4-1- بيان مسئله

تشخیص تناقض[[1]](#footnote-1) یک کار اساسی در درک متن است و کاربردهای زیادی به ویژه در استنتاج متنی و تحلیل احساسات دارد. رابطه تناقض بیانگر تقابل معنایی بین دو جمله است و به طور کلی شامل تمام تضادها، نفی و سایر تقابل‌های معنایی مانند دانش جهانی، واژگانی، عددی و ساختاری می‌شود. واژه‌های تناقض، تضاد، نفی، تعارض و تقابل در این حوزه، با وجود تفاوت‌هایی که دارند، گاهی به جای یکدیگر به کار می‌روند. تضاد معمولا در دو سطح کلمه و ساختار رخ می‌دهد. معمولاً انواع تضادها در سطح کلمه، بدون در نظر گرفتن نقش هر یک از آنها در جملات مشخص می‌شود، اما براساس نتایج بررسی‌های انجام گرفته، در بیشتر مواقع تمرکز بر روی تشخیص تضاد بین جملات است. تناقض عمدتاً بین دو جمله یا یک قطعه متن است مانند «علی دیروز کشته شد» و «علی اکنون در حال خوردن ناهار در رستوران است» که دو جمله به طور همزمان درست نیستند. با توجه به انواع تناقض‌هایی که در دلالت‌های متنی رخ می‌دهد، می‌توان دسته‌بندی دیگری از تناقض‌ها در سطح جمله داشت که شامل هفت دسته می‌شود. کلمات متضاد[[2]](#footnote-2)(مانند سوپ داغ است و سوپ سرد است)، نفی[[3]](#footnote-3)(مانند سامان به مدرسه رفت و سامان به مدرسه نرفت)، عددی[[4]](#footnote-4)(مانند در جنگ بیش از 100 نفر کشته شدند و در جنگ 50 نفر کشته شدند)، واقعیت[[5]](#footnote-5)(مانند دزدها قصد نداشتند که وارد بانک شوند و دزدها وارد بانک شدند)، ساختاری[[6]](#footnote-6)(مانند استقلال در بازی دیروز پرسپولیس را شکست داد و پرسپولیس در بازی دیروز استقلال را شکست داد)، واژگانی[[7]](#footnote-7)(مانند آقای رحیمی فرزندانش را به روش مدرن تربیت می‌کند و آقای رحیمی فرزندش را کتک می‌زند) و دانش جهانی[[8]](#footnote-8)(مانند دانشگاه امیرکبیر سال 1337 تاسیس شد و پدر من در سال 1335 دانشجوی دانشگاه امیرکبیر بود).

در دانشنامه انتظار این است که مقالات خود متناقض تشخیص داده شوند، منظور از مقالات خود متناقض مقالاتی هستند که حاوی جملات در تقابل یکدیگر می‌باشند. برای تشخیص این نوع تناقض‌ها در دانشنامه قابلیتی وجود ندارد. تا کنون برای تشخیص تناقض در متن کارهای زیادی انجام گرفته و روش‌های متعددی مبتنی بر مدل‌های مختلفی از شبکه‌های عصبی ارائه شده است، اما درجه پیچیدگی آن‌ها عمدتا n2 و یا حتی مضربی از n2 است و این ویژگی سبب شده است که دقت و سرعت تشخیص تناقض مطلوب نباشد. بر اساس نتایج تحقیقات انجام گرفته در این پایان نامه، آخرین کار تشخیص مقالات خود متناقض از شبکه عصبی به نام PCL استفاده می‌کند که بر اساس نتایج منتشر شده، سرعت و دقت تشخیص مقالات خود متناقض از درجه مطلوبی برخوردار نیست. در این پایان نامه بر آنیم که روشی با استفاده از مدل شبکه عصبی [[9]](#footnote-9)RWKV جهت تشخیص مقالات خود متناقض ارائه کنیم. تاکنون برای تشخیص مقالات خود متناقض از این مدل شبکه استفاده نشده است. نوآوری تحقیق جاری شناسایی قابلیت‌ها و استفاده از شبکه عصبی RWKV برای تشخیص مقالات خود متناقض در دانشنامه فارسی می‌باشد. استفاده از شبکه عصبی RWKV از درجه پیچیدگی خطی برخوردار است و استفاده از آن موجب افزایش دقت و سرعت تشخیص تناقض می‌شود.

