنجاری‌ها، همبستگی‌ها، و شاخص‌های

کلیدی، سیاست‌گذاران را قادر می‌سازد تا حوزه‌های بحرانی و نیازهای اطلاعاتی فرایند سیاست‌گذاری را شناسایی کرده و برای آینده برنامه‌ریزی کنند (ویت و همکاران، ۲۰۲۱؛ لی و شو، ۲۰۰۴؛ رویگر، ۲۰۱۷؛ فان و بایفت، ۲۰۱۳؛ بنگیسو و نخیلی[۷۵]، ۲۰۰۶؛ آندروتسوپولو و چارالابیدیس، ۲۰۱۸؛ حسنی و همکاران، ۲۰۱۹؛ آرفانوزمان، ۲۰۲۱؛ سوزا و همکاران، ۲۰۲۳؛ مارتینز-آلوارز و همکاران، ۲۰۱۵؛ شِفرد، ۲۰۲۰؛ چای و بوآدی، ۲۰۲۴؛ کیم و هاستک، ۲۰۱۸؛ تان وو، ۲۰۲۱؛ آگاروال، ۲۰۱۵؛ نیو و سیلور، ۲۰۲۰؛ دیوانتورو و همکاران، ۲۰۲۴)

پشتیبانی از تصمیم‌گیری- داده‌کاوی با تحلیل داده‌های گسترده از منابع متنوع، ابزار قدرتمندی برای ارزیابی اثرات گزینه‌های سیاستی مختلف ارائه می‌دهد. الگوریتم‌های داده‌کاوی، مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر داده‌های تاریخی و روندهای جاری را توسعه داده و سناریوهای احتمالی و پیامدهای سیاست‌ها را شبیه‌سازی می‌کنند (کو[۷۶] و همکاران، ۲۰۱۴؛ دیلِن و دیمایرکان[۷۷]، ۲۰۱۳؛ علی و همکاران، ۲۰۲۳). این تحلیل‌ها به سیاست‌گذاران امکان می‌دهد اثرات احتمالی تصمیمات خود را بر عواملی نظیر رشد اقتصادی، رفاه اجتماعی، پایداری محیط‌زیست، یا پیشرفت فناوری ارزیابی کنند (دیلِن و دیمایرکان، ۲۰۱۳؛ سارکر، ۲۰۲۱؛ ایگواما و همکاران، ۲۰۲۴). تکنیک‌های داده‌کاوی همچنین برای تحلیل ریسک‌های بالقوه گزینه‌های سیاستی، از جمله عدم‌قطعیت‌های اقتصادی و اجتماعی، مؤثرند و به کاهش این ریسک‌ها کمک می‌کنند (شی[۷۸] و همکاران، ۲۰۱۷؛ واله کروز و همکاران، ۲۰۲۰).

75. Bengisu & Nekhili
76. Kou
77.Delen & Demirkan
78.Shi

علاوه بر این، داده‌کاوی می‌تواند از طریق بررسی داده‌های حوزه‌های خاص، مانند آموزش، بهداشت یا انرژی، اثرات سیاست‌ها بر بخش‌ها یا گروه‌های مختلف را ارزیابی کند. تحلیل ترجیحات ذینفعان از طریق داده‌های نظرسنجی، رسانه‌های اجتماعی، و دیدگاه‌های کارشناسی نیز سیاست‌گذاران را قادر می‌سازد تا منافع گروه‌های مختلف را متوازن کنند و تصمیمات جامع‌تری اتخاذ کنند (دلن و دمیرکان، ۲۰۱۳؛ هوآنگ و رست، ۲۰۱۸؛ سیمونوفسکی و همکاران، ۲۰۲۱؛ کرفت و فورلانگ، ۲۰۲۰؛ ونگ و همکاران، ۲۰۲۱).

