دوازدهمین کنگره ملی سراسری
فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران
12th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran
senaconf.ir

سیستم توصیه‌کننده اخبار
مروری بر پیشرفت‌ها، چالش‌ها و فرصت‌های اخیر

محمدامین عنایتی[۱]، حسین بیگی هرچگانی[۲]

[۱]موسسه عالی جهاد دانشگاهی استان خوزستان، اهواز Enayati2013@Gmail.com

[۲] استادیار، مرکز تحقیقات فناوری اطلاعات در امور سلامت، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، h.beigi.h@gmail.com

چکیده

امروزه شهروندان اخبار را از طریق شبکه های مجازی دنبال می نمایند؛ بعنوان مثال، از طریق وب سایت های خبری، روزنامه مورد علاقه خود را مطالعه و یا با استفاده از موتورهای جستجوگر به سایت های مورد نظر هدایت می شوند. با این حال، فراوانی اطلاعات خبری که روزانه و بصورت آنلاین از طریق کانال‌های مختلف منتشر می‌شود، می‌تواند چالشی را برای خوانندگان به وجود آورده تا موضوعی که به آن علاقه داشته را پیدا نمایند.

هدف سیستم های پیشنهاد دهنده خبر (NRS) ارائه اخبار پیشنهادی به کاربران با استفاده از روش های خاص می باشد. در دو دهه گذشته روش‌های فنی مختلفی برای ساخت چنین سیستم‌هایی پیشنهاد شده‌است. در این پژوهش، آخرین روش های طراحی و ارزیابی سامانه های توصیه‌گر اخبار را در ده سال گذشته مورد بررسی قرار داده ایم. یکی از اهداف اصلی این کار، تحلیل چالش‌های سامانه توصیه اخبار بوده و نشان می دهد که کدام یک از حوزه ها هنوز نیاز به کار بیشتری دارند. علاوه بر این، در مقایسه با تحقیقات قبلی، این مقاله به طور خاص به بحث در مورد سوالات روش‌شناسی و عملکرد آکادمیک پرداخته و با ارزیابی و مقایسه رویکردهای مختلف توصیه اخبار، الگوریتمی را براساس معیارهای دقت پیشنهاد می دهد.

واژه‌های کلیدی

اخبار، سیستم های توصیه گر، رفتار کاربران، یادگیری عمیق

۱- مقدمه

صنعت روزنامه در طول بیست سال گذشته تحول قابل‌توجهی را تجربه کرده است. امروزه، خوانندگان می‌توانند منابع متنوعی از اخبار را در بستر اینترنت بیابند؛ برای مثال شرکت‌های قدیمی صنعت روزنامه، علاوه بر چاپ اخبار بصورت سنتی مطالب خود را نیز در وب سایت شرکت بارگزاری نموده و از طرفی برخی از وبسایت‌های خبری نیز فقط بصورت دیجیتال فعالیت خود را دنبال کرده و به انتشار اخبار می پردازند. علاوه بر این، شکل دیجیتال، امکان تحویل اطلاعات به ناشران و یا اجازه توزیع محتوای جدید و بروز شده را بصورت بلادرنگ را داده که این مهم به خودی خود سبب افزایش سرعت انتشار می‌شود. دسترسی به منابع مختلف در وبسایت های خبری منجر به افزایش مداوم کاربران در چنین سکوهایی شده‌است. با این حال، فراوانی اطلاعات در دسترس و چرخه بروز رسانی اخبار، یافتن خبر مورد نظر را بطور فزاینده‌ای برای خوانندگان چالش برانگیز می‌سازد؛ حال که کاربران با حجم زیادی از اطلاعات رو به رو هستند، سیستم‌های پیشنهاد دهنده یک ابزار ارزشمند برای کمک به کاربران جهت سهولت دستیابی به اخبار مورد نظر محسوب می شوند. در دهه گذشته پیشرفت‌های قابل‌توجهی در زمینه فناوری توصیه گر انجام شده و طیف وسیعی از موضوعات قابل توصیه نظیر فیلم‌ها، کتاب‌ها، خدمات سفر و گردشگری، مقالات تحقیقاتی و... را شامل می شوند. توصیه اخبار به طور کلی حوزه کاربردی دیگری را نیز نشان داده که در آن از چندین تکنیک برای ساخت توصیه‌های خودکار بکار گرفته می شود. تحقیقات انجام شده نشان می دهد که جهت پیشنهاد خبر در وب سایت های خبری محبوب از سیستم های توصیه گر خبر استفاده شده است. با این حال، سیستم های توصیه اخبار نیازمند ویژگی های بوده که در اغلب وب سایت های خبری موجود نیست و یا دارای مشکلات فراوان می باشند. برای مثال، در مقایسه با حوزه‌های دیگر سیستم های توصیه گر همانند توصیه فیلم، توصیه اخبار به سرعت تغییر می نماید. در واقع، از آنجا که وب سایت‌های خبری اغلب به طور مداوم بروز می‌شوند، لازم است تا برخی از مقالات را چندین مرتبه در طول روز با مقاله ای در مورد همان موضوع جایگزین نمود لذا نیازمند بروز رسانی های مستمر سیستم توصیه خبر برای مدل‌های پیشنهادی می باشد. بسیاری از منابع خبری و آژانس‌ها مانند CNN، BBC، New York Times، The Washington Post در هر زمان و هر مکان دسترسی لازم را برای خوانندگان اخبار فراهم کرده تا جدیدترین اخبار را با استفاده از پورتال‌های آنلاین مرور نمایند. پورتال های آنلاین برای جذب حجم بیشتر ترافیک به وب سایت های خود، به طور فزاینده ای از سیستم های توصیه کننده برای بهبود تجربه کاربر در سایت های خود استفاده می کنند. اصطلاح «تجربه کاربر» ممکن است دارای تفاسیر متفاوتی در یک حوزه توصیه باشد، مانند قابلیت استفاده مجدد، سودمندی، اثربخشی یا تعامل رضایت بخش با سیستم (کنستان و ریدل ۲۰۱۲؛ Knijnenburg و همکاران ۲۰۱۲). همواره توصیه اخبار مناسب و مرتبط به علاقه خوانندگان، مبحثی چالش برانگیز بوده زیرا حوزه خبری با سایر حوزه‌های کاربردی سیستم‌های توصیه‌گر متفاوت بوده و با چالش‌های خاصی نیز مواجه است. در حال حاضر، سرعت یکی از مهم ترین چالش های سیستم های توصیه گر محسوب شده و فاکتورهایی مانند مدت زمان اخبار، تازگی، محبوبیت و حجم بالای خبر که در هر ثانیه می رسد را نیز در نظر می گیرد. چالش مهم دیگر در حوزه اخبار، رفتار بسیار پویا کاربر است. خوانندگان اخبار ممکن است ترجیحات بلندمدت یا کوتاه مدت داشته که در طول زمان، به تدریج یا ناگهانی تغییر می کنند. به عنوان مثال، اطلاعات فریبنده در قالب اخبار نادرست و تبلیغات به مردم ارائه شده که این امر سبب ایجاد یک چالش در زمینه کنترل کیفیت محتوای اخبار گردیده است. همانطور که فناوری‌ها و برنامه‌های تلفن همراه در زندگی مردم رایج‌تر می‌شوند، فیدهای خبری نیز از جمع‌آورندگان اخبار (مانند گوگل، یاهو) و رسانه‌های اجتماعی (مانند فیس‌بوک و توییت‌ها) نحوه کشف محتوای اخبار را در اختیار گرفته‌اند. هنگامی که ابزار توصیه در پورتال خبری نصب شد، فیدهای خبری را می توان به صورت الگوریتمی برای هر کاربر تنظیم کرد. شخصی‌سازی یکی از ویژگی‌های مفید NRS است زیرا اخبار را بر اساس ترجیحات و علایق یک خواننده ارائه می‌کند. یک خواننده خبر ممکن است از خواندن اخبار مشابه خسته شود. شخصی سازی بیش از حد ممکن است در دراز مدت بر رفتار خواننده تأثیر گذاشته و باعث شود که آنها از اطلاعات ضد نگرش (نگرشی که با باورهای خود فرد در تضاد است) اجتناب کنند (Helberger 2019). این نوع رفتار، در سطح اجتماعی، تهدیدی برای دموکراسی در قالب انکار دیدگاه‌های مخالف توسط مردم است.

علاقه مندی کاربران چالشی دیگری است که سیستم های توصیه گر خبر با آن مواجه می باشد. علاقه مندی کاربران بصورت مستمر و بسته به فاکتورهای مختلفی نظیر بازه زمانی، موقعیت مکانی و دستگاه در اختیار کاربر (تلفن همراه، رایانه و..) در حال تغییر می باشد. در ده سال اخیر کارهای تحقیقاتی قابل توجهی در زمینه مساله توصیه اخبار و چالش‌های خاص آن انجام شده است. بسیاری از تحقیقات

انجام شده الگوریتم های جدیدی را برای ایجاد توصیه‌های شخصی شده پیشنهاد می‌کنند؛ این الگوریتم ها معمولا با استفاده از طرح‌های آزمایشی آفلاین و داده های موجود ارزیابی شده اند. پیشرفت‌های حاصله در زمینه سیستم های توصیه گر منجر به ارتقاء کیفیت توصیه و تنوع آنان شده است.

در این مقاله چالش ها و پیشرفت‌های ده سال اخیر سیستم های توصیه خبر را مورد پژوهش قرار داده و مشکلات موجود و حوزه‌های بالقوه برای تحقیقات آتی را شناسایی کرده و در ادامه با رویکرد الگوریتمی پیشنهاداتی را ارائه داده و به سوالات مربوط به ارزیابی تجربی و درک کاربر از چنین سیستم هایی پاسخ خواهیم داد.

تحقیقات انجام شده قبلی برخی از مشکلات سیستم های توصیه اخبار را نشان داده است. با این حال، بحث های آنها بیشتر از دیدگاه دانشمندان رایانه بوده و تأثیرات توصیه اخبار بر رفتارهای کاربران را نادیده گرفته شده است. همچنین، در چند سال گذشته، یادگیری عمیق به یک گزینه محبوب برای ساخت سیستم های توصیه گر تبدیل شده ولیکن در آن تحقیقات لحاظ نشده بود. در زیر تفاوت های عمده بین مقاله خود و بررسی های قبلی در مورد NRS را فهرست می کنیم.

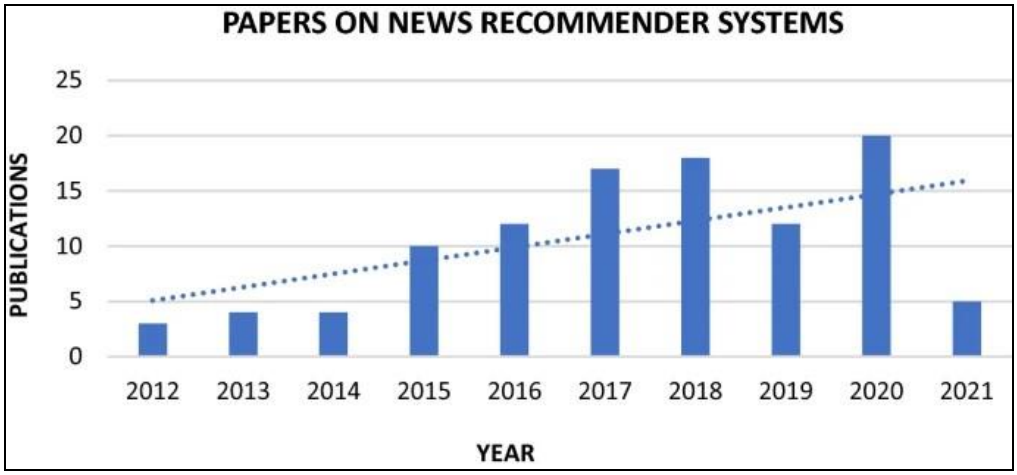
۱) در تحقیقات قبلی، چالش های رایج مرتبط با حوزه خبری مورد توجه قرار گرفته شده اما در این پژوهش چالش‌های جدیدی همانند کیفیت محتوا و تأثیرات توصیه‌های خبری بر رفتار کاربران را مورد بحث قرار می‌دهیم.

۲) ما بر روی محبوب‌ترین مدل‌های توصیه‌ای که با موفقیت برای ساخت NRS استفاده می‌شوند، با تأکید ویژه بر مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق به دلیل عدم پوشش این موضوع در تحقیقات قبلی، تمرکز می‌کنیم.

تأثیر توصیه های خبری بر رفتارهای کاربران یک نگرانی فزاینده در صنعت خبر است. اگرچه این موضوع توسط روزنامه نگار آنلاین (Möller et al. 2018; Helberger 2019) مطرح شده، اما ما معتقدیم که به رشته علوم کامپیوتر و سیستم های اطلاعاتی نیز مربوط می شود. بنابراین، متفاوت از تحقیقات قبلی، تغییرات رفتار کاربر پس از اعمال توصیه‌ها مورد بحث قرار می‌دهیم. همچنین راه‌حل‌های احتمالی علوم رایانه، روان‌شناسی و روزنامه‌نگاری را که وجود دارند، اما به طور کامل در سیستم‌های توصیه‌کننده برای کاهش اثرات توصیه‌های اخبار پس از الگوریتم به کار گرفته نشده‌اند، مورد بحث قرار می‌دهیم. در آخر ما ایده های خود را در مورد روش های ممکن جهت حل این مشکلات ارائه می دهیم.

۲- روش بررسی و حوزه تحقیق

در این پژوهش، نحوه جستجو، حوزه و اهداف تحقیق را برای طبقه بندی ادبیات تعریف کرده ایم. هنگام مطالعه مقالات و در راستای پیشگیری از هرگونه برداشت جانب گرایانه، موضعی خنثی اتخاذ می نماییم. در این پژوهش از ظرفیت وب سایت های علمی موجود نظیر ACM Digital Library، SpringerLink، IEEE Xplore و Elsevier، استفاده کرده تا ادبیات مربوطه را پیدا کنیم. علاوه بر منابع یاد شده، از موتورهای جستجوی علمی نظیر Google Scholar، DBLP، CiteSeerX، MS Academic Search، Web of Science، ScienceDirect و ResearchGate برای یافتن مقالات مرتبط استفاده کرده ایم. همچنین مجموعه مقالات منتشر شده در کنفرانس و مجلات را مرور کرده تا عناوین و چکیده ها را برای یافتن مقالات بیشتری که ممکن است در تحقیقات قبلی نادیده گرفته شده باشند، را کاوش کنیم. ما بازه زمانی سال ۲۰۱۲ را به عنوان تاریخ شروع و اوایل سال ۲۰۲۱ را به عنوان تاریخ پایانی برای پژوهش خود مشخص کرده ایم. برای جستجو کتاب شناسی با معیارهای همچون (الف) مقالاتی که به زبان انگلیسی نوشته شده اند و (ب) مرتبط بودن و مفید بودن با موضوع استفاده کرده ایم. باتوجه به اینکه پرداختن به تمام مقالات به طور دقیق امکان پذیر نبوده لذا تصمیم گرفتیم فقط از مقالات منتشر شده در مجلات و کنفرانس ها برجسته بهره گیری نماییم. از حدود ۱۵۶ مقاله از فرآیند استخراج داده‌ها، حدود ۱۲۶ مقاله را انتخاب کرده که از این تعداد ۹۲ مقاله یک NRS را پیشنهاد یا طراحی کرده و ۸ مقاله مروری می باشند. ۲۶ مورد مقالاتی هستند که به ما در مطالعه ماهیت حوزه خبری کمک می کنند. برخی از مقالات از حوزه روزنامه نگاری، توصیه عمومی و حوزه فیلتر اطلاعات هستند. شکل ۱ نشان می‌دهد که در این بازه زمانی در سال چند مقاله NRS منتشر شده‌است. برابر روند نمودار نشان می‌دهد که علاقه پژوهشگران جهت تحقیق در حوزه توصیه اخبار در طول سال‌ها اخیر بطور پیوسته افزایش‌یافته تا جایی که خبر به یک موضوع فرعی مهم در زمینه تحقیقات RS تبدیل شده‌است. در این پژوهش، ما بر روی مقالاتی تمرکز کرده که سناریو توصیه اخبار را توصیف می‌کنند. به عنوان مثال، سایت‌های خبری.



شکل ۱. تعداد مقالات NRS در سال. از آنجا که این تحقیق در سال ۲۰۲۲ انجام شده لذا امسال حذف گردیده است.

شکل ۱ به وضوح میزان افزایش تحقیقات و تقاضا برای NRS در زمینه سیستم های توصیه گر را نشان می دهد. افزایش خط روند در سال های بعد به چالش CLEF NEWSREEL (برادت و هاپفگارتنر ۲۰۱۴) و همچنین ظهور و توسعه سیستم های توصیه گر مبتنی بر یادگیری عمیق نسبت داده می شود. پلتفرم CLEF NEWSREEL (یک آزمایشگاه ارزیابی به سبک کمپین) برای تشویق محققان به توسعه توصیه‌های جدید برای حوزه‌های خبری طراحی شده است، بنابراین شاهد افزایش تعداد مقالات در طول سال‌های ۲۰۱۵ الی ۲۰۱۷ هستیم. اگرچه در سال ۲۰۱۸ این روند کاهش یافته ولیکن همچنان شاهد مقالات بسیاری در سال ۲۰۱۸ هستیم. تحقیقات بر روی سیستم های توصیه گر مبتنی بر یادگیری، در دو حوزه عمومی و اخبار انجام شده که انتظار می رود این روند نیز در سال ۲۰۲۲ ادامه یابد. هدف اصلی این مقاله بررسی برجسته‌ترین چالش‌های موجود در سیستم های توصیه گری است که بر رفتارهای کاربر در مراحل مختلف چرخه زندگی توصیه خبر (قبل، حین و بعد) تأثیر می‌گذارد. قبل از پرداختن به چالش‌های خاص NRS، ابتدا ویژگی‌هایی را بررسی کرده که دامنه اخبار را از سایر حوزه‌های کاربردی سیستم‌های توصیه‌کننده مانند توصیه فیلم، موسیقی، کتاب، رستوران یا موارد دیگر متمایز می‌کند.

میانگین زمان مصرف بطور معمول، مدت زمان مصرف یک خبر (زمان صرف شده توسط کاربر برای خواندن یک مقاله خبری) بر حسب طول مقاله اندازه گیری می شود. بر اساس گزارش مرکز تحقیقات PEW، داستان زیر ۲۵۰ کلمه به طور متوسط ۴۳ ثانیه از نظر زمان درگیر شدن نیاز دارد، در حالی که داستان هایی که تعداد کلمات آنها بیش از ۵۰۰۰ باشد حداقل برای ۲۷۰ ثانیه (۴.۵ دقیقه) افراد را درگیر می کند. در مقایسه با این، یک فیلم معمولاً ۹۰ ~ ۱۲۰ دقیقه طول می کشد، یک آیتم موسیقی به طور متوسط بین ۳ تا ۵ دقیقه و حتی یک کتاب ممکن است طولانی تر باشد.

طول عمر اقلام خبری، اقلام خبری معمولاً در مقایسه با سایر محصولات مانند موسیقی، کتاب، فیلم که ممکن است چندین روز، هفته، ماه یا حتی سال طول بکشد، ماندگاری کوتاه‌تری دارند زیرا خیلی زود منقضی می‌شوند (شاید چند دقیقه، ساعت یا به سختی چند روز). همچنین، فاصله بین زمان انتشار یک خبر و زمان بررسی (نظرات) در سایت‌های خبری یا شبکه های اجتماعی در مقایسه با سایر محصولات حداقل است (ثانیه، دقیقه، ساعت یا بیشتر).

اندازه کاتالوگ اقلام خبری، داستان‌های خبری معمولاً در یک بازه زمانی بسیار کوتاه به سیستم سرازیر می‌شوند، برای مثال با نرخ هزاران خبر دریافتی در ساعت. از سوی دیگر، اندازه کاتالوگ خدمات موسیقی یا فیلم ممکن است به طور معمول در صدها یا هزاران باشد، اما این موارد برای دوره های زمانی طولانی تری باقی می مانند.

