



دانشگاه صنعتی امیرکبیر

(پلی تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی کامپیوتر

پروژه تحقیقاتی درس سمینار

ماشین تورینگ عصبی

نگارش

زهرا زنجانی

استاد درس

دکتر رضا صفابخش

۱۴۰۱ - ۱۴۰۲

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

چکیده

خلاصه سازی نقش مهمی در علم اطلاعات و بازیابی دارد، زیرا ارتباط نزدیکی با فشرده سازی داده ها و درک اطلاعات دارد. توانایی تولید خلاصه های مناسب می تواند موجب بهبود کارآمدی سیستم های استخراج اطلاعات و صرفه جویی در وقت انسان ها شود. خلاصه سازی خودکار به عنوان یک کار برجسته در پردازش زبان طبیعی¹ ظاهر شده است. با این حال، علیرغم اهمیت آن، زمینه خلاصه سازی خودکار تا حد زیادی حل نشده باقی مانده است. این گزارش مروری جامع از وضعیت فعلی خلاصه سازی خودکار ارائه می کند و رویکردها، تکنیک ها و معیارهای ارزیابی مختلف به کار گرفته شده در این زمینه را بررسی می کند.

واژه های کلیدی:

خلاصه سازی متن، پردازش زبان طبیعی، یادگیری عمیق

¹ natural language processing (NLP)

فهرست مطالب

صفحه

عنوان

| | | | |
|----|-------|-----|--|
| ۱ | | ۱ | مقدمه |
| ۳ | | ۲ | روش‌های مبتنی بر ساختار |
| ۴ | | ۲-۱ | روش مبتنی بر درخت |
| ۴ | | ۲-۲ | روش مبتنی بر قالب |
| ۵ | | ۲-۳ | روش مبتنی بر هستان شناسی |
| ۵ | | ۲-۴ | روش عبارت مقدمه و بدنه |
| ۶ | | ۲-۵ | روش مبتنی بر گراف |
| ۶ | | ۲-۶ | روش مبتنی بر قانون |
| ۷ | | ۳ | روش‌های مبتنی بر شبکه‌ی عصبی |
| ۸ | | ۳-۱ | روش‌های مبتنی بر مدل کدگذار-کدگشا |
| ۹ | | ۳-۲ | روش‌های مبتنی بر مدل ترنسفورمرها |
| ۱۰ | | ۳-۳ | روش‌های مبتنی بر مدل‌های از پیش آموزش دیده |
| ۱۱ | | ۴ | روش‌های مبتنی بر یادگیری تقویتی |
| ۱۵ | | ۵ | نتایج |
| ۱۶ | | ۶ | جمع‌بندی |
| ۱۷ | | | منابع و مراجع |
| ۲۰ | | | واژه‌نامه‌ی فارسی به انگلیسی |
| ۲۳ | | | واژه‌نامه‌ی انگلیسی به فارسی |

| شکل | فهرست اشکال | صفحه |
|-----|---|------|
| ۱-۳ | معماری پایه‌ی مدل کدگذار-کدگشا [۹] | ۸ |
| ۲-۳ | معماری پایه‌ی مدل سلسله مراتبی متغیر برای خلاصه‌سازی متقابل زبانی [۹] | ۹ |

صفحه

فهرست جداول

جدول

فهرست اختصارات

| عنوان اختصاری | عنوان کامل |
|----------------|---|
| ماتع | ماشین تورینگ عصبی |
| ماتع تکاملی | ماشین تورینگ عصبی تکاملی |
| ماتع ابرتکاملی | ماشین تورینگ عصبی ابر تکاملی |
| ماتع متوجه | ماشین تورینگ عصبی متوجه |
| ماتع پویا | ماشین تورینگ عصبی پویا |
| تکتوت | تکامل عصبی توپولوژی‌های تقویت کننده |
| ابرتوت | ابر تکامل عصبی توپولوژی‌های تقویت کننده |
| شبکه تات | شبکه تولید الگوی ترکیبی |

فصل اول

مقدمه

با رشد روزافزون اینترنت، محتوای متنی در اینترنت (به عنوان مثال وب سایت‌ها، نظرات کاربران، اخبار، وبلاگ‌ها، شبکه‌های رسانه‌های اجتماعی و غیره) به صورت تصاعدی افزایش می‌یابد. در نتیجه، کاربران زمان زیادی را صرف یافتن اطلاعات مورد نظر خود می‌کنند و حتی نمی‌توانند تمام محتوای متنی نتایج جستجو را بخوانند و درک کنند. خلاصه‌سازی خودکار اسناد می‌تواند به شناسایی مهم‌ترین اطلاعات، ارائه خلاصه‌ای جامع و صرفه‌جویی در وقت خوانندگان کمک کند. خلاصه‌سازی خودکار متن فرآیند تولید یک متن کوتاه است که بخش‌های اصلی یک سند طولانی‌تر را پوشش می‌دهد. یک خلاصه خوب جنبه‌های مهمی مانند خوانایی، انسجام، نحو، غیر زائد بودن، ترتیب جملات، مختصر بودن، تنوع اطلاعات و پوشش اطلاعات را در نظر می‌گیرد [۲].