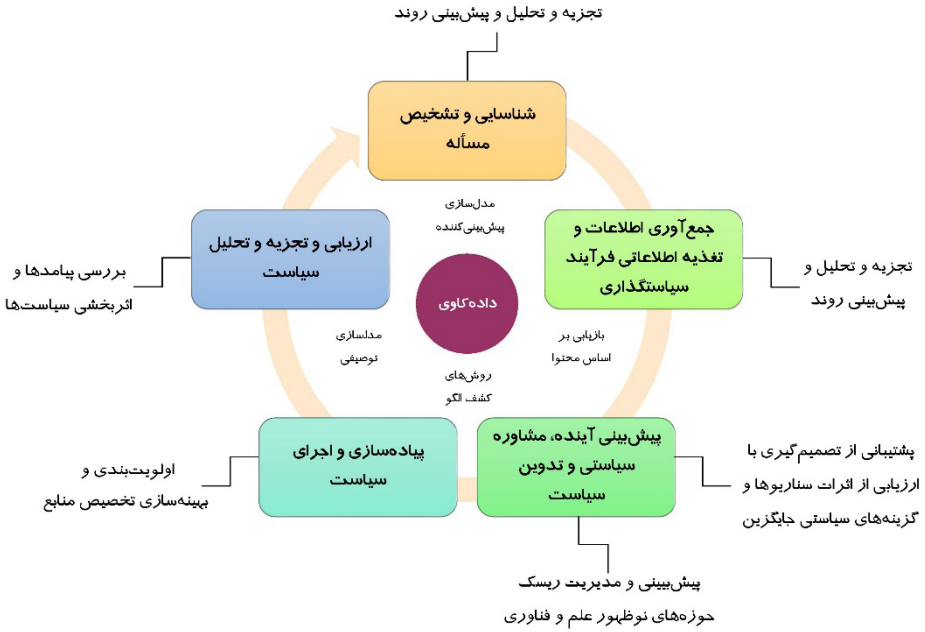
پیش‌بینی و مدیریت ریسک حوزه‌های نوظهور – تکنیک‌های داده‌کاوی نقش کلیدی در مدیریت ریسک حوزه‌های نوظهور دارند. این تکنیک‌ها، با تحلیل داده‌های وسیع از منابع علمی، تاریخی و صنعتی، به شناسایی زودهنگام الگوهایی کمک می‌کنند که عوامل ریسک احتمالی مانند پیشرفت‌های فناورانه، نگرانی‌های زیست‌محیطی و پیامدهای اقتصادی را نشان می‌دهند (شی و همکاران، ۲۰۱۷؛ نگای[۷۹] و همکاران، ۲۰۱۱؛ آراز و همکاران، ۲۰۲۰). مدل‌های پیش‌بینی‌کننده نیز با ارزیابی داده‌های گذشته و روندهای جاری، احتمال وقوع ریسک‌های خاص را تخمین زده و در اولویت‌بندی و تخصیص منابع مؤثرند (هیوز[۸۰]، ۲۰۰۹). افزون بر این، داده‌کاوی امکان شبیه‌سازی سناریوهای مختلف را فراهم می‌سازد و با تجزیه و تحلیل چندبعدی داده‌ها، بینش‌هایی درباره پیامدهای بالقوه تصمیمات سیاست‌گذاران ارائه می‌دهد، که به اتخاذ تصمیمات آگاهانه‌تر کمک می‌کند (نگای و همکاران، ۲۰۱۱؛ ساواگلیو و فورتینو، ۲۰۲۱). در نهایت، داده‌کاوی به

79. Ngai
80. Hughes

سیاست‌گذاران اجازه می‌دهد تا اثربخشی راهبردهای خود را در مدیریت ریسک به‌طور مداوم پایش کرده و با ارزیابی شاخص‌های عملکردی، سیاست‌های کاهش ریسک را بهینه‌سازی کنند (کو و همکاران، ۲۰۱۴؛ نگای و همکاران، ۲۰۱۱).

اولویت‌بندی و بهینه‌سازی تخصیص منابع- تکنیک‌های داده‌کاوی به سیاست‌گذاران کمک می‌کنند تا با تجزیه و تحلیل داده‌های متنوع، اولویت‌بندی و تخصیص بهینه منابع را انجام دهند. این تکنیک‌ها داده‌های تحقیقات علمی، پیشرفت‌های فناوری، و روندهای بازار را بررسی کرده و حوزه‌هایی با بیشترین پتانسیل تأثیر را شناسایی می‌کنند (نگای و همکاران، ۲۰۱۱؛ هوانگ و راست، ۲۰۱۸؛ اوزکایا و همکاران، ۲۰۲۱).

همچنین با تحلیل داده‌ها در حوزه‌هایی چون فناوری‌های نوظهور، داده‌کاوی می‌تواند زمینه‌هایی را که نیازمند سرمایه‌گذاری بیشتر هستند، مشخص سازد (هوآنگ و رست، ۲۰۱۸). از طریق مدل‌سازی و شبیه‌سازی پیش‌بینی‌کننده، داده‌کاوی منابع لازم برای پروژه‌ها را تخمین زده و درک دقیقی از نیازهای مالی، انسانی و زیرساختی ارائه می‌دهد (دلن و دمیرکان، ۲۰۱۳). همچنین، با ارزیابی منافع، ریسک‌ها، و هزینه‌های احتمالی، داده‌کاوی به اولویت‌بندی سرمایه‌گذاری‌ها کمک می‌کند و به سیاست‌گذاران دیدگاه جامعی برای تصمیم‌گیری آگاهانه ارائه می‌دهد (دلن و دمیرکان، ۲۰۱۳). افزون بر این، با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی، داده‌کاوی راهبردهای تخصیص منابع را به‌گونه‌ای



شکل۳. سیاست‌گذاری متاثر از داده‌کاوی در حوزه علم و فناوری (منبع: نویسنده و با اقتباس از چارچوب سیاستگذاری مبتنی بر شواهد نامداریان (۱۳۹۵))

پیشنهاد می‌دهد که بازده سرمایه‌گذاری یا تأثیر را با توجه به محدودیت‌های منابع به حداکثر برساند (کو و همکاران، ۲۰۱۴؛ هوانگ و راست، ۲۰۱۸؛ اردو و همکاران، ۲۰۲۱؛ موراریو و همکاران، ۲۰۲۰؛ شهباز و همکاران، ۲۰۲۰).