نرخ درخواست-پاسخ مورد انتظار، ارسال به موقع محتوای خبری امری حیاتی بوده و بعنوان یک ویژگی منحصر به فرد خبری محسوب می شود. درخواست برای اقلام خبری در سایت جمع‌آوری اخبار گاهی بیشتر از ۱۰۰ ثانیه است و ترجیحاً پاسخ مورد انتظار باید در عرض ۱۰۰ میلی ثانیه ارسال تا اخبار در زمان واقعی ارائه شود (Kille et al. 2017).

مصرف متوالی، اخبار اغلب به ترتیبی مصرف می شوند که خواننده ممکن است بخواهد در یک زمان در مورد اخبار مختلف به روز شود. تفاوت بین مصرف متوالی آیتم های موسیقی و اخبار در این است که در مورد اول، آیتم ها اغلب بیش از یک بار در یک دنباله تکرار می شوند (Schedl et al. 2018)، در حالی که در مورد دوم، خوانندگان می خواهند با آنها به روز شوند. داستان های متفاوت یا در حال انجام به جای داستان های تکراری (پارک و همکاران ۲۰۱۷a).

تنوع، یک کاربر معمولاً یک ژانر موسیقی یا فیلم را در یک زمان مصرف می کند و گهگاه در حالت یا موقعیت متفاوتی به ژانر دیگری تغییر می کند. از سوی دیگر، تنوع در حوزه اخبار نه تنها برای درگیر نگه داشتن خوانندگان در طول فرآیند خواندن آنلاین، بلکه برای قرار دادن خوانندگان در معرض رفتارهای ضد نگرش بسیار مهم است (رازا و دینگ ۲۰۲۰). تنوع در رسانه های خبری یک اصل کلیدی برای یک جامعه دموکراتیک است (Helberger 2019).

رفتار مصرف، اقلام خبری اغلب به صورت ناشناس و عمدتاً بدون نمایه های کاربر صریح مصرف می شوند (دویچف و همکاران ۲۰۱۵؛ Sottocornola و همکاران ۲۰۱۸). اگرچه این مشکل را می توان با در نظر گرفتن سیگنال های ضمنی مانند الگوهای کلیک، زمان صرف شده برای خواندن، مرور و الگوهای ناوبری کاهش داد (Ilievski and Roy 2013; Trevisiol et al. 2014)، این سیگنال های ضمنی ممکن است گاهی اوقات به اشتباه به عنوان یک شاخص تفسیر شوند. مدت زمان طولانی‌تر برای مطالعه یک خبر می‌تواند به دلیل خستگی یا مشغله کاربران باشد و لزوماً نشانه علاقه کاربر به آن مطلب نیست (Ma et al. 2016).

نگرانی حریم خصوصی، تجزیه و تحلیل بیش از حد داده های خوانندگان منجر به تهدید حریم خصوصی کاربران شده است (Desarkar and Shinde 2014).

خواندن متن، زمینه خواندن بسیار در حال تکامل، نظم زمانی و اجتماعی است و مختص حوزه خبری است (رازا و دینگ ۲۰۲۰). پرکاربردترین زمینه ها در NRS مکان (Asikin and Wörndl 2014) و زمان (Park et al. 2017b) هستند. لوماتزش و همکاران (Lommatzsch و همکاران ۲۰۱۷) پویایی کاربران را با توجه به زمان (ایام هفته) ارزیابی کردند. بر اساس یافته‌های آن‌ها، تعداد بازدیدکنندگان در پرتال‌های خبری در روزهای کاری بیشتر از روزهای آخر هفته است. علاوه بر زمان و مکان، زمینه خواننده ممکن است به آخرین رویداد یا اخبار پرطرفدار، آب و هوا یا حتی برخی از ویژگی های شخصیتی مرتبط باشد. به عنوان مثال، در طول بازی های المپیک، این امکان وجود داشته که افرادی هم که علاقه ای به اخبار ورزشی نداشته بخواهند آخرین نتایج برخی از بازی ها را بدانند.
تاثیر رسانه های اجتماعی، رسانه های اجتماعی تا حد زیادی بر نحوه جستجو و جمع آوری اخبار تأثیر گذاشته است (Cucchiarelli et al. 2018). خوانندگان دوست دارند با ردیابی تأثیر یک خبر در رسانه های اجتماعی بیشتر در مورد آن بیاموزند. گفتگو، مدت زمان، واکنش‌های عمومی و نتایج یک خبر در رسانه‌های اجتماعی نیز ممکن است به روزنامه‌نگاران کمک کند تا تعیین نموده که کدام موضوعات نیاز به توجه بیشتری دارند.

احساسات، احساسات باعث جلب توجه و ایجاد جذابیت در خواننده نسبت به رویداد/شخصیت شود. یک آیتم موسیقی یا فیلم به طور مستقیم احساساتی را در کاربران بر انگیخته که به نوبه خود بر ترجیحات آنها تأثیر می گذارد. احساسات به طور فزاینده‌ای رفتار کاربران را هدایت می‌کنند. رفتار احساسی کاربران چالشی برای کیفیت آنچه تولید می‌شود و از سوی دیگر فرصتی برای NRS برای اختراع بیشتر خود هستند (Beckett and Deuze 2016).

تعصبات، یک خبر خوب باید داستانی باشد که جزئیاتی را به خوانندگان ارائه داده تا آنها بتوانند قضاوت خود را انجام و با یک شخصیت/رویداد ارتباط عاطفی برقرار کنند.

اخبار چند وجهی، در عصر اطلاعات، نقش وب برای انتشار اخبار حیاتی می باشد. رسانه های اجتماعی این امکان را فراهم آورده تا کاربران براحتی از رویدادهای جهانی مطلع شده و از این جهت بعنوان یک منبع بزرگ اخبار، محبوبیت خود را افزایش داده اند. مقالات خبری اغلب از روش‌های متعددی همانند متن، ویدیو، پادکست برای انتقال مؤثرتر اطلاعات استفاده می‌کنند. هنگامی که اخبار در قالب

متن عرضه شود، این امکان وجود داشته تا آن را به زبان های مختلف منتشر کرد. اکثر تحقیقاتی امروزی بدون در نظر گرفتن پیچیدگی‌های ناشی از روش‌ها و زبان‌های متعدد بر روی مقالات خبری مبتنی بر متن به یک زبان تمرکز می‌کنند، زیرا تعیین کمیت بازنمایی موجودیت‌های چند وجهی و فرا زبانی در حوزه خبری چالش برانگیز است. با توجه به عدم انجام تحقیقات فعال در زمینه توصیه اخبار در قالب غیر متنی و به زبان های مختلف، در این پژوهش تنها مقالاتی را در زمینه توصیه اخبار متنی به یک زبان بررسی کرده ایم. با این حال، همچنان نیاز به تحقیقات بیشتر در مورد توصیه های خبری چند وجهی و چند زبانه می باشد.

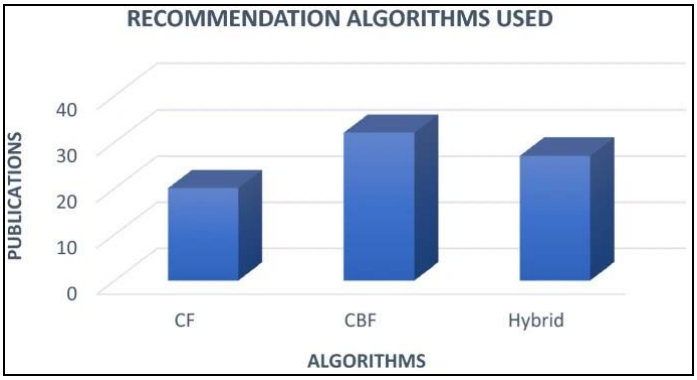
۳- مروری بر تحقیقات انجام شده در حوزه سیستم های توصیه کننده اخبار

ما در این بخش مروری بر تحقیقات NRS ارائه می کنیم. در بخش ۴، ما چالش‌های اصلی NRS و برخی راه‌حل‌های مرسوم برای رسیدگی به آنها را ارائه می‌کنیم. در بخش ۵، ما NRS مبتنی بر یادگیری عمیق را ارائه می دهیم.

۳-۱- راه حل های الگوریتمی عمومی

الگوریتم‌های سنتی مورد استفاده در سیستم‌های توصیه‌گر را می‌توان به‌عنوان: فیلتر مشارکتی (CF)، فیلتر مبتنی بر محتوا (CBF) و رویکردهای ترکیبی (Adomavicius and Tuzhilin 2005) طبقه‌بندی کرد. دو معیار مهم برای ساختن هر سیستم توصیه‌گر مورد نیاز است ۱- محتوای کاربران و ۲- آیتم‌ها و تعاملات اساسی آنها. یک الگوریتم CBF با مقایسه ویژگی های مشترک نمایه کاربر و نمایه آیتم بر اساس محتوای، یک توصیه‌کننده ایجاد می‌کند. بر خلاف این، رویکرد CF بدون محتوا بوده که در آن ویژگی‌های اقلام اغلب شناخته شده نیستند. CF از رفتارهای کاربر از نظر رتبه‌بندی، تاریخچه و تعاملات روی آیتم‌ها استفاده می‌کند.

در حالی که این الگوریتم های توصیه سنتی را می توان در حوزه اخبار اعمال کرد، عملکرد آنها ممکن است خوب نباشد. سناریوهای مختلفی وجود دارد که باید در نظر بگیریم، مانند پویایی محیط خبری، مرتبط بودن اخبار و علایق کاربران. اگرچه می‌توان از CF برای رسیدگی به مشکل تولید محتوای پویا از اقلام خبری استفاده کرد، اما برای ارائه توصیه‌ها به مقدار کافی از تعاملات کاربران (ذخیره‌شده به عنوان تاریخچه) نیاز دارد. زمانی که NRS موفق به جمع‌آوری داده‌های مورد استفاده کاربران می‌شود، ارزش محتوای خبری کاهش می‌یابد، بنابراین توصیه‌ها منسوخ می‌شوند. برعکس، CBF می‌تواند با به‌روزرسانی نمایه‌های کاربران با آخرین اخباری که خوانده‌اند، به علایق در حال تکامل کاربران بپردازد (Wang et al. 2018b). با این حال، CBF نمی تواند تعداد زیادی از کاربران موقت و ناشناس را که در یک NRS رایج بوده را مدیریت کند. همچنین، روش‌های آماری برای محاسبه شباهت بین نمایه‌های کاربر در یک CBF، ممکن است در برداشت معناشناسی در داده‌های خبری شکست بخورند. برای رفع مشکلات CF و CBF در NRS، محققان راه‌حل‌های ترکیبی را برای توصیه‌های خبری با ترکیب این دو نوع الگوریتم پیشنهاد می‌کنند. در چند سال گذشته، محققان شروع به مطالعه بر روی معیارهایی نظیر وضعیت زمان، مکان، خلق و خو و...برای بهبود کیفیت توصیه‌های خبری کردند. تجزیه و تحلیل ۷۹ (از ۹۲) مقاله در مورد NRS در نظرسنجی ما در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲. الگوریتم های مورد استفاده در NRS

برابر آمار ارائه شده در شکل ۲، CBF پر استفاده ترین الگوریتم برای حل مشکل توصیه های خبری است. از آنجایی که روش‌های CBF اساساً مبتنی بر محتوا برای تولید توصیه‌ها هستند، توسعه NRS برای محققان و توسعه‌دهندگان بسیار آسان‌تر شده است. هیبرید به عنوان دومین انتخاب محبوب برای ساخت NRS مطرح می شود. CF به عنوان انتخاب محبوب بعدی (همچنین کمترین محبوبیت در بین این سه) است.

۳-۲- مدل های محبوب برای ساخت سیستم های توصیه کننده اخبار

در گذشته از مدل های زیادی برای ساخت NRS استفاده شده است. یکی از محبوب‌ترین و موفق‌ترین مدل برای NRS، مدل عامل نهفته است. در سال‌های اخیر، راه‌حل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق به عنوان شاخه‌ای نو ظهور از سیستم‌های توصیه‌گر مطرح شده‌است. ما آنها را به عنوان محبوب ترین دسته از مدل هایی که با موفقیت برای NRS مورد استفاده قرار می گیرند، در نظر می گیریم. در زیر به طور خلاصه به این مدل ها پرداخته شده است.

۳-۲-۱- مدل های فاکتورسازی

روش فاکتورسازی کلاسی از الگوریتم‌های مورد استفاده در سیستم‌های توصیه‌گر است که با تجزیه ماتریس تعامل کاربر به محصولی از ماتریس‌های ابعاد پایین‌تر کار می‌کنند. در اینجا ما مدل های فاکتورسازی مورد استفاده در تحقیق NRS را مورد بحث قرار می دهیم.

۳-۲-۱-۱- فاکتورسازی ماتریسی (MF)

فاکتورسازی ماتریسی یکی از محبوب‌ترین الگوریتم‌های توصیه بوده که برای اولین بار در رقابت نتفلیکس به رسمیت شناخته شد (کورن و همکاران ۲۰۰۹). فاکتورسازی ماتریسی را می توان برای کشف ویژگی های پنهانی که در تعاملات بین دو نوع مختلف موجودیت (به عنوان مثال، کاربران و آیتم ها) نشان می دهد، استفاده کرد. در NRS اخیر (Raza and Ding 2019)، MF برای گنجاندن اطلاعات مربوط به اخبار و مدل‌سازی پویایی زمانی در رفتار خوانندگان گسترش یافته است. این کار یک پیش‌بینی‌کننده جدید برای گنجاندن اثرات زمانی مختلف در مدل MF، از جمله سوگیری زمانی، سوگیری کاربر، و سوگیری آیتم معرفی می‌کند. این سوگیری‌های اضافه تمایل دارند بسیاری از سیگنال‌های مشاهده‌شده، به‌ویژه پویایی زمانی را جذب کنند.

۳-۲-۱-۲- فاکتورسازی ماتریس غیر منفی (NMF)

NMF، مانند روش MF، یک تکنیک تجزیه است که در آن ماتریس R به حاصل ضرب دو ماتریس U و V تقسیم می‌شود. اما برخلاف MF، NMF این ویژگی را ندارد که هیچ یک از سه ماتریس R، U و V وجود ندارد. هر عنصر منفی داشته باشد به طور معمول، بسیاری از تعاملات کاربر گم شده در یک NRS وجود دارد که منجر به ماتریس های بسیار پراکنده می شود. در چنین شرایطی، مدل های NMF معمولا بهتر از MF اصلی عمل می کنند. این به دلیل عملکرد پیش‌فرض الگوریتم NMF در پرداختن به فرض مقدار گمشده است (گیلیس ۲۰۲۰). با این حال، اگر ماتریس رتبه‌بندی خیلی پراکنده نباشد، MF مبتنی بر تجزیه ارزش واحد (SVD) ممکن است نتایج بهتری ایجاد کند. در یک NRS مرتبط (یان و همکاران ۲۰۱۲)، اطلاعات مربوط به اخبار در مدل NMF گنجانده شده است، جایی که NMF برای خوشه‌بندی اسناد خبری و کشف موضوع استفاده می‌شود. در مقاله دیگری (Shu et al. 2019)، NMF برای یادگیری جاسازی فضای پنهان از محتوای خبری و تعاملات کاربر-اخبار استفاده می شود.

۳-۲-۱-۳- فاکتورسازی تنسور (TF)

TF مدل MF را با معرفی بردارهای پنهان با ابعاد اضافی گسترش می دهد. سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر TF با در نظر گرفتن اطلاعات اضافی درباره کاربران و موارد، از محدودیت‌های تکنیک‌های MF فراتر می‌روند، که منجر به توصیه‌های دقیق‌تر می‌شود (Frolov و Oseledets 2017). بنابراین، روش‌های TF در سناریوهای NRS مفید هستند، جایی که باید توصیه‌های متنی بیشتری مانند زمان، مکان و تعاملات اجتماعی را در نظر بگیریم. با این حال، گنجاندن ابعاد بیش از حد ممکن است منجر به محاسبات پرهزینه شود. در یک NRS مرتبط (وانگ و همکاران ۲۰۱۵)، از TF برای گنجاندن اطلاعات متنی مربوط به اخبار و خوانندگان اخبار در مدل توصیه استفاده می شود.

۳-۲-۱-۴- فاکتورسازی ماتریس احتمالی (PMF)

PMF (Mnih and Salakhutdinov 2007) نوعی مدل MF با نویز مشاهده گاوسی است. PMF گونه‌ای از روش‌های MF است که شهود خود را از یادگیری بیزی برای تخمین پارامتر می‌گیرد. این مدل به صورت خطی با تعداد مشاهدات مقایس شده و در مجموعه داده‌های بزرگ، پراکنده و بسیار نامتعادل مانند آنهایی که در حوزه اخبار یافت می‌شوند، عملکرد خوبی دارد.

در یک سیستم توصیه‌گر اجتماعی، PMF برای ترکیب ساختار شبکه اجتماعی و ماتریس رتبه‌بندی کاربر مورد استفاده قرار می‌گیرد (Ma et al. 2008). همین ایده در NRS (Lin et al. 2012) استفاده می شود که محتوای خبری، تعاملات کاربر و اطلاعات شبکه های اجتماعی را در مدل PMF برای رسیدگی به مسئله پراکندگی داده ها ترکیب می کند.

۳-۲-۱-۵- رتبه بندی شخصی بیزی (BPR)

محدودیت کلی روش‌های پیش‌بینی اقلام سنتی (مانند روش‌های MF) این است که برای رتبه‌بندی آیتم‌ها (مثلاً اخبار) بهینه نشده‌اند. بهینه سازی BPR از جفت آیتم ها برای ایجاد رتبه بندی شخصی تر برای هر کاربر استفاده می کند. مدل‌های MF همچنین می‌توانند با BPR برای ارائه لیست شخصی و رتبه‌بندی‌شده اقلام به کاربران استفاده شوند (Rendle et al. 2012). در یک NRS مرتبط (Xia و همکاران ۲۰۱۴) بر اساس یک مدل بیزی، با محاسبه احتمال مشترک اخبار، به خوانندگان توصیه می شود که آخرین اخبار را دریافت کنند. در NRS دیگری (قرهیقهی و ونز ۲۰۱۹)، گسترش BPR پیشنهاد شده است که از سطوح مصرف کاربر برای توصیه موضوعات خبری به خوانندگان استفاده می کند.

۳-۲-۱-۶- مدلسازی خطی تعمیم یافته (GLM)

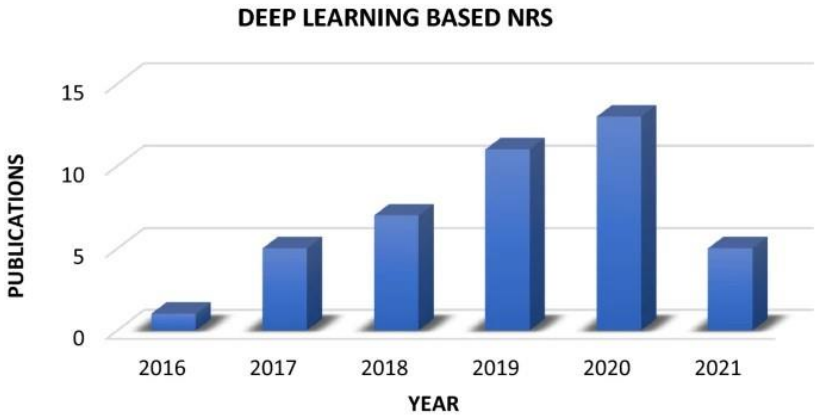
یک روش CF اغلب برای پیش‌بینی رتبه‌بندی‌های مشاهده نشده در یک ماتریس رتبه‌بندی بزرگ و عمدتاً خالی فرموله می‌شود. اگرچه به طور دقیق یک روش MF نیست، هر دو روش (MF و GLM) منشأ خود را در مدل‌های عامل پنهان دارند. GLM (McCullagh 2019) همچنین می‌تواند همراه با CF استفاده شود، جایی که می‌تواند از مدل‌سازی احتمالی خود برای فاکتورسازی یک ماتریس رتبه‌بندی با ابعاد بالا استفاده کند. در NRS اخیر (رازا و دینگ ۲۰۲۰)، دانش از یک حوزه خبری با ابعاد بالا که با استفاده از GLM به یک مدل CF تبدیل شده است، منتقل می‌شود. سپس از مدل CF برای پیش‌بینی و توصیه اخبار به کاربران استفاده می‌شود.

