

پایان نامه کارشناسی ارشد در رشته مهندسی فناوری اطلاعات
(مدیریت سیستمهای اطلاعاتی)

ارائه مدلی برای سیستمهای توصیه گر در
شبکه های مبتنی بر اعتماد

منابع
پایان نامه

چکیده

ارائه مدلی برای سیستم‌های توصیه‌گر در شبکه‌های مبتنی بر اعتماد

به کوشش

هومن رفعت صفایی

امروزه با گسترش و رشد روز افزون اطلاعات در فضای مجازی و وجود انبوهی از کالا یا خدماتی که در وب سایتهای تجاری و خدماتی ارائه می‌گردند کاربران را با این مشکل مواجه نموده است که چگونه کالا یا خدمت مورد نظر خود را به راحتی و با صرف کمترین زمان ممکن بیابند. در این میان سیستمهای توصیه‌گر با هدف تسهیل و یاری رساندن به کاربران در زمینه انتخاب و یافتن کالای مورد نیاز ایشان با استفاده از علوم و روشهای مبتنی بر داده کاوی اطلاعات، ایجاد و توسعه یافته‌اند. همچنین در سالهای اخیر ظهور و گسترش شبکه‌های اجتماعی و شبکه‌های مبتنی بر رابطه اعتماد میان کاربران، باعث گشوده شدن افق جدیدی در ارائه سیستمهای توصیه‌گر و توسعه نسل جدیدی از اینگونه سیستمها گردیده است و آنرا به یکی از موضوعات جذاب و مورد توجه محققان تبدیل نموده است.

از میان روشها و مدل‌های موجود در زمینه سیستمهای توصیه‌گر روش پالایش گروهی به لحاظ سادگی پیاده‌سازی از محبوبیت قابل ملاحظه‌ای برخوردار است اما این روش در ارائه پیشنهادات مناسب و قابل قبول به کاربران تازه وارد دارای ضعفهای جدی می‌باشد. سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد، با بهره‌گیری از رابطه اعتماد میان کاربران، در جهت رفع نقاط ضعف بیان شده و خصوصا ارائه پیشنهادات مناسب به کاربران تازه وارد گامهای موثری برداشته‌اند. در این تحقیق سعی شده است تا از تلفیق و ترکیب روش‌های موجود در زمینه پالایش گروهی و همچنین مدل‌های مبتنی بر اعتماد و بررسی نقاط ضعف و قوت آنها

مدلی نوین و توسعه یافته ارائه گردد که در آن نتایج از خطای کمتر و دقت بالاتری برخوردار بوده و با افزایش معیار پوشش بتوان به درصد بیشتری از کاربران پاسخ مناسب ارائه نمود. برای این منظور در میان انواع روشهای پالایش گروهی، روش مبتنی بر آیتم و برای پیمایش شبکه اعتماد میان کاربران نیز از روش پیمایش تصادفی بهره گرفته شده است، همچنین با تفسیر و تعدیل نظرات کاربران و اتخاذ شیوه‌ای مناسب جهت محاسبه مقدار دقیق اعتماد میان کاربران و تغییر در نحوه پیمایش شبکه اعتماد میان ایشان سعی در بهبود و کاهش خطاهای نتایج گردیده است. در نهایت، جهت ارزیابی و برآورد مدل ترکیبی ارائه شده، نتایج و آمارهای حاصل از اجرای مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های Epinions و Movielens و مقایسه آنها با نتایج مدل پایه TrustWalker به عنوان یکی از بهترین مدل‌های ترکیبی ارائه شده در زمینه سیستم‌های توصیه گر مبتنی بر اعتماد، ارائه می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: داده‌کاوی^۱، شبکه‌های اجتماعی^۲، شبکه‌های مبتنی بر اعتماد^۳، سیستم‌های توصیه‌گر^۴، پالایش گروهی^۵، اعتماد^۶، پیمایش تصادفی^۷، ترکیب سازی^۸

^۱Data Mining

^۲Social Networks

^۳Trust Networks

^۴Recommender Systems

^۵Collaborative Filtering(CF)

^۶Trust

^۷Random Walk

^۸Hybridization

فهرست مطالب

عنوان.....صفحه

فصل اول : مقدمه‌ای بر انواع سیستم توصیه‌گر.....۱

۱-۱- مقدمه.....۲

۱-۲- سیستمهای توصیه‌گر.....۳

۱-۳- انواع سیستمهای توصیه‌گر از لحاظ عملکردی.....۴

۱-۴- مزایا و اهمیت یک سیستم توصیه‌گر کارآمد.....۵

۱-۵- معایب و مشکلات کلی سیستمهای توصیه‌گر.....۶

۱-۶- انواع رویکردها و مدل‌های موجود در زمینه پیاده‌سازی سیستمهای توصیه‌گر.....۷

۱-۷- تشریح و بیان مسئله.....۱۱

۱-۸- اهداف تحقیق.....۱۲

۱-۹- سوالات و فرضیه‌های تحقیق.....۱۳

۱-۱۰- مراحل تحقیق.....۱۴

۱-۱۱- فصول پایان نامه.....۱۵

فصل دوم : مروری بر ادبیات تحقیق و مبانی نظری تحقیق.....۱۷

۱-۲- مقدمه.....۱۸

۱-۲-۲- پالایش گروهی (Collaborative Filtering).....۱۹

۱-۲-۲-۱- پالایش گروهی مبتنی بر حافظه (Memory Based).....۲۰

۱-۲-۲-۱-۱- روش پالایش گروهی مبتنی بر آیتم.....۲۲

۱-۲-۲-۲- امتیازدهی به صورت پیش فرض.....۲۴

۱-۲-۲-۳- تشدید حالت (Case Amplification).....۲۴

۱-۲-۲-۲- پالایش گروهی مبتنی بر مدل (Model Based).....۲۵

۲۶.....	۳-۲- پالایش محتوایی (Content Based Filtering)
۲۷.....	۴-۲- تکنیکهای ترکیبی
۲۸.....	۵-۲- سیستمهای توصیه گر مبتنی بر رابطه اعتماد میان کاربران
۳۰.....	۲-۵-۱- چگونگی کارکرد سیستم توصیه گر مبتنی بر اعتماد
۳۱.....	۲-۵-۲- مزایا و معایب
۳۳.....	۳-۵-۲- انتشار اعتماد و تجمیع اعتماد
۳۳.....	۲-۶-۲- چالش ها و محدودیتهای موجود
۳۴.....	۲-۶-۱- نقصان و کاستی اطلاعات
۳۴.....	۲-۶-۲- مشکل کاربران تازه وارد
۳۵.....	۲-۶-۳- کلاهبرداری و تقلب
۳۶.....	۲-۶-۴- پیچیدگیهای محاسباتی و زمانی
۳۷.....	۲-۷- معیارهای ارزیابی سیستمهای توصیه گر
۳۷.....	۲-۷-۱- خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)
۳۸.....	۲-۷-۲- معیار درصد پوشش
۳۹.....	۲-۷-۳- معیار دقت
۳۹.....	۲-۷-۴- معیار F-Measure
۴۱.....	فصل سوم: مروری بر مطالعات و تحقیقات پیشین
۴۲.....	۳-۱- مقدمه
۴۲.....	۳-۲- مرور کارهای گذشته
۴۵.....	۳-۲-۱- مدل MoleTrust
۴۷.....	۳-۲-۲- مدل TidalTrust
۴۸.....	۳-۲-۳- مدل دانه سیب
۴۸.....	۴-۲-۳- مدل ارائه شده توسط Anderson
۴۹.....	۵-۲-۳- مدل ارائه شده توسط O'Donovan

۵۰.....	۳-۲-۶-TrustWalker مدل
۵۱.....	۳-۲-۶-۱-TrustWalker ساختار مدل
۵۱.....	۳-۲-۶-۲-تشابه آیتم ها.....
۵۲.....	۳-۲-۶-۳-TrustWalker خصوصیات ویژه مدل
۵۲.....	۳-۲-۶-۳-۱-فراگیری و عمومیت مدل.....
۵۳.....	۳-۲-۶-۳-۲-اطمینان به نتایج حاصل.....
۵۴.....	۳-۲-۶-۳-۳-تفسیرپذیری و قابل توضیح بودن نتایج.....
۵۴.....	۳-۲-۶-۴-TrustWalker نمایش ماتریسی مدل
۵۵.....	۳-۲-۶-۵-نتیجه گیری در خصوص مدل TrustWalker

فصل چهارم : تشریح مدل ترکیبی پیشنهادی و چگونگی توسعه و بهبود مدل پایه.۵۶

۵۷.....	۱-۴-مقدمه.....
۵۷.....	۴-۲-تشریح مدل کلی TrustWalker
۵۷.....	۴-۲-۱-علائم نشانه گذاری و متغیرهای مدل.....
۵۸.....	۴-۲-۲-روند یک پیمایش تصادفی در شبکه.....
۵۹.....	۴-۲-۳-انتخاب تصادفی یک کاربر.....
۵۹.....	۴-۲-۴-انتخاب یک آیتم مشابه.....
۶۰.....	۴-۲-۵-تشابه آیتم ها.....
۶۱.....	۴-۲-۶-محاسبه احتمال ماندن در یک گره شبکه اعتماد $(\emptyset_{u,i,k})$
۶۲.....	۴-۲-۷-چگونگی انجام پیش‌بینی امتیاز.....
۶۳.....	۴-۲-۸-چگونگی محاسبه احتمال $P(XY_{u,i} = (v,j))$
۶۴.....	۴-۲-۹-چگونگی محاسبه عملی $\hat{r}_{u,i}$
۶۴.....	۴-۲-۱۰-شرط اتمام کلی مدل.....
۶۵.....	۴-۳-بهبود و توسعه مدل TrustWalker
۶۶.....	۴-۳-۱-استفاده از فرمول jaccard جهت محاسبه تشابه آیتمها.....

۶۷.....	۴-۳-۲- حذف میانگین از فرمول پیرسون.....
۶۷.....	۴-۳-۳- استفاده از تکنیک مبتنی بر آیتم خالص.....
۶۸.....	۴-۳-۴- تعدیل و تفسیر نظرات کاربران.....
۷۱.....	۴-۳-۵- محاسبه دقیق مقدار اعتماد یا امتیاز رابطه میان دو کاربر.....
۷۳.....	۴-۳-۶- محاسبه ترکیبی امتیاز رابطه میان کاربران.....

فصل پنجم : تشریح روند انجام آزمایشات و نتایج حاصل.....۷۶

۷۷.....	۵-۱- مقدمه.....
۷۷.....	۵-۲- معرفی مجموعه داده epinions.....
۷۹.....	۵-۲-۱- ویژگیهای مجموعه داده epinions.....
۸۱.....	۵-۲-۲- آماده سازی و نحوه پالایش داده ها.....
۸۳.....	۵-۲-۳- ایجاد مجموعه داده نمونه.....
۸۴.....	۵-۳- مجموعه داده movielens.....
۸۴.....	۵-۳-۱- ویژگیهای مجموعه داده movielens.....
۸۵.....	۵-۴- نیازمندیهای نرم افزاری.....
۸۵.....	۵-۵- نیازمندیهای سخت افزاری.....
۸۶.....	۵-۶- متدولوژی نرم افزاری.....
۸۶.....	۵-۷- پارامترهای پیش فرض انجام آزمایشات.....
۸۷.....	۵-۸- نتایج اجرای آزمایشات با مجموعه داده epinions و movielens.....
۸۷.....	۵-۸-۱- بررسی تاثیر عمق پیمایش بر روی نتایج حاصل در خصوص کاربران تازه وارد.....
۸۸.....	۵-۸-۲- بررسی تاثیر تاریخ اعلام نظرات توسط کاربران.....
۸۹.....	۵-۸-۳- بررسی تاثیر تغییر فرمول محاسبه تشابه آیتمها.....
۹۰.....	۵-۸-۴- بررسی تاثیر بکارگیری مکانیزم تفسیر و تعدیل نظرات کاربران.....
۹۰.....	۵-۸-۵- بررسی تاثیر بکارگیری انواع روشهای ترکیبی برای انتخاب کاربران و پیمایش شبکه.....
۹۳.....	شبکه.....

۹۳.....	۵-۸-۵-۱- نحوه محاسبه امتیاز رابطه موجود میان کاربران
۹۴.....	۵-۸-۵-۲- بررسی تاثیر بکارگیری روشهای ترکیبی در عملکرد سیستم برای تمامی کاربران
۹۹.....	۵-۸-۵-۳- بررسی تاثیر بکارگیری روشهای ترکیبی در عملکرد سیستم برای کاربران تازه وارد
۱۰۱.....	۵-۸-۶- بررسی تاثیر بکارگیری توام مکانیزم تفسیر امتیازات کاربران به همراه استفاده از روشهای ترکیبی انتخاب کاربران و پیمایش شبکه اعتماد
۱۰۷.....	۵-۹- انجام آزمایشات با مجموعه داده movieLens
۱۰۷.....	۵-۹-۱- نتایج حاصل از اجرای روشهای ترکیبی مورد استفاده در مدل توسعه یافته

فصل ششم : نتیجه گیری نهایی و کارهای آینده..... ۱۱۰

۱۱۱.....	۱-۶- مقدمه
۱۱۲.....	۲-۶- عملکرد مدل توسعه یافته
۱۱۲.....	۱-۲-۶- عملکرد مدل توسعه یافته در خصوص تمامی کاربران
۱۱۴.....	۲-۲-۶- عملکرد مدل توسعه یافته در خصوص کاربران تازه وارد
۱۱۵.....	۳-۶- نتیجه گیری نهایی
۱۱۶.....	۱-۳-۶- تحلیل نهایی نتایج حاصل از انجام آزمایشات بر روی مجموعه داده epinions
۱۱۸.....	۲-۳-۶- تحلیل نهایی نتایج حاصل از انجام آزمایشات بر روی مجموعه داده movieLens
۱۱۸.....	۴-۶- پیشنهادات کارهای آینده

اختصارات..... ۱۲۰

فهرست منابع..... ۱۲۱

فهرست جداول

عنوان.....	صفحه.....
جدول ۱-۳ : دسته‌بندی مدل‌های اعتماد.....	۴۴.....
جدول ۱-۴ : ماتریس پراکندگی نحوه امتیازدهی دو کاربر u_1 و u_2	۷۰.....
جدول ۲-۴ : تفسیر نظرات کاربر u_2	۷۰.....
جدول ۱-۵ : ساختار جدول reviews.....	۸۱.....
جدول ۲-۵ : ساختار جدول WOT.....	۸۲.....
جدول ۳-۵ : ساختار جدول cold_start_users.....	۸۲.....
جدول ۴-۵ : ساختار جدول ratings.....	۸۳.....
جدول ۵-۵ : مقادیر پیش فرض پارامترها و متغیرهای مورد استفاده در مدل پیشنهادی.....	۸۶.....
جدول ۶-۵ : نتایج بررسی تاثیر عمق پیمایش در خصوص کاربران تازه وارد.....	۸۸.....
جدول ۷-۵ : نتایج حاصل از بررسی تاثیر تاریخ اعلام نظرات کاربران.....	۸۹.....
جدول ۸-۵ : نتایج حاصل از تغییر فرمول محاسبه تشابه آیتمها.....	۹۰.....
جدول ۹-۵ : نتایج حاصل از بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران.....	۹۱.....
جدول ۱۰-۵ : نتایج حاصل از بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران در خصوص کاربران تازه وارد.....	۹۱.....
جدول ۱۱-۵ : نتایج حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه.....	۹۶.....
جدول ۱۲-۵ : نتایج حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد.....	۹۹.....
جدول ۱۳-۵ : نتایج حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه.....	۱۰۲.....

