

## مروری بر کاربرد داده های پیوند باز در سیستم های توصیه گر

فرهنگ پدیداران مقدم<sup>۱</sup>، مرتضی رحیمی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، اسفراین، مجتمع آموزش عالی فنی و مهندسی اسفراین، ایران (نویسنده مسئول)

<sup>۲</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه کامپیوتر، بجنورد، موسسه آموزش عالی غیر دولتی اشراق، ایران

### چکیده

سیستم های توصیه گر ابزارهای کارآمدی برای فیلتر کردن اطلاعات آنلاین هستند که به دلیل تغییر عادات کاربران کامپیوتر، روندهای شخصی سازی و دسترسی روزافزون به اینترنت، رایج شده اند. حتی با وجود اینکه سیستم های توصیه گر اخیر در ارائه توصیه های دقیق برجسته هستند، با محدودیت ها و چالش های مختلفی مانند مقیاس پذیری، شروع پراکندگی داده ها مواجه هستند. به دلیل وجود تکنیک های متنوع، انتخاب تکنیک ها هنگام ساخت سیستم های توصیه گر متمرکز بر کاربرد پیچیده می شود. علاوه بر این، هر تکنیک دارای مجموعه ای از ویژگی ها، مزایا و معایب خاص خود است. در این مقاله ما به مروری کلی و انتقادی از سیستم های توصیه گر و مزایا آنها و نیز روش های پیوند باز در سیستم های توصیه گر می پردازیم و کارهای مرتبط انجام شده در این حوزه را مورد بررسی قرار می دهیم. این تحقیق راهنمایی برای تحقیقات آینده در زمینه سیستم های پیشنهاددهنده ارائه خواهد داد.

**واژه های کلیدی:** سیستم های توصیه گر، داده های پیوند باز

## مقدمه

سیستم توصیه گر<sup>۱</sup> مجموعه ای یکپارچه از الگوریتم های حوزه هوش مصنوعی است که با کشف و تحلیل اطلاعات کاربران، پیشنهادات مناسب و قابل توجهی را پیش روی هر فرد یا هر مشتری قرار می دهد. [۱] توصیه دقیق و مطمئن برای مشتریان، آنها را قادر می سازد که علاقمندی های خود را بدون سردرگمی و سرگردانی در انبوه اطلاعات انتخاب نمایند. [۲]

در واقع این راهکارها، سعی دارند از طریق علایم شخصی مشتریان، رفتارهای آنها، میزان هزینه، سابقه خرید و نیز کارکرد حساب، پیشنهادات خرید بدهند. این پیشنهادات می تواند مبتنی بر صلاحیت و تمایلات فرد باشد و وی را در فرآیند خرید یاری دهد. [۳] امروزه سیستم های توصیه گر کاربردهای فراوانی در حوزه های مختلف خرید و فروش و حتی تجارت الکترونیکی<sup>۲</sup> دارند. برخی از این کاربردها در کتابخانه های دیجیتالی و به منظور یافتن و پیشنهاد کتاب مورد نظر افراد و کاربران، در امور پزشکی و درمانی جهت تعیین پزشک متخصص و در مدیریت ارتباط مشتری به منظور ارتباط یافتن مشتریان با افراد خبره و با توجه به نوع مشکل مطرح شده است [۴]. بسیاری از وب سایت های مرتبط با دنیای تجارت الکترونیک اخیراً با سیستم های مبتنی بر دانش مجهز شده اند. برخ از آنها از سیستم های توصیه گر بهره می برند و این امکان به مشتری در جهت یافتن و انتخاب محصول مورد نظر یاری می رساند. می توان بهترین دلیل بکارگیری سیستم توصیه گر را در این فقره دانست که انتخاب محصول و صرف هزینه متعادل و متناسب با نیاز مشتری سبب خواهد شد تا زمان نیز تلف نگردد و به تبع آن، سبب افزایش سودآوری شرکت تجاری می گردد [۵].

گاهی ممکن است مشتری از محصولات فراوانی دیدن کند و حتی قصد خرید واقعی محصول را داشته باشد که به سبب موقعیت جغرافیایی، عدم اعتماد، عدم انتخاب صحیح کالا و نیز نداشتن اطلاع کافی از مرکز خرید قادر به خرید نباشد. از ساده ترین و از جمله عمومی ترین سیستم های حال حاضر توصیه به مشتری، آنهایی هستند که آخرین لیست از "پرفروشترین شرکت ها یا کالاها" و یا "پیش بینی شرکت های که در آینده بازار فروش کالای خاصی را در دست داشته باشند" را معرفی می کنند. در اشکال دیگر آنها، قابلیت نمایش نظرات، انتقادات و پیشنهادات از سوی مشتری و کاربر و امکان خرید چندگانه [۶] وجود دارد. سیستم های توصیه گر معمولاً در اشکال مختلفی (بسته به نوع کیفیت و چگونگی تولید توصیه) به موارد زیر تقسیم می شود. [۷]

محتوا محور<sup>۳</sup>: روش فیلترینگ برپایه ی محتوا توصیه هایی برای کاربر خود بر اساس انتخابهای گذشته ی همان کاربر انجام می دهد. برای مثال در تجارت الکترونیک بر پایه ی وب اگر کاربر در گذشته بعضی فیلم های تخیلی را خریده است، سیستم توصیه گر احتمالاً فیلم های تخیلی که اخیراً ساخته شده است و کاربر هنوز آنها را از این سایت نخریده به او توصیه می کند. همچنین این نوع فیلترینگ با استفاده از محتوای اشیای در نظر گرفته شده توصیه هایی را انجام می دهد. از این رو محتوای معین مثل متن، تصویر و صدا می تواند تحلیل شود. از این تحلیل یک شباهت بین اشیای مختلف می تواند به عنوان یک مبنا برای توصیه ی موارد مشابه به مواردی که کاربر خریداری کرده، از آنها بازدید کرده، به آنها گوش داده و آنها را دیده است استفاده شود. مستقل بودن هر کاربر در این روش به این معنی است که سیستم بر اساس ترجیحات مخصوص هر کاربر مدل اولویت آن کاربر را ایجاد می کند و این مدل مستقل از مدلهای مربوط به سایر کاربران است. می توان گفت هدف از این نوع فیلترینگ این مسئله می باشد که اگر صفات یک کالا به ترجیحات یک کاربر شباهت داشت باید آن کالا را به آن کاربر توصیه کرد. [۸]

<sup>۱</sup> Recommender Systems<sup>۲</sup> Electronic Commerce (E-commerce)<sup>۳</sup> Content-based