۳-۲-۱-۷- پسوندهای عصبی

بسیاری از تحقیقات اخیر در سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر ایجاد پسوندهای عصبی این روش‌های موفق عامل پنهان است که در بالا مورد بحث قرار گرفت. به عنوان مثال، فاکتورسازی ماتریس شبکه عصبی (Dziugaite and Roy 2015) (NNMF) محصول داخلی در فرمول PMF را با یک شبکه عصبی جایگزین می کند و قادر است یک تابع غیرخطی مناسب از متغیرهای پنهان کاربر و آیتم را یاد بگیرد. فیلتر مشارکتی عصبی (NCF) (او و همکاران ۲۰۱۷) مدل CF را گسترش می‌دهد، و فاکتورسازی ماتریس عمیق (DFM) (Xue و همکاران ۲۰۱۷) مدل سنتی MF را گسترش می‌دهد تا کاربران و آیتم‌ها را در یک قالب کم‌بعد مشترک ترسیم کند. فضایی با پیش بینی های غیر خطی همچنان الهام‌بخش محققان NRS هستند و در نتیجه چندین مدل توصیه خبری مفید به وجود می‌آیند.

۳-۲-۲- راه حل های مبتنی بر یادگیری عمیق

NRS مبتنی بر یادگیری عمیق در سال‌های بعد، یعنی از سال ۲۰۱۶ شروع به تکامل کرد (Karatzoglou et al. 2016). در بررسی خود، بیش از ۳۰ مقاله منتشر شده از سال ۲۰۱۷ پیدا کردیم که از شبکه های عصبی عمیق برای حل مشکل توصیه اخبار استفاده می کنند. افزایش محبوبیت این روش ها نشان می دهد که یادگیری عمیق در آینده نزدیک به محبوب ترین روش برای کار در حوزه سیستم های توصیه گر تبدیل خواهد شد. آمار کلی NRS مبتنی بر یادگیری عمیق در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳. الگوریتم های یادگیری عمیق در NRS از سال ۲۰۱۶ تا اوایل سال ۲۰۲۱ استفاده شده است

همانطور که در شکل ۳ نشان داده شده است، رویکرد یادگیری عمیق به طور فزاینده ای برای توسعه راه حل های NRS در سال های آتی مورد استفاده قرار می گیرد. در این بخش به معرفی مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق برای تولید توصیه‌های خبری می‌پردازیم.

۳-۳- ارزیابی کیفیت توصیه ها

ما معیارهای ارزیابی در NRS را به دو نوع دسته‌بندی می‌کنیم: معیارهای عینی - دقت و معیارهای ذهنی که از طریق رضایت کاربر حاصل شده است. در زیر به بررسی معیارهای هر دسته و نحوه استفاده از آنها در کارهای تحقیقاتی مختلف می پردازیم. تعاریف معیارهای ارزیابی واقعی که تاکنون در NRS استفاده شده و به کدام دسته تعلق دارند در جدول ۲ آورده شده است.

۳-۳-۱- معیارهای هدف: دقت و فراتر از دقت

هدف یک سیستم توصیه‌گر این است که پیش‌بینی کند کاربران با توجه به اطلاعاتی که سیستم در مورد آنها می‌داند چقدر احتمال دارد از موارد ناشناخته لذت ببرند. بنابراین، بسیاری از کارهای اولیه در سیستم‌های توصیه‌گر بر ارائه توصیه‌هایی به کاربران با توجه به ترجیحات آنها متمرکز بود. این سیستم‌های توصیه‌گر بر اساس معیارهای دقت ارزیابی شده‌اند که عملکرد الگوریتم را با مقایسه پیش‌بینی آن با رتبه‌بندی کاربر شناخته‌شده یک آیتم اندازه‌گیری می‌کنند (Herlocker et al. 2004; Gunawardana and Shani 2009). با این حال، چنین ارزیابی های دقت محور نمی توانند به این سوال پاسخ دهند که آیا کاربران از توصیه ها راضی هستند یا خیر. به عنوان مثال، آمازون ادعا کرد که ۱۰ تا ۳۰ درصد درآمد اضافی خود را در سال ۲۰۱۵ از فروش اقلام متنوع (غیر شخصی) به دست آورده است (Srihari 2015). این نوع نارسایی، تمرکز برخی از محققان را به اهداف مختلف برای یک سیستم توصیه‌گر معطوف کرده که در آن می‌توان جنبه‌های دیگر را فراتر از دقت مورد توجه قرار داد. به طور کلی، توصیه هر چیزی که به ترجیحات کاربران مربوط می شود منجر به دقت خوبی می شود. با این حال، برای مصرف اخبار، اگرچه دقت مهم است، عوامل دیگر به همان اندازه برای برآوردن نیازهای کاربران بسیار مهم هستند. در زیر به جنبه های فراتر از دقت در NRS می پردازیم.

۳-۳-۱-۱- تنوع

تنوع، میزان «تفاوت» را در بین موارد توصیه شده اندازه گیری می کند. این مهم از طریق رتبه بندی مجدد لیست های توصیه ها اجرا می شود. برخی از معیارهای شناخته شده عبارتند از: شباهت درون فهرستی (ILS) (شباهت بین هر دو لیست از موارد توصیه شده). تنوع زمانی (دنباله ای از لیست های توصیه در طول زمان)؛ تنوع نرمال شده؛ و سایر اقدامات که توسط Kunaver و Porl مورد بحث قرار گرفته است (Kunaver and Porl 2017). تنوع زوجی سنتی ILS یک معیار محبوب برای ارزیابی تنوع در NRS است (لی و لی ۲۰۱۳؛ گو و همکاران ۲۰۱۴؛ ماکسای و همکاران ۲۰۱۵؛ رازا و دینگ ۲۰۲۰). ILS را می توان در میان موارد، موضوعات، دسته بندی ها، برچسب ها یا حتی احساسات (لحن) (Helberger 2019) در NRS محاسبه کرد. از آنجایی که روش ILS معمولی برای هر کاربر محاسبه می‌شود، برای یک NRS که در آن میلیون‌ها کاربر و آیتم وجود دارد، یک فرآیند محاسباتی گران است. بنابراین، برای در نظر گرفتن جنبه‌های مختلف، مانند سطح تنوع، مسائل مقیاس‌پذیری در NRS، به تحقیقات بیشتری نیاز است.

۳-۳-۱-۲- پوشش

پوشش نشان‌دهنده درصد موارد/کاربران/رده‌بندی‌های متمایز است که یک سیستم توصیه‌گر می‌تواند توصیه کند. تفاسیر رایج پوشش شامل پوشش آیتم (درصد اقلام)، پوشش کاربر (درصد کاربران)، پوشش کاتالوگ (درصد جفت کاربر- آیتم توصیه شده) و پوشش تعامل (پیش‌بینی رتبه‌بندی) بر روی اقلام بالقوه، کاربران، جفت‌های کاربر- آیتم، یا رتبه بندی به ترتیب (Han and Yamana 2017). پوشش در یک NRS متفاوت از سایر حوزه های توصیه نمی شود. بیشتر برای تعیین پوشش اقلام در حوزه خبری استفاده می شود (De Francisci Morales et al. 2012; Maksai et al. 2015). در برخی موارد، پوشش به عنوان معیار تعداد بازدید کاربران از وب سایت در زمان های مختلف برای تعیین پوشش موضوعی تعریف می شود [۱۱]. تحقیقات در مورد پوشش NRS هنوز بسیار محدود است و بیشتر پوشش اقلام را مورد بحث قرار می دهد. انجام تحقیقات بیشتر در مورد پوشش مهم است زیرا این جنبه نه تنها به موارد توصیه شده بلکه به کل NRS مربوط می شود.

۳-۳-۱-۳- تازگی

تازگی تعیین می کند که یک توصیه با آنچه قبلاً به کاربر توصیه شده چقدر متفاوت است (وارگاس و کاستلز ۲۰۱۱). سیلویرا و همکاران (۲۰۱۹) تازگی را در سه سطح تعریف کرد: یک کاربر هرگز در زندگی خود چیزی در مورد آن نشنیده است (سطح زندگی)، مورد برای کاربر بر اساس سابقه مصرف او ناشناخته است (سطح سیستم)، و در نهایت کالای غیر زائد در لیست توصیه ها (سطح توصیه). معرفی تازگی در NRS چالش برانگیزتر است زیرا تقریباً هر چیزی که در حوزه اخبار اتفاق می افتد بدیع است. در ساده ترین شکل خود، تازگی به عنوان معکوس محبوبیت یا نسبت موارد ناشناخته در لیست توصیه شده بالای N از اخبار تعریف می شود (گارسین و فالتینگز ۲۰۱۳؛ گو و همکاران ۲۰۱۴؛ ماکسای و همکاران ۲۰۱۵؛ سارانیا و سودا. صداسیوم ۲۰۱۷؛ رضا و دینگ ۲۰۲۰). تا کنون، گنجاندن موارد جدید در NRS فقط به سطح آیتم محدود شده است. تازگی باید از نظر محتوای کلی، رویدادها و منحصر به فرد بودن اخبار برای کاربران پوشش داده شود.

۳-۳-۱-۴- غیرمنتظره

غیرمنتظره بودن یک مفهوم ترکیبی است که شامل جنبه های مختلفی مانند میزان مرتبط بودن (مفید بودن)، تازگی (جدید بودن) و غیرمنتظره بودن (غافلگیری) است (Kotkov et al. 2016). غیرمنتظره بودن با تازگی متفاوت است. اگر کاربر با آن مورد آشنا نباشد یا آن را مصرف نکرده باشد یا فراموش کرده باشد، یک مورد جدید است، در حالی که اگر کاربر انتظار نداشته باشد یا نمی‌توانست این مورد را کشف کند، اما توصیه آن را خوشبختانه و جالب می‌داند و برای اوکالایی جدید است. به عنوان مثال، اگر به کاربر خبری توصیه شود که هرگز درباره آن نشنیده است، این خبر برای او بدیع است اما اگر به آن موضوع علاقه نداشته باشد، بی ارزش نیست. برعکس، اگر کاربر این خبر را به اندازه کافی جالب بداند که نگرش خود را در مورد آن دسته یا موضوع تغییر دهد، این خبر یک آیتم بی‌خطر است (Asikin and Wörndl 2014). در یک NRS (Maksai et al. 2015)، تحقیق خوشبختی ترکیبی از دقت، تازگی و تنوع تعریف شده است. در چند NRS دیگر (Jenders et al. 2015; Cucchiarelli et al. 2018) ، خوشبختی بر حسب موضوعات خبری تعریف شده است که هم از نظر معنایی مرتبط بوده و هم غیرمنتظره هستند. تحقیقات محدودی را در مورد خوشبختی در NRS انجام شده است. یکی از دلایل این امر می تواند این باشد که خوشبختی با تعاریف ترکیبی فراوان بوده که ارزیابی آن را برای محققان دشوار می کند.

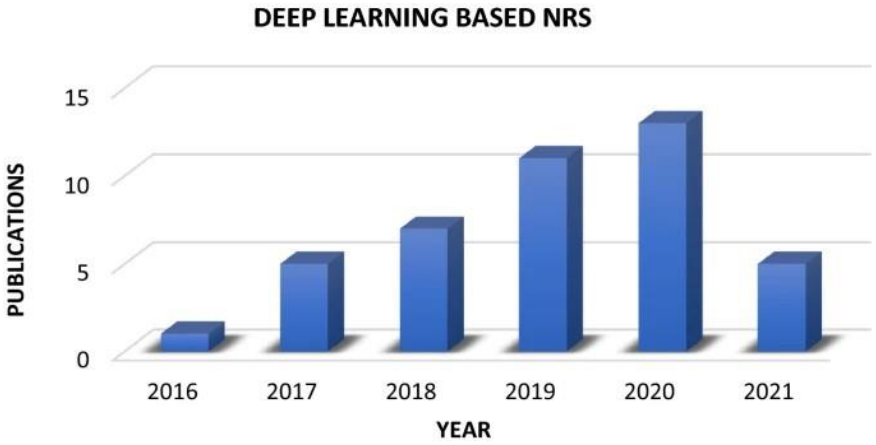
۳-۳-۲- بررسی معیارهای ذهنی رضایت کاربران

تجربه کاربری یک اصطلاح ذهنی است، با معانی و تفاسیر متفاوت است. در طی مراحل مختلف، یعنی قبل، حین و بعد از ارائه، توصیه ها تحت تأثیر عوامل زیادی قرار می گیرد. به عنوان مثال، توصیه چیزی پرطرفدار یا مرتبط با زمینه کاربر (به عنوان مثال، جمعیت شناسی) در طول فرآیند ثبت نام، وفاداری کاربر را به سیستم افزایش می دهد. به طور مشابه، توصیه فعالانه برخی از اخبار در صفحه کناری در طول فرآیند خواندن عادی ممکن است کاربران را متقاعد کند که مدت بیشتری در سیستم بمانند. اگر یک سیستم توصیه‌گر بتواند این ویژگی‌ها را شامل شود، ممکن است اعتماد کاربر را به سیستم افزایش دهد.

چارچوب تجربه کاربر توسط Knijnenburg و همکاران. (۲۰۱۲) شامل شش جزء است: جنبه های سیستم هدف (الگوریتم، ارائه، رابط و ویژگی های اضافی یک سیستم توصیه کننده). تجربه کاربر (انتخاب ها، ارزیابی های سیستم توسط کاربر)؛ ادراک یا جنبه های ذهنی سیستم (ارزیابی کاربر از جنبه های عینی)؛ ویژگی های موقعیتی (زمینه های مختلف مانند اجتماعی، اعتماد، هدف انتخاب) و ویژگی های شخصی (جنسیت، مکان) به عنوان ویژگی های بیرونی. و تعامل عینی (رفتار قابل مشاهده مانند مرور، مشاهده، ورود به سیستم، رتبه بندی، مصرف).

چارچوب در یک NRS (Asikin و Wörndl 2014) تنها سه عامل (تناسب، تشابه، شگفتی) را برای ارزیابی رفتارهای کاربر در نظر می‌گیرد. چارچوب دیگر (Constantinides و Dowell 2018) شش عامل دفعات مطالعه، زمان مطالعه، ساعات روز، سبک خواندن، استراتژی مرور و مکان، برای ارزیابی تجربه کاربر را در نظر می گیرد. با این حال، اینها همه عوامل ضمنی هستند و فقط می توانند به عنوان شاخص تجربه کاربر استفاده شوند.

محققان در کار قبلی در NRS رضایت کاربر را با معیارهای عینی مرتبط کرده‌اند. آنها تصور می کردند که تجربه کاربری یک پدیده جهانی برای همه کاربران است، بنابراین از یک معیار برای همه استفاده می کنند. برای برخی از محققان، می توان آن را از طریق دقت اندازه گیری کرد (Nguyen et al. 2014; Viana and Soares 2016; Su et al. 2016). آنها نشان دادند که رتبه‌بندی‌های بالاتر تجربه لذت‌بخش‌تر و رضایت‌بخش‌تری را برای کاربران فراهم می‌کند. برای برخی دیگر از محققان، تجربه کاربری بیشتر به جنبه های فراتر از دقت مرتبط است. به عنوان مثال، تعدادی از نویسندگان (Asikin and Wörndl 2014؛ Jenders et al. 2015) ادعا می کنند که افزایش آرامش در NRS باعث رضایت کاربر بیشتر می شود. برخی تجربه کاربری را با درجه جدیدی از تازگی مرتبط می‌دانند (Saranya and Sudha Sadasivam 2017). ما توزیعی از معیارهای دقت و فراتر از دقت مورد استفاده در مقالات NRS را در شکل ۵ نشان می دهیم.



شکل ۴. توزیع دقت و جنبه های فراتر از دقت در NRS

برابر آمار نمایش داده شده در شکل ۴ دقت پرکاربردترین معیار ارزیابی در NRS است. محققان تلاش هایی را برای معرفی تنوع در توصیه های خبری انجام دادند. کار بسیار محدودی در زمینه تازگی، پوشش و مهمترین جنبه، یعنی تجربه کاربر در NRS وجود دارد. به طور کلی، معیارهای کیفیت مورد استفاده در تحقیقات NRS کم و بیش با معیارهای مورد استفاده در سیستم های توصیه کننده عمومی یکسان است. با این حال، چند معیار ارزیابی به طور خاص برای NRS طراحی شده است که در ادامه مورد بحث قرار می گیرد.

۳-۳-۳- معیارهای ارزیابی ویژه سیستم های توصیه کننده اخبار

۳-۳-۳-۱- شخصی سازی

گارسین و همکاران (۲۰۱۳) یک متریک k@ شخصی‌سازی شده را پیشنهاد می‌کند که k آیتم محبوب را از لیست توصیه‌ها حذف کرده تا مجموعه کوچک‌تری از توصیه‌ها تولید شود. هدف از بین بردن سوگیری محبوبیتی است که هنگام جمع‌آوری داده‌ها از وب‌سایت‌هایی که به‌طور خودکار محبوب‌ترین موارد را توصیه می‌کنند، رخ می‌دهد.

۳-۳-۳-۲- برجستگی

کوچیارلی و همکاران (۲۰۱۸) یک معیار برجسته را پیشنهاد می کند. برجستگی موجودیت ها (موجودات نامگذاری شده) به عنوان تابعی از فراوانی آنها در مقالات خبری با ضریب فروپاشی بر اساس فاصله شاخص موقعیتی اولین رخداد در متن محاسبه می شود. ایده این معیار از ساختار گفتمان ویژه خبری الهام گرفته شده است، که تمایل دارد خلاصه‌ای کوتاه از مهم‌ترین حقایق و موجودیت‌ها را در پاراگراف‌های اول ارائه دهد.

۳-۳-۳-۳- تاثیر آینده

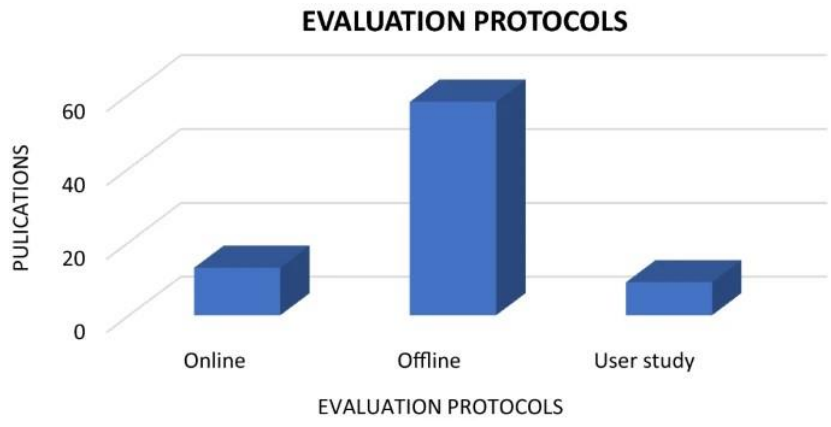
چاکرابورتی و همکاران (۲۰۱۹) یک معیار تأثیر آینده را پیشنهاد می کند که بین تازگی (سن یک خبر پس از انتشار آن) و اهمیت (ارتباط) تغییر می کند. تصور می‌شود که یک خبر با امتیاز تأثیر بالاتر در آینده، یک داستان با تأثیر بالا باشد و بالعکس. معمولاً به اخباری که اخیراً منتشر می شود، بالاترین امتیاز تأثیرگذاری در آینده داده می شود.

۳-۳-۳-۴- تعادل

رازا و دینگ (۲۰۲۰) معیاری را برای متعادل کردن دقت بالا (دقت، اقدامات یادآوری) با تنوع معقول (جنبه‌های تنوع و تازگی) پیشنهاد می‌کنند. فرض بر این است که دقت بالاتر منجر به شخصی‌سازی بهتر می‌شود و بنابراین تجارب خوانندگان را با NRS بهبود می‌بخشد. از سوی دیگر، تنوع معقول به خوانندگان کمک می کند تا اخبار متنوعی دریافت کرده و از خواندن مکرر اخبار مشابه خسته نشوند. این معیار به گونه ای طراحی شده است که خوانندگان را درگیر فرآیند خواندن کرده و در عین حال اخبار متنوعی را به آنها توصیه کند.