بررسی پیامدها و اثربخشی سیاست‌ها- تکنیک‌های داده‌کاوی با تحلیل داده‌های وسیع در حوزه‌های علمی، فناوری و شاخص‌های اجتماعی-اقتصادی، به سیاست‌گذاران امکان می‌دهند تا پیامدها و اثربخشی سیاست‌ها را به‌طور دقیق ارزیابی کنند (ویت و همکاران، ۲۰۲۱). داده‌کاوی می‌تواند به شناسایی روابط علّی بین تصمیمات سیاستی و نتایج مشاهده‌شده کمک کند (هان و تنگ، ۲۰۲۲؛ ویتن و همکاران، ۲۰۰۵؛ آتی و ایمبنس، ۲۰۱۹). برای مثال، ترکیب یادگیری ماشینی علّی با استنتاج علّی می‌تواند اثرات مستقیم سیاست‌ها را از عوامل دیگر تفکیک کند، که برای ارزیابی دقیق اثر واقعی سیاست‌ها اهمیت بالایی دارد (آتی و ایمبنس، ۲۰۱۷). همچنین، تحلیل داده‌های کتاب‌سنجی و استنادی از انتشارات علمی و ثبت اختراعات می‌تواند روندها و شبکه‌های مرتبط با حوزه‌های تحقیقاتی خاص را شناسایی کرده و به ارزیابی تأثیر سیاست‌های ارتقایی در علم و نوآوری کمک کند (ویت و همکاران، ۲۰۲۱).

اکنون که کارکردهای داده‌کاوی در سیاست‌گذاری مشخص شده است، می‌توان این کارکردها را با گام‌های سیاست‌گذاری علم و فناوری نگاشت کرد (شکل ۳).

شناسایی و تشخیص مسئله- در این مرحله، سیاست‌گذاران نیاز به شناسایی و تشخیص مسائل حیاتی و اولویت‌دار در حوزه علم و فناوری دارند. داده‌کاوی با استفاده از تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی روند، به کشف الگوهای پنهان و روابط بین عوامل مختلف در داده‌های بزرگ کمک می‌کند. این کارکرد برای شناسایی مسائل نوظهور و تحلیل روندهای طولانی‌مدت در علم و فناوری مؤثر است.

جمع‌آوری اطلاعات و تغذیه اطلاعاتی فرآیند سیاست‌گذاری-در این مرحله، سیاست‌گذاران به اطلاعات جامع و تحلیل‌های دقیق نیاز دارند تا فرایند سیاست‌گذاری را با داده‌های معتبر تغذیه کنند. داده‌کاوی با تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی روند، به استخراج داده‌های کلیدی از منابع مختلف کمک کرده و دیدی جامع از وضعیت فعلی ارائه می‌دهد. همچنین، داده‌کاوی می‌تواند به سیاست‌گذاران کمک کند تا با تجزیه و تحلیل داده‌های متنوع، شکاف‌های اطلاعاتی را شناسایی کرده و اطلاعات موردنیاز برای تصمیم‌گیری را تامین کنند.

پیش‌بینی آینده، مشاوره سیاستی و تدوین سیاست-این مرحله شامل شناسایی و ارزیابی گزینه‌های مختلف و تدوین سیاست‌های پیشنهادی است. داده‌کاوی می‌تواند از طریق پشتیبانی از تصمیم‌گیری با ارزیابی اثرات سناریوها و گزینه‌های سیاستی جایگزین و پیش‌بینی و مدیریت ریسک حوزه‌های نوظهور علم و فناوری نقش مهمی در این مرحله ایفا کند. مدل‌های داده‌محور به سیاست‌گذاران امکان می‌دهند تا اثرات احتمالی سیاست‌های مختلف را شبیه‌سازی کنند و بهترین سناریوها را انتخاب کنند. همچنین، داده‌کاوی می‌تواند ریسک‌های نوظهور را شناسایی کند و پیش‌بینی‌های دقیقی درباره تغییرات سریع در علم و فناوری ارائه دهد. این قابلیت به سیاست‌گذاران امکان می‌دهد که راهبردهای بلندمدت و دقیق‌تری برای مواجهه با عدم‌قطعیت‌های آینده اتخاذ کنند.

پیاده‌سازی و اجرای سیاست- در این مرحله،

سیاست‌ها باید به اجرا درآیند و منابع به‌طور کارآمد تخصیص داده شوند. داده‌کاوی با کارکرد اولویت‌بندی و بهینه‌سازی تخصیص منابع، به سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا با استفاده از تحلیل‌های پیشرفته، منابع را به بهترین شکل ممکن به پروژه‌ها و برنامه‌های مهم تخصیص دهند. با تحلیل داده‌های مربوط به اثربخشی سیاست‌ها و منابع مالی، می‌توان بهینه‌ترین مسیرها را برای پیاده‌سازی سیاست‌ها شناسایی کرد. این کارکرد همچنین به جلوگیری از هدررفت منابع و افزایش کارایی در اجرای سیاست‌ها کمک می‌کند.

