

جستجو کارشناسان آگاه به متن با استفاده از سیستم استنتاج فازی در شبکه‌های پیشنهاد دهنده

غزاله خداداد حسینی^(۱)، انسیه مدیری دوم^(۲)، حمید طباطبایی^{(۳)*}، محمدرضا محبی^(۴)

(۱) گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

(۲) گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

(۳) باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران*

(۴) گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

چکیده

حجم بالای داده‌ها در وب، پیدا کردن اطلاعات مناسب را با مشکل روبرو ساخته است. زمانی که کاربران با انتخاب‌های زیادی از داده‌ها و خدمات مواجه هستند، سیستم‌های توصیه‌کننده (Recommendation systems) به عنوان یک ابزار ارزشمند به کمک آن‌ها می‌آید. به دلیل اینکه بر این باور هستیم که پیشنهادهای کارشناسانی افراد متخصص نسبت به افراد غیر متخصص، مرتبط‌تر با موضوع می‌باشد، از نظر صائب آنها در زمینه‌های متفاوت برای ارتقا کیفیت پیشنهادها سیستم توصیه‌گر استفاده می‌شود. در این تحقیق، یک روش برای جستجوی کاربران «راهنما» (خبره در زمینه‌ای خاص) با استفاده از اطلاعات تخصصی وابسته به متن در داخل شبکه‌ی توصیه‌گر Epinions.com ارائه شده است و در روش پیشنهادی برای پیدا کردن کاربر خبره از سیستم فازی استفاده شده است. همچنین به چگونگی استفاده از این روش در تکنولوژی ارتقا یادگیری محتوا توجه می‌شود. نتایج نشان دادند که جستجوی مبتنی بر محتوا می‌تواند با از دست دادن تعداد محدودی از گره‌های (کاربران) خبره به کاهش قابل توجه تعداد گره‌ها (کاربران) برای جستجو کمک کند.

واژه‌های کلیدی: سیستم توصیه‌گر، سیستم خبره، کاربر خبره، سیستم فازی، جستجوی مبتنی بر محتوا

سیستم‌های توصیه‌کننده در پیدا کردن و انتخاب نمودن آیتم‌های مورد نظر کاربران به آنها کمک می‌کنند. این سیستم‌ها بدون در اختیار داشتن اطلاعات کافی و صحیح در مورد کاربران و آیتم‌های مورد نظر آنها (بعنوان مثال فیلم، موزیک، کتاب و ...) قادر به پیشنهاد دادن نمی‌باشند. بنابراین، یکی از اساسی‌ترین اهداف آنها جمع آوری اطلاعات گوناگون در رابطه با سلیق کاربران و آیتم‌های موجود در سیستم است. منابع و روش‌های گوناگونی برای جمع آوری چنین اطلاعاتی وجود دارد. یک روش، جمع‌آوری اطلاعات به صورت صریح است که در آن کاربر صراحتاً اعلام می‌کند که به چه چیزهایی علاقه دارد (به عنوان نمونه با امتیاز دادن (rate) به یک موزیک). روش دیگر، روش ضمنی است که کمی دشوارتر است و در آن سیستم باید سلیق کاربر را با کنترل و دنبال کردن رفتارها و فعالیت‌های او بیابد (به عنوان مثال باید ببینید کاربر به چه موزیک‌هایی بیشتر گوش می‌دهد، چه صفحاتی را بازدید می‌کند، با چه کسانی در ارتباط است و ...). علاوه بر اطلاعات ضمنی و صریح برخی از سیستم‌ها نیز هستند که از اطلاعات شخصی کاربران استفاده می‌کنند. به عنوان مثال سن، جنسیت و ملیت کاربران می‌تواند منبع خوبی برای شناخت کاربر و ارائه پیشنهاد به وی باشد. به این گونه از اطلاعات Demographic Information (اطلاعات آماری) گفته می‌شود که گروهی از سیستم‌های توصیه‌کننده بر اساس همین اطلاعات بنا شده اند. از زمانی که روش‌های فیلتر کردن مشترک علاوه بر روش‌های مبتنی بر متن اضافه شد، سیستم‌های توصیه‌کننده توجه بیشتری را به خود جلب کردند. در این روش سیستم به کاربران آیتم‌هایی را مشابه آنچه که در گذشته توسط کاربران انتخاب شده‌اند، پیشنهاد می‌کند. مفهوم کاربران مشابه اغلب براساس پروفایل‌های آنها است، با این حال عوامل دیگری، مانند مورد اعتماد بودن در میان کاربران که می‌تواند منجر به بهبود صحت توصیه‌ها شود، می‌تواند مورد توجه قرار گیرد. در این مقاله، به خبرگی کاربران به

عنوان یک فاکتور تعیین کننده در زمانی که نظر (گزارش) کاربران برای رسیدن به یک توصیه‌ی موثر مورد توجه قرار می‌گیرد، تمرکز شده است. خبرگی، دانش یا مهارتی است که فرد در زمینه خاصی کسب کرده است. چون دانش در مغز متخصص ساکن است، بنابراین پیدا کردن متخصصان مربوط به یک کار خاص چالش بر انگیز است. در این تحقیق، به جهت ارتقای کیفیت پیشنهادها، با انتخاب گزینه‌هایی که توسط کاربرانی که در آن زمینه خبره هستند خبرگی را در سیستم‌های توصیه‌کننده به کار می‌بریم. برای نمونه زمانی که درباره‌ی یک ماشین جدید جستجو می‌کنیم، نظر یک مکانیک خوب یا یک راننده‌ی حرفه‌ای باید نسبت به سایر نظرات، موثرتر در نظر گرفته شود. در کنار تخصص، همچنین زمینه‌های مورد بحث باید مورد توجه قرار گیرد، یک زمینه موضوعی است که یک کاربر معین در آن خبره است (همان کاربر می‌تواند در بیش از یک موضوع خبره باشد)؛ همه‌ی این موارد منجر به یک سیستم توصیه‌گر آگاه به متن می‌شود. در این مقاله شبکه‌ی توصیه‌کننده‌ی Epinions.com (Shopping.com, 1999-) (2010) به عنوان یک سناریوی کاری در نظر گرفته شده است، یک مجموعه داده‌ی استخراج شده از سایت برای نمایش چگونگی کاربرد موثر طبقه بندی محصول (برای مثال موضوعات) و به ویژه کاهش تعداد گره‌های جستجو در شبکه به جهت ارتقا جستجوی خبره‌ها، به کار می‌رود. روش پیشنهادی می‌تواند به ویژه در زمینه‌ی Technology Enhanced Learning (TEL) (تکنولوژی افزایش یادگیری) موثر باشد. با استفاده از سیستم توصیه‌گر، آموزش و یادگیری را با معرفی منابع مناسب، تسهیل می‌کند. به علاوه، استفاده از متن اجازه‌ی شناسایی خبره‌ها را می‌دهد، بنابراین توصیه‌ها باید برای انتخاب موارد یادگیری موثر مورد توجه قرار گیرد.

۲- کارهای مرتبط

در مقاله [۱] نویسندگان نیاز به تنظیم سیستم‌های توصیه‌گر شخصی در تکنولوژی ارتقا یادگیری را برای

مشخصه‌ی خاصی از یادگیری به جای استفاده از سیستم‌های توصیه‌گر برای سایر زمینه‌ها استدلال کردند. در این کار نیازهای خاصی برای یادگیری تعریف شد و نتیجه گرفته شد که چنین سیستم‌های توصیه‌گر شخصی‌ای باید اهداف یادگیری، ویژگی‌های یادگیرنده، گروه‌های یادگیرنده، رتبه‌ها، راه‌های یادگیری، و استراتژی‌های یادگیری را برای توصیه‌های بهتر مورد توجه قرار دهند. در واقع هدف از این مقاله ارائه تکنیک‌های مناسب برای ساخت یک سیستم توصیه‌گر شخصی (PRS) برای یادگیری مادام‌العمر است. در این مقاله، روش‌های مبتنی بر حافظه از جمله: فیلتر کردن همکارانه که عبارت است از تکنیک‌های مبتنی بر زمینه و تکنیک‌های ترکیبی استفاده شده است. در روش فیلتر کردن همکارانه، آیت‌هایی که کاربران مشابه در گذشته به کار می‌بردند توصیه می‌شود. روش تکنیک‌های مبتنی بر محتوا، گزینه‌هایی مشابه با آنهایی که کاربران در گذشته ترجیح می‌دادند را برای ارائه توصیه‌های دقیق‌تر به کار می‌برند.

در مقاله [۲]، دو مدل محاسباتی که هر دو امر طراحی و تحویل ساختار BEST (سیستم تجربی استاندارد برای آموزش) حمایت می‌کنند را توصیف کردند. سیستم BEST ارائه شده در این مقاله خبره‌ها را از طریق فضای مسائل دامنه در طول فاز مهندسی دانش هدایت کند و هم‌بطن کارآموزان را از طریق فضای اهداف آموزشی در طول ساختار راهنمایی می‌کند. PRESTO (مهندسی ارتباط و آموزش حالات برای اهداف آموزشی) حالاتی را برای بهره‌برداری از دانش خبره‌ها در طول طراحی ساختار، و برای برآورده کردن اهداف ساختاری کارآموزان می‌سازد.

