

دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلیتکنیک تهران) دانشکده مهندسی کامپیوتر

پروژه تحقیقاتی درس سمینار

ماشین تورینگ عصبی

نگارش

زهرا زنجاني

استاد درس

دكتر رضا صفابخش

14.1-14.7



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 خلاصههای مناسب میتواند موجب بهبود کارآمدی سیستمهای استخراج اطلاعات و صرفه جویی در وقت انسانها شود. خلاصه سازی خودکار به عنوان یک کار برجسته در پردازش زبان طبیعی فظاهر 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 خلاصهسازی خودکار ارائه می کند و رویکردها، تکنیک ها و معیارهای ارزیابی مختلف به کار گرفته شده در این زمینه را بررسی می کند.

واژههای کلیدی:

خلاصهسازی متن، پردازش زبان طبیعی، یادگیری عمیق

¹natural language processing (NLP)

ىفح	فهرست مطالب	عنوان
١	فدمه	۱ مة
٣	وشهای مبتنی بر ساختار	۲ رو
۴	-۱ روش مبتنی بر درخت	۲.
۴	-۲ روش مبتنی بر قالب	۲.
۵	-۳ روش مبتنی بر هستان شناسی ۲۰۰۰،۰۰۰،۰۰۰،۰۰۰،۰۰۰	۲.
۵	-۴ روش عبارت مقدمه و بدنه	۲.
۶	–۵ روش مبتنی بر گراف	۲.
۶	–۶ روش مبتنی بر قانون	۲
	رِ شهای مبتنی بر شبکهی عصبی	۳ رو
	-۱ روشهای مبتنی بر مدل کدگذار –کدگشا	۳
٩	-۲ روش های مبتنی بر مدل ترنسفورمر ها	۳
	-۳ روش های مبتنی بر مدلهای از پیش آموزش دیده	۳
١.	-۴ ایده های ارایه شده بهبود خلاصه سازی متون طولانی	٣
۱۲	رِش های مبتنی بر یادگیری تقویتی	۴ رو
۱۳	-۱ یادگیری تقویتی برای حل مسائل عمیق توالی به دنباله	
۱۳	-۲ یادگیری تقویتی برای ترکیب خلاصه های استخراجی و انتزاعی	۴
14	-۳ یادگیری تقویتی برای ایجاد معیارها و پاداش های جدید	۴.
۱۵	ایج	۵ نت
18	معبندی	۶ ج
۱۷	و مراجع	منابع
۲٠	هی فارسی به انگلیسی	واژەنام
۲۳	ـهی انگلیسی به فارسی	واژەنام

صفح	فهرست اشكال	شكل
λ.	معماری پایهی مدل کدگذار-کدگشا[؟]	1-4
٩.	معماري پایهي مدل سلسله مراتبي متغیر براي خلاصهسازي متقابل زباني[۱۰]	۲-۳

فهرست جداول

فهرست جداول

جدول

فهرست اختصارات

عنوان اختصاری عنوان کامل

ماتع ماشین تورینگ عصبی

ماتع تكاملي ماشين تورينگ عصبي تكاملي

ماتع ابرتکاملی ماشین تورینگ عصبی ابر تکاملی

ماتع متوجه ماشین تورینگ عصبی متوجه

ماتع پویا ماشین تورینگ عصبی پویا

تكتوت تكامل عصبي توپولوژيهاي تقويت كننده

ابرتوت ابر تكامل عصبى توپولوژىهاى تقويت كننده

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 می یابد. در نتیجه، کاربران زمان زیادی را صرف یافتن اطلاعات مورد نظر خود می کنند و حتی نمی توانند تمام محتوای متنی نتایج جستجو را بخوانند و درک کنند. خلاصهسازی خودکار اسناد می تواند به شناسایی مهم ترین اطلاعات، ارائه خلاصهای جامع و صرفه جویی در وقت خوانندگان کمک کند. خلاصهسازی خودکار متن فرآیند تولید یک متن کوتاه است که بخشهای اصلی یک سند طولانی تر را پوشش می دهد. یک خلاصه خوب جنبههای مهمی مانند خوانایی، انسجام، نحو، غیر زائد بودن، ترتیب جملات، مختصر بودن، تنوع اطلاعات و پوشش اطلاعات را در نظر می گیرد [۳].