مشارکت محور<sup>۴</sup> به کاربر اقلامی را توصیه می کنند که دیگران در گذشته با تمایلات و ترجیحات مشابه این اقلام را پسندیده اند به عبارتی براساس رابطه بین کاربران و کالاها، اقلام جدید به کاربر توصیه می گردد. در این روش، خود کالا اهمیتی ندارد و براساس انتخاب دیگران، پیشنهاد از جانب سیستم توصیه گر اعلام می شود. در واقع انتخاب مبتنی بر سیستم سلاقی مشترک می باشد. [۹]

جمعیت شناختی<sup>۵</sup> فیلترینگ جمعیت شناختی بر اساس این اصل توجیه می شود که افراد با بعضی ویژگیهای شخصی رایج مثل جنسیت، سن، کشور و ... امکان دارد مشترک باشند. این سیستم بر اساس این ویژگیها توصیه های لازم برای آنها را انجام می دهد. مثلاً در مثال توصیه فیلم برای کاربری که بین ۱۴ تا ۹۴ سال دارد فیلم هایی با موضوعات ورزشی به این کاربر توصیه می شوند. [۱۰]

رویکردهای ترکیبی<sup>۶</sup>: سیستمهای توصیه گر بسیاری با ترکیب روش های مبتنی بر محتوا و مشارکتی، از یک رویکرد ترکیبی استفاده می کنند که به اجتناب از محدودیت های سیستم های مشارکتی و مبتنی بر محتوا کمک می کند. راه های مختلف ترکیب روش های مشارکتی و مبتنی بر محتوا می تواند به صورت زیر طبقه بندی شود: (۱) پیاده سازی جداگانه هر یک از روش های ترکیبی و مبتنی بر محتوا و ادغام پیشبینی هایشان. (۲) ترکیب بعضی از مشخصه های مبتنی بر محتوا با رویکرد مشارکتی. (۳) ترکیب بعضی از مشخصه های مشارکتی با رویکرد مبتنی بر محتوا. (۴) ساخت یک مدل کلی که ویژگی های هر دو رویکرد را ترکیب می کند. سیستم های توصیه گر ترکیبی همچنین می توانند به وسیله تکنیک های مبتنی بر دانش مانند استدلال مبتنی بر مورد، برای بهبود درستی توصیه و برای اداری بعضی از محدودیتها (مانند مشکل کاربر جدید، آیتم جدید) سیستم های توصیه گر سنتی، تقویت شدند. [۱۱]

می دانیم که سامانه پیشنهاد گر با تحلیل رفتار کاربر خود، اقدام به پیشنهاد مناسب ترین اقلام (داده، اطلاعات، کالا و موارد مشابه) می نماید. این سیستم رویکردی است که برای مواجهه با مشکلات ناشی از حجم فراوان و رو به رشد اطلاعات ارائه شده است و به کاربر خود کمک می کند تا در میان حجم عظیم اطلاعات سریع تر به هدف خود نزدیک شوند. چالش اصلی جایی است که وقتی حجم داده ها بالا رود، سیستم به چه طریق می تواند از میان انبوه اطلاعات تصمیم گیری نماید و تقریباً در این زمینه الگوریتمی جامع وجود ندارد که بتوان آن مسئله را حل نماید. به عبارتی دقت پیشنهاد شده از سمت این سیستم ها در حد عالی نیست و گاهی توصیه های به مشتری یا کاربر ارائه می دهد که اشتباه است و بدبینی وی را به دنبال دارد مشکل جایی خودنمایی می کند که راهکارهای سابق راه حل های را ارائه داده اند که دقیق نیستند، عدم قطعیت در دستیابی به پاسخ بهینه در آنها حل نشده و زمینه های چون اعتماد، امنیت و رضایتمندی در آنها کمتر به چشم می خورد.

سیستم توصیه گر گروهی (GRS) سیستمی است که به طور جمعی مواردی را به گروهی از کاربران بر اساس ترجیحات آنها توصیه می کند. چالش GRS و سیستم توصیه گر فردی در عدم کامل بودن و کوچکی رتبه بندی های کاربران و آیتها است. چنین ناکاملی منجر به مشکل پراکندگی داده ها می شود. مشکلات پراکندگی داده ها در یک گروه، کیفیت توصیه ها به گروه را تحت تأثیر قرار می دهد. این اتفاق به دلیل تشکیل ناکارآمد گروه ها رخ می دهد که معمولاً شامل افرادی با داده های پراکنده در پروفایل های کاربری خود هستند. بیشتر مطالعات فعلی به این موضوع پس از تشکیل گروه ها پرداخته اند. با این حال، این مطالعه قبل از تشکیل گروه ها متمرکز شده است، بر اساس این که رفع مشکل پراکندگی داده ها در سطح فردی قبل از فرآیند تشکیل گروه مؤثرتر خواهد بود. بنابراین، استفاده از رویکرد از طریق فناوری (Linked Open Data (LOD پیشنهاد می شود تا اطمینان حاصل شود که مشکلات پراکندگی داده ها قبل از اجرای فرآیند تشکیل گروه برطرف شوند. مدل GRS-LOD

<sup>۴</sup>Collaborative

<sup>۵</sup>Demographic

<sup>۶</sup>Hybrid

پیشنهاد شده است. ارزیابی های تجربی مربوط به دقت پیش بینی و مرتبط بودن توصیه های مدل پیشنهادی در سه جنبه انجام شده اند: مقایسه با رویکرد پایه یا مبنا؛ مقایسه با رویکردهای فعلی و مقایسه از نظر اندازه گروه و استراتژی های تجمیع. استراتژی های تجمیع استفاده شده عبارتند از میانگین (AV)، بیشترین لذت (MP)، میانگین بدون بدبختی (AVM) و کمترین بدبختی (LM). معیارهای دقت پیش بینی بر اساس RMSE و MAE بودند، در حالی که برای مرتبط بودن، دقت، بازخوانی و امتیاز F1 در نظر گرفته شدند. نتایج نشان می دهد که دقت پیش بینی و مرتبط بودن توصیه های مدل توسعه یافته بهتر از مطالعه مبنا با استفاده از استراتژی میانگین (AV) با رویکرد تجمیع پروفایل فردی است. در همین حال، برای ارزیابی از نظر اندازه گروه، نتایج نشان می دهد که اندازه گروه بزرگتر دقت پیش بینی بهتری برای چهار استراتژی تجمیع استفاده شده نشان می دهد. از طرف دیگر، از نظر مرتبط بودن توصیه ها، نتایج نشان می دهد که مرتبط بودن با افزایش اندازه گروه برای استراتژی های AV، MP، AVM کاهش می یابد.

### کاربردهای سیستم های توصیه گر

سیستم های توصیه گر کاربردهای فراوانی دارند که برخی از زمینه های کاربردی آن به شرح زیر است [۹]

الف) تجارت الکترونیک: برای توصیه محصولات و خدمات مختلف.