۳-۳-۳-۵- حساسیت

وو و همکاران (a۲۰۲۰) یک احساس سنج برای ارزیابی تنوع احساسات توصیه‌های خبری پیشنهاد می‌کند. اگر اخبار دارای رتبه برتر دارای جهت گیری احساساتی مشابه با احساسات کلی باشند، حسگر مثبت است و اگر احساسات قوی تر باشند، بالاتر است.



شکل ۵. توزیع رویکردهای ارزیابی مورد استفاده در NRS

همانطور که در شکل ۵ مشاهده می شود، ۱۳ مقاله با استفاده از ارزیابی آنلاین، ۵۸ مقاله با استفاده از ارزیابی آفلاین، و ۹ مقاله با استفاده از مطالعه کاربر وجود دارد. پروتکل ارزیابی آفلاین بیشترین استفاده را در تحقیقات NRS دارد. یکی از دلایل این امر می تواند این باشد که ارزیابی آنلاین و مطالعه کاربر اغلب به عنوان یک رویکرد گران قیمت در تنظیمات زمان واقعی در یک NRS در نظر گرفته می شود.

۳-۴- مجموعه داده های تحقیق

از آنجایی که اشیاء پیشنهادی در حوزه اخبار بیشتر اسناد متنی هستند، مجموعه داده های خبری عمدتاً از داده های متنی تشکیل شده اند. انواع مختلفی از مجموعه داده‌ها وجود دارد که می‌توانیم آنها را در نظر بگیریم: (۱) مجموعه داده‌های در دسترس عموم برای اهداف غیرتجاری و تحقیقاتی، (۲) مجموعه داده‌های اختصاصی، (۳) مجموعه داده‌های خزنده، یا (۴) مجموعه‌های داده مصنوعی ایجاد شده با شبیه‌سازی شده (ناشناس یا پنهان) یا ارزش افزوده) جزئیات چند مجموعه داده مانند Plista، Adressa، Yahoo، Outbrain و چند چارچوب منبع باز توسط کریمی و همکاران ارائه شده است. (۲۰۱۸)، بنابراین در اینجا ما فقط یک مرور مختصر از آنها ارائه می دهیم. با این حال، ما همچنین برخی از مجموعه داده‌هایی را که جدید هستند یا کمتر مورد بحث قرار گرفته‌اند، مانند اخبار یاهو، اخبار هکر، BuzzFeed و برخی مجموعه‌داده‌های اخبار جعلی مورد بحث قرار می‌دهیم.

۳-۴-۱- Plista

Plista مجموعه داده ای است که توسط Plista (یک شرکت تبلیغاتی) و Technische Universität Berlin برای ترویج تحقیقات در NRS توسعه یافته (Kille et al. 2013) و شامل گزارش‌های ۱۳ پورتال خبری آلمانی است که از ژوئن ۲۰۱۳ جمع‌آوری شده و حاوی میلیون‌ها مقاله است. این مجموعه داده برای اهداف تحقیقاتی قابل دسترسی است.

۳-۴-۲- Adressa

Adressa (Gulla و همکاران ۲۰۱۷) یک مجموعه داده معیار در دسترس عموم است که توسط Adressavisen (یک روزنامه محلی در نروژ) و دانشگاه علم و فناوری نروژ (NTNU) توسعه یافته است. مانند Plista، Adressa دارای رتبه بندی صریح نیست، اما متفاوت از Plista، علاوه بر تعداد خواندن، زمان مطالعه را نیز شامل می شود.

۳-۴-۳- Yahoo Webscope

Yahoo Webscope یک کتابخانه مرجع است که مجموعه داده هایی را برای کاربران غیرتجاری مانند دانشگاهیان و دانشمندان فراهم می کند. یاهو مجموعه داده های معیاری را برای اخبار نیز ارائه می دهد. این مجموعه داده ها عبارتند از: R6A—Yahoo! صفحه اول ماژول امروز کاربر کلیک روی Log Dataset, R6B—Yahoo! صفحه اول ماژول امروز، مجموعه داده‌های ثبت کلیک کاربر، R11— مجموعه داده ویدیوی یاهو نیوز، L33— مجموعه چند برچسبی رتبه‌بندی شده یاهو نیوز و L32— مجموعه نظرات حاشیه‌نویسی اخبار یاهو. در میان این مجموعه داده ها، دو مجموعه داده خبری (R6A و R6B) با رتبه بندی و اطلاعات دسته بندی اخبار ارائه شده توسط Yahoo! صفحه اول امروز برای محققان اهمیت دارد تا الگوریتم های توصیه خود را ارزیابی کنند. این دو مجموعه داده از اطلاعات مهر زمانی و رتبه‌بندی صریح تشکیل شده‌اند که آنها را به گزینه‌ای مورد علاقه برای توسعه و ارزیابی راه‌حل‌های CF تبدیل می‌کند. با این حال، یکی از محدودیت‌های این مجموعه داده‌ها این است که آیتم‌های خبری با ویژگی‌هایشان نشان داده می‌شوند که در آن محتوای واقعی داستان‌های خبری بدون هیچ گونه اطلاعات اضافی ناشناس است. در غیاب هر گونه اطلاعاتی در مورد داستان ها، ممکن است ارائه توصیه ها دشوار باشد. این مجموعه داده ها نیز در صورت درخواست برای اهداف تحقیقاتی در دسترس هستند.

Hacker News -۴-۴-۳

Hacker News از زمان راه‌اندازی خود در سال ۲۰۰۶، یک مجموعه داده بزرگ را تحت مجوز MIT ارائه می‌کند. این مجموعه داده همچنین به عنوان یک مجموعه داده عمومی از طریق Google BigQuery (یک سرویس وب بوده که تجزیه و تحلیل اکتشافی مجموعه‌های داده عظیم را در ارتباط با ذخیره‌سازی Google ارائه می‌کند) در دسترس است. این مجموعه داده شامل داستان های خبری از منابع مختلف بوده که ممکن است برای محققانی که روی توصیه های خبری کار می کنند، مفید باشد. هکر نیوز مسئولیتی در قبال نوشته های نویسندگان ندارد.

BuzzFeed -۵-۴-۳

BuzzFeed شرکتی است که محتوای اخبار و سرگرمی را در رسانه های دیجیتال ارائه می دهد. آنها داده های مربوط به اخبار جعلی، رسانه های اجتماعی و الگوهای خبری مختلف را منتشر می کنند. آنها برخی از مجموعه داده‌ها را منتشر کرده‌اند و در GitHub در دسترس قرار داده‌اند. این مجموعه داده‌ها برای محققانی که بر روی اخبار جعلی تحقیق می‌کنند و شایعات، اطلاعات نادرست و کشف ادعاهای واقعی را بررسی می‌کنند، مفید است. با این حال، یک محدودیت این است که این مجموعه داده ها برای تشخیص اخبار جعلی مناسب بوده و ممکن است منبع مناسبی برای ساخت یک NRS شخصی سازی شده نباشند.

۳-۴-۶- مجموعه داده های خبری مایکروسافت (MIND)

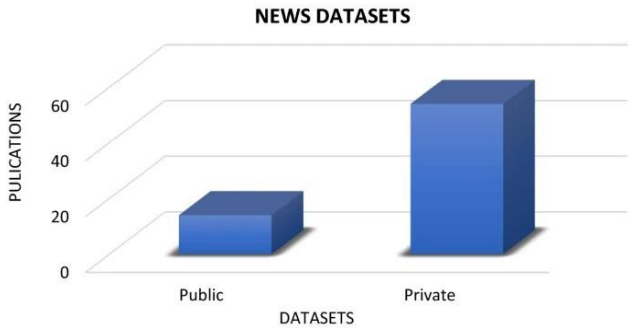
مجموعه داده MIND یک مجموعه داده معیار در مقیاس بزرگ (Wu et al. 2020b) برای تحقیقات توصیه های خبری است. MIND حاوی حدود ۱۶۰ هزار مقاله خبری انگلیسی، و بیش از ۱۵ میلیون گزارش برداشت است که توسط ۱ میلیون کاربر ایجاد شده است. هر مقاله خبری با محتوای متنی غنی از جمله عنوان، چکیده، متن، دسته، و موجودیت ها شناسایی می شود. گزارش نمایش شامل رویدادهای کلیک، رویدادهای بدون کلیک و رفتارهای کلیکی خبری تاریخی یک کاربر است. MIND-small نسخه کوچکی از مجموعه داده اصلی MIND است که از ۵۰۰۰۰ کاربر و گزارش رفتار آنها تشکیل شده است. کاربران ناشناس هستند. به هر دو نسخه از مجموعه داده می توان به صورت آنلاین دسترسی داشت.

۳-۴-۷- مجموعه داده های اخبار جعلی

اخبار جعلی به معضلی جدی برای انتشار شایعات و اطلاعات نادرست تبدیل شده است و در نتیجه تأثیر منفی بر سیاست، ثبات منطقه و حتی گاهی اوقات زندگی روزمره مردم، به ویژه در طول انتخابات ریاست جمهوری گذاشته است؛ به همین دلیل، بسیاری از مجموعه داده های اخبار جعلی برای تحقیقات آزاد در سال های اخیر در دسترس قرار گرفته اند. اگرچه آنها به طور مستقیم با تحقیقات NRS مرتبط نیستند، اما برای تشخیص اخبار جعلی مفید بوده تا جایی که می توان گامی مهم قبل از ارائه توصیه باشند.

۳-۴-۸- سایر مجموعه داده ها

برخی از مجموعه داده های خبری کلاسیک مانند رویترز Corpora و Newsgroups وجود دارد که برای دسته بندی اخبار استفاده می شود. برخی از موارد اخیر شامل مجموعه داده های خبری آمازون که می تواند برای دسته بندی متن و تجزیه و تحلیل دقیق اخبار و داده های کاربر استفاده شود. برخی از مجموعه داده‌های مرتبط با اخبار، اخیراً توسط کتابخانه Huggingface (کتابخانه‌ای برای مدل‌های ترانسفورماتور) منتشر شده است. در شکل ۷، توزیع مجموعه داده های مورد استفاده در تحقیقات قبلی NRS را نشان می دهیم.



شکل ۶. توزیع مجموعه داده ها در NRS

همانطور که در شکل ۶ مشاهده می شود، ۶۲ مقاله از مجموعه داده های خصوصی استفاده کرده و ۱۶ مقاله نیز از مجموعه داده های عمومی برای پیشبرد اهدافشان استفاده می کنند.

محققان به دو دلیل مهم ترجیح داده تا مجموعه داده‌های پیشنهادی خبری خود را بسازند: ۱- فقدان مجموعه داده‌های در دسترس عموم و ۲- الزامات منحصر به فرد در مورد انواع خاصی از داده‌ها برای تحقیقاتشان. این مجموعه داده ها معمولاً متعلق به سازمانی است که آنها را ایجاد کرده و همچنین مجموعه‌های داده مصنوعی وجود دارند که وابسته به دامنه هستند و با گرفتن داده‌ها از مجموعه‌های داده معیار و پرورش آنها با گنجاندن اطلاعات و تعاملات مرتبط به صورت مصنوعی یا نیمه مستقل ایجاد می‌شوند.

۳-۵- بسترهای موجود برای تحقیق در حوزه توصیه خبری

در چند سال گذشته، کتابخانه های زیادی برای توصیه ها ساخته شده که در اینجا و به اختصار در موردشان بحث خواهیم کرد.

MIND (Wu et al. 2020b) یک مجموعه داده معیار خبری اخیر است. مشارکت کنندگان مجموعه داده محیطی را در قالب یک رویداد رقابتی برای پژوهشگران فراهم کرده تا روی مشکل توصیه اخبار کار کنند. در ارتباط با کنفرانس وب ۲۰۲۱، مشارکت‌کنندگان یک کارگاه بین‌المللی درباره توصیه‌ها و اطلاعات اخبار ارائه کردند.

Apache Mahout، یک کتابخانه یادگیری ماشین توزیع شده است که در جاوا پیاده سازی شده است و شامل برخی از الگوریتم های CF است. این چارچوب هم برای استفاده آکادمیک و هم تجاری برای کار با داده های خبری دنیای واقعی در قابل استفاده است (بک و همکاران ۲۰۱۷).

Idomaar، (Scriminaci et al. 2016) یک چارچوب معیار بوده که کارآمدی الگوریتم های توصیه را در دنیای واقعی ارزیابی می کند. بر خلاف سایر فریم ورک های پیاده سازی شده در جاوا، پایتون یا C++، به عنوان وب سرویس پیاده سازی شده که این مهم انعطاف پذیری در زبان های برنامه نویسی را امکان پذیر می کند.

StreamingRec، (Jugovac et al. 2018) به زبان جاوا نوشته شده است و انواع الگوریتم های توصیه اخبار از پیش ساخته شده را برای پیاده سازی و ارزیابی های مقایسه ای ارائه می دهد. سناریوهای توصیه اخبار در دنیای واقعی را شبیه سازی می کند.

CLEF NEWSREEL و **پلتفرم توصیه باز (ORP)**، CLEF NEWSREEL و پلتفرم توصیه باز (ORP) پلتفرم CLEF NEWSREEL برای تشویق محققان به توسعه توصیه‌گران جدید با استفاده از مجموعه داده Plista و ارزیابی آنها در زمان واقعی از طریق ORP طراحی شده است. ORP شامل سیستم های توزیع شده است که در آن ارائه دهندگان توصیه و مصرف کنندگان بر روی یک پروتکل استاندارد برای ارائه توصیه ها با هم تعامل دارند. محققان از CLEF NEWSREEL برای ارزیابی آنلاین و همچنین ارزیابی مبتنی بر بازپخش (شبیه سازی یا آفلاین) استفاده کردند (Domann and Lommatzsch 2017; Kumar et al. 2017). همچنین شامل چارچوب Idomaar، مجموعه داده Plista است و چند الگوریتم آنلاین و تکنیک های تجزیه و تحلیل داده ها را ارائه می دهد.

در میان این چارچوب‌ها، چارچوب‌های Idomaar و Apache Mahout برای سیستم‌های توصیه‌گر عمومی توسعه داده شدند، در حالی که CLEF NEWSREEL، streamingRec و MIND به‌طور خاص برای NRS طراحی شدند. CLEF NEWSREEL اکنون منسوخ شده ولیکن پلتفرم MIND همچنان مورد استفاده قرار میگیرد.

۴- چالش های عمده در سیستم های توصیه کننده اخبار و راه حل های مرسوم

در این بخش، چالش های اصلی NRS و راه حل های آن را مورد بحث قرار می دهیم. چند چالش مانند شروع سرد و پراکندگی داده ها در نظرسنجی قبلی بررسی شده است (کریمی و همکاران ۲۰۱۸). آنها برای توصیه کنندگان عمومی نیز مشترک هستند. بنابراین، ما تصمیم می گیریم از آنها در این نظرسنجی صرف نظر کنیم. ما دو چالش (به‌موقع بودن و مدل‌سازی کاربر) را در نظر می‌گیریم که قبلاً مورد بحث قرار گرفته‌اند، اما سعی می‌کنیم بینش و دیدگاه‌های جدیدی را در بحث خود ارائه دهیم. ما همچنین کیفیت محتوای اخبار را به عنوان یک چالش نوظهور شناسایی کرده که قبلاً در مورد آن صحبتی نشده است. در اینجا، ما دسته‌بندی راه‌حل‌های مرسوم از پیشرفته‌ترین راه‌حل‌ها را برای رسیدگی به این چالش‌های اصلی ارائه می‌کنیم. ما برای اشاره به راه‌حل‌های غیرعصبی از اصطلاح «متعارف» استفاده می‌کنیم و بحث راه‌حل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق را به بخش بعد واگذار می‌کنیم.

۴-۱- چالش ۱: به موقع بودن

هر چه یک رویداد زودتر گزارش شود، ارزش خبری آن بیشتر می شود. با توجه به یادداشت های کاری چالش CLEF NEWSREEL (Brodt and Hopfgartner 2014)، یک توصیه خوب باید در یک بازه زمانی معین (۱۰۰ میلی ثانیه) به یک درخواست پاسخ دهد. برای ارائه توصیه‌هایی برای تعداد زیادی از مقالات خبری که در حوزه اخبار یافت می‌شوند، به پردازش سریع‌تر، بلادرنگ و محاسبات بسیار بیشتری نیاز دارد. محبوبیت، تازگی، روندها، منحصربه‌فرد بودن و تأخیر کم، ویژگی‌هایی هستند که باید برای ارائه پیشنهادات به موقع در NRS لحاظ شوند. راه‌حل‌ها چندین تکنیک مرسوم مورد استفاده در توصیه‌کنندگان عمومی برای رسیدگی به چالش به‌موقعیت در NRS به کار گرفته شده‌اند. در ادامه به این مدل ها پرداخته شده است.

۴-۱-۱- مدل های زوال زمان

الگوریتم‌های توصیه‌ای که برای دادن وزن بیشتر به موارد اخیر با حساسیت به زمان طراحی شده‌اند، مدل‌های زوال زمان نامیده می‌شوند (دینگ و لی ۲۰۰۵؛ شیا و همکاران ۲۰۱۰). اصطلاح « زوال زمان» به کاهش ارزش داده ها در طول زمان اشاره دارد. برای اینکه بتوانیم اثر زوال زمانی اقلام خبری را تطبیق دهیم، ایجاد یک مدل ترجیحی کوتاه مدت موثر که بتواند اخبار اخیر را برای خوانندگان پیش بینی کند، مهم است. یک مدل ساده و رایج کاهش زمان، استفاده از پنجره های کشویی/تایمینگ است. یک پنجره زمان‌بندی در یک مدل زوال زمانی فقط اخبار اخیر یا داده‌های رتبه‌بندی را در نظر می‌گیرد، با داده‌های قدیمی‌تر که دور انداخته می‌شوند یا وزن کمتری دارند. گزارش های مختلفی در مورد اندازه و وزن پنجره های زمان بندی وجود دارد. برخی از نویسندگان (Fortuna et al. 2015; Okura et al. 2017; Sottocornola et al. 2018) بیان می کنند که پنجره های زمان بندی نباید اندازه ثابت (بزرگ یا کوچک) داشته باشند و باید تطبیق پذیر باشند. به طور کلی، یک پنجره زمان‌بندی بزرگ‌تر منجر به دریفت‌های مفهومی می‌شود (متغیرهای هدف با گذشت زمان مقادیر خود را تغییر می‌دهند) (Muralidhar et al. 2015; Sottocornola et al. 2018) و پنجره کوچک‌تر داده‌های کافی برای ایجاد یک مدل ترجیحی کوتاه‌مدت نخواهد داشت. (Sottocornola و همکاران ۲۰۱۸).

۴-۱-۲- راه حل های مبتنی بر نمودار

گروه دوم الگوریتم‌ها مبتنی بر نمودار هستند که فرآیند خواندن متوالی را در NRS مدل‌سازی می‌کنند. مدل های پیشنهادی مبتنی بر نمودار نشان دهنده رابطه بین کاربران و موارد با استفاده از پیوندها (وزن دار یا بدون وزن) هستند. این مدل‌ها همچنین برای پیش‌بینی اخبار بعدی با مدل‌سازی وابستگی‌های متوالی بر تعاملات کاربر-مورد استفاده می‌شوند. برخی از مدل‌های نماینده عبارتند از: (الف) درخت‌های زمینه که توصیه‌های خبری را بر اساس الگوهای مرور اخبار به خوانندگان ناشناس ارائه می‌دهند (گارسین و همکاران ۲۰۱۳؛ ماکسای و همکاران ۲۰۱۵)، (ب) نمودارهای مرور برای مدل‌سازی الگوهای متوالی از خوانندگان. تاریخ مصرف (Trevisiol et al. 2014)، و (ج) فرآیند تصمیم مارکوف که فرآیند خواندن متوالی را در NRS مدل می کند (Khattar et al. 2017). این مدل‌های سنتی راه‌حل‌های بصری برای مدل‌سازی وابستگی‌های متوالی در بین تعاملات کاربر-مورد هستند. با این حال، به دلیل افزایش تعداد حالت‌ها، این مدل‌ها ممکن است مانند حوزه اخبار، الگوهای پیچیده را از حجم زیادی از داده‌ها دریافت نکنند.

