جلد هشتم، شماره دوم (تابستان ۱۴۰۰): ۷۸-۶۷
http://hii.khu.ac.ir
مقاله اصیل پژوهشی

توصیه‌های دامنه‌های متقابل: مروری بر مبانی، کاربردها و چالش‌ها

سجاد محمدیان: دانشجوی دکتری، علم اطلاعات و دانش‌شناسی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.
***نادر نقشینه:** دانشیار، علم اطلاعات و دانش‌شناسی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. (نویسنده مسئول) Nnaghsh@ut.ac.ir
مریم ناخدا: استادیار، علم اطلاعات و دانش‌شناسی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

چکیده

دریافت: ۱۴۰۰/۰۱/۱۷
پذیرش: ۱۴۰۰/۰۳/۲۱

زمینه و هدف: منظور از توصیه‌های دامنه‌های متقابل یعنی به جای پرداختن به هر دامنه به طور مستقل، دانش بدست‌آمده در یک دامنه (منبع) را به دامنه (هدف) دیگری منتقل و در آن به کار گرفت. مقاله حاضر با مرور نظام‌مند درپی بررسی پژوهش‌های این حوزه از نظر مبانی، کاربردها و چالش‌ها است.

روش پژوهش: در مطالعه حاضر، از چارچوب مطالعه نظام‌مند پریسما استفاده شده است. جست‌وجو در منابع اطلاعات علمی فارسی و انگلیسی با کلیدواژه‌های مرتبط انجام و ۹۸ منبع به زبان انگلیسی در بازه زمانی ۲۰۰۷ تا ۲۰۲۱ یافت شد. با اعمال پالایش اولیه، معیارهای ورود و خروج از مطالعه و کنترل توسط متخصصان، تعداد ۲۸ منبع انگلیسی برای ورود به مرور نظام‌مند انتخاب شدند.

یافته‌ها: بر مبنای دامنه، چهار سطح توصیه‌های دامنه‌های متقابل؛ مشخصه یا خصیصه، نوع، مورد و سامانه وجود دارد. برای پیش‌بینی نظرات کاربران در توصیه‌های بین دامنه‌ای از الگوریتم‌ها یادگیری ماشین و برای ارزیابی پیش‌بینی‌های صورت گرفته براساس ماتریس درهم ریختگی از سه دسته معیارهای پیش‌بینی، رتبه‌بندی و طبقه‌بندی استفاده می‌شود. توصیه‌های دامنه‌های متقابل با انتقال دانش بین دامنه‌ها در افزایش صحت توصیه‌ها، رفع مسئله شروع سرد، فروش متقابل و بهبود شخصی‌سازی کاربرد دارد. اصلی‌ترین چالش توصیه دامنه‌های متقابل تفاوت‌های دامنه‌ها با هم است این تفاوت‌ها شامل عدم انطباق بین ویژگی‌های دامنه‌ها و مشخص نبودن روابط میان دامنه‌ها است. علاوه بر این، تفاوت در اندازه دامنه‌ها و عملکرد ضعیف الگوریتم‌های پایه در پیش‌بینی نظرات کاربران از دیگر چالش‌های پیش‌روی توصیه‌های دامنه‌های متقابل است.

نتیجه‌گیری: این حوزه موضوعی اگر چه در ده سال اخیر شکل گرفته است اما شتاب پرداختن به موضوع توسط پژوهشگران علوم رایانه و اطلاعات نشان از مهم بودن حوزه پژوهشی دارد. توصیه‌های دامنه‌های متقابل سطح مورد اصلی‌ترین دسته توصیه‌های دامنه‌های متقابل محسوب می‌شوند. با توجه به شکل‌گیری گروه‌های کسب‌کارهای الکترونیک، در آینده توصیه‌های متقابل در سطح سامانه‌ها بیشتر مورد توجه قرار خواهند گرفت. توصیه‌های دامنه‌های متقابل در بهبود عملکرد سامانه‌های توصیه‌گر، مدل‌سازی کاربر در تعامل انسان و رایانه، تجارت الکترونیک می‌توان استفاده می‌شوند.

کلیدواژه‌ها: توصیه‌های دامنه‌های متقابل، سامانه توصیه‌گر، یادگیری ماشین، شروع سرد.

تعارض منافع: گزارش نشده است.
منبع حمایت کننده: حامی مالی نداشته است.

شیوه استناد به این مقاله

APA: Mohammadian, S., Naghshineh, N., Nakhoda, M. (2021). Cross-Domain Recommendations: Foundations, Applications, and Challenges. *Human Information Interaction*, 8(2); 67-78. (Persian)

Vancouver: Mohammadian S, Naghshineh N, Nakhoda M. Cross-Domain Recommendations: Foundations, Applications, and Challenges. *Human Information Interaction*. 2021;8(2): 67-78. (Persian)

انتشار مجله تعامل انسان و اطلاعات با حمایت مالی دانشگاه خوارزمی انجام می‌شود.
انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با CC BY-NC-SA 3.0 صورت گرفته است.

Human Information Interaction. Vol. 8, No. 2 (Summer 2021):67-78.
http://hii.khu.ac.ir
Original Article

Cross-Domain Recommendations: Foundations, Applications, and Challenges

***Sajjad Mohammadian:** Doctorate Candidate, Knowledge and Information Science, University of Tehran, Iran.
Nader Naghshineh: Associate Professor, Knowledge and Information Science, University of Tehran, Iran. (Corresponding author) Nnaghsh@ut.ac.ir
Maryam Nakhoda: Assistant Professor, Knowledge and Information Science, University of Tehran, Iran.

Received: 06/04/2021 Accepted: 11/06/2021

Abstract

Background and Aim: The meaning of cross-domain recommendation is that instead of dealing with each domain independently, transfer knowledge gained in one domain (source) to another domain (target) and use it. The present article systematically reviews the research in this field in terms of foundations, applications and challenges.
Method: The Prisma guidelines had been used. Search in Persian and English scientific information sources with related keywords were conducted and 98 English language sources were found in the period 2007 to 2021. Applying the initial refinement, inclusion and exclusion criteria by experts, 28 English documents were selected to enter in the systematic review.
Findings: There are four levels of cross-domain recommendations: Attributes, types, items and systems. Machine learning algorithms are used to predict user rating in cross-domain recommendations, and three categories of: Prediction, ranking, and classification criteria are used to evaluate predictions based on confusion matrix. Cross-domain recommendations can be used to increase the accuracy of recommendations, resolve cold start problems, cross-sell, and improve personalization by transferring knowledge between domains. The most challengeable recommendations of cross-domain is the differences between domains. These differences include the mismatch between the properties of the domains and/or unclear relationships between the domains. In addition, differences in domain size and poor performance of basic algorithms in predicting user rating are other challenges in cross-domain recommendations.
Conclusion: While this subject has been shaped in the last decade, but the keen attention of computer science and information researchers shows its importance. Items level are the main category of cross-domain recommendations. Due to the formation of e-business groups, in the future, cross-domain recommendations at the system level will be given more consideration. Cross-domain recommendations could be used to improve the performance of recommender systems, user modeling in human-computer interaction, and e-commerce.

Keywords: Cross-domain Recommendations, Recommender System, Machine Learning, Cold Start.