4-2- پیشینه تحقیق

در این بخش به مرور کارهای پیشین که در زمینه تشخیص خودکار تناقض در متن انجام گرفته است، می‌پردازیم. اگر بخواهیم روش‌های پیشنهادی در تحقیقات این حوزه را دسته‌‌بندی کنیم، می‌توانیم آنها را به پنج دسته تقسیم کنیم]10[:

1. رویکردهای مبتنی بر قانون
2. رویکردهای یادگیری ماشین
3. رویکردهای میدانی تصادفی شرطی
4. رویکردهای یادگیری تقویتی
5. رویکردهای یادگیری عمیق

رحیمی و شمس‌فرد]1[ بیان کرده‌اند که به دلیل نبود داده‌های کافی برای اعمال الگوریتم‌های یادگیری ماشین و به‌ویژه روش‌های یادگیری عمیق در زبان فارسی و سایر زبان‌های کم منبع، رویکردهای مبتنی بر قانون می‌توانند عملکرد مشابهی با این سیستم‌ها داشته باشند، بسیار مورد توجه خواهند بود. همچنین اخیراً ظهور روش‌های جدیدی مانند یادگیری انتقالی، امکان یادگیری عمیق را برای زبان‌های کم‌منبع باز کرده است. با توجه به دو نکته فوق، یک سیستم مبتنی بر قانون جدید برای شناسایی تضاد معنایی به همراه یک سیستم تشخیص تضاد عمیق پایه برت برای متون فارسی معرفی کرده‌اند. سیستم پایه قانون از روش استخراج قانون مکرر برای استخراج قواعد تضاد مناسب با استفاده از مجموعه توسعه استفاده کرده است. قوانین استخراج شده برای دسته‌های مختلف جملات متناقض آزمایش می‌شوند. در این سیستم حداکثر f-measure در بین مقوله‌های تضاد برای نفی حدود 90% و میانگین f-measure سیستم برای همه کلاس‌های تناقض حدود 76% است که از سایر الگوریتم‌ها در متون فارسی عملکرد بهتری دارد. از سوی دیگر، به دلیل عملکرد متوسط سیستم مبتنی بر قانون برای برخی از مقوله‌های تناقض، از یک سیستم یادگیری عمیق پایه برت با استفاده از مجموعه داده‌های ترجمه شده استفاده شده است که میانگینf-measure آن 73% می‌باشد. همچنین سیستم هیبریدی ما f-measure حدود 80% دارد.

وارگاس و همکاران]6[ یک سیستم تشخیص تناقض مبتنی بر احساسات پیشنهاد داده است که تقابل‌ها را به عنوان متضاد یا تضاد فرض می‌کند، بر اساس اینکه یک جمله به چند موضوع یا ویژگی اشاره دارد. برای هر جفت جمله ورودی، موضوعات استخراج شده و سپس قطبیت جمله برای هر موضوع اندازه‌گیری می‌شود. اگر قطبیت برای یک موضوع واحد در دو جمله متفاوت باشد و شباهت محاسبه شده آنها کمتر از یک آستانه باشد، جفت جمله به عنوان متناقض برچسب گذاری می‌شود.

توفیک و اسپرویت]9[ یک مدل تشخیص تضاد دو فازی خودکار را معرفی می‌کنند که ویژگی‌های معنایی را به عنوان ویژگی‌های ورودی در چارچوب یادگیری به رتبه یکپارچه می‌کند تا یافته‌های کلیدی یک مقاله تحقیقاتی را شناسایی کند. در واقع، شناسایی ناسازگاری‌ها در متن از طریق یک الگوریتم دو مرحله‌ای انجام می‌شود: بازیابی ادعا و ادعای ادعا. در مرحله اول، آنها جملات بالقوه مرتبط با پرس و جو را شناسایی می‌کنند و در مرحله ادعای ادعا، ارزیابی می‌کنند که آیا جملات مستلزم استنباط متن یا تناقض هستند. همچنین بر نفی، متضادها و معیارهای تشابه برای تشخیص تناقضات بین یافته‌ها متکی است.

سپولودا تورس]2[، برای ساخت سیستم پایه تشخیص خودکار تناقض در زبان اسپانیایی، از مدل ترنسفورماتور BETO استفاده کرده که نتیجه خوبی برای تشخیص سه برچسب کلاس Compatible، Contradiction و Unrelated به دست آورده است.