در سال‌های گذشته تلاش‌های زیادی برای تولید خلاصه‌سازی خودکار قابل قبول و خوانا صورت گرفته است. پژوهش‌های مرتبط با عمل خلاصه‌سازی خودکار متن در دهه ۵۰ میلادی شکل گرفتند. در یکی از این پژوهش‌ها لوهن و همکاران روشی برای خلاصه‌سازی اسناد علمی ارائه دادند که در آن تابعی بر اساس فرکانس تکرار کلمات یا عبارات به عنوان ویژگی تعریف می‌شود و با یادگیری وزن‌های مرتبط با این ویژگی‌ها خلاصه استخراج می‌شود [۱۰]. در کارهای تحقیقاتی اولیه، مدل‌های غیرعصبی مبتنی بر ساختار برای تولید خلاصه‌سازی خودکار مورد استفاده قرار گرفتند. با شروع دوره‌ی شبکه‌های عصبی عمیق پژوهش‌ها بر روی خلاصه‌سازی بیشتر شد. رویکردهای نوین خلاصه‌سازی شامل شبکه‌های عصبی عمیق دنباله به دنباله^۱، روش‌های بر پایه‌ی مدل تبدیل‌کننده^۲ و مدل‌های زبانی از پیش آموزش دیده^۳ می‌باشد. همچنین برخی از پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند، استفاده از رویکردهای مبتنی بر یادگیری تقویتی^۴ می‌تواند موجب بهبود معیارهای مختلف، از جمله امتیازات روژ، کیفیت کلی، خوانایی، انسجام، نحو، غیر افزونگی، ترتیب جملات، مختصر بودن، تنوع اطلاعات، پوشش اطلاعات شود.

¹Deep neural sequence to sequence models

²transformer

³Pretrained language models (PTLMs)

⁴ reinforcement learning (RL)

فصل دوم

روش‌های مبتنی بر ساختار

روش‌های خلاصه‌سازی مبتنی بر ساختار طیفی از رویکردها را در بر می‌گیرند که از ویژگی‌های ساختاری متن ورودی برای تولید خلاصه‌های مختصر و منسجم استفاده می‌کنند. در این رویکرد اطلاعات مهم متن به یک ساختار از پیش تعریف شده داده می‌شود و خلاصه با توجه به ساختار ایجاد می‌شود. در این فصل روش‌های مبتنی بر درخت^۱، مبتنی بر قالب^۲، مبتنی بر هستان‌شناسی^۳، عبارت مقدمه و بدنه^۴، مبتنی بر گراف^۵ و مبتنی بر قانون^۶ مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۱-۲ روش مبتنی بر درخت

روش مبتنی بر درخت در خلاصه‌سازی متن شامل استفاده از درخت‌های وابستگی برای نمایش سند متنی است. متن مبدأ ابتدا به درخت‌های وابستگی تبدیل می‌شود، که سپس در یک درخت واحد ادغام می‌شوند. سپس این درخت وابستگی ادغام شده به جمله ای تبدیل می‌شود که به عنوان جمله ترکیبی شناخته می‌شود. فرآیند تبدیل درخت وابستگی به رشته ای از کلمات را خطی سازی درخت می‌گویند. عملکرد این روش به انتخاب تجزیه کننده و حفظ وابستگی بین کلمات بستگی دارد. تکنیک‌های مختلفی پیشنهاد شده‌اند، مانند استفاده از تجزیه‌کننده‌های کم عمق برای ترکیب جملات مشابه، حذف زیردرخت‌های درخت‌های وابستگی برای فشرده‌سازی، و تولید درخت‌های تودرتو با استفاده از ساختارهای بلاغی و تجزیه وابستگی. به طور کلی، روش مبتنی بر درخت با استفاده از ساختار سند متنی، با هدف ایجاد خلاصه‌های مختصر و منسجم است. این روش به عملکرد تجزیه کننده‌ها وابسته است و این باعث محدود شدن کارایی می‌شود[۱].

۲-۲ روش مبتنی بر قالب

روش‌های مبتنی بر الگو در خلاصه‌سازی متن شامل استفاده از قالب‌های از پیش تعریف شده برای نمایش سند است. این قالب‌ها برای مطابقت با الگوها و قوانین خاص در محتوای متنی طراحی شده‌اند و امکان استخراج اطلاعات مرتبط را فراهم می‌کنند که می‌توان آن‌ها را در فضای قالب ترسیم کرد. این فرآیند شامل تطبیق متن با این الگوها و قوانین برای شناسایی محتوای متناسب با الگو است، که سپس محتوای خلاصه را نشان می‌دهد. این روش بسیار منسجم است زیرا خلاصه‌هایی تولید می‌کند که به ساختار و قالب قالب‌ها پایبند هستند. با این حال، یکی از چالش‌های پیش روی روش‌های مبتنی بر الگو، نیاز به تجزیه و تحلیل معنایی دقیق است، چرا که قالب‌ها نیاز به محتوای خاص و مرتبط برای پر

¹tree-based

²template-based

³ontology-based

⁴lead-and-body phrase

⁵graph-based

⁶rule-based

شدن دارند [۱].