Conflicts of Interest: None
Funding: None.

How to cite this article

APA: Mohammadian, S., Naghshineh, N., Nakhoda, M. (2021). Cross-Domain Recommendations: Foundations, Applications, and Challenges. *Human Information Interaction*, 8(2); 67-78. (Persian)

Vancouver: Mohammadian S, Naghshineh N, Nakhoda M. Cross-Domain Recommendations: Foundations, Applications, and Challenges. *Human Information Interaction*. 2021;8(2): 67-78. (Persian)

The journal of *Human Information Interaction* is supported by Kharazmi University, Tehran, Iran.
This work is published under CC BY-NC-SA 3.0 licence.

مقدمه

افزایش، پیچیدگی و ناهمگونی اطلاعات باعث سرریز اطلاعات[1] شده که این مسئله نیز طیف گسترده‌ای از توانمندی‌های افراد را در امور اطلاع‌یابی[2] و تجارت الکترونیک تضعیف یا ازبین برده است (هاو[3]، ۲۰۱۹). برای مواجه با این چالش، سامانه‌های توصیه‌گر[4] با پالایش[5] موارد[6] (موارد) با ارتباط یا مطلوبیت کم برای کاربر و ارائه مجموعه کوچک‌تری از موارد مناسب با سلیقه، علایق و اولویت‌های کاربر ارائه شده‌اند (ملویل و سیندهاونی[7]، ۲۰۱۰). این سامانه‌ها، توصیه‌ها را هنگام تورق کاربر و بدون نیاز به انجام جستجوی مستقیم (که معمولاً در سامانه‌های بازیابی اطلاعات انجام می‌شود) در اختیار کاربر قرار می‌دهند.

ایده سامانه توصیه‌گر ایده جدیدی نیست، چرا که از گذشته‌ها مردم از هم می‌خواستند که رستوران‌ها، فیلم‌ها، کتاب‌ها و غیره را به آن‌ها توصیه کنند. اما فرآیند توصیه کردن پیچیده‌تر از آن چیزی است که تصور می‌شود و هر روز به این پیچیدگی افزوده می‌شود. توسعه علوم میان رشته‌ای، از جمله: علوم شناختی، بازیابی اطلاعات، مهندسی دانش، نظریه تقریبی و یادگیری ماشین و هوش مصنوعی این فرصت ایجاد کرده تا سامانه‌های توصیه‌گر قدرت پیش‌بینی بیشتر از میزان محبوبیت موارد (به عنوان مثال، فیلم، تصویر، کتاب و غیره) در پیش کاربرانی که آن‌ها تا کنون ندیده‌اند، داشته باشند.

فرآیند ایجاد توصیه‌ها به سه مولفه نیاز دارد: موارد، کاربران و بازخورد. آنچه که به کاربران توصیه می‌شوند بدون در نظر گرفتن هیچ محدودیتی به لحاظ ویژگی موارد نامیده می‌شوند. مولفه دوم فرآیند توصیه، کاربران هستند. کاربران مرکز سامانه توصیه‌گر محسوب می‌شوند و برخی محققان سامانه توصیه‌گر را به عنوان ابزاری تعریف می‌کنند که پروفایل کاربران را توسعه می‌دهد (گائو و چن[8]، ۲۰۱۳). مولفه سوم بازخورد، استقبال یا عدم استقبال کاربران در مواجه با مواردی است که سامانه به آن‌ها توصیه کرده است و می‌تواند به صورت صریح و یا به طور ضمنی گردآوری شود. جمع‌آوری صریح زمانی است که کاربران نظرات خود را در مورد موارد به صورت صریح مطرح می‌کنند در این حالت شیوه نرخ گذاری[9] کاربر یا رتبه‌بندی موارد توسط کاربر می‌تواند به لحاظ تعداد طبقه متفاوت باشد (پنج طبقه مانند ۱ تا ۵ ستاره، دو طبقه مانند پسندیدن و نپسندیدن، یا فقط یک طبقه مانند پسندیدن). در حالی که گردآوری ضمنی زمانی است که سامانه تلقی می‌کند که کاربر مورد را پسندیده یا نه به عنوان مثال، خریدن یا دیدن محصول (مورد) را می‌توان تلقی از پسندیدن مورد در نظر گرفت (وارس[10] و دیگران، ۲۰۱۹). البته گردآوری بازخورد می‌تواند پس از دریافت توصیه توسط کاربر نیز صورت گیرد، یک کاربر ممکن است بازخورد صریح یا ضمنی مبنی بر این که توصیه را پسندیده یا نه ارائه دهد. سامانه نظر کاربر را در یک پایگاه‌داده ذخیره می‌کند و از آن برای توصیه‌های آینده استفاده می‌کند.

در دو دهۀ اخیر پژوهش‌های گسترده‌ای برای بهبود و توسعه سامانه‌های توصیه‌گر صورت گرفته و مدل‌ها و انواع مختلفی از سامانه‌های توصیه‌گر چون پالایش مشارکتی، مبتنی بر محتوا، دانش محور، ترکیبی، مبتنی بر تصمیم‌گیری چند شاخصه و ... ایجاد شده است. که اغلب از توصیه‌های تک دامنه‌ای پشتیبانی می‌کنند و به تبع آن در صنعت نیز اغلب سامانه‌های توصیه‌گر، توصیه‌هایی برای موارد متعلق به یک دامنه ارائه می‌دهند. به عنوان مثال، نت فلیکس[11] فیلم‌ها و برنامه‌های تلویزیونی، بارنز اند نوبل[12] کتاب، و لست.اف‌ام[13] قطعات و آلبوم‌های موسیقی را توصیه می‌کنند.

این در حالیست که از سویی در عمل داده‌های چندین دامنه موجود است، چرا که سایت‌های بزرگ تجارت الکترونیک مانند آمازون[14] و ای‌بی[15] اغلب بازخورد کاربر را برای مواردی مختلف از چندین دامنه دریافت می‌کنند، همین‌طور در رسانه‌های اجتماعی کاربران اغلب سلیقه و علاقه خود را برای موضوع‌های

[1] Overload
[2] Information seeking
[3] Hao
[4] Recommender Systems
[5] Filtering
[6] Items
[7] Melville & Sindhwani
[8] Guo & Chen
[9] Rating
[10] Veras
[11] NetFlix
[12] Barnes & Noble
[13] Last.fm
[14] Amazoon
[15] eBay

مختلف بیان می‌کنند. از سویی دیگر محتمل است که بهره‌برداری از تمامی داده‌های کاربران، موجود در سامانه‌ها و دامنه‌های مختلف به منظور خلق مدل جامع‌تر و توصیه‌های بهتر مفید باشد (شاپیرا[1] و دیگران، ۲۰۱۳). سامانه‌های توصیه‌گر دامنه‌های متقابل[2] (بین دامنه‌ای) به همین دلایل ارائه شده‌اند که در آن به جای پرداختن به هر دامنه (به عنوان مثال، فیلم‌ها، کتاب‌ها و موسیقی) به طور مستقل، دانش بدست‌آمده در یک دامنه (منبع) می‌تواند به دامنه (هدف) دیگری منتقل و مورد بهره‌برداری قرار گیرد. برای مثال می‌توان از ترجیحات یک کاربر در رابطه با فیلم‌ها برای پیش‌بینی ترجیح یا ترجیحات او در دامنه‌ای دیگر مانند کتاب‌ها استفاده کرد. علاوه بر این پتانسیل داده‌ای موجود برای بهبود توصیه‌ها، دو فرصت طلایی دیگر چالشِ تحقیقاتی انتقال دانش بین دامنه‌ها و کسب‌وکار در دامنه‌های چندگانه یا همان فروش متقابل[3] (به عنوان مثال، فروش یک فیلم همراه با یک آلبوم موسیقی مشابه با موسیقی متن فیلم) نیز باعث افزایش علاقه به توصیه‌های دامنه‌های متقابل (بین دامنه‌ای) هم در پژوهش و هم در صنعت شده است.