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 ویژگی ها خلاصه استخراج میشود [۱۱]. 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 تبدیل کننده ۲ و مدلهای زبانی از پیش آموزش دیده میباشد. همچنین برخی از پژوهش های اخیر نشان دادهاند، استفاده از رویکردهای مبتنی بر یادگیری تقویتی ۴ می تواند موجب بهبود معیارهای مختلف، از جمله امتیازات روژ، کیفیت کلی، خوانایی، انسجام، تقویتی ۴ می تواند 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 خلاصه سازی مبتنی بر ساختار طیفی از رویکردها را در بر می گیرند که از ویژگیهای ساختاری متن ورودی برای تولید خلاصه های مختصر و منسجم استفاده می کنند. در این رویکرد اطلاعات مهم متن به یک ساختار از پیش تعریف شده داده می شود و خلاصه با توجه به ساختار ایجاد می شود. در این فصل روشهای مبتنی بر درخت 1 ، مبتنی بر قانون 2 مورد بررسی قرار می گیرد.

۱-۲ روش مبتنی بر درخت

روش مبتنی بر درخت در خلاصه سازی متن شامل استفاده از درختهای وابستگی برای نمایش سند متن مبدأ ابتدا به درختهای وابستگی تبدیل می شود، که سپس در یک درخت واحد ادغام می شوند. سپس این درخت وابستگی ادغام شده به جمله ای تبدیل می شود که به عنوان جمله ترکیبی شناخته می شود. فرآیند تبدیل درخت وابستگی به رشته ای از کلمات را خطی سازی درخت می گویند. عملکرد این روش به انتخاب تجزیه کننده و حفظ وابستگی بین کلمات بستگی دارد. تکنیکهای مختلفی پیشنهاد شده اند، مانند استفاده از تجزیه کننده های کم عمق برای ترکیب جملات مشابه، حذف زیردرختهای درختهای وابستگی برای فشرده سازی، و تولید درختهای تودر تو 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 کننده ها وابسطه است و این باعث محدود شدن کارایی می شود [۲].

۲-۲ روش مبتنی بر قالب

روش های مبتنی بر الگو در خلاصه سازی متن شامل استفاده از قالب های از پیش تعریف شده برای نمایش سند است. این قالب ها برای مطابقت با الگوها و قوانین خاص در محتوای متنی طراحی شده اند و امکان استخراج اطلاعات مرتبط را فراهم می کنند که می توان آن ها 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 می دهد. این روش بسیار منسجم است زیرا خلاصه هایی تولید می کند که به ساختار و قالب قالب ها پایبند هستند. با این حال، یکی از چالش های پیش روی روش های مبتنی بر الگو، نیاز به تجزیه و تحلیل معنایی دقیق است، چرا که قالب ها نیاز به محتوای خاص و مرتبط برای پر

¹tree-based

²template-based

³ontology-based

⁴lead-and-body phrase

⁵graph-based

⁶rule-based

شدن دارند [۲].

۲-۳ روش مبتنی بر هستان شناسی

روش مبتنی بر هستی شناسی در خلاصه سازی متن شامل استفاده از پایگاه دانش یا هستی شناسی 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 می توانند توسط هستی شناسی بهتر نمایش داده شوند. هستی شناسی نامگذاری و تعریف رسمی انواع موجودیت مربوط به یک دامنه خاص را ارائه می دهد که به عنوان پایگاه دانش عمل می کند. با استفاده از هستی شناسی، سیستم خلاصه سازی می تواند نمایش معنایی محتوای اطلاعات را بهبود بخشد و بسط پرس و جو را انجام دهد. تکنیک های مختلفی پیشنهاد شده است، مانند استفاده از هستی شناسی برای ساخت یک مدل معنایی، نگاشت جملات به گره های هستی شناسی، و محاسبه امتیاز مربوط به موجودیت برای رتبه بندی جملات. به طور کلی، روش مبتنی بر هستی شناسی از دانش خاص دامنه برای ایجاد خلاصه های دقیق تر و آموزنده تر استفاده می کند [۲]. لی و همکاران یک سیستم فازی را ارائه کرد که از هستی شناسی طراحی شده توسط متخصص حوزه اخبار استفاده می کند. جملات بر اساس طبقه بندی کننده اصطلاحی که از هستی شناسی استفاده می کند، طبقه بندی می شوند. مکانیزم استنتاج فازی درجه عضویت برای هر جمله را با توجه به طبقه بندی کننده اصطلاح براساس هستی شناسی دامنه محاسبه می کند [۹].