ب) اینترنت های بنگاهی: برای پیدا کردن افراد خبره در یک زمینه خاص و یا افرادی که در رویارویی با شرایط مشابه، تجربی کسب کرده و راه حلهایی یافته و بیشتر داخل یک سازمان کاربرد دارد.

ج) کتابخانه دیجیتال: پیدا کردن کتاب، مقاله و موارد مشابه.

د) کاربردهای پزشکی: انتخاب پزشک متناسب با شرایط (مکان، نوع بیماری، زمان و موارد مشابه) بیمار، انتخاب دارو.

و) مدیریت ارتباط با مشتری<sup>۷</sup>: برای ارائه راهکارهایی برای حل مشکلات تولیدکننده و مصرف کننده در زنجیره تأمین.

### انواع سامانه های توصیه گر

اگر چه شباهت های بسیاری بین سامانه های توصیه گر و سامانه های تصمیم گیر پشتیبان کلاسیک وجود دارد، اما میان آنها تفاوت هایی هم وجود دارد که مهمترین آنها عبارتست از آن که در سامانه های تصمیم گیر پشتیبان کلاسیک، کاربر نهایی، مدیران ارشد یا میانی یک سازمان هستند، در حالی که در سیستم های توصیه گر، کاربری سیستم به سطح خاصی محدود نمی شود و سیستم مورد استفاده عام است. عمده شباهت این دو سیستم نیز بر این اساس است که سیستم های توصیه گر، جدای از دیدگاه سطوح کاربری و به لحاظ فنی، به نوعی زیر مجموعه سامانه های تصمیم گیر پشتیبان به شمار می روند. هر دو سامانه، کاربر خود را در اخذ تصمیم، یاری می کنند و هر دو سیستم های اطلاعاتی هستند که دارای پایگاه دانش، پایگاه داده، رابط کاربری و بخش های مشابه دیگری هستند. [۱۰]

سامانه های توصیه گر به طور کلی به سه دسته تقسیم می شوند؛ در رایج ترین تقسیم بندی، آنها را به سه گروه الف) محتوا محور، ب) دانش محور و ج) صافی سازی تجمعی تقسیم می کنند که البته گونه چهارمی تحت عنوان سیستم های توصیه گر ترکیبی<sup>۸</sup> هم برای آنها قائل می شوند [۱]. یک رویکرد به سیستم های توصیه گر، استفاده از الگوریتم های صافی سازی تجمعی<sup>۹</sup> است. [۱۲] در این رویکرد به جای استفاده از محتوای اقلام، از نظرات و رتبه بندی های انجام شده توسط کاربران برای ارائه پیشنهاد، استفاده می شود. در روش محتوا محور، به این دلیل که اقلام پیشنهادی با اقلامی که کاربر فعال (کاربری که قرار است به او

<sup>۷</sup>Customer relation management (CRM)

<sup>۸</sup>Hybrid RS

<sup>۹</sup>Cumulative filtration (CF)

توصیه کنیم) نسبت به آنها ابراز علاقه کرده است، شباهتهایی دارند به کاربر توصیه می‌شوند، ولی در صافی سازی تجمعی، لیست اقلام پیشنهادی، بر اساس این اصل که کاربرانی که مشابه کاربر فعال، از آنها رضایت داشته‌اند، تهیه می‌شود. از این رو واضح است که در روش محتوا محور، تمرکز بر روی یافتن شباهت بین اقلام است؛ در حالی که در صافی سازی تجمعی، تمرکز بر روی یافتن شباهت میان کاربران است؛ بدین ترتیب که پیشنهادات در صافی سازی تجمعی، بر اساس تشابه رفتاری کاربران با کاربران دیگر صورت می‌گیرد و نه بر اساس تشابه ویژگی کالاهای پیشنهادی با ویژگی‌های کالاهای مورد علاقه کاربر فعال.

گونه سوم این سیستم‌ها را که با نام سیستم‌های دانش محور می‌شناسند، براساس ادراکی که از نیازهای مشتری و ویژگی‌های کالاها پیدا کرده‌اند، توصیه‌هایی را ارائه می‌دهند. به عبارتی در این گونه از سیستم‌های توصیه گر مواد اولیه مورد استفاده برای تولید لیستی از پیشنهادات، دانش سیستم در مورد مشتری و کالا است. سیستم‌های دانش محور از روش‌های مختلفی که برای تحلیل دانش قابل استفاده هستند، بهره می‌برند که روش‌های رایج در الگوریتم‌های ژنتیک، فازی، شبکه‌های عصبی و موارد مشابه از جمله آنها به حساب می‌آیند. همچنین، در این گونه سیستم‌ها از درخت‌های تصمیم، استدلال نمونه محور و نیز تکنیک‌های مشابه می‌توان استفاده کرد. یکی از رایج‌ترین مدل‌های تحلیل دانش در سیستم‌های توصیه گر دانش محور، روش استدلال نمونه محور است. گونه چهارم سیستم‌های ترکیبی هستند که طراحان این نوع سیستم‌ها دو یا چند گونه از انواع سه گانه مذکور را غالباً به دو منظور با هم ترکیب می‌کنند:

الف) افزایش عملکرد سیستم

ب) کاهش اثر نقاط ضعفی سیستم‌ها وقتی که به تنهایی به کار گرفته شوند.

سیستم‌های توصیه گر به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند: توصیه کننده سنتی و توصیه کننده مدرن. توصیه کننده‌های سنتی عبارتند از:

۱- فیلترینگ محتوا محور: در این روش، رتبه (رای) هایی که کاربر به آیتم‌ها داده است در نظر گرفته می‌شود و آنهایی را که امتیاز بالاتری نسبت به بقیه دارند به عنوان آیتم‌های مورد علاقه کاربر محسوب می‌شود. سیستم بر همین اساس آیتم‌هایی را مشابه همین آیتم‌ها به کاربر پیشنهاد می‌دهد. روش‌های به کار رفته در این روش عبارتند از تکنیک‌های طبقه بندی کننده بیزین، خوشه بندی، درخت تصمیم، شبکه عصبی مصنوعی و در مجموع روش‌های طبقه بندی و خوشه بندی.