با بررسی مدارک علمی منتشر شده به نظر می‌رسد علی‌رغم پژوهش‌های متعدد صورت گرفته در خصوص توصیه‌های دامنه‌های متقابل در دنیا، هیچ پژوهشی در داخل بر روی این موضوع انجام نشده است. بر این اساس، پژوهش حاضر به مرور نظام‌مند مطالعات توصیه‌های دامنه‌های متقابل می‌پردازد. در این مقاله، با مرو پژوهش‌های توصیه‌های دامنه‌های از چند بعد انباشت علمی مطالعات حوزه توصیه‌های دامنه‌های متقابل مشخص شده است و با ترکیب مطالعات پیشین و بررسی کارهای انجام شده، چالش‌های پژوهشی این حوزه را به پژوهشگران عرضه شده است. این پژوهش می‌تواند شروعی برای پژوهشگران حوزه‌های علوم اطلاعات و علوم رایانه به منظور توسعه شناختی توصیه‌های دامنه‌های متقابل و ایجاد منابع دانشی مناسب و نیز کاربردها و چالش‌های توصیه‌های دامنه‌های متقابل باشد. از این رو، در این مقاله ضمن تبیین مفاهیم اساسی توصیه‌های دامنه‌های متقابل، به معرفی مدل‌های پرکاربرد توصیه‌های دامنه‌های متقابل پرداخته می‌شود تا زمینه ساز آشنایی بیشتر پژوهشگران ایرانی با ادبیات حوزه مذکور شود.

پژوهش مروری نظام‌مند حاضر در پی تحقق چهار هدف ذیل است: ۱.شناسایی بنیان‌های توصیه‌های دامنه‌های متقابل؛ ۲. شناسایی و دسته‌بندی الگوریتم‌های استفاده شده در توصیه‌های دامنه‌های متقابل و معیارهای ارزیابی آن‌ها؛ ۳. شناسایی انواع و سطوح توصیه‌های دامنه‌های متقابل؛ ۴. شناسایی کاربردها و چالش‌های توصیه‌های دامنه‌های متقابل. با در نظر گرفتن این اهداف محتوای مقاله حاضر به این شرح سازماندهی می‌شود: در بخش دوم به شیوه و روش مرور نظام مند اشاره می‌شود. در بخش سوم به الگوریتم‌های پرتکرار استفاده شده برای پیش‌بینی ترجیحات کاربران در خصوص توصیه‌های دامنه‌های متقابل پرداخته می‌شود. در بخش چهارم سه دسته معیارهای مهم ارزیابی پیش‌بینی ترجیحات کاربران در خصوص توصیه‌های دامنه‌های متقابل پرداخته تشریح می‌شوند در بخش پنجم کاربردهای اصلی توصیه‌های دامنه‌های متقابل ارائه می‌گردد. و در بخش ششم چالش‌های پیش‌روی این حوزه تحقیاتی معرفی می‌شوند. این مقاله با نتیجه‌گیری در بخش هشتم به پایان می‌رسد.

روش‌شناسی

پژوهش حاضر از نظر هدف کاربردی و با روش مرور نظام‌مند صورت گرفته است. مرور نظام‌مند روشی علمی است که هدف آن ارزیابی و تلفیق نتایج مطالعه‌های انجام شده در یک مسئله پژوهشی خاص به روش عینی و منظم است تا وضعیت مسئله را در حوزه مورد مطالعه مشخص کند (فِرِراس فِرناندز[4] و دیگران، ۲۰۱۶) در مرور نظام‌مند وزن داده‌ها مانع اعمال نظر شخصی و پیش داوری پژوهشگر می‌شود و در واقع پژوهشگر با حداقل تورش وخطا، به جمع بندی نتایج چندین مطالعه اصلی می‌پردازد. مرور نظام‌مند حاضر از نوع تحلیلی بوده و طبق روش پریسما (موهر[5] و دیگران، ۲۰۰۹) به شرح زیر انجام شده است.

[1] Shapira
[2] Cross domain recommender systems
[3] Cross Sale
[4] Fers fernandes
[5] Moher

برای رسیدن به اهداف این پژوهش پایگاه‌های اطلاعاتی مرتبط با موضوع پژوهش شامل وایلی، کتابخانه دیجیتال ای سی ام، امرالد، تیلور آند فرانسیس، آی‌تریپل‌ئی اکسپلور، اسکوپوس، ساینس‌دایرکت، پروکوئست، گوگل‌اسکالر، ابسکو و اشپرینگر، اسکوپوس، شناسایی انتخاب و مورد جستجو قرار گرفتند. بدین ترتیب ۹۸ مدرک بازیابی شد. ضمن اینکه با جستجو در پایگاه‌های اطلاعاتی ایرلنداک، مرکز منطقه‌ای علوم و فناوری، پایگاه اطلاعات علمی جهاد دانشگاهی، علمنت، سیویلیکا، مگ ایران و نورمگز به عنوان پایگاه‌های اطلاعاتی داخلی، پژوهشی مرتبط در این زمینه یافت نشد و فقط مدارک منتشر شده به زبان انگلیسی مورد بررسی قرار گرفتند. از میان آثار بازیابی شده گزارش‌ها و مقالات ترویجی وارد مطالعه نشد. همچنین در این بررسی برای تحلیل دقیق از منابعی که دسترسی به تمام متن آن‌ها مقدور نبود صرف‌نظر شد. با لحاظ این شرایط منابع بازیابی شده به ۴۵ مدرک کاهش یافت. در مرحله بعد در مورد ورود مدارک به جامعه پژوهش بر اساس معیارهای مرتبط بودن تصمیم‌گیری شد که این معیارها شامل: ارتباط موضوعی مدارک با توصیه‌های دامنه‌های متقابل و پژوهشی بودن منبع بودند و مدارکی که درباره خود سامانه‌های توصیه‌گر تک دامنه‌ای از مطالعه کنارگذاشته شدند. بررسی و تائید نهایی در مورد مرتبط یا نامرتبط بودن مدارک توسط هر سه پژوهشگر به‌صورت جداگانه انجام شد و انتخاب نهایی مدارک بر اساس مجموع نظرات انجام شد. بدین ترتیب تعداد ۲۸ مدرک پژوهشی اصیل برای مرور نظام‌مند انتخاب شد. در جدول ۱ سهم هر یک از پایگاه‌های اطلاعاتی از مدارک مرور شده، آورده شده است

جدول۱. سهم پایگاه‌های اطلاعاتی از تعداد مقاله‌های مورد بررسی

ردیف	نام پایگاه	تعداد مدرک
۱	آی‌تریپل‌ئی اکسپلور	۵
۲	ساینس دایرکت	۷
۳	وایلی	۲
۴	اشپرینگر	۳
۵	ای سی ام	۳
۶	سایر	۸

پس انتخاب مقالات، برای استخراج مضامین مرتبط با اهداف مرور جملات مندرج در اسناد مورد بررسی به‌عنوان واحد تحلیل مورد استفاده قرار گرفت. پس از فیش‌برداری به یافته‌ها با هم به بحث گذاشته شد.