لی و همکاران]3[ بیان می‌کنند که علی‌رغم اثربخشی الگوریتم‌های یادگیری تعبیه کلمه مبتنی بر زمینه سنتی در بسیاری از وظایف پردازش زبان طبیعی، چنین الگوریتم‌هایی برای تشخیص تناقض به اندازه کافی قدرتمند نیستند. کلمات متضاد مانند «بیش از حد پر» و «خالی» عمدتا در بردارهای نزدیک در چنین فضای تعبیه نگاشت می‌شوند. برای حل این مشکل یک شبکه عصبی مناسب برای یادگیری تعبیه کلمات خاص تضاد(CWE) توسعه داده‌اند. این روش می‌تواند متضادها را در انتهای مخالف یک طیف جدا کند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که CWE در تشخیص تناقض از تعبیه کلمه مبتنی بر بافت سنتی عملکرد بهتری دارد.

لینگام و همکاران]4[، رویکردی را برای تشخیص سه نوع مختلف تناقض شامل نفی، متضاد و عدم تطابق عددی پیشنهاد می‌کنند. چندین ویژگی زبانی را از متن استخراج کرده و از آن در چارچوب طبقه‌بندی برای تشخیص تناقض‌ها استفاده می‌کنند. رویکرد آن‌ها از تکنیک‌هایی مانند حافظه کوتاه مدت بلند مدت(LSTM) و بردارهای جهانی برای نمایش کلمات(GloVe) استفاده می‌کنند. سه ترکیب ویژگی در مجموعه‌داده آن‌ها وجود دارد: ویژگی‌های دستی، ویژگی‌های مبتنی بر LSTM و ترکیبی از ویژگی‌های دستی و LSTM. آن‌ها مشکل تناقض در متن را به عنوان یک مسئله طبقه‌بندی می‌کنند که یک جفت جمله را به عنوان ورودی می‌گیرد و یک مقدار باینری را خروجی می‌دهد که نشان می‌دهد آیا جفت جمله‌ها متناقض هستند یا خیر. آن‌ها ابتدا شواهد زبانی و ویژگی متنی را از جفت جمله مانند وجود نفی، تضاد، تلاقی ورشته به دست می‌آورند و از شبکه عصبی مصنوعی، ویژگی مبتنی برحافظه کوتاه مدت و تعبیه GloVe استفاده می‌کنند.

خدادادی و همکاران]14[ برای تشخیص تناقض در متن فارسی از الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، K نزدیک‌ترین همسایه و پنجره پارزن و ترکیب این دسته‌بندها استفاده کرده‌اند. بهترین میزان دقت 13/87% و مربوط به ترکیب دسته‌بندها در بهترین حالت می‌باشد.

سیفا و همکاران]7[ به بررسی مجموعه‌ای از روش‌های پایه برای کار تشخیص تناقض در متن آلمانی پرداخته‌اند. برای این منظور مجموعه‌داده‌های معروف استنباط زبان طبیعی استنفورد(SNLI) به صورت ماشینی از انگلیسی به آلمانی ترجمه شده است. آن‌ها چهار طبقه‌بندی‌کننده را بر روی داده‌های اصلی و ترجمه شده با استفاده از نمایش داده‌های متنی پیشرفته آموزش و ارزیابی کرده‌اند. مشارکت اصلی آن‌ها اولین ارزیابی در مقیاس بزرگ برای این مشکل به زبان آلمانی و اعتبارسنجی ترجمه ماشینی به عنوان روش تولید داده است. آن‌ها همچنین یک رویکرد جدید برای یادگیری تعبیه جملات با بهره‌برداری از حالت‌ها پنهان یک رمزگذار-رمزگشا(Sequence to Sequence RNN) ارائه می‌کنند که برای رمزگذاری خودکار یا ترجمه آموزش دیده است. رویکرد استفاده از حالت‌های پنهان رمرگذار RNN به عنوان تعبیه پاراگراف نیز نتایج خوبی را نشان می‌دهد و احتمالا با صرف زمان بیشتر برای طراحی مدل و تنظیم پارامتر می‌تواند بهبود یابد. ایده دیگری که بیان کرده‌اند آموزش تعبیه‌ها به شیوه‌ای تحت نظارت سرتاسر با استفاده از دو رمزگذار با وزن‌های مشترک و یک شبکه عصبی پیش‌خور است.