جدول ۵-۱۴ : نتایج حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد.....۱۰۴

جدول ۵-۱۵ : نتایج حاصل از اجرای روشهای ترکیبی انتخاب کاربران و پیمایش شبکه.....۱۰۷
جدول ۵-۱۶ : نتایج حاصل از اجرا و بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران بر روی روشهای ترکیبی انتخاب کاربران و پیمایش شبکه.....۱۰۸

جدول ۶-۱ : نتایج حاصل از مقایسه معیارهای ارزیابی مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه ۱۱۳

جدول ۶-۲ : نتایج حاصل از مقایسه معیارهای ارزیابی مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه در خصوص کاربران تازه وارد.....۱۱۴

فهرست اشکال و نمودارها

عنوان.....	صفحه.....
شکل ۱-۲ : چگونگی کارکرد روش پالایش گروهی (Collaborative Filtering).....	۲۰.....
شکل ۲-۲ : نمایش یک شبکه اعتماد به همراه امتیازات بیان شده توسط کاربران در خصوص آیت‌های مختلف.....	۳۱.....
شکل ۱-۳ : معماری مدل MoleTrust ارائه شده توسط Massa.....	۴۶.....
شکل ۱-۵ : بئر صفحه اصلی سایت epinions.....	۷۸.....
نمودار ۱-۵ : مقایسه نتایج خطای RMSE و درصد پوشش مدل پایه و مدل توسعه یافته در خصوص کاربران تازه وارد و تمامی کاربران با بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران.....	۹۲.....
نمودار ۲-۵ : مقایسه نتایج معیار F-measure مدل پایه و مدل توسعه یافته در خصوص کاربران تازه وارد و تمامی کاربران با بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران.....	۹۳.....
نمودار ۳-۵ : مقایسه نتایج معیار درصد پوشش حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه.....	۹۷.....
نمودار ۴-۵ : مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه.....	۹۸.....
نمودار ۵-۵ : مقایسه نتایج معیار F-measure حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه.....	۹۸.....
نمودار ۶-۵ : مقایسه نتایج معیار درصد پوشش حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد.....	۱۰۰.....
نمودار ۷-۵ : مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد.....	۱۰۰.....

نمودار ۵-۸ : مقایسه نتایج معیار F-measure حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد..... ۱۰۱

نمودار ۵-۹ : مقایسه نتایج معیار درصد پوشش حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه..... ۱۰۳

نمودار ۵-۱۰ : مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه..... ۱۰۳

نمودار ۵-۱۱ : مقایسه نتایج معیار F-measure حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه..... ۱۰۴

نمودار ۵-۱۲ : مقایسه نتایج معیار درصد پوشش حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد..... ۱۰۵

نمودار ۵-۱۳ : مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد..... ۱۰۶

نمودار ۵-۱۴ : مقایسه نتایج معیار F-measure حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد..... ۱۰۶

نمودار ۵-۱۵ : مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرا و بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران بر روی روشهای ترکیبی انتخاب کاربران و پیمایش شبکه..... ۱۰۹

نمودار ۶-۱ : مقایسه عملکرد کلی مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه از نظر تمام معیارهای ارزیابی..... ۱۱۳

نمودار ۶-۲ : مقایسه عملکرد کلی مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه برای کاربران تازه وارد از نظر تمام معیارهای ارزیابی..... ۱۱۵

فصل اول

مقدمه ای بر انواع سیستمهای توصیه گر

۱- مقدمه‌ای بر انواع سیستمهای توصیه‌گر

۱-۱- مقدمه

گسترش سریع و روز افزون اطلاعات ارائه شده بر روی شبکه جهانی اینترنت، کاربران را با مشکلات عدیده و قابل تاملی در خصوص انتخاب منابع و اطلاعات مورد نیاز ایشان مواجه نموده است و چه بسا که بدون راهنمایی و هدایت صحیح، کاربران در اخذ تصمیمات صحیح یا انتخاب کالا و خدمات مورد نیازشان دچار اشتباه شده که این امر تبعات عدیده‌ای از جمله نارضایتی، سلب اطمینان کاربران و مشتریان سایتهای موجود بر روی اینترنت را به همراه خواهد داشت. از اینرو وجود ابزار و سیستمهایی برای کمک به کاربران در انتخاب اطلاعات مناسب و مورد نیاز ایشان کاملاً ضروری به نظر می‌رسد. در سالهای اخیر برای برآورده سازی این نیازها سیستمهای توصیه‌گرمطرح و توسعه یافته‌اند و الگوریتمها، مقالات و متون علمی بسیار متنوع و مختلفی در این زمینه مطرح گردیده است.

در این میان، ایجاد و گسترش شبکه‌های اجتماعی، شبکه‌های اعتماد و وجود انواع روابط میان کاربران این شبکه‌ها افق جدیدی را بر روی محققان و توسعه دهندگان سیستمهای توصیه‌گر گشوده است تا با بهره‌گیری از علوم اجتماعی و علوم روان شناختی حاکم در این شبکه‌ها و خصوصاً وجود رابطه اعتماد میان کاربران بتوانند نسل جدیدی از سیستمهای توصیه‌گر را تحت عنوان "سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد"^۹ معرفی و عرضه نمایند. این

^۹Trust-Based Recommendation Systems(TBRS)

سیستمها قادر هستند تا به درصد بیشتری از کاربران پاسخ مناسب را ارائه دهند و همچنین نتایج آنها از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد.

با توجه به کثرت کاربران و افراد عضو شبکه‌های مبتنی بر اعتماد و شبکه‌های اجتماعی، همچنین تنوع رفتار و ویژگی‌های ایشان، تنها یک شیوه یا یک مدل قادر به پاسخگویی و ارائه پیشنهادات دقیق و قابل قبول نمی‌باشد که این امر باعث ظهور سیستمهای توصیه‌گر ترکیبی گردیده است. در این سیستمها سعی شده است تا با ترکیب انواع مختلفی از سیستمهای توصیه‌گر بتوان سیستمی تولید نمود که دارای مزایای حداکثری و معایب حداقلی باشد.

در این پایان‌نامه سعی شده است تا با تغییر، اصلاح، تلفیق و ترکیب تعدادی از روشها و الگوریتمهای مطرح و قابل قبول در سطح جهانی، مدلی ارائه گردد که نسبت به مدل‌های پیشین دارای دقت و درصد پوشش بالاتری باشد و همچنین بتواند نقایص مدل‌های پیشین خصوصا در رابطه با ارائه پیشنهاد به کاربران تازه وارد^{۱۱} تا حد قابل قبولی مرتفع نماید.

۲-۱- سیستمهای توصیه‌گر

تعاریف متفاوتی برای سیستمهای توصیه‌گر ارائه شده است. عده‌ای از محققان سیستمهای توصیه‌گر را زیرمجموعه‌ای از سیستمهای تصمیم‌یار^۲ می‌دانند و آنها را سیستمهای اطلاعاتی^{۱۳} تعریف می‌کنند که توانایی تحلیل رفتارهای گذشته و ارائه توصیه‌هایی برای مسائل جاری را

^۱Hybrid Recommender System

^۲Cold Start Users

^۳Decision Support Systems(DSS)

^۴Information Systems(IS)

دارا می‌باشند[۱]. به زبان ساده‌تر در سیستم‌های توصیه‌گر تلاش بر این است تا با حدس زدن شیوه تفکر کاربر به کمک اطلاعاتی که از نحوه رفتار وی یا کاربران مشابه و نظرات آنها داریم مناسب‌ترین و نزدیک‌ترین کالا یا خدمت به سلیقه او را شناسایی و پیشنهاد کنیم. این سیستم‌ها در حقیقت سعی دارند فرایندی را که ما در زندگی روزمره خود بکار می‌بریم و طی آن تلاش می‌کنیم تا افرادی با سلیق نزدیک به خود را پیدا کرده و از آنها در مورد انتخاب‌هایمان نظر بخواهیم را شبیه سازی نمایند.

به صورت کلی‌تر سیستم‌های توصیه‌گر زیر مجموعه‌ای از سیستم‌های پالایش اطلاعات^۵ هستند که وظیفه آنها جستجو برای بیان پیش‌بینی امتیاز(درجه)^۵ یا بیان سلیق و ترجیحات^۶ یک کاربر در خصوص یک موضوع^۷ (مانند موسیقی، کتاب یا فیلم) یا یک عنصر اجتماعی مانند افراد و گروه‌ها می‌باشد [۲]–[۴].

۱-۳- انواع سیستم‌های توصیه‌گر از لحاظ عملکردی

سیستم‌های توصیه‌گر به لحاظ نحوه ارائه نتایج و پیشنهادات به کاربران خود، به شیوه‌های متفاوتی عمل می‌نمایند که در ذیل به پاره‌ای از آنها به صورت فهرست وار اشاره می‌گردد:

- پیشنهاد لیستی متشکل از n کالا یا محصول برتر (معمولاً n برابر ۱۰ است)
- پیشنهادات فصلی و موردی مانند پیشنهاد یک هتل دارای تخفیف جهت تعطیلات

^۱Information Filtering Systems

^۲Ratings

^۳Preferences

^۴Item

- بیان درصد علاقه‌مندی سایر کاربران به یک محصول خاص، به عنوان مثال: "۸۰ درصد کاربران از خرید این محصول راضی بوده اند"
- پیش بینی میزان امتیازی که یک کاربر به یک محصول خاص خواهد داد

در این تحقیق سعی در ایجاد مدلی است که بتواند نظر و امتیاز تخصیص داده شده توسط یک کاربر خاص به یک محصول یا آیتم خاص را پیش‌بینی نماید.

۱-۴- مزایا و اهمیت یک سیستم توصیه‌گر کارآمد

طبق آمار رسمی ارائه شده توسط سایت فروش کتاب^۸ Amazon، ۳۵ درصد از فروش این سایت به واسطه وجود سیستم توصیه‌گر و ارائه پیشنهادات مناسب به علاقه‌مندان کتاب می‌باشد [۵] همچنین سایت اجاره فیلم Netflix برای بهبود ۱۰ درصدی دقت سیستم توصیه‌گر خود موسوم به Cinematch^۹ جایزه ای بالغ بر یک میلیون دلار برای محققان در نظر گرفته است. هر دو مثال فوق نشان دهنده اهمیت سیستمهای توصیه‌گر و نقش آنها در تجارت می‌باشد. در ذیل تعدادی از دلایل اهمیت وجود یک سیستم توصیه‌گر مناسب و کارآمد در یک سایت تجارت الکترونیک برشمرده می‌گردد:

- راهنمایی کاربران و بازدید کنندگان در انتخاب کالا، محصول یا خدمت مناسب
- تسریع در زمان انتخاب کالای مورد نظر مشتری مانند انتخاب یک فیلم مناسب در میان میلیونها فیلم موجود در سایت
- جمع‌آوری اطلاعات ارزشمند در خصوص سلیق و رفتار کاربران جهت برنامه‌ریزی-های آتی

^۸<http://www.amazon.com>

^۹<http://www.netflixprize.com>

- جذب مشتریان و بازدید کنندگانی که برای اولین بار است از سایت بازدید می کنند
- افزایش میزان رضایتمندی کاربران و طبیعتاً افزایش سود سرمایه گذاران تجاری
- ایجاد احساس اطمینان در مشتری با ارائه آمار نظرات سایر کاربران
- بهبود معیارهای سنجش رتبه و درجه پورتال یا سایت
- توجه به جنبه های روان شناختی کاربران
- افزایش آگاهی کاربر در زمینه مورد علاقه وی

۵-۱- معایب و مشکلات کلی سیستمهای توصیه گر

در مقابل مزایای بیان شده، این سیستمها دارای نواقص و محدودیتهایی نیز می باشند که در ذیل به پاره ای از آنها اشاره می شود:

- عدم امکان بررسی همه جانبه مشخصات کاربران و عدم ارائه یک جواب کاملاً منطبق و سازگار با نظر ایشان
- عدم اطمینان مشتریان به نظرات و پیشنهادات ارائه شده توسط سیستم
- عدم وجود دقت مطلوب در پیشنهادات ارائه شده توسط سیستم
- عدم پاسخگویی در برخی شرایط خاص، خصوصاً در مورد کاربران تازه وارد یا مشتریان جدید (در فصل آینده در خصوص این مورد توضیحات کامل تری ارائه می گردد)

مشکلات فنی و موانع عدیده ای نیز در خصوص پیاده سازی و ارائه الگوریتم برای سیستمهای توصیه گر وجود دارد که پاره ای از آنها عبارتند از:

- پیاده سازی این سیستمها به دلیل وجود فاکتورهای بسیار متعدد و تاثیرگذار بر روی روند تصمیم گیری مکانیزه، بسیار پیچیده می باشد.

- وجود امکان نفوذ متجاوزان و کلاهبرداران به اینگونه سیستمها و ایجاد داده‌های غیرصحيح در سیستم، که ممکن است نتیجه خروجی سیستم را به نحوی تغییر یا منحرف نمایند.
- پیچیدگی زمانی الگوریتمهای موجود و سرعت پاسخگویی کند این سیستمها خصوصا در ارائه پیشنهادات برخط^{۲۰}
- پیچیدگی پیاده‌سازی الگوریتمهای موجود در این زمینه به لحاظ برنامه‌نویسی و مباحث نرم‌افزاری
- وجود مشکلات عدیده در خصوص مدیریت داده‌های بسیار سنگین و گاهی به صورت توزیع‌شده^{۲۱}
- پیچیدگی‌های ناشی از وجود یک شبکه گرافیک بسیار حجیم و درهم با تعداد گره-های بسیار زیاد خصوصا در مورد شبکه‌های اجتماعی
- عدم وجود امکانات زمانی و سخت‌افزاری در زمینه بررسی کل شبکه‌های مبتنی بر اعتماد برای یافتن بهترین جواب و با بالاترین دقت ممکن (به عنوان مثال اجرای برخی از الگوریتمها ممکن است چندین روز به طول بیانجامد)

۱-۶- انواع رویکردها و مدل‌های موجود در زمینه پیاده‌سازی سیستمهای توصیه‌گر

در سالهای اخیر شیوه‌ها، رویکردها، الگوریتم‌ها و مدل‌های متنوع و گوناگونی در زمینه توسعه انواع سیستمهای توصیه‌گر مطرح گردیده است که از ابعاد مختلف و با نگاههای متفاوتی به مسئله ارائه پاسخ و پیشنهاد مناسب به کاربران پرداخته‌اند که در این میان، پاره‌ای از مهمترین و معروفترین روشهای موجود به اختصار معرفی می‌گردند.

^{۲۰}Online Recommendation

^{۲۱}Distributed

یکی از متداول‌ترین شیوه‌های مطرح "پالایش گروهی" می‌باشد [۶]. این شیوه با جمع‌آوری و آنالیز داده‌های موجود در مورد رفتار گذشته کاربران، فعالیت‌های ایشان، سلیق آنها و امتیازاتی که به آیتم‌های مختلف توسط ایشان داده شده است و همچنین بر اساس تشابه کاربران یا موضوعات با یکدیگر، مدلی ایجاد می‌نماید و سپس از آن مدل برای پیش‌بینی آیتم‌های مورد علاقه کاربر یا پیش‌بینی امتیازدهی یک کاربر به یک آیتم خاص استفاده می‌نماید [۷]. یکی دیگر از شیوه‌های موجود در این زمینه "پالایش محتوایی" می‌باشد که در این شیوه، مجموعه‌ای از خصوصیات یک آیتم، برای پیشنهاد آیتم‌های جدید با خصوصیات مشابه با آن مورد استفاده قرار می‌گیرد [۸]. از هر دو روش فوق نسخه‌هایی نیز به صورت تجاری پیاده‌سازی شده است که به عنوان مثال سیستم توصیه‌گر موسیقی بکار رفته در سایت Last.fm^۳ بر اساس شیوه پالایش محتوایی پیاده‌سازی شده است در حالیکه در سایت PandoraRadio^۴ از شیوه پالایش گروهی استفاده شده است.

یکی دیگر از شیوه‌های موجود در خصوص تولید سیستم‌های توصیه‌گر، ترکیب هر دو رویکرد فوق تحت عنوان "سیستم‌های توصیه‌گر ترکیبی" می‌باشد [۴]. مطالعات اخیر نشان داده است که در برخی موارد استفاده از ترکیب هر دو شیوه می‌تواند نتایج موثرتری را ایجاد نماید. این ترکیب می‌تواند در اشکال و انواع مختلفی صورت گیرد که هر کدام نتایج خاصی را تولید می‌نمایند [۹]. تحقیقات نشان داده است که ترکیب این دو شیوه می‌تواند برخی از مشکلات هر کدام از روشها را برطرف نموده و نتایج با دقت بالاتری ایجاد نماید، به عنوان مثال، سیستم توصیه‌گر ایجاد شده در سایت Netflix^۵ از یک سیستم ترکیبی بهره می‌برد که در آن عادات مشاهده فیلم، توسط کاربران مشابه (شیوه پالایش گروهی)، در کنار ارائه فیلم‌هایی که به

Content Based Filtering

^۳<https://www.last.fm>

^۴<http://www.pandora.com>

^۵<http://www.netflix.com>

لحاظ مشخصات، مشابه فیلم‌هایی هستند که توسط کاربر امتیاز بالاتری اخذ نموده‌اند (شیوه پالایش محتوایی) در نظر گرفته شده است.