\mathfrak{r} روش عبارت مقدمه و بدنه \mathfrak{r}

روش عبارت مقدمه و بدنه یک رویکرد خلاصه سازی 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 می دهند. 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 می شوند. با این حال، یکی از محدودیت های این روش این است که تجزیه می تواند عملکرد آن را کاهش دهد، و هیچ مدل تعمیم یافته ای برای خلاصه سازی وجود ندارد [7]. ایشیکاوا و همکاران روش خلاصه سازی ترکیبی مبتنی بر روش فرکانس عبارت γ و عبارت مقدمه و بدنه پیشنهاد کردند. تابع توزیع زاویه ای ضربدر بسامد عبارت که وزن را به هر جمله برای شناسایی اهمیت اختصاص می دهد. دستورها براساس اهمیت برای نوشتن خلاصه رتبه بندی می شوند $[\gamma]$.

⁷Term frequency (TF)

۲-۵ 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 [۲]. مالیروس 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 [۱۲].

γ روش مبتنی بر قانون γ

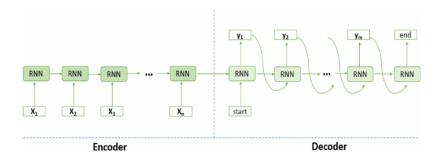
در این تکنیک، اسنادی که باید خلاصه شوند از نظر طبقات و فهرست جنبه ها به تصویر کشیده می شوند. ماژول انتخاب محتوا، مؤثر ترین نامزد را از میان مواردی که توسط قوانین استخراج داده ایجاد می شود، انتخاب می کند تا به یک یا بسیاری از جنبه های یک دسته پاسخ دهد. در نهایت، الگوهای تولید برای تولید جملات طرح کلی استفاده می شود [۱۳].

فصل سوم روشهای مبتنی بر شبکهی عصبی

مقدمه؟

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 ترجمه ی ماشینی و خلاصه سازی متن بوده اند. این مدلها ورودی را از یک فرم به فرم دیگر نگاشت می کنند تا نتایج مورد نظر را تولید کنند. معماری کدگذار – کدگشا رویکرد اصلی برای مدل سازی مدلهای دنباله به دنباله است. شکل -1 معماری پایه ی مدل کدگذار – کدگشا را شرح می دهد. شبکههای بازگشتی [7] و حافظه های کوتاه مدت طولانی [8] برای توالی طراحی شده اند و مناسب ترین معماری های یادگیری عمیق برای کدگذاری و پردازش داده های دنباله ای مانند متن هستند. اما این شبکه ها در مدیریت حافظه ی بلند مدت طولانی [7] مشکل دارند.



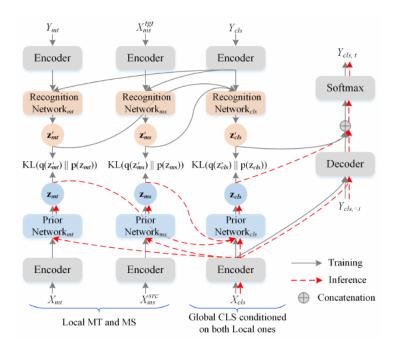
شکل ۳-۱: معماری پایهی مدل کدگذار-کدگشا[؟]

یکی از مدلهای کدگذار-کدگشای ارایه شده مدل سلسله مراتبی متغیر برای خلاصه سازی متقابل زبانی ^۳ می باشد. 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 می شوند. سپس از متغیر پنهان سراسری برای تولید خلاصه بین زبانی استفاده می شود. قسمت کد گذار 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 می کند. ساختار سلسله مراتبی مدل به آن اجازه می دهد تا رابطه سلسله مراتبی بین ترجمه، خلاصه سازی و خلاصه سازی بین زبانی را بیاموزد.