توصیه‌های دامنه‌های متقابل

نخستین بار اصطلاح توصیه‌های دامنه‌های متقابل در سال ۲۰۰۲ در یک ثبت اختراع مطرح شد و در سال ۲۰۰۵ به عنوان علاقه‌مندی پژوهشی مورد بحث قرار گرفت و نخستین مقاله علمی بر در این موضوع در سال ۲۰۰۷ توسط رونالد[1] و دیگران منتشر شد. برای درک بهتر توصیه‌های دامنه‌های متقابل لازم است تفاوت آن با توصیه‌های تک دامنه‌ای[2] و توصیه‌های دامنه‌های درهم‌کرد[3] را در نظر گرفت. در توصیه‌های تک دامنه‌ای هر دامنه مستقل محسوب می‌شود. در دامنه‌های درهم کرد نیز دامنه‌های ادغام شده به عنوان یکی دامنه واحد در نظر گرفته می‌شود اما در توصیه‌های دامنه‌های متقابل از یک دامنه برای توصیه در دامنه دیگر استفاده می‌شود و اساس کار آن انتقال دانش از یک دامنه به دامنه دیگر است (سائو و دیودی[4]، ۲۰۲۰). در ادامه با یک مثال (شکل ۱) توصیه‌های دامنه‌های متقابل شرح داده شده است.

شکل۱. توصیه‌های دامنه‌های متقابل

سامانه توصیه‌گر دامنه‌های متقابل(میان دامنه‌ای) موارد متعلق به دامنه الف (منبع) را به کاربرانی که تنها موارد دامنه ب (هدف) را ارزیابی کرده‌اند، پیشنهاد می‌نماید. برای مثال، فیلم‌هایی را به کاربرانی که تنها موسیقی‌هایی را شنیده و ارزیابی نموده‌اند، پیشنهاد می‌نماید.

سطوح توصیه‌های دامنه‌های متقابل

[1] Ronald
[2] Single-Domain
[3] Collective-Domain
[4] Saho & dwived

براســـاس معیارهای مختلفی می‌توان توصـــیه‌های دامنه‌های متقابل را دســـته‌بندی کرد اما رایج ترین دســـته‌بندی بر مبنای دامنه اســت. در متون، پژوهشـگران مفاهیم متمایزی از دامنه را در نظر گرفته‌اند. به عنوان مثال، برخی فیلم و کتاب را به عنوان موارد در دامنـه‌هـای مختلف تلقی کرده‌انـد در حـالی کـه برخی دیگر فیلم‌های اکشـن و فیلم‌های کمدی را به عنوان دامنه‌های مختلف در نظر گرفتـه‌اند. همین تفاوت در مفهوم دامنـه چهار ســـطح توصـــیه‌های دامنه‌های متقابل را ایجاد کرده‌اند(ایوان کنتاتور، ۲۰۱۵):

- سطح مشخصه یا خصیصه: موارد توصیه شده (پیشنهادی) از نوع یکســـان با ویژگی‌های مشـــابه هســـتند. دو مورد زمانی متعلق به دامنه‌های متمایز در نظر گرفته می‌شـــوند که در مقدار خصـیصـه خاص متفاوت باشـند. برای مثال، اگر موارد ژانر متفاوتی داشته باشند، مانند فیلم‌های اکشن و کمدی، دو فیلم به دامنه‌های متفاوتی تعلق دارند. این تعریف نســـبتاً مرزی اســـت و عمدتاً به عنوان راهی برای افزایش تنوع پیشنهادها استفاده می‌شود؛
- ســـطح نوع: موارد توصـــیه شـــده از انواع مشـــابه با برخی ویژگی‌های مشـــترک هســـتند. دو مورد متعلق به دامنه‌های متمایز در نظر گرفته می‌شوند اگر آن‌ها ویژگی متفاوتی داشته باشـند. به عنوان مثال، فیلم‌ها و برنامه‌های تلویزیونی متعلق به دامنه‌های متمایز هســـتند، زیرا اگرچه آن‌ها دارای چندین ویژگی مشـترک (عنوان، سـبک) هسـتند، اما نسـبت به برخی ویژگی دیگر (بـه عنوان مثـال ویژگی زنـده برنـامـه‌هـای تلویزیونی) با هم تفاوت دارند؛
- سطح مورد: موارد توصیه شده از نوع یک‌سان نیستند، در اکثر موارد، ویژگی‌های آن‌ها متفاوت هســـتند. به عنوان مثال، فیلم‌ها و کتاب‌ها به دامنه‌های متفاوتی تعلق دارند، اگرچه آن‌ها دارای برخی ویژگی‌های مشـترک (عنوان، سـال انتشـار) هستند؛
- سطح سامانه: موارد توصیه شده متعلق به سامانه‌های متمایز هســـتند کـه بـه عنوان دامنـه‌هـای مختلف در نظر گرفتـه می‌شـــوند. بـه عنوان مثـال، فیلم‌هـایی کـه در مووی لن و فیلم‌هـایی کـه در پخش ویـدیوی نـت فلیکس نمـایش داده می‌شدند.

علاوه بر دســـته‌بندی بر مبنای نوع دامنه بر اســـاس پارامترهای دیگری نیز توصـیه‌های دامنه‌های متقابل دسـته‌بندی شـده‌اند مانند میزان همپوشـــانی دامنه‌ها و یا هم پوشـــانی کاربران در دامنه.

الگوریتم‌ها

بـه طور کلی برای پیش‌بینی ترجیحـات (نظرات) کـاربران در سـامانه‌های توصـیه‌گر از الگوریتم‌های یادگیری ماشـین اسـتفاده می‌شـود. در خصـوص توصـیه‌های دامنه‌های متقابل نیز همین الگوریتم‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد (شارما و شارما، ۲۰۱۸) اما با توجه به تفاوت دامنه‌ها و پیچیده‌تر شـــدن توصـــیه، عملکرد الگوریتم‌ها در ســـامانه‌های توصـــیه‌گر دامنه‌های متقابل چالش برانگیز و بسـیار مهم اسـت. به طور کلی الگوریتم‌های یادگیری ماشـین در دو دسـته اصـلی بدون ناظر و نظارت شـده تقسـیم می‌شوند (شکل ۲).