با ظهور شبکه‌های اجتماعی و شبکه‌های مبتنی بر اعتماد، رویکردها و ایده‌های جدیدی در خصوص ایجاد و بهبود سیستم‌های توصیه‌گر، با توجه به ارتباطات میان کاربران و به صورت خاص، وجود رابطه اعتماد میان آنها مطرح گردید که منجر به تولید سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد شده است [۱۰].

یک شبکه اجتماعی در واقع یک ساختار اجتماعی متشکل از مجموعه‌ای از بازیگران (شامل کاربران و سازمان آنها) و ارتباطات دوتایی میان این عناصر می‌باشد [۱۱] که به عنوان نمونه برجسته‌ای از آن می‌تواند به شبکه اجتماعی facebook اشاره نمود. این ارتباطات می‌تواند در قالب انواع گوناگون یا بر اساس معیارهای مختلفی مانند: قیمت‌ها، تبادلات مالی، دوستی، خویشاوندی، تجارت، سرایت بیماری یا مسیرهای هواپیمایی و غیره بیان گردند [۱۲]. بررسی ابعاد و زوایای مختلف یک شبکه اجتماعی روش مشخصی برای آنالیز و تحلیل ساختار کلیه عناصر تشکیل دهنده آنرا فراهم می‌کند. مطالعه این ساختارها از روش "آنالیز شبکه اجتماعی" برای شناسایی الگوهای محلی و سراسری، یافتن عناصر و موجودیتهای تاثیرگذار در شبکه و بررسی دینامیک شبکه استفاده می‌نماید [۱۳]. شبکه‌های اجتماعی و تحلیل آنها یکی از موضوعات میان رشته‌ای است که به صورت آکادمیک در حوزه‌های روانشناسی اجتماعی، جامعه‌شناسی، آمار و تئوری گراف مطرح می‌باشد.

از دیدگاه تئوری گراف [۱۴] یک شبکه اجتماعی متشکل از تعدادی گره و یال می‌باشد که گره‌ها در واقع همان افراد، سازمانها و گروه‌ها می‌باشند و یالها نیز بیانگر رابطه میان هر دو گره موجود در این گراف می‌باشند. نکته حائز اهمیت، پیچیدگی این گرافها به لحاظ تعداد بسیار زیاد گره‌ها و همچنین یالهای میان آنها می‌باشد.

یکی از انواع خاص شبکه‌های اجتماعی وجود یک شبکه مبتنی بر اعتماد میان کاربران می‌باشد که در آن کاربران عقیده و نظر خود در خصوص اعتماد به دیگران را صراحتاً و آشکارا بیان می‌نمایند و این اعتماد را در قالب امتیازی که به افراد مختلف می‌دهند بیان می‌کنند [۱۵]. یک شبکه مبتنی بر اعتماد در واقع یک گراف جهت‌دار است که می‌تواند متمایز کننده آن از

یک شبکه اجتماعی گردد. گره‌ها کاربران می‌باشند و یالهای گراف بیان‌کننده وجود رابطه اعتماد میان دو کاربر می‌باشند [۱۶]. به عنوان مثال می‌توان به سایت Epinions^۶ اشاره نمود. این سایت تجارت الکترونیک^۷ مثال بارزی از شبکه مبتنی بر اعتماد می‌باشد که در آن کاربران در خصوص محصولات، نظرات خود را مطرح می‌نمایند و می‌توانند برای محصولات یا نظر سایر کاربران امتیازی در محدوده ۱ تا ۵ را انتخاب نمایند. نکته مهم در خصوص این سایت این است که کاربران می‌توانند بر اساس کیفیت و تشابه نظر سایر افراد با خودشان، ایشان را به شبکه اعتماد خود اضافه نمایند و شبکه‌ای از افراد مورد اعتماد خود را تشکیل دهند و یا افراد ناشناس را که نظرات آنها مورد تایید نمی‌باشد را در لیست سیاه^۸ خود قرار دهند.

سیستم توصیه‌گری نیز که بر اساس شبکه اعتماد ایجاد می‌گردد به کاربران بر اساس نظرات افراد موجود در شبکه اعتماد^۹ ایشان و یا بر اساس نظرات افرادی که مورد اعتماد اعضای شبکه اعتماد باشند پیشنهاداتی را ارائه می‌نماید.

یکی از مباحث مهم و مطرح در اینگونه شبکه‌ها نحوه بیان و ارزیابی معیار اعتماد میان کاربران می‌باشد که روشهای بسیار متنوع و مختلفی در این خصوص موجود است که طبیعتاً منتج به نتایج متفاوتی می‌گردند [۱۷]. به عنوان مثال تعداد ارتباطات مستقیم و غیرمستقیم میان یک کاربر با کاربر دیگر می‌تواند بیان‌کننده میزان اعتماد میان ایشان باشد که این امر به صورت کلی باعث ارائه جوابهای قابل قبول‌تری می‌گردد [۱۸]. نحوه بیان معیار اعتماد و اندازه‌گیری آن، خود یکی از موضوعات قابل تحقیق و بررسی است که از محدوده این تحقیق خارج بوده و در این تحقیق وجود یک شبکه مبتنی بر اعتماد میان کاربران به عنوان یکی از فرضیه

^۶<http://www.epinions.com>

^۷E-Commerce

^۸Block List or Black List

^۹Web Of Trust (WOT)

های تحقیق در نظر گرفته می‌شود و به منظور محاسبه اندازه و مقدار اعتماد میان کاربران از نتایج تحقیق صورت گرفته در این خصوص بهره‌برداری می‌گردد [۱۹].

۷-۱- تشریح و بیان مسئله

در یک سیستم توصیه‌گر بطور معمول مجموعه‌ای از کاربران^۱ وجود دارد که به صورت مجموعه $U = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$ نمایش داده می‌شود و مجموعه‌ای از موضوعات و اشیا^۲ موجود می‌باشد که به صورت مجموعه $I = \{i_1, i_2, \dots, i_M\}$ نمایش داده می‌شود بطوریکه هر کاربر به تعدادی از اشیا یا موضوعات امتیازی تخصیص می‌دهد که به صورت مجموعه $RI_u = \{i_{u1}, i_{u2}, \dots, i_{uk}\}$ نمایش داده می‌شود و امتیاز کاربر u به آیتم i به صورت $r_{u,i}$ بیان می‌گردد. $r_{u,i}$ می‌تواند یک عدد اعشاری باشد ولی در اکثر مواقع این عدد به صورت صحیح و در بازه $[1, 5]$ بیان می‌گردد.

در یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر شبکه اعتماد، علاوه بر مطالب فوق رابطه اعتماد میان دو کاربر u و v ، با متغیر $t_{u,v}$ نمایش داده می‌شود و مقدار آن عددی اعشاری در بازه $[0, 1]$ می‌باشد. مقدار صفر برای متغیر $t_{u,v}$ نشان دهنده عدم وجود اعتماد میان دو کاربر و مقدار یک بیانگر وجود رابطه اعتماد کامل میان دو کاربر می‌باشد. در اکثر شبکه‌های اعتماد همچون^۳ eBay، مقدار رابطه اعتماد به صورت مقدار دوتایی صفر و یک در نظر گرفته می‌شود. مجموعه TU_u نشان دهنده مجموعه کاربرانی می‌باشد که به صورت مستقیم مورد اعتماد کاربر u می‌باشند و به صورت $TU_u = \{v \in U \mid t_{u,v} = 1\}$ تعریف می‌گردد.

با توجه به تعاریف فوق، شبکه اعتماد را می‌توان به صورت یک گراف $G = \langle U, TU \rangle$ تعریف نمود که در آن $TU = \{(u, v) \mid u \in U, v \in TU_u\}$ می‌باشد و در واقع هر گره در این گراف

^۱Users

^۲Items

^۳<http://www.ebay.com>

بیانگر یک کاربر و یال میان هر دو گره بیانگر رابطه اعتماد میان ایشان می‌باشد و مقدار یال بیانگر اندازه اعتماد میان دو فرد خواهد بود. وظیفه سیستم توصیه‌گر با توجه به تعاریف و مفاهیم فوق به صورت زیر بیان می‌شود:

"در صورتیکه کاربر u عضو مجموعه U و آیت i عضو مجموعه I باشد به صورتیکه $r_{u,i}$ نامشخص باشد، پیش‌بینی امتیازدهی کاربر u به آیت i وظیفه سیستم توصیه‌گر می‌باشد. به کاربر u کاربر مبدأ^۳ و به آیت i آیت مقصد^۴ اطلاق می‌گردد و امتیاز پیش‌بینی شده توسط سیستم با $\hat{r}_{u,i}$ نمایش داده می‌شود" [۲۰].

در اکثر مواقع، کاربران به درصد اندکی از آیت‌ها امتیاز می‌دهند و در خصوص آنها نظرات خود را بیان می‌کنند که این امر باعث می‌گردد برای اکثر زوجهای $\langle u, i \rangle$ مقدار $r_{u,i}$ نامشخص باشد که این مسئله یکی از مسائل قابل تامل و مهم در خصوص طراحی مدل سیستم توصیه‌گر می‌باشد.

۸-۱- اهداف تحقیق

با توجه به مطالعات انجام شده و همچنین بررسی روشها، الگوریتم‌ها، مقالات ژورنالها و کنفرانسهای معتبر در زمینه سیستمهای توصیه‌گر و با توجه به زمینه اصلی موضوع پایان نامه در رابطه با بهبود و پیاده‌سازی یک سیستم ترکیبی مبتنی بر شبکه اعتماد، مهمترین اهداف و دستاوردهای این تحقیق عبارتند از:

- بررسی نقاط ضعف و قوت مدل‌های ترکیبی موجود
- ترکیب روش مبتنی بر اعتماد با یکی از روشهای موجود در زمینه پالایش گروهی

^۳Source User

^۴Target Item

- پیاده سازی و بهبود مدل TrustWalker [۲۰] به عنوان یک مدل ترکیبی نوین و برتر از طریق ایجاد تغییر در نحوه پیمایش شبکه اعتماد میان کاربران
- بهبود دقت پیش‌بینی امتیازات کاربران به آیتمهای مختلف به کمک پیاده‌سازی و بکارگیری مکانیزمی جهت تفسیر و تعدیل نظر کاربران
- کاهش خطا و افزایش درصد پوشش در زمان ارائه پیشنهاد به کاربران تازه وارد
- محاسبه میزان دقت اعتماد میان کاربران عضو شبکه اعتماد به صورت اعشاری با بکارگیری روشها و دیدگاه‌های مختلف در این زمینه [۱۹] به جهت افزایش و بهبود دقت و در نظر گرفتن مقدار محاسبه شده بجای مقدار صفر یا یک
- پالایش شبکه اعتماد گسترده میان کاربران به نحوی که مدل پیشنهاد شده بر روی داده‌های کمتری اجرا گردد.

۹-۱- سوالات و فرضیه‌های تحقیق

فرضیه‌های موجود در این تحقیق عبارتند از:

- وجود یک شبکه مبتنی بر اعتماد میان کاربران
- بیان اعتماد میان کاربران در قالب یک عدد صحیح یا اعشاری در بازه [۰,۱]
- مبنا و اساس قراردادن پیاده سازی شخصی انجام گرفته از مدل TrustWalker به عنوان یکی از مدلهای برتر در زمینه موضوع تحقیق
- اعتماد و تکیه بر نتایج تحقیقات و مقالات معتبر مورد ارجاع قرار گرفته در زمینه سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر شبکه اعتماد میان کاربران
- وجود داده‌ها و نتایج تحقیقات قبلی صورت گرفته بر روی مجموعه داده

^{۳۵}Epinions

^{۳۵}http://www.trustlet.org/wiki/Epinions_datasets

سوالات مطرح نیز عبارتند از:

- آیا ترکیب روش پالایش گروهی و روش مبتنی بر اعتماد باعث بهبود عملکرد سیستم توصیه گر می گردد؟
- آیا عمق پیمایش شبکه اعتماد میان کاربران تاثیری بر روی نتایج دارد؟
- آیا بکارگیری روش مبتنی بر آیتم در مقابل روش مبتنی بر کاربر باعث بهبود نتایج می گردد؟
- آیا تعدیل و تفسیر نظرات کاربران باعث افزایش دقت و بهبود نتایج می گردد؟
- از میان انواع روشهای محاسبه اندازه اعتماد میان کاربران کدام روش نتایج قابل قبول تری را ارائه می نماید؟
- ترکیب روشهای موجود چه تاثیری بر روی درصد پوشش خواهد گذاشت؟
- وجود شبکه اعتماد میان کاربران تا چه حد به حل مشکل ارائه توصیه به کاربران تازه وارد کمک می نماید؟
- چه معیارهایی برای محاسبه تشابه دو کاربر یا دو آیتم مد نظر قرار گیرند؟
- ترکیب روش مبتنی بر اعتماد با کدامیک از سایر روشهای موجود در زمینه سیستمهای توصیه گر می تواند باعث بهبود نتایج گردد؟
- مکانیزم پیمایش شبکه عظیم میان هزاران کاربر چگونه خواهد بود؟

۱-۱۰- مراحل تحقیق

مراحل پیشنهادی برای انجام تحقیق عبارتند از:

- بررسی و مطالعه روشهای داده کاوی مورد استفاده در سیستمهای توصیه گر
- مطالعه و بررسی روشها، مدلها و الگوریتم های موجود در زمینه سیستمهای توصیه گر مبتنی بر اعتماد
- جستجو و یافتن یکی از مدلهای برتر در زمینه سیستمهای توصیه گر ترکیبی مبتنی بر اعتماد

- پیاده‌سازی مدل انتخاب شده به کمک یکی از زبانهای برنامه نویسی به جهت آشکار شدن نقاط ضعف و قوت آن و بررسی چگونگی امکان بهبود یا تغییر مدل مذکور
- جمع آوری و یکپارچه نمودن داده های مربوط به مجموعه داده‌های مورد استفاده جهت انجام آزمایشات در یک پایگاه داده مستقل
- آنالیز، پالایش و استخراج داده‌های مورد نیاز برای انجام آزمایشات از پایگاه داده ایجاد شده
- تحقیق و بررسی نتایج مدل پیاده سازی شده با نتایج موجود از تحقیقات قبلی
- تلاش در جهت رفع نقایص و بهبود نتایج بدست آمده از طریق انجام اصلاحات در روش پایه یا ترکیب آن با سایر روشهای مطالعه شده
- آزمایش میزان دقت، خطا و درصد پوشش مدل جدید با داده‌های واقعی، بررسی نتایج، رفع نقایص و تکرار آزمایشات
- مدون نمودن نتایج مدل جدید و ارائه علمی آنها
- جمع بندی و بحث پیرامون نتایج

۱-۱۱- فصول پایان نامه

این پایان نامه در پنج فصل تنظیم و مدون شده است. در ادامه مقدمه که در فصل اول بیان گردید در فصل دوم ادبیات تحقیق مورد استفاده در زمینه سیستمهای توصیه‌گر، انواع روشها و مدلهای داده‌کاوی موجود، با ذکر جزئیات و چگونگی عملکرد آنها و مباحث موجود در خصوص هر کدام از روشها و الگوریتمها تشریح می‌گردند. در فصل سوم مروری بر سیر تکاملی و تحقیقات گذشته انجام شده در زمینه سیستمهای توصیه‌گر ترکیبی و مبتنی بر اعتماد و بحث پیرامون نقاط ضعف و قوت آنها مطرح می‌گردد. در فصل چهارم جزئیات مدل ترکیبی پیشنهادی، مکانیزم الگوریتم و چگونگی عملکرد آن به صورت کامل تشریح می‌گردد و سعی در بررسی نکات و پاسخگویی به سوالاتی می‌شود که در این تحقیق به دنبال یافتن راهکار و

پاسخی مناسب برای آنها هستیم. در فصل پنجم مجموعه داده‌های مورد استفاده جهت انجام آزمایشات معرفی و چگونگی آماده سازی داده‌های مورد نیاز جهت انجام آزمایشات بیان می‌گردند و نتایج بدست آمده از انجام آزمایشات مختلف و اجرای مدل پیشنهادی در شرایط گوناگون جمع‌آوری و مورد آنالیز، تحلیل و بحث قرار می‌گیرد و نهایتاً در فصل آخر ضمن جمع‌بندی و ارائه نتایج کلی، پیشنهاداتی نیز برای تحقیقات آینده ارائه خواهد شد.