۳-۲ روش مبتنی بر هستان شناسی

روش مبتنی بر هستی‌شناسی در خلاصه سازی متن شامل استفاده از پایگاه دانش یا هستی‌شناسی برای بهبود فرآیند خلاصه سازی است. این روش از این واقعیت بهره می‌برد که بسیاری از اسناد موجود در اینترنت به حوزه‌های خاصی با واژگان محدود مرتبط هستند که می‌توانند توسط هستی‌شناسی بهتر نمایش داده شوند. هستی‌شناسی نامگذاری و تعریف رسمی انواع موجودیت مربوط به یک دامنه خاص را ارائه می‌دهد که به عنوان پایگاه دانش عمل می‌کند. با استفاده از هستی‌شناسی، سیستم خلاصه سازی می‌تواند نمایش معنایی محتوای اطلاعات را بهبود بخشد و بسط پرس و جو را انجام دهد. تکنیک‌های مختلفی پیشنهاد شده است، مانند استفاده از هستی‌شناسی برای ساخت یک مدل معنایی، نگاشت جملات به گره‌های هستی‌شناسی، و محاسبه امتیاز مربوط به موجودیت برای رتبه بندی جملات. به طور کلی، روش مبتنی بر هستی‌شناسی از دانش خاص دامنه برای ایجاد خلاصه‌های دقیق‌تر و آموزنده‌تر استفاده می‌کند [۱]. لی و همکاران یک سیستم فازی را ارائه کرد که از هستی‌شناسی طراحی شده توسط متخصص حوزه اخبار استفاده می‌کند. جملات بر اساس طبقه بندی کننده اصطلاحی که از هستی‌شناسی استفاده می‌کند، طبقه بندی می‌شوند. مکانیزم استنتاج فازی درجه عضویت برای هر جمله را با توجه به طبقه بندی کننده اصطلاح براساس هستی‌شناسی دامنه محاسبه می‌کند [۸].

۴-۲ روش عبارت مقدمه و بدنه

روش عبارت مقدمه و بدنه یک رویکرد خلاصه‌سازی متن است که بر شناسایی و بازنگری جملات اصلی، معروف به جملات اصلی، در یک سند تمرکز دارد. این جملات اصلی معمولاً آموزنده هستند و خلاصه خوبی از محتوا ارائه می‌دهند. این روش شامل درج و جایگزینی عبارات در جمله اصلی برای ایجاد تجدید نظرهای معنایی مناسب است. با بازنویسی تکراری جمله اصلی، جملات خلاصه جدیدی تولید می‌شوند. با این حال، یکی از محدودیت‌های این روش این است که تجزیه می‌تواند عملکرد آن را کاهش دهد، و هیچ مدل تعمیم یافته‌ای برای خلاصه سازی وجود ندارد [۱]. ایشیکاوا و همکاران روش خلاصه سازی ترکیبی مبتنی بر روش فرکانس عبارت^۷ و عبارت مقدمه و بدنه پیشنهاد کردند. تابع توزیع زاویه‌ای ضربدر بسامد عبارت که وزن را به هر جمله برای شناسایی اهمیت اختصاص می‌دهد. دستورهای براساس اهمیت برای نوشتن خلاصه رتبه بندی می‌شوند [۶].

⁷Term frequency (TF)

۵-۲ روش مبتنی بر گراف

روش مبتنی بر نمودار یک رویکرد خلاصه سازی است که هر جمله در یک سند را به عنوان یک راس در یک نمودار نشان می دهد. جملات بر اساس روابط معنایی با یال ها به هم متصل می شوند و وزن یال ها نشان دهنده قدرت رابطه است. سپس از یک الگوریتم رتبه بندی نمودار برای تعیین اهمیت هر جمله در نمودار استفاده می شود. جملات با اهمیت بالاتر، که با وزن های بالاتر یا ارتباط بیشتر نشان داده می شوند، مهم تر در نظر گرفته می شوند و در خلاصه گنجانده می شوند. این روش نیازی به دانش عمیق زبانی یا حوزه ای ندارد و می تواند با انتخاب جملاتی با اهمیت بالا، خلاصه های مختصر و منسجمی ایجاد کند [۱]. مالپروس و اسکیانیس از مرکزیت گره برای نشان دادن اهمیت یک اصطلاح در سند استفاده می کنند. مرکزیت های گره محلی و جهانی برای وزن دهی عبارت در نظر گرفته می شوند تا خلاصه را شکل دهند [۱۱].

۶-۲ روش مبتنی بر قانون

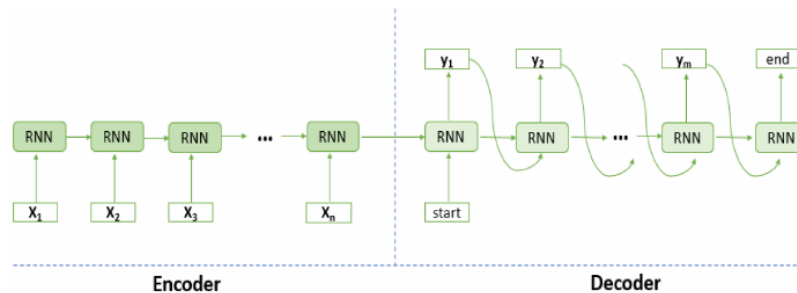
در این تکنیک، اسنادی که باید خلاصه شوند از نظر طبقات و فهرست جنبه ها به تصویر کشیده می شوند. ماژول انتخاب محتوا، مؤثرترین نامزد را از میان مواردی که توسط قوانین استخراج داده ایجاد می شود، انتخاب می کند تا به یک یا بسیاری از جنبه های یک دسته پاسخ دهد. در نهایت، الگوهای تولید برای تولید جملات طرح کلی استفاده می شود [۱۲].