[۲] الگوریتم ExpertRank که الگوریتمی برای پیدا کردن خبره‌ی آگاه به موضوع در جوامع دانش آنلاین است را ارائه دادند. این الگوریتم تخصص را براساس هر دو فاکتور ارتباط مبتنی بر سند و قدرت و نفوذ یک کاربر خبره در جامعه‌ی دانش او پیدا می‌کند. در این مقاله الگوریتم

Rank Expert اصلاح شده معرفی شد که تاثیر بایاس اتصالات درون گروهی کوچک را در محاسبه درجه نفوذ کاهش می‌دهد. همچنین سه استراتژی رتبه بندی خبره از جمله ترکیب خطی، رتبه بندی آبخاری و مقیاس گذاری افزایشی، که ارتباط مبتنی بر سند و قدرت نفوذ را ترکیب می‌کنند پیشنهاد شد.

در مقاله [۳] مسئله‌ی پیدا کردن خبره زمانی مبتنی بر معنا به منظور شناسایی یک فرد با تخصص معین برای دوره‌های زمانی متفاوت بیان می‌شود. در همین راستا این مقاله توسعه دادن روش مدل سازی زمان موضوع TET بر اساس روش STMS را پیشنهاد کرده است، که می‌تواند رتبه بندی خبره را در گروه‌های مختلف به یک روش بدون نظارت ارائه کند. این روش از یک مدل موضوعی قبلی IACT که از یک سند جدا (زیر-گروه) (بدون تاثیر کنفرانس) الهام می‌گرفت و به همه‌ی نشریات کنفرانس از "کل گروه" کنفرانس (تاثیر کنفرانس) توسعه می‌دهد.

در این مقاله^۳ مسئله‌ی پیدا کردن خبره در اجتماع پرسش و پاسخ (CQA) بررسی شده است. هدف از پیدا کردن خبره در CQA پیدا کردن کاربرانی است که می‌توانند تعداد زیادی از پاسخ‌های با کیفیت بالا، کامل و قابل اعتماد را ارائه دهند. به همین منظور یک مدل احتمالاتی حساس به موضوع برای پیدا کردن خبره‌ها در این مقاله پیشنهاد شده است. به این صورت که در CQA یک مجموعه از کاربران در جامعه وجود دارند، اول به صورت خودکار موضوعاتی که برای کاربران درون جامعه جالب است با آنالیز محتوای سوالاتی که از آنها پرسیده شده است یا آنها پاسخ داده اند پیدا می‌شود. و سپس براساس موضوعات پیدا شده، ممکن است روابط پرسش و پاسخ حساس به موضوع بین پرسشگران و پاسخ دهندگان ساخته شود. این به نوبه‌ی خود باعث می‌شود که نمره‌ی برجسته‌ی خبرگی با به حساب آوردن هر دو ساختار لینک و شباهت موضوعی بین پرسشگران و پاسخ دهندگان را بتوان محاسبه کرد. بر این اساس، یک مدل احتمالاتی برای رتبه‌بندی خبره‌های

کандید با مورد توجه قرار دادن هر دوی خبرگی کاربر و اعتبار او ساخته می‌شود.

در [۴] مدل‌های احتمالاتی مبتنی بر رشته، برای پیدا کردن خبره‌ها در شرکت‌های میکروبلانگ مطرح می‌شود. روش‌های پیدا کردن خبره‌ها براساس قوانین زبانی و آماری که می‌تواند در محیط رسانه‌های اجتماعی به صورت پراکنده کار کنند، طراحی می‌شوند و روی ارزش دانش مفهومی برای کسب و کار تمرکز می‌شود. تمرکز به طور واحد روی enterprise و نقش میکروبلانگ نویس‌ها که خبرگی را در ساختار رشته ای و مفاهیم بلاگی بسیار کوتاه تعیین می‌کنند، است. چارچوب و مدل‌های ارائه شده در اینجا از بهره‌برداری الگوی رشته ای برای پیدا کردن خبره در میکروبلانگ‌ها با استفاده از تکنیک‌های اکتشافی که وابستگی اصطلاحات نامزد را با استفاده از Local Evidence Quality (LEQ) بالا می‌برد را استفاده می‌کنند و

این LEQ را در طول رشته برای دستیابی به اندازه‌گیری Evidence Quality (EQ) در سطح رشته‌ای جهانی گسترش می‌دهد.

در [۵] دانش خبره برای ساخت یک سیستم بازیابی راه حل و برای پیدا کردن خبره و تشخیص مسئله اعمال شده است. به منظور تغییر دادن دانش خبره و دانش پایه یک سیستم بازیابی راه حل، ایده ی توسعه یک سیستم بازیابی راه حل مبتنی بر روش ترکیبی RCB (rule-based CBR) که از RBR (rule-based reasoning) و CBR (case-based reasoning) استفاده می‌کند، در این مقاله پیشنهاد شده است.

در مقاله [۶] آنالیزی برای پیدا کردن خبره برای موضوعی خاص در جوامع یادگیری آنلاین را بیان می‌کند و روی رتبه بندی کاربران در یک زمینه ی خاص در جوامع آنلاین و بعد پیدا کردن کاربران خبره بر اساس این رتبه ها تمرکز کرده است. این کار را براساس دو فرضیه انجام می‌دهد. اول اینکه یک کاربر اسناد بیشتری (برای مثال، بلاگ‌ها، متن مورد بحث) در مورد یک موضوع ارسال کند یا مورد بحث قرار دهد یا دوباره، توسط سایر کاربران با نفوذ

ارسال شود. همچنین در این مقاله از LDA برای به دست آوردن ماتریس document-topic استفاده کرده اند که برای مدل کردن اسناد توسط ساخت یک لایه موضوعی نهفته بین آنها است. LDA یک شبکه‌ی بیزین است که یک سند را با استفاده از یک ترکیب از موضوعات می‌سازد.

مقاله [۷] یک سیستم توصیه‌گر همکارانه مبتنی بر محتوا را بررسی کرده است. در سیستم توصیه‌گر مبتنی بر محتوا تلاش در این است که گزینه‌هایی مشابه با آنهایی که در گذشته مورد علاقه یک کاربر معین بوده است، به او پیشنهاد شود. در حالیکه در سیستم توصیه‌گر همکارانه کاربرانی که علایق مشابه دارند، شناسایی شده و گزینه‌هایی مشابه برایشان پیشنهاد می‌شود. روش استفاده شده در این مقاله که fab نام دارد از ترکیب کردن این دو روش به دست می‌آید و بخشی از پروژه‌ی کتابخانه‌ی دیجیتالی دانشگاه Stanford است.

توسعه‌ی یک سیستم توصیه‌گر به عنوان ابزار خواندن براساس یک روش مهندسی دانش در مقاله [۸] بیان شد. در این مقاله، دانش خبره از مصاحبه با دو معلم با تجربه‌ی انگلیسی در یک دبیرستان قدیمی به دست آمده است. علاوه بر این، ویژگی‌ها و سلیقه‌ها برای تعیین خوانندگان از دانش‌آموزان و خبره‌ها به دست آمد. این از دو نوع شبکه ذخیره ای تشکیل شده است. یکی شبکه‌ای برای دسته‌بندی مقالات انتخابی و دیگری برای تعیین خوانندگان براساس سلیقه آنها برای خواندن انگلیسی می‌باشد. مطالعه به طور موفقیت آمیز، یک سیستم خبره برای EFL توصیه خواندن انگلیسی براساس عقاید و دامنه دانش معلمان خبره انگلیسی را توسعه داده است.

در [۹] نویسندگان به مسئله توصیه‌گری هم‌تاها در شبکه نوآورانه پرداخته اند. این مقاله، یک روش شبیه‌سازی اجتماعی مبتنی بر عامل برای توصیه کردن به هم‌تاها با ارزش در شبکه ی نوآورانه را نمایش می‌دهد. مدلی که برای شبیه سازی پیوستگی در شبکه نوآورانه به کار رفته، ممکن است به عنوان ساختار استدلالی درونی تک عامله مورد توجه قرار گیرد. دو فاکتور برای تشکیل پیوستگی

تاثیر بالایی دارند: ۱) قدرت و ۲) شباهت بین مردم. این دو فاکتور به طور مستقیم در نمره عامل‌های درون مدل سهم دارند. نمره یک عامل، احتمالی که آن عامل علاقه تشکیل اعتلاف با عامل دیگر دارد را تعیین می‌کند. هفت فاکتور دیگر هم وجود دارند که به طور غیر مستقیم در میان دو فاکتور مرکزی، در نمره عامل تاثیر دارند. در تئوری آنالیز شبکه اجتماعی، از مفهوم مرکزیت برای بیان موقعیت یک عامل در سازمان استفاده می‌شود. مرکزیت یک اندازه‌گیری از اینکه چطور تعلق عامل‌ها یکی از گره‌های هدف در یک شبکه را تشکیل می‌دهد، است. با محاسبه تعداد کوتاه‌ترین مسیرهایی که از یک گره گذر می‌کند، یکی از مناسب‌ترین مسیرهای ممکن انتخاب می‌شود. در این مقاله، مرکزیت بینابینی وجود وابستگی افراد به یکدیگر را اندازه‌گیری می‌کند در صورتی که آنها بخواهند به هم متصل شوند. اگر یک عامل مرکزیت بینابینی زیادی را دارا باشد، عامل‌ها خیلی علاقه دارند که برای رسیدن به یک شخص خیره در شبکه از آن عبور کنند.