فصل دوم

مروری بر ادبیات تحقیق و مبانی نظری تحقیق

۲- مروری بر ادبیات تحقیق و مبانی نظری تحقیق

۲-۱- مقدمه

در سالهای اخیر از تکنیکها و روشهای مختلف آماری، داده‌کاوی، هوش مصنوعی و الگوریتمهای ریاضی در پیاده‌سازی سیستمهای توصیه‌گر استفاده شده است که از معروفترین و مهمترین این روشها و تکنیکها می‌توان به روش پالایش گروهی، پالایش محتوایی، گراف‌کاوی، روشهای مبتنی بر اعتماد و روش های ترکیبی نام برد .

در ادامه به تفصیل به معرفی و شرح هر کدام از روشهای فوق پرداخته می‌شود و نحوه کاربرد، نقاط ضعف و قوت آنها بیان می‌گردد. روشها و مدل‌های فوق به صورت کلی به دو دسته مبتنی بر مدل^۶ و مبتنی بر حافظه^۷ تقسیم بندی می‌گردند که به لحاظ سرعت، هزینه اجرا، دقت، تک هدفی یا چند هدفی بودن، در نظر گرفتن نیازهای کوتاه مدت و بلند مدت کاربران با یکدیگر تفاوت دارند و هریک در پاره‌ای از موضوعات کاربرد مناسبتر و راندمان بهتری دارند.

از میان روشهای فوق روش پالایش گروهی و پالایش محتوایی از سابقه نسبتاً زیادی برخوردار می‌باشند و تحقیقات بسیار زیادی توسط محققان در خصوص موضوعات مرتبط با آنها، بهبود و بکارگیری در محیطهای مختلف مطرح گردیده است و بخش عمده ای از مطالب را به خود اختصاص می‌دهند، اما در مقابل، موضوع سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد به

^۶Model-Based

^۷Memory-Based

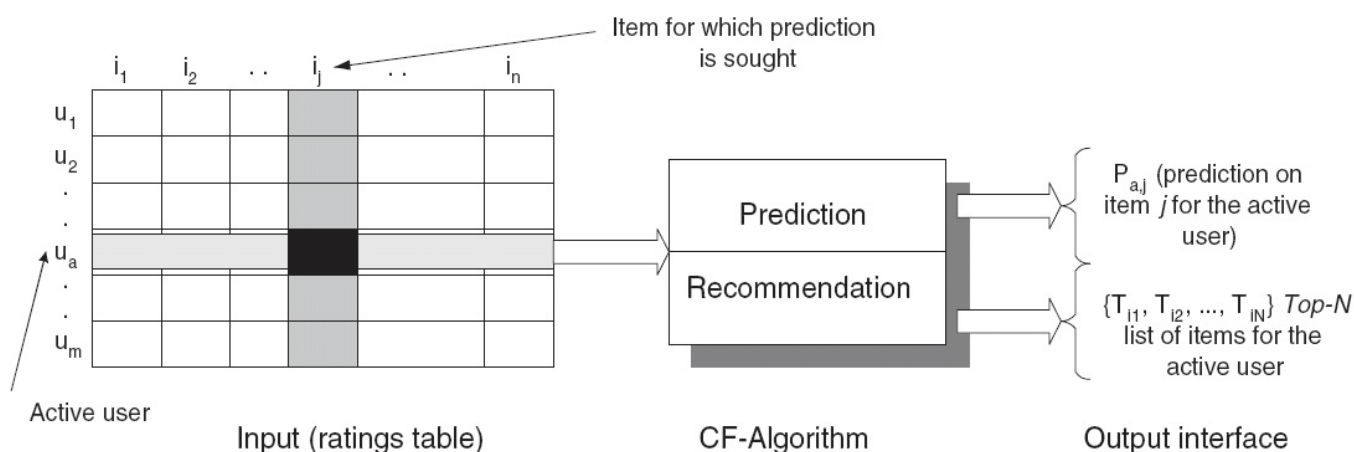
تازگی مورد توجه محققان قرار گرفته است و از سابقه نسبتاً کمی برخوردار است لذا به نسبت روشهای پیشین، تحقیقات اندکی در این حوزه صورت گرفته است و حجم اندکی از تحقیقات را به خود اختصاص می دهد. در ادامه، در هریک از بخشها به بررسی و مطالعه یکی از این روشها پرداخته می شود.

۲-۲- پالایش گروهی (Collaborative Filtering)

پالایش گروهی از بررسی رفتار گذشته کاربران و تشابه آنها با یکدیگر مدلی ایجاد می نماید [۲۱] و سپس از آن مدل برای پیش بینی آیتم های مورد علاقه کاربر یا پیش بینی امتیاز دهی یک کاربر به یک آیتم خاص استفاده می نماید. این روش در واقع سعی در مدل نمودن پروسه اجتماعی نظرخواهی از دوستان و توجه به توصیه های آشنایان و اطرافیان دارد. یکی از مزایای اصلی این روش عدم وابستگی به محتوای قابل آنالیز به صورت مکانیزه می باشد و بنابراین بدون نیاز به داشتن اطلاعات کافی و درک دقیق از ماهیت یک آیتم پیچیده همچون "فیلم" امکان ارائه پیشنهاداتی در زمینه فیلم را دارا می باشد.

رفتار گذشته کاربر می تواند شامل تراکنشهای گذشته کاربر یا نظرات بیان شده وی در خصوص یک محصول خاص باشد، به عنوان مثال کاربر X به ۴ فیلم امتیاز ۵ را اختصاص داده است، یک سیستم توصیه گر با تکیه بر شیوه پالایش گروهی، اطلاعات در دسترس را پردازش می کند و کلیه کاربرانی را که به همان ۴ فیلم امتیاز ۵ را اختصاص داده اند را جستجو نموده و لیست سایر فیلمهای مورد علاقه ایشان را به کاربر X توصیه می کند.

دیاگرامی از چگونگی کارکرد روش پالایش گروهی در شکل ۱-۲ نشان داده شده است. همان طور که در تصور قابل مشاهده است سطرهای ماتریس $m \times n$ نشان دهنده کاربران و ستونها بیانگر آیتم ها می باشند و هر سلول ماتریس بیانگر امتیازی است که توسط کاربر m به آیتم n داده شده است. مقدار هر سلول عددی در بازه $[1, 5]$ می باشد که مقدار ۰ بیانگر این است که کاربر به آیتم مورد نظر امتیازی تخصیص نداده است [۲۲].



شکل ۱-۲ : چگونگی کارکرد روش پالایش گروهی (Collaborative Filtering) [۲۲]

پالایش گروهی خود به دو روش "مبتنی بر همسایگی"^{۳۸} و "مبتنی بر مدل"^{۳۹} تقسیم‌بندی می‌گردد. در اصطلاح رایج مدل "مبتنی بر همسایگی" به عنوان مدل "مبتنی بر حافظه"^{۴۰} نیز مورد ارجاع قرار می‌گیرد [۲۳].

۱-۲-۲- پالایش گروهی مبتنی بر حافظه (Memory Based)

در این تکنیک زیر مجموعه‌ای از کاربران بر اساس تشابه آنها با کاربر مقصد انتخاب می‌گردند و ترکیبی وزن‌دار^{۴۱} از مجموعه نظرات ایشان، پیشنهاد مورد نظر کاربر مقصد را تولید می‌کنند. روند این تکنیک را می‌توان مطابق مراحل زیر بیان نمود [۲۴]:

۱- به تمامی کاربران بر اساس میزان تشابه آنها با کاربر مقصد وزنی تخصیص می‌یابد.

^{۳۸}Neighborhood Based

^{۳۹}Model Based

^{۴۰}Memory Based

^{۴۱}Weighted Aggregation

۲- تعداد n کاربر که دارای بیشترین تشابه با کاربر مقصد می‌باشند انتخاب می‌گردد

که به این مجموعه "همسایگان" گفته می‌شود.

۳- از ترکیب وزن دار نظرات کاربران مجموعه همسایگی، پیش بینی نظر کاربر مقصد

در خصوص یک آیتم محاسبه می‌گردد.

در مرحله اول وزن $w_{a,u}$ بیانگر میزان تشابه میان کاربر مقصد a و کاربر u می‌باشد.

متداول‌ترین روش محاسبه تشابه استفاده از فرمول "پیرسون"^۳ می‌باشد [۲۵] که در ذیل این فرمول قابل مشاهده می‌باشد.

$$w_{a,u} = \frac{\sum_{i \in I} (r_{a,i} - \bar{r}_a)(r_{u,i} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{i \in I} (r_{a,i} - \bar{r}_a)^2 \sum_{i \in I} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2}} \quad (1)$$

در این فرمول I مجموعه آیتم‌هایی می‌باشد که هر دو کاربر مشترکاً به آنها امتیاز داده‌اند و

$r_{u,i}$ امتیازی می‌باشد که توسط کاربر u به آیتم i داده شده است و $\bar{r}_u$ میانگین امتیازات

کاربر u به مجموعه آیتم‌های مجموعه I می‌باشد.

در مرحله سوم امتیازی که توسط کاربر مقصد a به آیتم i داده خواهد شد با متغیر $P_{a,i}$

نشان داده می‌شود و جهت محاسبه آن، از میانگین وزنی انحراف از میانگین نظرات مجموعه

همسایگان استفاده می‌گردد که این امر در فرمول شماره ۲ قابل مشاهده می‌باشد.

$$p_{a,i} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{u \in K} (r_{u,i} - \bar{r}_u) \times w_{a,u}}{\sum_{u \in K} w_{a,u}} \quad (2)$$

در این فرمول مقدار $w_{a,u}$ تشابه میان کاربر a و u می‌باشد و K مجموعه کاربران موجود در

مجموعه همسایگی می‌باشند. محاسبه تشابه بر اساس فرمول پیرسون بر اساس وجود وابستگی

خطی میان دو متغیر عمل می‌نماید.

از دیدگاه دیگر می توان امتیاز داده شده توسط دو کاربر را به عنوان دو بردار در یک فضای m بعدی در نظر گرفت و تشابه میان دو کاربر را بر اساس کسینوس زاویه میان این دو بردار محاسبه نمود [۲۶] در فرمول شماره ۳ نحوه محاسبه این روش بیان شده است.

$$w_{a,u} = \cos(\vec{r}_a, \vec{r}_u) = \frac{\vec{r}_a \cdot \vec{r}_u}{\|\vec{r}_a\|_2 \times \|\vec{r}_u\|_2} = \frac{\sum_{i=1}^m r_{a,i} r_{u,i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m r_{a,i}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m r_{u,i}^2}} \quad (3)$$

بر اساس قوانین حاکم بر فرمولهای ریاضی، در زمان محاسبه تشابه دو کاربر بر اساس فرمول تشابه کسینوسی، امتیاز یک کاربر به یک آیتم نمی تواند منفی باشد و امتیاز آیتم هایی که به آنها توسط کاربر امتیازی تخصیص داده نشده است صفر در نظر گرفته می شود. مطالعات تجربی [۲۱] نشان داده است که دقت فرمول پیرسون در محاسبه تشابه از دقت فرمول کسینوسی بیشتر است. روشهای محاسبه تشابه دیگری نیز در تحقیقات مختلف بیان شده است که می توان به پاره ای از آنها اشاره نمود [۲۷][۲۸]:

- Spearman rank correlation
- Kendall's τ correlation
- mean squared differences
- entropy
- adjusted cosine similarity

۲-۲-۱- روش پالایش گروهی مبتنی بر آیتم^{۴۳}

بکارگیری روش پالایش گروهی مبتنی بر حافظه در شرایطی که در محیطهای واقعی میلیونها کاربر و آیتم وجود دارد به دلیل پیچیدگیهای محاسباتی جستجوی کاربران مشابه، از

^{۴۳}Item-Based Collaborative Filtering

بازده مناسبی برخوردار نیست لذا روش پالایش گروهی مبتنی بر آیتم مطرح گردید که در این روش علاوه بر تشابه میان کاربران، تشابه میان آیتم هایی که توسط کاربر مقصد امتیاز داده شده اند با آیتم های مشابه نیز، در نظر گرفته می شود. در عمل و تحقیقات انجام شده، ثابت شده است که این روش در سیستم های توصیه گر برخط از سرعت بالاتری برخوردار است و در اکثر مواقع جواب بهینه تر و با خطای کمتری تولید می کند [۲۹][۲۲].

در این روش تشابه میان دو آیتم i و j در پس زمینه و از طریق فرمول پیرسون، مطابق فرمول شماره ۴ محاسبه می گردد.

$$w_{i,j} = \frac{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_i)(r_{u,j} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,j} - \bar{r}_j)^2}} \quad (۴)$$

در این فرمول U مجموعه تمام کاربرانی می باشد که به هر دو آیتم i و j امتیاز داده اند و $r_{u,i}$ بیانگر امتیاز کاربر u به آیتم i می باشد و $\bar{r}_i$ بیانگر میانگین امتیازاتی است که توسط کاربران مجموعه U به آیتم i داده شده است. با توجه به تعاریف و مطالب فوق پیش بینی امتیاز کاربر a به آیتم i از طریق محاسبه میانگین وزنی و مطابق فرمول شماره ۵ محاسبه می گردد.

$$p_{a,i} = \frac{\sum_{j \in K} r_{a,j} w_{i,j}}{\sum_{j \in K} |w_{i,j}|} \quad (۵)$$

در این فرمول K مجموعه آیتم هایی می باشد که بیشترین تشابه با آیتم i را دارند و توسط کاربر a به آنها امتیازی تعلق گرفته است. برای روش مبتنی بر آیتم نیز می توان از روش کسینوسی مانند adjusted cosine similarity استفاده نمود که مقایسه دقیق و عملی میان انواع متدهای موجود در این زمینه، توسط برخی از محققان انجام و منتشر گردیده است [۲۲].

۲-۱-۲-۲- امتیازدهی به صورت پیش فرض

یکی از روشهای حل مشکل محاسبه تشابه میان دو کاربر که دارای آیتمهای مشترک اندکی هستند، استفاده از یک مقدار امتیاز پیش فرض برای آیتمهایی می باشد که صراحتاً توسط کاربران امتیازی به آنها داده نشده است، در این حالت از فرمول شماره ۱ می توان جهت محاسبه میزان تشابه دو کاربر استفاده نمود. تحقیقات نشان داده است که در نظر گرفتن مقدار پیش فرض می تواند باعث بهبود نتایج گردد [۲۱].

۲-۱-۲-۳- تشدید حالت (Case Amplification)

جهت اهمیت دادن به نظرات کاربرانی که دارای تشابه بیشتری با کاربر مقصد می باشند محققان ضربی را تحت نام "تشدید حالت" تعریف نموده اند که مقدار تشابه محاسبه شده از طریق فرمول شماره ۲ را تغییر می دهد. در فرمول شماره ۶ ، p فاکتور تشدید می باشد و مقدار آن بزرگتر مساوی ۱ است.

$$w'_{a,u} = w_{a,u} \cdot |w_{a,u}|^{p-1} \quad (۶)$$

روشها و متدهای بسیار زیاد دیگری نیز در زمینه بهبود روش کلی پالایش گروهی مطرح می باشد که در ذیل به صورت فهرست وار اسامی این روشها بیان می گردد و به دلیل خروج از محدوده تحقیق، جزئیات آنها بیان نمی گردد:

- [۲۷]Significance Weighting
- [۲۱]Inverse User Frequency
- [۳۰]weighted majority prediction
- [۳۱]imputation-boosted CF

۲-۲-۲- پالایش گروهی مبتنی بر مدل (Model Based)

در این تکنیک به کمک تخمین پارامترهای مدل آماری که بر اساس نظرات کاربران ایجاد گردیده است، ارائه پیشنهاد به کاربران یا پیش‌بینی امتیازدهی کاربر مقصد به یک آیت‌م خاص صورت می‌پذیرد به عنوان مثال یکی از ابتدایی‌ترین روشها، روش تبدیل پالایش گروهی به یک مسئله "طبقه‌بندی"^{۴۴} می‌باشد. در این حالت یک "تمایز دهنده"^{۴۵} برای کاربر مقصد به صورتی ایجاد می‌گردد که در آن آیت‌م‌ها به عنوان بردار معیارها روی کاربران تعریف و امتیازهای موجود به صورت برجسب کلاس در نظر گرفته می‌شود و به کمک تکنیک‌های "کاهش بعد"^{۴۶} مشکل کمبود اطلاعات^{۴۷} نیز برطرف می‌گردد. در سالهای اخیر تکنیک‌های "فاکتور نهان"^{۴۸} و "مدل فاکتورگیری ماتریسی"^{۴۹} به عنوان بهترین روشهای موجود در این زمینه شناخته و عرضه شده‌اند [۳۲].