شکل۲. تقسیم بندی الگوریتم‌های یادگیری ماشین (۲۰۰۵)

در روش یادگیری با نظارت، از داده‌های دارای برچسب برای آموزش الگوریتم استفاده می‌شود. داده‌های دارای برچسب به این معنی است که داده به همراه نتیجه و پاسخ موردنظر آن دردسترس است. باتوجه به پژوهش‌های مرور شده از میان الگوریتم‌های نظارت شده بیشتر از بردار ویژه، درخت تصمیم و بیزین استفاده شده است (جدول ۲). در یادگیری بدون ناظر متغیر هدف وجود ندارد و خروجی الگوریتم نامشخص است. الگوریتم‌ها از روش‌های تخمین مبتنی بر آمار استنباطی برای شناسایی الگوها و همبستگی و ارتباط میان داده‌های خام و بدون برچسب استفاده می‌کنند. در میان الگوریتم‌های بدون ناظر نیز بیشتر از خوشه‌بندی کای-میانگین استفاده شده است(دنرال[1]، ۲۰۱۶) (جدول ۲).

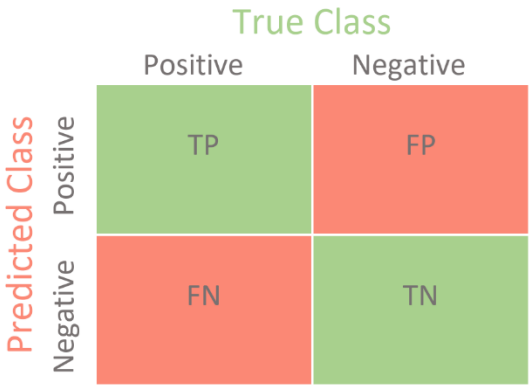
جدول۲. الگوریتم‌های مورد استفاده درپژوهش‌ها

ردیف	الگوریتم	تعداد مدرک علمی
۱	Support Vector Machines (SVM)	۸
۲	Bayesian	۶
۳	K Means	۵
۴	Decision Tree	۵
۵	k Nearest Neighbors	۴
۶	Neural Network	۳
۷	Logistic Regression	۲
۸	Matrix Factorization	۲
۹	Kernel Methods	۱
۱۰	Markov Model	۱

ارزیابی توصیه‌های دامنه‌های متقابل

مفهوم مرتبط بودن توصیه‌ها و روش‌های اندازه‌گیری آن در متون مختلفی مورد بحث قرار گرفته است. به طور کلی، سه دسته معیارهای ارزیابی سامانه‌های توصیه‌گر وجود دارد: معیارهای پیش‌بینی مانند خطای جذر میانگین مربعات[2]، معیارهای رتبه‌بندی مانند منحنی مشخصه عملکرد سیستم[3] و معیارهای طبقه‌بندی مانند دقت[4]، بازیابی[5]، صحت[6] و امتیاز اف (شارما و شارما[7]، ۲۰۱۸).

برای محاسبه معیارهای دسته طبقه‌بندی ماتریس درهم ریختگی[8] ایجاد می‌شود. در شکل زیر ماتریس درهم‌ریختگی به تصویر کشیده شده است که بر اساس اطلاعات این ماتریس ارزیابی صورت می‌گیرد.



شکل۲. ماتریس درهم ریختگی

عناصر ماتریس به شرح ذیل است:

- TN: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها منفی بوده و الگوریتم نیز دسته آن‌ها را بدرستی منفی تشخیص داده است.
- TP: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و الگوریتم نیز دسته آنها را بدرستی مثبت تشخیص داده است.
- FP: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها منفی بوده و الگوریتم دسته آنها را به اشتباه مثبت تشخیص داده است.
- FN: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و الگوریتم دسته آنها را به اشتباه منفی تشخیص داده است.

با توجه به توضیحات ماتریس درهم ریختگی چهار معیار دقت، بازیابی، صحت و امتیاز اف ۱ براساس فرمول‌های زیر محاسبه می‌شود:

$$Percision = TP/(TP + FP)$$
$$Recall = TP/(TP + FN)$$
$$F - measure = 2 * (Percision * Recall)/(Percision + Recall)$$
$$Arccuracy = (TP + TN)/(TP + FN + TN + FP)$$

[1] Thenral
[2] Root-Mean-Square Deviation
[3] Receiver Operating Characteristic
[4] Precision
[5] Recall
[6] Accuracy
[7] Sharma & Sharma
[8] Confusion Matrix

خطای جذر میانگین مربعات یا انحراف جذر میانگین مربعات یا خطای جذر میانگین مربع‌ها تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردگر آماری و مقدار واقعی است برای این کار از میزان خطای پیش‌بینی صورت هر الگوریتم در مورد داده‌های استفاده می‌شود که با توجه به فرمول زیر قابل محاسبه است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{=1}^{n}(X - X')^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(e)^2}{n}}$$

علاوه بر خطای جذر میانگین مربعات، از پارامتر صحت که با استفاده از فرمول زیر محاسبه می‌شود نیز استفاده می‌شود.

$$Accuracy = \left(1 - \frac{mean|e|}{max\ Y - min\ Y}\right)$$

که در آن e مقدار خطای پیش‌بینی و Y مقادیر پیش‌بینی شده برای متغیر هدف می‌باشد.

منحنی مشخصه عملکرد سیستم نشان دهنده منحنی‌های دو بعدی هستند که در آنها DR یا همان نرخ تشخیص صحیح دسته مثبت[1] روی محور Y و بطور مشابه FAR یا همان نرخ تشخیص غلط دسته منفی[2] روی محور X رسم می‌شوند. با توجه به توضیحاتی که پیش‌تر ارائه شد، بدیهی است که در حالت ایده‌آل، مساحت زیر منحنی برابر با بیشترین مقدار خود، یعنی یک است. بنابراین، هر چه مساحت زیر نمودار به عدد یک نزدیکتر باشد، به معنای بهتر بودن عملکرد مدل است.

کاربرد توصیه‌های دامنه‌های متقابل

سامانه‌های توصیه‌گر دامنه‌های متقابل در دنیای دیجیتال با انتقال دانش بین دامنه‌ها کاربردهای متفاوتی دارند. همان‌طور که در جدول ۳ قابل مشاهده است براساس مقالات مرور شده در این مطالعه بیشترین هدف استفاده از سامانه‌های توصیه‌گر افزایش صحت عملکرد، کاربر جدید و مدلسازی کاربر بوده است.