ارزیابی و تجزیه و تحلیل سیاست–آخرین گام از چرخه سیاست‌گذاری، ارزیابی اثربخشی سیاست‌های اجرا شده و تحلیل نتایج آن‌ها است. داده‌کاوی از طریق بررسی پیامدها و اثربخشی سیاست‌ها، به سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا به‌طور دقیق اثرات سیاست‌ها را بررسی کرده و نقاط قوت و ضعف آن‌ها را تحلیل کنند. با استفاده از داده‌های واقعی و تحلیل نتایج، می‌توان اصلاحات لازم را در سیاست‌ها اعمال کرد. همچنین، داده‌کاوی به سیاست‌گذاران امکان می‌دهد تا از طریق بررسی بازخوردها و داده‌های میدانی، به‌روزرسانی‌های لازم را در سیاست‌ها اعمال کنند و به بهبود مستمر سیاست‌های علم و فناوری کمک کنند.

نتیجه‌گیری و توصیه‌های سیاستی

این پژوهش با هدف بررسی و شناسایی نقش‌ها و کارکردهای داده‌کاوی در سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد صورت گرفت. نتایج تحلیل منابع نشان می‌دهد که داده‌کاوی به‌عنوان ابزاری قدرتمند و انعطاف‌پذیر، قابلیت‌های متنوعی را در مراحل مختلف فرآیند سیاست‌گذاری ارائه می‌دهد. بر اساس نتایج، داده‌کاوی نه‌تنها قادر است با تحلیل و پیش‌بینی روندها به سیاست‌گذاران در شناسایی مسیرهای آینده و تغییرات اولویت‌های سیاستی کمک کند، بلکه به‌عنوان ابزاری کارآمد برای ارزیابی پیامدها و اثربخشی سیاست‌ها نیز به کار گرفته می‌شود. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و روش‌های تحلیل علّی در داده‌کاوی، این امکان را فراهم می‌سازد تا سیاست‌گذاران به‌جای تصمیم‌گیری بر اساس شواهد سطحی، روابط پیچیده میان متغیرها را کشف و تحلیل کنند.

از دیگر کارکردهای کلیدی داده‌کاوی در سیاست‌گذاری، پیش‌بینی و مدیریت ریسک در حوزه‌های نوظهور است که به سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا ریسک‌های بالقوه را در علم و فناوری شناسایی کرده و راهبردهای مدیریتی مناسب را اتخاذ کنند. همچنین، اولویت‌بندی و بهینه‌سازی تخصیص منابع یکی دیگر از کارکردهای مهم داده‌کاوی است که به سیاست‌گذاران اجازه می‌دهد تا منابع محدود را با بیشترین بازده به برنامه‌ها و پروژه‌های کلیدی تخصیص دهند.

در زمینه پشتیبانی از تصمیم‌گیری با ارزیابی سناریوهای جایگزین، داده‌کاوی به سیاست‌گذاران این امکان را می‌دهد که با شبیه‌سازی و ارزیابی سناریوهای مختلف، اثرات احتمالی هر گزینه را به‌طور دقیق بررسی و تصمیمات هوشمندانه‌تری اتخاذ کنند. این توانایی برای مواجهه با عدم‌قطعیت‌ها و تحلیل وضعیت‌های پیچیده، اهمیت بسزایی در فرایند تدوین سیاست دارد.

پیامدهای نظری پژوهش

یافته‌های این پژوهش دلالت‌های نظری مهمی را ارائه می‌دهد که در ادامه به آنها اشاره می‌شود:

۱. تقویت نظریه‌های سیاست‌گذاری: یافته‌های این پژوهش نمایانگر قابلیت داده‌کاوی در تحلیل‌های علّی و کمک به تقویت تئوری‌های سیاست‌گذاری است. داده‌کاوی می‌تواند از طریق کشف روابط پیچیده میان متغیرهای سیاستی و نیز با ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر، نظریه‌های سیاست‌گذاری را در شرایط پیچیدگی و عدم‌قطعیت تقویت کند.

۲. تلفیق داده‌کاوی در مدل‌های کلاسیک سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد: این پژوهش بر اهمیت استفاده از داده‌کاوی در تکمیل مدل‌های سنتی سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد تأکید دارد.

توصیه‌های سیاستی

موارد زیر را می‌توان به عنوان توصیه‌های سیاستی مبتنی بر پژوهش حاضر بیان کرد:

۱. بر پایه نتایج این پژوهش سیاست‌گذاران باید داده‌کاوی را به‌عنوان ابزار اصلی در شناسایی مسائل، تدوین و ارزیابی سیاست‌ها به کار گیرند.

۲. سیاست‌گذاران می‌توانند از داده‌کاوی برای بررسی اثرات سیاست‌ها بر گروه‌های مختلف اجتماعی و اقتصادی استفاده و سیاست‌هایی جامع‌تری تدوین کنند.

