



RESEARCH ARTICLE

The Functions of Natural Language Processing in Evidence-based Policy Making

Leila Namdarian^{ID}

Associate Professor of Science and Technology Policymaking, Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IRANDOC), Tehran, Iran

Corresponding Author's Email: namdarian@irandoc.aac.ir

 <https://doi.org/10.22059/jppolicy.2025.102508>

Received: 18 February 2025

Accepted: 4 April 2025

ABSTRACT

With the increasing speed of complexity and scientific and technological advances, using artificial intelligence capabilities and especially natural language processing (NLP) to enhance evidence-based policymaking, ensuring more informed, responsive, and effective governance has become an urgent need. This study explores the roles and functions of Natural Language Processing (NLP) in supporting evidence-based policymaking in science and technology. Adopting a structured two-step research approach, the study first identifies and categorizes the key policy functions of NLP through a comprehensive literature review and thematic analysis. Subsequently, it develops a conceptual framework using the Constant Comparative Method (CCM) to map these functions onto stages of the evidence-based policymaking process. The research reveals five primary NLP functions: contextual data analysis and information extraction, stakeholder feedback analysis, literature and expert opinion exploration, policy impact assessment, and public discourse analysis. These functions correspond to and enhance various stages of policymaking, from problem identification to policy evaluation. The resulting framework illustrates how NLP can augment human capabilities throughout the policy cycle, potentially leading to more data-driven, responsive, and transparent governance in science and technology domains.

Keywords: Natural Language Processing, Evidence-based Policy Making, Constant Comparative Method (CCM), Artificial Intelligence Governance, Policy Functions.

Citation: Namdarian, Leila (2025). The Functions of Natural Language Processing in Science and Technology Evidence-based Policy Making. *Iranian Journal of Public Policy*, 11 (2), 81-100.

DOI: <https://doi.org/10.22059/jppolicy.2025.102508>

Published by University of Tehran.



This Work Is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International \(CC BY-NC 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)



مقاله پژوهشی

کارکردهای پردازش زبان طبیعی در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد

لیلا نامداریان ^{ID}

دانشیار سیاستگذاری علم و فناوری، پژوهشکده جامعه و اطلاعات، پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک)، تهران، ایران
رایانامه نویسنده مسئول: Namdarian@irandoc.aac.ir

 <https://doi.org/10.22059/jppolicy.2025.102508>

تاریخ دریافت: ۳۰ بهمن ۱۴۰۳
تاریخ پذیرش: ۱۵ فروردین ۱۴۰۴

چکیده

با افزایش سرعت پیچیدگی و پیشرفت‌های علمی و فناوری، استفاده از قابلیت‌های هوش مصنوعی و به طور ویژه پردازش زبان طبیعی برای تقویت سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، حصول اطمینان از حکمرانی آگاهانه‌تر، پاسخگوتر و مؤثرتر به یک نیاز فوری تبدیل شده است. در همین راستا، هدف این پژوهش بررسی نقش‌ها و کارکردهای پردازش زبان طبیعی در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد است. این مطالعه با استفاده از یک روش تحقیق ساختاریافته دو مرحله‌ای، ابتدا کارکردهای سیاستی کلیدی پردازش زبان طبیعی را از طریق بررسی ادبیات موضوع و تحلیل مضمون شناسایی و دسته‌بندی می‌کند. سپس، با استفاده از روش تحلیل تطبیقی پایدار، یک چارچوب مفهومی را برای نگاشت این کارکردهای سیاستی به گام‌های گوناگون فرآیند سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، توسعه می‌دهد. این پژوهش پنج کارکرد اصلی پردازش زبان طبیعی در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد را شناسایی می‌کند که عبارتند از تجزیه و تحلیل داده‌های متنی و استخراج اطلاعات، تجزیه و تحلیل بازخورد ذینفعان، کاوش ادبیات و نظرات کارشناسان، ارزیابی تأثیر سیاست‌ها و تحلیل گفتمان عمومی. این کارکردها، مراحل مختلف سیاستگذاری مبتنی بر شواهد را تقویت می‌کنند. چارچوب حاصل نشان می‌دهد که چگونه پردازش زبان طبیعی می‌تواند قابلیت‌های انسانی را در طول چرخه سیاستگذاری مبتنی بر شواهد تقویت کند که به طور بالقوه این امر منجر به حکمرانی داده‌محور، پاسخگوتر و شفاف‌تر در حوزه‌های علم و فناوری می‌شود. این مطالعه به تقویت نظری مطالعات سیاستگذاری و حکمرانی هوش مصنوعی کمک می‌کند و بینش‌های عملی را برای سیاستگذاران و مدیران ارائه می‌دهد.

واژگان کلیدی: پردازش زبان طبیعی، سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، تحلیل تطبیقی پایدار، حکمرانی هوش مصنوعی، کارکردهای سیاستی.

استناد: نامداریان، لیلا (۱۴۰۴). کارکردهای پردازش زبان طبیعی در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد. فصلنامه سیاستگذاری عمومی، ۱۱ (۲)، ۸۱-۱۰۰.
DOI: <https://doi.org/10.22059/jppolicy.2025.102508>



ناشر: دانشگاه تهران.

مقدمه

در حال حاضر، فرایند سیاستگذاری در سراسر جهان مورد بازبینی قرار گرفته و اعتماد عمومی نسبت به سیاستگذاری مبتنی بر عقیده که بر پایه یک انتخاب محدود از شواهد یا دیدگاه‌های آزمایش‌نشده افراد یا گروه‌ها، ایدئولوژی، تعصب، یا گمانه‌زنی است کاهش یافته است (Yaros et al., 2021). در مقابل، رویکردهای مبتنی بر شواهد، در سیاستگذاری مطرح شده است که بر پایه روش‌های علمی، آزمایش، و پژوهش انجام و از این طریق سبب تسهیل سیاستگذاری می‌شود (Perini et al., 2023). سیاستگذاری مبتنی بر شواهد بر ادغام سیستماتیک شواهد تجربی، ورودی ذینفعان و تجزیه و تحلیل دقیق برای اطلاع‌رسانی تصمیمات سیاستی متکی است (Parkhurst, 2017; Cairney, 2016). فرایند سنتی سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، به شدت به تخصص انسانی وابسته و ترکیب اطلاعات مربوطه در فرایند سیاستگذاری یک تلاش زمان‌بر بوده است (Sutherland and Burgman, 2015). با این حال، پیشرفت‌های سریع در هوش مصنوعی راه‌های جدیدی را برای سیاستگذاران باز کرده است تا از رویکردهای داده‌محور و بهبود فرایند سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، به‌ویژه در زمینه علم و فناوری استفاده کنند (Wirjo et al., 2022). تکنیک‌ها و فناوری‌های هوش مصنوعی این پتانسیل را دارند که روش جمع‌آوری، تجزیه و تحلیل و استفاده از شواهد در فرایند سیاستگذاری را متحول کنند (Gokhberg, 2020). در زمینه سیاست علم و فناوری، این رویکرد برای پرداختن به مسائل پیچیده‌ای مانند تغییرات آب و هوا، بحران‌های بهداشت عمومی و نوآوری‌های فناورانه بسیار مهم است (Van der Voorn, 2017). از این رو، در سال‌های اخیر، علاقه فزاینده‌ای به استفاده از هوش مصنوعی برای تقویت سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، به‌ویژه در زمینه علم و فناوری وجود داشته است (Taeihagh, 2021). با استفاده از قدرت هوش مصنوعی، سیاستگذاران می‌توانند بینش‌هایی را از حجم وسیعی از داده‌ها، از ادبیات علمی گرفته تا بازخورد ذینفعان و نظرات کارشناسان به دست آورند (Höchtel et al., 2016; Wirjo et al., 2022). افزون بر این، فناوری‌های هوش مصنوعی می‌توانند به شناسایی الگوها، روندها و پیامدهای بالقوه کمک کنند و در نهایت به سیاستگذاری آگاهانه‌تر و فعال‌تر در حوزه علم و فناوری کمک کنند (Gokhberg, 2020). به طور خاص، پردازش زبان طبیعی (NLP)، یکی از تکنیک‌های هوش مصنوعی است که بر تعامل بین رایانه و زبان انسان تمرکز دارد و قابلیت‌های امیدوارکننده‌ای را برای بهبود این فرایند با استخراج، طبقه‌بندی و ترکیب‌بندی مؤثر اطلاعات از منابع متنی متنوع ارائه می‌دهد (Young et al., 2018; Jin and Mihalcea, 2022). تلاقی NLP با سیاستگذاری مبتنی بر شواهد در حوزه علم و فناوری مجموعه‌ای از فرصت‌ها و چالش‌ها را ارائه می‌دهد. این فناوری به ویژه در سیاست علم و فناوری، در جاییکه سرعت سریع نوآوری و پیچیدگی ادبیات علمی نیازمند ابزارهای تحلیلی پیچیده است، به کار می‌آید. علیرغم پتانسیل NLP برای متحول کردن سیاستگذاری مبتنی بر شواهد در علم و فناوری، چندین چالش و شکاف دانش وجود دارد. ابتدا، نیاز به شناسایی کارکردها و نقش‌های خاصی است که NLP می‌تواند در این حوزه ایفا کند (Jiang et al., 2022). دوم، نگرانی‌های مربوط به سوگیری، تفسیرپذیری و کیفیت بینش‌های حاصل شده از NLP باید مورد توجه قرار گیرد تا از استفاده مسئولانه آنها در زمینه‌های سیاستگذاری اطمینان حاصل شود (Hovy and Spruit, 2016). هدف این مقاله بررسی کارکردها و نقش‌های NLP در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد در حوزه علم و فناوری است. با بررسی کارکردهای NLP، این تحقیق به دنبال کمک به درک بهتر این است که چگونه NLP می‌تواند به طور مؤثر و مسئولانه برای حمایت از تصمیم‌های سیاستی در یک چشم‌انداز علمی و فناورانه استفاده شود. این مطالعه بر روی حوزه‌های کلیدی تمرکز خواهد کرد که NLP می‌تواند سهم قابل توجهی داشته باشد. سوالات اصلی پژوهش عبارتند از ۱) کارکردها NLP در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد کدامند؟ ب) چارچوب مفهومی سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از NLP چگونه است؟ به منظور پاسخ به پرسش‌های مذکور، بخش دوم مقاله به مبانی نظری، بخش سوم به پیشینه پژوهش، بخش چهارم به روش پژوهش، بخش پنجم به یافته‌های پژوهش و در نهایت بخش ششم به بحث و نتیجه‌گیری می‌پردازد.