خرات و همکاران]8[ به مشکل تشخیص تناقضات برای عبارات نامطمئن می‌پردازند، زمانی که کاربر نه تنها اطلاعات واقعی را ارائه می‌دهد، بلکه سرنخ‌هایی در مورد معقول بودن آن نیز ارائه می‌دهد. بنابراین آن‌ها یک رویکرد تشخیص تضاد را پیشنهاد می‌کنند که معیارهای اضافی را برای تشخیص ویژگی‌های معنایی زبانی به دلیل ابهام زبان طبیعی و شواهد عدم قطعیت معرفی می‌کند. ایده ساخت مدلی برای تشخیص تناقض‌ها با استفاده از تحلیل مشترک روابط معنایی و ارزیابی عدم قطعیت‌ها است. به منظور اعتبارسنجی رویکرد پیشنهادی، آن را بر روی چهار مجموعه‌داده آزمایش کرده که نتایج آزمایش‌ها نشان‌دهنده اثربخشی رویکرد آن‌ها می‌باشد.

دیسر و همکاران]5[ برای خودکارسازی فرآیند تشخیص تناقضات در گزارشات مالی، یک رویکرد جدید را معرفی کرده که از پیش آموزش آگاهانه در معماری مبتنی بر ترانسفورماتور استفاده می‌کند تا دانش اضافی بخشی از گفتار را به این مدل تزریق کند. علاوه بر این، مدل را بر روی مجموعه استنتاج طبیعی زبان طبیعی استنفورد و مجموعه‌داده تضاد مالی اختصاصی خودشان ارزیابی کرده‌اند و به امتیاز F1 55/%89 برای تشخیص تناقض دست یافته‌اند.

دنتان و راکتنیری]11[ بیان کرده‌اند که پردازش متن چند زبانه که شامل پردازش متون به زبان‌های مختلف است کاری دشوار می‌باشد، به دلیل این که حجم کمی از داده‌ها در برخی از زبان‌ها وجود دارد. آن‌ها الگوریتم‌هایی را آموزش داده‌اند تا جفت جمله‌ها را در سه کلاس مستلزم، تناقض و خنثی طبقه‌بندی کنند با هدف این که دقت وزنی این کار به حداکثر برسد. برای مقابله با این چالش از جدیدترین مدل‌های زبان بزرگ(LLM، به‌ویژه Bert و XML-R) از پیش آموزش دیده استفاده کرده و آنها را روی داده‌ها و وظایف خاص خود تنظیم کرده‌اند. سپس برای بهبود پیش‌بینی‌های پایه LLM، ویژگی‌های مرتبط جدید را محاسبه و اضافه کرده‌اند و یک طبقه‌بندی کننده XGBoost را با پیش‌بینی‌های LLM و آن ویژگی‌ها تغذیه کرده تا پیش‌بینی نهایی به دست بیاید. پس از اعمال استراتژی انباشتگی بر روی مجموعه اعتبارسنجی، در مقایسه با خط پایه پیش‌بینی‌های LLM به افزایش 3 درصد دقت دست یافتند.

چنگ هسو و همکاران]12[ یک مدل شبکه عصبی تضاد زوجی(PCNN) را برای تشخیص مقالات خود متناقض در ویکی‌پدیا ارائه کرده‌اند تا نه تنها به طور مؤثر مقاله‌های خود تناقض را شناسایی کنند، بلکه بیشترین جفت‌های تناقض جملات را نیز برجسته کنند. ایده اصلی PCNN دو جانبه است. ابتدا، برای کاهش اثر کمبود داده بر مقالات خود تناقض، ماژول یادگیری تضاد زوجی را با استفاده از معیارهای SNLI و MNLI از قبل آموزش می‌دهند. دوم، جفت‌های جملات top-K را با بالاترین مقادیر احتمال تضاد انتخاب می‌کنند و همبستگی آنها را مدل می‌کنند تا مشخص کنند که آیا مقاله مربوطه به خود تناقض تعلق دارد یا خیر. آزمایش‌های انجام‌شده بر روی مجموعه داده پیشنهادی WikiContradiction نشان می‌دهد که PCNN می‌تواند عملکرد امیدوارکننده‌ای ایجاد کند و جفت‌های جملاتی را که محل تضاد قرار می‌گیرد به طور جامع برجسته کند.