در [۱۰] اعتماد در سیستم‌های توصیه‌گر مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. نویسندگان بیان کرده‌اند که تاکید سستی روی شباهت کاربران ممکن است اغراق‌آمیز باشد. در این مقاله اثبات شده که فاکتورهای سستی یک نقش مهم در هدایت توصیه‌ها دارند و به ویژه مورد اعتماد بودن کاربران باید به عنوان یک نکته مهم مورد توجه قرار گیرد. به این منظور دو مدل محاسباتی از اعتماد ارائه شده و نشان داده شده است که چطور آنها می‌توانند برای ترکیب شدن با چارچوب‌های فیلتر کردن همکارانه‌ی استاندارد در روش‌های متنوع به کار روند. در واقع هدف در این مقاله بهبود دادن روش فیلتر کردن همکارانه است.

در [۱۱] یک سیستم توصیه‌گر خیره با استفاده از رابط درک مبتنی بر مفهوم پیشنهاد شده است. این سیستم، توصیف یک موضوع تکنیکی را به عنوان ورودی پردازش می‌کند و بعد مهندسانی که سطح بالایی از تخصص را در یک زمینه دارند را پیدا می‌کند. تکنیک به کار رفته یک مدل فضای برداری توسعه داده شده است که موضوعات

تکنیکی و مهندسی در همان فضای چند بعدی را تعیین می‌کند و بعد ارتباط آنها را محاسبه می‌کند. در واقع این مقاله یک سیستم که یک شخص با تخصص سطح بالا روی یک مورد جستجو را با استفاده از یک مجموعه بزرگ از اسناد تکنیکی با اطلاعات کتاب‌شناختی ذخیره شده در سیستم را می‌یابد. سیستم، یک خیره را براساس یک طرح ارتباط مفهومی مبتنی بر مفهوم پیدا می‌کند. طرح براساس یک مدل فضای برداری که کلمات کلیدی و اسناد را به عنوان یک بردار در یک فضای چند بعدی بیان می‌کند و ارتباط بین دو سند/ کلمات کلیدی را به صورت یک ضریب کسینوسی بین بردارهای مرکزیشان محاسبه می‌کند، بیان شده است. برای پیدا کردن شخص، مدل نه تنها به نگاشت کلمات کلیدی و اسناد پرداخته، بلکه همچنین افرادی که اسناد نوشته شده دارند را هم به فضای چند بعدی یکسان توسعه داده است. با کشف این طرح، سیستم یک توانایی برای تشخیص دادن ارتباط بین هر ترکیبی از کلمات کلیدی، اسناد، و اشخاص به دست می‌آورد.

در مقاله [۱۲] یک سیستم توصیه‌گر هوشمند مبتنی بر فازی برای مصرف‌کنندگان محصولات الکترونیکی پیشنهاد شده است. در این مقاله، براساس نیازهای جاری مصرف‌کنندگان که از تعاملات سیستم-کاربر به دست می‌آید، یک سیستم مبتنی بر فازی برای مصرف‌کنندگان الکترونیکی برای بازیابی محصولات بهینه، پیشنهاد شده است. در این مدل، یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر فازی برای آن محصولاتی که کمتر خریداری می‌شوند، مخصوصاً برای مصرف‌کنندگان الکترونیکی ارائه می‌شود. سیستم پیشنهادی هدفش کمک کردن به مصرف‌کننده برای راهنمایی درباره فضای ویژگی محصول به یک روش تعاملی، که در آن مصرف‌کننده نیاز خودش را در هر بعد از ویژگی‌ها بیان می‌کند، است. در این صورت مصرف‌کننده می‌تواند محصولات بهینه را با توجه به سلیقه شخصی خود پیدا کند. لازمه این روش شخصی‌سازی است که در این مقاله، شخصی‌سازی یک مفهوم وسیع تری برای هدف این پروژه تحقیقاتی دارد. این مفهوم شامل

ذخیره‌سازی و پردازش یک بانک داده غنی از اطلاعات در باره هر کاربر نهایی با جزئیات سلیقه و اطلاعات مورد نیاز، و درباره هر محصول با جزئیات ویژگی‌ها و توضیحات است. این تحقیق برای افزایش دسترسی به سیستم‌هایی که به شخصی سازی‌های مبتنی بر دامنه به همه تعاملات بین یک کاربر نهایی و سیستم در یک سطح ریشه‌ای اتکا می‌کند.

در [۱۳] یک سیستم توصیه‌گر گروهی با توجه به تعاملات میان افراد گروه پیشنهاد شده است. این سیستم بر اساس چارچوب فیلتر کردن همکارانه طراحی شده است. به ویژه، از الگوریتم ژنتیک برای پیش بینی تعاملات مثبت در بین اعضای گروه استفاده شده است، بنابراین می‌توان به درستی رتبه‌ای که یک گروه از اعضا ممکن است به یک آیتم بدهند را تخمین زد. این مقاله تلاش دارد تا یک روش توصیه‌گر گروهی برای تصمیمات گروهی پیشنهاد کند. براساس اینکه چطور توصیه‌ها ساخته می‌شوند، سیستم‌های توصیه‌گر شخصی معمولاً به دسته‌های توصیه‌های همکارانه و توصیه‌های مبتنی بر محتوا و روش ترکیبی کلاس‌بندی می‌شوند. همچنین در این تحقیق، یک روش جدید برای توصیه آیتم‌ها برای گروه‌های اعضا ارائه شده است. این روش فیلتر کردن گروهی و الگوریتم ژنتیک را ترکیب کرده است. از آنجا که رتبه‌بندی گروهی برای هر آیتم، تعاملات بین اعضا در یک گروه را نشان می‌دهد، توصیه‌های گروهی پیشنهاد شده با جمع آوری رتبه آیتم‌های مشابه از طریق الگوریتم فیلتر کردن همکارانه تعیین می‌شود. با توجه به اینکه رتبه‌های گروهی آیتم‌های مشابه همیشه در دسترس نیستند، روش پیشنهادی از الگوریتم ژنتیک برای فهم سلیقه‌های گروه‌ها براساس رتبه زیرگروه‌ها استفاده کرده است.

در [۱۴] نویسندگان روش‌های توصیه‌گری موثر با استفاده از خبره‌های دسته بندی شده برای یک مجموعه داده بزرگ را ارائه داده‌اند. این مقاله روش‌های جدید توصیه‌گری را براساس "دسته بندی خبره‌ها" به جای همسایه‌های NBM پیشنهاد کرده است. در دنیای واقعی، کاربران تمایل به

اعتماد کردن به نظر خبره‌ها را دارند، بنابراین پیش‌بینی سلیقه‌ها توسط خبره‌ها می‌تواند صحیح باشد. در اینجا دسته بندی خبره‌ها به عنوان k کاربر بالاتر در رتبه بندی داده شده در یک دسته معین تعریف می‌شود. مقدار k تعداد خبره‌ها در یک دسته است که با آنالیز تجربی رتبه بندی هر دسته تعیین می‌شود. روش CE رتبه‌های داده شده توسط خبره‌ها را برای پیش بینی رتبه‌هایی که کاربر برای آیتم‌های ارزیابی نشده خواهد داشت به کار می‌برد. همچنین روش CE با بهره برداری از دو معیار "شباهت" بین کاربران و دسته بندی خبره‌ها و "دسته بندی علائق" تعریف درجه علاقه کاربران برای بهبود صحت توسعه می‌یابد.

مقاله [۱۵] درباره معماری ترکیبی ای به نام DEMOIR برای مدل‌سازی خبرگی و سیستم‌های توصیه‌گر صحبت می‌کند. در این مقاله، یک کلاس بندی سیستماتیک از معماری‌های متناوب برای یک قابلیت هسته ای سیستم پیدا کردن خبره، یعنی مدل‌سازی خبرگی معرفی شده است. همچنین مزایا و معایب هر روش را آنالیز شده و راه حل ترکیبی به نام DEMOIR ارائه شده است. اینکه چطور این راه حل نیازمندی‌های توزیع شده و سازماندهی نا همگون و تخصص شخصی منابع داده و دسترسی مرکزی به اطلاعات خبرگی را استخراج می‌کند مورد بحث قرار گرفته است.