۴-۱-۳- راه حل های مبتنی بر محبوبیت

سومین گروه از مدل ها در NRS، مدل های مبتنی بر محبوبیت هستند. آنها بر اساس محبوبیت اخبار از نظر نرخ کلیک یا پیوندهای اجتماعی در سایت های شبکه های اجتماعی هستند. یک روش سنتی برای گنجاندن محبوبیت در NRS این است که به سادگی تعداد کل بازدیدها از مقالات خبری را شمارش کنیم (دویچف و همکاران ۲۰۱۵). با این حال، محاسبه محبوبیت بر اساس مقالات N بالا مستعد تقویت (سوگیری محبوبیت یا سوگیری زمانی) است، که با انتخاب منحصراً مقاله‌های N برتر در حالی که مقاله (های) نامزد خوب (N + 1) نادیده گرفته می‌شود. در این مورد، برخی از مقالات خوب به طور غیرمنصفانه در طول برش سخت جریمه می شوند، علیرغم این واقعیت که تفاوت بین این مقالات و توصیه های top-N ناچیز است. اگر توصیه‌هایی به‌طور احتمالی با حلقه‌های بازخوردی که در آن احتمال انتخاب مقاله متناسب با محبوبیت فعلی (تعداد) آن باشد، ایجاد شود، می‌توان این موضوع را کاهش داد (پراویش و پادمانابهان

۲۰۱۲). داستان های خبری را نیز می توان بر اساس محبوبیت آنها در سایت های میکروبلاگینگ محبوب مانند توییتر رتبه بندی کرد (Jonnalageda et al. 2016). در برخی از NRS، از روندها برای تعیین میزان محبوبیت اخبار استفاده می شود (چاکرابورتی و همکاران ۲۰۱۹). اگرچه پیاده‌سازی مدل‌های مبتنی بر محبوبیت آسان است، اما تضمین نمی‌کند که همه اخبار محبوب معتبر و واقعاً محبوب باشند. بر اساس گزارشی که توسط nbcnews منتشر شده است، خبرهای نادرست پانوشت ۲۵ از محبوبیت بیشتری برخوردار هستند و احتمال بازتوئیت آنها ۷۰ درصد بیشتر از داستان های واقعی است. به طور کلی، مدل‌های به موقع بودن سنتی ممکن است در توانایی آنها برای رسیدگی به رفتارهای کاربر پویا در یک NRS محدود باشد.

۴-۲- چالش ۲: مدل سازی کاربر

به طور معمول، ترجیحات کاربران به دو روش مدل‌سازی می‌شوند: بازخورد صریح و بازخورد ضمنی (Knijnenburg و همکاران ۲۰۱۲). داده‌های بازخورد صریح قابل اندازه‌گیری هستند، به عنوان مثال، رتبه‌بندی فیلم‌ها توسط کاربران در Netflix یا محصولات در آمازون یا اخبار در Flipboard. اغلب در NRS، این اتفاق می افتد که کاربر ممکن است کل مقاله خبری را بخواند اما به صراحت رتبه بندی را مشخص نمی کند. در این مورد، ما بازخوردهای ضمنی را در نظر می گیریم که به عنوان یک پروکسی برای علاقه کاربر عمل می کنند. نمونه هایی از داده های بازخورد ضمنی شامل کلیک روی پیوندها، سابقه مرور، زمان صرف شده برای مطالعه و درصد (۵٪، ۵۰٪ یا ۷۵٪) از پیمایش یک خبر است. در یک NRS، ما باید چندین جنبه از مدل‌سازی کاربر را در نظر بگیریم، مانند خوانندگان اخبار ناشناس، اطلاعات پروفایل برای کاربران ثبت‌شده، مصرف غیرفعال اخبار، بازخوردهای ضمنی منفی و مرتبط بودن مقاصد خوانندگان. در ادامه راه‌حل‌های مقالات گذشته را مرور کرده تا تکنیک‌های مختلف مدل‌سازی کاربر مورد استفاده در NRS را بیابیم.

۴-۲-۱- مدل سازی کلیشه ای کاربر

اولین رویکرد، مدل سازی کلیشه ای کاربر است. در این رویکرد، یک کاربر به کلاسی از کاربران اختصاص داده می‌شود و پیش‌بینی‌های مربوط به ترجیحات کاربران از اطلاعات قبلی در مورد کلاس استنتاج می‌شود. زمانی که دانش پیش زمینه کاملی در مورد یک کاربر نداریم، می توانیم از این تکنیک مدل سازی استفاده کنیم. کلیشه های شناخته شده در NRS بر اساس موقعیت جغرافیایی (Asikin and Wörndl 2014؛ Garrido et al. 2015; Robindro et al. 2017) و عادات کاربران (Constantinides و Dowell 2018) است. اگرچه کلیشه‌سازی به کاربران اجازه می‌دهد تا در گروه‌های مختلف طبقه‌بندی شوند، دو مشکل در مورد کلیشه‌سازی در NRS وجود دارد: (الف) راهی برای یادگیری یک کلیشه کاملاً جدید وجود ندارد، و (ب) کلیشه‌سازی بیش از حد ممکن است منجر به جدا شدن گروه‌های کاربری یا فیلتر شود.

۴-۲-۲- مدل سازی کاربر مبتنی بر ویژگی

رویکرد دوم مدلسازی کاربر مبتنی بر ویژگی است. محتوای یک مقاله خبری معمولاً از ویژگی هایی مانند دسته ها، سرفصل ها، منابع و موضوعات تشکیل شده است. این ویژگی ها با استفاده از روش های نمایش متن آماری مانند کیسه کلمات (BoW)، TFIDF، Hashing و Word2vec استخراج می شوند. اگر محتوای یک خبر مشابه چیزی باشد که کاربر قبلا خوانده است، به کاربر توصیه می شود. محدودیت کلی این روش‌های سنتی این است که در هنگام ارائه توصیه‌های خبری، معنایی (معنا در متن) و زمینه‌ها (موقعیتی که خواننده با خبر تعامل می‌کند) را در نظر نمی‌گیرند. نمایه علاقه کاربر معمولاً شامل علایق بلندمدتی است که می‌تواند از کلیدواژه‌های استخراج‌شده از خوانش‌های قبلی کاربر (Oh et al. 2014) یا از اطلاعات بازخورد ضمنی او (Muralidhar et al. 2015) استخراج شود. از آنجا که ترجیحات کاربران در یک حوزه خبری کاملاً بی ثبات است و بسیاری از کاربران ناشناس هستند، داشتن اطلاعات پروفایل کامل با استفاده از این روش های آماری دشوار است. این روش‌های سنتی همچنین محدود می‌شوند تا وابستگی‌های مرتب‌شده زمانی را در اولویت‌های خوانندگان ثبت کنند.

۴-۲-۳- فیلتر مشارکتی

مدل سازی کاربر بر اساس تعاملات کاربران، به عنوان مثال، رویکرد فیلتر مشترک، برای ارائه توصیه ها نیازی به تجزیه و تحلیل ویژگی های آیتم ندارد. این روش ها علایق کاربران مشابه را جمع آوری کرده و آنها را به عنوان تاریخچه ذخیره می کنند. با این حال، اگر تمایز زمانی در تنظیمات برگزیده کاربر حفظ نشود، یک NRS ممکن است نتواند به طور موثر مقاله خبری بعدی را بر اساس ترجیحات کاربر مشابه پیش بینی کند. این امر مستلزم آن است که NRS توالی زمانی رفتارهای کاربر را در رویکرد سنتی CF بگنجاند (Xiao et al. 2015; Khattar et al. 2017; Raza and Ding 2019).

۴-۲-۴- مدل سازی کاربر مبتنی بر دانش

رویکرد مدل‌سازی کاربر مبتنی بر دانش اغلب برای اعمال معناشناسی (خطار و همکاران ۲۰۱۷)، هستی‌شناسی‌ها (آگاروال و همکاران ۲۰۱۳) یا سایر زمینه‌ها (موقعیتی که کاربر در حال حاضر در آن قرار دارد) برای مدل‌سازی ترجیحات کاربران استفاده می‌شود (وانگ و همکاران ۲۰۱۸b). در تعداد کمی از NRS، هستی شناسی های OWL بر اساس استانداردهای IPTCFootnote 26 (شورای ارتباطات بین المللی مطبوعات) (Agarwal et al. 2013) و پایگاه های دانش رایگان مانند Wikipedia یا Microsoft Satori (Wang et al. 2018a) برای ساخت پروفایل های محتوای غنی استفاده می شود. این مدل ها امکان استفاده مجدد از دانش دامنه را فراهم می کنند، اما ایجاد یک پایگاه دانش جدید ممکن است گران باشد.

۴-۲-۵- مدل سازی کاربر مبتنی بر میکروبلاگینگ

مدل‌سازی کاربر میکروبلاگینگ از پلتفرم‌های رسانه‌های اجتماعی (مانند توییتر) برای مدل‌سازی ترجیحات کاربران و ارائه خدمات خبری شخصی‌شده و پرطرفدار به آن‌ها استفاده می‌کند. نمونه‌های متعددی در ادبیات وجود دارد که نمایه‌های علاقه کاربران از میکروبلاگ‌ها استنباط شده است (De Francisci Morales et al. 2012؛ Jonnalagedda et al. 2016 ;Gu et al. 2014). اگرچه میکروبلاگینگ داده های تعاملی غنی با کاربر را فراهم می کند، اقدامات بیشتری برای ارزیابی کیفیت چنین محتوایی مورد نیاز است (Kang et al. 2015). برای مثال، ارتباطات و بحث‌ها در میکروبلاگ‌ها در مقایسه با داستان‌های خبری تنظیم‌شده معمولاً چندان قابل اعتماد نیستند (Kang et al. 2015; Cucchiarelli et al. 2018). به طور کلی، روش های سنتی برای مدل سازی کاربر در NRS چندان موفق نیستند. در NRS، مدل‌سازی کاربر نه تنها باید تاریخچه کاربران، بلکه علایق کوتاه‌مدت، فصلی، متنوع و متوالی آن‌ها را نیز شامل شود.

۴-۳- چالش ۳: کنترل کیفیت محتوای اخبار

در حالی که اکثر رسانه های خبری در حال حرکت آنلاین هستند، مشکل اولیه برای جامعه پژوهشی این بود که چگونه حجم عظیمی از اطلاعات بدون ساختار را به طور کارآمد مدیریت و ارزیابی کنند (اکثر اخبار اینترنتی در قالب متنی هستند) در زمان واقعی. فناوری داده های بزرگ (مانند Spark، Hadoop و فناوری ابر) تا حدی مشکل کارایی و مقیاس پذیری را حل کرده است، در حالی که آخرین پیشرفت در زمینه NLP (به عنوان مثال، مدل های مبتنی بر تعبیه و یادگیری عمیق) تا حدی مشکل مهندسی ویژگی را حل کرده است. چالش جدید و حل نشده، کنترل کیفیت محتوای اخبار است. محققان علوم اجتماعی معمولاً دو نوع تحلیل محتوا را در حوزه خبری انجام می دهند: کمی و کیفی (هامبورگ و همکاران ۲۰۱۹). برای ارزیابی کیفیت محتوای خبری، تحلیل کیفی معمولاً به آزمون استاندارد طلایی (تفسیر انسانی) نیاز دارد که کاری زمان‌بر است. تجزیه و تحلیل کمی فراوانی کلمات یا عبارات خاص را در مقالات خبری و همچنین سایر ویژگی های آماری اخبار، مانند تعداد مقالات منتشر شده در یک موضوع خبری، تعداد کلمات در هر مطلب، قرار گرفتن خبر در یک خبر را تعیین می کند. وب سایت و غیره در مقایسه با علوم اجتماعی، کنترل کیفیت حوزه خبر یک موضوع تحقیقاتی جدید و کم مطالعه در علوم کامپیوتر است. مسائل مربوط به کیفیت محتوا در پژوهش محدود را می توان به موارد زیر خلاصه کرد: تکراری بودن، نبود معنایی، هرزنامه و سوگیری در اخبار. تکرار محتوای مشابه در چندین مکان (URL) از منابع خبری مختلف ظاهر می شود (Doychev و همکاران ۲۰۱۵؛ Okura و همکاران ۲۰۱۷؛ Robindro و همکاران ۲۰۱۷). این می تواند بر رتبه بندی مقالات خبری تأثیر بگذارد و احتمالاً خوانندگان را با توصیه های مکرر خسته می کند. فقدان معنایی اصطلاحات و اصطلاحات عامیانه چندگانه با

معنایی گمشده اغلب در داستان های خبری یافت می شود (Mohallick and Özgöbek 2017). تفسیر آنها با استفاده از کتابخانه های موجود NLP دشوار است. هرزنامه کلیک (عناوین اخبار جذاب) برای فریب خوانندگان اخبار استفاده می شود تا آنها به شدت روی سایت های خبری کلیک کنند (چاکرابورتی و همکاران ۲۰۱۶). استخراج معانی پنهان از طعمه کلیکی که برای دستکاری خوانندگان استفاده می شود دشوار است. حتی زمانی که این معناشناسی گرفته می‌شود، تاکتیک‌های تکنیک‌های ارسال هرزنامه ممکن است بعداً اصلاح شوند. سوگیری ها سبکی که داستان های خبری در آن نوشته می شود و لحن ارائه آنها منعکس کننده سوگیری های ناشران، نویسندگان و گروه رسانه ای است (کانگ و همکاران ۲۰۱۵). سوگیری فراحزبی (سوگیری ناشران) یکی از موضوعات مهم در اخبار امروز است.

۵- مدل های یادگیری عمیق برای سیستم های توصیه کننده اخبار

در این بخش، راه‌حل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق (DL) را پوشش می‌دهیم که در سال‌های اخیر به طور گسترده در تحقیقات NRS استفاده شده‌اند. بسیاری از چالش‌هایی که یک NRS با آن مواجه است، با استفاده از این مدل‌های DL برطرف می‌شوند. این روش‌ها مدل‌های کاربر را به روش‌های متفاوتی نسبت به مدل‌های توصیه سنتی می‌سازند و با به‌موقع بودن و سایر مسائل مربوط به NRS به روشی پیشرفته‌تر سروکار دارند. مزایای خاصی از DL وجود دارد که آن را به یک رویکرد ارجح در NRS نسبت به برخی راه حل های مرسوم تبدیل می کند که در زیر مورد بحث قرار می گیرد.

اولین مزیت DL قدرت آن در هنگام برخورد با توصیه های مبتنی بر محتوا است. برای یک روش معمولی CBF برای مدیریت حجم عظیمی از داده ها که چندوجهی نیز هستند (متن/صوت/تصویری) اجتناب ناپذیر است. به عنوان مثال، هنگام برخورد با داده‌های متنی (داستان خبری، بررسی، نظرات، توییت‌ها و غیره)، تصاویر یا ویدیوها، روش‌های عصبی عمیق مانند CNN/RNNs (An et al. 2019) یا مدل‌های زبانی مانند BERT (Devlin et. al. 2018) در وظایف یادگیری بازنمایی (آموزش ویژگی) ضروری هستند.

دومین مزیت مهم DL توانایی آن در یادگیری تعاملات متعدد بین کاربران و موارد است. NRS مبتنی بر DL (de Souza Pereira Moreira 2018) همچنین دستاوردهای عملکردی کافی را نسبت به روش‌های سنتی CF (Xiao et al. 2015) در یادگیری تعاملات کاربر و آیتم غنی از داده‌های خبری نشان می‌دهد.

سومین نقطه قوت DL در مدل سازی متوالی است. کار مدل‌سازی متوالی یک رویکرد مهم برای استخراج پویایی‌های زمانی (تغییر رفتار کاربر در طول زمان) و وظایف توصیه‌های خبری مبتنی بر جلسه است. در مقایسه با این، CBF یا CF سنتی اغلب بر روی مجموعه داده های ایستا ساخته می شوند، جایی که هیچ در نظر گرفتن فاکتورهای زمانی یا ترتیبی وجود ندارد.

چهارمین نقطه قوت روش‌های DL در برخورد با مسائل شروع سرد و پراکندگی داده‌های روش‌های پیشنهادی مرسوم است. مشکل شروع سرد و پراکندگی داده در NRS معمولی نتیجه اطلاعات ناکافی رتبه بندی است. DL می‌تواند ویژگی‌های مفیدی را از اخبار و داده‌های کاربر استخراج تا تخمین پروفایل کاربر و آیتم را بهبود می‌بخشد و در نتیجه دقت توصیه‌ها را بهبود می‌بخشد. در مرحله بعد، مدل‌های مبتنی بر DL را برای توصیه‌های خبری مورد بحث قرار می‌دهیم.

۵-۱- پرسپترون چند لایه (MLP)

MLP یک شبکه عصبی پیشخور است که در آن چندین لایه پنهان بین لایه ورودی و خروجی وجود دارد. در یک سیستم توصیه‌گر، MLP می‌تواند برای اضافه کردن تبدیل‌های غیرخطی در بالای یک MF معمولی، برای یادگیری تعاملات کاربر و آیتم غنی استفاده شود. به عنوان مثال، NCF (He et al. 2017) از غیر خطی بودن MLP برای یادگیری تعاملات کاربر و آیتم در مدل CF استفاده می کند. MLP همچنین در چند NRS (Song et al. 2016; Yu et al. 2018) برای یادگیری بازنمایی های مفید از داده ها استفاده می شود. به طور کلی، MLP یک مدل ساده و کارآمد است که برای ایجاد پسوندهای عصبی مدل‌های مبتنی بر MF استفاده می‌شود.

۵-۲- رمزگذار خودکار (AE)

AE یک شبکه عصبی است که یاد می گیرد ورودی خود را به صورت بدون نظارت در خروجی کپی کند. دارای یک لایه داخلی (پنهان) است که کدی را برای نمایش ورودی توصیف می کند و از دو جزء اصلی تشکیل شده است: یک رمزگذار برای نگاشت ورودی به کد و یک

رمزگشا برای نگاشت کد برای بازسازی ورودی. در یک سیستم توصیه‌گر، AE و انواع آن اغلب برای یادگیری الگوهای پنهان برای بازسازی رتبه‌بندی کاربران از تعاملات تاریخی آنها استفاده می‌شود (Wu et al. 2016). روش‌های AE همچنین برای فشرده‌سازی یک مجموعه داده در یک زیرفضای ویژگی با ابعاد پایین‌تر و در عین حال حفظ بیشتر اطلاعات مرتبط استفاده می‌شوند. رمزگذارهای خودکار حذف نویز (نوعی AE) در NRS برای ایجاد بازنمایی مقاله های خبری استفاده می شود (Okura et al. 2017). در NRS دیگری (Cao et al. 2017، AE انباشته شده برای استخراج ویژگی های ابعاد پایین از یک ماتریس رتبه بندی پراکنده استفاده می شود. به طور کلی، AE در یادگیری بازنمایی های مفید از داده های خبری (محتوای اخبار و بازخورد کاربر) در یک فضای کم بعدی موثر است.

۵-۳- شبکه عصبی پیچشی (CNN)

CNN یک شبکه عصبی پیشخور با لایه‌های کانولوشن و عملیات ادغام است و موفقیت زیادی در زمینه بینایی رایانه به‌ویژه برای تشخیص خودکار در پزشکی به دست آورده است (Göçeri 2020a, b). یک CNN معمولاً دارای دو مجموعه لایه است: (۱) لایه‌های پیچشی برای تولید ویژگی‌های محلی از داده‌ها. و (ii) ادغام (یا نمونه‌برداری فرعی) لایه‌ها برای انتخاب فقط ویژگی‌های محلی نماینده (یعنی ویژگی‌هایی با بالاترین امتیاز از طریق توابع فعال‌سازی) از لایه قبلی (پیچیدگی). در مقایسه با شبکه های MLP، CNN ها پارامترهای کمتری دارند و سریعتر عمل می کنند (He et al. 2018).