پنگ و همکاران]13[ بیان کرده‌اند با توجه به این موضوع که ترانسفورماتورها از پیچیدگی حافظه و محاسباتی رنج می‌برند که با طول توالی به صورت درجه دوم مقیاس می‌شوند و در مقابل، شبکه‌های عصبی مکرر (RNN) مقیاس خطی را در حافظه و الزامات محاسباتی نشان می‌دهند، اما به دلیل محدودیت‌ها در موازی‌سازی و مقیاس‌پذیری، برای مطابقت با عملکرد ترانسفورماتورها تلاش می‌کنند، یک معماری مدل جدید، مقدار کلید وزنی دریافت (RWKV) را پیشنهاد می‌کنند که آموزش موازی‌پذیر کارآمد ترانسفورماتورها را با استنتاج کارآمد RNNها ترکیب می‌کند. رویکرد آن‌ها از مکانیزم توجه خطی استفاده می‌کند و به این امکان را می‌دهد که مدل را به‌عنوان یک ترانسفورماتور یا RNN فرموله شود، که محاسبات را در طول آموزش موازی می‌کند و پیچیدگی محاسباتی و حافظه را در طول استنتاج ثابت نگه می‌دارد. انگیزه اصلی توسعه RWKV این است که شکاف بین کارایی محاسباتی و ظرفیت بیانی در معماری شبکه های عصبی را پر کند و پیچیدگی زمانی و حافظه‌ای این مدل شبکه عصبی خطی می‌باشد.

4-3- مراجع

|  |  |
| --- | --- |
| [1]  | Z. Rahimi and M. ShamsFard, "Contradiction Detection in Persian Text," NLP lab, Shahid Beheshti University, Tehran, 2021. |
| [2]  | R. Sepúlveda-Torres, "Automatic Contradiction Detection in Spanish," Department of Software and Computing Systems, University of Alicante, Apdo., spain, 2021. |
| [3]  | L. Li, B. Qin and L. Ting, "Contradiction Detection with Contradiction-Specific Word Embedding," *MDPI,* 2017.  |
| [4]  | V. Lingam, S. Bhuria, M. Nair, D. Gurpreetsingh, A. Goyal and A. Sureka, "Deep learning for conflicting statements detection in text," *PeerJ Preprints,* 2018.  |
| [5]  | T. Deußer, M. Pielka, L. Pucknat, B. Jacob, T. Dilmaghani, M. Nourimand, B. Kliem, R. Loitz, C. Bauckhage and R. Sifa, "Contradiction Detection in Financial Reports," 2023.  |
| [6]  | D. S. Vargas and V. Moreira, "Identifying Sentiment-based Contradictions," *Journal of Information and Data Management,* vol. 8, no. 3, pp. 76-87, 2017.  |
| [7]  | R. Sifa, M. Pielka, R. Ramamurthy, A. Ladi, L. Hillebrand and C. Bauckhage, "Towards Contradiction Detection in German: a Translation-Driven Approach," in *IEEE*, Xiamen, China, 2019.  |
| [8]  | A. E. Kharrat, L. Hlaoua and L. B. Romdhane, "Contradiction Detection Approach Based on Semantic Relations and Evidence of Uncertainty," in *Conference on Computational Collective Intelligence Technologies and Applications*, 2022.  |
| [9]  | N. Tawfik and M. Spruit, "Automated Contradiction Detection in Biomedical Literature," *Springer,* pp. 138-148, 2018.  |
| [10]  | A. Khandelwal and S. Sawant, "NegBERT: A Transfer Learning Approach for Negation Detection and Scope Resolution," *arXiv,* 2020.  |
| [11]  | J. Dentan and A. Rakotonirainy, "Multi-lingual contradiction detection," 2022. |
| [12]  | C. Hsu, C.-T. Li, D. Saez-Trumper and Y.-Z. Hsu, "WikiContradiction: Detecting Self-Contradiction Articles on Wikipedia," *arXiv,* 2021.  |
| [13]  | B. Peng, E. Alcaide, Q. Anthony, A. Albalak, S. Arcadinho, H. Cao, X. Cheng, M. Chung, M. Grella, K. K. GV, X. He, H. Hou, P. Kazienko, J. Kocon, J. Kong, B. Koptyra and H. Lau, "RWKV: Reinventing RNNs for the Transformer Era," *arXiv,* p. 25, 2023.  |
| [14]  | ح. خدادادی, س. راحتی قوچانی و ا. استجامی, “شناسایی رابطه تقابل در گفتمان فارسی به کمک روش های یادگیری با سرپرستی,” *پردازش علائم و داده ها,* 1394.  |

 4-4- اهداف و نوآوري در تحقيق

هدف اصلی:

* تشخیص مقالات خود متناقض در دانشنامه فارسی.