۳. سیاست‌گذاران می‌توانند با استفاده از تحلیل داده‌های تاریخی و مدل‌های پیش‌بینی، تصمیماتی مبتنی بر روندهای آینده اتخاذ کنند.

۴. سیاست‌گذاران می‌توانند داده‌های رسانه‌های اجتماعی و نظرسنجی‌ها را از طریق داده‌کاوی تحلیل و نظرات و ترجیحات ذینفعان را در فرآیند سیاست‌گذاری لحاظ کنند و از این طریق مشارکت ذینفعان و عموم مردم را در سیاست‌گذاری تسهیل نمایند.

۵. سیاست‌گذاران می‌توانند با استفاده از داده‌کاوی فناوری‌های نوظهور و روندهای نوآورانه را شناسایی کرده و سیاست‌های حمایتی مناسبی برای آن‌ها تدوین شود.

۶. یافته‌های پژوهش برای مدیران و تصمیم‌گیرندگان این پیام را به همراه دارند که داده‌کاوی ابزاری کلیدی در بهینه‌سازی تخصیص منابع و مدیریت ریسک‌های احتمالی است.

۷. با بهره‌گیری از یادگیری ماشین و مدل‌های پیش‌بینی، سیاست‌گذاران می‌توانند عملکرد سیاست‌ها را ارزیابی کرده و از نقاط قوت و ضعف آن‌ها برای تصمیم‌گیری‌های آگاهانه‌تر استفاده کنند.

۸. از منظر سیاستی، نتایج نشان می‌دهد در حوزه‌های نوظهور علمی و فناوری که با عدم‌قطعیت و ریسک‌های بالا مواجه هستند، داده‌کاوی نقش حیاتی در پیش‌بینی و مدیریت ریسک ایفا می‌کند و به سیاست‌گذاران این امکان را می‌دهد که به‌جای واکنش پس از وقوع مشکلات، راهبردهای پیشگیرانه را طراحی و اجرا کنند.

پیشنهادهای برای پژوهش‌های آینده

بر پایه نتایج این پژوهش، پیشنهادهایی به شرح زیر برای پژوهش‌های آینده ارائه می‌شود:

۱. پژوهش‌های آینده می‌توانند با انجام بررسی‌های تجربی در محیط‌های واقعی سیاست‌گذاری، نقش و کارکردهای داده‌کاوی را به صورت عملیاتی‌تر تحلیل کنند.

۲. توسعه مدل‌های ترکیبی که از داده‌کاوی و سایر روش‌های تحلیلی استفاده می‌کنند، می‌تواند به بهبود بیشتر فرآیندهای سیاست‌گذاری کمک کند.

۳. گسترش دامنه این مطالعه به حوزه‌های دیگر

مانند بهداشت و محیط‌زیست، افق‌های جدیدی را برای استفاده از داده‌کاوی در سیاست‌گذاری باز می‌کند و به غنای ادبیات موجود می‌افزاید.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

تمامی اصول اخلاقی در پژوهش این مقاله رعایت شده‌اند.

حامی مالی

این مقاله حامی مالی ندارد

مشارکت نویسندگان

نویسندگان به یک اندازه در نگارش مقاله مشارکت داشته‌اند.

تعارض منافع

بنابر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

منابع

منابع فارسی

بابائیان، فاطمه، صفدری رنجبر، مصطفی، حکیم، امین.(۱۴۰۲). واکاوی نقش هوش مصنوعی در چرخه سیاست‌گذاری عمومی؛رویکرد فراترکیب. بهبود مدیریت، ۱۷ (۲)، ۱۱۵-۱۵۰.

doi: 10.22034/jmi.2023.396945.2957

نامداریان، لیلا. (۱۳۹۵). سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد و نقش آمار و اطلاعات در آن. پژوهشنامه پردازش و مدیریت اطلاعات، ۳۱ (۳)،۱-۶۰ ۶۲۹.

doi: 10.35050/JIPM010.2016.007

Reference

Aggarwal, C. C. (2015). Data mining: the textbook (Vol. 1, p. 1). New York: springer.

Alharbi, E., Skeva, R., Juty, N., Jay, C., & Goble, C. (2023). A FAIR-Decide framework for pharmaceutical R&D: FAIR data cost–benefit assessment. Drug discovery today, 28(4), 103510. doi: 10.1016/j.drudis.2023.103510

Ali, A., Hussain, T., Tantashutikun, N., Hussain, N., & Cocetta, G. (2023). Application of smart techniques, internet of things and data mining for resource use efficient and sustainable crop production. Agriculture, 13(2), 397. doi: 10.3390/agriculture13020397

Androutsopoulou, A., & Charalabidis, Y. (2018, April). A framework for evidence-based policy making combining big data, dynamic modelling and machine intelligence. In Proceedings of the 11th International Conference on Theory and Practice of Electronic Governance (pp. 575-583).