یک CNN می‌تواند ویژگی‌های مفیدی را از داده‌های خبری با استفاده از عملیات کانولوشن (همچنین به عنوان هسته یا فیلتر) در سطوح مختلف دانه‌بندی استخراج کند، بنابراین نیاز به مهندسی ویژگی‌های دستی را از بین می‌برد (Yu et al. 2018). آنها اغلب برای استخراج ویژگی‌های متن محلی از سرفصل‌های خبری (وانگ و همکاران ۲۰۱۸a؛ An et al. 2019؛ Wu et al. 2019a) یا از کل سازمان‌های خبری (Zhu et al. 2019) استفاده می‌شوند. دانش به‌دست‌آمده از این بازنمایی‌های خبری سپس برای ارائه توصیه‌هایی با محاسبه شباهت بین نامزد و اخبار کلیک‌شده استفاده می‌شود (وانگ و همکاران ۲۰۱۸a؛ ژو و همکاران ۲۰۱۹). به طور کلی، CNN ها روش های مفیدی برای نمایش ویژگی های چندوجهی (متن، صوتی، تصویری) از داده های خبری هستند.

۵-۴- شبکه عصبی بازگشتی (RNN)

مدل‌های RNN برای مدل‌سازی داده‌های دنباله‌ای با طول متغیر استفاده می‌شوند. در یک سیستم توصیه‌گر، RNNها اغلب برای مدل‌سازی وابستگی‌های متوالی در داده‌های رتبه‌بندی و برای وظایف توصیه‌محور مبتنی بر جلسه استفاده می‌شوند (Hidasi et al. 2016). دو نوع شناخته شده RNN ها حافظه کوتاه مدت بلند مدت (LSTM) و واحد بازگشتی دردار (GRU) هستند. تفاوت اصلی بین این دو این است که GRU مانند LSTM به واحدهای حافظه نیاز ندارد، بنابراین، GRUها سریعتر برای آموزش هستند. با این حال، یادگیری دنباله های طولانی تر با LSTM آسان تر است. GRU ها در چند NRS برای یادگیری ترجیحات کوتاه مدت کاربران از تاریخچه تعامل استفاده شده است (Okura et al. 2017; An et al. 2019; Zhang et al. 2019). نتایج بهبود قابل توجهی را نسبت به مدل‌های زمانی سنتی، با عملکرد اندکی بهتر GRUها نسبت به LSTM نشان داد (Okura et al. 2017). سونگ و همکاران (Song et al. 2016) پیشنهاد می کنند ترجیحات کوتاه مدت کاربر را با استفاده از LSTM یک طرفه یاد بگیرند (Song et al. 2016). LSTM یک طرفه فقط اطلاعات گذشته را حفظ می کند. بهبود نسبت به LSTM یک طرفه با جایگزینی آن با LSTM دو طرفه در NRS دیگری انجام می شود (Kumar et al. 2017). LSTM دو طرفه توالی ورودی کاربر را به دو صورت اجرا می کند، یکی از گذشته به آینده (گذر به جلو) و دیگری از آینده به گذشته (گذر به عقب). در چند NRS اخیر (de Souza Pereira Moreira 2018؛ An et al. 2019; Wu et al.) ، GRU ها با موفقیت برای یادگیری ترجیحات کوتاه مدت کاربران استفاده می شوند. برخی از NRS (Zhu و همکاران ۲۰۱۹) نیز از شبکه‌های LSTM برای شناسایی ترجیحات کاربران در بازه‌های زمانی کوتاه‌تر استفاده می‌کنند. یک NRS (Wu et al. 2019a) همچنین توجه عصبی (Vaswani et al. 2017) را بر روی هر حالت RNN اضافه می کند تا ویژگی های متوالی غنی را در طول زمان های مختلف کلیک دریافت کند. به طور کلی، RNN ها برای مدل سازی وظایف توصیه مبتنی بر جلسه و مبتنی بر توالی مفید هستند. این مدل‌ها همچنین می‌توانند برای ترکیب اطلاعات اضافی مرتبط با اخبار در طول مراحل مختلف زمانی مورد استفاده قرار گیرند (An et al. 2019).

۵-۵- توجه عصبی

توجه عصبی (واسوانی و همکاران ۲۰۱۷) مبتنی بر این ایده است که یک مدل هنگام پردازش حجم عظیمی از اطلاعات به بخش خاصی توجه می کند. توجه عصبی در انواع کاربردهای یادگیری ماشینی، از جمله مدل‌سازی زبان، شرح تصاویر و طبقه‌بندی متن، موفقیت چشمگیری کسب کرده است. مکانیسم توجه نیز در سیستم‌های توصیه‌گر برای فیلتر کردن محتوای پر سر و صدا و انتخاب نماینده‌ترین آیتم‌ها استفاده می‌شود.

در برخی از NRS (Wang et al. 2018a; An et al. 2019; Wu et al. 2019a) ، توجه در سطح کلمه برای یادگیری کلمات آموزنده از محتوای اخبار استفاده می شود. این توجه همچنین در سطح اخبار برای مدل‌سازی آموزنده بودن انواع مختلف اطلاعات خبری برای یادگیری بازنمایی‌های مفید خبری اعمال می‌شود (Wu et al. 2019b). به عنوان مثال، اگر عنوان خبر مهمتر از سایر خبرها (متن خبر، موضوع، طبقه بندی) باشد، باید بیشتر سنجیده شود. از آنجا که آموزنده بودن کلمات و اخبار یکسان ممکن است در بین کاربران متفاوت باشد، ایده شبکه توجه شخصی شده در NRS دیگری اعمال می شود (Wu et al. 2019a). شبکه توجه شخصی از جاسازی اطلاعات کاربر به عنوان بردار پرس و جو شبکه های توجه کلمه و خبر استفاده می کند. و بر اساس ترجیحات کاربر به کلمات و اخبار مهم به روش های مختلف توجه می کند. مکانیسم توجه برای یادگیری اخبار و بازنمایی های کاربر از شبکه های عصبی مفید است و ستون فقرات مدل های ترانسفورماتور است (Devlin et al. 2018).

۵-۶- شبکه عصبی گراف (GNN)

اخیراً مدل‌های GNN (Scarselli و همکاران ۲۰۰۸) در حوزه‌های مختلف از جمله شبکه‌های اجتماعی، سیستم‌های توصیه، موتورهای جستجو و موارد مرتبط محبوبیت فزاینده‌ای به دست آورده‌اند. GNN نوعی شبکه عصبی است که مستقیماً بر روی ساختار گراف عمل می کند. در اصل، هر گره در نمودار به یک برچسب مرتبط است و وظیفه آن پیش بینی برچسب است. GNN ها برای کارهای طبقه بندی مانند طبقه بندی متن، دنباله های برچسب گذاری، ترجمه ماشینی و کارهای پیش بینی استفاده می شوند. GNN ها برای وظایف توصیه در چند NRS اخیر استفاده می شوند (Wu et al. 2019c؛ Lee et al. 2020; Sheu and Li 2020; Yang et al. 2020; Ge et al. 2020). GNewsRec (Ge et al. 2020) یک سیستم توصیه خبری مبتنی بر GNN است که یک نمودار خواننده-اخبار-موضوع می سازد تا جاسازی ها را از ویژگی های اخبار و کلیک های خواننده یاد بگیرد. سپس هر دو نمایش (اخبار و خواننده) برای تعیین احتمال کلیک بر روی اخبار کاندید مورد استفاده قرار می گیرند. به طور کلی، GNN ها مدل‌های امیدوارکننده‌ای هستند که در صورت جفت شدن با مکانیسم توجه، نتایج برجسته‌ای را به همراه دارند (Wu et al. 2020c).

۵-۷- مبدل ها

مدل ترانسفورماتور، معرفی شده در مقاله توجه عصبی (واسوانی و همکاران ۲۰۱۷)، به عملکرد پیشرفته‌ای در وظایف NLP دست یافته است. ترانسفورماتورها برای مدیریت داده های متوالی به روشی مشابه RNN در نظر گرفته شده اند. با این حال، بر خلاف RNN ها، ترانسفورماتورها نیازی به پردازش داده های متوالی به ترتیب (یکی پس از دیگری) ندارند. در عوض، ترانسفورماتورها داده های متوالی را به صورت موازی پردازش می کنند. هسته اصلی ترانسفورماتور لایه خود توجهی است. توجه به خود به دنباله ورودی نگاه می کند و در هر مرحله تصمیم می گیرد که کدام قسمت های دیگر دنباله مهم هستند. ایده Transformers از یادگیری انتقالی گرفته شده است، جایی که یک مدل زبان بزرگ معمولاً بر روی میلیاردها کلمه آموزش داده می شود و دانش از مدل بزرگ به وظایف مشابه NLP کوچکتر منتقل می شود. به عنوان مثال، مدل Google BERT (Devlin et al. 2018) روی مجموعه بزرگی از متن بدون برچسب شامل کل ویکی‌پدیا و مجموعه کتاب تورنتو از قبل آموزش داده شده است، و برای آموزش مدل‌های دیگر در وظایف NLP پایین‌دستی استفاده می‌شود. انجام پیش بینی های بهتر مدل های معروف ترانسفورماتور BERT، BART، ALBERT، GPT-2، RoBERTa و سایر موارد ذکر شده در اینجا هستند. BERT خود توجهی عمیق دو سویه برای مدلسازی توالی در رفتار کاربر برای کار پیش بینی کلیک در یک سیستم توصیه گر استفاده می شود (سان و همکاران ۲۰۱۹). یک NRS اخیر (وو و همکاران ۲۰۲۱) بر اساس همین ایده برای استفاده از BERT برای وظیفه توصیه های خبری ساخته شده است.

۵-۸- یادگیری تقویتی (RL)

روش‌های RL عمیق مبتنی بر الگوی آزمون و خطا هستند و عملکرد در سطح انسانی را در حوزه‌های مختلف مانند بازی‌ها، روباتیک، امور مالی و حتی توصیه‌کنندگان نشان داده‌اند .(Francois-Lavet et al. 2018) RL از پنج مؤلفه (عامل ها، محیط ها، حالت ها، اقدامات و پاداش ها) برای به دست آوردن دانش از داده های خام تشکیل شده است. Deep Q-Learning (DQN) یک استراتژی RL است که با توجه به وضعیت فعلی، به یافتن حداکثر پاداش مورد انتظار آینده یک عمل کمک می کند. ساختار DQN در NRS (ژنگ و همکاران ۲۰۱۸) برای مدل‌سازی پویایی ترجیحات کاربران و محتوای خبری استفاده شده است. همچنین می توان از مدل های RL برای تعریف بهترین توالی تصمیمات از طریق تعامل با محیط خبری و مشاهده پاداش ها (کلیک ها) استفاده کرد.

۵-۹- خلاصه ای از مدل های یادگیری عمیق

روش‌های DL در ساخت NRS بسیار موفق بوده و به نظر می‌رسد پتانسیل بالایی برای استفاده بیشتر در آینده دارند. با وجود موفقیت این روش ها، یک محدودیت ذکر شده است. این است که تحقیقات فعلی NRS (شامل مدل‌های مبتنی بر DL) بیش از حد بر دقت مدل‌ها تمرکز می‌کنند تا توصیه‌هایی به کاربران ارائه کنند. جنبه‌های فراتر از دقت، مانند تازگی، شادابی، تنوع و یک مدل کاربری ترکیبی در این رویکردها چندان پوشش داده نمی‌شوند. مدل سازی کاربر گسترده ترین چالش در NRS مبتنی بر DL است. چالش به موقع بودن نیز در این مدل ها مطرح شده است. معمولاً از وظایف توصیه‌های مبتنی بر جلسات برای مدل‌سازی به موقع بودن ترجیحات کوتاه‌مدت کاربران استفاده می‌شود. این جلسات به ترتیب زمانی رویدادهای کلیک بر روی آیتم ها یا زمان انتشار اخبار ایجاد می شوند. کار چندانی از نظر پرداختن به چالش کیفیت محتوا در این روش ها دیده نمی شود. در میان تمام روش‌های DL، CNN و RNN انتخاب‌های محبوبی برای ارائه مقاله و کاربر هستند. مکانیسم توجه را می توان در جدیدترین مقالات DL یافت. GNN ها (با اضافه شدن توجه) و ترانسفورماتورها (عمدتاً بر اساس توجه عصبی) نیز در برخی از مقالات اخیر استفاده شده اند. میزان دقت و پروتکل آفلاین همچنان روش‌های رایج ارزیابی مورد استفاده در NRS مبتنی بر DL هستند.

۶- تأثیر الگوریتم های توصیه اخبار بر رفتار خوانندگان

سازمان‌های خبری مانند بی‌بی‌سی، نیویورک تایمز، گاردین و غیره، سخت کار کرده‌اند تا اخبار شخصی‌سازی‌شده‌تری را از طریق وب‌سایت‌ها و برنامه‌های خود به خوانندگان ارائه دهند. این توصیه‌ها بر اساس اولویت‌های خوانندگان بر اساس موضوعات مورد علاقه که در نمایه‌های خود نشان داده‌اند یا در برخی موارد، محتوایی که اخیراً مصرف کرده‌اند، تنظیم می‌شوند. این یک موفقیت بزرگ است که به خوانندگان هر چیزی که واقعاً منعکس کننده علاقه آنها باشد ارائه دهیم. با این حال، تکیه بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مانند سیستم‌های توصیه‌گر، بدون خطر نیست. تصور می‌شود که آنها تأثیر منفی بر تولید اخبار (اخبار جعلی، اخبار اغراق‌آمیز، نژادپرستی، آزار و اذیت، کلیشه‌ها و غیره)، روان‌شناسی خوانندگان، رفتارهای مصرفی و تجربیات کلی کاربر با NRS دارند. اگرچه این تأثیرات منفی در ادبیات علوم رایانه به رسمیت شناخته شده است، تنها مقدار محدودی کار وجود دارد (Nguyen et al. 2014; Allcott and Gentzkow 2017; Möller et al. 2018; Helberger 2019) که به طور خلاصه به این موضوع می پردازد (پست اثرات الگوریتمی توصیه های خبری بر رفتار خوانندگان). این موضوع به طور گسترده در رشته‌های دیگر مانند علوم اطلاعات و ارتباطات جمعی مورد بحث قرار گرفته است، جایی که آنها توسعه‌دهندگان الگوریتم توصیه‌های خبری را به دلیل انتخاب‌های طراحی ضعیف سرزنش می‌کنند. تولد رسانه‌های اجتماعی، اخبار جعلی، و گروه‌های رسانه‌های سیاسی قطبی شده به دلیل تأثیرات توصیه‌های خبری بر رفتارهای کاربران مقصر شناخته شده‌اند (Allcott and Gentzkow 2017). برخی از نویسندگان (Beam 2014؛ Quattrociocchi et al. 2016؛ Anspach 2017) دخالت رسانه های اجتماعی در رسانه های خبری را تهدیدی برای دموکراسی می دانند. به عنوان مثال، Quattrociocchi و همکاران. (۲۰۱۶) مطالعه ای بر روی داده های تعامل کاربر گروه فیس بوک انجام داد تا مشخص کند که آیا اتاق های اکو در رسانه های اجتماعی وجود دارد یا خیر. طبق یافته‌های آنها، کاربران شبکه‌های اجتماعی اتاق‌های پژواک هم‌فکری را در مورد مسائل خاص ایجاد می‌کنند و قرار گرفتن در معرض رفتارهای ضد نگرش را محدود می‌کنند. طبق یافته‌های ما، این موضوع در رشته‌های مختلف از جمله علوم کامپیوتر، روزنامه‌نگاری، علوم سیاسی و اقتصاد دارای ارتباط اجتماعی بالایی است. ما برخی از آمارها را از گزارش‌های Pew

Research CenterFootnote 28 جمع‌آوری کردیم که بررسی‌های گسترده‌ای را در مورد این مسائل انجام داد. با دنبال کردن این مراحل، ما تأثیرات عمده بر رفتار کاربران را شناسایی می کنیم.

۶-۱- اثرات توصیه اخبار پس از الگوریتم

حباب فیلتر مربوط به انزوای فکری ناشی از جستجوهای شخصی یا الگوریتم‌ها برای فرض انتخابی اطلاعاتی است که فرد می‌خواهد ببیند (Pariser 2011). اتاق پژواک به یک حباب اطلاعاتی در اطراف کاربر اشاره دارد، جایی که کاربر فقط در معرض مقالاتی است که باورهای موجود او را تقویت می کند (Flaxman et al. 2016). قطبی‌سازی به دیدگاه‌های متفاوت در مورد سیاست (سیاست، مذهب، اعتقادات) به افراط‌های ایدئولوژیک اشاره دارد (داندکار و همکاران ۲۰۱۳). تعاملات مکرر بین افراد همفکر منجر به قطبی شدن می شود. تکه تکه شدن حوزه عمومی به تجزیه حوزه عمومی مشترک به عموم مردم کوچکتر اشاره دارد که در آن شهروندان در آن حوزه ها کمتر از مسائل بیرونی آگاه می شوند (Helberger 2019). انسان‌زدایی به کنترل قضاوت انسان از طریق مدل‌سازی پیش‌بینی‌کننده، بدون اینکه خوانندگان بدانند چگونه انجام می‌شود، اشاره دارد. همه تصمیمات انسانی توسط منطق مصنوعی ساخته شده است (Page et al. 2018). یکسان سازی مغرضانه به تعصبات در خوانندگان ناشی از الگوریتم ها اشاره دارد. کاربران شروع به پردازش اطلاعات جدید به شیوه ای مغرضانه می کنند، که در نهایت آنها را برای بررسی انتقادی شواهد نادرست تقویت می کند (داندکار و همکاران ۲۰۱۳). انکار رفتار ضد نگرشی رفتار ضد نگرشی به رفتاری گفته می‌شود که با دیدگاه‌های فرد همسو نیست، اما ارزش دارد و به عنوان سطح بالایی از مواجهه با دیدگاه‌های مختلف در نظر گرفته می‌شود. (پرتو ۲۰۱۴). انکار رفتار ضد نگرش موضوعی است که توسط حباب فیلتر یا محفظه های اکو ایجاد می شود. دروازه‌داری دیجیتال تقویت‌شده به انتخاب و استخراج همه اخبار از طریق دروازه‌های دیجیتال (توصیه‌کنندگان) بدون قضاوت انسانی اشاره دارد (Möller et al. 2018). Deep Fakes به رسانه‌هایی گفته می‌شود که توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاد می‌شوند که یک فرد را در یک تصویر/فیلم موجود می‌گیرند و با شخص دیگری جایگزین می‌کنند، برای مثال، پانوشت ۲۹ جعلی عمیق اعلامیه عمومی اوباما، و دونالد ترامپ که به طور غیررسمی صحبت می‌کند. دیپ فیک با استفاده از رسانه های اجتماعی ایجاد می شود که منجر به اخبار جعلی و سایر تئوری های توطئه شده است.

۶-۲- کاهش اثرات توصیه های خبری بر رفتار کاربر

ما راه حل های پیشرفته را برای کاهش اثرات الگوریتم های خبری بر رفتار خوانندگان بررسی کرده ایم. ابتدا راه حل های مقالات پیشرفته NRS را مورد بحث قرار می دهیم و سپس راه حل های دیگر را در بخش ۷ بحث می کنیم.

۶-۲-۱- قرار گرفتن در معرض انتخاب

تحقیقات مواجهه انتخابی از نظریه ناهماهنگی شناختی فستینگر (فستینگر ۱۹۶۲) گرفته شده است، رشته ای از روانشناسی که بیان می کند مردم ترجیح می دهند اطلاعاتی را ببینند که از آنها حمایت می کند.

دیدگاه های خود (هارت و همکاران ۲۰۰۹). بر اساس این نظریه، اطلاعات ناهماهنگ (اطلاعاتی که با نگرش کاربر مطابقت ندارد) باعث افزایش عدم اطمینان و ناراحتی در کاربر می شود. در نتیجه، کاربر ممکن است اطلاعاتی را بخواند که طرفدار نگرش است (مطابق با رفتار کاربر) و سعی کند از اطلاعات ضد نگرشی (در تضاد با دیدگاه های او) اجتناب کند. با این حال، تحقیقات تجربی (Brundidge 2010) در مواجهه انتخابی نشان می‌دهد که خوانندگان ممکن است بخواهند اخبار مختلف را انتخاب کرده و بخوانند تا برای اطلاعات موافق و مخالف نگرش به دست آورند.