در [۱۶] نویسندگان روی پیدا کردن کاربران خبره در اجتماع پرسش و پاسخ (CQA) تمرکز کرده اند. در این مقاله روی پیدا کردن خبره‌ها براساس یک سوال جدید ارسال شده تمرکز شده است و دو مدل موضوعی آماری برای حل این مسئله بررسی شده و با روش‌های بازیابی سنتی مقایسه شده اند. به این صورت که مقاله روی ساختن یک پروفایل برای هر خبره براساس فعالیت او و پاسخ‌های گذشته و بعد استفاده از این پروفایل‌ها برای پیدا کردن خبره‌ها تمرکز دارد. هدف از این مقاله در واقع هدایت سوالات جدید برای پیدا کردن بهترین خبره‌های مناسب است. به این منظور علائق کاربران با پیگیری

تاریخچه‌ی پاسخ‌هایشان در اجتماع مدل می‌شود. برای هر کاربر، یک پروفایل با ترکیب کردن آن سوالات پاسخ داده شده توسط کاربری که بهترین پاسخ‌ها را انتخاب می‌کند، ساخته می‌شود. براساس پروفایل‌های کاربر، روابط بین پاسخ‌دهنده و یک سوال جدید با استفاده از یک تعداد از روش‌های متفاوت شامل مدل‌های زبانی با Dirichletsmoothing, TF-IDF, the Latent Dirichlet Allocation (LDA) and Segmented Topic Model (STM) اندازه‌گیری می‌شود. در [۱۷] یک روش برای توصیه کردن خبره، به منظور کمک به کاربر برای پیدا کردن خبره‌های مورد نیازش پیشنهاد کرده‌اند. مدل پیشنهادی از روش زبانی فازی برای ساخت پروفایل خبره به منظور مدل کردن تخصص خبره استفاده می‌کند. به علاوه، دسته بند متن فازی، برای گرفتن درجه ارتباط هر سند به هر ناحیه دانش زمانی که توصیه می‌شود به کار می‌رود، که این مبنای دنبال کردن ساختار پروفایل کاربر است. سپس پروفایل کاربر شامل زمان و فاکتورهای مرتبط از اسناد رتبه داده شده برای به دست آوردن سطح کلی نیازهای دانشی کاربر ساخته می‌شود. در نتیجه، خبره‌ای که بیشترین نیازهای دانشی را برآورده می‌کند، براساس شباهت بین پروفایل خبره به دست آمده و پروفایل کاربر توصیه می‌شود. در مقاله [۱۸] شبکه‌های خبره در جوامع آنلاین، ساختار و الگوریتم‌هایشان را بیان می‌کنند. در این تحقیق نویسندگان قصد در بازننگری با استفاده از الگوریتم مبتنی بر گراف در شبکه‌های اجتماعی کاربران در جوامع آنلاین را دارند. یک اجتماع پیگیری کمک به نام Java Forum، با استفاده از روش‌های تجزیه و تحلیل شبکه اجتماعی را آنالیز می‌کند. پس از آن یک مجموعه از الگوریتم‌های مبتنی بر شبکه شامل PageRank و HITS روی این شبکه اجتماعی با اندازه بزرگ امتحان شدند. با استفاده از یک تعداد شبیه‌سازی‌ها، دریافت شد که چطور ساختارهای مختلف شبکه روی کارایی الگوریتم‌ها تاثیر گذار است. در [۱۹] یک روش مبتنی بر شبکه اجتماعی برای سیستم توصیه‌گر خبره پیشنهاد شده است. این مقاله یک سیستم توصیه‌گر ترکیبی که درواقع یک استراتژی

همکارانه مبتنی بر شبکه اجتماعی که پروفایل‌های مبتنی بر محتوای هر کاربر را حفظ می‌کند، ارائه می‌دهد. به منظور طراحی چنین سیستم ترکیبی، از مدل‌های بازیابی اطلاعات مبتنی بر هوش مصنوعی و تکنیک‌های یادگیری بدون نظارت (خوشه بندی) برای آنالیز ویژگی‌های یک شبکه اجتماعی استفاده می‌شود. یکی از مزایای این روش این است که کاربران می‌توانند یک گزینه را نه تنها زمانی که این گزینه رتبه بالایی از کاربران با پروفایل‌های مشابه می‌گیرد، بلکه زمانی که این گزینه نمره بالایی در مقابل پروفایل کاربر هم می‌گیرد توصیه کنند. سیستم پیشنهادی اجتماع‌هایی از خبرگان و متعاقباً کاربران کمک کننده برای پیدا کردن موثر گروه‌های خبره که دانش ضمنی مطلوب کاربر را دارند، کشف می‌کند. در این زمینه، ساختار اجتماعی روابط خبره‌ها، در یک شبکه اجتماعی ذخیره می‌شود و به عنوان اجزای اجتماعی سیستم توصیه‌گر به کار می‌رود. شبکه اجتماعی خبره‌ها بر اساس فاکتورهایی مانند تجربه، سطح دانش، و سلیقه‌های شخصی خبره‌ها ساخته می‌شود. در [۲۰] یک توصیه‌گر تخصصی با استفاده از خبرگی را ارائه شده است. در این مقاله، صحت خبرگی به کار رفته در توصیه‌ها در مقابل پیاده سازی مبتنی بر توصیه‌ها از طریق یک مطالعه تجربی از پروژه‌های ECLIPSE و ASPECT مقایسه می‌شود و نشان داده می‌شود که استفاده از خبرگی با محتوا، می‌تواند با صحتی مشابه با پیاده سازی خبرگی توصیه کند که به معنای بکار بردن خبرگی در سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر خبرگی می‌تواند بسیار مفید باشد. مقاله [۲۱] یک سیستم توصیه‌گر خبره برای ایجاد کردن رایزنی دانش تجربی را بیان می‌کند. در این مقاله، یک سیستم توصیه‌گر خبره برای ایجاد رایزنی دانش تجربی با استفاده از آنتولوژی برای ترتیب دادن خبرگی‌های مشاوره‌ای مورد نیاز برای سرعت دادن و ایجاد دقت برای ساخت توصیه‌هایی مبتنی بر دانش تجربی توسعه داده شده است. بنابراین دانش تجربی محصول مورد نیاز، برای ارتباط بین فردی به منظور دوباره حل کردن موثر مسائل مرتبط در یک زمینه خاص است.

کارهای انجام شده در این مقاله عبارتند از: طراحی یک فرایند توصیه‌گر خبره برای ایجاد رایزنی دانش تجربی، توسعه یک روش توصیه‌گر خبره برای ایجاد رایزنی دانش تجربی و پیاده سازی یک مکانیزم توصیه‌گر خبره برای ایجاد رایزنی دانش تجربی.

در [۲۲] توصیه‌گر تخصصی از طریق شبکه‌های اجتماعی معنایی را ارائه می‌دهند. این مقاله، معنای شبکه اجتماعی را به عنوان فاکتورهای اجتماعی که به طور قابل توجهی روی ساختار روابط میان افراد تاثیر گذار است، تعریف می‌کند. در آنالیز شبکه اجتماعی، این فاکتورهای تعیین کننده ساختار لینک نامیده می‌شوند. همان طور که اشاره شد، در این تحقیق از آنالیز منطق ساختاری برای امتحان کمی معنای دو شبکه اجتماعی در یک اجتماع بزرگ استفاده می‌شود. به علاوه همکاری‌های گذشته و آشنایی متقابل همچنین برای تاثیر گذاری قابل توجه روی ساختار ارزیابی لینک‌ها به کار می‌رود، اما نه برای لینک‌های همکارانه. علاوه براین، در این مقاله نشان داده شده است که چطور معنای شبکه کشف شده در طراحی سیستم‌های توصیه‌گر خبره از طریق دو مکانیزم پیش بینی لینک مبتنی بر کاربر و N مکانیزم شناخته شده جایگذاری می‌شود.

در [۲۳] بررسی‌هایی روی طراحی یک سیستم توصیه‌گر خبره برای یک سازمان دانش محور، National Industry Association (NIA) انجام می‌دهد. نتایج مطالعه زمینه ای یک مجموعه از الزامات طراحی خاص را ارائه می‌دهند. بر اساس این الزامات، یک سیستم توصیه‌گر خبره طراحی شد که با زیر ساخت نرم‌افزاری خاص برای تنظیمات سازمانی یکی می‌شود. تنظیمات سازمانی، همانطور که در مقاله نشان داده شده است، به دلایل تاریخی، سیاسی، و اقتصادی خاص است. این ویژگی‌ها نیازهای فردی و سازمانی کارکنان را در این تنظیمات تحت تاثیر قرار می‌دهد.

در مقاله [۲۴] به مسئله ارزیابی خبرگی توصیه‌ها پرداخته اند. به همین منظور این مقاله یک ارزیابی سیستماتیک از توصیه‌گرهای خبره (ER) را توصیف کرده است. یک سیستم که افراد توصیه کننده آن در یک مسئله خاص

تخصص دارند. ER و زمینه سازمانی برای حالتی که برای آن طراحی شده است، برای بهبود یک پایه برای فهم این ارزیابی توصیف می‌شود. قبل از هدایت ارزیابی، تجربه اساسی افرادی را که در قضاوت تخصص همکارانشان خوب هستند، در یک زمینه مناسب نشان می‌دهد. این یافته‌ها یک روش برای نمایش تاثیر ER با مقایسه کارایی آن با رتبه‌های داده شده توسط همکاران ارائه می‌دهند. نتایج نشان می‌دهد که شرکت کنندگان با توصیه های ساخته شده توسط ER موافق هستند و ER به طور قابل توجهی بهتر از سایر سیستم‌های توصیه‌گر خبره، زمانی که با معیارهای مشابه مقایسه می‌شود، عمل می‌کند.