جدول۲. کاربردهای توصیه‌های دامنه‌های متقابل

ردیف	هدف یا کاربرد	تعداد
۱	صحت	۱۱
۲	کاربر جدید	۶
۳	مدل‌سازی کاربر	۳
۴	شروع سرد	۸
۵	پراکندگی داده	۲
۶	مورد جدید	۵
۷	حریم خصوصی	۲

- شروع سرد[3]: مسئله مشهور شروع سرد هنگامی رخ می‌دهد که در سامانه داده‌های کافی در خصوص کاربران و ترجیحاتشان وجود نداشته باشد، که مانع تولید توصیه به دلیل نبود اطلاعات کافی در مورد کاربران و موارد می‌شود. در یک محیط دامنه‌های متقابل، توصیه‌ای که از دامنه‌های دیگر گرفته تا این مشکل را برطرف کنند، به عنوان مثال، ژانرهای فیلم مورد علاقه کاربر ممکن است از ژانرهای کتاب مورد علاقه او اقتباس شوند (فرناندز تابیاس[4]، ۲۰۱۶)؛
- کاربر جدید: وقتی کاربر شروع به استفاده از یک سامانه می‌کند، سامانه شناختی از سلیقه و علاقه کاربر ندارد و به همین علت نمی‌تولند توصیه‌ای ارائه دهد. این مسئله را می‌تولند با بهره‌گیری از ترجیحات کاربر در دامنه دیگر حل شود (ژانگ، ۲۰۱۰)؛
- مدل‌سازی کاربران با رویکرد شخصی‌سازی: توصیه بین دامنه‌ای نوعی شخصی‌سازی است. شخصی‌سازی را سازگار نمودن محتوا با نیازها، علائق و ترجیحات فردی کاربر تعریف نموده‌اند و آن را شامل توصیه، پالایش و پیش‌بینی می‌دانند(سمتون و کالان، ۲۰۰۵). سامانه‌های توصیه‌گر نوع خاصی از شخصی‌سازی محسوب می‌شود که ابتدا با تحلیل رفتار کاربران خود در مورد نیازهای آن‌ها یاد می‌گیرد و سپس براساس نیازهای او اطلاعات یا موارد را شناسایی و به او توصیه می‌کند. سامانه‌های توصیه‌گر دامنه‌های متقابل به دلیل کاربست دانش بین دامنه‌های مختلف به مراتب شخصی‌سازی را بهبود می‌دهند (شاپیرا و دیگران، ۲۰۱۳)؛
- مورد (کالا) جدید: وقتی مورد جدید به یک سامانه اضافه می‌شود، هیچ اطلاعاتی در خصوص نرخ‌گذاری آن وجود ندارد برای حل این مشکل می‌توان از ترجیحات کاربر در مورد سایر موارد در دامنه دیگر برای پیش‌بینی ترجیح کاربر در خصوص مورد جدید بهره گرفت (ریچا و بدی[5]، ۲۰۱۸)؛
- بهبود دقت (با کاهش پراکندگی): در بسیاری از دامنه‌ها، میانگین تعداد رتبه‌بندی‌ها برای هر کاربر و مورد کم است، که ممکن است بر کیفیت توصیه‌ها تأثیر منفی بگذارد.

[1] True Positive Rate - TPR
[2] False Positive Rate - FPR
[3] Cold Start problem
[4] Fernandes Tobias
[5] Richa & Bedi

داده‌های جمع آوری شـــده در خارج از دامنه هدف می‌تولند تراکم رتبه‌بندی را افزایش دهد و بنابراین ممکن است کیفیت توصیه را ارتقا دهد (ژانگ، ۲۰۱۷)؛

- بهبود تنوع: وجود موارد مشابه و اضافی در لیست توصیه‌ها ممکن اســـت در رضـــایت کاربر کمک زیادی نکند تنوع توصـــیه‌ها را می‌توان با در نظر گرفتن چندین دامنه بهبود بخشـید، زیرا این امر ممکن اسـت پوشـش بهتری از طیف تنظیمات کاربر را فراهم کند (لونی[1] و دیگران، ۲۰۱۴)؛
- فروش متقـابـل[2]: روش فروش متقـابـل بـه معنـای فروش محصولات مرتبط یا مکمل به مشتریان فعلی است. به عبارت دیگر فروش متقابل به فرآیند فروش همزمان چند محصـــول یا خدمات متفاوت به مشـــتریان جهت افزایش ارزش فروش اشـــاره دارد. این روش یکی از موثرترین روش‌های دنیای بازاریابی است (کرمونیسی[3]، ۲۰۱۱)

چالش‌ها

با توجه به آنچه که گفته شـــد، به دلیل ارزش کاربردی، توصـــیه‌های دامنه‌های متقابل به عنوان یک زمینهٔ تحقیقاتی نوظهور مهم محسوب می‌شود. این زمینهٔ پژوهشی چند چالش مهم پیش رو دارد؛

- اصـلی‌ترین آن تفاوت‌های دامنه‌ها با هم اسـت (برای مثال کالای دیجیتال و مواد غذایی). چالشـــی که عملکرد این نوع سامانه‌های توصیه‌گر را تحت شعاع قرار می‌دهد. این تفاوت‌ها شـامل عدم انطباق بین ویژگی‌ها (متغیرها)ی دامنه‌ها اسـت. عدم انطباق بین ویژگی‌ها می‌تواند صـوری مانند مشـخصـه سازنده یک فیلم و مشخصه ناشر کتاب و یا محتوایی باشد مثلاً در مورد کالای دیجیتال داشتن ضمانت و میزان مصرف انرژی مشـــخصـــه‌های مهمی اســـت اما برای کتاب این مشخصه‌ها کاملاً بی معنی است (چانگ[4] و دیگران، ۲۰۲۱)؛
- مشخص نبودن روابط میان دامنه‌ها هم دلالت بر این دارد که معلوم نیسـت در بین دو دامنه مشـخص کدام یک را می‌توان دامنه منبع قرار داد و بر اساس آن ترجیحات کاربر را در دامنه دیگر (هدف) را تخمین زد، برای مثال در میان دو دامنه فیلم وکتاب هنوز مشـخص نیسـت براسـاس کتاب می‌توان فیلم توصـیه کرد یا برعکس به طوری که میزان رضـایت کاربر را بهبود بخشید (ژانگ و لئو، ۲۰۲۰).
- تفاوت در اندازه دامنه‌ها برای مثال تعداد قطعات موســـیقی موجود در یک اپلیکیشـن موسـیقی به مراتب بیشـتر از تعداد غذاهای موجود در رسـتوران‌هاسـت برای همین عملاً توصـیه قطعه موسـیقی بر اسـاس غذا کار بسـیار دشـواری اسـت، همچنین توصیه غذا براساس موسیقی نیز احتمالاً توصیه‌های تکراری را در بر خواهد داشت. البته این مسئله در توصیه‌های دامنه‌های متقابل سطح مورد روی می‌دهد (آزاک[5]، ۲۰۱۰).
- عملکرد ضـعیف سـامانه‌های توصـیه‌گر دامنه‌های متقابل در مقایسه با سامانه‌های توصیه‌گر معمولی که ناشی از پیچیدگی فرآیند توصیه در این سامانه‌هاست. علاوه بر پیچیدگی چون سـامانه‌های توصـیه‌گر دامنه‌های متقابل نوظهور تر از سـایر سامانه‌های توصیه‌گر است برای همین مدل‌ها و الگوریتم‌های آن هنوز تکامل نیافته است (هاشمی و رحمتی، ۲۰۲۰).