بر خلاف مدل‌های مبتنی بر حافظه که بر اساس تشابه میان کاربران یا آیت‌م‌ها و اطلاعات آماری موجود، نسبت به تولید پیشنهاد، اقدام می‌نمایند تکنیک‌های مبتنی بر مدل تشابه میان کاربران یا آیت‌م‌ها را، نتیجه وجود یک ساختار سطح پایین نهفته درون داده‌ها می‌دانند. در این تحقیق سعی در استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر حافظه می‌باشد لذا از ارائه توضیحات بیشتر در این خصوص پرهیز شده است.

^{۴۴}Classification

^{۴۵}Classifier

^{۴۶}dimensionality reduction

^{۴۷}sparsity

^{۴۸}Latent Factor

^{۴۹}Matrix Factorization Model

۲-۳- پالایش محتوایی (Content Based Filtering)

سیستمهای توصیه‌گر تولید شده با استفاده از تکنیکهای پالایش گروهی، تنها بر اساس ماتریس امتیازات کاربران به آیتم‌های مختلف یا بر اساس یک مدل تولید شده از اطلاعات موجود، نسبت به محاسبه و ارائه پیشنهاد اقدام می‌کنند همچنین کاربران و آیتم‌ها به صورت موجودیتهای مجزا در نظر گرفته می‌شوند و خصوصیات و مشخصه‌های کاربران و آیتم‌ها تاثیری در نتیجه پیشنهادات نخواهند داشت در حالیکه با کسب اطلاعات بیشتر در خصوص یک کاربر و شناخت علایق و سلايق وی، می‌توان پیشنهادات دقیق‌تر و مناسب‌تری را به وی ارائه نمود [۸] به عنوان مثال با داشتن اطلاعات در خصوص کارگردان یا سبک یک فیلم سینمایی می‌توان پیشنهادات مناسب‌تری را به کاربر مقصد ارائه نمود [۳۳]. این تکنیک که در آن با توجه به خصوصیات و علایق یک کاربر یا مشخصات و ویژگیهای یک آیتم و با توجه به محتوا و مفاهیم، پیشنهاداتی ارائه می‌گردد تحت عنوان "سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر محتوا" یا "پالایش محتوایی"^۵ نامگذاری شده‌اند.

تحقیقات بسیار زیادی در این زمینه، خصوصا در مورد پیشنهاد آیتم‌هایی که اطلاعات متنی بسیاری در مورد آنها موجود می‌باشد مانند کتابها، فیلم‌ها و صفحات وب انجام گردیده است و به این مسئله از دیدگاه "بازیابی اطلاعات"^۶ نگاه شده است و جمع‌آوری اطلاعات و محتوای مرتبط با ترجیحات و سلايق کاربر در قالب یک "پرس‌وجو"^۷ بر روی اطلاعات مطرح می‌شود، به عنوان مثال کتابی که توسط کاربر مقصد امتیازی به آن داده نشده است بر اساس تشابه با پرس‌وجوی انجام شده امتیاز دهی می‌گردد [۳۴].

^۵Content-Based Filtering

^۶Information Retrieval

^۷Query

به عنوان راه حل جایگزین روشهای بازیابی اطلاعات، می توان مسئله پیشنهاد دهی به کاربران را به عنوان یک مسئله دسته‌بندی در نظر گرفت که در آن محتوای هر آیتم به عنوان مشخصه‌ها و معیارها مطرح می‌گردند و امتیاز داده شده توسط کاربر به هر کدام از آیتم‌ها به عنوان برچسب کلاس بکار می‌رود. به عنوان مثال در سایتهای فروش کتاب می‌توان از اطلاعات عنوان کتاب، نویسنده، ناشر، تعداد دفعات چاپ و غیره برای آموزش^{۵۳} یک چند جمله‌ای کلاسه بند بیزین ساده^{۵۴} استفاده نمود [۳۵] و امتیازات در بازه ۱ تا k را مستقیماً به k دسته نگاشت [۳۳].

سایر الگوریتمهای دسته‌بندی مانند روش k نزدیکترین همسایه^{۵۵}، درختهای تصمیم‌گیری^{۵۶} و شبکه‌های عصبی^{۵۷} نیز برای تولید سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر محتوا مورد استفاده قرار می‌گیرند [۳۶].

۲-۴- تکنیکهای ترکیبی

با ترکیب انواع روشها و تکنیکها می‌توان مدل‌های نوینی تولید نمود که دارای نقاط قوت روشهای ترکیب شده باشند و در مقابل دارای نقاط ضعف کمتری نسبت به هر یک از روشها باشند. روشهای متعدد و گوناگونی توسط محققان مطرح شده است که به عنوان ساده‌ترین روش می‌توان روشهای پالایش گروهی و پالایش محتوایی را با یکدیگر ترکیب نمود و لیستهای

^{۵۳}Train

Naïve Bayes Classifier

^{۵۴}K-Nearest Neighbor

^{۵۵}Decision Trees

^{۵۶}neural

پیشنهادی توسط هر کدام از روشها را با یکدیگر ترکیب نمود یا در روشی دیگر می توان به نتایج حاصل از دو روش وزن انتساب داد و به کمک میانگین وزنی نتایج را با یکدیگر ترکیب نمود[۳۳].

۲-۵- سیستمهای توصیه گر مبتنی بر رابطه اعتماد میان کاربران

با ظهور شبکه‌های مبتنی بر اعتماد میان کاربران و با توجه به ویژگیها و خصوصیات اینگونه شبکه‌ها، روشها و الگوریتمهای جدیدی در خصوص ایجاد و بهبود سیستمهای توصیه گر به نام روشهای مبتنی بر اعتماد مطرح گردید [۱۰][۱۵].

سیستمهای توصیه گر مبتنی بر اعتماد، سیستمهای توصیه‌گری هستند که اطلاعات ارزشمندی را به کاربران خود و بر اساس رابطه اعتماد ارائه می‌نمایند. اعتماد، در واقع اندازه میزان باور کاربران نسبت به یکدیگر است که بر اساس معیارهایی همچون توانایی، قدرت و خوبی افراد شکل می‌گیرد. رابطه اعتماد، لزوماً یک رابطه دو طرفه نیست و در اکثر مواقع به صورت یک رابطه یک طرفه بیان می‌گردد که در آن به کاربری که به سایر کاربران اعتماد می‌کند "اعتماد کننده"^{۸۸} و فردی که در واقع مقصد و هدف رابطه اعتماد می باشد "مورداعتماد"^{۸۹} نامیده می‌شود.

مقوله اعتماد و اطمینان میان کاربران به دو صورت کلی "اعتماد آشکار"^{۹۰} و "اعتماد ضمنی"^{۹۱} مطرح می‌باشد. اعتماد آشکار، بیانگر وجود رابطه صریح اعتماد در میان خود کاربران

^{۸۸}Trustor

^{۸۹}Trustee

^{۹۰}Explicit Trust

^{۹۱}Implicit Trust

و بر اساس نظرات ایشان می‌باشد. در اینگونه اعتماد، افراد و کاربران، خود مشخص می‌کنند که به چه افراد، گروه، سازمان یا کاربرانی اعتماد دارند و به نظرات، پیشنهادات یا آرای ایشان اطمینان دارند و نظرات آنها می‌تواند مبنا و پایه تصمیم‌گیری قرار گیرد در حالیکه در اعتماد ضمنی کاربران صراحتاً رابطه اعتماد میان خود را بیان نمی‌کنند بلکه بر اساس پاره‌ای از شواهد، مدارک و تشابهات، وجود رابطه اعتماد میان کاربران احساس می‌گردد. به عنوان نمونه، ارسال ایمیل میان دو کاربر، هم‌کلاسی بودن دو فرد، جنسیت یکسان، شغل مشابه، عضویت در یک گروه مشترک، سطح سواد و طبقاتی مشابه و مثالهایی از این دست، می‌توانند بیانگر وجود یکی رابطه اعتماد ضمنی باشند.

در مورد اعتماد آشکارا نیز، دو مقوله "اعتماد مستقیم"^{۳۷} و "اعتماد غیرمستقیم"^{۳۸} مطرح می‌باشد. اعتماد مستقیم، در واقع توسط یک رابطه مستقیم فی مابین دو کاربر بیان می‌شود در حالیکه در اعتماد غیرمستقیم، بر اساس قانون تعدی و انتقال اعتماد، رابطه اعتماد میان دو کاربر غیر همسایه، شکل می‌گیرد. یکی از مسائل اصلی در سیستمهای مبتنی بر اطمینان چگونگی محاسبه اعتماد غیرمستقیم می‌باشد. دو رویکرد متفاوت برای محاسبه اعتماد غیرمستقیم مطرح می‌باشد که عبارتند از:

- بر پایه مدل^{۳۹}؟ در این روش یک مدل به همراه پارامترهایش برای محاسبه اعتماد غیرمستقیم آموزش می‌بیند [۳۷][۳۸].
- بر پایه حافظه^{۴۰}؟ در این روش از مدل استفاده نمی‌شود بلکه از روشهای اکتشاف^{۴۱} و ابتکاری^{۴۲} استفاده می‌گردد [۱۵][۳۹].

^{۳۷}Direct Trust

^{۳۸}Indirect Trust

^{۳۹}Model-Based

^{۴۰}Memory-Based

^{۴۱}Exploration

در این تحقیق رابطه اعتماد میان کاربران از نوع آشکارا در نظر گرفته می‌شود تا بتوان به نتایج دقیق و قابل اعتمادی دست یافت چرا که تعیین و میزان رابطه اعتماد ضمنی، خود به عنوان یکی از موضوعات تحقیق می‌تواند مطرح گردد.

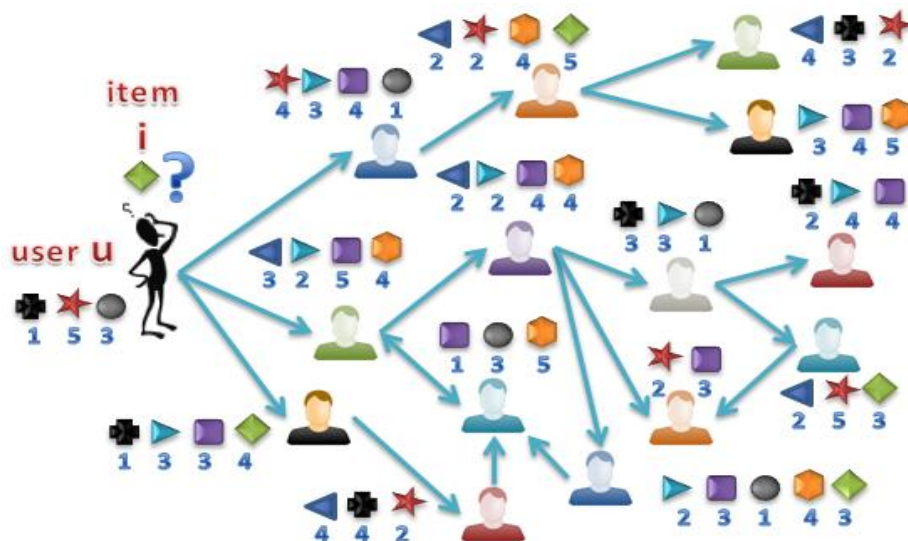
۲-۵-۱- چگونگی کارکرد سیستم توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد

سیستمهای توصیه‌گر سنتی [۶] پیش‌بینی نظر کاربر u در خصوص آیتم i را بر اساس امتیازات و نظرات کاربران مشابه محاسبه و بیان می‌نمایند. در این سیستمها یک همسایگی از کاربرانی که در خصوص آیتم i دارای نظر می‌باشند و از نظر پروفایل دارای شباهت با کاربر u می‌باشند جستجو می‌گردد و سپس از تجمیع نظرات ایشان، پیش‌بینی امتیاز نهایی صورت می‌پذیرد. در سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد، بجای شباهت کاربران از شبکه اعتماد جهت یافتن همسایگان استفاده می‌گردد و برای پیش‌بینی امتیاز به یک آیتم خاص، ابتدا از همسایگان مستقیم در خصوص اینکه آیا آنها در مورد آیتم مورد نظر دارای امتیاز می‌باشند یا خیر، پرسش می‌شود و در صورتیکه امتیازی موجود باشد به عنوان جواب بازگردانده می‌شود و در غیر اینصورت به صورت بازگشتی، از همسایگان مستقیم خود این پرسش را مطرح می‌کنند و به این ترتیب شبکه اعتماد به جهت یافتن پاسخ، جستجو و پیمایش می‌شود.

همسایگی در یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد، به صورت مجموعه‌ای از کاربران دارای نظر و امتیاز در خصوص یک آیتم خاص، مطرح می‌باشد که می‌توانند به صورت مستقیم یا غیر مستقیم مورد اعتماد کاربر مبدا قرار گیرند. امتیازات این کاربران به یک آیتم خاص، تجمیع می‌گردد تا نهایتاً پیش‌بینی امتیاز نهایی صورت پذیرد.

^۶Heuristics

کاوش و پیمایش شبکه اعتماد، لزوما باعث افزایش و بهبود دقت سیستم نمی‌گردد اما به زوجهای $\langle u, i \rangle$ بیشتری می‌تواند پاسخ دهد که طبیعتاً باعث افزایش و بهبود درصد پوشش می‌گردد. شکل ۲-۲ ساختار یک شبکه اعتماد و چگونگی عملکرد آنرا نمایش می‌دهد.



شکل ۲-۲: نمایش یک شبکه اعتماد به همراه امتیازات بیان شده توسط کاربران در خصوص آیتمهای مختلف [۲۰]

همان طور که در شکل فوق مشخص است شبکه اعتمادی میان کاربران وجود دارد که باعث ارتباط ایشان می‌گردد. در این شبکه کاربر مبدا u به دنبال پیش بینی امتیاز، برای آیتم هدف i (الماس سبز رنگ) می‌باشد که در این شبکه تنها تعداد اندکی از کاربران، دارای امتیاز در خصوص آن می‌باشند و سایر کاربران، دارای امتیاز برای سایر آیتمهایی می‌باشند که ممکن است توسط u به آنها امتیازی داده شده باشد و یا اینکه شبیه آیتم i باشند.

۲-۵-۲- مزایا و معایب

تکنیکهای مبتنی بر اعتماد، قادر به حل مشکلات بیان شده در خصوص سیستمهای توصیه-گر مبتنی بر تکنیکهای پالایش گروهی و پالایش محتوایی می‌باشند [۴۰][۴۱]. به عنوان مثال

مشکل "کمبود اطلاعات"^{۹۸} به دلیل وجود امکان انتقال اعتماد در شبکه میان کاربران، قابل کاهش و حل می باشد [۳۳][۴۲] مثلا اگر کاربر A به کاربر B و کاربر B به کاربر C اعتماد داشته باشد در نتیجه کاربر A به کاربر C نیز تا حدودی اعتماد خواهد داشت بنابراین در صورتیکه رابطه اعتماد مستقیمی میان کاربر هدف و سایر کاربران وجود نداشته باشد اما با توجه به توضیح فوق، کاربر هدف می تواند به واسطه توزیع و انتشار اعتماد، یک رابطه اعتماد غیر مستقیم را با سایر کاربران ایجاد نماید که این مسئله باعث افزایش درصد پوشش این تکنیکها به نسبت سایر تکنیکهای موجود خصوصا پالایش گروهی می گردد. در کنار کلیه مزایا و بهبودهای موجود در روش مبتنی بر اعتماد باید به نکاتی نیز در مورد این روش توجه نمود:

- در یک شبکه مبتنی بر اعتماد، با توجه به کمی تعداد یا کمبود اطلاعات همسایگان کاربر مبدا در خصوص آیتم مورد نظر وی، الگوریتم نیازمند این است تا علاوه بر بررسی نظرات کاربرانی که به طور مستقیم مورد اعتماد می باشند نظرات کاربرانی نیز که به طور غیرمستقیم مورد اطمینان می باشند را بررسی نماید که این امر می تواند باعث کاهش دقت شود.
- از سوی دیگر، زمانیکه در جستجوی نظرات کاربران مختلف در مورد آیتم هدف در شبکه مبتنی بر اعتماد، پیشروی می کنیم با افزایش فاصله از کاربر مبدا، درجه اطمینان به طرز قابل ملاحظه ای کاهش می یابد که این امر می تواند باعث تولید داده های غیر قابل اعتماد گردد.