در مقاله [۲۵] شبکه پیشنهاد دهنده‌ای به صورت یک فروشگاه آنلاین است که هر کاربر به نظرات کاربران دیگر که در باره محصولات آن فروشگاه نظر داده اند رتبه ای می‌دهد که بر اساس آن رتبه‌ها کاربران خبره پیدا می‌شوند. در این مقاله، با یک روش جستجوی کاربران خبره با بهره برداری از اطلاعات تخصصی وابسته به زمینه ارائه شد. داده‌های استفاده شده در این مقاله از شبکه پیشنهاد دهنده Epinions.com استخراج شدند. همچنین بررسی‌هایی که جستجوی مبتنی بر زمینه پیشنهادی را نشان می‌دهند انجام شد، که در پیدا کردن کاربران خبره کمتر موثر بود، اما قادر به ذخیره ی منابع است چون به طور قابل توجهی تعداد گره‌ها (کاربران) را برای پرس و جو کاهش می‌دهد.

۳- شبکه پیشنهاد دهنده آگاه به زمینه

به طور خلاصه، شبکه به صورت یک گراف مستقیم با یال‌های برجسب خورده $g(v,e)$ مدل می‌شود، تابع برجسب‌زنی رئوس به صورت $F_L: E \rightarrow L$ تعریف می‌شود که L مجموعه‌ای از زوج‌های $\{(C_i, X_i)\}$ که در بالا توصیف شده است و هر $e \in E$ رابطه بین دو کاربر v و w است، و توسط F_L به یک یا تعداد بیشتری جفت‌های $(C_i, X_i) \in L$ بر اساس اینکه چه تعداد زمینه را شامل می‌شود زمانی که v به گزارش w رتبه می‌دهد نگاشت می‌شود. مجموعه زمینه‌های $C = \{C_i\}$ به مجموعه دسته‌های

محصولات درون Epinions مرتبط است. بنابراین، کلمات زمینه‌های متفاوت را در نظر نمی‌گیرند. به این معنی که براساس آنتولوژی‌های داخلی کار انجام می‌شود. دسته‌ها در Epinions بر اساس یک سلسله مراتب با نوشته‌های اصلی مرتب می‌شوند. (برای مثال الکترونیک) که در زیر دسته های خاصی (مانند: دوربین‌ها، دی‌وی‌دی پلیرها و...) ادغام می‌گردد. محققان قصد دارند در آینده کارهایی درباره دسته‌های روابط معنایی به عنوان مثال مترادف یا Hyperonymity که می‌تواند از سلسله مراتب استنباط شود را بررسی کنند. به علاوه، با توجه به مقیاس رتبه‌بندی گزارش Epinions، رتبه یک خبره X_i می‌تواند یک مقدار در مجموعه $\{1, \dots, 5\}$ در نظر گرفته شود، که ۱ یعنی گزارش مفید نبوده و ۵ یعنی "خیلی مفید". در نهایت جدول ۱ ویژگی‌های مجموعه داده استخراج شده از وب سایت Epinions که در این مقاله استفاده شده است را خلاصه کرده است.

۴- استراتژی جستجو

هدف این مقاله پیشنهاد یک الگوریتم به منظور پیدا کردن یک گروه از کاربران خبره می‌باشد که از زمینه و اطلاعات خبرگی استنباطی، و حداقل کردن هزینه محاسباتی مورد نیاز برای کشف شبکه خبرگی استفاده می‌کنند. استراتژی جستجویی که به مجموعه داده توصیف شده در بخش قبل

اعمال شده بر اساس معیارهای زیر است. به منظور جلوگیری از استفاده بیش از اندازه از منابع شبکه، عمق جستجو باید محدود شود. یک ایده استفاده از طول مسیر متوسط برای محدود کردن عمق جستجو است. در اینجا این روش با شمارش ساده تعداد گره‌ها از منبع (جستجوی) کاربر اجرا شده است. در طول جستجوی شبکه سطح تخصص باید تا حد امکان بالا باشد. معمولاً تخصص کمتر تأثیر نتایج را از بالا به پایین کاهش می‌دهد، بنابراین جستجو زمانی متوقف می‌شود که تخصص کاربران از یک آستانه داده شده کمتر باشد (در یک زمینه‌ی معنا دار). کاربرانی که در زمینه جستجو یا در زمینه‌های مشابه دیگر مشمول در زمینه مورد جستجو خبره باشند، ترجیح داده می‌شوند. سوال شباهت زمینه (برای مثال دسته‌ی تلویزیون‌ها به طور مستقیم بیشتر به الکترونیک مرتبط است تا خوبی و زیبایی) یک مسئله بی اهمیت نیست و به یک متریک خاص نیاز دارد. اندازه‌گیری فاصله معنایی $\text{sim}(c_i, c_j)$ بین اصطلاحات زبانی c_i و c_j (در اینجا، زمینه‌ها) در کار (Salton, Wong) مورد بررسی قرار گرفت، در حالیکه در اولین کار پیاده سازی ای که برای $\text{sim}(c_i, c_j)$ ارائه شد، به صورت زیر بود:

برای مثال: $\text{sim}(c_i, c_j) = 1$ است اگر و تنها اگر $c_i = c_j$ و در غیر این صورت ۰.

Algorithm 1. رفتار محلی

Require: setOfNeighbour, i.e. set of edge starting from the local node l ($l = \text{sourceNode}$ at first step)
 Require: the minimum expertise level required τ
 Require: the desired context \bar{c}
 Require: the desired context similarity \bar{s}
 Loop
 wait for a search request (if this node is the starting node, the request is local, otherwise is remote)
 {searching for users with expertise greater or equal to τ within the context \bar{c} }
 for all $\text{userId} \in \text{setOfNeighbours}$ do
 {finding expert users}
 If in the set of pairs (c_i, x_i) lablling the expertise relationship (l, userId) there exists at least $c_i = \bar{c}$ and the corresponding x_i is greater than or equal to τ then send to sourceNode the userId
 end if
 {search propagation}
 If in the set $\{(c_i, x_i)\}$ lablling (l, userId) there exists at least $c_i: \text{sim}(c_i, \bar{c}) \geq \bar{s}$ and $x_i \geq \tau$ then forward to userId the request
 end if
 end for
 end loop

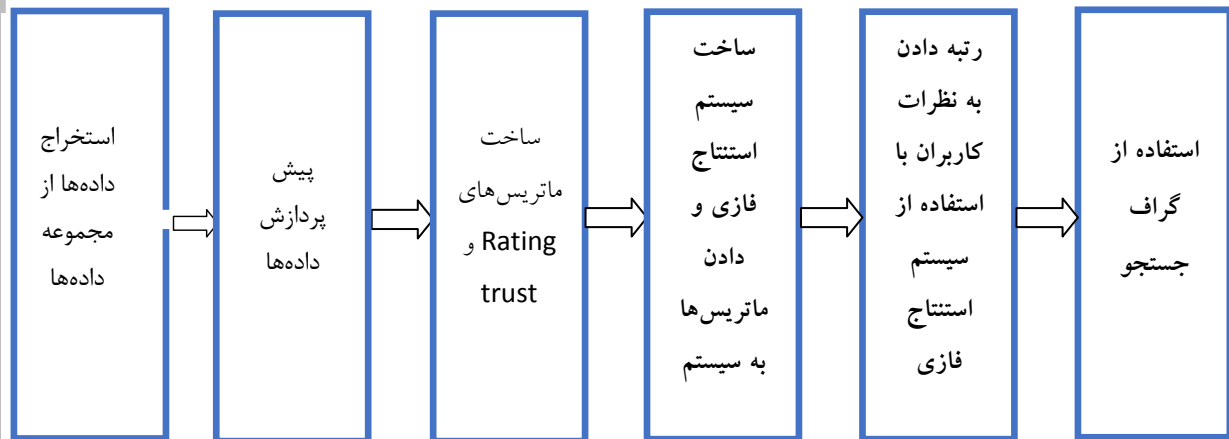
جدول ۱- مشخصه‌های استخراج شده از سایت Epinion

مجموعه داده‌ی استخراج شده از www.epinions.com	
#Users	196,000
#Contexts	114,000
#Rated	13,670,000
	review

نتیجه نمره اختصاص داده شده به هر هدف، به طول مسیر نیز بستگی دارد.

۱. پیدا کردن کاربر خبره از سیستم استنتاج فازی همانطور که در بخش مقدمه توضیح داده شد، هدف از این پژوهش نشان دادن کارآمد بودن توصیه‌های یک کاربر خبره است. در مقاله شبکه‌ی پیشنهاد دهنده داده شده، که یک فروشگاه آنلاین است هر کاربر به نظرات کاربران دیگر که درباره محصولات آن فروشگاه داده اند، رتبه‌ای می‌دهد که بر اساس آن رتبه‌ها کاربران خبره پیدا می‌شوند. اما در نظر گرفته نشده که نظرات کاربران بر اساس خبرگی آنها با یکدیگر می‌تواند متفاوت باشد. ساختار کلی روش پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است.