Androutsopoulou, A., & Charalabidis, Y. (2021). A model for evidence-based social policy making, driven by Big Data, dynamic simulation and stakeholders participation. In Perspectives for digital social innovation to reshape the European welfare systems (pp. 202-218). IOS Press. doi: 10.3233/STPC200012

Ang, K. L. M., Seng, J. K. P., Ngharamike, E., & Ijemaru, G. K. (2022). Emerging technologies for smart cities' transportation: geo-information, data analytics and machine learning approaches. ISPRS International Journal of Geo-Information, 11(2), 85. doi: 10.3390/ijgi11020085

Araz, O. M., Choi, T. M., Olson, D. L., & Salman, F. S. (2020). Role of analytics for operational risk management in the era of big data. Decision Sciences, 51(6), 1320-1346. doi: 10.1111/deci.12451

Arfanuzzaman, M. (2021). Harnessing artificial intelligence and big data for SDGs and prosperous urban future in South Asia. Environmental and sustainability indicators, 11, 100127. doi: 10.1016/j.indic.2021.100127

Ashford, L. S., Smith, R. R., De Souza, R. M., Fikree, F. F., & Yinger, N. V. (2006). Creating windows of opportunity for policy change: incorporating evidence into decentralized planning in Kenya. Bulletin of the World Health Organization, 84(8), 669-672. doi: 10.2471/BLT.06.030593

Athey, S., & Imbens, G. W. (2017). The state of applied econometrics: Causality and policy evaluation. Journal of Economic perspectives, 31(2), 3-32. doi: 10.1257/jep.31.2.3

Baeza-Yates, R., & Ribeiro-Neto, B. (1999). Modern information retrieval (Vol. 463, No. 1999). New York: ACM press.

Bengisu, M., & Nekhili, R. (2006). Forecasting emerging technologies with the aid of science and technology databases. Technological Forecasting and Social Change, 73(7), 835-844. doi: 10.1016/j.techfore.2005.09.001

Boeije H. (2002). A Purposeful Approach to the Constant Comparative Method in the Analysis of Qualitative Interviews, Quality & Quantity, 36, 391–409. doi: 10.1023/A:1020909529486

Braun, V., & Clarke, V. (2023). Toward good practice in thematic analysis: Avoiding common problems and be (com) ing a knowing researcher. International journal of transgender health, 24(1), 1-6. doi: 10.1080/26895269.2022.2129597

Cairney, P., & Oliver, K. (2017). Evidence-

based policymaking is not like evidence-based medicine, so how far should you go to bridge the divide between evidence and policy? Health research policy and systems, 15, 1-11. doi: 10.1186/s12961-017-0192-x

Chy, M. B. O. N., & Buadi, O. N. (2024). Role of Machine Learning in Policy Making and Evaluation. International Journal of Innovative Science and Research Technology, 9(10), 456-463. doi: 10.38124/ijisrt/IJISRT24OCT687

Delen, D., & Demirkan, H. (2013). Data, information and analytics as services. Decision Support Systems, 55(1), 359-363. doi: 10.1016/j.dss.2012.05.044

Dewantoro, T. B., Nugroho, L. E., & Permanasari, A. E. (2024, August). Implementing Crowdsourcing in Smart Government: An IT Perspective Review. In 2024 International Electronics Symposium (IES) (pp. 329-334). IEEE. doi: 10.1109/IES63037.2024.10665848

Domingues, M. S., Baptista, A. L., & Diogo, M. T. (2017). Engineering complex systems applied to risk management in the mining industry. International journal of mining science and technology, 27(4), 611-616. doi: 10.1016/j.ijmst.2017.05.007

Edwards, M. (2005). Social science research and public policy: narrowing the divide. Australian Journal of Public Administration, 64(1), 68-74. doi: 10.1111/j.1467-8500.2005.00417.x

Fan, W., & Bifet, A. (2013). Mining big data: current status and forecast to the future. ACM SIGKDD explorations newsletter, 14(2), 1-5. doi: 10.1145/2481244.2481246

Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. AI magazine, 17(3), 37-37. doi: 10.1609/aimag.v17i3.1230

Gokhberg, L. (2020). Use AI to mine literature for policymaking. Nature, 583(7816), 360-360. doi: 10.1038/d41586-020-02086-x

Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2022). Data mining: concepts and techniques. Morgan kaufmann.

Hassani, H., Huang, X., & Silva, E. (2019). Big data and climate change. Big Data and Cognitive Computing, 3(1), 12. doi: 10.3390/bdcc3010012

Höchtl, J., Parycek, P., & Schöllhammer, R. (2016). Big data in the policy cycle: Policy decision making in the digital era. Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce, 26(1-2), 147-169. doi: 10.1080/10919392.2015.1125187

Hornby, P. and Perera, H.S.R. (2002) A development framework for promoting evidence-based policy action: drawing on experiences in Sri Lanka. The International Journal of Health Planning and Management, 17(2), 165-183. doi: 10.1002/hpm.660