۲- سیستم‌های فیلترینگ اجتماعی (مشارکتی): در این سیستم‌ها باید کاربران مشابه شناسایی شوند و سپس آیتم‌هایی که کاربران مشابه از آنها رضایت داشته اند پیشنهاد شوند. شناسایی کاربران مشابه به وسیله تابع شباهت (طورت) می‌گیرد که خود از بخش‌های زیر تشکیل می‌شود:

الف) فیلترینگ مشارکتی کاربر- کاربر: در این روش کاربرانی که به آیتم‌های مشابه رای داده‌اند، در یک گروه قرار می‌گیرند و پیش بینی، بر اساس رای‌های آنها به آیتم‌های دیگر صورت می‌گیرد. برای پیدا کردن شباهت از یک تابع شباهت استفاده می‌شود؛ تابع شباهت پیرسون، تابع شباهت کسینوسی و موارد مشابه به هر کاربر بر اساس شباهتش به کاربر فعال، وزنی داده می‌شود. سپس  $k$  کاربر که دارای بالاترین وزن (شباهت) هستند، انتخاب می‌شوند. سپس توسط همین وزن‌ها پیش بینی انجام می‌شود. به این روش فیلترینگ مبتنی بر همسایگی هم گفته می‌شود. معایب دیگری در این زمینه نیز وجود دارد که از آن جمله می‌توان به پیچیدگی محاسباتی و جست و جو برای یافتن کاربران مشابه اشاره نمود.

ب) فیلترینگ مشارکتی آیتم یا مبتنی بر اقلام: ایجاد همسایگی روی آیتم‌ها انجام می‌شود.

به همین ترتیب برای توصیه کننده‌های مدرن هم توضیحاتی را خواهیم داشت که عبارتند از:

<sup>۱</sup>Sample-based reasoning (SBR)

<sup>۲</sup>Function similarity

۱- روش های متن آگاه: به طور کلی، متن بیان کننده یک سری اطلاعات در مورد وضعیت محیط (به طور مثال، نوع سیستم چیست؟ سیستم توصیه گر فیلم یا مقاله است و یا موارد مشابه) و کاربران است و برای پیشنهاد موقعیت زمانی و مکانی در نظر گرفته می شود. به این ترتیب که مثلا کاربران در چه ساعتی از شبانه روز یک آیتم خاص را مشاهده کرده اند و یا از چه مکانی به سیستم وصل شده اند. این کار از طریق پر کردن فرم نظر خواهی توسط کاربران، استفاده از روش های داده کاوی، استفاده از موقعیت یاب جهانی ساعت و تاریخ و موقعیت مکانی افراد را زیر نظر می گیرد، رخ می دهد.

۲- روش های مبتنی بر معنا یا دانش محور: در این سیستم ها بر اساس ادراکی که سیستم در مورد کاربران و ویژگی های آیتم ها بدست آورده است، توصیه انجام می شود. در این روش از الگوریتم های رده بندی مثل الگوریتم ژنتیک، فازی و شبکه عصبی و روش استدلال نمونه محور استفاده می شود. یک نمونه از سیستم های مبتنی بر معنا، سیستم پایگاه داده ویکی پدیا است که بر اساس طبقه بندی موضوعات و کاربران عمل می کند. به طور مثال می توان از نمودار درختی یا سلسله مراتبی برای نمایش فیلم ها جهت پیدا کردن بهتر علایق کاربر نیز در یک سیستم توصیه گر فیلم استفاده کرد. گاهی نیز به دنبال بیان روابط بین آیتم ها و کاربران نیز هستند.

۳- روش های توصیه مبتنی بر دامنه (دامنه محور): تولید همسایگی بین کاربران بر اساس دامنه اطلاعاتی است که کاربران به آنها علاقه دارند و تولید همسایگی بر اساس همین دامنه های مشترک صورت می گیرد. به طور مثال کاربری که به مقالات توصیه گر علاقه داشته باشد، احتمالا ممکن است به مقالات مربوط به شبکه های اجتماعی هم علاقه نشان دهد.

۴- سیستم توصیه گر نظیر به نظیر: هر گره (کاربر) می تواند خودش را بر اساس علایق مشترک به گره های دیگر متصل کرده و آن گره ها بر اساس سابقه آن کاربر توصیه هایی به کاربر داشته باشند.

از بین انواع سیستم های توصیه گر ذکر شده، در حال حاضر فیلترینگ مشارکتی، فیلترینگ محتوا محور و روش ترکیبی مورد توجه محققین بوده است.

## مروری بر نقش داده های پیوند باز بر سیستم های توصیه گر

### داده های پیوند باز

استفاده از مجموعه داده های پیوندی باز (Linked Open Data) چالش ها و مسائل جدیدی را در توسعه نسل بعدی سیستم های توصیه گر و به طور کلی، برنامه های وب پیچیده به وجود می آورد.

اصول مرتبط با بازیابی اطلاعات از طریق داده های متصل و باز از طریق Linked Open Data مرتبط با اجرای یک فرآیند تحلیلی ذهنی مرتبط با استفاده از ابزارهای فناوری و پردازش داده هستند. SPARQL و RDF دو عنصر است که امکان انجام پرس و جوی پیچیده اطلاعات را از طریق ساختاردهی داده های معنایی فراهم می کنند. این نوع پرس و جو به بازیابی داده هایی با ویژگی های مشابه و نمایش آن ها در یک نمایش گرافیکی که الگوها را قابل مشاهده می کند، مشخص است. اطلاعاتی که از طریق روش های بازیابی متنی سنتی آشکار نمی شوند. با استفاده از Linked Open Data، بازیابی اطلاعات با استفاده از اندازه گیری های هوش مصنوعی امکان پذیر است و منابع و محتواهای اطلاعاتی با ویژگی های مشابه را کشف می کند. با استفاده از استنباط، می توان به وجود ارتباطاتی که بین داده ها وجود دارد، پی برد و شناخت. به عنوان مثال، انتقال از یک مدل مفهومی نحوی به یک مدل معنایی یا استفاده از پایگاه های داده متمرکز بر گراف به جای پایگاه های داده ارتباطی. این به ارتباط دادن داده ها از طریق ادغام RDF در ساختارهایشان برای انجام پرس و جوی اطلاعات داخلی و خارجی از طریق فرآیند هایپر ارتباطی کمک می کند. همچنین، سیستم های قابل تعامل که بر اساس منطق LOD عمل می کنند باید یک درگاه SPARQL را فعال کنند تا پرس و جوی را در منابع داده مختلف با ویژگی های مشابه داخل و خارج از محیط خود انجام دهند. در غیر این صورت، اصول آن ها به سیستم هایی با داده های مستقل و پیوندهای محلی کاهش می یابد.