الگوریتم ۱ توسط هر کاربر اجرا شد و با توجه به نظریه یک سیستم کاملاً توزیع شده تنها به اطلاعات محلی نیاز دارد. بنابراین $S = 1$. یک گره منبع، به تعداد کافی در خواست‌هایی که برای رتبه دادن با توجه به ویژگی‌ها و به منظور ارائه درخواست موثر نیاز است را جمع آوری می‌کند. سپس، با توجه به بهترین مسیر اتصال گره منبع با هدف، به هر کاربر پیدا شده (هدف) یک نمره داده می‌شود. برای محاسبه بهترین مسیر از یک تابع هزینه مناسب (در اینجا حذف شده) که هم خبرگی و هم زمینه را به حساب می‌آورد، استفاده می‌شود. بنابراین، به دلیل اینکه هر چه مسیر طولانی‌تر باشد سطح خبرگی کمتر است، در



شکل ۱- فلوچارت پیشنهادی

مورد رتبه‌هایی که کاربران به یکدیگر می‌دهند که هم خبرگی آنها و هم اعتمادی که سایر کاربران به آنها دارند را در نظر گرفتیم، در ۶ مرحله به شرح ذیل است:

سیستم استنتاج فازی (FIS)، که هسته ساختار پیشنهاد شده می‌باشد از ۴ بخش فازی ساز، پایگاه دانش (پایگاه داده‌ها و پایگاه قوانین)، موتور استنتاج، غیر فازی ساز تشکیل شده است، که مراحل توسعه آن برای تصمیم گیری در

۱- شناسایی متغیرهای ورودی و خروجی سیستم: اولین و مهمترین مرحله در مدل سازی سیستم، شناسایی متغیرهای ورودی و خروجی سیستم می باشد که روابط بین آنها، به طور کلی به صورت یک سیستم چند ورودی- یک خروجی (MISO) نشان داده می شود که فرم ریاضی آن به صورت زیر می باشد:

$$F_{RD} = f(\text{Input1}, \text{Input2}) \quad (1)$$

۲- تعیین محدوده متغیرهای ورودی و خروجی: در این مرحله محدوده هر یک از متغیرهای ورودی و متغیر خروجی تعیین می شود که تمامی متغیرهای زبانی و فواصل فازی هر یک از ورودی ها و خروجی در نظر گرفته شده برای سیستم پیشنهادی، در جدول زیر ارائه شده است.

جدول ۲- ورودی و خروجی های سیستم با مقادیر فازی مرتبط

متغیرهای فازی	متغیرهای زبانی	مقادیر زبانی	فواصل فازی		
ورودی ها	Trust	فاقد اعتماد	۰-۸		
		اعتماد متوسط	۵-۱۵		
		اعتماد بالا	۱۲,۸-۲۰		
	Rating	خیلی کم	۰-۱		
		کم	۰,۵-۲		
		متوسط	۱,۵-۳,۲		
		بالا	۲,۸-۴,۵		
		خیلی بالا	۴,۱-۵		
		خروجی	میزان	خیلی کم	۰-۲۲,۵
			خبرگی	کم	۲,۵-۴۷,۵
متوسط	۲۷,۵-۷۲,۵				
بالا	۵۲,۵-۹۷,۵				
		خیلی بالا	۷۲,۵-۱۰۰		

AND متصل می شوند. بطور کلی، یک سیستم مبتنی بر قوانین فازی با چندین ورودی و یک خروجی (MISO) می تواند به صورت زیر نشان داده شود:

$$R^{(i)} = \text{If } X_1 \text{ is } B_1^{(i)} \text{ AND } X_2 \text{ is } B_2^{(i)} \text{ AND } \dots \text{ AND } X_n \text{ is } B_n^{(i)} \text{ Then } Y \text{ is } D_1 \quad (2)$$

با توجه به تعداد ورودی ها و تعداد تابع عضویت در نظر گرفته شده برای سیستم پیشنهادی، حداکثر تعداد قوانینی که می توان برای این سیستم در نظر گرفت، ۱۵ قانون می باشد که همگی از نوع ممدانی می باشند.

جدول ۳- پایگاه قوانین سیستم فازی طراحی شده

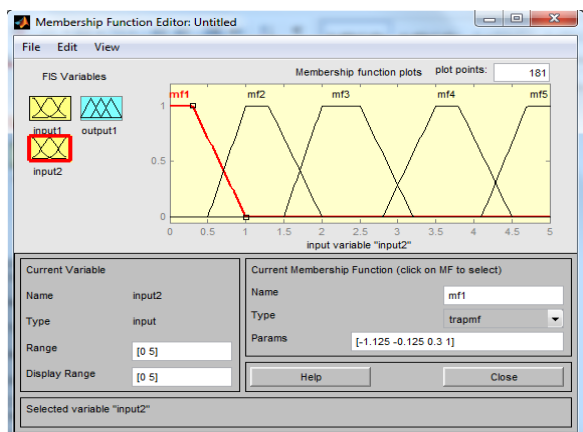
NO	If Input1	If Input2	Then Y
1	mf3	mf5	mf5
2	mf3	mf4	mf5
3	mf2	mf5	mf5
4	mf2	mf4	mf4
5	mf1	mf1	mf1
6	mf1	mf2	mf1
7	mf2	mf1	mf2
8	mf2	mf3	mf3
9	mf3	mf2	mf3
10	mf3	mf3	mf3
11	mf1	mf3	mf2
12	mf3	mf1	mf3
13	mf2	mf2	mf2
14	mf1	mf4	mf3
15	mf1	mf5	mf4

۴- استنتاج فازی: موتور استنتاج فازی هسته یک سیستم فازی می باشد، که ابتدا ورودی ها را از پایگاه قوانین و رابط فازی سازی دریافت می کند، سپس با به کارگیری یک روند از پیش تعریف شده برای این مجموعه ورودی، اقدام به تولید خروجی مطلوب می کند، به عبارت دیگر مقدار زبانی خروجی و درجه عضویت متناظر با آن از ورودی فازی ساز شده را استنتاج می کند. در اینجا موتور استنتاج در نظر گرفته شده برای سیستم پیشنهادی از نوع حاصلضرب می باشد.

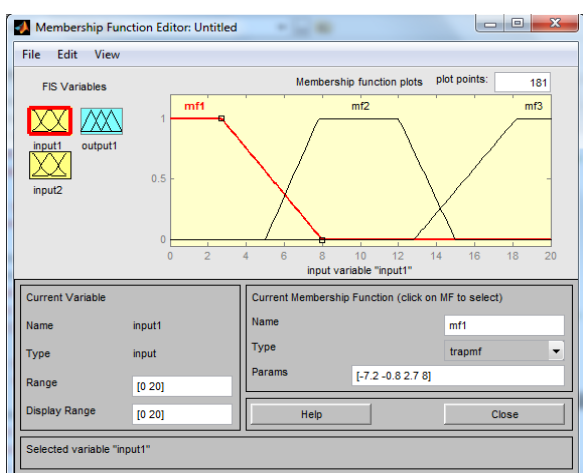
۵- شبیه سازی: در این بخش سیستم پیشنهاد شده در بخش پنجم در محیط شبیه سازی نرم افزار متلب ۲۰۱۳ با

۳- پایگاه قوانین: پایگاه قوانین، یک مجموعه عبارت های زبانی به فرم قوانین شرطی (If-Then) می باشد. با بخش های مقدم و تالی که به ترتیب به وسیله عملگر

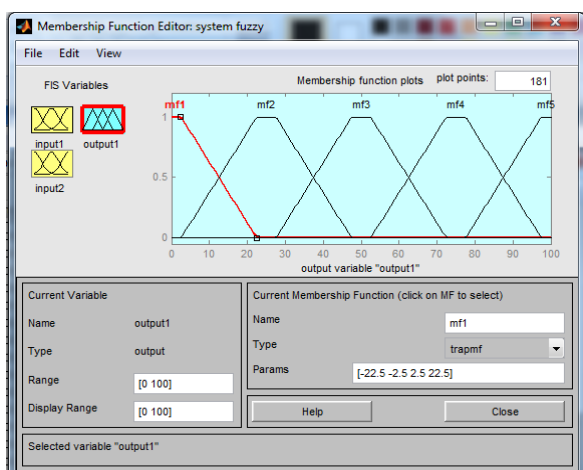
استفاده از جعبه ابزار منطق فازی و جعبه ابزارهای موجود در کتابخانه Simulink مدل‌سازی می‌شود. به این صورت که در ابتدا ماتریسی به نام A برای نمایش میزان اعتماد به هر کاربر ساخته می‌شود. ستون اول این ماتریس شماره کاربری و ستون دوم تعداد کاربرانی که به یک کاربر اعتماد دارند را نشان می‌دهد. این ماتریس را براساس شماره کاربری به صورت صعودی مرتب کردیم و به این ترتیب روی مجموعه داده به دست آمده به منظور حذف داده‌های اضافه پیش‌پردازش انجام می‌شود. در ادامه بیشترین میزان اعتماد به دست آمده در ماتریس A را نرمال‌سازی کردیم و نتیجه در ماتریسی به نام Input1 ذخیره شده است. Input2 نیز آرایه‌ی دو بعدی است که ستون اول شماره کاربری و ستون دوم رتبه کاربر را نشان می‌دهد. در ادامه براساس دو ماتریس trust و rating موجود در مجموعه داده و با استفاده از سیستم فازی میزان خبرگی کاربران را به دست می‌آوریم. ما در اینجا از سیستم فازی ممدانی استفاده کرده‌ایم که به آن دو ورودی می‌دهیم که عبارتند از میزان اعتماد که همان ماتریس trust است و تعداد آرا یا رتبه‌ها که ماتریس rating بیان‌گر آن است و خروجی که میزان خبرگی را نشان می‌دهد.