مبانی نظری پژوهش

سیاستگذاری مبتنی بر شواهد در حوزه علم و فناوری

در حوزه سیاستگذاری باید میان دو نوع سیاستگذاری مبتنی بر عقیده^۱ و سیاستگذاری مبتنی بر شواهد تمایز قائل شد (Gray, 2008). تغییر از رویکرد قدیمی یعنی سیاستگذاری مبتنی بر عقیده، با منشأ ایدئولوژیک به سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، در اثر فشار پیشرفت‌های بسیار مهمی ایجاد شده است. یکی از این پیشرفت‌ها، رشد جمعیت تحصیل کرده و آگاه است که به صورت فعال در پی پرسش از تأثیر اقدامات اقتصادی و اجتماعی دولت هستند (Nutley et al., 2002). امروزه سیاستگذاری مبتنی بر شواهد به صورت گسترده‌ای در محافل سیاستگذاری سازمان‌های دولتی و پژوهشی به کار می‌رود. سیاستگذاری مبتنی بر شواهد به عنوان رویکردی تعریف می‌شود که به تصمیم‌گیری‌های آگاهانه در مورد سیاست‌ها، برنامه‌ها و پروژه‌ها (با قرار دادن بهترین شواهد و مدارک حاصل از پژوهش‌ها در قلب توسعه و اجرای سیاست) کمک می‌کند. در نظام حکومتی اکثر کشورها و از جمله ایران، سازوکارهایی برای اطمینان از به کارگیری شواهد دقیق و روزآمد در تصمیم‌گیری‌ها در سطوح کلان در نظر گرفته شده است. به عنوان مثال در ایران «مرکز پژوهش‌های مجلس شورای اسلامی» زیرمجموعه مجلس شورای اسلامی فعالیت می‌کند که وظیفه آن ارائه نظر کارشناسی مبتنی بر پژوهش و ارائه اطلاعات دقیق برای پشتیبانی از فرایندهای تصمیم‌گیری و قانون‌گذاری در مجلس است. دولت نیز دارای معاونت‌ها و کارگروه‌های متعددی است که کم و بیش چنین نقشی دارند. نمونه بارز استفاده از پژوهش در سیاستگذاری را می‌توان در مجلس عوام بریتانیا دید که تاکنون به درخواست آن، گزارش‌های پژوهشی متعددی تهیه شده است (جمالی مهموئی، ۱۳۹۰). این پژوهش به سیاستگذاری مبتنی بر شواهد نگاهی فرایندی دارد و گام‌های گوناگون این فرایند را مورد بررسی و تحلیل قرار می‌دهد. تاکنون برای گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد چارچوب‌ها و چرخه‌های عام گوناگونی ارائه شده است. برای نمونه متداول‌ترین آن‌ها عبارتند از مدل جریان‌ات سه‌گانه (Kingdon, 1996)، چرخه سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (Ashford et al., 2006)، چرخه توسعه سیاست (Hornby and Perera, 2002)، چارچوب توسعه سیاست (Edwards, 2005)، چرخه سیاست (Young and Quinn, 2002)، فرایند سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (O'Dwyer, 2004). در این بخش گام‌های چارچوب سیاستگذاری مبتنی بر شواهد نامداریان (۱۳۹۵) که فراترکیب گام‌های کلیه چارچوب‌های مذکور هستند، تبیین شده است. گام‌های چارچوب نامداریان (۱۳۹۵) برای سیاستگذاری مبتنی بر شواهد عبارتند از «شناسایی و تشخیص مسئله»، «جمع‌آوری اطلاعات و تغذیه اطلاعاتی فرایند سیاستگذاری»، «پیش‌بینی آینده، مشاورهٔ سیاستی»، «تدوین سیاست، تعریف و پیاده‌سازی سیاست»، و «ارزیابی و تجزیه و تحلیل سیاست». در جدول ۱ ضمن ارائه فعالیت‌های گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد در چارچوب نامداریان (۱۳۹۵)، به هر یک از این فعالیت‌ها کدی اختصاص یافته است تا تحلیل‌های بعدی تسهیل گردد.

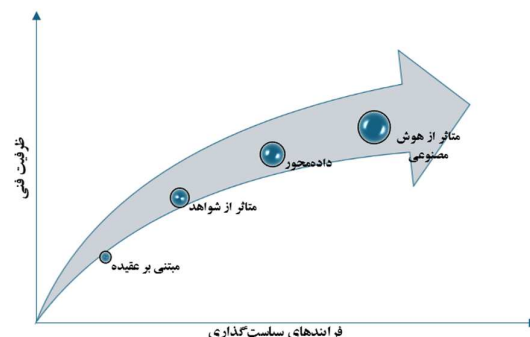
جدول ۱ - فعالیت‌های گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (برگرفته از نامداریان، ۱۳۹۵)

فعالیت‌ها	گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد
نظارت بر شرایط بافتی و محیطی (A11) کسب بینش در مورد الگوها، روندها و همبستگی‌ها (A12) جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل نظرات کارشناسان، اطلاعات آماری و گزارش‌های تحقیقاتی (A13) مشارکت دادن اعضای جامعه مدنی و توجه به افکار عمومی (A14).	شناسایی و تشخیص مسئله
جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل منابع متنی مرتبط (A21) جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل منابع صوتی و تصویری مرتبط (A22) جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل داده‌های مربوط به وب سایت‌ها (A23) شناسایی بازیگران کلیدی که تأثیرگذار و تحت تأثیر سیاست‌ها هستند و بررسی آنها (A24) یکپارچه‌سازی و درک داده‌های جمع‌آوری شده (A25)	جمع‌آوری اطلاعات و تغذیه اطلاعاتی فرایند سیاستگذاری

فعالیت‌ها	گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد
انتخاب داده‌های مربوطه (A26).	
مشاوره با ذینفعان (A31) پیش‌بینی الگوهای آینده، روندها و تحولات بالقوه (A32) شناسایی سناریوها و گزینه‌های مختلف سیاست (A33) برآورد اثرات بالقوه سناریوهای مختلف و گزینه‌های سیاستی (A34) تجزیه و تحلیل نظرات و احساسات ذینفعان مختلف در مورد گزینه‌های سیاستی (A35) تجزیه و تحلیل ترجیحات ذینفعان مختلف در اکوسیستم علم و فناوری (A36)	پیش‌بینی آینده و مشاوره سیاستی
بررسی گزینه‌های سیاستی (از نظر مشروعیت، امکان‌سنجی، قابلیت ارتباط و حمایت) (A41) انتخاب گزینه سیاستی که بیشتر با اهداف، اصول و ارزش‌ها سازگار است (A42) تدوین رویه‌ها و ابتکارات سیاست (A43) نوشتن اسناد راهنما (A44) تخصیص منابع (A45) اجرای سیاست (A46).	تدوین سیاست، تعریف و پیاده‌سازی سیاست
اندازه‌گیری سطح اجرای سیاست بر اساس اهداف مورد نظر (A51) بررسی تأثیر سیاست بر عملکرد (A52) بررسی تأثیر سیاست بر بروندادها (A53) انجام اصلاحات سیاست بر اساس تحولات (A54) دریافت بازخورد از ذینفعان و مردم در مورد سیاست‌های اجرا شده (A55).	ارزیابی و تجزیه و تحلیل سیاست

سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از هوش مصنوعی

در حال حاضر ظهور فناوری‌های محاسباتی پیشرفته تحت عنوان «هوش مصنوعی»، حوزه جدیدی از تحقیق را در زمینه استفاده از اطلاعات در سیاستگذاری گشوده است. شکل ۱ پویایی فرایندهای سیاستگذاری بر پایه ظرفیت فنی آنها را نشان می‌دهد. بر اساس اطلاعات شکل ۱، میان فرایندهای سیاستگذاری همپوشانی وجود دارد و هر فرآیند نسبت به فرایند قبلی آن ظرفیت فنی بیشتری دارد. با افزایش ظرفیت فنی هر فرایند، میزان انتزاع بین شواهد و تصمیمات سیاستی نیز افزایش می‌یابد. در فرایند مبتنی بر عقیده، تنها سطحی از انتزاع میان تجربیات شخصی سیاستگذار و تصمیم‌های سیاستی وی وجود دارد. فرآیند متأثر از شواهد، مقداری شواهد خارج از تجربه شخصی سیاستگذار را در منطق فرآیند تصمیم‌گیری سیاستی گنجانده است. فرایند متأثر از شواهد در بردارنده دو فرایند مبتنی بر داده و متأثر از هوش مصنوعی است. فرآیند مبتنی بر داده، دامنه شواهد را گسترش می‌دهد به گونه‌ای که دربردارنده روندهای تاریخی، و تجزیه و تحلیل آماری و معیارهایی برای تغذیه اطلاعاتی یک تصمیم‌گیری سیاستی است (Perini et al., 2023). منظور از متأثر از هوش مصنوعی، استفاده از هوش مصنوعی و فناوری‌های مرتبط برای تغذیه اطلاعاتی، پشتیبانی یا حتی خودکارسازی جنبه‌های مختلف فرآیند سیاستگذاری است. مفهوم شناسایی این موضوع یکی از اهداف و خروجی‌های اصلی این پژوهش است.



شکل ۱ - پویایی سیاستگذاری (Perini et al., 2023).

کاربرد هوش مصنوعی در سیاستگذاری، نشان‌دهنده یک پیشرفت فناورانه در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد است که در این پژوهش با نام «سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از هوش مصنوعی» معرفی می‌شود. سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از هوش مصنوعی با بهره‌گیری از فناوری‌های هوش مصنوعی، قادر است مقادیر بیشتری از اطلاعات مرتبط با سیاست را با سرعت بیشتری نسبت به تحلیل‌گران انسانی پردازش کند و به سیاستگذاران ارائه دهد (Makridakis, 2017; Lim MG, 2023). برای تحلیل‌گران سیاست، این به معنای افزایش قدرت در زمینه ارائه سریع‌تر توصیه‌های سیاستی است که جمعیت بزرگ‌تر و مشکلات پیچیده‌تر را در نظر می‌گیرد (Mehr et al., 2017). «نیومن و میتروم» (۲۰۲۳)، سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از هوش مصنوعی از دو زاویه «عقلانیت» و «ظرفیت‌سازی» مورد توجه قرار می‌دهند:

از زاویه عقلانیت، هوش مصنوعی قادر است دانش و شواهد جدیدی ایجاد کند که بسیار فراتر از توانایی‌های تحلیل‌گران انسانی است. حجم انبوه اطلاعات و پیچیدگی بسیار بالای تجزیه و تحلیلی که ماشین‌ها قادر به مدیریت آن‌ها هستند، سطحی از سیاستگذاری مبتنی بر شواهد را امکان‌پذیر می‌سازد که منجر به توسعه علم و فناوری و بهبود چشمگیر نتایج برای رفاه جامعه و شهروندان می‌شود که تا کنون تنها در تصورات بوده است. از زاویه ظرفیت‌سازی، هوش مصنوعی قادر به توسعه ظرفیت سیاستی در بخش علم و فناوری است. سرمایه‌گذاری در سیستم‌های رایانه‌ای نسبت به سرمایه‌گذاری در منابع انسانی، بسیار مقرون به صرفه‌تر خواهد بود؛ زیرا سیستم‌های رایانه‌ای قادرند ظرفیت تحلیلی نهادهای تصمیم‌گیر را افزایش دهند و امکان استفاده از شواهد را در تصمیم‌گیری‌های سیاستی به طور قابل توجهی فراهم نمایند. اگرچه تحلیل‌گران انسانی سیاست «جایگزین» نخواهند شد، اما کار آنها با استفاده گسترده از ابزارهای تجزیه و تحلیل کامپیوتری تسهیل و تقویت خواهد شد. «لوپرتی» و دیگران (۲۰۲۳)، سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از هوش مصنوعی را از زاویه «شفافیت و پاسخگویی» مورد توجه قرار می‌دهند. هوش مصنوعی می‌تواند با خودکارسازی فرآیندهایی مانند تشخیص تقلب و ارزیابی ریسک، به افزایش شفافیت کمک کند و اطمینان حاصل کند که منابع عمومی به طور کارآمد و مؤثر استفاده می‌شوند. علاوه بر این، هوش مصنوعی می‌تواند به تصمیم‌گیرندگان اطلاعات منطقی و شواهد پشتیبان توصیه‌های سیاستی را نشان دهد و فرآیند تصمیم‌گیری را شفاف‌تر و پاسخگوتر کند. استفاده از هوش مصنوعی برای سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، این پتانسیل را دارد که فرآیندهای سیاستگذاری را متحول کند و دولت‌ها را قادر می‌سازد تا تصمیمات مبتنی بر داده اتخاذ کنند و سیاست‌هایی را طراحی کنند که نیازها و خواسته‌های شهروندان را برطرف کند. با استفاده از قدرت تحلیلی هوش مصنوعی، دولت‌ها می‌توانند مشارکت شهروندان را افزایش دهند، تأثیر سیاست‌ها را ارزیابی کنند و شفافیت و پاسخگویی را ارتقا دهند.