## مروری بر مقالات

توماسو و همکارانش در مقاله [۱۳] به یک سیستم توصیه گر مبتنی بر محتوا با استفاده از داده های پیوند باز را ارائه دادند. در این پژوهش از سه مجموعه داده DBpedia، Freebase و LinkedMDB برای جمع آوری اطلاعات در مورد فیلم ها، بازیگران، کارگردانان، ژانرها، دسته بندی ها و غیره استفاده شده است. جنبه نوآورانه این تحقیق استفاده از داده های پیوندی باز به عنوان تنها دانش زمینه ای یک سیستم توصیه گر فیلم و تطبیق یک اندازه گیری رتبه بندی محبوب در بازیابی اطلاعات مانند مدل فضای برداری (Vector Space Model) با شبکه های معنایی است. در حال حاضر، ما در حال کار بر روی آزمایش و ادغام روش های دیگر برای توصیه (مانند ماشین بردار پشتیبان) که به داده های پیوندی باز اعمال می شوند، هستیم. در این مقاله مجموعه داده های LOD مورد استفاده در توصیه ها را گسترش و کل رویکرد را به سایر حوزه ها توسعه داده شده است. تا در نهایت یک توصیه گر بین حوزه ای با استفاده از مجموعه داده های LOD پیشنهاد شد. علاوه بر این، یک توصیه مبتنی بر LOD را با یک رویکرد فیلترسازی مشارکتی ترکیب میشود تا عملکرد سیستم خود را بهبود ببخشد. در نهایت، در این مقاله به ارزیابی اینکه چگونه سیستم های توصیه گر مبتنی بر LOD می توانند مسائل رایج مرتبط با تحلیل محدود محتوا، شروع سرد و پراکندگی داده ها را کاهش دهند پرداخته شده است.

ادر آویلا و بارینتوس در مقاله [۱۴] بازیابی اطلاعات با داده های پیوندی چندین تکنیک برای استخراج شبکه های اجتماعی از داده های پیوندی باز (Linked Open Data) پیشنهاد می دهد. این تکنیک های پیشنهادی به شکل الگوهای استخراج هستند که می توان آنها را با استفاده از پرس و جوهای SPARQL بیان کرد که نتایج آنها شبکه اجتماعی هدف را تشکیل می دهد. اهمیت این رویکرد پیشنهادی ناشی از (۱) اهمیت داده های پیوندی باز به عنوان یک منبع غنی از اطلاعات و (۲) نقش الگوهای استخراج به عنوان راهنمایی برای فرآیند استخراج دانش جدید نهفته (شبکه های اجتماعی) از دانش موجود (داده های پیوندی باز) است. داده های پیوندی باز اطلاعات ساختاریافته در یک قالب قابل پردازش ماشینی هستند که به طور باز در وب منتشر شده اند و به سایر مجموعه های داده متصل هستند. این ویژگی ها داده های پیوندی باز را به یک منبع اطلاعاتی بی نظیر تبدیل می کنند و فرصت های جدیدی را برای بسیاری از حوزه های کاربردی ایجاد می کنند. به این ترتیب، داده های پیوندی باز نه تنها توسط جامعه علمی بلکه توسط گروه های مختلف ذی نفع مانند رسانه ها، صنعت، سازمان های دولتی و غیر دولتی به طور فزاینده ای مورد استفاده قرار می گیرند. داده های پیوندی باز در صنایع مختلفی از جمله کتابخانه ها، بیومدیسین و داده های دولتی به طور گسترده در دسترس است. "اتصال اطلاعات از منابع مختلف کلید نوآوری های بیشتر است. اگر داده ها در یک زمینه جدید قرار گیرند، برنامه های کاربردی بیشتری و در نتیجه دانش بیشتری ایجاد خواهد شد." از این دیدگاه، پیشنهاد ما استخراج اطلاعات جدید یعنی شبکه های اجتماعی از داده های پیوندی باز و سپس تبدیل آنها به دانش از طریق تحلیل شبکه های اجتماعی است. بنابراین، تکنیک ها/الگوهای استخراج پیشنهادی در این مقاله برای تسهیل این فرآیند ارائه شده اند. الگوهای استخراج را می توان به عنوان راهنمایی در نظر گرفت که به کاربر کمک می کنند تا فرموله مناسب پرس و جو را برای استخراج شبکه مورد نظر پیدا کند و نتایج انتخاب های مختلف طراحی را درک کند: کدام متغیرها مورد نیاز هستند، چند الگوی سه تایی لازم است، جهت هر الگوی سه تایی (موضوع-مفعول) چه چیزی باید باشد و غیره. الگوهای استخراج به عنوان بلوک های ساختاری برای ایجاد الگوهای پیچیده تر که می توانند برای استخراج شبکه های پیچیده تر استفاده شوند، استفاده می شوند. علاوه بر این، می توان از آنها به عنوان بلوک های ساختاری برای طراحی الگوهای استخراج برای انواع دیگر شبکه های اجتماعی، مانند شبکه های متنی و شبکه های متمرکز بر افراد استفاده کرد. یک شبکه اجتماعی متنی با شبکه کامل تفاوت دارد به این معنی که تنها یک زیرمجموعه از جمعیت را که با استفاده از یک زمینه خاص تعریف شده است، پوشش می دهد، به عنوان مثال، نوع موجودیت، زمان، مکان یا جنسیت (مثلاً شبکه هم کاران بازیگران هندی یا شبکه تأثیرگذاری نخبگان در یک دوره خاص). با توجه به الگوهای استخراج عمومی ارائه شده در این مقاله، می توان الگوهای استخراج تخصصی برای شبکه های اجتماعی متنی را با اعمال الگوهای سه تایی و/یا فیلترهای اضافی که زمینه مورد نظر یک شبکه جزئی هدف را مشخص می کنند، ساخت. از سوی دیگر، یک شبکه اجتماعی متمرکز بر افراد حول یک موجودیت خاص