فصل سوم

روش‌های مبتنی بر شبکه‌ی عصبی

۱-۳ روش‌های مبتنی بر مدل کدگذار-کدگشا

قبل از ظهور ترنسفورمرها، مدل‌های شبکه عصبی عمیق دنباله به دنباله بهترین مدل‌ها برای وظایف تولید متن از جمله ترجمه‌ی ماشینی و خلاصه‌سازی متن بوده‌اند. این مدل‌ها ورودی را از یک فرم به فرم دیگر نگاشت می‌کنند تا نتایج مورد نظر را تولید کنند. معماری کدگذار-کدگشا رویکرد اصلی برای مدل‌سازی مدل‌های دنباله به دنباله است. شکل ۱-۳ معماری پایه‌ی مدل کدگذار-کدگشا را شرح می‌دهد. شبکه‌های بازگشتی^۱ [۳] و حافظه‌های کوتاه مدت طولانی [۵] برای توالی طراحی شده‌اند و مناسب‌ترین معماری‌های یادگیری عمیق برای کدگذاری و پردازش داده‌های دنباله‌ای مانند متن هستند. اما این شبکه‌ها در مدیریت حافظه‌ی بلند مدت طولانی^۲ مشکل دارند.



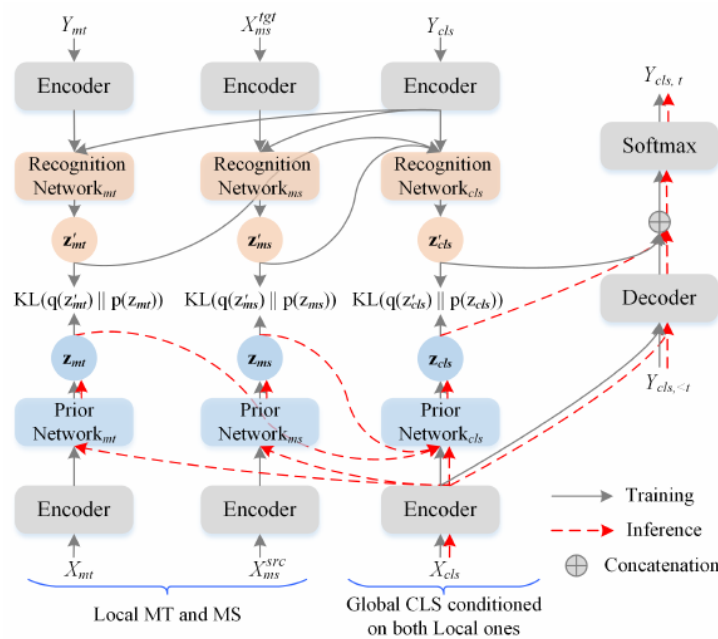
شکل ۱-۳: معماری پایه‌ی مدل کدگذار-کدگشا [۹]

یکی از مدل‌های کدگذار-کدگشای ارایه شده مدل سلسله مراتبی متغیر برای خلاصه‌سازی متقابل زبانی^۳ می‌باشد. مدل پیشنهادی شامل دو متغیر نهفته محلی، یکی برای ترجمه و دیگری برای خلاصه سازی، و یک متغیر نهفته جهانی برای خلاصه سازی بین زبانی است. متغیرهای پنهان محلی به ترتیب برای بازسازی ترجمه و خلاصه زبان مبدأ محدود می‌شوند. سپس از متغیر پنهان سراسری برای تولید خلاصه بین زبانی استفاده می‌شود. قسمت کدگذار دو بخش دارد که هر بخش وظیفه‌ی تولید یکی از متغیرهای پنهان محلی را دارد. بخش کدگشا با استفاده از نمایش‌های نهفته‌ی محلی خلاصه‌ی نهایی را تولید می‌کند. ساختار سلسله مراتبی مدل به آن اجازه می‌دهد تا رابطه سلسله مراتبی بین ترجمه، خلاصه سازی و خلاصه سازی بین زبانی را بیاموزد.

^۱recurrent neural network (RNN)

^۲long short-term memory networks(LSTM)

^۳cross-lingual



شکل ۳-۲: معماری پایه‌ی مدل سلسله‌مراتبی متغیر برای خلاصه‌سازی متقابل زبانی [۹]

متغیرهای محلی z_{mt} و z_{ms} به ترتیب برای ترجمه و خلاصه‌سازی طراحی شده‌اند. سپس z_{cls} جهانی برای خلاصه‌سازی بین زبانی است، خطوط خاکستری نشان‌دهنده فرآیند آموزشی است که مسئول تولید (z'_{ms} , z'_{mt} , z'_{cls}) از توزیع پسین متناظر پیش‌بینی‌شده توسط شبکه‌های شناسایی است که یادگیری شبکه‌های قبلی را هدایت می‌کند. خطوط قرمز چین نشان‌دهنده فرآیند استنتاج برای تولید نمایش‌های نهفته (z_{cls} , z_{ms} , z_{mt}) از توزیع‌های قبلی مربوطه پیش‌بینی شده توسط شبکه‌های قبلی است.