پردازش زبان طبیعی و سیاستگذاری مبتنی بر شواهد

ادغام فناوری‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه پردازش زبان طبیعی، در فرآیندهای سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، راه‌های جدیدی را برای بهبود تدوین و ارزیابی سیاست باز کرده است. زبان یک داده مهم در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد است (Jin and Mihalcea, 2022). اغلب اوقات سیاست و درگیری‌های سیاستی در کلام نوشتاری و گفتاری رخ می‌دهد. پژوهشگران مدت‌هاست که متوجه این موضوع شده‌اند، اما دشواری و هزینه‌های هنگفت تجزیه و تحلیل مجموعه‌های بزرگ یا متوسط از متون مانع استفاده از آن‌ها در سیاستگذاری شده است. امروزه، قابلیت‌های هوش مصنوعی در تجزیه و تحلیل خودکار متون، تجزیه و تحلیل مجموعه‌های بزرگ متنی را به میزان قابل توجهی تسهیل کرده و هزینه‌های آن را به طور قابل توجهی کاهش داده است (Grimmer and Stewart, 2013). از این رو کاربست اطلاعات حاصل از تحلیل منابع متنی در سیاستگذاری توجه سیاستگذاران را بیش از پیش به خود جلب کرده است. NLP با استفاده از تکنیک‌های محاسباتی نظیر یادگیری ماشینی (به‌خصوص یادگیری عمیق) و شبکه‌های عصبی، برای تجزیه و تحلیل خودکار متن و استخراج اطلاعات معنی‌دار مورد استفاده قرار می‌گیرد (Miao and Holmes, 2021). با توجه به موفقیت‌های اخیر NLP در انجام وظایفی مانند طبقه‌بندی، استخراج اطلاعات،

خلاصه‌سازی و ترجمه، ادغام NLP در سیاستگذاری روند رو به افزایشی داشته است (Jin and Mihalcea, 2022). NLP قادر است حجم زیادی از داده‌های متنی رسانه‌های اجتماعی، اسناد سیاستی، قوانین و مقررات، لوایح، متن‌ها و گزارش‌های علمی و فناوریانه را تجزیه و تحلیل نماید و اطلاعات قابل کاربرد در سیاستگذاری نظیر احساسات، بازخوردها، ایدئولوژی‌ها، موضوعات اصلی، مواضع، استدلال‌ها، رویدادها، نیازها بینش‌ها و نظرات افراد، نهادهای سیاستی، احزاب سیاستی، و بازیگران سیاستی را استخراج نماید (Jin and Mihalcea, 2022; Wirjo et al., 2022).

رویکردها و روش‌های اصلی پردازش زبان طبیعی

طبقه‌بندی متن - بسیاری از ابزارهای موجود برای طبقه‌بندی متن از پایتون استفاده می‌کنند؛ برای نمونه TextBlob یک کتابخانه پایتون برای پردازش داده‌های متنی است که برای تجزیه و تحلیل احساسات، برچسب‌گذاری بخشی از گفتار، و استخراج عبارت اسمی استفاده می‌شود. یکی از وظایف فرعی شناخته شده برای طبقه‌بندی متن، طبقه‌بندی احساسات یا عقیده‌کاوی است که هدف آن تشخیص اطلاعات ذهنی در متن، مانند احساسات مثبت یا منفی است. با این حال، ابزارهای موجود فقط در مقوله‌هایی خوب عمل می‌کنند که به راحتی قابل پیش‌بینی هستند. اگر طبقه‌بندی سفارشی و بسیار تخصصی باشد، می‌توان از روش‌های مبتنی بر فرهنگ لغت با فهرستی از کلیدواژه‌های متداول یا از فرهنگ لغت‌های زبانی عمومی مانند «فرهنگ لغت زبانشناسی و شمارش کلمات (LIWC)» استفاده کرد (Jin and Mihalcea, 2022). برای نمونه برای تشخیص دیدگاه سیاسی مقالات خبری، موضع رسانه‌ها در مورد یک موضوع خاص، و اینکه آیا کمپین‌ها در مورد آن موضوع خاص از احساسات مثبت یا منفی استفاده می‌کنند، می‌توان از طبقه‌بندی متن استفاده کرد (Naderi and Hirst, 2017; Androutsopoulou and Charalabidis, 2018).

مدل‌سازی موضوع - مدل‌سازی موضوع روشی برای کشف فهرستی از موضوعات پرتکرار در یک پیکره متنی است. یکی از پرکاربردترین مدل‌ها، «تخصیص پنهان دیریکله (LDA)» است که در بسته‌های Python NLTK و Gensim موجود است. LDA یک مدل احتمالی است که هر موضوع را به عنوان ترکیبی از کلمات مدل می‌کند و هر سند متنی را به عنوان ترکیبی از موضوعات نشان می‌دهد. مدل‌سازی موضوع LDA با توجه به مجموعه‌ای از اسناد متنی، فهرستی از خوشه‌های موضوعی را ایجاد می‌کند، که تعداد N موضوع می‌تواند توسط تحلیلگر سفارشی شود. علاوه بر این، در صورت نیاز، LDA می‌تواند نمایشی از هر سند را به عنوان فهرست وزنی از موضوعات نیز تولید کند. علاوه بر LDA، سایر الگوریتم‌های مدل‌سازی موضوع به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته‌اند، مانند الگوریتم‌هایی که مبتنی بر تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) هستند (Jin and Mihalcea, 2022). موضوعات احصاء شده از متن سخنرانی و یا بحث‌های سیاستی سیاست‌گذاران یکی از شواهد مهم برای درک و مدل‌سازی گفتمان سیاستی در سیاستگذاری است (Prabhakaran et al., 2014). از سوی دیگر، با استفاده از مدل‌های LDA می‌توان گرایش‌های ایدئولوژیک در سخنرانی‌های سیاستی را احصاء کرد. تحلیل کمی گرایش‌های ایدئولوژیک بیان شده در زبان سیاستی می‌تواند بینش‌هایی در مورد مواضع و جهت‌گیری‌های سیاستی بازیگران سیاستی ارائه دهد (Sim et al., 2013). همچنین، از مدل‌سازی موضوع می‌توان برای دستیابی به بینش‌هایی در مورد الگوها، مضامین و روندها در مجموعه‌ای از مقالات رسانه‌ای، پست‌های وبلاگ و انجمن‌های آنلاین استفاده کرد و به گفتمان عمومی در مورد موضوعات گوناگون دست یافت (Jacobi et al., 2016). تکنیک‌های تحلیل موضوع، سیاست‌گذاران را قادر می‌سازد تا فراتر از بحث‌های عمومی، پیش‌روند میلیون‌ها مقاله علمی، پتنت‌ها و گزارش‌های بازار را به آسانی برای شناسایی مگاترندها یا موضوعات پنهان تحلیل کنند (Gokhberg, 2020).

استخراج رویداد - استخراج رویداد وظیفه استخراج فهرستی از رویدادها از یک متن را بر عهده دارد. این تجزیه و تحلیل یک نمای کلی ساختار یافته از رویداد، از جمله جزئیات کلیدی مانند شرکت کنندگان، اقدامات، تاریخ، مکان و تأثیر را ارائه می‌دهد. ابزار استخراج رویداد می‌تواند به طور خودکار موجودیت‌ها را از مقالات خبری، انتشارات مطبوعاتی یا سایر منابع متنی استخراج و سازماندهی کند و درک و تجزیه و تحلیل رویدادهای مهم علمی و فناوری را برای محققان، روزنامه‌نگاران و سیاستگذاران آسان‌تر کند (Peng and Dredze, 2015). استخراج رویداد یک ابزار مفید برای نظارت خودکار بر رویدادها مانند تشخیص رویدادهای خبری است. برای استخراج رویداد، تلاش‌های زیادی برای جمع‌آوری داده‌های متنی، طرح‌های کدگذاری رویداد، و ارزیابی اعتبار مجموعه داده‌ها انجام می‌شود. در مورد مدل‌های استخراج رویداد، مشابه مدل‌های طبقه‌بندی متن، ابزارهایی مانند بسته‌های پایتون و spaCy وجود دارد (Jacobi et al., 2016).

پیشینه پژوهش

پردازش زبان طبیعی به طور فزاینده‌ای در فرآیندهای سیاستگذاری به کار گرفته شده است و پژوهشگران متعددی به بررسی پتانسیل و قابلیت‌های آن در سیاستگذاری پرداخته‌اند. «گریمر و استوارت» (۲۰۱۳) بر استفاده از NLP در تحلیل متن سیاستی تمرکز کردند. کار آنها نشان داد که چگونه روش‌های تجزیه و تحلیل خودکار متن می‌تواند به طور مؤثر در اسناد سیاستی اعمال شود و ابزار کارآمدتری برای پردازش حجم زیادی از داده‌های متنی مرتبط با سیاست‌ها فراهم کند.