متمرکز است و شامل محیط اطراف آن می شود، به عنوان مثال، یک شبکه هم کاران متمرکز بر جودی فاستر، یا یک شبکه تأثیرگذاری متمرکز بر آیزاک نیوتن. بنابراین، الگوهای استخراج تخصصی برای شبکه های اجتماعی متمرکز بر افراد می توانند بر روی الگوهای استخراج عمومی ساخته شوند، با در نظر گرفتن اینکه شبکه جهت دار است یا خیر و در نظر گرفتن هر دو پیوندهای بین فرد اصلی و دیگران و پیوندهای بین دیگران، همان طور که در یک کار قبلی نشان داده ایم. در این مقاله تمرکز بر روی حالتی است که یک مجموعه داده واحد در یک زمان پرس و جو می شود، به این معنی که الگوهای توصیف شده محدود به یک مجموعه داده واحد هستند (مثلاً از یک زیرمجموعه فیلم، یا از یک منبع کتابشناسی). با این حال، این کار می تواند به حالتی که چندین مجموعه داده برای استخراج یک شبکه اجتماعی هدف استفاده شوند، گسترش یابد. این کار با استفاده از اتصال بین مجموعه داده های پیوندی باز، و همچنین با استفاده از پرس و جوهای SPARQL فدراسیون قابل انجام است. یکی از اهداف اصلی داده های پیوندی باز اتصال و یکپارچه سازی بین مجموعه داده های ابر پیوندی باز است. "اتصال بین دو یا چند مجموعه داده می تواند از طریق موجودیت های مشترک، سه تایی ها، متون، و عناصر طرحواره ای حاصل شود، در حالی که اتصالات بیشتر می توانند به دلیل روابط هم ارزی بین URI ها، مانند owl:sameAs و owl:equivalentProperty و owl:equivalentClass، ایجاد شوند، زیرا بسیاری از ناشران از این روابط هم ارزی برای اعلام هم ارزی URI های خود با URI های مجموعه داده های دیگر استفاده می کنند." از آنجا که بیشتر مجموعه داده های پیوندی باز به هم متصل هستند، مقادیر قابل توجهی از هم پوشانی منابع RDF در مجموعه داده های کل ابر پیوندی باز وجود دارد. بنابراین، چنین هم پوشانی نیز در شبکه های اجتماعی استخراج شده از مجموعه داده های مختلف منعکس می شود. به طور کلی، استخراج شبکه های اجتماعی از داده های پیوندی باز این امکان را به ما می دهد که این شبکه ها را بصری سازی کرده و با استفاده از ابزارهای برجسته تحلیل شبکه های اجتماعی مطالعه کنیم. علاوه بر انواع معمول تحلیل ها مانند اتصال و مرکزیت، تحلیل های پیشرفته ای نیز می توانند بر روی شبکه های اجتماعی استخراج شده اعمال شوند، از جمله تشخیص جامعه، پویایی های انتشار، و پیش بینی پیوند و غیره.

علاوه بر این، با استخراج از داده های پیوندی باز، گره های یک شبکه استخراج شده، موجودیت های LOD هستند و بنابراین می توان آنها را با ویژگی هایشان که به راحتی در مجموعه داده های منبع LOD در دسترس هستند، غنی سازی کرد. این فرآیند شبکه استخراج شده را به یک شبکه پرمحتوا تبدیل می کند که گره های آن با اطلاعات محتوایی غنی مرتبط هستند. به عنوان مثال، شبکه هم کاری وقتی هر بازیگر با فراداده های اضافی مانند کشور، تاریخ تولد و جنسیت مرتبط باشد. به عنوان مثالی دیگر، شبکه تأثیرگذاری نخبگان وقتی هر گره (دانشمند) با دوره تاریخی که در آن زندگی می کرد مرتبط باشد؛ این باعث می شود که شبکه تأثیرگذاری به یک شبکه پویا تبدیل شده و به این ترتیب مطالعات شبکه طولی، یعنی مطالعه چگونگی توسعه یا تغییر یک شبکه اجتماعی در طول زمان، ممکن شود. در تمامی موارد، دانش جدیدی تولید می شود که بسیار مورد توجه خواهد بود.

رسمال مالمی و همکارانش در مقاله [۱۵] نقش داده های پیوندی باز (LOD) (یعنی DBpedia) در بهبود کیفیت توصیه های سیستم های توصیه گر گروهی (GRS) ارائه دادند. آزمایش ها بر روی مجموعه داده MovieLens نتایج امیدوارکننده ای نشان داد. DBpedia روابط معنایی را برقرار کرده و آیت های مجموعه داده MovieLens 1M را غنی می کند، در نتیجه پراکندگی داده ها را کاهش می دهد. ما به مشکلات پراکندگی داده ها قبل از تشکیل گروه پرداختیم، فرض کردیم که پرداختن به پراکندگی داده ها در سطح فردی قبل از فرآیند تشکیل گروه کارآمدتر خواهد بود. بنابراین، پیشنهاد شده است که این رویکرد را از طریق فناوری LOD اجرا کنیم تا اطمینان حاصل شود که مشکلات پراکندگی داده ها قبل از فرآیند تشکیل گروه برطرف می شوند. تا کنون، نتایج به دست آمده امیدوارکننده بوده و شواهدی ارائه می دهند که تشکیل گروه های کیفی به توصیه های گروهی دقیق تر منجر می شود. به طور کلی، نشان می دهد که تشکیل گروه از طریق GRS-LOD که گروه های همگن کاربران را بر اساس تشخیص خودکار گروه ایجاد می کند، توصیه های موثرتری ارائه می دهد. می توان نتیجه گرفت که رویکردهای توصیه با ویژگی های استخراج شده از LOD برتری قابل توجهی نسبت به روش های بدون LOD دارند، که این امر در آزمایشات



این مطالعه مشاهده شد. در زمینه کارهای آینده، تولید توصیه‌های گروهی می‌تواند بر ویژگی‌های دیگری مانند زمینه، اعتماد و دوستی متمرکز شود که ممکن است با بهره‌گیری از شبکه‌های اجتماعی ممکن شود. یک زمینه بالقوه دیگر برای GRS، افزودن قابلیت توضیح است. با عملکرد به صورت قابل توضیح، الگوریتم توصیه نه تنها لیستی از توصیه‌ها تولید می‌کند، بلکه توضیحاتی برای این توصیه‌ها نیز ارائه می‌دهد.

راجی قوی و همکارش در مقاله [۱۶] الگوهای استخراج برای استخراج شبکه‌های اجتماعی از داده‌های باز مرتبط پرداختند. در نتایج به دست آمده می‌توان تأثیرات این جنبه‌ها را در نمایش داده‌هایی که در گراف ارائه شده‌اند، مشاهده کرد. مشاهده می‌شود که با افزایش میزان داده‌ها، نیاز به تعامل به صورت شهودی‌تر و به کارگیری استراتژی‌های کشف برای یافتن الگوهای شباهت بین داده‌ها ضروری است. بدین ترتیب، یک پرسش با SPARQL نتایج را از طریق تخصیص عناصر معنایی که داده‌ها را در یک زمینه مشترک مرتبط می‌کند، توزیع می‌کند. مطالعات قبلی به ادغام اصول LOD در فرآیند بازیابی اطلاعات پرداخته‌اند، به ویژه در مورد SPARQL و RDF. مهم‌ترین آن‌ها به دلیل ماهیت این کار، مطالعات (Ichinose et al. (2014)، (Chondrogiannis et al. (2015) و (Vander Sande et al. (2018) هستند. در این مطالعات، به پیاده‌سازی SPARQL و RDF برای بازیابی داده‌های موجود در منابع مختلف پرداخته شده است، با این حال، هیچ‌یک از آن‌ها به بررسی رفتار بازیابی داده‌های کتاب‌شناختی نپرداخته‌اند، اما کمک‌هایی برای ساخت پرسش‌های پیچیده با SPARQL و کدگذاری مربوط به داده‌ها با چارچوب توصیف منابع ارائه می‌دهند. روش‌هایی که در این مقاله اعمال شده‌اند. بنابراین، دستاوردهای LOD در فرآیند بازیابی عبارتند از:

- نتایج بازیابی اطلاعات به تسهیل پرسش‌گری از داده‌ها و ارتباطات معنایی آن‌ها کمک می‌کند.
- با ناوبری در گراف RDF داده‌هایی کشف می‌شوند که با جستجوی ساده به روش متنی قابل دسترسی نیستند.
- نمایش و تعامل با گراف RDF ماهیت تعاملی دارد، به این معنا که کاربر با یک فرآیند شهودی که توسط منطق خود گراف هدایت می‌شود، داده‌های جدیدی را کشف می‌کند.
- این نوعی بازیابی اطلاعات یکپارچه است، زیرا از طریق یک پرسش می‌توان داده‌هایی را که بخشی از یک زمینه مشترک هستند و ارتباطات معنایی با یکدیگر دارند، به دست آورد.
- بازیابی اطلاعات با LOD استنتاج‌هایی را در داده‌ها ایجاد می‌کند که نتیجه آن، پرسش از ارتباطات بین سه‌گانه‌هایی است که بخشی از یک مجموعه داده خاص هستند. همچنین، این فرآیند بازیابی اطلاعات تفاوت چشمگیری بین فرآیندهای بازیابی سنتی و آن‌هایی که به صورت معنایی عمل می‌کنند، ایجاد می‌کند، زیرا بازیابی اطلاعات با LOD امکان پرسش از اطلاعات را از طریق پایگاه‌های داده توزیع شده به صورت ناهمگن، با داده‌های پویا و با معنای از پیش تعیین شده از طریق تحلیل، فراهم می‌کند. از سوی دیگر، محدودیت‌های شناسایی شده از طریق آزمایش به این صورت بیان می‌شوند:
- لازم است منطق SPARQL برای انجام پرسش‌های پیچیده اطلاعات درک شود.
- نیاز است که طبیعت متنی داده‌هایی که تحت فرآیند بازیابی اطلاعات قرار می‌گیرند، شناخته شود زیرا این امر به طور قابل توجهی بر نتایج تأثیر می‌گذارد.

- واژگان‌های قابل تعامل که بتوانند داده‌های موجود در منابع مختلف را پرسش کنند، مورد نیاز است. پتانسیل RDF و SPARQL برای بازیابی اطلاعات محدود خواهد بود اگر اصول آن‌ها با یک روش بصری و شهودی که اجازه شناسایی داده‌ها، ارتباطات آن‌ها و الگوهای پنهان بین آن‌ها را بدهد، یکپارچه نشوند. باید توجه داشت که پتانسیل LOD در امکان انجام پرسش‌های پیچیده اطلاعاتی نهفته است که در آن‌ها الگوهای تعامل بین داده‌ها با ویژگی‌های مشابه نمایش داده می‌شوند.

## نتیجه گیری

سیستم های پیشنهاد دهنده توجه محققان و اساتید را به خود جلب کرده اند. در این مقاله، ما مقالات تحقیقاتی درباره سیستم های پیشنهاددهنده را که بین سال های ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۱ منتشر شده اند، شناسایی و به دقت بررسی کرده ایم. این بررسی جزئیات متنوعی از جمله زمینه های کاربردی مختلف، تکنیک های استفاده شده، ابزارهای شبیه سازی مورد استفاده، تمرکزهای مختلف کاربردها، معیارهای عملکرد، مجموعه داده های استفاده شده، ویژگی های سیستم و چالش های سیستم های پیشنهاددهنده مختلف را جمع آوری کرده است. علاوه بر این، شکاف ها و چالش های تحقیقاتی برای بررسی چشم انداز تحقیقات آینده در زمینه سیستم های پیشنهاددهنده مطرح شد. به طور کلی، این مقاله فهم جامعی از روند تحقیقات مرتبط با سیستم های پیشنهاددهنده را ارائه می دهد و به محققان نگرش و جهت دهی آینده در زمینه سیستم های پیشنهاددهنده را ارائه می کند. نتایج این مطالعه دارای چندین تأثیر عملی و مهم هستند:

بر اساس نرخ انتشار اخیر، ما احساس می کنیم که تحقیقات در زمینه سیستم های پیشنهاد دهنده در آینده به طور قابل توجهی افزایش خواهد یافت.

- تعداد زیادی مقاله تحقیقاتی در زمینه پیشنهاد دادن فیلم شناسایی شده اند، در حالی که سیستم های پیشنهاددهنده مربوط به حوزه های بهداشت، گردشگری و آموزش در تعداد بسیار کمی شناسایی شدند. این به دلیل دسترسی به مجموعه داده های فیلم در دامنه عمومی است. بنابراین، توسعه مجموعه داده ها در زمینه های دیگر نیز ضروری است.

- هیچ معیار استاندارد برای محاسبه عملکرد سیستم های پیشنهاددهنده وجود ندارد. از میان ۶۰ مقاله، ۲۱ مورد از بازخوانی، ۱۰ مورد از MAE، ۲۵ مورد از دقت، ۱۸ مورد از اندازه گیری F1، ۱۹ مورد از دقت و تنها ۷ مورد از RMSE برای محاسبه عملکرد سیستم استفاده کردند. تعداد کمی از سیستم ها بهترین عملکرد را در دو یا بیشتر از این معیارها داشتند.

- زبان های برنامه نویسی جاوا و پایتون (با مشارکت ترکیبی ۲۷ درصد) بیشترین زبان های مورد استفاده برای توسعه سیستم های پیشنهاددهنده هستند. این به دلیل دسترسی به تعداد زیادی کتابخانه استاندارد جاوا و پایتون است که در فرآیند توسعه کمک می کنند.

- در اخیر، تعداد زیادی از تکنیک های هجیز و بهینه سازی برای سیستم های پیشنهاددهنده پیشنهاد شده اند. عملکرد یک سیستم پیشنهاددهنده می تواند با اعمال تکنیک های بهینه سازی به طور قابل توجهی بهبود یابد.

- در استفاده از شبکه های عصبی و روش های مبتنی بر یادگیری عمیق برای توسعه سیستم های پیشنهاددهنده دامنه تحقیقات بسیار وسیعی وجود دارد. سیستم های توسعه یافته با استفاده از این روش ها دقت عملکرد بالایی را داشته اند.