۳-۲ روش‌های مبتنی بر مدل ترنسفورمرها

با ظهور ترنسفورمرها [۱۵]، بهبودهای قابل توجهی در کیفیت نتایج خلاصه‌سازی خودکار به وجود آمد. ترنسفورمرها با استفاده از مکانیزم توجه به خود^۴ شباهت بین ورودی‌ها را بدون توجه به موقعیت موازی آن‌ها با حضور مستقل هر توکن در توالی ورودی مدل می‌کنند و به طور مؤثر مشکلات شبکه‌های بازگشتی را حل می‌کنند. یکی از جهت‌گیری‌های رایج پژوهشی، اصلاح یا تطبیق ترنسفورمرها و مدل‌های زبانی از پیش آموزش دیده با وظایف مختلف مانند خلاصه‌سازی است. مدل‌های مبتنی بر مدل‌های زبانی از پیش آموزش دیده که با هدف خلاصه‌سازی انتزاعی طراحی شده‌اند از ویژگی‌های معنایی و متنی غنی بازنمایی‌های زبان برای بهبود کیفیت و دقت خلاصه‌ها استفاده می‌کنند.

به عنوان مثال مدل پگاسوس^۵ [۱۶] یک مدل دنباله به دنباله کدگذار کدگشا مبتنی بر ترنسفورمر است که بر روی مجموعه‌های متنی بدون نظارت با هدف تولید جملات شکاف^۶ از قبل آموزش داده شده است. این مدل عملکرد مناسبی در خلاصه‌سازی متون کوتاه دارد. در حال حاضر بهترین مدل خلاصه‌سازی

^۴Self-attention

^۵PEGASUS

^۶gap sentences generation

متون کوتاه مبتنی بر مدل پگاسوس است [۱۴].

۳-۳ روش‌های مبتنی بر مدل‌های از پیش آموزش دیده

فصل چهارم

روش های مبتنی بر یادگیری تقویتی

کارهای تحقیقاتی در زمینه ی یادگیری تقویتی^۱ و پردازش زبان طبیعی در سال های اخیر رشد کرده است. در یادگیری تقویتی یک عامل با محیط تعامل می کند و با آزمون و خطا، خط مشی بهینه را برای تصمیم گیری متوالی برای به حداکثر رساندن پاداش تجمعی آینده می آموزد. این پاداش می تواند یک معیار تعریف شده توسط توسعه دهنده بر اساس کار در حال حل باشد. در خلاصه سازی خودکار انتزاعی متن، نمونه هایی از چنین پاداش هایی ممکن است شامل حفظ برجستگی، مستلزم منطقی هدایت شده، و غیر افزونگی باشد.

به طور کلی، یادگیری تقویتی در سه حوزه مختلف برای بهبود خلاصه سازی خودکار استفاده می شود:

۱. استفاده از یادگیری تقویتی به منظور حل مسائل گوناگونی که مدل های دنباله به دنباله عمیق قادر به حل آن ها نیستند، امکانات بیشتری را فراهم می کند. به عنوان مثال، مشکلاتی مانند کمبود نوآوری در ایجاد خلاصه های خلاقانه و آموزنده و کاهش کیفیت خلاصه ها در صورت افزایش طول مقالات منبع، با استفاده از سیستم های یادگیری تقویتی و یادگیری خط مشی^۲ بهبود یافته است. علاوه بر این مدل های دنباله به دنباله عمیق را نمی توان برای خلاصه کردن طیف گسترده ای از اسناد استفاده کرد، زیرا مدلی که بر روی یک مجموعه داده آموزش داده می شود، در یک مجموعه داده دیگر به خوبی عمل نمی کند و قابلیت تعمیم ندارد. رویکردهای مبتنی بر یادگیری تقویتی می تواند این مشکل را با استفاده از گرادیان خط مشی انتقادی^۳ و ترکیب آن با یادگیری انتقالی^۴ برای انتقال دانش از یک مجموعه داده به مجموعه دیگر برطرف کنند [۷].

۲. از یادگیری تقویتی برای ترکیب ویژگی های استخراجی با خلاصه انتزاعی برای استفاده از هر دو نوع خلاصه ی خودکار با الهام از رفتار انسان استفاده می شود. این مدل ها ابتدا برجسته ترین جملات را از سند ورودی استخراج می کنند، سپس با استفاده از دو شبکه: شبکه های استخراج کننده و انتزاعی، آنها را انتزاع می کنند. به عنوان مثال لیو و همکاران یک چارچوب متخاصم را پیشنهاد می کنند که مدل های انتزاعی و استخراجی را همزمان با استفاده از گرادیان خط مشی برای بهینه سازی مدل انتزاعی برای خلاصه ای با پاداش بالا، آموزش می دهد که منجر به خلاصه ای منسجم تر می شود. [۱۵]