¹recurrent neural network (RNN)

²long short-term memory networks(LSTM)

³cross-lingual



شکل ۳-۲: معماری پایهی مدل سلسله مراتبی متغیر برای خلاصهسازی متقابل زبانی[۱۰]

متغیرهای محلی $z_m t$ و $z_m t$ به ترتیب برای ترجمه و خلاصه سازی طراحی شده اند. سپس $z_m t$ جهانی برای خلاصه سازی بین زبانی است، خطوط خاکستری ن نشاندهنده فرآیند آموزشی است که مسئول تولید (z_{ms}' , خلاصه سازی بین زبانی است، خطوط خاکستری ن نشانده توسط شبکههای شناسایی است که یادگیری شبکههای قبلی را هدایت (z_{cls}') از توزیع می کند.خطوط قرمز چین نشان دهنده فرآیند استنتاج برای تولید نمایشهای نهفته (z_{cls} , z_{ms} , z_{ms}) از توزیع های قبلی مربوطه پیش بینی شده توسط شبکه های قبلی است

۳-۲ روش های مبتنی بر مدل ترنسفورمر ها

با ظهور ترنسفورمرها [۱۶]، بهبودهای قابل توجهی در کیفیت نتایج خلاصه سازی خود کار به وجود آمد. ترنسفومرها با استفاده از مکانیزم توجه به خود [†] شباهت بین ورودیها را بدون توجه به موقعیت موازی آنها با حضور مستقل هر توکن در توالی ورودی مدل می کنند و به طور مؤثر مشکلات شبکه های بازگشتی را حل می کنند. یکی از جهت گیری های رایج پژوهشی، اصلاح یا تطبیق ترنسفورمرها و مدل های زبانی از پیش آموزش دیده با وظایف مختلف مانند خلاصه سازی است. مدل های مبتنی بر مدل های زبانی از پیش آموزش دیده که با هدف خلاصه سازی انتزاعی طراحی شده اند از ویژگی های معنایی و متنی غنی بازنمایی های زبان برای بهبود کیفیت و دقت خلاصه ها استفاده می کنند.

به عنوان مثال مدل پگاسوس 6 [۱۷] یک مدل دنباله به دنباله کدگذار کدگشا مبتنی بر ترنسفورمر است. که بر روی مجموعههای متنی بدون نظارت با هدف تولید جملات شکاف 7 از قبل آموزش داده شده است. این مدل عملکرد مناسبی در خلاصهسازی متون کوتاه دارد. در حال حاضر بهترین مدل خلاصهسازی

⁴Self-attention

⁵PEGASUS

⁶gap sentences generation

متون کوتاه مبتنی بر مدل یگاسوس است [۱۵].

روش های مبتنی بر مدلهای از پیش آموزش دیده ٣-٣

ایده های ارایه شده بهبود خلاصه سازی متون طولانی 4-4

جیدیوتیس و همکاران شیوه ی تقسیم و غلبه (دنسر) $^{\vee}$ را برای بهبود خلاصه سازی اسناد طولانی پیشنهاد کرده انداین روش به طور خودکار خلاصه یک سند را به چند بخش تقسیم می کند و هر یک از این بخشها را به بخش مناسب سند جفت می کند تا خلاصههای هدف متمایز ایجاد کند. شیوهی معرفی شده در نظر می گیرد که متون طولانی به صورت بخشهای گسسته ساختاربندی شدهاند.

برای مطابقت هر قسمت از خلاصه با بخشی از سند در دنسر از معیار روژ ^ استفاده میشود. در این روش معیار روژال بین هر یک از جملات خلاصه و تمام جملات سند محاسبه می شود و هر جمله ی خلاصه هدف به بخش حاوی جمله با بیشترین روژ- ال نسبت داده می شود. سپس تمام جملات خلاصهی هدف مربوط به هر بخش را به هم الحاق می کنیم تا خلاصهی هدف برای هر بخش ایجاد شود. در طول آموزش هر بخش از سند به همراه جملهی خلاصهی مربوط به آن به عنوان متن ورودی و خلاصهی هدف استفاده میشود. مزایای این روش آموزش:

- ۱. تقسیم مساله به چند زیر مساله باعث کاهش پیچیدگی و سادهسازی مساله میشود.
- ۲. انتخاب خلاصههای هدف برای هر بخش بر اساس امتیازات روژ-ال هر جمله باعث تطابق بهتر و متمر کزتر بین دنبالههای منبع و هدف ایجاد میشود.
- ۳. تقسیم هر سند آموزشی به چند جفت ورودی-هدف، نمونه های آموزشی بسیار بیشتری ایجاد می کند. این کار برای مدلهای خلاصهسازی عصبی مفید است.
- ۴. این روش می تواند از مدل های خلاصه سازی مختلف از جمله شبکه ی عصبی بازگشتی و ترنسفور مرها استفاده کند.