نتیجه‌گیری

در این مقاله، پژوهش‌های توصـیه‌های دامنه‌های متقابل تحلیل شـد. در مجموع ۹۸ منبع خارجی در حوزه توصـیه‌های دامنه‌های متقابل یافت شد. روند زمانی تولید پژوهش‌های این حوزه، نشان از این دارد اگر چه توصـیه‌های دامنه‌های متقابل بسـیار نوظهور است و در ده سال اخیر شکل گرفته است اما شتاب پرداختن به موضـوع توسـط پژوهشـگران علوم رایانه و اطلاعات در همین مدت نیز فزاینده بوده است که نشان از مهم بودن حوزه پژوهشی دارد. در منابع مرور شده، براساس نوع دامنه چهار سطح یا مدل از سامانه‌های توصیه‌گر دامنه‌های متقابل معرفی شده است. در میان این چهار سـطح، سـطح مورد به نوعی اصـلی‌ترین دسـته سـامانه‌های توصـیه‌گر دامنه‌های متقابل محسـوب می‌شـود نکته مهم در خصـوص این دسـته از سـامانه‌های توصـیه‌گر دامنه‌های متقابل این اسـت که انتقال دانش به مفهوم اصـلی در این نوع از سامانه‌های توصیه‌گر دامنه‌های متقابل اتفاق می‌افتد (جهوری و پارک[6]، ۲۰۱۸). همچنین در ســـطح ســـامانه نیز این فناوری

[1] Loni
[2] cross-selling
[3] Cremonesi
[4] Chang
[5] Azak
[6] jhareri

می‌تواند پشتیبان فروش متقابل باشد البته قابل ذکر است در حال حاضر در اغلب کسب‌وکارهای الکترونیکی در سطح مشخصه یا خصیصه از سامانه‌های توصیه‌گر دامنه‌های متقابل استفاده می‌نمایند اما به با توجه به وجود شکل‌گیری گروه‌های تجارت الکترونیک در آینده توصیه‌های متقابل در میان سامانه‌ها بیشتر مدنظر خواهد گرفت.

همان گونه که پیش‌تر بیان شد در توصیه‌های دامنه‌های متقابل نیز برای برآورد کردن میزان ترجیحات (نرخ‌گذاری کاربر) از الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده می‌شود، اما با توجه به تفاوت‌های دامنه‌ها و پیچیده تر شدن توصیه، عملکرد الگوریتم‌ها در سامانه‌های توصیه‌گر دامنه‌های متقابل چالش برانگیز و بسیار سخت‌تر شده است. در میان الگوریتم‌های پایه یادگیری ماشین الگوریتم‌های طبقه‌بندی به دلیل وجود داده‌های واقعی و این که چون اغلب نرخ‌گذاری‌های صورت گرفته در خصوص موارد توسط کاربران به صورت مقیاس‌های گسسته مانند پسندین و نپسندین و یا نرخ‌گذاری در قالب ۵ ستاره صورت می‌گیرد، بیشتر استفاده را دارند. البته باید در نظر داشت که در استفاده از این الگوریتم‌ها از نوآوری‌ها و مدلسازی‌های متفاوتی استفاده شده است که آن‌ها را می‌توان در سه دسته کلی دسته‌بندی کرد ۱. استفاده از داده‌های یا متغیرهای مستقل از دامنه مانند داده‌های شخصیت کاربران، طبقه اجتماعی آن‌ها همچنین پروفایل جمعیت شناختی، تحصیلی و شغلی کاربران، (وانگ[1]، ۲۰۲۰) ۲. بهره‌گیری از حوزه‌های نوظهور دانشی مانند انتقال یادگیری[2] و یادگیری فعال[3]، یادگیری عمیق[4](باتماز و دیگران، ۲۰۱۸)، ۳. مدل‌سازی ریاضی که در آن تلاش می‌شود با استفاده از تکنیک‌های کمی و توسعه و تکامل الگوریتم‌ها بهبود عملکرد آن‌ها کمک شود (صاحبی، ۲۰۱۶؛ خانام[5]، ۲۰۱۷).

مانند سایر سامانه‌های توصیه‌گر برای ارزیابی خروجی الگوریتم‌های مورد استفاده در توصیه‌های دامنه‌های متقابل نیز از ماتریس در هم ریختگی و سه دسته معیارهای استفاده می‌شود؛ ۱. معیار ارزیابی پیش‌بینی ۲. معیارهای رتبه‌بندی و ۳. معیارهای طبقه‌بندی که در پژوهش‌های مورد بررسی معیارهای خطای جذر میانگین مربعات، منحنی مشخصه عملکرد سیستم و دقت به ترتیب در هر دسته بیشترین استفاده را داشته‌اند (کومار و دیگران، ۲۰۱۶).

براساس متون دلایل مختلفی برای استفاده از توصیه‌های دامنه‌های متقابل وجود دارد که می‌توان آن‌ها را در سه مقوله دسته‌بندی کرد ۱. عملکرد سامانه‌های توصیه‌گر؛ این مقوله شامل بهبود صحت توصیه‌ها، کاهش شروع سرد، توصیه برای کاربر جدید و توصیه مورد جدید است، ۲. تعامل انسان و رایانه؛ شخصی سازی از طریق ادغام داده‌های یک کابر در چندین دامنه برای ایجاد توصیه‌های شخصی شده، ۳. تجارت الکترونیک؛ کمک به فروش بیشتر از طریق فروش متقابل.

چالش‌های توصیه‌های دامنه‌های مقابل حول ماهیت دامنه‌ها و تفاوت و تمایز آن‌ها و عملکرد الگوریتم‌ها و مدل‌های شکل گرفته است. با توجه به پیشرفت‌های صورت گرفته در گردآوری داده و ایجاد ارتباط میان سامانه‌ها به‌خصوص در حوزه تجارت الکترونیک و توسعه تکامل مدل‌ها و الگوریتم‌ها یادگیری ماشین به نظر چشم انداز خوبی برای برطرف شدن این چالش‌ها وجود دارد. در نهایت باید به این مسئله توجه کرد که ترکیب توصیه‌های دامنه‌های متقابل با انواع سامانه‌های توصیه‌گر پیشرفته مانند توصیه‌گر مبتی بر شخصیت، توصیه‌گرگروهی و توصیه‌گر چند معیاره از یک سو و کمک گرفتن از حوزه‌های دانشی جدید مانند انتقال یادگیری و یادگیری عمیق در حال شکل‌گیری فرصت‌های پژوهشی جدیدی است.

همان‌طور که گفته شد پژوهشگران ایرانی تا زمان نگارش این مقاله به حوزه موضوعی توصیه‌های دامنه‌های متقابل ورود نکرده‌اند البته در سایر حوزه‌های موضوعی پیشرفته سیستم‌های توصیه‌گر هم تقریباً وضعیت چنین است با توجه به روند جهانی و استقبال صنعت از این حوزه پژوهشی می‌توان انتظار داشت به زودی این موضوعات نیز شاهد حضور پژوهشگران ایرانی خواهد بود.

تقدیر و تشکر

بدین وسیله از کلیه افرادی که در انجام پژوهش حاضر همکاری نمودند، تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

[1] Wang
[2] Transfer learning
[3] Active learning
[4] Deep learning
[5] Khanam

تعارض منافع

نویسندگان، اعلام می‌دارند در رابطه با انتشار مقاله ارائه‌شده، هیچ‌گونه تعارض منافعی وجود ندارد.

منبع حمایت‌کننده

پژوهش حاضر، پژوهشی مستقل و بدون دریافت هرگونه حمایتی انجام شده است.