Hossin, M. A., Du, J., Mu, L., & Asante, I. O. (2023). Big Data-Driven Public Policy Decisions: Transformation Toward Smart Governance. Sage Open, 13(4), 21582440231215123. doi: 10.1177/21582440231215123

Huang, M. H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. Journal of service research, 21(2), 155-172. doi: 10.1177/1094670517752459

Hughes, W. R. (2009). A statistical framework for strategic decision making with AHP: Probability assessment and Bayesian revision. Omega, 37(2), 463-470. doi: 10.1016/j.omega.2007.07.002

Ibarra-Vazquez, G., Ramírez-Montoya, M. S., Buenestado-Fernández, M., & Olague,

G. (2023). Predicting open education competency level: A machine learning approach. Heliyon, 9(11). doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e20597

Igwama, G. T., Olaboye, J. A., Maha, C. C., Ajegbile, M. D., & Abdul, S. (2024). Big data analytics for epidemic forecasting: Policy Frameworks and technical approaches. International Journal of Applied Research in Social Sciences, 6(7), 1449-1460. doi: 10.51594/ijarss.v6i7.1334

Kenett, R. S., & Shmueli, G. (2016). Information quality: The potential of data and analytics to generate knowledge. John Wiley & Sons. doi: 10.1002/9781118890622

Kim, J., & Hastak, M. (2018). Social network analysis: Characteristics of online social networks after a disaster. International journal of information management, 38(1), 86-96. doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2017.08.003

Kingdon, J. W. (1996) Young, E., & Quinn, L. (2002). Writing effective public policy papers. Open Society Institute, Budapest.

Kitchin, R. (2014). The data revolution: Big data, open data, data infrastructures and their consequences. Sage. doi: 10.4135/9781473909472

Kou, G., Peng, Y., & Wang, G. (2014). Evaluation of clustering algorithms for financial risk analysis using MCDM methods. Information sciences, 275, 1-12. doi: 10.1016/j.ins.2014.02.137

Kraft, M. E., & Furlong, S. R. (2020). Public policy: Politics, analysis, and alternatives. CQ Press.

Lee, Jung Wan (2020). Big Data Strategies for Government, Society and Policymaking. Journal of Asian Finance Economics and Business, 7(7), 475-487. doi: 10.13106/jafeb.2020.vol7.no7.475

Lew, M. S. (Ed.). (2013). Principles of visual information retrieval. Springer Science & Business Media. doi: 10.1007/978-1-4471-3702-3

Li, S. T., & Shue, L. Y. (2004). Data mining to aid policy making in air pollution management. Expert Systems with Applications, 27(3), 331-340. doi: 10.1016/j.eswa.2004.05.015

Li, S. T., Shue, L. Y., & Lee, S. F. (2008). Business intelligence approach to supporting strategy-making of ISP service management. Expert Systems with Applications, 35(3), 739-754. doi: 10.1016/j.eswa.2007.07.049

Machairas, E., & Varouchakis, E. A. (2023). Cost–benefit analysis and risk assessment for mining activities in terms of circular economy and their environmental impact. Geosciences, 13(10), 318. doi: 10.3390/geosciences13100318

Martínez-Álvarez, F., Troncoso, A., Asencio-Cortés, G., & Riquelme, J. C. (2015). A survey on data mining techniques applied to electricity-related time series forecasting. Energies, 8(11), 13162-13193. doi: 10.3390/en81112361

Morariu, C., Morariu, O., Răileanu, S., & Borangiu, T. (2020). Machine learning for predictive scheduling and resource allocation in large scale manufacturing systems. Computers in Industry, 120, 103244. doi: 10.1016/j.compind.2020.103244

Ngai, E. W., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., & Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature. Decision support systems, 50(3), 559-569. doi: 10.1016/j.dss.2010.08.006

Niu, H., & Silva, E. A. (2020). Crowdsourced data mining for urban activity: Review of data sources, applications, and methods. Journal of Urban Planning and Development, 146(2), 04020007. doi: 10.1061/(ASCE)UP.1943-5444.0000566

O'Dwyer, L. (2004). A critical review of evidence-based policymaking. https://www.ahuri.edu.au/research/final-reports/58

OECD. (2015). Data-driven innovation: Big data for growth and well-being. OECD Publishing.

OECD. (2020). Building Capacity for Evidence-Informed Policymaking: Lessons from Country Experiences. OECD Publishing.

Ordu, M., Demir, E., Tofallis, C., & Gunal, M. M. (2021). A novel healthcare resource allocation decision support tool: A forecasting-simulation-optimization approach. Journal of the operational research society, 72(3), 485-500. Doi: 10.1080/01605682.2019.1700186

Ozkaya, G., Timor, M., & Erdin, C. (2021). Science, technology and innovation policy indicators and comparisons of countries through a hybrid model of data mining and MCDM methods. Sustainability, 13(2), 694. doi: 10.3390/su13020694

Parkhurst, J. (2017). The Politics of Evidence: From Evidence-Based Policy to the Good Governance of Evidence. Routledge.