مدلهای مبتنی بر اعتماد دارای محدودیتهای و نواقصی نیز می باشند [۴۳]. به عنوان مثال، از نظر پیچیدگی محاسبات و منابع مورد نیاز، بهینه نبوده و دارای هزینه بسیار زیادی می باشند و در برخی موارد نمی توان به صورت همزمان دقت نتایج و درصد پوشش را بهبود داد، همچنین اکثر مدلهای موجود بر وجود رابطه اعتماد مستقیم میان کاربران، بنا نهاده شده اند و تنها وجود

یا عدم وجود رابطه اعتماد مد نظر قرار می‌گیرد در حالیکه در مدل کردن دنیای واقعی، میزان رابطه اعتماد، عددی فازی و در محدوده ۰ تا ۱ می‌باشد.

۳-۵-۲- انتشار اعتماد^۹ و تجميع اعتماد^{۷۰}

با توجه به بزرگی شبکه‌های اعتماد موجود در سایتهای مختلف، این امر کاملاً مشخص است که تمامی کاربران نمی‌توانند روی یکدیگر شناخت داشته باشند و طبیعتاً یک کاربر با تمامی کاربران دیگر ارتباط ندارد که معنی آن این است که اگر کاربر فرضی a بخواهد در رابطه با کاربر x ، اعتماد خود را بیان کند به دلیل عدم وجود رابطه مستقیم با آن کاربر، باید از طریق سایر کاربران مانند کاربر b و ادامه این روند تا رسیدن به کاربر x میزان اعتماد خود را بیان نماید. به روند پیش‌بینی اندازه اعتماد میان کاربر a و کاربر x از طریق مسیر موجود میان آنها، "انتشار اعتماد" گفته می‌شود.

با توجه به این نکته که مسیرهای متعددی از کاربر a به کاربر x می‌تواند وجود داشته باشد باید مکانیزمی نیز برای تجميع اندازه اعتماد محاسبه شده از طریق مسیرهای مختلف وجود داشته باشد که به این مکانیزم "تجميع اعتماد" اطلاق می‌گردد.

دو مفهوم فوق پایه و اساس شبکه اعتماد و محاسبه اعتماد میان دو کاربر ناشناس را پایه‌ریزی می‌نمایند و روشها و تکنیکهای متعددی برای محاسبه آنها توسط محققان مطرح شده است.

^{۷۰}Trust Propagation

^۹Trust Aggregation

۲-۶- چالش ها و محدودیتهای موجود

در این بخش پاره‌ای از مشکلات، محدودیتها و چالش‌های موجود در زمینه توسعه و بهبود سیستمهای توصیه‌گر بیان می‌گردد.

۲-۶-۱- نقصان و کاستی اطلاعات^{۷۱}

به دلیل امتیاز دهی کاربران به اندکی از آیتمهای موجود و عدم وجود اطلاعات کافی در خصوص تمامی کاربران و امتیازات آیتمها، در توسعه سیستمهای توصیه‌گر در اکثر مواقع با مشکل کمبود اطلاعات مواجه خواهیم بود. این امر در تکنیکهای پالایش گروهی مشکلات بیشتری ایجاد می‌کند چراکه احتمال یافتن مجموعه‌ای از کاربران دارای ساختار امتیازدهی مشابه را کاهش می‌دهد. مشکل نقصان اطلاعات خصوصا در ابتدای کار یک سیستم توصیه‌گر که اطلاعات بسیار محدودی در اختیار می‌باشد بیشتر نمایان می‌گردد. برای حل این مشکل یا کاهش آن می‌توان از سایر اطلاعات موجود در حوزه مورد فعالیت استفاده نمود [۴۴] یا در روند تولید داده‌ها از مقادیر پیش فرض و مفروضات از پیش تعیین شده‌ای استفاده نمود [۳۱].

۲-۶-۲- مشکل کاربران تازه وارد^{۷۲}

کاربران تازه وارد یا مشتریانی که برای اولین بار از یک سایت تجاری بازدید می‌کنند و همچنین آیتمها و محصولات جدید، سیستمهای توصیه‌گر را با یک چالش جدی مواجه می‌کنند که به صورت کلی از آن به عنوان مشکل کاربران تازه وارد یاد می‌گردد [۴۵].

^{۷۱}Sparsity

^{۷۲}Cold-Start Users

یکی از ابتدایی ترین اشکال این مسئله در روش پالایش گروهی ظهور می کند زیرا آیت‌هایی که توسط کاربران به آنها امتیازی داده نشده باشد قابل توصیه به سایر کاربران نمی باشند یا آیت‌های خاص که مورد توجه کاربران قرار نمی گیرند دسته دیگری از این مشکلات را ایجاد می کنند. در مقابل سیستمهای توصیه گر مبتنی بر محتوا به دلیل تمرکز بر روی ویژگی‌های یک آیت و عدم نیاز به امتیازدهی کاربران [۳۶] می توانند برای تمامی آیت‌ها بکار روند و در خصوص کاربران مشابه نیز باعث بهبود پیشنهادات ارائه شده به کاربر هدف گردند.

ارائه پیشنهاد به کاربران تازه وارد از پیچیدگی و دشواریهای بیشتری برخوردار است چراکه بدون داشتن اطلاعات کافی در خصوص سلايق و ترجیحات یک کاربر پیدا نمودن کاربران مشابه یا ساختن یک پروفایل برای کاربر مقدور نمی باشد.

۲-۶-۳- کلاهبرداری و تقلب

با توجه به پذیرش و استفاده عملیاتی از سیستمهای توصیه گر در وب سایتهای تجاری و نقش کلیدی و تاثیرگذار این سیستمها در سود آوری صاحبان سرمایه، باعث بروز انواع روشهای کلاهبرداری در بکارگیری سیستم توصیه گر برای تامین منافع کلاهبرداران گردیده است. به عنوان نمونه می توان به روش "حمله فشاری"^{۳۳} اشاره نمود که در آن کلاهبرداران و فروشندگان متقلب سعی می کنند محصولات خود را دارای محبوبیت بیشتری در میان کاربران جلوه دهند یا در روش "حمله اتمی"^{۳۴} سعی می شود تا از امتیازات کالاها و آیت‌های معرفی شده توسط رقیبان کاسته شود. این روشها و متدهای کلاهبرداری به صورت کلی تحت عنوان

^{۳۳} Push Attack

^{۳۴} Nuke Attack

"حمله طولانی"^[۴۶] و "حمله تزریق پروفایل"^[۴۷] توسط محققین مورد مطالعه قرار گرفته است.

مطالعات نشان داده است که روشهای فوق می‌توانند تاثیرات مخربی بر روی امتیازات پیش‌بینی شده داشته باشند ولی متدهایی همچون پالایش گروهی مبتنی بر آیتم در مقابل چنین حملاتی مقاومت بیشتری از خود بروز می‌دهد^[۴۶] و طبیعتاً متدهای مبتنی بر محتوا نیز که بر سابقه و گذشته امتیازدهی یک کاربر تکیه دارند در مقابل حملات تزریق پروفایل دارای مصونیت می‌باشند.

در حالیکه تکنیکهای مبتنی بر محتوا در مقابل برخی از روشهای کلاهبرداری مقاومت می‌کنند روشهای پالایش گروهی در برخی موارد دارای برتری‌های نسبی نیز می‌باشند، به عنوان مثال روشهای پالایش گروهی می‌توانند در محیط‌هایی فعالیت کنند که اطلاعات محتوایی قابل ملاحظه‌ای در خصوص آیتم‌ها در دسترس نباشد یا محتوای موجود مانند ایده‌ها و عقاید به سادگی قابل آنالیز و فهم توسط سیستمهای کامپیوتری نباشد، همچنین توانایی پیشنهاد آیتم‌هایی را دارند که اگرچه بر خلاف سلايق و ترجیحات قبلی کاربر می‌باشد ولی باعث جلب توجه و رضایتمندی کاربران می‌گردد.

۲-۶-۴- پیچیدگیهای محاسباتی و زمانی

تکنیک استاندارد پالایش گروهی در عین حال سادگی، بسیار موثر عمل می‌کند اما دارای نقاط ضعفی نیز هست. پالایش گروهی در واقع نمونه‌ای از الگوریتم یادگیرنده مبتنی بر نمونه می‌باشد که این الگوریتمها به لحاظ محاسباتی خصوصاً در زمان پرس‌وجو دارای هزینه بسیار

Shilling Attack

Profile Injection Attack

بالایی می‌باشند زیرا نیازمند این مطلب هستند که پروفایل تمام کاربران را جهت یافتن بهترین همسایگان جستجو نمایند. این مشکل باعث می‌گردد تا نتوان از این تکنیکها در محیط‌هایی با میلیونها کاربر و آیتم استفاده کرد، همچنین به دلیل کند بودن این مرحله معمولاً نمی‌توان از این تکنیکها در سیستمهای توصیه‌گر برخط استفاده نمود و باید در بازه های زمانی به صورت برون‌خط مورد استفاده قرار گیرند. با توجه به مطلب بیان شده سیستم توصیه‌گر مبتنی بر تکنیک پالایش گروهی بروز نمی‌باشد و نظرات جدید کاربران بلافاصله مورد پردازش قرار نمی‌گیرد و تاثیرات آنها در فازهای بعدی نمایان خواهد شد.

محاسبه تشابه کاربران با یکدیگر بر اساس آیتم های مشترک، یکی دیگر از کارهایی است که دقت کل سیستم با آن وابستگی مستقیم دارد و ضعف در جستجوی همسایگان باعث کاهش کیفیت سیستم توصیه‌گر می‌شود اما در اکثر مواقع بخاطر نقص ماتریس امتیازات و عدم تمایل کاربران به امتیاز دهی به هزارها و بلکه میلیونها آیتم، باعث می‌گردد تا دو کاربر، دارای اشتراک اندکی در امتیازدهی به آیتم‌های یکسان و مشابه باشند که این امر محاسبه تشابه کاربران با یکدیگر را با مشکل مواجه می‌کند. معمولاً مشکل بیان شده برای کاربرانی که به تعداد زیادی آیتم امتیاز داده‌اند رخ نمی‌دهد بلکه کاربرانی که دارای تعداد اندکی امتیاز دهی می‌باشند سیستم توصیه‌گر مبتنی بر روش پالایش گروهی را با مشکل مواجه می‌کند.

۷-۲- معیارهای ارزیابی^{۷۷} سیستمهای توصیه‌گر

جهت ارزیابی کیفیت یک سیستم توصیه‌گر می‌توان نتایج تولیدی آنرا با نتایج موجود از نظرات کاربران در خصوص آیتم‌های مختلف مقایسه نمود و بر اساس خطای موجود میان مقادیر پیش‌بینی شده و نظرات واقعی کاربران، دقت سیستم را مشخص نمود [۴۸][۳۹][۲۲].

^{۷۷}Evaluation Metrics

۲-۷-۱- خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)^{۷۸}

متداول‌ترین روش ارزیابی یک سیستم توصیه‌گر استفاده از معیار "خطای مطلق میانگین"^{۷۹} می‌باشد که به صورت میانگین قدر مطلق تفاضل امتیاز پیش‌بینی شده توسط سیستم و امتیاز واقعی در قالب فرمول شماره ۷ محاسبه می‌گردد.

$$MAE = \frac{\sum_{(u,i)} |\hat{r}_{u,i} - r_{u,i}|}{N} \quad (۷)$$

در فرمول فوق $\hat{r}_{u,i}$ مقدار امتیاز پیش‌بینی شده توسط سیستم برای کاربر u و آیتم i می‌باشد و $r_{u,i}$ مقدار واقعی امتیاز کاربر u به آیتم i می‌باشد و N تعداد ردیفهای مجموعه مورد ارزیابی می‌باشد.

یکی دیگر از معیارهای ارزیابی مرتبط با معیار خطای مطلق میانگین معیار "خطای جذر میانگین مربعات" می‌باشد [۴۹][۵۰] که در آن تاکید بیشتری بر روی مقادیر بزرگتر خطای مطلق وجود دارد. نحوه محاسبه این نوع خطا مطابق فرمول شماره ۸ می‌باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{(u,i) \in R_{u,i}} (\hat{r}_{u,i} - r_{u,i})^2}{N}} \quad (۸)$$

در فرمول فوق $R_{u,i}$ ، متغیری دوحالته است که نشان دهنده این مطلب است که در داده‌های موجود، آیا به آیتم i توسط کاربر u امتیاز داده شده است یا خیر. هرچه که مقدار RMSE کمتر باشد نشان دهنده دقت بالاتر نتایج سیستم توصیه‌گر می‌باشد.

^{۷۸}Root Mean Squared Error (RMSE)

^{۷۹}Mean Absolute Error (MAE)

۲-۷-۲- معیار درصد پوشش^{۸۰}

یکی دیگر از معیارهای ارزیابی سیستمهای توصیه گر معیار "درصد پوشش" می باشد که اندازه آن بیانگر درصد زوجهای <آیتم، کاربر> موجود در داده های مورد ارزیابی که سیستم توصیه گر می تواند برای آنها امتیازی پیش بینی نماید به تعداد کل زوجهای <آیتم، کاربر> موجود در مجموعه داده مورد ارزیابی می باشد .

$$Coverage = \frac{\text{تعداد زوج های } (u, i) \text{ دارای جواب}}{\text{تعداد کل زوج های } (u, i) \text{ موجود در مجموعه مورد ارزیابی}} * 100 \quad (9)$$

۲-۷-۳- معیار دقت^{۸۱}

این معیار دارای مقادیری در بازه $[0, 1]$ می باشد و بیانگر میزان وجود خطا می باشد. مقدار صفر بیانگر وجود خطای مطلق و مقدار یک بیانگر عدم وجود خطا می باشد لذا با فرض اینکه نتایج خروجی سیستم توصیه گر عددی صحیح در بازه $[1, 5]$ می باشد می توان مقدار معیار دقت را در قالب فرمول ذیل تعریف نمود [۴۸].

$$Percision = 1 - \frac{RMSE}{4} \quad (10)$$

عدد ۴ در مخرج کسر فرمول فوق بیانگر حداکثر میزان خطای موجود $(5-1=4)$ می باشد.

^{۸۰}Coverage Percentage

^{۸۱}Percision

F-Measure معیار ۴-۷-۲

برای ترکیب معیارهای درصد پوشش و خطای جذر میانگین مربعات در قالب یک معیار، F-Measure محاسبه می‌گردد اما برای اینکار باید خطای جذر میانگین مربعات به معیار دقت که در بالا معرفی گردید تبدیل و بر اساس عددی در بازه $[0,1]$ نمایش داده شود. بنابراین فرمول F-Measure به صورت زیر تعریف می‌گردد [۲۰]:

$$F - Measure = \frac{2 * Coverage * Precision}{Coverage + Precision} \quad (۱۱)$$

فصل سوم

مروری بر مطالعات و تحقیقات پیشین

۳- مروری بر مطالعات و تحقیقات پیشین

۳-۱- مقدمه

در سالهای اخیر از تکنیکها و روشهای مختلف آماری، داده‌کاوی، هوش مصنوعی و الگوریتمهای ریاضی در پیاده‌سازی سیستمهای توصیه‌گر مورد استفاده قرار گرفته است. در بخش قبل به صورت کلی و مختصر هر یک از روشهای فوق معرفی گردیدند و در این بخش کارهایی که در زمینه رفع مشکلات و نقایص آنها انجام شده است و همچنین روند پیشرفت تحقیقات صورت گرفته در زمینه بهبود و توسعه سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد بیان می‌گردد تا بر اساس این مطالعات، بتوان زمینه فعالیتهای آینده را مشخص نمود.