شکل ۲- رتبه



شکل ۳- اعتماد



شکل ۴- میزان خبرگی

۵- شبیه‌سازی و ارزیابی نتایج

همه شبیه‌سازی‌ها به ۱۰۰ مجموعه از ۱۰۰۰۰ کاربر برمی‌گردد که به طور تصادفی از مجموعه داده اصلی به

داده‌های استفاده شده در این روش همانند مقاله از سایت EpinionShopping.com به دست آمده است و شامل دو ماتریس trust و rating است. ماتریس trust شامل دو ستون است که نشان دهنده اعتماد یک کاربر به کاربر دیگر است، برای مثال (9831,19832) به این معناست که کاربر 9831 به کاربر 19832 اعتماد دارد. ماتریس دوم، ماتریس rating است که شامل شش ستون می‌باشد، که ستون اول شماره کاربر، ستون دوم شماره محصول، ستون سوم شماره شاخه، ستون چهارم رتبه داده شده به نظر کاربر، ستون پنجم میزان اثر بخشی و ستون ششم زمان را نشان می‌دهد.

منظور کاهش بایاس با توجه به توپولوژی شبکه و کاربران استخراج می‌شوند. به منظور ساده‌سازی و با استفاده از

الگوریتم ۲ سیستم به صورت سراسری شبیه سازی می‌شود.

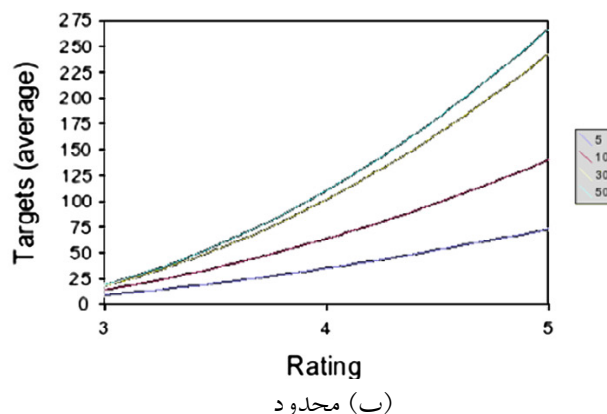
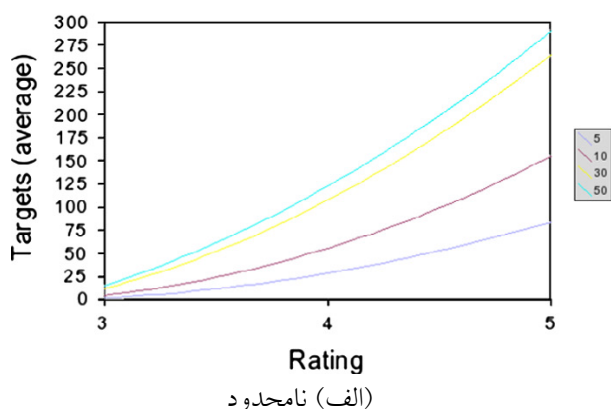
الگوریتم مرکزی. Algorithm2.

```
Require: sourceNode
Require: maxDeepness
Require: expertiseThreshold
Require: setOfContexts (desired contexts)
Require: the desired context similarity  $\bar{s}$ 
currentUser = sourceNode
while maxDeepness > 0 do
  for all userId  $\in$  currentUser's Neighbour then
    if in the set of pairs  $(c_i, x_i)$  lablling (currentUser, userId)
      there existe at least a  $c_i \in$  setOfContexts then
        push (userId)
      end if
    end if
  end for
  currentUser = pop ()
end while
```

اولین شبیه‌سازی، جستجوی گره‌های خبره در یک زمینه داده شده را نشان می‌دهد که همه همسایه‌ها در طول شبکه را تجزیه و تحلیل می‌کند و از گره‌ای که جستجو می‌فرستد شروع می‌شود. طول مسیر تا ۵۰ هاپ محدود می‌شود و حداقل سطح خبرگی گره‌هایی که جستجو می‌شوند ۳ است.

همان طور که در بیشتر شبکه‌های مورد اعتماد، کاربران تمایل به اختصاص رتبه به گزارش‌ها تنها در صورتی دارند که آنها را مفید بدانند، بنابراین رتبه‌ها یا وجود ندارند یا با مقادیر بالا وجود دارند. در مجموعه داده‌ی Epinions استفاده شده در این مقاله، ۸۵٪ رتبه‌ها در رنج ۵-۳ قرار دارند، در حالی که تنها ۱۵٪ باقیمانده ۱ یا ۲ هستند. فرض بر این است که رتبه‌های گزارش‌ها، برای پی بردن به سطوح تخصص به کار می‌روند. دلیل آنکه ۳، حداقل سطح خبرگی معقول است این است که مقادیر بالا (۳ یا بیشتر) را نیز در نظر می‌گیرد.

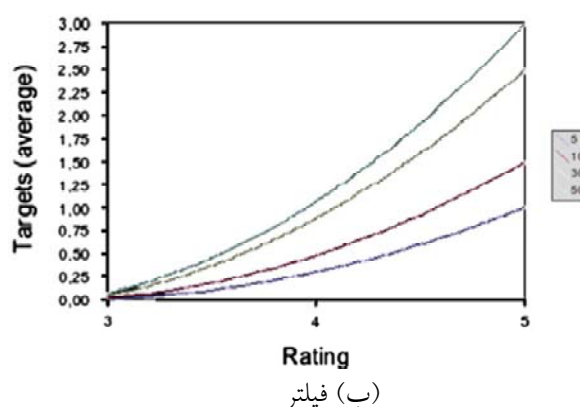
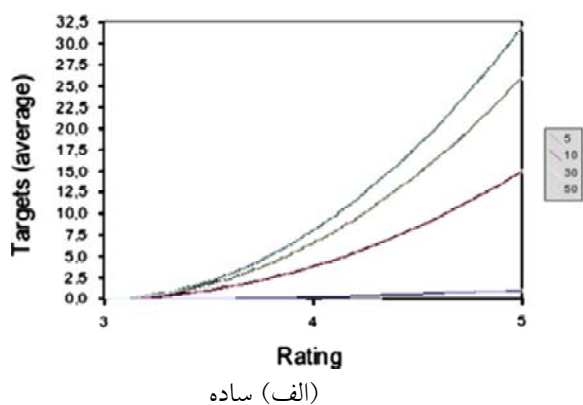
شکل ۵ نتایج به دست آمده از میانگین ۱۰۰ دفعه شبیه‌سازی روی مجموعه‌های مختلف از ۱۰۰۰۰ کاربر را نشان می‌دهد. شماره هدف‌ها (برای هر دفعه) در ۵، ۱۰، ۳۰ و ۵۰ گره به منظور برجسته کردن تکامل جستجو در طول شبکه پیش رونده محاسبه می‌شود. در شکل ۵-ب آستانه‌های خبرگی \bar{s} که در الگوریتم، ۲ معرفی شده است، یک است. بدین معنی که به منظور پیدا کردن همه هدف‌ها، محدودیت رتبه دادن روی گره‌های جستجو شده حذف می‌شوند (به این دلیل شکل برجسته "نا محدود" دارد). در بررسی "محدود" در شکل ۵-الف، محدودیت روی رتبه دهی هدف نهایی در ۳ معرفی می‌شود، در مقایسه با تجربیات قبلی، اهداف کمی کمتری اما با ترافیک شبکه‌ی کمتر پیدا شد. هر دوی شکل‌های ۵-الف و ۵-ب) به شبیه‌سازی‌هایی ارجاع دارند که که زمینه‌ها را در انتشار جستجو در نظر نگرفته‌اند.



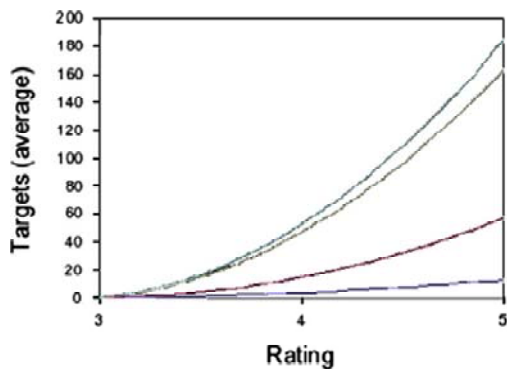
شکل ۵- جستجو خبره‌ها بدون استفاده از اطلاعات زمینه.