۳. خلاصه سازی اسناد، مانند سایر وظایف مولد زبان، اغلب به دلیل استفاده از اهداف آموزشی مبتنی بر درست نمایی بیشینه^۵ مورد انتقاد قرار گرفته است. درست نمایی بیشینه کیفیت خلاصه ی تولید شده را در نظر نمی گیرد و ممکن است خلاصه هایی تولید کند که فقط یک کپی از اسناد ورودی هستند، یا می توانند خلاصه هایی را بیاموزند که پر از کلمات بی معنی هستند. به همین دلیل، یادگیری تقویتی به عنوان جایگزینی برای بهینه سازی مستقیم مدل ها بر روی معیارهای ارزیابی

¹reinforcement learning

² policy learning

³self-critic policy gradient

⁴Transfer Learning (TL)

⁵maximum likelihood

و پاداش صریح به کیفیت پیش‌بینی‌های مدل استفاده شده است. معیارهای مختلفی مانند روژ-۱^۶، روژ-۲^۷، روژ-ال^۸، امتیاز اف-۱^۹ و امتیاز برت^{۱۰} به عنوان پاداش در رویکردهای یادگیری تقویتی استفاده شده است. با این حال، پارنل و همکاران استدلال می‌کند که استفاده از امتیازات روژ به عنوان پاداش، جنبه های مهم خلاصه سازی، مانند انتقال اطلاعات بین اسنادی در خلاصه سازی چند سندی را نادیده می‌گیرد و یک پاداش پوشش اصلاح شده همراه با یک برآوردگر گرادیان سیاست مبتنی بر اصول (ریلکس)^{۱۱} را پیشنهاد می‌دهند [۱۳]. ریلکس یک برآوردگر گرادیان خط مشی است که دارای واریانس کم و بی طرفانه است. برای کارهای □□ با فضاهای کنش مداوم، مانند خلاصه سازی متن، مناسب است [۴].

در تابع ضرر بر حسب ریلکس ۴-۱ بخش اول عبارت سیاست را تشویق می‌کند تا خروجی هایی تولید کند که پاداش مورد انتظار بالایی دارند و بخش دوم سیاست را تشویق می‌کند تا خروجی هایی مشابه خروجی های تولید شده در گذشته تولید کند همچنین

r نشان دهنده ی پاداش $c_\phi(\tilde{z})$ یک متغیر کنترلی از پارامترهای است که انتظار می‌رود به شدت با پاداش کاهش واریانس همبستگی داشته باشد. $p(y_s)$ احتمال دنباله مشاهده شده خروجی y_s است. z دنباله نمونه های $Gumbel - Softmax$ است. \tilde{z} دنباله ای از نمونه ها از یک توزیع $Gumbel - Softmax$ مشروط بر y_s است.

بهبترش

کن

$$L_{RELAX} = -[r - c_\phi(\tilde{z})] \log p(y^s) + c_\phi(z) - c_\phi(\tilde{z}) \quad (1-4)$$

ایجاد معیارهای جدید ارزیابی براساس منابعی غیر از خلاصه های مبنایی ۲. معیار روژ^{۱۲} دارای سه محدودیت اصلی است: تعصب آن نسبت به شباهت واژگانی، توجه کم آن به روان بودن و خوانایی خلاصه های انتزاعی تولید شده، و پیش نیاز سخت آن برای استفاده از خلاصه های حقیقت پایه برای تولید امتیازات. علاوه بر این، خلاصه های تولید شده با معیار روژ بالا معمولاً جذابیت انسانی پایینی دارند، بنابراین، محققان معیارهای جدیدی را برای افزایش تازگی [۱۶]، سازگاری واقعی [۱۷] و کیفیت بر اساس پاسخ به پرسش و رتبه بندی انسانی [۱۷] با استفاده از رویکردهای پاداش دهی یادگیری تقویتی بدون نیاز به خلاصه های مبنایی ایجاد کردند.

استفاده از برآورد درست‌نمایی بیشینه در مدل های خلاصه سازی ممکن است با. به همین دلیل،

⁶ROUGE-1⁷ROUGE-2⁸ROUGE-L⁹F1-score¹⁰BERTScore¹¹modified coverage reward along with a principled policy gradient estimator (RELAX)¹²ROUGE

یادگیری تقویتی به عنوان جایگزینی برای بهینه سازی مستقیم مدل ها بر روی معیارهای ارزیابی و پاداش صریح به کیفیت پیش بینی های مدل استفاده شده است.

فصل پنجم

نتایج

فصل ششم

جمع بندی

منابع و مراجع

- [1] Andhale, Narendra and Bewoor, Laxmi A. An overview of text summarization techniques. In 2016 international conference on computing communication control and automation (ICCUBE), pages 1–7. IEEE, 2016.
- [2] El-Kassas, Wafaa S., Salama, Cherif R., Rafea, Ahmed A., and Mohamed, Hoda K. Automatic text summarization: A comprehensive survey. *Expert Systems with Applications*, 165:113679, 2021.
- [3] Elman, Jeffrey L. Finding structure in time. *Cognitive science*, 14(2):179–211, 1990.
- [4] Grathwohl, Will, Choi, Dami, Wu, Yuhuai, Roeder, Geoffrey, and Duvenaud, David Kristjanson. Backpropagation through the void: Optimizing control variates for black-box gradient estimation. *ArXiv*, abs/1711.00123, 2017.
- [5] Hochreiter, Sepp and Schmidhuber, Jürgen. Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8):1735–1780, 1997.
- [6] Ishikawa, Kai, Ando, Shinichi, and Okumura, Akitoshi. Hybrid text summarization method based on the tf method and the lead method. In *NTCIR Conference on Evaluation of Information Access Technologies*, 2001.
- [7] Keneshloo, Yaser, Ramakrishnan, Naren, and Reddy, Chandan K. Deep transfer reinforcement learning for text summarization. *ArXiv*, abs/1810.06667, 2018.