به عنوان مثال، گرت (۲۰۰۹)، از طریق مطالعه کاربران نشان می دهد که در طول روزهای انتخابات، مردم تمایل دارند اخبار آنلاین در مورد نامزدهای مورد علاقه خود را جستجو کنند. علاوه بر این، همین شرکت کنندگان همچنین به جستجوی اخبار آنلاین برای نامزدهای مخالف پرداختند و دیدگاه های آنها را مطالعه کردند. این یافته با رفتار طرفدار نگرش کاربر در تضاد است.

Beam (۲۰۱۴) از طریق یک مطالعه کاربر نشان می دهد که در طول قرار گرفتن در معرض انتخابی، کاربران فقط اخباری را انتخاب می کنند که با ترجیحات خود مطابقت دارند. در حین انجام این کار، ممکن است اخباری به آنها ارائه شود که با باورهای خودشان در تضاد

باشد. در این صورت ممکن است همچنان بخواهند آنها را بخوانند تا بتوانند نظر خود را در مورد یک موضوع خاص شکل دهند. فلاکسمن و همکاران (۲۰۱۶) از این موضوع حمایت می کند و از طریق یک مطالعه کاربر در مقیاس بزرگ نشان می دهد که قرار گرفتن در معرض انتخابی در طول مصرف اخبار آنلاین، خوانندگان را در معرض اطلاعاتی قرار می دهد که همیشه با باورهای سیاسی آنها همخوانی ندارد.
گروه دیگری از محققان (فلکسمن و همکاران ۲۰۱۶؛ نیومن و همکاران ۲۰۱۸) معتقدند که کاربران رسانه های اجتماعی به احتمال زیاد با منابعی مواجه می شوند که معمولاً با آنها مواجه نمی شوند و آنها را در معرض دیدگاه های مخالف قرار می دهند. فلاکسمن و همکاران (۲۰۱۶) یک مطالعه کاربر انجام داده و تاریخچه وبگردی ۵۰۰۰۰ شهروند ایالات متحده را که به طور منظم اخبار آنلاین می خوانند، تجزیه و تحلیل می کند. نتایج نشان می دهد که استفاده از شبکه های اجتماعی و موتورهای جستجو، کاربران را در معرض اطلاعات ضد نگرش قرار می دهد. گزارش رویترز ۲۰۱۸ (نیومن و همکاران ۲۰۱۸) همچنین یک مطالعه کاربر را ارائه می دهد و تحقیقات قبلی را تأیید می کند که رسانه های اجتماعی در افزایش قرار گرفتن کاربران در معرض اخبار نقش دارند.
دندکار و همکاران (۲۰۱۳) از مدل گرافیکی نظرات DeGroot برای پرداختن به مشکل قطبی شدن در حوزه اخبار استفاده می کند، که در آن افراد نظرات خود را بر اساس میانگین وزنی نظرات فعلی خود و همسایگان خود به روز می کنند. هرلبرگر (۲۰۱۹) همچنین یک سیستم توصیه‌کننده دموکراتیک را پیشنهاد می‌کند که ترکیبی متنوع از توصیه‌های خبری را در اختیار خوانندگان اخبار قرار می‌دهد.
به طور کلی، تحقیقات بیشتری برای گنجاندن نوردهی انتخابی در طراحی یک NRS مورد نیاز است.

۶-۲-۲- الگوریتم های آگاه از تنوع

این الگوریتم‌ها تنوع را در مراحل مختلف فرآیند توصیه‌ها، مانند طی فرآیند رتبه‌بندی مجدد (پس از ایجاد توصیه‌ها) یا مرحله بهینه‌سازی (فرایند توصیه) در نظر می‌گیرند. یک الگوریتم توصیه معمولاً برای ترویج قرار گرفتن در معرض موارد نامطلوب (اقلام دم بلند) در طول فرآیند رتبه‌بندی مجدد برنامه‌ریزی می‌شود. در طول مرحله بهینه‌سازی، الگوریتم توصیه به گونه‌ای تنظیم می‌شود که تنوع، و همچنین هدف دقت (ساخت‌شده) در فرآیند توصیه گنجانده شود. موضوعات خبری، سبک‌های نوشتاری، برچسب‌ها، دیدگاه‌ها، زمینه‌ها و ایدئولوژی‌ها برخی از عواملی هستند که در NRS متنوع هستند (رزنیک و همکاران ۲۰۱۳؛ دی فرانزو و گلوریا-گارسیا ۲۰۱۷؛ مولر و همکاران ۲۰۱۸؛ هلبرگر ۲۰۱۹). مولر و همکاران (۲۰۱۸) همچنین پیشنهاد می کند که تنوع در NRS به عنوان یک عملکرد دموکراتیک قابل شناسایی در مقالات خبری، موضوعات، لحن ها، سبک های نوشتاری و محتوای سیاسی گنجانده شود.
در NRS قبلی (رائو و همکاران ۲۰۱۳)، فهرست توصیه‌های اخبار با استفاده از اطلاعات طبقه‌بندی اخبار برای یافتن اخبار مرتبط از وب‌سایت‌های دانشنامه گسترش می‌یابد. در NRS دیگری (ژنگ و همکاران ۲۰۱۸)، روش‌های راهزن چند بازویی با بهینه‌سازی اکتشاف-بهره‌برداری برای معاوضه بین دقت و تنوع استفاده می‌شود. در NRS اخیر (Raza و Ding 2020a)، تنوع از طریق استفاده از منظم سازی (رگرسیون Ridge برای دقت و رگرسیون کمند برای تنوع) در طول مرحله بهینه سازی گنجانده شده است. بنابراین، تنوع با دقت بالا در مدل متعادل می شود.
یک جنبه مجموعه ای از ویژگی ها، مؤلفه ها یا خدماتی است که می تواند برای دسته بندی اطلاعات استفاده شود. این جنبه‌ها می‌توانند با ارائه دیدگاه‌های متفاوت در مورد یک موضوع خبری، توصیه‌های خبری را متنوع کنند. در یک NRS (پارک و همکاران ۲۰۰۹)، رویدادهای خبری بر اساس جنبه‌های مختلف (موضوعات) طبقه‌بندی می‌شوند و سپس دیدگاه‌های متفاوتی در مورد اخبار به کاربران ارائه می‌شود. اگرچه کار کمی در ارائه سطح جنبه در NRS انجام شده است، اما طبقه بندی یا خوشه بندی مقالات خبری بر اساس جنبه های دیگر (سبک ها، برچسب ها، دسته ها، احساسات) برای ارائه توصیه ها می تواند بسیار مفید باشد.

۶-۲-۳- تئوری Nudge

این اشاره به دادن ضربه ظریف (لمس یا فشار) در قالب تغییرات کوچک طراحی است که کاربران را تشویق می‌کند تا انتخاب‌های دیگری را در راستای منافع عمومی خود انجام دهند (van der Heijden و Kosters 2015). نویدینگ یک استراتژی تغییر رفتار است که افراد را برای دستیابی به اهداف ترغیب می کند و می تواند بر رفتار خوانندگان خبر تأثیر بگذارد.

مواردی در دنیای واقعی وجود داشته است که در آن الگوریتم‌ها برای هدایت خوانندگان به سمت اخبار جعلی دستکاری شده‌اند. به عنوان مثال، یوتیوب به طور مداوم در کنار اخبار گاردین دستکاری شد تا خوانندگان را به سمت اخبار جعلی و هیجان انگیز در طول انتخابات ایالات متحده در سال ۲۰۱۶ سوق دهد (دیفرانزو و گلوریا-گارسیا ۲۰۱۷). اخیراً از وب‌سایت‌های خبری همراه با افزونه‌های رسانه‌های اجتماعی برای انتشار اطلاعات نادرست ضد واکسیناسیون و شایعه‌ای که تعداد رأی‌دهندگان ثبت‌نام شده در سال ۲۰۱۸ را با تعداد رأی‌دهی‌شده در انتخابات ۲۰۲۰ آمریکا مقایسه می‌کند، استفاده می‌شود. پی‌نوشت ۳۰ پیامدهای چنین اخباری در جنبش‌های ضد واکسن برای جلوگیری از مبارزه جهانی علیه COVID-19 یا در ناآرامی‌های پس از انتخابات دیده می‌شود.

علی‌رغم این مثال‌های منفی، تلنگرها زمانی که به‌طور شفاف و اخلاقی مورد استفاده قرار گیرند، می‌توانند بسیار سودمند باشند. الگوریتم‌ها را می‌توان طوری برنامه‌ریزی کرد که کاربران را به سمت مصرف و انتشار اخبار متعادل‌تر راهنمایی کند. رسنیک و همکاران (۲۰۱۳) یک رابط (یک افزونه مرورگر) طراحی کرد که کاربران را وادار می کند تا اخبار بیشتری را به جای تکیه بر توصیه های الگوریتمی انتخاب کنند. همچنین تعدادی کار وجود دارد که طراحی و معماری کلی یک حرکت هوشمند را در یک سیستم توصیه‌گر نشان می‌دهد (کارلسن و اندرسن ۲۰۱۹).

به طور کلی، تلنگرها، در صورت استفاده صحیح، می توانند به کاربران کمک کنند تا از طریق قرار گرفتن در معرض انتخابی، انتخاب های عاقلانه ای داشته باشند. با این حال، مشاهده بیش از حد رفتار کاربران در حین تلنگر دشوار است.

۶-۲-۴- معاوضه بین اقدامات ارزیابی مختلف

ماکسای و همکاران (۲۰۱۵) مبادله بین معیارهای مختلف مانند دقت-پوشش، دقت-تنوع، دقت-سرندیپیتی، تنوع-سرندیپیتی را برای آزمایش عملکرد الگوریتم های پیشنهادی آنها کمیت می کند. نتایج نشان می‌دهد که دقت، زمانی که با معیارهای فراتر از دقت ترکیب شود، رفتار کاربر را در یک NRS بهبود می‌بخشد.

نگرانی در مورد پیامدهای منفی بالقوه شخصی سازی در NRS در سال های اخیر افزایش یافته است (Haim et al. 2018). شخصی سازی اغلب نتیجه توصیه هایی است که با ترجیحات کاربران مطابقت دارد. معمولاً دقت بالا منجر به شخصی‌سازی بالاتر در سیستم توصیه‌گر می‌شود. با این حال، ما معتقدیم که شخصی سازی را نباید به طور کامل نادیده گرفت. در غیر این صورت، کاربران ممکن است علاقه خود را به NRS از دست بدهند که در آن همه چیزهایی که توصیه می شود متفاوت یا متنوع است. در واقع، همانطور که در یک مطالعه اخیر نشان داده شده است، شخصی سازی را می توان با تنوع معقول در NRS متعادل کرد (Raza and Ding 2020a).

چاکرابورتی و همکاران (۲۰۱۹) همچنین نگاهی دقیق‌تر به تعادل سه معیار دارد: تازگی، اهمیت (یا محبوبیت) و تنوع در NRS. در آن، آنها یک معیار تأثیر آینده را پیشنهاد می‌کنند که سیگنال‌های محبوبیت را از اطلاعات جمع‌آوری‌شده و اطلاعات شخصی‌شده از داده‌های خبری گذشته برای پیش‌بینی تأثیر داستان‌های خبری برای خواننده خبر می‌گیرد.

به طور کلی، تحقیقات کمی در NRS انجام شده است که جنبه دقت داخلی را با جنبه های مختلف ارزیابی کیفیت و جنبه های فراتر از دقت متعادل می کند.

۶-۲-۵- خلاصه

در NRS، تنها مقدار کمی از کار وجود دارد که این عوامل (مانند تنوع، نوردهی انتخابی، تلنگرها و جنبه‌ها) را در طراحی خود در نظر می‌گیرد. عدم وجود چنین روش‌هایی منجر به توصیه‌های خبری می‌شود که کاملاً بر اساس منطق الگوریتمی مدل‌های توصیه یا انگیزه‌های سهامداران (شخصیت‌های سیاسی، عوامل تجاری و غیره) هدایت می‌شوند.

۷- بحث در مورد مفاهیم تحقیق و کار آینده

در این بخش، یافته‌های اصلی خود را در این نظرسنجی برجسته می‌کنیم و مفاهیم تحقیق و کار آینده را مورد بحث قرار می‌دهیم.

۷-۱- راه حل های الگوریتمی و چالش های اصلی در NRS

بررسی ما از انتشارات منتخب نشان داد که تحقیقات NRS به تدریج در طول زمان مورد توجه قرار گرفته است. یکی از دلایل این افزایش نرخ تبدیل بالای کاربران رسانه های خبری سنتی به خوانندگان خبر آنلاین است. این رشد فرصت‌های تحقیقاتی متعددی را برای توسعه راه‌حل‌هایی برای چالش‌های منحصربه‌فرد حوزه خبری در اختیار محققان قرار داده است. با توجه به پیشرفت سریع روش های مختلف DL، تحول اخیر در تحقیقات NRS وجود داشته است. همانطور که در بخش ۴ بحث شد، الگوریتم‌های توصیه سنتی برای ساخت NRS کافی نیستند و تنها می‌توانند تا حدی چالش‌های NRS را برطرف کنند. برای پاسخگویی به نیازهای خوانندگان اخبار، نیاز به ، بسط و تغییرات زیادی در رویکردهای توصیه استاندارد دارد. مدل های عامل نهفته و مدل های DL دو دسته اصلی از مدل های موفق برای رسیدگی به چالش های پیش روی NRS هستند.

۷-۲- توصیه کننده های عصبی عمیق

ما یک طبقه بندی از مدل های موفق مورد استفاده در NRS را در بخش ۵ ترسیم کردیم. این اطلاعات می تواند برای محققین این حوزه به ویژه محققین جدید برای کسب اطلاعات و درک دستورالعمل های نحوه انتخاب مدل یا چارچوب مناسب برای ساخت NRS مفید باشد. به عنوان مثال، ماشین‌های محدود بولتزمن (RBMs) (Salakhutdinov و همکاران ۲۰۰۷) تنها با دو لایه می‌توانند برای استخراج ویژگی‌ها از مجموعه داده‌های خبری بزرگ با استفاده از نمایش‌های رتبه پایین استفاده شوند. شبکه باور عمیق (Hu et al. 2014)، یک معماری یادگیری چند لایه با پشته ای از RBM ها، می تواند برای استخراج ویژگی های مفید از محتوای خبری استفاده شود. مدل های DL دیگری نیز وجود دارند که می توانند در NRS اعمال شوند. به عنوان مثال، شبکه متخاصم مولد (GAN) (Goodfellow et al. 2014) متشکل از دو شبکه عصبی رقیب (متضاد) (یک متمایز کننده و یک مولد) که در مقابل یکدیگر قرار می گیرند تا نمونه های مصنوعی جدیدی از داده ها را تولید کنند که می توانند برای آنها ارسال شوند. داده های واقعی به عنوان مثال، GANS می تواند برای تولید داده های جدید برای یک NRS با همان آمار مجموعه آموزشی استفاده شود.

انواع مختلفی از شبکه های عصبی وجود دارد که ممکن است برای تولید مدل هایی که هم قدرتمند و هم گویا هستند ترکیب شوند. به عنوان مثال، CNN ها را می توان برای یادگیری بازنمایی ویژگی ها از محتوای اخبار و RNN ها را می توان برای مدل سازی متوالی کاربر استفاده کرد. ترکیب AE و RNN می‌تواند اطلاعات متوالی (از طریق RNN) را از محتوای آیتم در حالی که از نمایش‌های ویژگی با ابعاد پایین‌تر (از طریق AE) استفاده می‌کند، بگیرد. این مدل ها همچنین می توانند با توجه عصبی برای انتخاب توصیه های خبری مفید ادغام شوند. یادگیری انتقال همچنین می تواند برای رسیدگی به مشکل پراکندگی داده NRS با انتقال دانش از مدل های بزرگ از پیش آموزش دیده به مشکل توصیه اخبار استفاده شود. با این حال، چالش در اینجا این است که مدل از پیش آموزش داده شده باید بر اساس مجموعه داده های خبری باشد. در غیر این صورت، نویز و نقاط پرت از دیگر مجموعه داده های نامرتبط را می توان به توصیه های خبری منتقل کرد. با وجود پیشرفت های قابل توجه در تئوری DL، این روش ها بدون نقص نیستند. به عنوان مثال، روش های DL به داده های بسیار بیشتری نیاز دارند و نیاز به تنظیم پارامترهای بسیار بیشتری نسبت به روش های استاندارد دارند. همچنین، این مدل‌ها مانند بک‌باکس‌ها رفتار می‌کنند، تفسیرپذیری محدود (به دلیل لایه‌های پنهان، وزن‌ها و توابع فعال‌سازی) و قابلیت توضیح کمی (توضیحاتی برای کار داخلی) در وظایف توصیه‌شده ارائه می‌کنند.

۷-۳- جنبه های دقت و فراتر از دقت و پروتکل های ارزیابی

ما در این نظرسنجی برخی از جنبه‌های دقت و فراتر از دقت را روشن کردیم. دقت مهم است، اما کیفیت توصیه‌های خبری بدون در نظر گرفتن جنبه‌های فراتر از دقت قابل بهبود نیست. تحقیقات در جنبه های فراتر از دقت در NRS محدود است و به نظر می رسد در سال های اخیر بی اهمیت به نظر می رسد. کار محدودی در NRS انجام شده است که از تکنیک‌های ارزیابی آنلاین و مطالعه کاربر برای

آزمایش استفاده کرده است. گزینه آفلاین محبوب ترین پروتکل ارزیابی مدل است. معمولاً ارزیابی‌های آنلاین برای داده‌های خبری در مقیاس بزرگ پرهزینه هستند، می‌تواند یکی از دلایل آن باشد. یکی از جهت‌گیری‌های تحقیقاتی آینده، آزمایش این مدل‌های NRS در تنظیمات دنیای واقعی با کاهش هزینه‌های محاسباتی این روش‌ها از طریق تکنیک‌هایی مانند روش‌های کوانتیزاسیون، فشرده‌سازی و هرس است (Kitaev et al. 2020). یا با کار برای مدیریت منابع محاسباتی بیشتر برای راه اندازی آزمایشی بلادرنگ.

۷-۴- تنوع به عنوان اصل کلیدی در طراحی NRS

در پیشرفته ترین NRS، کار کمی روی جنبه تنوع وجود دارد. تنوع در NRS نه تنها برای درگیر نگه داشتن خوانندگان در فرآیند خواندن، بلکه برای جلوگیری از تبدیل شدن خوانندگان به حباب های فیلتر ضروری است. برای درک اینکه چرا و چقدر تنوع می تواند در NRS گنجانده شود، دانشگاهیان و طراحان باید با سازمان های خبری و پلت فرم های رسانه های اجتماعی همکاری کنند. معماری وب‌سایت خبری یا رسانه‌های اجتماعی، تلفیق نظریه تلنگر، قرار گرفتن در معرض انتخابی، و تشخیص اخبار جعلی همه جنبه‌های کلیدی هستند که باید در هنگام توسعه NRS در نظر گرفته شوند.

۷-۵- تنوع از طریق توجه عصبی

توجه عصبی را می توان با موفقیت برای معرفی تنوع در سیستم های توصیه کننده مبتنی بر جلسه استفاده کرد (نما و همکاران ۲۰۱۸). به طور کلی، تنوع ذاتاً در منافع کوتاه مدت کاربران منعکس می شود (وانگ و همکاران ۲۰۱۸a). در شرایط عادی، مکانیسم توجه می تواند برای جمع کردن وزن لایه پنهان برای تولید بردار نمایش استفاده شود. مسئله این رویکرد این است که اگر اقدامات تکراری در یک جلسه وجود داشته باشد، توصیه هایی که برای آن جلسات ایجاد می شود نیز مشابه است. بنابراین، پاسخگویی به کلیک‌های خاص کاربران در بازه‌های زمانی مختلف برای گنجاندن تنوع بسیار مهم است. وزن مقیاس می تواند به بردارهای پرس و جو در مکانیسم توجه اختصاص داده شود. ایده این است که اهمیت کلیک‌های مکرر را کاهش دهیم و به اقدامات تکرار نشدن کاربران با استفاده از توجه وزن بدهیم. تاکنون، کار زیادی در NRS وجود ندارد که تنوع را در مدل‌های مبتنی بر توجه در نظر بگیرد.