این روشها، تکنیکها و الگوریتمها به لحاظ سرعت، هزینه اجرا، دقت، تک هدفی یا چند هدفی بودن، در نظر گرفتن نیازهای کوتاه مدت و بلند مدت کاربران با یکدیگر تفاوت دارند و هریک در پاره ای از موضوعات کاربرد مناسبتر و راندمان بهتری دارند، لذا باید در حوزه های مختلف و از ابعاد گوناگون مورد بررسی قرار گیرند.

۳-۲- مرور کارهای گذشته

جهت رفع ایراد سیستمهای توصیه گر مبتنی بر روش پالایش گروهی، تعدادی از محققان با بهره گیری از مقوله اعتماد و شبکه های مبتنی بر اعتماد باعث بهبود و توسعه سیستمهای توصیه گر و ایجاد مدل های مبتنی بر اعتماد گردیده اند [۵۱] - [۵۴] [۳۹].

این مدلها نقش بسزایی در بسیاری از سایتهای تجاری ایفا می کنند به عنوان مثال سیستمهای پاسخگویی به سوالات می توانند بر اساس پاسخهای کاربران و تایید یا تکذیب پاسخها توسط سایر کاربران نسبت به محاسبه اعتماد اقدام نمایند و پاسخهای مناسبتری را به کاربران خود ارائه دهند [۵۵]. سیستمهای توصیه گر همچنین می توانند پیشنهاداتی مناسب نظر و سلیقه کاربران خود ارائه دهند به عنوان مثال سایت Epinions بر اساس اعتماد کاربران به یکدیگر، نظرات سایر کاربران در خصوص یک آیتم خاص را به صورت مرتب شده به کاربران خود نمایش می دهد.

اعتماد و مدل های مبتنی بر اعتماد، در شاخه های بسیار زیادی از علوم کامپیوتر و بسته های نرم افزاری مورد استفاده قرار می گیرند. Artz و Gil در تحقیق خود [۵۶] مطالعات حوزه اعتماد و کاربرد آنرا در ۴ دسته کلی طبقه بندی می نماید. دسته اول مدل هایی هستند که از سیاستهای موجود و محدودیتهای و قوانین مدیریتی موجود برای ایجاد رابطه اعتماد استفاده می نمایند. دسته دوم مدل های عمومی اعتماد مانند مدل های مطرح شده در [۵۷]، [۵۸] می باشند. دسته سوم مدل های اعتماد در منابع اطلاعات مانند مدل ارائه شده در [۵۵] می باشد و دسته چهارم مدل های اعتماد مبتنی بر شهرت^{۸۲} می باشند.

در یک طبقه بندی دیگر سیستمهای مبتنی بر اعتماد به دسته کلی "احتمالی"^{۸۳} و "تدریجی"^{۸۴} تقسیم بندی و در قالب نمایش "اعتماد" در مقابل "عدم اعتماد" بیان می گردند. در جدول ۳-۱ پاره ای از کارهای صورت گرفته در هر دسته نمایش داده شده است.

^{۸۲}Reputation-Based Trust Model

^{۸۳}Probabilistic

در رویکرد احتمالی مقادیر اعتماد در قالب وجود یا عدم وجود اعتماد بیان می‌گردند به عبارت دیگر مقدار اعتماد میان دو فرد ۰ یا ۱ است و احتمال اینکه یک کاربر مورد اعتماد واقع شود بر این اساس محاسبه می‌گردد.

جدول ۳-۱: دسته‌بندی مدل‌های اعتماد

اعتماد و عدم اعتماد	اعتماد به تنهایی	دسته‌بندی
Jøsang و همکاران [۵۹]	Kamvar و همکاران [۶۰] Richardson و همکاران [۶۱] Zaihrayeu و همکاران [۵۵]	احتمالی
De Cock و همکاران [۶۲] Guha و همکاران [۶۳]	Abdul-Rahman و همکاران [۶۴] Falcone و همکاران [۵۷] Golbeck [۱۵] Massa و همکاران [۱۹]	تدریجی

در برخی موارد اعتماد بر اساس تعداد تراکنش و مراودات مثبت و منفی میان دو کاربر در یک فضای مجازی می‌باشد، به عنوان مثال، مدل ارائه شده توسط Noh یک مدل رسمی بر اساس نظرات متقابل کاربران در یک شبکه اجتماعی می‌باشد [۶۵].

در مقابل در رویکرد تدریجی مقدار اعتماد به صورت درجه بندی میان دو مقدار و به صورت فازی بیان می‌گردد و مقدار مطلق ۰ یا ۱ نیست بلکه می‌تواند به صورت یک عدد اعشاری در محدوده [۰,۱] بیان گردد به عنوان مثال، مدل‌های ارائه شده در تحقیقات [۶۲][۶۳][۶۶] از این رویکرد در مدل‌های پیشنهادی خود استفاده نموده‌اند. در این رویکرد مقادیر اعتماد به عنوان مقادیر احتمال تفسیر نمی‌شوند بلکه مقدار بالاتر اعتماد نشان دهنده اعتماد بیشتر به نظرات کاربر می‌باشد که این امر مرتب سازی نظرات بر اساس مقادیر اعتماد را به یک فاکتور مهم تبدیل می‌کند. در زندگی روزمره نیز اعتماد به عنوان یک مقوله تدریجی در میان افراد وجود دارد و افراد به یکدیگر تا حد و حدودی اعتماد دارند و به صورت یک رابطه مطلق نمی‌باشد. به عنوان مثال در [۶۷], [۶۸] از واژه‌های فازی برای بیان اعتماد موجود میان کاربران در یک

^aGradual

شبکه نقطه به نقطه^{۱۵} یک شبکه اجتماعی استفاده می‌گردد یا به عنوان یک مثال کلاسیک از بیان تدریجی اعتماد، می‌توان به مدل تحقیق [۶۴] اشاره نمود که در آن از ۴ واژه "بسیار مورد اعتماد"، "مورد اعتماد"، "غیر قابل اعتماد" و "بسیار غیر قابل اعتماد" برای بیان اعتماد در نظر گرفته شده است.

در سالهای اخیر رویکرد تدریجی به دلیل تطابق با دنیای واقعی، بیشتر مورد نظر محققان قرار گرفته است و در زمینه های مختلف خصوصا سیستمهای توصیه‌گر مورد استفاده قرار گرفته است، به عنوان مثال در [۱۵][۳۹] از رویکرد تدریجی به عنوان پایه مدل مبتنی بر اعتماد استفاده شده است.

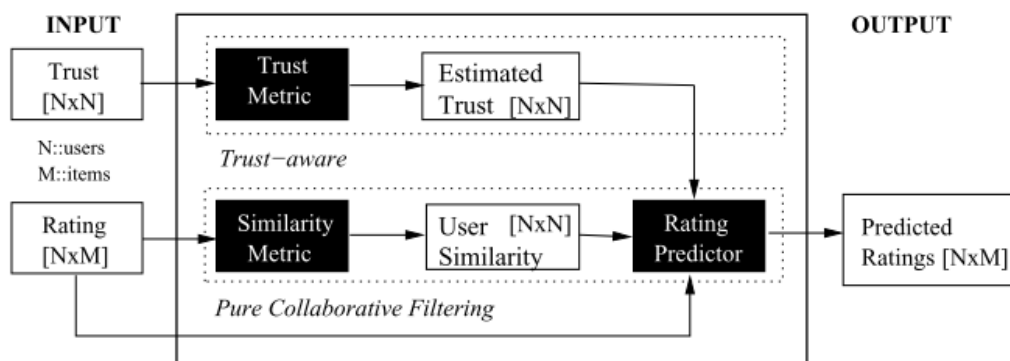
در حالیکه استفاده از مفهوم "اعتماد" به سرعت در حال پیشرفت می‌باشد و کاملاً در تحقیقات جایگاه خود را تبیین نموده است ولی استفاده و مدل سازی بر اساس مفهوم "غیر قابل اعتماد"^{۱۶} هنوز ناشناخته باقی مانده است و تحقیقات خاصی در این زمینه صورت نگرفته است. در مقالات [۶۹]، [۷۰] سعی شده است تا مفهوم "غیر قابل اعتماد" در قالب مدل بیان شوند ولی مدلهایی که تواما هر دو مفهوم را در مدل خود لحاظ نموده باشند بسیار نادر و کمیاب می‌باشند و تنها مدل احتمالی موجود، که هر دو مفهوم را به صورت توام در نظر گرفته است مدل ارائه شده توسط Jøsang می‌باشد [۵۹][۷۱].

۳-۲-۱- مدل MoleTrust

^{۱۵}Point To Point

^{۱۶}Distrust

در میان کارها و تحقیقات صورت گرفته مدل ارائه شده توسط Massa و Avesani محبوب‌ترین مدل موجود در این زمینه می‌باشد [۵۱][۷۲]، [۷۳] و این مدل در یک سیستم توصیه‌گر کاربردی به نام Moleskiing به صورت عملی مورد استفاده قرار گرفته است [۷۴]. مدل مذکور به دلیل محبوبیت، به عنوان پایه و اساس بسیاری از تحقیقات دیگر در نظر گرفته می‌شود. معماری مدل MoleTrust در شکل ۳-۱ نمایش داده شده است.



شکل ۳-۱: معماری مدل MoleTrust ارائه شده توسط Massa

ورودی مدل، ماتریس امتیازات و ماتریس اعتماد میان کاربران و خروجی آن امتیاز پیش-بینی شده برای آیتم‌های مختلف و تمامی کاربران می‌باشد. ماتریس اعتماد، در واقع مجموعه روابط اعتماد میان کاربران سیستم توصیه‌گر می‌باشد. هر عنصر از این ماتریس بیانگر وجود و مقدار رابطه اعتماد میان دو کاربر می‌باشد. ماتریس امتیازات نشان دهنده امتیاز دهی کاربران به آیتم‌های مختلف می‌باشد و هر عنصر آن نشان دهنده امتیاز داده شده توسط یک کاربر به یک آیتم خاص می‌باشد.

روش پیش‌بینی امتیازات در مدل ارائه شده توسط Massa شبیه روش پالایش گروهی می‌باشد با این تفاوت که در روش پالایش گروهی، محاسبه امتیازات بر اساس تشابه کاربران با یکدیگر می‌باشد در حالیکه در مدل مبتنی بر اعتماد، بر اساس وزن اعتماد میان کاربر مقصد و سایر کاربران، امتیاز نهایی مطابق فرمول زیر محاسبه می‌گردد.

$$p_{a,i} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{u=1}^k w_{a,u} (r_{u,i} - \bar{r}_u)}{\sum_{u=1}^k w_{a,u}} \quad (12)$$

که در فرمول فوق $w_{a,u}$ از فرمول زیر محاسبه می‌گردد.

$$w_{a,u} = \frac{d_{\max} - d_{a,u} + 1}{d_{\max}} \quad (13)$$

در فرمول فوق $d_{\max}$ حداکثر مجاز عمق پیمایش^۷ در شبکه اعتماد می‌باشد که توسط مدیر سیستم قابل تنظیم می‌باشد و معمولاً عددی در محدوده ۱ تا ۶ می‌باشد. $d_{a,u}$ فاصله میان کاربر مبدا a تا کاربر توصیه کننده u می‌باشد. در مدل MoleTrust ارائه شده توسط Massa فاصله انتشار اعتماد، در واقع کوتاه‌ترین مسیر موجود میان کاربر هدف و کاربر مورد اعتماد وی در شبکه اعتماد می‌باشد.

با توجه به مکانیزم موجود در مدل Massa، مقدار پارامتر حداکثر عمق قابل پیمایش در شبکه اعتماد، از اهمیت بالایی برخوردار است ولی مکانیزم مشخص و معینی برای تعیین این پارامتر وجود ندارد و مقادیر مختلفی توسط محققان برای این پارامتر پیشنهاد شده است. نکته قابل توجه این است که در صورتیکه مقدار این پارامتر ۱ در نظر گرفته شود ممکن است نظرات ارزشمند کاربرانی که در فواصل دورتری نسبت به کاربر هدف قرار دارند در نظر گرفته نشود و از طرف دیگر در نظر گرفتن مقادیر بزرگ، مانند ۶ برای این پارامتر، باعث افزایش تصاعدی پیچیدگی محاسبات می‌گردد لذا بسته به توپولوژی شبکه، ساختار، تعداد کاربران و روابط میان ایشان باید مقدار مناسبی را برای این پارامتر در نظر گرفت.

۳-۲-۲ مدل TidalTrust

^۷Maximum Allowable Propagation Distance (MPAD)

یکی دیگر از مدل‌های مطرح در زمینه سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد، مدل ارائه شده توسط Golbeck می‌باشد که این مدل تحت نام TidalTrust مطرح گردیده است [۱۵]. در مدل ارائه شده توسط Massa جستجو در عمق شبکه اعتماد میان کاربران صورت می‌گیرد اما در این مدل جستجو در عرض شبکه اعتماد رخ می‌دهد، به عبارت دیگر، کاربران نظر دهنده‌ای که دارای کوتاه‌ترین مسیر با کاربر مبدا در شبکه اعتماد می‌باشند، جستجو می‌گردند و سپس از تجمیع وزنی امتیازات تخصیص داده شده توسط این کاربران به آیت‌م هدف بر اساس مقدار اعتماد میان ایشان و کاربر مبدا، محاسبه پیش‌بینی امتیاز صورت می‌گیرد. در این مدل برای محاسبه میزان اعتماد میان دو کاربر u و v که مستقیماً با یکدیگر ارتباط ندارند، از تجمیع مقادیر اعتماد میان همسایگان مستقیم u و v بر اساس وزن میزان اعتماد میان u و همسایگان مستقیمش استفاده می‌گردد. از آنجائیکه مدل TidalTrust تنها از نظرات کاربرانی که در کوتاه‌ترین فاصله با کاربر مبدا می‌باشند استفاده می‌کند، ممکن است اطلاعات ارزشمندی را که در فواصل دورتر در شبکه اعتماد میان کاربران موجود می‌باشد را مد نظر قرار ندهد که این امر می‌تواند باعث کاهش دقت و همچنین کاهش درصد پوشش این مدل گردد.

۳-۲-۳- مدل دانه سیب^{۸۸}

یکی دیگر از مدل‌های موجود در زمینه انتشار اعتماد و نحوه محاسبه آن مدل دانه سیب می‌باشد [۷۵]. پایه این مدل بر اساس مدل‌های فعالسازی انتشار^{۸۹} می‌باشد. در این مدل، کاربر مبدا u با تزریق انرژی e فعال می‌گردد و سپس این انرژی در گراف میان کاربران بر اساس وزن هر یال انتشار و تقسیم می‌گردد. در این مدل میزان اعتماد به صورت افزایشی در نظر گرفته می‌شود به این معنی که اگر تعدادی مسیر میان دو کاربر وجود داشته باشد که هر مسیر دارای

^{۸۸}Apple Seed

^{۸۹}Spreading Activation Models

میزان اعتماد اندکی باشد در نهایت میزان اعتماد میان آن دو کاربر زیاد و قابل ملاحظه خواهد بود که این اصل در رویکرد سیستمهای توصیه گر مبتنی بر اعتماد قابل لمس و درک نمی‌باشد.

۴-۲-۳- مدل ارائه شده توسط Anderson

مدلی دیگر نیز توسط Anderson و همکارانش ارائه شده است [۱۰] که در آن مجموعه‌ای از محورها و پارامترها برای سیستم توصیه گر مبتنی بر اعتماد مطرح شده است و آنالیزی در خصوص اینکه کدامیک از این پارامترها به صورت همزمان می‌توانند تامین و برآورده گردند صورت می‌گیرد. در این مدل، گراف میان کاربران با تکنیک پیمایش تصادفی پیمایش می‌گردد و نظرات کاربران در قالب دو مقدار +۱ و -۱ در نظر گرفته شده است اما آزمایشاتی برای ارزیابی عملکرد آن توسط مطرح کنندگانش صورت نگرفته است و نمی‌توان مقایسه دقیقی با سایر مدل‌های موجود داشت.