Perini, D. J., Batarseh, F. A., Tolman, A., Anuga, A., & Nguyen, M. (2023). Bringing dark data to light with AI for evidence-based policymaking. In AI Assurance (pp. 531-557). Academic Press. doi: 10.1016/B978-0-32-391919-7.00030-5

Plotnikova, V., Dumas, M., & Milani, F. (2020). Adaptations of data mining methodologies: a systematic literature review. PeerJ Computer Science, 6, e267. doi: 10.7717/peerj-cs.267

Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. Big data, 1(1), 51-59. doi: 10.1089/big.2013.1508

Roiger, R. J. (2017). Data mining: a tutorial-based primer. Chapman and Hall/CRC.

Sarker, I. H. (2021). Data science and analytics: an overview from data-driven smart computing, decision-making and applications perspective. SN Computer Science, 2(5), 377. Doi: 10.1007/s42979-021-00765-8

Savaglio, C., & Fortino, G. (2021). A simulation-driven methodology for IoT data mining based on edge computing. ACM Transactions on Internet Technology (TOIT), 21(2), 1-22. doi: 10.1145/3402444

Shahbaz, M., Nasir, M. A., Hille, E., & Mahalik, M. K. (2020). UK's net-zero carbon emissions target: Investigating the potential role of economic growth, financial development, and R&D expenditures based on historical data (1870–2017). Technological Forecasting and Social Change, 161, 120255. doi: 0.1016/j.techfore.2020.120255

Shepherd, B. (2020). Quantifying Trade Law: New Perspectives on the Services Trade Restrictiveness Index. Trade L. & Dev., 12, 270.

Shi, D., Guan, J., Zurada, J., & Manikas, A. (2017). A data-mining approach to identification of risk factors in safety management systems. Journal of management information systems, 34(4), 1054-1081. doi:10.1080/07421222.2017.1394056

Simonofski, A., Fink, J., & Burnay, C. (2021). Supporting policymaking with social

media and e-participation platforms data: A policy analytics framework. Government Information Quarterly, 38(3), 101590. doi: 10.1016/j.giq.2021.101590

Sousa, M. J., Jamil, G., Walter, C. E., Au-Yong-Oliveira, M., & Moreira, F. (2023). Big data analytics on patents for innovation public policies. Expert Systems, 40(1), e12673. doi: 10.1111/exsy.12673

Tan Wu, Z., Ji, D., Yu, K., Zeng, X., Wu, D., & Shidujaman, M. (2021). AI creativity and the human-AI co-creation model. In Human-Computer Interaction. Theory, Methods and Tools: Thematic Area, HCI 2021, Held as Part of the 23rd HCI International Conference, HCII 2021, Virtual Event, July 24–29, 2021, Proceedings, Part I 23 (pp. 171-190). Springer International Publishing. doi: 10.1007/978-3-030-78462-1_13

Tsoukias, A., Montibeller, G., Lucertini, G., & Belton, V. (2013). Policy analytics: an agenda for research and practice. EURO Journal on Decision Processes, 1(1-2), 115-134. doi: 10.1007/s40070-013-0008-3

Valle-Cruz, D., Criado, J. I., Sandoval-Almazán, R., & Ruvalcaba-Gomez, E. A. (2020). Assessing the public policy-cycle framework in the age of artificial intelligence: From agenda-setting to policy evaluation. Government Information Quarterly, 37(4), 101509. doi: 10.1016/j.giq.2020.101509

Viet, N. T., Kravets, A., & Duong Quoc Hoang, T. (2021). Data mining methods for analysis and forecast of an emerging technology trend: a systematic mapping study from Scopus papers. In Artificial Intelligence: 19th Russian Conference, RCAI 2021, Taganrog, Russia, October 11–16, 2021, Proceedings 19 (pp. 81-101). Springer International Publishing. doi: 10.1007/978-3-030-86855-0_7

Weng, S., Schwarz, G., Schwarz, S., & Hardy, B. (2021). A framework for government response to social media participation in public policy making: Evidence from China. International Journal of Public Administration, 44(16), 1424-1434. doi: 10.1080/01900692.2020.1852569

Wirjo, A., Calizo,S., Nino Vasquez, G., & San Andres, E. A.(2022). Artificial Intelligence in Economic Policymaking. APEC Policy Support Unit. Retrieved from https://www.apec.org/publications/2022/11/artificial-intelligence-in-economic-policymaking

Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., Pal, C. J., & Data, M. (2005, June). Practical machine learning tools and techniques. In Data mining (Vol. 2, No. 4, pp. 403-413). Amsterdam, The Netherlands: Elsevier.

Yadav, V. (2022). Machine Learning for Predicting Healthcare Policy Outcomes: Utilizing Machine Learning to Forecast the Outcomes of Proposed Healthcare Policies on Population Health and Economic Indicators. Journal of Artificial Intelligence & Cloud Computing, 1(2), 2-10. doi:10.47363/JAICC/2022(1)E112

Young, E., & Quinn, L. (2002). Writing effective public policy papers. Open Society Institute, Budapest. https://www.nccmt.ca/registry/resource/pdf/94.pdf