هنگام کار با اسناد ساختاریافته طولانی، معمولاً همه بخشهای سند کلیدی برای سند نیستند. اگر یک مقاله آکادمیک را به عنوان مثال در نظر بگیریم، بخش هایی مانند مرور ادبیات یا پیشینه در تلاش برای خلاصه کردن نکات اصلی مقاله ضروری نیستند و باعث افزودن نویز میشوند. بنابراین از بخش مرور ادبیات صرف نظر می شود و تمرکز سیستم خلاصه سازی فقط روی بخش های مقدمه، روش ها، نتایج و نتیجه گیری می باشد.

ميتونه

⁷Divide-ANd-ConquER (DANCER)

⁸ROUGE

کوتاه

ا; ىلند

مقاله

این مدل قابل ترکیب با پگاسوس یا مدل مولد نقطهای ^۹ میباشد. بخش کدگشا مدل مولد نقطهای با ایجاد جملات تکراری مقابله میکند. هرچند ممکن است به خاطر تکرار اطلاعات در بخش های مختلف بازهم خلاصهی تکراری ایجاد شود.

⁹Pointer-Generator model

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، نمونههایی از چنین پاداشهایی ممکن است شامل حفظ برجستگی، مستلزم منطقی هدایتشده، و غیر افزونگی باشد.

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

۱-۴ یادگیری تقویتی برای حل مسائل عمیق توالی به دنباله

استفاده از یادگیری تقویتی به منظور حل مسائل گوناگونی که مدلهای دنباله به دنباله عمیق قادر به حل آنها نیستند، امکانات بیشتری را فراهم می کند. به عنوان مثال، مشکلاتی مانند کمبود نوآوری در ایجاد خلاصههای خلاقانه و آموزنده و کاهش کیفیت خلاصه ها در صورت افزایش طول مقالات منبع، با استفاده از سیستمهای یادگیری تقویتی و یادگیری خطمشی آ بهبود یافته است. علاوه بر این مدلهای 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 آ و ترکیب آن با یادگیری انتقالی آ برای انتقال دانش از یک مجموعه داده به مجموعه دیگر برطرف کنند [۸].

۲-۴ یادگیری تقویتی برای ترکیب خلاصه های استخراجی و انتزاعی

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 مدلها 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 مدلهای 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]

¹reinforcement learning

² policy learning

³self-critic policy gradient

⁴Transfer Learning (TL)

۳-۴ یادگیری تقویتی برای ایجاد معیارها و یاداش های جدید

خلاصهسازی اسناد، مانند سایر وظایف مولد زبان، اغلب به دلیل استفاده از اهداف آموزشی مبتنی بر درستنمایی بیشینه $^{\alpha}$ مورد انتقاد قرار گرفته است. درستنمایی بیشینه کیفیت خلاصهی تولید شده را در نظر نمی گیرد و ممکن است خلاصههایی تولید کند که فقط یک کپی از اسناد ورودی هستند، یا می توانند خلاصههایی را بیاموزند که پر از کلمات بی معنی هستند. به همین دلیل، یادگیری تقویتی به عنوان جایگزینی برای بهینهسازی مستقیم مدلها بر روی معیارهای ارزیابی و پاداش صریح به کیفیت پیش بینیهای مدل استفاده شده است [؟]. معیارهای مختلفی مانند روژ - ۱ 3 ، روژ - ۱ 4 ، امتیاز پیش بینیهای مدل استفاده شده است. با این خال، پارنل و همکاران استدلال می کند که استفاده از امتیازات روژ به عنوان پاداش، جنبه های مهم خلاصه سازی، مانند خوانایی، روان بودن و اشتراک اطلاعات بین اسنادی در خلاصه سازی چند سندی بر انادیده می گیرد و یک پاداش پوشش اصلاح شده همراه با یک برآوردگر گرادیان سیاست مبتنی بر اصول (ریلکس) 11 را پیشنهاد می دهند [۱۴ ، ۱]. ریلکس یک برآوردگر گرادیان خط مشی است که دارای واریانس کم و بی طرفانه است. برای مسائل یادگیری تقویتی با فضاهای کنش مداوم، مانند خلاصه سازی متن، مناسب است [۵].