همان شکل‌ها نشان داده شده است). این محدودیت در هر گام به عنوان مثال برای هر همسایه‌ای که پرس و جو را دریافت یا ارسال می‌کند، اعمال می‌شود. نتایج زمانی بهتر هستند که زمینه‌های بیشتری در نظر گرفته می‌شود، چون به مسیرهای بیشتری پرداخته می‌شود. به عبارت دیگر، نتایج فیلتر شده معمولاً بدتر از فیلتر نشده‌های مرتبط هستند، زیرا محدودیت روی سطح خبرگی، همه گره‌های غیرخبره را در طول جستجو ساده می‌کند. در نهایت، برخی از اندازه‌گیری‌ها در رابطه با کارآمدی روش پیشنهادی ارائه می‌شود. به ویژه فضای جستجو که به شدت با پهنای باند در ارتباط است در نظر گرفته می‌شود.

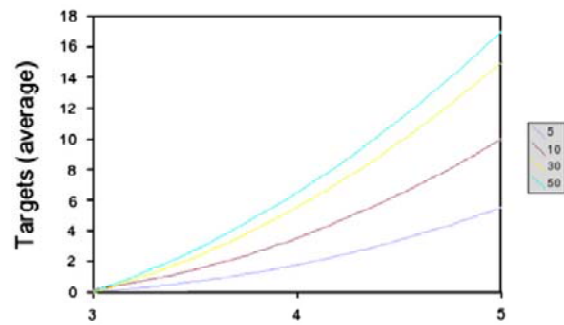
در شبیه‌سازی بعدی (همانطور که در الگوریتم ۲ ذکر شد) زمینه‌ها برای پرس و جوی رو به جلو معرفی می‌شوند. تنها کاربرانی که در زمینه مورد جستجو خبره هستند، برای اهداف مورد سوال قرار خواهند گرفت. در اینجا یک مجموعه از زمینه‌ها به جای استفاده از یک زمینه مستقیم C ، معرفی می‌شوند که یک مجموعه از ۱۰۰ (شکل ۶) و ۱۰۰۰ (شکل ۷) زمینه‌های متفاوت است که به طور تصادفی از میان ۱۱۴۰۰۰ مجموعه داده در دسترس انتخاب شده‌اند. هر نتیجه ابتدا برای $s=1$ ارائه شده است که به عنوان "ساده" در نظر گرفته شده و در سمت چپ در شکل‌های ۶ و ۷ نشان داده شده است و بعد با $s=3$ (به عنوان "فیلتر شده" در نظر گرفته شده و در سمت راست



شکل ۶- جستجو خبره‌ها با استفاده از ۱۰۰ متن.



(الف) ساده



(ب) فیلتر

شکل ۷- جستجو خبره‌ها با استفاده از ۱۰۰۰ متن.

۶- نتیجه‌گیری

در پیدا کردن کاربران خبره کمتر موثر بود، اما قادر به ذخیره منابع است. چون به طور قابل توجهی تعداد گره‌ها (کاربران) را برای پرس و جو کاهش می‌دهد. کارهای آینده شامل بهره برداری از گروه‌های روابط معنایی (مانند مترادف‌ها یا hyperonymity) است که می‌تواند از سلسله مراتب، یا حتی از قبول تعدادی آنتولوژی‌های منبع خارجی استنباط شود.

در این مقاله یک روش جستجو کاربران خبره با بهره‌برداری از اطلاعات تخصصی وابسته به زمینه ارائه شد. داده‌ها در این مقاله از شبکه پیشنهاد دهنده Epinions.com استخراج شدند و روی آنها پردازش‌هایی انجام شد و برای بهبود کیفیت جستجوی خبره‌ها از سیستم فازی استفاده شد و همچنین بررسی‌هایی که جستجوی مبتنی بر زمینه‌ی پیشنهادی را نشان می‌دهند انجام شد. اگرچه دیده شد که

۷- مراجع

- [1] Drachsler, H., Hummel, H., & Koper, R. (2007). Recommendations for learners are different: Applying memory- based recommender system techniques to lifelong learning.
- [2] Alan S. Abrahamsa, Jian Jiaob , G. Alan Wanga, , Weiguo Fanc.(2012) Vehicle defect discovery from social media,
- [3] Guangyou Zhoua, b, Jun Zhaob, Tingting Hea, Wensheng Wuc , (2014), An empirical study of topic-sensitive probabilistic model for expert finding in question answer communities
- [4]Zhe Xu, Kai Zhou, Pengfei Zhuang, and Carsten Greiner (2015), Thermalization of Gluons with Bose-Einstein Condensation
- [5] Yuan-Hsin Tunga, c, Shian-Shyong Tsenga, b, Jui-Feng Wenga, , Tsung-Ping Leea, , Anthony Y.H. Liaob, , Wen-Nung Tsaia, (2009), A rule-based CBR approach for expert finding and problem diagnosis
- [6] Yuhua WANG, Ge ZHU, Shuangyu XIN, Qian WANG, Yanyan LI, Quansheng WU, Chuang WANG, Xicheng WANG, Xin DING, Wanying GENG, (2015), Recent development in rare earth doped phosphors for white light emitting diodes
- [7]Marko Balabanović, Yoav Shoham, (1997), Fab: content-based, collaborative recommendation
- [8] Ching-Kun Hsu , Gwo-Jen Hwang, , Chih-Kai Chang , (2010), Development of a reading material recommendation system based on a knowledge engineering approach
- [9]Rory L.L. Sie , Marlies Bitter-Rijpkema , Peter B. Sloep , (2011), What's in it for me? Recommendation of Peers in Networked Innovation
- [10] G. K. Smyth , (2005), limma: Linear Models for Microarray Data

- [11] T. Yukawa, NTT Commun. Sci. Labs., NTT Corp., Kyoto, Japan, K. Kasahara, T. Kato, T. Kita, (2001), An expert recommendation system using concept-based relevance discernment
- [12] Yukun Cao, Yunfeng Li, (2007) , An intelligent fuzzy-based recommendation system for consumer electronic products
- [13] Yen-Liang Chen, , Li-Chen Cheng, Ching-Nan Chuang , (2008), A group recommendation system with consideration of interactions among group members
- [14] Sung Hoon Ahn, Dong Jun Kim, Won Seok Chi, Jong Hak Kim, (2014), Hierarchical Double-Shell Nanostructures of TiO₂ Nanosheets on SnO₂ Hollow Spheres for High-Efficiency, Solid-State, Dye-Sensitized Solar Cells
- [15] Dawit Yimam, Alfred Kobsa, (2000), Management Systems: Experiences from Expert Recommender Systems
- [16] Fatemeh Riahi, Zainab Zolaktaf , Mahdi Shafiei , Evangelos Milios, (2012), Finding expert users in community question answering
- [17] Ming Li, Shucheng Yu, Ning Cao, Wenjing Lou , (2011) , Authorized Private Keyword Search over Encrypted Data in Cloud Computing
- [18] Jun Zhang, Mark S. Ackerman , Lada Adamic (2007) , Expertise networks in online communities: structure and algorithms.
- [19] Kiara Rezaei-Kalantari, Kaveh Samimi, Maryam Jafari, Mohammad Ali Karimi, Keyvan Ansari, Mohammad Davoodi, Mahtab Nabi-Meybodi, and Mehrnoush Gorjian , (2012), Primary diffuse large B cell lymphoma of the Cranial Vault, Iranian Journal of Radiology
- [20] Mark A. Callahan , MD, Huong T. Do , MA, David W. Caplan , BS & Kahyun Yoon-Flannery , MPH, (2009) Economic Impact of Hyponatremia in Hospitalized Patients: A Retrospective Cohort Study
- [21] Yuh-Jen Chen, (2010), Development of a method for ontology-based empirical knowledge representation and reasoning
- [22] Daning Hu, J. Leon Zhao, (2008), Expert Recommendation Via Semantic Social Networks
- [23] Tim Reichling, Michael Veith, Volker Wulf , (2007), Expert Recommender: Designing for a Network Organization
- [24] McDonald, W. I., Compston, A., Edan, G., Goodkin, D., Hartung, H.-P., Lublin, F. D., McFarland, H. F., Paty, D. W., Polman, C. H., Reingold, S. C., Sandberg-Wollheim, M., Sibley, W., Thompson, A., Van Den Noort, S., Weinshenker, B. Y. and Wolinsky, J. S. (2001), Recommended diagnostic criteria for multiple sclerosis: Guidelines from the international panel on the diagnosis of multiple sclerosis. *Ann Neurol.*, 50: 121–127. doi:10.1002/ana.1032
- [25] Alessandro, Vincenza Carchiolo, Michele Malgeri , (2015), Medical Data Integration with SNOMED-CT and HL7