«پنگ و دردز» (۲۰۱۵) با توسعه تکنیک‌های پیشرفته تشخیص موجودیت نام‌دار (NER) که به طور خاص برای اسناد سیاستی طراحی شده‌اند، نشان دادند که چگونه NER می‌تواند برای شناسایی و طبقه‌بندی موجودیت‌های کلیدی در متون سیاستی مانند سازمان‌ها، افراد، مکان‌ها و مقادیر عددی مورد استفاده قرار گیرد و تجزیه و تحلیل دقیق‌تر روندها، تأثیرات سیاست و ذینفعان را تسهیل نماید. «آن» (۲۰۱۷) روش‌های محاسباتی مبتنی بر قاعده، نظارت‌شده و بدون نظارت را برای برچسب‌گذاری محتوای احکام سیاستی اجرایی بررسی و مقایسه نمود تا داده‌هایی درباره انواع مختلف اقدامات سیاستی و نهادهای تحت تأثیر آن‌ها تولید کند. «نئومان و دیگران» (۲۰۱۹)، با معرفی SciSpacy به عنوان یک بسته پایتون که برای پردازش متون علمی طراحی شده است، نشان دادند که چگونه می‌توان از ابزارهای تخصصی NLP برای استخراج اطلاعات مربوط به سیاست از ادبیات علمی استفاده کرد و به سیاستگذاری مبتنی بر شواهد در زمینه‌های گوناگون کمک کرد. «جین و میهالسه» (۲۰۲۲)، مطالعه جامعی در مورد کاربردهای NLP در جنبه‌های مختلف سیاستگذاری انجام دادند. مطالعه آنها نشان داد NLP قادر است بینش‌های ارزشمندی از جمله احساسات، موضوعات کلیدی و نظرات ذینفعان را از طیف گسترده‌ای از اسناد سیاستی، احصاء نماید. «باباتونده» (۲۰۲۳) و «ملوش» (۲۰۲۳)، در مطالعات خود قابلیت‌های NLP را برای تفسیر سریع‌تر متون و اسناد قانونی مورد توجه قرار دادند. نتایج مطالعات آنها نشان‌دهنده پتانسیل NLP در مدیریت قرارداد، ارائه اطلاعات ارزشمند برای تصمیم‌گیری آگاهانه، و ارتقای شفافیت و پاسخگویی دولت است. «ویرجو و دیگران» (۲۰۲۲) در حوزه تحلیل رسانه‌های اجتماعی برای کسب بینش سیاستی، بررسی کردند که چگونه می‌توان از تکنیک‌های NLP برای تجزیه و تحلیل احساسات عمومی در مورد مسائل سیاستی استفاده کرد. مطالعه آنها نشان داد که تحلیل احساسات مبتنی بر NLP از پست‌های رسانه‌های اجتماعی می‌تواند به سیاستگذاران بازخورد بلادرنگ درباره افکار عمومی در مورد سیاست‌ها ارائه دهد. «هوتو و گیلبرت» (۲۰۱۴)، یک مدل مبتنی بر قانون ساده برای تجزیه و تحلیل احساسات عمومی توییت‌ها تحت عنوان VADER را ارائه کردند و اثربخشی آن را با یازده معیار و تکنیک‌های مبتنی بر یادگیری ماشین مقایسه کردند. آنها دریافتند که VADER برتری قابل ملاحظه‌ای در تحلیل‌ها دارد. کار آنها ابزار ارزشمندی برای سیاستگذاران برای سنجش احساسات عمومی در مورد مسائل سیاستی از طریق تجزیه و تحلیل رسانه‌های اجتماعی فراهم کرد.

«اسمیت» و دیگران (۲۰۲۱) و «ژانگ» و دیگران (۲۰۱۹) از NLP برای تجزیه و تحلیل چگونگی تحول گفت‌وگوهای عمومی پیرامون سیاست در رسانه‌های اجتماعی استفاده نمودند. «ویرنر و وان‌انگروز» (۲۰۱۰) و «ماروالا» (۲۰۲۳) در مطالعات خود بر قابلیت NLP در ارزیابی بازتاب سیاست‌ها در بلاگ‌ها و انجمن‌های گفتگو تأکید نمودند. «ویتاک و زیمر» (۲۰۲۰)، نیز در مطالعه خود به نقش NLP در زمینه تحلیل داده‌های رسانه‌های اجتماعی به منظور کسب بینش‌های سیاستی پرداختند. مطالعه آنها بر نیاز به بررسی دقیق نگرانی‌های حفظ حریم خصوصی و سوگیری‌های احتمالی در تجزیه و تحلیل سیاستی مبتنی بر NLP تأکید داشت. «رنجان» و دیگران (۲۰۲۳)، تجزیه و تحلیل احساسات مبتنی بر داده را به عنوان رویکردی برای بازنمایی معنایی پیچیده پست‌های رسانه‌های اجتماعی معرفی می‌کند که بخش‌های متن را از نظر احساسات و قطبیت ارزیابی می‌کند، قطبیت کلمه را تشخیص می‌دهد و به صورت مثبت و منفی آنها را دسته‌بندی می‌کند. «سیم» و دیگران (۲۰۱۳)، بر کاربرد NLP در تجزیه و تحلیل نظرات کارشناسان برای تدوین سیاست متمرکز شدند. مطالعه آنها نشان داد که چگونه می‌توان از تکنیک‌های NLP برای ترکیب دیدگاه‌های تخصصی مختلف استفاده کرد و به سیاست‌گذاران کمک کرد تا برنامه‌های سیاست جامع‌تر و متعادل‌تری را شکل دهند. «پولسیری و وطنانان-تسنوینتز» (۲۰۲۱)، نشان دادند که چگونه می‌توان از تکنیک‌های NLP برای تجزیه و تحلیل انتشارات علمی و پتنت‌ها برای اطلاع‌رسانی تصمیم‌گیری استراتژیک در نظام‌های نوآوری ملی استفاده کرد. مطالعه آنها نشان داد که NLP می‌تواند به طور موثر حوزه‌های تحقیقاتی در حال ظهور و همکاری‌های بالقوه بین دانشگاه و صنعت را شناسایی کند. بررسی پیشینه پژوهش نشان می‌دهد که NLP به‌عنوان یک فناوری تحول‌آفرین، نقش چشمگیری در حوزه سیاستگذاری مبتنی بر شواهد ایفا کرده است. با این حال، تحلیل ادبیات موجود حاکی از وجود شکاف‌هایی در این زمینه است. نخست، پژوهش‌های پیشین عمدتاً بر توسعه نظری یا الگوریتمی NLP تمرکز داشته‌اند و کمتر به بررسی عملیاتی نحوه ادغام این فناوری در فرآیندهای سیاستگذاری پرداخته‌اند. این رویکرد محدودیت‌هایی را در بهره‌گیری عملی از قابلیت‌های NLP در سیاستگذاری ایجاد کرده است. دوم، اگرچه مطالعات متعددی به بررسی کارکردهای خاص NLP در سیاستگذاری پرداخته‌اند-مانند تحلیل احساسات عمومی، شناسایی موجودیت‌های کلیدی، و تحلیل اسناد سیاستی-این تلاش‌ها پراکنده بوده و تاکنون چارچوب مفهومی جامعی که این کارکردها را به‌صورت نظام‌مند شناسایی و دسته‌بندی کند، ارائه نشده است. سوم، ادبیات موجود به‌طور مشخص و شفاف به ارتباط میان کارکردهای NLP و مراحل مختلف سیاستگذاری مبتنی بر شواهد نپرداخته است. به‌عنوان مثال، هنوز مشخص نیست که چگونه تحلیل احساسات یا شناسایی موجودیت‌ها می‌تواند در مراحل خاصی مانند تدوین سیاست، اجرای آن، یا ارزیابی اثرات به کار گرفته شوند. این پژوهش تلاش می‌کند تا با رفع این خلاءها، به توسعه درک دقیق‌تر و کاربردی‌تری از نقش و جایگاه NLP در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد کمک کند.

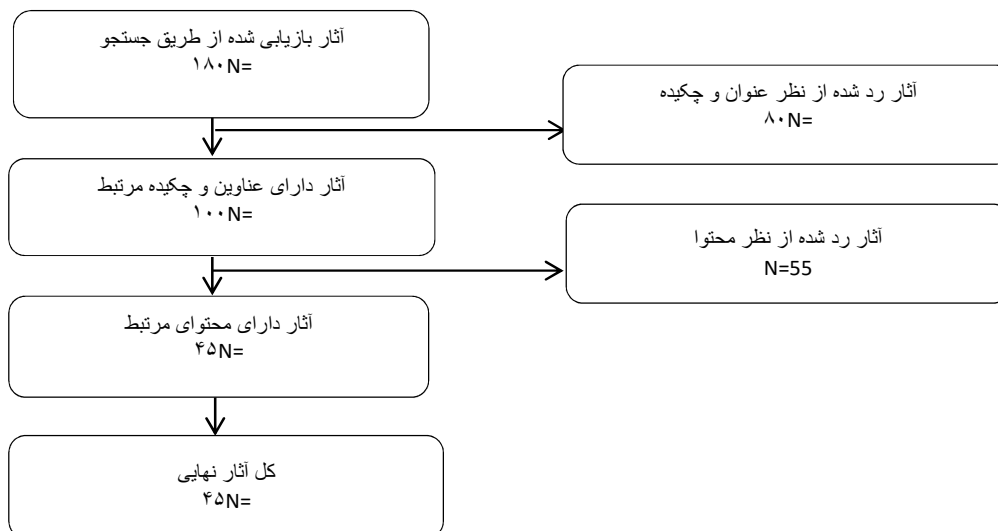
روش پژوهش

این تحقیق از یک رویکرد ساختاریافته شامل دو مرحله استفاده می‌کند که در هر مرحله از ابزارها و روش‌های خاصی به شرح زیر استفاده می‌شود:

مرحله ۱. شناسایی کارکردهای سیاستی پردازش زبان طبیعی

هدف اصلی این مرحله، شناسایی نقش‌ها و کارکردهای NLP در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد است. برای دستیابی به این هدف، یک مرور جامع کتابخانه‌ای انجام شده است که شامل مطالعات مرتبط با حوزه‌های NLP و سیاستگذاری مبتنی بر شواهد می‌شود. جستجوی ادبیات با استفاده از پایگاه‌های داده انگلیسی شامل Web of Science (WOS)، Scopus و Google Scholar و همچنین پایگاه‌های داده فارسی معتبر مانند علم‌نت، پایگاه اطلاعات علمی جهاد دانشگاهی (SID)، مگ‌ایران، گنج، و نورمگز صورت گرفته است. دامنه زمانی مقالات از سال ۱۹۹۵ تا ۲۰۲۴ در نظر گرفته شد تا هم مطالعات پایه‌ای و هم پژوهش‌های

جدیدتر پوشش داده شوند. استراتژی جستجو شامل استفاده از اصطلاحات «Artificial Intelligence» و «Evidence-Based Policymaking» و «Natural Language Processing and Policymaking» و معادل‌های فارسی آن‌ها بود. این کلمات کلیدی در بخش‌های عنوان، چکیده، و کلیدواژه آثار بررسی شدند. پس از حذف ورودی‌های تکراری، در مجموع ۱۸۰ رکورد بازیابی گردید. برای ارزیابی ارتباط این مطالعات با اهداف پژوهش، هر مطالعه بر اساس معیارهای ارتباط عنوان، دسترسی‌پذیری تمام متن، ارتباط چکیده و ارتباط محتوا ارزیابی شد. در حالی که منابع انگلیسی اطلاعات گسترده‌ای را ارائه دادند، در پایگاه‌های داده فارسی، مطالعات مرتبط محدودی در خصوص تلاقی مشخص بین NLP و سیاستگذاری یافت شد، به گونه‌ای که هیچ مقاله فارسی تمامی معیارهای ارتباط را پوشش نمی‌داد. در نهایت، پس از بررسی دقیق متن کامل، ۱۰۰ مطالعه انتخاب شد که از این میان ۴۵ مطالعه به عنوان نمونه پژوهشی نهایی برگزیده شدند (شکل ۲). این فرایند جامع تلاش کرده است تا ضمن توجه به کمبود منابع فارسی مرتبط، مجموعه‌ای متعادل و جامع از منابع انگلیسی مرتبط با موضوع پژوهش را فراهم آورد.