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

تشان دهنده ی پاداش $c_{\phi}(\tilde{z})$ یک متغیر کنترلی از پارامترهای است که انتظار می رود به شدت r نشان دهنده ی پاداش y_s یک متغیر کنترلی از پارامترهای است. z داشته باشد. z دنباله ای از نمونه های z دنباله نمونه های z دنباله ای از نمونه ها از یک توزیع z دنباله ای از نمونه های z دنباله ای از نمونه ها از یک توزیع z دنباله ای از نمونه های z دنباله ای از نمونه ها از یک توزیع z دنباله ای از نمونه های z دنباله ای از نمونه های در رود به شده در z دنباله ای از نمونه های در رود به شده در z دنباله ای از نمونه های در رود به شده در رود به در رود ب

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

⁵maximum likelihood

⁶ROUGE-1

⁷ROUGE-2

⁸ROUGE-L

⁹F1-score

¹⁰BERTScore

¹¹modified coverage reward along with a principled policy gradient estimator (RELAX)

فصل ششم جمعبندی

منابع و مراجع

- [1] Alomari, Ayham, Idris, Norisma Binti, Sabri, Aznul Qalid Md., and Alsmadi, Izzat. Deep reinforcement and transfer learning for abstractive text summarization: A review. Comput. Speech Lang., 71:101276, 2022.
- [2] Andhale, Narendra and Bewoor, Laxmi A. An overview of text summarization techniques. In 2016 international conference on computing communication control and automation (ICCUBEA), pages 1–7. IEEE, 2016.
- [3] 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.
- [4] Elman, Jeffrey L. Finding structure in time. Cognitive science, 14(2):179–211, 1990.
- [5] 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.
- [6] Hochreiter, Sepp and Schmidhuber, Jürgen. Long short-term memory. Neural computation, 9(8):1735–1780, 1997.
- [7] 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.

- [8] Keneshloo, Yaser, Ramakrishnan, Naren, and Reddy, Chandan K. Deep transfer reinforcement learning for text summarization. ArXiv, abs/1810.06667, 2018.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] Luhn, Hans Peter. The automatic creation of literature abstracts. IBM Journal of research and development, 2(2):159–165, 1958.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.

- [15] 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.
- [16] Vaswani, Ashish, Shazeer, Noam, Parmar, Niki, Uszkoreit, Jakob, Jones, Llion, Gomez, Aidan N, Kaiser, □ukasz, and Polosukhin, Illia. Attention is all you need. Advances in neural information processing systems, 30, 2017.
- [17] 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	1
پ پاسخ دورهای به سوالات Episodic Question-Answering	ابر تكامل عصبى توپولوژى تقويت كننده Hyper Neuroevolution of Augmenting Topologies
پیوسته	ازدحام ذرات Particle Swarm
ت تابع قدم Step Function	Natural Language استنتاج زبان طبیعی Inference
تارشدن	Evolutionary
تعویض	انتروپی
تکامل عصبی توپولوژیهای تقویت کننده Neuroevolution of Augmenting Topologies	انتشار به عقب Backpropagation
تكرار	Data Driven
تکرار با تغییر Repetition with Variation	بردار ماشین پشتیبان Support Vector
توجه چندسر . Multi Headed Attention	Machine
توجه سخت Hard Attention	بستر Substrate
توجه نرم Soft Attention	Naive Bayes