 نوآوری‌ تحقیق:

* نوآوری در این کار از نوع توسعه کاربردی بوده و از یک مدل شبکه عصبی جدید به نام RWKV(Reacceptance Weighted Key Value) که ترکیبی از ترانسفورماتورها و RNNها می‌باشد به منظور تشخیص مقالات خود متناقض در دانشنامه فارسی استفاده می‌کند.

4-5- شرح راه‌حل پیشنهادی تحقیق

در شکل 1 دیاگرام راه‌حل پیشنهادی نشان داده شده است.

جملاتی که احتمال تناقض دارند

مرحله 3

مرحله 1

تنظیم دقیق مدل شبکه روی مقاله ورودی

Sentence BERT

تولید بازنمایی جملات

مقاله دانشنامه

مرحله 4

مجموعه ‌داده جهت آموزش مدل

مرحله 2

انتخاب جملات top-K با بیشترین احتمال تناقض و تشخیص مقالات خود متناقض

آموزش مدل شبکه عصبی RWKV جهت تشخیص احتمال تضاد جملات

شکل 1- دیاگرام راه‌حل پیشنهادی با کمک شبکه عصبی RWKV

راه‌حل پیشنهادی ما برای این کار استفاده از یک مدل شبکه عصبی RWKV می‌باشد. این مدل آموزش موازی‌پذیر کارآمد ترانسفورماتورها را با استنتاج کارآمد RNNها ترکیب می‌کند و نقاط ضعف ترانسفورماتورها و RNNها را پوشش می‌دهد. این مدل دارای پیچیدگی زمانی و حافظه‌ای خطی است که همین امر سبب مقیاس‌پذیرتر شدن این مدل و در نتیجه موجب افزایش دقت عملکرد آن می‌شود. ایده این راه‌حل سه جانبه است، ابتدا یک مدل Sentence-BERT برای تولید بازنمایی جملات در یک مقاله دانشنامه تنظیم می‌شود، سپس مدل شبکه عصبی RWKV آموزش داده می‌شود تا احتمال تضاد هر جفت جمله را ایجاد کند و در آخر جملات top-K را با بیشترین احتمال تضاد انتخاب می‌کند.

در شکل 1، در مرحله 1 ابتدا مقاله به مدل Sentence BERT به عنوان ورودی داده می‌شود و بازنمایی جملات آن تنظیم می‌شود، سپس در مرحله 2 مدل شبکه عصبی RWKV با کمک مجموعه‌داده‌های مرتبط آموزش داده می‌شود، در مرحله 3 مدل آموزش داده شده با جملات بازنمایی شده مقاله ورودی تنظیم می‌شود و جملاتی که احتمال تناقض دارد را تشخیص می‌دهد. در آخرین مرحله یعنی مرحله 4 جملات top-k با بیشترین احتمال تناقض انتخاب و مقالات خود متناقض تشخیص داده می‌شوند. بعد از انجام مراحل انجام شده در شکل 1 به آزمون و صحت‌سنجی سیستم طراحی شده می‌پردازیم تا از عملکرد درست سیستم مطمئن شویم. برای آزمون این سیستم ابتدا با کمک مجموعه‌داده‌ای که با آن سیستم را آموزش دادیم آزمایش می‌کنیم و سپس یک آزمون میدانی با کمک انسان خبره انجام می‌دهیم، به این صورت که به سیستم مقاله ورودی می‌دهیم و پاسخ گرفته شده از سیستم به وسیله انسان خبره ارزیابی می‌شود.

1. Contradiction [↑](#footnote-ref-1)
2. Antonym words [↑](#footnote-ref-2)
3. Negation [↑](#footnote-ref-3)
4. Numerical [↑](#footnote-ref-4)
5. Factive [↑](#footnote-ref-5)
6. Structural [↑](#footnote-ref-6)
7. Lexical [↑](#footnote-ref-7)
8. World Knowledge [↑](#footnote-ref-8)
9. Receptance Weighted Key Value [↑](#footnote-ref-9)