- [8] Lee, Chang-Shing, Jian, Zhi-Wei, and Huang, Lin-Kai. A fuzzy ontology and its application to news summarization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 35(5):859–880, 2005.
- [9] Liang, Yunlong, Meng, Fandong, Zhou, Chulun, Xu, Jinan, Chen, Yufeng, Su, Jinsong, and Zhou, Jie. A variational hierarchical model for neural cross-lingual summarization. In *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pages 2088–2099, Dublin, Ireland, May 2022. Association for Computational Linguistics.
- [10] Luhn, Hans Peter. The automatic creation of literature abstracts. *IBM Journal of research and development*, 2(2):159–165, 1958.
- [11] Malliaros, Fragkiskos D. and Skianis, Konstantinos. Graph-based term weighting for text categorization. In *Proceedings of the 2015 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining 2015, ASONAM '15*, page 1473–1479, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.
- [12] Moratanch, N. and Chitrakala, S. A survey on abstractive text summarization. In *2016 International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT)*, pages 1–7, 2016.
- [13] Parnell, Jacob, Unanue, Inigo Jauregi, and Piccardi, Massimo. A multi-document coverage reward for relaxed multi-document summarization. In *Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2022.
- [14] Sherborne, Tom and Lapata, Mirella. Meta-learning a cross-lingual manifold for semantic parsing. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 11:49–67, 2023.

- [15] Vaswani, Ashish, Shazeer, Noam, Parmar, Niki, Uszkoreit, Jakob, Jones, Llion, Gomez, Aidan N, Kaiser, Łukasz, and Polosukhin, Illia. Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30, 2017.
- [16] Zhang, Jingqing, Zhao, Yao, Saleh, Mohammad, and Liu, Peter. Pegasus: Pre-training with extracted gap-sentences for abstractive summarization. In *International Conference on Machine Learning*, pages 11328–11339. PMLR, 2020.

واژه‌نامه‌ی فارسی به انگلیسی

| | |
|--|---|
| Beel بیل | ۱ |
| پ | |
| Episodic پاسخ دوره‌ای به سوالات Question-Answering | ابر تکامل عصبی توپولوژی تقویت‌کننده Hyper Neuroevolution of Augmenting Topologies |
| Continues پیوسته | ازدحام ذرات Particle Swarm |
| ت | |
| Step Function تابع قدم | Natural Language استنتاج زبان طبیعی Inference |
| Blurring تارشدن | Evolutionary الگوریتم تکاملی Algorithm |
| Switch تعویض | Entropy انتروپی |
| Symmetry تقارن | Backpropagation انتشار به عقب |
| تکامل عصبی توپولوژی‌های تقویت‌کننده Neuroevolution of Augmenting Topologies | ب |
| Repetition تکرار | Data Driven برپایه داده |
| Repetition with Variation تکرار با تغییر | Support Vector . . بردار ماشین پشتیبان Machine |
| Multi Headed Attention . توجه چندسر | Substrate بستر |
| Hard Attention توجه سخت | Naive Bayes بیز ساده‌لوحانه |
| Soft Attention توجه نرم | |

| | |
|---|---|
| Time Series سری‌های زمانی | Sharpen تیز کردن |
| ش | ج |
| Cosine Similarity . . شباهت کسینوسی | Shift جابجایی |
| Multi Layer . شبکه پرسپترون چندلایه | Population جمعیت |
| Perceptron | Mutation جهش |
| Compositional شبکه تولید الگوی ترکیبی | خ |
| Pattern Producing Networks | Hubber Loss خطای هوبر |
| Neural Network شبکه عصبی | Rooted Mean . خطای ریشه مربعات خطا |
| Recurrent Neural شبکه عصبی بازگشتی | Square Error |
| Network | د |
| Gated . شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌دار | Prior Knowledge دانش پیشین |
| Recurrent Neural Network | Gate دروازه |
| Feedforward Neural شبکه عصبی جلورو | Interpolation درون‌یابی |
| Network | Batch دسته |
| Memory Network . . . شبکه حافظه‌ای | ر |
| Cold Start شروع سرد | Knowledge Tracing ردیابی دانش |
| ص | رونوشت‌گیری |
| Accuracy صحت | Copy رونوشت‌گیری |
| ف | Repeat Copy . تکرار شونده |
| Sharpness Factor فاکتور تیزی | ژ |
| Falcon فالکن | ژائو Zhao |
| ک | س |
| Differentiable . . کامپیوتر عصبی متمایز | سر Head |
| Neural Computer | |
| Encoding کدگذاری | |
| Controllor کنترل‌گر | |