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، فرایند جستجو و غربالگری توسط دو پژوهشگر مستقل انجام و نتایج با یکدیگر مقایسه شد. در نهایت، تحلیل مضمون^۱ این مطالعات مبتنی بر روش «برون و کلارک» (۲۰۲۳) منجر به استخراج کارکردهای کلیدی NLP در فرایند سیاستگذاری مبتنی بر شواهد شد. مراحل انجام تحلیل موضوعی به صورت زیر است:

۱. آشنایی با داده‌ها-تمامی منابعی که از طریق جستجو یافت شدند، به طور 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 به عنوان 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 اصلی و فرعی شکل بگیرند.
۴. بازبینی مضامین-مضامین اصلی و فرعی به دست آمده در مرحله قبل مجدداً بررسی شدند تا اطمینان حاصل شود که به‌خوبی نمایانگر داده‌ها هستند. هر مضمون با داده‌های کدگذاری شده مطابقت داده شد تا ارتباط معنادار آنها با مضمون تأیید شود. همچنین، مضامین در دو سطح

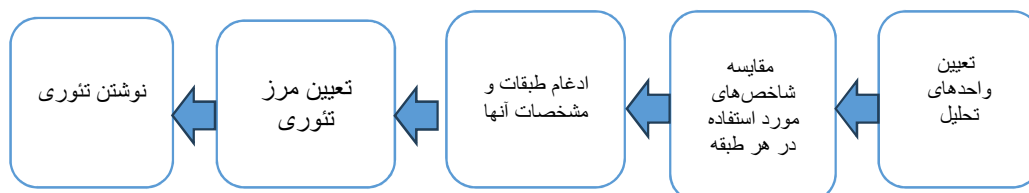
1. Thematic Analysis

بررسی شدند: الف-مطابقت هر مضامین با کدهای زیرمجموعه؛ ب-انسجام کلی مضامین با یکدیگر و با اهداف تحقیق. ۵. تعریف و نام‌گذاری مضامین-مضامین نهایی تعریف شدند و برای هر مضمون، توضیح دقیق و جامع ارائه شد.

مرحله ۲. توسعه چارچوب مفهومی

مرحله دوم در فرآیند تحقیق شامل توسعه چارچوب مفهومی با هدف اصلی طبقه‌بندی مفاهیم شناسایی شده و ایجاد روابط بین آنها است. برای انجام این کار از روش تحلیل تطبیقی پایدار (CCM) 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 که در ابتدا توسط «گلاسر و اشتراوس» (۱۹۶۷) ارائه شد.

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، برجسب‌گذاری، کدگذاری، تعیین مرزهای دسته‌بندی و ایجاد ارتباطات را انجام دهند. فعالیت‌های کلیدی که این فرآیند تحلیلی را تسهیل می‌کنند شامل خواندن دقیق، یادداشت‌برداری، کد نویسی و نمودارسازی می‌شود (Boeije, 2002). اجرای CCM در این گام از پژوهش مطابق با مراحل زیر است که در شکل ۳ نشان داده شده است:



شکل ۳ - مراحل روش CCM برای توسعه چارچوب سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از NLP (Boeije, 2002).

مراحل اجرای CCM در این گام به شرح زیر است:

۱. تعیین واحدهای تحلیل-واحدهای تحلیل در این پژوهش عبارتند از کارکردهای سیاستی NLP و گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد چارچوب نامداریان (۱۳۹۵). ۲. مقایسه شاخص‌های مورد استفاده در هر طبقه-در این مرحله، هر کارکرد سیاستی NLP با منطق فعالیت‌های 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

این بخش مبتنی بر پاسخ به پرسش‌های پژوهش سازماندهی شده است.

سوال پژوهشی ۱. پردازش زبان طبیعی چه کارکردهایی را در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد دارد؟

بررسی سیستماتیک ادبیات موجود در مورد NLP و تحلیل مضمون آنها چنانچه در بخش روش پژوهش بیان شد، مجموعه‌ای از کارکردهای سیاستی NLP را به دست می‌دهد. این کارکردهای سیاستی در جدول ۳ مشخص شده است. برای تسهیل تجزیه

و تحلیل بعدی، به هر کارکرد یک کد الفبایی - عددی منحصر به فرد اختصاص داده شده است. ساختار کدها از فرمت (FiNLP: $i=1,2, \dots, n$) پیروی می کند که F حرف ابتدایی کارکرد به انگلیسی و i شماره کارکرد است. به عنوان مثال FiNLP به معنای اولین کارکرد شناسایی شده برای NLP است.

جدول ۳ - کارکردهای سیاستی پردازش زبان طبیعی

ردیف	مضامین اصلی (کارکردها)	مضامین فرعی	کدهای اولیه
۱	تجزیه و تحلیل داده های متنی و استخراج اطلاعات (FiNLP)	شناسایی کلیدواژه ها و مفاهیم	استخراج مفاهیم کلیدی از اسناد سیاستی، قوانین، و گزارش های دولتی.
		خوشه بندی موضوعی	گروه بندی خودکار متون سیاستی برای شناسایی الگوهای پنهان.
		تحلیل زبان قانونی	بررسی ساختار و پیچیدگی زبان در اسناد سیاستی و قراردادهای.
۲	تجزیه و تحلیل بازخورد ذینفعان با سنجش احساسات، نظرات عمومی و پست های رسانه های اجتماعی (F2NLP)	تحلیل احساسات	شناسایی احساسات مثبت، منفی و خنثی در پست های رسانه های اجتماعی.
		تحلیل نظرات عمومی	ارزیابی بازخورد عمومی نسبت به سیاست ها از طریق نظرسنجی ها و داده های آنلاین.
		مانیتورینگ رسانه های اجتماعی	رهگیری و تحلیل داده ها از شبکه های اجتماعی برای درک نظرات ذینفعان.
۳	کاوش ادبیات و نظرات متخصصان برای تدوین سیاست و دستور کارهای سیاستی (F3NLP)	تحلیل ادبیات تحقیقاتی	شناسایی شکاف های تحقیقاتی و مرتبط سازی آنها با نیازهای سیاستگذاری.
		استخراج نظرات کارشناسان	استفاده از تحلیل متون متخصصان برای تدوین پیشنهادهای سیاستی.
		شناسایی روندهای کلیدی	کاوش روندهای نوظهور در حوزه های تخصصی مرتبط با سیاست.
۴	ارزیابی اثرات سیاست با بررسی تغییر در احساسات عمومی و شناسایی موجودیت ها (F4NLP)	بررسی تغییر احساسات	تحلیل تغییرات در احساسات عمومی در واکنش به اجرای سیاست ها.
		شناسایی موجودیت های جدید	رهگیری و شناسایی مفاهیم، افراد، و نهادهای مرتبط با سیاست های اجرایی.
		تحلیل الگوهای بازخورد	کشف روندها و الگوها در بازخوردهای جمع آوری شده از ذینفعان.
۵	ارتباط سیاست با عموم از طریق تحلیل گفتمان عمومی (F5NLP)	تحلیل گفتمان عمومی	بررسی دیدگاه ها و روایت های عمومی در رسانه ها و انجمن های آنلاین.
		تحلیل محتوای مقالات رسانه ای	شناسایی موضوعات مرتبط با سیاست در مقالات رسانه ای.
		تحلیل گفتمان انجمن های آنلاین	ارزیابی بازتاب سیاست ها در بلاگ ها و انجمن های گفتگو.

هر یک از این کارکردها در ادامه تشریح شده است:

تجزیه و تحلیل داده های متنی و استخراج اطلاعات - NLP می تواند برای تجزیه و تحلیل اسناد سیاستی، متون قانونی، گزارش های دولتی، خلاصه سیاست ها، متون علمی، داده های متنی رسانه های اجتماعی استفاده شود. NLP می تواند به سیاستگذاران در کسب طیف وسیعی از اطلاعات قابل کاربرد در سیاستگذاری نظیر احساسات، بازخوردها، ایدئولوژی ها، موضوعات اصلی، مواضع، استدلال ها، رویدادها، نیازها، پیشنهادهای و نظرات افراد، نهادهای سیاستی، احزاب سیاستی، و بازیگران سیاستی کمک کند. الگوریتم ها و برنامه های نرم افزاری در این زمینه وجود دارد که برخی از آنها به شرح زیر است:

TextBlob: یک کتابخانه پایتون برای پردازش داده های متنی است. از جمله وظایف آن عبارتند از تجزیه و تحلیل احساسات، برچسب گذاری بخشی از گفتار، و استخراج عبارت اسمی. می توان از آن برای تجزیه و تحلیل اسناد سیاستی برای استخراج مفاهیم، احساسات و روندهای کلیدی علم و فناوری استفاده کرد.

IBM Watson Natural Language Understanding: این ابزار دارای قابلیت های پیشرفته NLP مانند شناسایی موجودیت، تجزیه و تحلیل احساسات و استخراج مفهوم است. می توان از آن برای تجزیه و تحلیل اسناد سیاستی برای شناسایی حوزه های کلیدی سیاست، ذینفعان و احساسات بیان شده در متن استفاده کرد.

Natural Language Toolkit (NLTK): یک کتابخانه پایتون است که ابزارهایی را برای تجزیه و تحلیل متن و استخراج اطلاعات، از جمله تجزیه و تحلیل احساسات، شناسایی موجودیت نام دار و مدل سازی موضوع ارائه می کند. NLTK می تواند برای

تجزیه و تحلیل اسناد سیاستی، گزارش‌های دولتی و متون علمی برای استخراج بینش‌ها، نظرات و اطلاعات کلیدی مرتبط با سیاست‌گذاری استفاده شود.

Stanford CoreNLP: مجموعه‌ای از ابزارهای پردازش زبان طبیعی که توسط Stanford NLP Group توسعه یافته است. آن قابلیت‌هایی مانند برچسب‌گذاری بخشی از گفتار، تجزیه وابستگی، و شناسایی موجودیت را ارائه می‌دهد و امکان تجزیه و تحلیل جامع متن و استخراج اطلاعات از منابع متنی مختلف را فراهم می‌کند.

تجزیه و تحلیل بازخورد ذینفعان با سنجش احساسات، نظرات عمومی و پست‌های رسانه‌های اجتماعی - تکنیک‌های NLP می‌توانند بازخورد ذینفعان، از جمله نظرات عمومی، نظرسنجی‌ها و پست‌های رسانه‌های اجتماعی را برای سنجش احساسات و نظرات عمومی در مورد سیاست‌ها تجزیه و تحلیل کنند. این اطلاعات می‌تواند در ارزیابی ادراکات و ترجیحات عمومی ارزشمند باشد. جمع‌آوری بازخورد بیشتر از مردم و جامعه، سیاست‌گذاران را قادر می‌سازد تا به شهروندان نزدیک‌تر باشند و شفافیت و مشارکت در مسائل سیاسی را افزایش دهند. الگوریتم‌ها و برنامه‌های نرم‌افزاری در این زمینه وجود دارد که برخی از آنها به شرح زیر است:

VADER: یک ابزار تجزیه و تحلیل احساسات مبتنی بر قاعده که به طور خاص برای متن رسانه‌های اجتماعی طراحی شده است. آن می‌تواند بازخورد ذینفعان از پلتفرم‌های رسانه‌های اجتماعی را برای سنجش احساسات و نظرات عمومی در مورد سیاست‌ها تجزیه و تحلیل کند (Hutto and Gilbert, 2014).

NVivo: یک نرم‌افزار تجزیه و تحلیل داده‌های کیفی است که از تکنیک‌های مختلف تجزیه و تحلیل متن، از جمله کدگذاری، طبقه‌بندی، و تحلیل احساسات پشتیبانی می‌کند. می‌توان از آن برای تجزیه و تحلیل بازخورد ذینفعان در مصاحبه‌ها، نظرسنجی‌ها و گروه‌های کانونی به منظور شناسایی مضامین، احساسات و نگرانی‌های مرتبط با سیاست‌ها استفاده کرد.