References

Azak, M (2010) Crossing: A Framework to Develop Knowledge-based Recommenders in Cross Domains. MSc thesis, Middle East Technical University

Batmaz, Z., Yurekli, A., Bilge, A., & Kaleli, C. (2018). A review on deep learning for recommender systems: challenges and remedies. Artificial Intelligence Review, 52(1), 1-37. doi: 10.1007/s10462-018-9654-y

Chang, W., Zhang, Q., Fu, C., Liu, W., Zhang, G., & Lu, J. (2021). A cross-domain recommender system through information transfer for medical diagnosis. Decision Support Systems, 143, 113489. doi: 10.1016/j.dss.2020.113489

Cremonesi, P., Tripodi, A., Turrin, R.: Cross-domain Recommender Systems. 11th IEEE International Conference on Data Mining Workshops, pp. 496–503 (2011)

Fernández Tobías, I. (2016). Matrix factorization models for cross-domain recommendation: addressing the cold start in collaborative filtering (PH.D). Universidad Autonoma.

Ferreras Fernández, T., Martín-Rodero, H., García-Peñalvo, F. J., & Merlo Vega, J. A. (2016). The systematic review of literature in LIS: an approach. In F. J. García-Peñalvo (Ed.), Proceedings of the Fourth International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality (TEEM'16) (Salamanca, Spain, November 2-4, 2016) (pp. 291-298). New York, NY, USA: ACM .

Guo, Y., & Chen, X. (2013). A Framework for Cross-domain Recommendation in Folksonomies. Journal Of Automation And Control Engineering, 1(4), 326-331. doi: 10.12720/joace.1.4.326-331

Hao, P. (2019). Cross-domain RecommenderSystem Through Tag-basedModels (Ph.D). University of Technology Sydney.

Hashemi, S., & Rahmati, M. (2020). Cross-domain recommender system using generalized canonical correlation analysis. Knowledge And Information Systems, 62(12), 4625-4651. doi: 10.1007/s10115-020-01499-4

Jhaveri, M., & Pareek, J. (2012). Cross Domain Framework for Implementing Recommendation Systems Based on Context Based Implicit Negative Feedback. International Journal Of Information Systems And Social Change, 3(1), 22-36. doi: 10.4018/jissc.2012010103

Khanam, N. (2017). Cross Domain Collaborative Filtering Recommender Using Probabilistic Matrix Factorization. International Journal Of Advanced Research In Computer Science, 8(9), 234-249. doi: 10.26483/ijarcs.v8i9.4897

Kumar, V., Shrivastva, K., & Singh, S. (2016). Cross Domain Recommendation Using Semantic Similarity and Tensor Decomposition. Procedia Computer Science, 85, 317-324. doi: 10.1016/j.procs.2016.05.239

Loni, B, Shi, Y, Larson, M. A., Hanjalic, A.: Cross-Domain Collaborative Filtering with Factorization Machines. 36th European Conference on Information Retrieval (2014)

Melville, P., & Sindhwani, V. 2010. recommender systems. In Encyclopedia of Machine Learning. Springer US.

Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. (2009). Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses: The PRISMA Statement. Plos Medicine, 6(7), e1000097. doi: 10.1371/journal.pmed.1000097

Pourheidari, V. (2019). Cross Domain Recommender Systems Using Matrix and Tensor Factorizations (MS). University of Saskatchewan.

Q. Zhang, J. Lu and G. Zhang, "Cross-Domain Recommendation with Multiple Sources," 2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Glasgow, UK, 2020, pp. 1-7, doi: 10.1109/IJCNN48605.2020.9207014.

Richa, & Bedi, P. (2018). Parallel proactive cross domain context aware recommender system. Journal Of Intelligent & Fuzzy Systems, 34(3), 1521-1533. doi: 10.3233/jifs-169447

Richa, & Bedi, P. (2021). Trust and Distrust based Cross-domain Recommender System. Applied Artificial Intelligence, 35(4), 326-351. doi: 10.1080/08839514.2021.1881297

S. E. Thendral and C. Valliyammai, "Clustering based transfer learning in cross domain recommender system," 2016 Eighth International Conference on Advanced Computing (ICoAC), Chennai, India, 2017, pp. 51-54, doi: 10.1109/ICoAC.2017.7951744.

sahabi, S. (2016). CANONICAL CORRELATION ANALYSIS IN CROSS-DOMAIN RECOMMENDATION (Ph.D). University of Pittsburgh.

Sahu, A., & Dwivedi, P. (2020). Knowledge transfer by domain-independent user latent factor for cross-domain recommender systems. Future Generation Computer Systems, 108, 320-333. doi: 10.1016/j.future.2020.02.024

Sahu, A., Dwivedi, P., & Kant, V. (2018). Tags and Item Features as a Bridge for Cross-Domain

Recommender Systems. Procedia Computer Science, 125, 624-631. doi: 10.1016/j.procs.2017.12.080

Shapira, B., Rokach, L., Freilikhman, S.: Facebook Single and Cross Domain Data for Rec-ommendation Systems. User Modeling and User-Adapted Interaction 23(2–3), pp. 211–247 (2013)

Sharma, S., & Sharma, D. (2018). Systematic Study and Application of Machine Learning Algorithms in Recommender System Design. International Journal Of Computer Sciences And Engineering, 6(6), 1021-1026. doi: 10.26438/ijcse/v6i6.10211026

Véras, D., Prudêncio, R., & Ferraz, C. (2019). CD-CARS: Cross-domain context-aware recommender systems. Expert Systems With Applications, 135, 388-409. doi: 10.1016/j.eswa.2019.06.020

Wang, H., Zuo, Y., Li, H., & Wu, J. (2021). Cross-domain recommendation with user personality. Knowledge-Based Systems, 213, 106664. doi: 10.1016/j.knosys.2020.106664

Y. Tsai, C. Wuy, H. Hsuy, T. Liuy, P. Cheny and W. C. K. Liao, "A Cross-Domain Recommender System Based on Common-Sense Knowledge Bases," 2017 Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence (TAAI), Taipei, Taiwan, 2017, pp. 80-83, doi: 10.1109/TAAI.2017.48.

Yu, X., Lin, J., Jiang, F., Du, J., & Han, J. (2018). A Cross-Domain Collaborative Filtering Algorithm Based on Feature Construction and Locally Weighted Linear Regression. Computational Intelligence And Neuroscience, 2018, 1-12. doi: 10.1155/2018/1425365

Zhang, Q., Lu, J., Wu, D., & Zhang, G. (2019). A Cross-Domain Recommender System With Kernel-Induced Knowledge Transfer for Overlapping Entities. IEEE Transactions On Neural Networks And Learning Systems, 30(7), 1998-2012. doi: 10.1109/tnnls.2018.2875144

Zhang, Q., Wu, D., Lu, J., Liu, F., & Zhang, G. (2017). A cross-domain recommender system with consistent information transfer. Decision Support Systems, 104, 49-63. doi: 10.1016/j.dss.2017.10.002

Zhang, Y., Cao, B., Yeung, D.-Y.: Multi-Domain Collaborative Filtering. 26th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, pp. 725–732 (2010)

Zhang, Y., Ma, X., Wan, S., Abbas, H., & Guizani, M. (2018). CrossRec: Cross-Domain Recommendations Based on Social Big Data and Cognitive Computing. Mobile Networks And Applications, 23(6), 1610-1623. doi: 10.1007/s11036-018-1112-1.