| | |
|--|---|
| Area Under Curve ناحیه زیرنمودار | Collier کولیر |
| Generation نسل | گ |
| Tape نوار | Gulcehre گالچره |
| و | Node گره |
| Hidden State وضعیت مخفی | Graves گریوز |
| ه | Discrete گسسته |
| Kernel هسته | ل |
| ی | Logits لاجیتس |
| Association Recall . . . یادآوری انجمنی | م |
| Sequence Learning . . . یادگیری ترتیبی | ماشین تورینگ عصبی . . Neural Turing Machine |
| Edge یال | ماشین تورینگ عصبی ابرتکاملی . . Hyper-Evolvable Neural Turing Machine |
| | ماشین تورینگ عصبی پویا . . . Dynamic Neural Turing Machine |
| | ماشین تورینگ عصبی تکاملی Evolvable Neural Turing Machine |
| | معیار شباهت Similarity Metric |
| | مقداردهی اولیه Initialization |
| | مقیاس‌پذیری Scalability |
| | مکانیسم توجه . . . Attention Mechanism |
| | منبع‌باز Open Source |
| | منظم‌سازی Regularity |

ن

واژه‌نامه‌ی انگلیسی به فارسی

Cross-Lingual متقابل زبانی

latent representation نمایش پنهانی

یادگیری یادگیری

خط مشی خط مشی انتقادی - گرادیان خط مشی -
درست‌نمایی بیشینه

A شبکه تولید الگوی ترکیبی

Pattern Producing Networks

Accuracy صحت

Area Under Curve ناحیه زیرمنمودار

Association Recall یادآوری انجمنی

Attention Mechanism مکانیسم توجه

B شباهت کسینوسی

Backpropagation انتشار به عقب

Batch دسته

Beel بیل

Blurring تارشدن

C گسسته

Cold Start شروع سرد

Collier کولیر

Compositional

Continues پیوسته

Controller کنترل‌گر

Copy رونوشت‌گیری

Cosine Similarity شباهت کسینوسی

D ماشین تورینگ عصبی

Data Driven برپایه داده

Differentiable کامپیوتر عصبی متمایز

Neural Computer

Discrete گسسته

Dynamic ماشین تورینگ عصبی پویا

Neural Turing Machine

E

| | |
|--|---|
| Edge یال | Hubber Loss خطای هوبر |
| Episodic پاسخ دوره‌ای به سوالات Question-Answering | Hyper . . . ماشین تورینگ عصبی ابر تکاملی Evolvable Neural Turing Machine |
| Encoding کدگذاری | ابر تکامل عصبی توپولوژی تقویت‌کننده Hyper Neuroevolution of Augmenting Topologies |
| Entropy انتروپی | I |
| Evolutionary الگوریتم تکاملی Algorithm | Initialization مقداردهی اولیه |
| Evolvable ماشین تورینگ عصبی تکاملی Neural Turing Machine | Interpolation درون‌یابی |
| F | K |
| Falcon فالکن | Kernel هسته |
| Feedforward Neural . . . شبکه عصبی جلورو Network | Knowledge Tracing ردیابی دانش |
| G | K-Nearest k -نزدیک‌ترین همسایه Neighbours |
| Gate دروازه | L |
| Gated . . . شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌دار . . Recurrent Neural Network | Logits لاجیتس |
| Generation نسل | M |
| Graves گریوز | Memory Network شبکه حافظه‌ای |
| Gulcehre گالچره | Multi Headed Attention . . توجه چندسر |
| H | Multi Layer . . شبکه پرسپترون چندلایه . Perceptron |
| Hard Attention توجه سخت | Mutation جهش |
| Head سر | N |
| Hidden State وضعیت مخفی | Naive Bayes بیز ساده‌لوحانه |
| | Natural Language . . استنتاج زبان طبیعی Inference |

| | |
|--|--|
| Neural Network شبکه عصبی | Rooted Mean . خطای ریشه مربعات خطا . Square Error |
| Neural Turing . . ماشین تورینگ عصبی Machine | S |
| تکامل عصبی توپولوژی‌های تقویت‌کننده Neuroevolution of Augmenting Topologies | Scalability مقیاس‌پذیری |
| Node گره | Sequence Learning . . . یادگیری ترتیبی |
| O | Sharpen تیزکردن |
| One-hot تکیروشن | Sharpness Factor فاکتور تیزی |
| Open Source منبع‌باز | Shift جابجایی |
| P | Similarity Metric معیار شباهت |
| Particle Swarm ازدحام ذرات | Soft Attention توجه نرم |
| Population جمعیت | Substrate بستر |
| Prior Knowledge دانش پیشین | Support Vector . . بردار ماشین پشتیبان Machine |
| R | Step Function تابع قدم |
| Recurrent Neural . شبکه عصبی بازگشتی Network | Switch تعویض |
| Regularity منظم‌سازی | Symmetry تقارن |
| Repeat Copy . رونوشت‌گیری تکرارشونده | T |
| Repetition تکرار | Tape نوار |
| Repetition with Variation . تکرار با تغییر | Time Series سری‌های زمانی |
| | Z |
| | Zhao ژائو |