کاوش ادبیات و نظرات متخصصان برای تدوین دستور کارهای سیاستی - NLP از طریق کاوش ادبیات علمی و کاوش نظرات متخصصان می‌تواند به تدوین دستور کارهای سیاستی کمک کند. NLP را می‌توان برای تجزیه و تحلیل ادبیات علمی، از جمله مقالات تحقیقاتی، ثبت اختراع، و مجموعه مقالات کنفرانس به کار برد. با استخراج بینش‌هایی مانند فناوری‌های نوظهور، روندهای تحقیقاتی و شبکه‌های همکاری، NLP می‌تواند سیاست‌گذاران را در مورد وضعیت موضوعات مختلف علمی آگاه کند و تصمیم‌گیری در مورد اولویت‌های تامین مالی و سرمایه‌گذاری‌های تحقیقاتی را هدایت کند. همچنین، NLP می‌تواند نظرات کارشناسان در مصاحبه‌ها، نظرسنجی‌ها یا پانل‌های متخصص را تجزیه و تحلیل کند تا دیدگاه‌های مختلف در مورد مسائل گوناگون را درک کند. NLP با شناسایی دیدگاه‌های متضاد یا هم‌راستا، می‌تواند به سیاست‌گذاران در دستیابی به طیف وسیعی از نظرات و شواهد در تدوین دستور کارهای سیاستی کمک کند. الگوریتم‌ها و برنامه‌های نرم‌افزاری در این زمینه وجود دارد که برخی از آنها به شرح زیر است:

SciSpacy: یک بسته پایتون که بر روی spaCy برای پردازش متون زیست پزشکی و علمی ساخته شده است. این شامل مدل‌های از پیش آموزش دیده برای شناسایی موجودیت، استخراج روابط و طبقه‌بندی اسناد است که آن را برای استخراج ادبیات علمی به منظور شناسایی حوزه‌های تحقیقاتی کلیدی، فناوری‌های نوظهور و پیامدهای سیاستی مناسب می‌کند (Neumann et al., 2019).

Gensim: یک کتابخانه پایتون برای مدل‌سازی موضوع و تحلیل شباهت اسناد است. می‌توان از آن برای تجزیه و تحلیل ادبیات علمی و پنت‌ها به منظور شناسایی فناوری‌های نوظهور، پیش‌بینی روندهای تحقیقاتی و خوشه‌های نوآوری مرتبط استفاده کرد.

Word2Vec: یک مدل مبتنی بر شبکه عصبی است که روابط معنایی بین کلمات را در یک پیکره متنی به تصویر می کشد. می توان از آن برای تجزیه و تحلیل نظرات متخصصان در مصاحبه ها، نظرسنجی ها یا پانل های متخصص به منظور شناسایی موضوعات مشترک، گرایش های احساسات و صداهای تأثیرگذار مرتبط با سیاست استفاده کرد. DiscourseDB: بستری برای مدیریت و تجزیه و تحلیل داده های کیفی مصاحبه ها، گروه های کانونی و نظرسنجی های باز است. این شامل ویژگی هایی برای کدگذاری، حاشیه نویسی و تجسم داده های متنی است که آن را برای نظر کاوی متخصص برای استخراج بینش، نظرات و توصیه های ذینفعان درگیر در بحث های سیاستی مناسب می سازد.

ارزیابی اثرات سیاست با بررسی تغییر در احساسات عمومی و شناسایی موجودیت ها - اثرات سیاست ها را می توان با استفاده از NLP و بررسی تغییر در احساسات عمومی ارزیابی کرد. به کمک NLP می توان نتایج طبقه بندی احساسات مربوط به قبل و بعد از سیاست ها را مقایسه و تحلیل کرد و از این طریق به اثرات مثبت یا منفی سیاست ها پی برد. افزون بر این، NLP به استخراج موجودیت های مرتبط از اسناد سیاستی، مقالات پژوهشی و سایر منابع متنی کمک می کند که از طریق آن سیاستگذاران می توانند تأثیر اقتصادی، تأثیر اجتماعی، تأثیر علمی، و تأثیر فناوری را تجزیه و تحلیل کنند. الگوریتم ها و برنامه های نرم افزاری در این زمینه وجود دارد که برخی از آنها به شرح زیر است:

Named Entity Recognition (NER): الگوریتم های NER موجودیت های ذکر شده در متن، مانند سازمان ها، افراد، مکان ها و مقادیر عددی را شناسایی و طبقه بندی می کنند. با استخراج نهادهای مرتبط از اسناد سیاستی، مقالات پژوهشی و سایر منابع متنی، سیاستگذاران می توانند تأثیر اقتصادی (به عنوان مثال، تخصیص بودجه، مشارکت های صنعتی)، تأثیر اجتماعی (به عنوان مثال، مشارکت ذینفعان، مشارکت جامعه)، تأثیر علمی (به عنوان مثال، همکاری های علمی)، و تأثیر فناوری (به عنوان مثال، خوشه های نوآوری، نرخ پذیرش فناوری) را تجزیه و تحلیل کنند.

Language Models (e.g., GPT-3): مدل های زبانی پیشرفته که بر روی مجموعه های متنی بزرگ آموزش داده شده اند، می توانند متن مصنوعی را بر اساس درخواست های ارائه شده توسط سیاستگذاران تولید کنند. با شبیه سازی سناریوها و مداخلات سیاسی مختلف، مدل های زبانی می توانند به پیش بینی اثرات بالقوه اقتصادی، اجتماعی، علمی و فناوری سیاست ها کمک کنند. مدل های زبانی، سیاستگذاران را قادر می سازد تا نتایج و پیامدهای سیاست را قبل از اجرا در یک محیط مجازی بررسی کنند.

ارتباط سیاست با عموم از طریق تحلیل گفتمان عمومی در مقالات رسانه ای، پست های وبلاگ و انجمن های آنلاین - NLP می تواند گفتمان عمومی در مورد موضوعات مختلف در مقالات رسانه ای، پست های وبلاگ و انجمن های آنلاین تجزیه و تحلیل کند. سیاستگذاران با آگاهی از چگونگی درک پیام ها و موضوعات کلیدی سیاست ها توسط عموم، می توانند استراتژی های ارتباطی را تنظیم کنند و به طور مؤثر با ذینفعان مختلف تعامل داشته باشند و از این طریق پاسخگویی سیاست ها و مشارکت عمومی در تدوین و اجرای سیاست را توسعه دهند. برنامه های نرم افزاری در این زمینه وجود دارد که در زیر به یک نمونه اشاره شده است:

Socialbakers: یک پلتفرم تجزیه و تحلیل رسانه های اجتماعی است که بینش هایی را در مورد تعامل مخاطب، روند احساسات و عملکرد محتوا در کانال های مختلف رسانه های اجتماعی ارائه می دهد. می توان از آن برای تجزیه و تحلیل تعامل عمومی با موضوعات علم و فناوری در پلتفرم های رسانه های اجتماعی، اطلاع رسانی استراتژی ها برای ارتباطات علمی مؤثر و تلاش های اطلاع رسانی عمومی استفاده کرد.

سوال پژوهش ۲. چارچوب مفهومی سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از NLP چگونه است؟

همانطور که در بخش روش پژوهش ذکر شد، CCM برای توسعه یک چارچوب سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از NLP به کار گرفته شد. بر اساس پروتکل CCM، در مرحله اول، فعالیت‌های ذیل گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد مطابق جدول ۱ و کارکردهای سیاستی NLP مطابق جدول ۳ شناسایی و کدگذاری می‌شوند. مرحله بعد مستلزم تجزیه و تحلیل مقایسه‌ای بین گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (با توجه به فعالیت‌های ذیل هر گام) و منطق زیربنایی کارکردهای سیاستی NLP است. این مقایسه در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴ - مقایسه کارکردهای سیاستی پردازش زبان طبیعی با فعالیت‌های گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد

ردیف	کارکردهای سیاستی پردازش زبان طبیعی	فعالیت‌های گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد
۱	تجزیه و تحلیل داده‌های متنی و استخراج اطلاعات (F1NLP)	جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل منابع متنی مرتبط (A21)
۲	تجزیه و تحلیل بازخورد ذینفعان با سنجش احساسات، نظرات عمومی و پست‌های رسانه‌های اجتماعی (F2NLP)	تجزیه و تحلیل نظرات و احساسات ذینفعان مختلف در مورد گزینه‌های سیاستی (A35)
۳	کاوش ادبیات و نظرات متخصصان برای تدوین سیاست و دستور کارهای سیاستی (F3NLP)	جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل نظرات کارشناسان، اطلاعات آماری و گزارش‌های تحقیقاتی (A13)
۴	ارزیابی اثرات سیاست با بررسی تغییر در احساسات عمومی و شناسایی موجودیت‌ها (F4NLP)	بررسی تأثیر سیاست بر عملکرد (A52) بررسی تأثیر سیاست بر پرونده‌ها (A53)
۵	ارتباط سیاست با عموم از طریق تحلیل گفتمان عمومی (F5NLP)	بررسی گزینه‌های سیاستی (از نظر مشروعیت، امکان سنجی، قابلیت ارتباط و حمایت) (A41) انتخاب گزینه سیاستی که بیشتر با اهداف، اصول و ارزش‌ها سازگار است (A42) تدوین رویه‌ها و ابتکارات سیاست (A43) اجرای سیاست (A46)

جدول ۴ اطلاعات زیر را به دست می‌دهد:

- کارکرد تجزیه و تحلیل داده‌های متنی و استخراج اطلاعات (F1NLP) در گام دوم سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (جمع‌آوری اطلاعات و تغذیه اطلاعاتی فرایند سیاستگذاری) معنادار است.
 - کارکرد تجزیه و تحلیل بازخورد ذینفعان با سنجش احساسات، نظرات عمومی، و پست‌های رسانه‌های اجتماعی (F2NLP) در گام سوم سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (پیش‌بینی آینده، مشاوره سیاستی و تدوین سیاست) معنادار است.
 - کارکرد کاوش ادبیات و نظرات متخصصان برای تدوین دستور کارهای سیاستی (F3NLP) در گام نخست سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (شناسایی و تشخیص مسئله) معنادار است.
 - کارکرد ارزیابی اثرات سیاست با بررسی تغییر در احساسات عمومی و شناسایی موجودیت‌ها (F4NLP) در گام پنجم سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (ارزیابی و تجزیه و تحلیل سیاست) معنادار است.
 - کارکرد ارتباط سیاست با عموم از طریق تحلیل گفتمان عمومی در مقالات رسانه‌ای، پست‌های وبلاگ و انجمن‌های آنلاین (F5NLP) در گام چهارم سیاستگذاری مبتنی بر شواهد (تدوین سیاست، تعریف و پیاده‌سازی سیاست) معنادار است.
- اکنون که مرز تئوری و چگونگی نگاشت میان کارکردهای سیاستی NLP و گام‌های سیاستگذاری مبتنی بر شواهد مشخص شده است، می‌توان چارچوب سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از NLP را در قالب شکل ۴ نشان داد.