سریهای زمانی Time Series	Sharpen
ش	ح
شباهت کسینوسی Cosine Similarity	جابجایی Shift
Multi Layer . شبکه پرسپترونی چندلایه Perceptran	جمعیت
شبکه تولید الگوی ترکیبی Compositional Pattern Producing Networks	جهش
Meural Network	_
شبکه عصبی بازگشتی Recurrent Neural	خطای هوبر Hubber Loss
Network	خطای ریشه مربعات خطا . Rooted Mean Square Error
شبکه عصبی بازگشتی دروازهدار Gated Recurrent Neural Network	square Enoi
Feedforward Neural شبکه عصبی جلورو Network	دانش پیشین Prior Knowledge
شبکه حافظهای Memory Network	دروازه
شروع سرد	درون یابی Interpolation
ص	8 Batch
صحت	,
ف	ردیابی دانش Knowledge Tracing
فاکتور تیزی Sharpness Factor	رونوش <i>ت گیری</i>
فالكن	رونوشت گیری تکرارشونده . Repeat Copy
ک	ڗٛ
کامپیوتر عصبی متمایز Differentiable Neural Computer	Zhao
کدگذاری کدگذاری	س
کنترل گر	سر

ناحیه زیرنمودار Area Under Curve	کولیر
Generation نسل	گ
توار	گالچرهگالچره
9	گره
وضعیت مخفی وضعیت	گریوز
٥	گسسته Discrete
هسته	J
ی	لاجيتس
يادآورى انجمنى Association Recall	٩
یادگیری ترتیبی Sequence Learning	ماشین تورینگ عصبی Neural Turing Machine
يال	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
	مكانيسم توجه Attention Mechanism
	Open Source
	منظم سازی Regularity
	ن

واژهنامهی انگلیسی به فارسی

متقابل زبانی
نمایش پنهانی
شبکه تولید الگوی ترکیبیCompositional
Pattern Producing Networks
پيوسته
کنترل گر Controller
رونوشت گیری
شباهت کسینوسی Cosine Similarity
D
برپایه داده Data Driven
کامپیوتر عصبی متمایز Differentiable Neural Computer
گسسته
Dynamia
ماشین تورینگ عصبی پویا Dynamic Neural Turing Machine
E

Edge	خطای هوبر Hubber Loss
Episodic	ماشین تورینگ عصبی ابرتکاملی Hyper Evolvable Neural Turing Machine
کدگذاری کدگذاری	ابر تکامل عصبی توپولوژی تقویت کننده Hyper Neuroevolution of Augmenting
انتروپی انتروپی	Topologies
الگوريتم تكاملي	I
Algorithm	مقداردهی اولیه Initialization
ماشین تورینگ عصبی تکاملی Evolvable	درون یابی
Neural Turing Machine	K
F	هسته
قالكن	ردیابی دانش Knowledge Tracing
شبکه عصبی جلورو Feedforward Neural	K-Nearest همسایه k
Natarranta	
Network	Neighbours
G	Neighbours L
G	L
G Gate	L Logits
G Gate دروازه Gated شبکه عصبی بازگشتی دروازه دار	L Logits
G Gate	L Logits
G	L Logits
G	L Logits
G Gate دروازه دار Gated شبکه عصبی بازگشتی دروازه دار Recurrent Neural Network Generation نسل Graves گریوز Gulcehre گالچره H	L Logits
G Gate دروازه دار Gated شبکه عصبی بازگشتی دروازه دار Recurrent Neural Network Generation نسل Graves گریوز Gulcehre گالچره H Hard Attention توجه سخت توجه سخت	L Logits
G Gate دروازه دار Gated شبکه عصبی بازگشتی دروازه دار Recurrent Neural Network Generation نسل Graves گریوز Gulcehre گالچره H	L Logits

شبکه عصبی Neural Network	Rooted Mean . خطای ریشه مربعات خطا Square Error
ماشین تورینگ عصبی Neural Turing Machine	S Square Error
تکامل عصبی توپولوژیهای تقویت کننده	مقیاسپذیری Scalability
Neuroevolution of Augmenting Topologies	یادگیری ترتیبی Sequence Learning
گرهگره	تیز کردن Sharpen
O	فاکتور تیزی Sharpness Factor
تکروشن One-hot	جابجایی Shift
Open Source	معيار شباهت Similarity Metric
P	توجه نرم Soft Attention
ازدحام ذرات Particle Swarm	بستر Substrate
Population	Support Vector بردار ماشین پشتیبان Machine
دانش پیشین Prior Knowledge	Step Function
R	تعویض
شبکه عصبی بازگشتی Recurrent Neural Network	Symmetry تقارن
	T
منظم سازی	توار
رونوشت گیری تکرارشونده . Repeat Copy	سریهای زمانی Time Series
تکرار	Z
تکرار با تغییر Repetition with Variation	ژائو