۷-۶- ارزیابی چند معیاره

همچنین جنبه‌های دیگری برای ارزیابی وجود دارد که در NRS ناشناخته هستند، مانند قابل اعتماد بودن (سطح اعتماد کاربر به سیستم)، حفظ حریم خصوصی، کارایی (سهولت جستجو و دسترسی به اطلاعات)، استحکام (قابلیت انجام پیش‌بینی‌های مرتبط در وجود داده های پر سر و صدا)، و همچنین مبادلات بین جنبه های مختلف. گنجاندن این جنبه‌ها در NRS می‌تواند تجربه کاربر را افزایش دهد.

۷-۷- مدل تجربه کاربری

هیچ معیاری برای ارزیابی تجربیات کاربر در یک سیستم توصیه‌گر وجود ندارد. همچنین، چارچوب‌های ارزیابی مدل‌سازی کاربر موجود (Konstan and Riedl 2012؛ Knijnenburg et al. 2012) برای سایر حوزه‌های توصیه برای NRS بسیار گران هستند. ارزیابی‌ها در این چارچوب‌ها فقط از طریق مطالعات یا آزمایش‌های کاربر است، که در NRS با محدودیت‌های زمان واقعی عملی نیست. همچنین تطبیق این مدل ها برای حوزه خبری یک کار چالش برانگیز است. مشکل دیگر این فریمورک ها این است که فقط به مطالعه کاربر تکیه می کنند و هیچ جنبه دقت و فراتر از دقت را در نظر نمی گیرند. با این وجود، بدون این معیارهای اولیه، نمی‌توان تصویر کاملی از تجربه کاربر ارائه داد. برای ارزیابی تجربه خوانندگان اخبار، نیاز به یک چارچوب مدل سازی کاربر معیار در NRS وجود دارد. چنین چارچوبی نه تنها برای ارائه تجربه بهتر یا لذت‌بخش به خوانندگان (مانند سایر حوزه‌های توصیه‌کننده) لازم است، بلکه برای NRS برای ایفای نقش دموکراتیک، لیبرال و مشورتی خود در جامعه نیز ضروری است.

۷-۸- مجموعه داده اخبار

یافته های ما از بخش ۴ نشان می دهد که مجموعه داده های بسیار کمی در NRS وجود دارد. بسیاری از مجموعه داده ها دارای مالکیت خصوصی هستند و برای رفع نیازهای تحقیقاتی ایجاد شده اند. باید چالش‌های بیشتری مانند CLEF NEWSREEL یا MIND Leaderboard وجود داشته باشد تا محققان را تشویق به طراحی NRS بهتر در محدودیت‌های زمان واقعی کند.

۷-۹- بازخورد ضمنی کاربر

در NRS، ما اغلب به رتبه‌بندی‌های ضمنی نیاز داریم تا اطلاعات پنهان را از تعاملات کاربر غنی شده استنتاج کنیم. با این حال، گاهی اوقات تصمیم گیری در مورد مثبت یا منفی بودن بازخورد ضمنی ممکن است دشوار باشد. به عنوان مثال، زمان صرف شده برای مقالات خبری نباید همیشه به عنوان درگیری کاربر در طول خواندن اخبار در نظر گرفته شود زیرا ممکن است زمان بیکاری باشد (آگاروال و سینگال ۲۰۱۴). پرش از خوانندگان اغلب به عنوان نشانگر علاقه کاربر به موضوعات مختلف در نظر گرفته می شود، اما می تواند به دلیل اخبار تکراری باشد که کاربر را مجبور می کند از آن ها صرف نظر کند تا اخبار جدید پیدا کند (Ma et al. 2016). در ادبیات به وضوح ذکر نشده است که چگونه می توان متوجه شد کدام ویژگی خاص سیستم باعث می شود توصیه برای کاربر جالب نباشد. اگر بتوانیم راهی برای تمایز بین ترجیحات مثبت و منفی ابداع کنیم، می‌توانیم کیفیت توصیه‌ها را بر اساس ترجیحات مثبت بهبود بخشیم و در صورتی که این موارد منجر به ترجیحات منفی یا خنثی شود، از پیشنهاد اخبار به کاربران خودداری کنیم.

۷-۱۰- بازی سازی

بازی سازی به معنای استفاده از عناصر طراحی بازی در برنامه های دیگر است که در آن زمینه بازی وجود ندارد (Chou 2019). هدف از گیمیفیکیشن ایجاد انگیزه و ارتقاء فعالیت های کاربران است. ایده گیمیفیکیشن در NRS استفاده نشده است. اما می تواند مشابه Google Guides در Google Maps باشد. به این ترتیب، NRS می‌تواند پاداش‌هایی را در قالب امتیاز، نشان، آواتار، تابلوی امتیازات و غیره به خوانندگان بر اساس تعامل صریح آنها با سیستم اختصاص دهد. این می تواند ابزار مفیدی برای بهبود تعامل کاربر و غلبه بر مشکل شروع سرد در NRS باشد.

۷-۱۱- کاهش اثرات توصیه های خبری بر رفتار خوانندگان

تأثیر توصیه‌های خبری بر رفتار کاربر یکی از نادیده‌گرفته‌ترین زمینه‌ها در تحقیقات سیستم‌های توصیه‌گر است. این موضوع تا پیش از ظهور موضوعات فاحشی مانند اخبار جعلی، دروغ‌های عمیق، روزنامه‌نگاری زرد (بزرگ‌نمایی حقایق یا شایعه‌پراکنی)، تفکیک ایدئولوژیک و افراط‌گرایی در جامعه به دلیل جنگ رسانه‌ای، توجه کافی را در حوزه علوم کامپیوتر به خود جلب نکرده است. با برجسته کردن این مشکلات مربوط به تأثیر توصیه های خبری بر رفتار خوانندگان در بخش. ۶، فرصت‌های پژوهشی جدیدی را برای پژوهشگران دانشگاهی ارائه کرده‌ایم تا در این راستا کار کنند.

تاکنون، راه‌حل‌های مبتنی بر قرار گرفتن در معرض انتخابی، الگوریتم‌های آگاه از تنوع و پیشنهاد در مورد ممنوع کردن شیوه‌های دستکاری به دو دلیل کافی نیستند: (الف) آنها فقط در تنظیمات تجربی در مقیاس کوچک نشان داده شده‌اند، (ب) آنها مبتنی بر اجتناب از این موارد هستند. تکنیک هایی که برای شناسایی و جلوگیری از چنین اثراتی از سیستم کافی نیستند. محققان در این زمینه باید راه‌های دیگری (اعم از الگوریتمی یا اکتشافی) برای جلوگیری، شناسایی و شکستن آن اثرات (حباب‌های فیلتر، محفظه‌های اکو) در صورت وجود پیدا کنند. چند پیشنهاد وجود دارد که ممکن است برای کاهش اثرات توصیه های خبری مفید باشد. این موارد در زیر آورده شده است:

- شفافیت طراحی الگوریتم های توصیه اخبار باید دید بسیار واضح تری از جهان آنگونه که هست ارائه دهد، نه آنطور که کاربر می خواهد. این یک واقعیت پنهان دیگر نیست که موتورهای جستجو مانند گوگل از بسیاری از ابعاد رفتار آنلاین و آفلاین ما برای تعیین پیوندهایی استفاده می کنند که به احتمال زیاد از یک جستجوی مشخص روی آنها کلیک می کنیم. پی نوشت ۳۲ در نبرد برای درگیر نگه داشتن خوانندگان اخبار همه در این زمان، الگوریتم های توصیه اخبار به روشی مشابه این موتورهای جستجو طراحی می شوند. با این

حال، ما استدلال می‌کنیم که برای کاهش اثر پس الگوریتمی، باید این الگوریتم‌ها را دوباره طراحی کنیم تا به کاربران اجازه دهند علایق خود را نشان دهند و سپس محتوای مرتبط (جدید، جدید، مهم) را از منابع متنوع پیدا کنند. این بسیار شبیه به معرفی قرار گرفتن در معرض انتخابی و پردازش اطلاعات با انگیزه در NRS است.

- حالت ناشناس رفتن به حالت ناشناس (حالت خصوصی) در مرورگر، ردیابی سابقه را خاموش می‌کند، کوکی‌ها را پنهان می‌کند و کاربران را از سایت‌های رسانه‌های اجتماعی مانند Google و Facebook خارج می‌کند. این سایت های شبکه اجتماعی اطلاعات کاربران را به وب سایت های دیگر منتقل می کنند و اتاق های پژواک در اطراف کاربران ایجاد می کنند. به این ترتیب، مرورگر اخبار غیرشخصی می شود و خواننده اخبار اخباری را از سایت ها و دیدگاه های مختلف دریافت می کند که در غیر این صورت بدون ناشناس نمی دیدند.
- قوانین و مقررات عینی بودن سیستم توصیه‌گر اطلاعات کاربر در طول مرحله پروفایل در سیستم‌های توصیه‌گر به شدت در معرض دید قرار می‌گیرند. اگرچه قوانین و مقرراتی مانند مقررات عمومی حفاظت از داده ها (GDPR) برای محافظت از سوء استفاده از اطلاعات شخصی شرکت ها و موسسات عمومی وجود دارد. اما وقتی صحبت از سیستم های توصیه گر می شود، هیچ یک از راه حل ها با این مقررات مطابقت ندارند. محققان و طراحان NRS باید از این قوانین و مقررات پیروی کنند، نه تنها برای حفظ حریم خصوصی، بلکه برای تبدیل NRS به یک سیستم قابل اعتماد.

۷-۱۲- تحقیق میان رشته ای

نیاز به تحقیقات بین رشته ای وجود دارد که در آن تخصص از علوم اجتماعی و علوم کامپیوتر می تواند ترکیب شود. محققان ممکن است از پیشرفت‌های اخیر در تحلیل متن، یادگیری بازنمایی و مدل‌های مبتنی بر توجه برای رسیدگی به چالش‌های خاص حوزه خبری استفاده کنند. این بخش تنها می‌تواند فهرستی جزئی از برخی از چالش‌ها، جهت‌گیری‌های تحقیقاتی، فرصت‌ها و مسائل آینده در NRS را ارائه دهد. ما می‌خواهیم این نظرسنجی را به‌عنوان دریچه‌ای برای یک منبع غنی از مشکلات تحقیقاتی باز داشته باشیم که NRS را به یک حوزه تحقیقاتی سازنده و جالب برای کار تبدیل می‌کند.

۸- نتیجه گیری

NRS در سال های اخیر به طور فزاینده ای برای ارائه پیشنهادات بهتر به کاربران نهایی مورد استفاده قرار گرفته است تا بتوانند اخبار آنلاین را از منابع مختلف مصرف کنند. چالش های منحصر به فرد زیادی در ارتباط با NRS وجود دارد که بیشتر آنها از حوزه خبری به ارث رسیده اند. از میان این چالش ها، مسائل مربوط به بهنگام بودن، ترجیحات در حال تحول خوانندگان نسبت به اخبار تولید شده به صورت پویا، کیفیت محتوای اخبار و تأثیرات توصیه های خبری بر رفتار کاربران از موضوعات برجسته هستند. الگوریتم‌های توصیه عمومی برای ارائه توصیه‌های خبری کافی نیستند زیرا نیاز به اصلاح، تغییر یا گسترش تا حد زیادی دارند. اخیراً راه‌حل‌های مبتنی بر DL به بسیاری از محدودیت‌های توصیه‌کنندگان مرسوم پرداخته‌اند. دقت به عنوان یک معیار ارزیابی استاندارد برای ارزیابی کیفیت یک سیستم توصیه‌گر در نظر گرفته می‌شود. با این حال، فراتر از دقت، جنبه‌های دیگری مانند تنوع، پوشش، تازگی، سرحال بودن نیز برای ارائه تجربه کاربری بهتر در NRS مهم هستند. مجموعه داده‌ها، پلتفرم‌های توصیه باز و پروتکل‌های ارزیابی با هم در توسعه راه‌حل‌های توصیه‌ای در حوزه اخبار نقش دارند. ما آنها را در این نظرسنجی پوشش داده‌ایم تا خوانندگان بتوانند بینشی در مورد شیوه‌های تحقیقاتی فعلی داشته باشند و ممکن است شروع به کمک به توسعه آنها کنند. اگرچه این نظرسنجی حول NRS متمرکز است، دانش و بینش به‌دست‌آمده از یافته‌های این نظرسنجی نیز می‌تواند برای ایجاد راه‌حل‌های توصیه‌کننده برای سایر حوزه‌های کاربردی مورد استفاده قرار گیرد.

منابع

[1] Adomavicius G, Kwon YO (2008) Overcoming accuracy-diversity tradeoff in recommender systems: avariance-based approach.
[2] Adomavicius G, Tuzhilin A (2005) Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. IEEE Trans Knowl Data Eng 17:734–749.
[3] Agarwal S, Singhal A (2014) Handling skewed results in news recommendations by focused analysis of semantic user profiles. IEEE, pp 74–79.
[4] Agarwal S, Singhal A, Bedi P (2013) IPTC based ontological representation of educational news RSS feeds. In: Proceedings of the Third International Conference on Trends in Information, Telecommunication and Computing. Springer, pp 353–359.
[5] Allcott H, Gentzkow M (2017) Social media and fake news in the 2016 election. J Econ Perspect 31:211–236.
[6] An M, Wu F, Wu C, et al. (2019) Neural News Recommendation with Long- and Short-term User Representations. In: Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, Florence, Italy, pp 336–345.
[7] Anspach NM (2017) The new personal influence: how our facebook friends influence the news we read. Polit Commun 34:590–606.
[8] Asikin YA, Wörndl W (2014) Stories around you: location-based serendipitous recommendation of news articles. In: UMAP Workshops. Citeseer.
[9] Baldwin R (2014) From regulation to behaviour change: giving nudge the third degree: giving nudge the third degree. Modern Law Rev 77:831–857.
[10] Beam MA (2014) Automating the news: how personalized news recommender system design choices impact news reception. Commun Res 41:1019–1041.
[11] Beck PD, Blaser M, Michalke A, Lommatzsch A (2017) A system for online news recommendations in real-time with apache mahout. In: CLEF (Working Notes).
[12] Beckett C, Deuze M (2016) On the role of emotion in the future of journalism. Soc Media Soc 2:2056305116662395.
[13] Borges HL, Lorena AC (2010) A survey on recommender systems for news data. In: Szczerbicki E, Nguyen NT, Kacprzyk J (eds) Smart information and knowledge management. Springer, Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp 129–151.
[14] Boutet A, Frey D, Guerraoui R, et al. (2013) WHATSUP: a decentralized instant news recommender. In: 2013 IEEE 27th International Symposium on Parallel and Distributed Processing. pp 741–752.
[15] Brodt T, Hopfgartner F (2014) Shedding light on a living lab: The CLEF NEWSREEL open recommendation platform. In: Proceedings of the 5th Information Interaction in Context Symposium. ACM, NY, USA, pp 223–226.
[16] Brundidge J (2010) Encountering “difference” in the contemporary public sphere: the contribution of the Internet to the heterogeneity of political discussion networks. J Commun 60:680–700.
[17] Cao S, Yang N, Liu Z (2017) Online news recommender based on stacked auto-encoder. In: 2017 IEEE/ ACIS 16th International Conference on Computer and Information Science (ICIS). pp 721–726.
[18] Chakraborty A, Ghosh S, Ganguly N, Gummadi KP (2019) Optimizing the recency-relevance-diversity trade-offs in non-personalized news recommendations. Inf Retr J 22:447–475.
[19] Chakraborty A, Paranjape B, Kakarla S, Ganguly N (2016) Stop clickbait: Detecting and preventing clickbaits in online news media. In: 2016 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM). pp 9–16.
[20] Chakraborty A, Ghosh S, Ganguly N, Gummadi KP (2017) Optimizing the recency-relevancy trade-off in online news recommendations. In: Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web. International World Wide Web Conferences Steering Committee, Republic and Canton of Geneva, Switzerland, pp 837–846.
[21] Chou Y (2019) Actionable gamification: beyond points, badges, and leaderboards. Packt Publishing Ltd, Birmingham.
[22] Constantinides M, Dowell J (2018) A framework for interaction-driven user modeling of mobile news reading behaviour. In: Proceedings of the 26th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization -UMAP ’18. ACM Press, Singapore, Singapore, pp 33–41.

[23] Cucchiarelli A, Morbidoni C, Stilo G, Velardi P (2018) What to write and why: a recommender for news media. In: Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on Applied Computing. ACM, NY, USA, pp 1321–1330.
[24] Dandekar P, Goel A, Lee DT (2013) Biased assimilation, homophily, and the dynamics of polarization. Proc Natl Acad Sci 110:5791–5796.
[25] De Francisci Morales G, Gionis A, Lucchese C (2012) From chatter to headlines: harnessing the real-time web for personalized news recommendation. In: Proceedings of the Fifth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. ACM, NY, USA, pp 153–162.
[26] de Souza Pereira Moreira G (2018) CHAMELEON: a deep learning meta-architecture for news recommender systems. In: Proceedings of the 12th ACM Conference on Recommender Systems – RecSys '۱۸.ACM Press, Vancouver, British Columbia, Canada, pp 578–583.
[27] Desarkar MS, Shinde N (2014) Diversification in news recommendation for privacy concerned users. In: 2014 International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA). pp 135–141.
[28] Devlin J, Chang M-W, Lee K, Toutanova K (2018) Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:181004805.
[29] DiFranzo D, Gloria-Garcia K (2017) Filter bubbles and fake news. XRDS 23:32–35.
[30] Ding Y, Li X (2005) Time weight collaborative filtering. In: Proceedings of the 14th ACM international conference on Information and knowledge management - CIKM '05. ACM Press, Bremen, Germany, p 485.
[31] Domann J, Lommatzsch A (2017) A highly available real-time news recommender based on apache spark. In: Jones GJF, Lawless S, Gonzalo J, et al. (eds) Experimental IR Meets Multilinguality, Multimodality, and Interaction. Springer International Publishing, pp 161–172.
[32] Doychev D, Rafter R, Lawlor A, Smyth B (2015) News recommenders: real-time, real-life experiences. In: Ricci F, Bontcheva K, Conlan O, Lawless S (eds) User modelling, adaptation and personalization. Springer International Publishing, New York, pp 337–342.
[33] Dwivedi SK, Arya C (2016) A survey of news recommendation approaches. In: 2016 International Conference on ICT in Business Industry Government (ICTBIG). pp 1–6.
[34] Dziugaite GK, Roy DM (2015) Neural network matrix factorization. arXiv preprint arXiv:151106443.
[35] Feng C, Khan M, Rahman AU, Ahmad A (2020) News recommendation systems-accomplishments, challenges &future directions. IEEE Access 8:16702–16725.
[36] Festinger L (1962) A theory of cognitive dissonance. Stanford University Press, California
[37] Flaxman S, Goel S, Rao JM (2016) Filter bubbles, echo chambers, and online news consumption. Public Opin Q 80:298–320.
[38] Fortuna B, Moore P, Grobelnik M (2015) Interpreting news recommendation models. In: WWW'15 Companion: Proceedings of the 24th International Conference On World Wide Web. pp 891–892.
[39] Francois-Lavet V, Henderson P, Islam R et al (2018) An introduction to deep reinforcement learning. FNT Mach Learn 11:219–354.
[40] Frolov E, Oseledets I (2017) Tensor methods and recommender systems. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery 7:e1201.
[41] Garcin F, Faltings B (2013) PEN recsys: a personalized news recommender systems framework. ACM Press, New York.
[42] Garcin F, Dimitrakakis C, Faltings B (2013) Personalized news recommendation with context trees. In: Proceedings of the 7th ACM conference on Recommender systems - RecSys '13 105–112.
[43] Garrett RK (2009) Politically motivated reinforcement seeking: reframing the selective exposure debate. J Commun 59:676–699.
[44] Garrido AL, Buey MG, Ilarri S, et al (2015) KGNR: A knowledge-based geographical news recommender. In: 2015 IEEE 13th International Symposium on Intelligent Systems and Informatics (SISY). Pp 195۱۹۸–
[45] Ge S, Wu C, Wu F, et al (2020) Graph enhanced representation learning for news recommendation. In: Proceedings of the Web Conference 2020 2863–2869. H.
[46] Gharahighehi A, Vens C (2019) Extended bayesian personalized ranking based on consumption behavior. Artificial intelligence and machine learning. Springer, New York, pp 152–164
[47] Gillis N (2020) Nonnegative matrix factorization. SIAM, New Delhi.