شکل ۴ - چارچوب سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از NLP

بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش کارکردهای NLP را در سیاستگذاری مبتنی بر شواهد در حوزه علم و فناوری بررسی و یک چارچوب مفهومی ایجاد کرده است که این کارکردهای سیاستی را به مراحل گوناگون فرآیند سیاستگذاری مبتنی بر شواهد نگاشت می‌کند. مبتنی بر یافته‌های پژوهش، گام‌های این چارچوب سیاستگذاری مبتنی بر شواهد متأثر از NLP در ادامه تبیین شده است:

شناسایی و تشخیص مسئله - در این گام، NLP با کاوش ادبیات و نظرات متخصصان به تدوین دستور کارهای سیاستی کمک می‌کند. تحلیل ادبیات تحقیقاتی با بهره‌گیری از NLP، حجم گسترده‌ای از متون علمی و پژوهشی مرتبط را مورد بررسی قرار داده و الگوها، مفاهیم و نتایج کلیدی را استخراج می‌کند؛ این تحلیل به تصمیم‌گیران امکان می‌دهد که به‌صورت جامع به پیشینه پژوهشی و شکاف‌های علمی دسترسی یابند. همچنین، با کمک NLP نظرات کارشناسان از متون به‌طور خودکار استخراج

می‌شود؛ این کار شامل پردازش دیدگاه‌ها و تحلیل‌های تخصصی موجود در مصاحبه‌ها، مقالات و گزارش‌هاست تا این نظرات به‌شکلی ساختارمند در اختیار سیاست‌گذاران قرار گیرد و جنبه‌های مختلف مسئله از دیدگاه‌های گوناگون بررسی شود. در نهایت، شناسایی روندهای کلیدی از متون علمی به سیاست‌گذاران در شناسایی تحولات آینده و روندهای نوظهور کمک می‌کند؛ این امر با بررسی نقاط قوت و ضعف فناوری‌ها و تحولات علمی مرتبط، امکان تحلیل پویا و بلندمدت مسئله را برای سیاست‌گذاران فراهم می‌سازد. این فرآیند، با ایجاد درک عمیق‌تر و مستندتر از مسئله، بنیانی قوی برای تدوین سیاست‌ها و برنامه‌های عملیاتی مهیا می‌کند.

جمع‌آوری اطلاعات و تغذیه اطلاعاتی فرایند سیاست‌گذاری - در گام جمع‌آوری اطلاعات و تغذیه اطلاعاتی فرایند سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد، استفاده از پردازش زبان طبیعی (NLP) با کارکرد «تجزیه و تحلیل داده‌های متنی و استخراج اطلاعات» نقشی کلیدی ایفا می‌کند. NLP با شناسایی کلیدواژه‌ها و مفاهیم اصلی از داده‌های متنی، امکان استخراج اطلاعات دقیق و قابل‌اعتماد را از میان حجم زیادی از متون، اسناد و گزارش‌ها فراهم می‌آورد. همچنین، خوشه‌بندی موضوعی داده‌ها با استفاده از الگوریتم‌های NLP به دسته‌بندی و سازماندهی داده‌ها بر اساس زمینه‌های محتوایی کمک می‌کند و به سیاست‌گذاران اجازه می‌دهد الگوهای اصلی و موضوعات مرتبط را شناسایی کنند. تحلیل زبان قانونی به نوبه خود، برای استخراج اطلاعات دقیق از اسناد و مقررات رسمی و ایجاد درکی کامل از زبان و اصطلاحات حقوقی ضروری است. این فرایندها به‌طور یکپارچه، مبنای لازم برای تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر شواهد را در سیاست‌گذاری فراهم می‌سازند و به شناسایی روابط و الگوهای پنهان و معنای نهفته در داده‌های متنی کمک می‌کنند، که در نهایت موجب ارتقای کیفیت تصمیمات سیاستی می‌شود.

پیش‌بینی آینده و مشاوره سیاستی - پیش‌بینی آینده و مشاوره سیاستی در فرایند سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد با تمرکز بر تحلیل بازخورد ذینفعان از طریق سنجش احساسات، نظرات عمومی و مانیتورینگ رسانه‌های اجتماعی، بر اساس داده‌های واقعی و تحلیل‌های پیش‌بینی‌کننده شکل می‌گیرد. در این فرایند، تحلیل احساسات به شناسایی و اندازه‌گیری واکنش‌های عاطفی مردم نسبت به موضوعات مختلف می‌پردازد، که به سیاست‌گذاران امکان می‌دهد تا نگرش‌ها و اولویت‌های عمومی را درک کنند. تحلیل نظرات عمومی، که به تحلیل و طبقه‌بندی نظرات و دیدگاه‌های افراد در رسانه‌های مختلف می‌پردازد، می‌تواند به شناسایی مسائل و چالش‌های کلیدی برای تصمیم‌گیری استراتژیک کمک کند. همچنین، مانیتورینگ رسانه‌های اجتماعی به سیاست‌گذاران این امکان را می‌دهد تا روندها و الگوهای جدید را شناسایی کرده و نسبت به تغییرات اجتماعی و سیاسی سریع واکنش نشان دهند. این اطلاعات، پس از تجزیه و تحلیل، به‌عنوان شواهد معنادار و پیش‌بینی‌کننده برای تدوین سیاست‌های کارآمد و مرتبط با نیازهای واقعی جامعه در نظر گرفته می‌شوند، که به سیاست‌گذاران در تصمیم‌گیری‌های آینده‌نگرانه و مبتنی بر شواهد کمک می‌کند.

تعریف سیاست، تدوین و پیاده‌سازی سیاست - در گام تدوین سیاست در فرایند سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد، تحلیل گفتمان عمومی به کمک NLP به سیاست‌گذاران امکان می‌دهد تا به‌طور جامع نگرش‌ها، نیازها و چالش‌های مطرح‌شده در فضای عمومی را شناسایی کنند. تحلیل محتوای مقالات رسانه‌ای، علاوه بر ارائه تصویری دقیق از اولویت‌ها و نگرانی‌های اجتماعی، اطلاعات کلیدی درباره موضوعات و روندهای گفتمانی در رسانه‌ها را در اختیار سیاست‌گذاران قرار می‌دهد. همچنین، تحلیل گفتمان انجمن‌های آنلاین که محیطی برای بیان آزادانه‌تر نظرات و بحث‌های مردمی است، دیدگاه‌های متنوع و واکنش‌های احتمالی به سیاست‌ها را آشکار می‌سازد. در گام تعریف و پیاده‌سازی سیاست، این تحلیل‌ها شواهدی ارزشمند برای بهینه‌سازی پیام‌های سیاستی و اصلاح مسیر اجرا فراهم می‌کنند و امکان ارزیابی پیوسته بازخوردها و تطبیق سیاست با واکنش‌های عمومی را میسر می‌سازند. به این ترتیب، سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد از طریق تحلیل‌های گفتمانی تقویت می‌شود و به سیاست‌هایی انعطاف‌پذیر، پاسخ‌گو و هماهنگ با فضای عمومی منجر می‌گردد.

ارزیابی و تجزیه و تحلیل سیاست - در گام ارزیابی و تجزیه و تحلیل سیاست در فرایند سیاستگذاری مبتنی بر شواهد، استفاده از NLP برای بررسی تغییر احساسات عمومی و شناسایی موجودیت‌ها می‌تواند بازخوردی دقیق و پویا درباره اثربخشی و پیامدهای سیاست‌ها ارائه دهد. بررسی تغییرات در احساسات عمومی، سیاستگذاران را قادر می‌سازد تا تغییر نگرش‌ها و واکنش‌های اجتماعی به سیاست‌های اجرا شده را رصد کرده و میزان پذیرش یا مخالفت عمومی را به‌طور مستمر تحلیل کنند. شناسایی موجودیت‌های جدید، از جمله موضوعات نوظهور و بازیگران تأثیرگذار، به سیاستگذاران این امکان را می‌دهد تا با توجه به تغییرات و نیازهای جدید در محیط اجتماعی، سیاست‌ها را تطبیق دهند یا اقدامات اصلاحی را در نظر بگیرند. تحلیل الگوهای بازخورد نیز اطلاعات کلیدی در مورد نقاط قوت و ضعف سیاست‌های اجرا شده فراهم می‌کند و امکان می‌دهد که سیاستگذاران با استناد به داده‌های معتبر، استراتژی‌های خود را بازبینی و بهینه‌سازی کنند. این فرایند به ایجاد سیاست‌هایی منعطف، کارآمد و هماهنگ با تغییرات اجتماعی منجر می‌شود و موجب ارتقای کیفیت سیاستگذاری مبتنی بر شواهد می‌گردد.

چارچوب مفهومی توسعه‌یافته در این مطالعه به درک نظری ما از اینکه چگونه NLP می‌تواند سیاستگذاری مبتنی بر شواهد را تقویت کند، کمک می‌کند. افزون بر این، پژوهش حاضر با نگاشت کارکردهای خاص NLP به گام‌های گوناگون فرآیند سیاستگذاری، ساختاری برای درک چگونگی استفاده از تکنیک‌های NLP فراهم می‌کند و از طریق نشان دادن پتانسیل هوش مصنوعی و NLP برای افزایش قابلیت‌های انسانی در طول چرخه سیاستگذاری، به توسعه مدل‌های موجود سیاستگذاری مبتنی بر شواهد و ادبیات رو به رشد در این حوزه کمک می‌کند.

از سوی دیگر، این پژوهش نشان‌دهنده این است که فناوری NLP می‌تواند نقشی مؤثر در سیاستگذاری علم و فناوری در ایران ایفا کند. شواهد گردآوری شده از نهادهای سیاستگذار داخلی به‌خوبی نشان می‌دهند که چنین فناوری‌هایی قابلیت پیاده‌سازی و اثربخشی در چارچوب ملی را دارند:

مرکز آمار ایران: این مرکز به عنوان مرجع اصلی داده‌های آماری کشور، می‌تواند از فناوری NLP برای تحلیل داده‌های متنی مرتبط با نظرسنجی‌های عمومی و تحلیل رسانه‌ها در جهت شناسایی نیازها و تغییرات نگرش مردم استفاده کند. استفاده از ابزارهای NLP در پردازش سریع و دقیق حجم بالای داده‌های نظرسنجی و تحلیل بازخوردهای اجتماعی، می‌تواند به تدوین و اصلاح سیاست‌های علم و فناوری کمک کند.

معاونت علمی و فناوری ریاست‌جمهوری: این معاونت با تمرکز بر سیاستگذاری در حوزه‌های نوآوری و فناوری، می‌تواند از NLP برای تحلیل بازخوردها و پیشنهاد‌های فعالان حوزه‌های علمی و صنعتی کشور بهره‌برد. این ابزار می‌تواند به شناسایی اولویت‌های واقعی و مسائل حیاتی صنعت و جامعه کمک کند، به‌ویژه با پردازش گزارش‌ها، مقالات و تحلیل‌های مرتبط با نوآوری و فناوری.

مرکز پژوهش‌های مجلس شورای اسلامی: مرکز پژوهش‌های مجلس با وظیفه تهیه و ارزیابی گزارش‌های تخصصی برای قانون‌گذاران، می‌تواند با بهره‌گیری از NLP به تحلیل محتوای رسانه‌ها، نظرات کارشناسان، و همچنین نظرات عمومی دست یافته و از آن‌ها در تصمیم‌گیری‌های کلان استفاده کند. این امر می‌تواند به بهبود کیفیت اطلاعات و تحلیل‌های قابل دسترسی به قانون‌گذاران و در نتیجه به سیاستگذاری مبتنی بر شواهد کمک کند.