این تحقیق راهنمایی برای تحقیقات آینده در زمینه سیستم های پیشنهاددهنده ارائه خواهد داد. با این حال، این تحقیقات محدودیت هایی دارند. اولاً، به دلیل محدودیت منابع انسانی و زمان، ما تنها مقالات منتشر شده در ژورنال های مرتبط با علوم کامپیوتر، مدیریت و پزشکی را بررسی کرده ایم. ثانیاً، تنها مقالات انگلیسی را بررسی کرده ایم. تحقیقات جدید می توانند این مطالعه را تا جلو برده و مقالات دیگری را در نظر بگیرند. در نهایت، این بررسی بر اساس جستجوی شش واژه کلیدی انجام شده است: "سیستم های پیشنهاددهنده"، "سیستم های پیشنهادی"، "پیشنهاد فیلم"، "پیشنهاد موسیقی"، "پیشنهاد شخصی سازی شده" و "پیشنهاد هجیز". مقالات تحقیقاتی که این واژه ها را در بر نداشتند، مورد توجه قرار نگرفتند.

جدول ۱- خلاصه ای از اهداف، مزایا، نتیجه گیری و نکات کلیدی هر مقاله

شماره	اهداف	مزایا	نتیجه گیری	نکات کلیدی
۱	بررسی فرآیند بازیابی اطلاعات از طریق داده های باز پیوندی	استفاده از LOD برای افزایش کارایی و تعامل در سیستم های بازیابی	ادغام LOD باعث بازیابی اطلاعات کارآمدتر و معنادارتر می شود	تغییر از مدل های نحوی به مدل های معنایی، اهمیت نمایش های

شماره	اهداف	مزایا	نتیجه گیری	نکات کلیدی
	(LOD)	اطلاعات		گرافیکی، افزایش قابلیت تعامل
۲	بررسی استفاده از داده های باز پیوندی در کتابخانه های دیجیتال	بهبود کشف منابع و دسترسی کاربران در کتابخانه های دیجیتال	اجرای LOD در کتابخانه های دیجیتال منجر به بازیابی اطلاعات کارآمدتر می شود	چالش های کیفیت داده ها و قابلیت تعامل، نقش RDF و SPARQL، افزایش تعامل کاربران
۳	مرور سیستم های توصیه گر با تمرکز بر کاربردهای متنوع و تحلیل الگوریتمی	ارائه دیدگاهی جامع از سیستم های توصیه گر و تحلیل محدودیت ها و چالش ها	ارائه یک نمای کلی از وضعیت تحقیقاتی موجود و شناسایی شکاف ها و چالش ها	تجزیه و تحلیل الگوریتمی، استفاده از داده های مختلف، اهمیت مجموعه داده ها و پلتفرم های شبیه سازی
۴	توسعه یک سیستم توصیه گر گروهی مبتنی بر LOD	بهبود دقت و ارتباط توصیه ها در سیستم های توصیه گر گروهی	مدل GRS-LOD در مقایسه با روش های پایه عملکرد بهتری دارد	استفاده از LOD برای رفع مشکلات کمبود داده، تحلیل استراتژی های تجمیع، ارزیابی دقت و ارتباط توصیه ها
۵	استفاده از داده های باز پیوندی برای توسعه یک سیستم توصیه گر فیلم	افزایش دقت و کارایی توصیه ها با استفاده از LOD	استفاده از LOD برای بهبود دقت و ارتباط توصیه ها	ترکیب فرکانس کلمات و شباهت کسینوسی، استفاده از SPARQL برای استخراج اطلاعات، اهمیت اطلاعات ساختاری LOD

## منابع و مراجع

- [1] A. Said and A. Bellogín, "Comparative recommender system evaluation: benchmarking recommendation frameworks," in Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender systems, 2014, pp. 129-136.
- [2] X. Yang, "Collaborative Filtering Based Social Recommender Systems," Polytechnic Institute of New York University, 2014.
- [3] E. Turban et al., "Social commerce: Foundations, social marketing, and advertising," Electronic commerce: A managerial and social networks perspective, pp. 309-364, 2015.
- [4] M. Dorigo and K. Socha, "An introduction to ant colony optimization," in Handbook of approximation algorithms and metaheuristics: Chapman and Hall/CRC, 2018, pp. 395-408.

- [5] J. Lu, D. Wu, M. Mao, W. Wang, and G. Zhang, "Recommender system application developments: a survey," *Decision support systems*, vol. 74, pp. 12-32, 2015.
- [6] Y. Li et al., "An efficient recommendation method for improving business process modeling," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 10, no. 1, pp. 502-513, 2013.
- [7] H. Sun, Z. Zheng, J. Chen, and M. R. Lyu, "Personalized web service recommendation via normal recovery collaborative filtering," *IEEE Transactions on Services Computing*, vol. 6, no. 4, pp. 573-579, 2012.
- [8] D. H. Park, H. K. Kim, I. Y. Choi, and J. K. Kim, "A literature review and classification of recommender systems research," *Expert systems with applications*, vol. 39, no. 11, pp. 10059-10072, 2012.
- [9] S. Feyer, S. Siebert, B. Gipp, A. Aizawa, and J. Beel, "Integration of the scientific recommender system Mr. DLib into the reference manager JabRef," in *Advances in Information Retrieval: 39th European Conference on IR Research, ECIR 2017, Aberdeen, UK, April 8-13, 2017, Proceedings 39, 2017: Springer*, pp. 770-774.
- [10] K. A. Tarnowska, Z. W. Ras, P. J. Jastreboff, K. A. Tarnowska, Z. W. Ras, and P. J. Jastreboff, "Recommender Solutions Overview," *Decision Support System for Diagnosis and Treatment of Hearing Disorders: The Case of Tinnitus*, pp. 17-33, 2017.
- [11] P. Melville and V. Sindhwani, "Recommender systems," *Encyclopedia of machine learning*, vol. 1, pp. 829-838, 2010.
- [12] B. Loepp, T. Hussein, and J. Ziegler, "Choice-based preference elicitation for collaborative filtering recommender systems," in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2014, pp. 3085-3094.
- [13] T. Di Noia, R. Mirizzi, V. C. Ostuni, D. Romito, and M. Zanker, "Linked open data to support content-based recommender systems," in *Proceedings of the 8th international conference on semantic systems*, 2012, pp. 1-8.
- [14] E. Ávila-Barrientos, "Recuperación de información con Linked Open Data," *Investigación bibliotecológica*, vol. 36, no. 91, pp. 125-146, 2022.
- [15] R. M. Nawi, S. A. M. Noah, and L. Q. Zakaria, "Integration of linked open data in collaborative group recommender systems," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 150753-150767, 2021.
- [۱۶] R. Ghawi and J. Pfeffer, "Extraction Patterns to Derive Social Networks from Linked Open Data Using SPARQL," *Information*, vol. 11, no. 7, p. 361, 2020.