وزارت ارتباطات و فناوری اطلاعات: این وزارتخانه با مسئولیت تنظیم مقررات و ارتقای زیرساخت‌های فناوری، می‌تواند با تحلیل داده‌های بازخوردی کاربران در پلتفرم‌های دیجیتال و شبکه‌های اجتماعی، به تصمیم‌گیری‌های مؤثرتری در خصوص نیازهای جامعه در حوزه ارتباطات و فناوری بپردازد. این امر می‌تواند از طریق بررسی نظرات کاربران و تحلیل داده‌های دیجیتال به تحقق سیاست‌های مناسب‌تر و مبتنی بر نیازهای روز جامعه کمک کند.

وزارت علوم، تحقیقات و فناوری: این وزارتخانه که مسئول سیاستگذاری علمی و پژوهشی کشور است، می‌تواند با استفاده از NLP به تحلیل نیازها و نظرات جامعه علمی و دانشگاهی پرداخته و اطلاعات به‌دست‌آمده را در سیاستگذاری‌های پژوهشی و

علمی لحاظ کند. به‌ویژه، داده‌های کیفی مرتبط با پیشنهادها، نظرات و نیازهای اساتید، دانشجویان، و پژوهشگران می‌توانند به شناسایی اولویت‌ها و جهت‌گیری‌های جدید در حوزه علم و فناوری کمک کنند.

References

1. 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.
2. Ahn, N. (2017). Comparing NLP methods for identifying policy decisions in government documents. *Poliinformatics of Lawmaking*. https://natalieahn.github.io/Ahn_PINet.pdf
3. Brescia, W. F., Swartz, J., Pearman, C., Balkin, R., & Williams, D. (2004). Peer teaching in web-based threaded discussions. *Journal of Interactive Online Learning*, 3(2), 1-22.
4. Babatunde, I. D. Enhancing Contract Management through Natural Language Processing (NLP): A Case Study of Three African Countries. In *Deep Learning Indaba 2023*. file:///C:/Users/98912/Downloads/Formatting_Instructions_For_DLL_2023_Accra_Ghana2.pdf
5. Boeije H. (2002). A Purposeful Approach to the Constant Comparative Method in the Analysis of Qualitative Interviews, *Quality & Quantity*, 36, 391-409.
6. Braun, V., & Clarke, V. (2023). Toward good practice in thematic analysis: Avoiding common problems and being a knowing researcher. *International journal of transgender health*, 24(1), 1-6.
7. Cairney, P. (2016). *The politics of evidence-based policymaking*. Palgrave Macmillan.
8. Edwards, M. (2005). Social science research and public policy: narrowing the divide 1. *Australian Journal of Public Administration*, 64(1), 68-74.
9. Gokhberg, L. (2020). Use AI to mine literature for policymaking. *Nature*, 583(7816), 360-360. doi: <https://doi.org/10.1038/d41586-020-02086-x>
10. Gray, J. M. (2008). 13 Evidence-based policy making. *Getting Research Findings into Practice*, 154. <https://doi.org/10.1002/9780470755891.ch13>
11. Grimmer, J., & Stewart, B. M. (2013). Text as data: The promise and pitfalls of automatic content analysis methods for political texts. *Political analysis*, 21(3), 267-297. [10.1093/pan/mps028](https://doi.org/10.1093/pan/mps028)
12. Höchtel, 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. [10.1080/10919392.2015.1125187](https://doi.org/10.1080/10919392.2015.1125187)
13. Hutto, C., & Gilbert, E. (2014, May). Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. In *Proceedings of the international AAAI conference on web and social media* (Vol. 8, No. 1, pp. 216-225). <https://doi.org/10.1609/icwsm.v8i1.14550>
14. Hovy, D., & Spruit, S. L. (2016, August). The social impact of natural language processing. In *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers)* (pp. 591-598). <https://www.semanticscholar.org/paper/The-Social-Impact-of-Natural-Language-Processing-Hovy-Spruit/6a0388c46f2aff013343fdafaaffac56a315915>
15. 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.
16. Jacobi, C., van Atteveldt, W., & Welbers, K. (2016). Quantitative analysis of large amounts of journalistic texts using topic modelling. *Digital Journalism*, 4(1), 89-106. <https://doi.org/10.1080/21670811.2015.1093271>
17. Jin, Z., & Mihalcea, R. (2022). Natural language processing for policymaking. In *Handbook of Computational Social Science for Policy* (pp. 141-162). Cham: Springer International Publishing.
18. Kingdon, J. W. (1996) Young, E., & Quinn, L. (2002). *Writing effective public policy papers*. Open Society Institute, Budapest.
19. Lim MG, Sandra. (2023). *Unlocking the Power of Evidence-Based Policy-Making Series: Integrating Research with Artificial Intelligence*. Retrieved from <https://medium.com/@sandralmg03/unlocking-the-power-of-evidence-based-policy-making-series-integrating-research-with-artificial-89ae1dde5723>
20. Miao, F., & Holmes, W. (2021). Artificial Intelligence and Education. *Guidance for Policy-makers*. Retrieved from <https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/10130180/1/Miao%20and%20Holmes%20-%202021%20-%20AI%20and%20education%20guidance%20for%20policy-makers.pdf>
21. Makridakis, S. (2017). The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. *Futures*, 90, 46-60. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2017.03.006>
22. Mehr, H., Ash, H., & Fellow, D. (2017). Artificial intelligence for citizen services and government. *Ash Cent. Democr. Gov. Innov. Harvard Kennedy Sch.*, no. August 1-12. https://ash.harvard.edu/wp-content/uploads/2024/02/artificial_intelligence_for_citizen_services.pdf
23. Meloche, R. (2023). *Formalizing Contract Refinements Using a Controlled Natural Language* (Doctoral dissertation, Université d'Ottawa/University of Ottawa). <https://ruor.uottawa.ca/server/api/core/bitstreams/a0297af1-9a59-4c1c-86a7-cade4d96869e/content>
24. Marwala, T. (2023). Natural language processing in politics. In *Artificial intelligence, game theory and mechanism design in politics* (pp. 99-115). Singapore: Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-99-5103-1_7
25. Naderi, N., & Hirst, G. (2017). Classifying frames at the sentence level in news articles. *Policy*, 9, 4-233. <https://www.cs.toronto.edu/pub/gh/Naderi+Hirst-Frames-RANLP-2017.pdf>
26. Neumann, M., King, D., Beltagy, I., & Ammar, W. (2019). ScispaCy: fast and robust models for biomedical natural language processing. *arXiv preprint arXiv:1902.07669*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.07669>
27. Newman, J., & Mintrom, M. (2023). Mapping the discourse on evidence-based policy, artificial intelligence, and the ethical practice of policy analysis. *Journal of European Public Policy*, 1-21. <https://doi.org/10.1080/13501763.2023.2193223>
28. Nutley, S., Davies, H., & Walter, I. (2002). *Evidence based policy and practice: Cross sector lessons from the UK* (Vol. 9). Swindon: ESRC UK Centre for Evidence Based Policy and Practice. file:///C:/Users/98912/Downloads/Evidence_Based_Policy_and_Practice_Cross_Sector_Le.pdf
29. O'Dwyer, L. (2004). A critical review of evidence-based policymaking. <https://www.semanticscholar.org/paper/Evidence-based-policy-making-%3A-A-review-Strydom-Funke/edf9b2ab11837290189f86d372adf31ff00cbe10>
30. Parkhurst, J. (2017). *The politics of evidence: from evidence-based policy to the good governance of evidence* (p. 182). Taylor & Francis. <https://doi.org/10.4324/9781315675008>

31. Perini, D. J., Batarese, 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
32. Peng, Y., & Dredze, M. (2015). Named entity recognition for Chinese social media with jointly trained embeddings. In *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* (pp. 548-554). <https://www.semanticscholar.org/paper/Named-Entity-Recognition-for-Chinese-Social-Media-Peng-Dredze/d64561879a2fd3d39a5e876a667ffa4561eed80>
33. Prabhakaran, V., Arora, A., & Rambow, O. (2014, October). Staying on topic: An indicator of power in political debates. In *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)* (pp. 1481-1486). <https://www.semanticscholar.org/paper/Staying-on-Topic%3A-An-Indicator-of-Power-in-Debates-Prabhakaran-Arora/469a4152eeda5ed2c4a9ef64c9d94ed881d57e8>
34. Ranjan, M., Tiwari, S., Sattar, A. M., & Tatkar, N. S. (2024). A New Approach for Carrying Out Sentiment Analysis of Social Media Comments Using Natural Language Processing. *Engineering Proceedings*, 59(1), 181. <https://doi.org/10.3390/engproc2023059181>
35. Sim, Y., Acree, B. D., Gross, J. H., & Smith, N. A. (2013). Measuring ideological proportions in political speeches. In *Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* (pp. 91-101). <https://homes.cs.washington.edu/~nasmith/papers/sim+acree+gross+smith.emnlp13-suppl.pdf>
36. Smith, T. B., Vacca, R., Mantegazza, L., & Capua, I. (2021). Natural language processing and network analysis provide novel insights on policy and scientific discourse around Sustainable Development Goals. *Scientific reports*, 11(1), 22427. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-01801-6>
37. Sutherland, W. J., & Burgman, M. (2015). Policy advice: use experts wisely. *Nature*, 526(7573), 317-318. <file:///C:/Users/98912/Downloads/526317a.pdf>
38. Taeihagh, A. (2021). Governance of artificial intelligence. *Policy and society*, 40(2), 137-157. <https://doi.org/10.1080/14494035.2021.1928377>
39. Upreti, K., Verma, A., Mittal, S., Vats, P., Haque, M., & Ali, S. (2023, June). A Novel Framework for Harnessing AI for Evidence-Based Policymaking in E-Governance Using Smart Contracts. In *International Conference on Advanced Communication and Intelligent Systems* (pp. 231-240). Cham: Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-45124-9_18
40. van der Voorn, T., Quist, J., Pahl-Wostl, C., & Haasnoot, M. (2017). Envisioning robust climate change adaptation futures for coastal regions: a comparative evaluation of cases in three continents. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 22, 519-546. DOI 10.1007/s11027-015-9686-4
41. Wirjo, A., Calizo, S., Nino Vazquez, 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>
42. Wyner, A., & Van Engers, T. (2010). A framework for enriched, controlled on-line discussion forums for e-government policymaking. na_file:///C:/Users/98912/Downloads/A_framework_for_enriched_controlled_on-line_discus.pdf
43. Young, E., & Quinn, L. (2002). Writing effective public policy papers. Open Society Institute, Budapest. <https://www.nccmt.ca/registry/resource/pdf/94.pdf>
44. Young, T., Hazarika, D., Poria, S., & Cambria, E. (2018). Recent trends in deep learning based natural language processing. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 13(3), 55-75. 10.1109/MCI.2018.2840738
45. Yaros, O., Bruder, A., Hajda, O., & Graham, E. 2021. The European Union proposes new legal framework for AI. Mayer Brown, May, 5. <https://www.mayerbrown.com/en/perspectives-events/publications/2021/05/the-european-union-proposes-new-legal-framework-for-artificial-intelligence>
46. Zhang, Y., Shah, D., Foley, J., Abhishek, A., Lukito, J., Suk, J., ... & Garlough, C. (2019). Whose lives matter? Mass shootings and social media discourses of sympathy and policy, 2012–2014. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 24(4), 182-202. <https://doi.org/10.1093/jcmc/zmz009>