۵-۲-۳- مدل ارائه شده توسط O'Donovan

در تحقیق انجام شده توسط O'Donovan مقوله اعتماد به صورت متفاوتی تعریف و مورد استفاده قرار گرفته است [۷۶]. در این تحقیق، شبکه اجتماعی بر اساس تشابه پروفایل کاربران ایجاد و استخراج می‌گردد نکته لازم به ذکر این است که این شبکه نمی‌تواند اطلاعاتی را که یک شبکه اعتماد تامین می‌کند را تولید کند. در این تحقیق دو سطح برای اعتماد در نظر گرفته شده است که سطح اول اعتماد در سطح پروفایل کاربران می‌باشد که در واقع یک معیار اعتبار سراسری در سطح شبکه کاربران است و سطح دوم اعتماد در سطح آیتم‌ها می‌باشد که در آن یک کاربر بر اساس صحت و قابل اعتماد بودن نظراتش در خصوص آیتم‌های مختلف مورد اعتماد سایر کاربران قرار می‌گیرد و معیاری برای رابطه اعتماد مستقیم میان دو کاربر مطرح نمی‌باشد. از مقادیر اعتماد محاسبه شده، برای فیلتر نمودن کاربران نظر دهنده استفاده

می‌گردد و پیش‌بینی امتیاز نهایی توسط تجمیع وزنی امتیازات این کاربران به آیتم هدف بر اساس ترکیب میزان اعتماد و تشابه انجام می‌پذیرد. در این مکانیزم از توزیع پذیری اعتماد استفاده نشده است و تنها اعتماد مستقیم مد نظر قرار گرفته است و می‌توان گفت این روش، یک روش سیستم توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد نیست.

۳-۲-۶- مدل TrustWalker

یکی دیگر از بهترین و بروزترین تحقیقات انجام شده در زمینه سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد، مدل ارائه شده توسط Jamali از دانشگاه Simon Fraser کانادا می‌باشد. این مدل که تحت نام TrustWalker مطرح شده است [۲۰] یک مدل توصیه‌گر ترکیبی است که از ترکیب شیوه پالایش گروهی مبتنی بر آیتم و مدل‌های مبتنی بر اعتماد ایجاد شده است و سعی در تجمیع مزایای هر دو روش و کاهش نقایص هر کدام به تنهایی دارد.

در این مدل برای پیش‌بینی امتیاز کاربر مبدا u به آیتم هدف i چندین پیمایش تصادفی^{۹۰} که همگی از کاربر مبدا u آغاز خواهند شد در شبکه اعتماد میان کاربران، صورت می‌گیرد که در هریک از آنها سعی می‌شود تا کاربری که دارای امتیاز به آیتم i یا آیتمی شبیه آیتم i می‌باشد یافته شود و نظر او به عنوان نتیجه اجرای یک پیمایش تصادفی بازگردانده شود. چندین پیمایش تصادفی اجرا می‌گردد و از تجمیع نتایج آنها پیش‌بینی امتیاز نهایی کل الگوریتم به آیتم i مشخص خواهد شد.

همان‌طور که پیشتر از این نیز بیان شد یکی از مسائل مهم و اصلی در سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد، حداکثر عمق حرکت در شبکه اعتماد میان کاربران می‌باشد چراکه میان دقت و درصد پوشش رابطه‌ای معکوس وجود دارد به این مضمون که هرچه در شبکه اعتماد پیشروی شود امکان یافتن افرادی که به آیتم مورد نظر امتیاز داده باشند بیشتر خواهد شد که

این مسئله باعث افزایش درصد پوشش می‌گردد ولی در مقابل با دورتر شدن از کاربر مبدا اعتماد به نظرات کاربران نظر دهنده کاهش می‌یابد که این امر می‌تواند باعث کاهش چشمگیر دقت گردد. در این مدل جهت حل مطلب فوق سعی شده است که توازنی میان دقت و درصد پوشش ایجاد گردد به این معنی که نظرات کاربران نزدیک، در خصوص آیتم‌های مشابه آیتم هدف که دارای اعتماد بیشتری نزد کاربر مبدا می‌باشند به نسبت نظر کاربرانی که در فواصل دور قرار دارند ولی دقیقاً به آیتم هدف امتیاز داده‌اند از ارزش و اعتبار بیشتری برخوردار است لذا این امر زمینه ساز ترکیب روش پالایش گروهی مبتنی بر آیتم و مکانیزم مبتنی بر اعتماد گردیده است.

۱-۶-۳- ساختار مدل TrustWalker

در این مدل از پیمایش تصادفی برای حرکت در شبکه اعتماد میان کاربران استفاده شده است که نه تنها نظرات کاربران در خصوص آیتم هدف را مد نظر قرار می‌دهد بلکه نظرات ایشان در خصوص آیتم‌های مشابه را نیز مد نظر قرار می‌دهد. در این روش دو مولفه اصلی وجود دارد که عبارتند از:

- اجرای پیمایش تصادفی بر روی شبکه اعتماد میان کاربران
- انتخاب احتمالی آیتم‌ها بر اساس تشابه آنها با آیتم هدف

بخش اول وظیفه حرکت در میان شبکه اعتماد را بر عهده دارد و بخش دوم توجه خود را به یافتن آیتم‌های مشابه آیتم هدف و امتیازات آنها معطوف می‌دارد تا از حرکت بیش از حد در عمق شبکه جلوگیری شود بنابراین این مدل با در نظر گرفتن کاربران نظر دهنده در فواصل نزدیک باعث بهبود دقت و همچنین با در نظر گرفتن آیتم‌های مشابه آیتم هدف علاوه بر خود آیتم هدف، باعث بهبود درصد پوشش خواهد شد.

در سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر محتوا از مولفه‌ها و خصوصیات آیت‌ها برای محاسبه تشابه استفاده می‌گردد ولی در تکنیک‌های پالایش گروهی مبتنی بر آیت‌ها، تنها اطلاعات موجود در خصوص یک آیت‌ها، امتیازات تخصیص داده شده به آن توسط کاربران مختلف می‌باشد لذا همانند بسیاری از تحقیقات انجام گرفته در این زمینه در این مدل نیز از فرمول پیرسون (فرمول شماره ۴) برای محاسبه تشابه دو آیت‌ها استفاده می‌گردد.

۳-۶-۳- TrustWalker خصوصیات ویژه مدل

این مدل دارای ویژگی‌های خاصی می‌باشد که فهرست وار عبارتند از:

- فراگیری و عمومیت مدل^{۹۱}
- اطمینان به نتایج حاصل^{۹۲}
- تفسیرپذیری و قابل توضیح بودن نتایج^{۹۳}

۱-۳-۶-۳- فراگیری و عمومیت مدل

این مدل به گونه‌ای طراحی شده است که تکنیک پالایش گروهی مبتنی بر آیت‌ها و مدل مبتنی بر اعتماد خالص را به عنوان حالت‌های خاص در درون خود به همراه دارد. اگر برای

Generality

Confidence

Explainability

$$confidence = 1 - \frac{\sigma^2}{\max \sigma^2} \quad (۱۴)$$

در این فرمول σ^2 واریانس و $\max \sigma^2$ حداکثر واریانس نتایج حاصل است و برای نرمال سازی نتایج استفاده شده است. اگر امتیازات در یک محدوده مشخص مانند [۱,۵] باشند و اندازه این محدوده را در قالب متغیر Range تعریف کنیم می توان ثابت نمود که $\max \sigma^2 = \frac{Range^2}{4}$ خواهد بود. علاوه بر آن اگر نتایج حاصل از اجرای پیمایشهای تصادفی یکسان باشد واریانس صفر خواهد بود که در این حالت مقدار اطمینان به نتایج ۱۰۰٪ خواهد بود و اگر مقدار واریانس بسیار بالا باشد مقدار اطمینان به ۰٪ نزدیک خواهد شد.

۳-۳-۶-۲-۳- تفسیرپذیری و قابل توضیح بودن نتایج

مفهوم قابل توضیح بودن نتایج این است که سیستم توصیه گر بتواند توضیح دهد که چگونه امتیازات را پیش بینی کرده است یا به عبارت دیگر، کاربران درک کنند که چرا و چگونه آیتم-های خاصی به ایشان پیشنهاد شده است.

در این مدل برای پیش بینی امتیاز کاربر u به آیتم i ، احتمال اینکه از میان همسایگان مستقیم کاربر u ، کاربر v انتخاب شود محاسبه می گردد و نتایج حاصل از اجرای پیمایشهای تصادفی مختلف، از کاربران متفاوتی حاصل می گردد لذا کاربرانی که که بیشترین نتایج حاصل را تولید می کنند کاربرانی هستند که از احتمال بالاتری برخوردار باشند و در واقع می توان آنها را به عنوان کاربران تاثیرگذار در نتایج سیستم توصیه گر معرفی و تفسیر نمود.

در مقابل آیتم هایی نیز وجود دارند که از احتمال انتخاب بالایی در پیمایشهای تصادفی مختلف برخوردار هستند که آنها را نیز می توان به عنوان آیتم های تاثیر گذار در نتایج تفسیر نمود و در نهایت می توان به کاربران توضیح داد که نتایج و امتیازات ارائه شده به ایشان حاصل

امتیازات و نظرات کاربران تاثیر گذار و مورد اعتماد و همچنین آیت‌های مشابه آیت‌م هدف می‌باشد.

۴-۶-۲-۳- نمایش ماتریسی مدل TrustWalker

مدل TrustWalker را همانند هر مدل مبتنی بر پیمایش تصادفی، می‌توان در قالب ماتریس بیان و محاسبه نمود ولی به دلیل پیچیدگی‌ها و نیازمندی‌های سخت افزاری بسیار بالا (حافظه RAM) برای مجموعه داده‌های بزرگ مانند epinions، قابل اجرا و عملیاتی نمی‌باشد. همچنین در روش ماتریسی نیاز است تا به اطلاعات کل شبکه به صورت یکجا دسترسی داشت در حالیکه در روش پیمایش تصادفی می‌توان به صورت محلی عمل نمود و در هر لحظه تنها به بخشی از اطلاعات شبکه دسترسی داشت.

۵-۶-۲-۳- نتیجه گیری در خصوص مدل TrustWalker

این مدل ترکیبی توانسته است در رقابت با سایر روش‌های گفته شده خصوصا در زمینه حل مشکل کاربران تازه وارد نتایج بسیار مثبت و قابل توجهی ارائه دهد و در خصوص افزایش میزان معیار پوشش و کاهش خطا، با در نظر گرفتن کلیه کاربران نیز گام‌های موثری برداشته است. با توجه به ویژگی‌ها و خصوصیات این مدل ترکیبی و همچنین دسترسی به نتایج آزمایشات صورت گرفته توسط محقق بر روی مجموعه داده epinions و خصوصا انجام آزمایشات مجزا جهت بررسی چگونگی عملکرد مدل ارائه شده برای کاربران تازه وارد این مدل به عنوان پایه و اساس این تحقیق در نظر گرفته شده است.

در فصل آینده جزئیات این مدل و چگونگی عملکرد آن به صورت کامل تشریح و سپس مطالعات و تحقیقات صورت گرفته جهت توسعه و رفع نقایص آن به همراه جزئیات تغییرات مورد نظر برای بهبود عملکرد کلی این مدل به تفصیل بیان خواهد شد.

فصل چهارم

تشریح مدل ترکیبی پیشنهادی و چگونگی توسعه و بهبود مدل پایه

۴- تشریح مدل ترکیبی پیشنهادی و چگونگی توسعه و بهبود مدل

پایه

۴-۱- مقدمه

در این فصل ابتدا به تشریح بخشهای مختلف مدل پایه TrustWalker پرداخته می‌شود و الگوریتم و چگونگی عملکرد آن در پیش‌بینی امتیاز آیتم هدف مورد نظر کاربر مبدا تشریح می‌گردد و سپس مطالب و مفاهیمی که جهت تغییر، توسعه و بهبود عملکرد آن مدنظر قرار گرفته است بیان و تشریح می‌گردند.

۴-۲- تشریح مدل کلی TrustWalker

۴-۲-۱- علائم نشانه گذاری و متغیرهای مدل

به صورت کلی برای کاربران از علائم u, v, w و برای آیتمها از علائم i, j و ... استفاده می شود و متغیر k بیانگر میزان عمق پیشروی در شبکه می باشد و به عبارت دیگر مرحله فعلی پیمایش تصادفی را مشخص می کند همچنین احتمال توقف در گره کاربر u در جستجوی امتیاز آیت i با گذشت k مرحله از آغاز یک پیمایش تصادفی با $\Phi_{u,i,k}$ نمایش داده می شود.

۴-۲-۲- روند یک پیمایش تصادفی در شبکه^{۹۴}

در ذیل روند اجرای یک پیمایش تصادفی با آغاز از کاربر مبدا u_0 در قالب یک الگوریتم بیان می گردد .

۱- آغاز از کاربر u_0 و تعیین $k=0$

۲- انتخاب تصادفی یکی از همسایگان مستقیم u_0 (کاربران مورد اعتماد u_0)

۳- حرکت به گره کاربر انتخاب شده تحت عنوان u و افزایش مقدار k ($k++$)

۴- اگر u در خصوص آیت هدف i دارای نظر و امتیاز باشد پیمایش تصادفی متوقف می شود و نظر کاربر u در خصوص آیت i ($r_{u,i}$) به عنوان جواب بازگردانده می شود.

۵- در صورتیکه کاربر u در خصوص آیت i دارای نظر و امتیاز نباشد دو حالت مختلف در نظر گرفته می شود:

۱-۵- با احتمال $\Phi_{u,i,k}$ پیمایش شبکه متوقف شود و به صورت تصادفی یکی از آیتمهای شبیه آیت i (مانند آیت j) که توسط u به آنها امتیازی داده شده است انتخاب گردد و $r_{u,j}$ به عنوان جواب بازگردانده شود.

۲-۵- با احتمال $1 - \phi_{u,i,k}$ پیمایش شبکه ادامه پیدا کند و یکی از کاربران مورد اعتماد u مانند v به صورت تصادفی انتخاب و این چرخه ادامه پیدا نماید.

۶- با توجه به روند فوق ممکن است حالتی در شبکه وجود داشته باشد که این روند تا بینهایت ادامه پیدا کند که برای جلوگیری از این مطلب و عدم پیشروی بیش از حد در عمق شبکه، حداکثر عمق مجاز با توجه به ایده مطرح شده در [۷۷] مقدار ۶ در نظر گرفته شده است. بنابراین در صورتیکه مقدار متغیر k بزرگتر از ۶ گردد اجرای روند متوقف شده و مقداری بازگردانده نخواهد شد که در پیاده‌سازی انجام شده توسط اینجانب مقدار بازگشتی ۱- در نظر گرفته شده است.

۳-۲-۴- انتخاب تصادفی یک کاربر

در صورتیکه در اجرای روند پیمایش تصادفی شبکه اعتماد، مقرر شد یکی از کاربران مورد اعتماد کاربر u به صورت تصادفی انتخاب گردد، با توجه به این نکته که در مدل TrustWalker مقدار رابطه اعتماد میان کاربران به صورت باینری (وجود یا عدم وجود اعتماد) در نظر گرفته شده است لذا احتمال انتخاب هریک از همسایگان مستقیم کاربر u از رابطه زیر محاسبه می‌گردد.

$$P(S_u = v) = \frac{t_{u,v}}{\sum_{w \in TU_u} t_{u,w}} = \frac{1}{|TU_u|} \quad (۱۵)$$

در این فرمول S_u یک متغیر تصادفی است که بر اساس مقدار آن یکی از همسایگان مستقیم u انتخاب می‌شود. به عنوان مثال، در صورتیکه تعداد همسایگان مستقیم کاربر u ، ۳ باشد در این صورت احتمال انتخاب هر یک از آنها $\frac{1}{3}$ خواهد بود و با توجه به مقدار متغیر S_u می‌توان به صورت توزیع نرمال یکی از آنها را گزینش نمود یا به صورت تصادفی یک عدد صحیح در بازه [۱،۵] تولید و از طریق آن کاربر مورد نظر را انتخاب نمود.

۴-۲-۴- انتخاب یک آیتم مشابه

در روند اجرای الگوریتم اگر مقرر گردد که با احتمال $\phi_{u,i,k}$ در گره کاربر u توقف شود و یکی از آیتمهایی که توسط u به آنها امتیاز داده شده است و شبیه آیت i نیز هستند انتخاب گردد باید معیار تشابهی میان آیتها تعریف گردد و به ازای هر آیت $j \in RI_u$ مجموعه آیتمهایی است که توسط کاربر u به آنها امتیازی تخصیص داده شده است) احتمال انتخابی متناسب با تشابه آن با آیت i تعریف و در نظر گرفته شود. این مسئله در قالب فرمول شماره ۱۶ بیان شده است.

$$P(Y_{u,i} = j) = \frac{Sim(i,j)}{\sum_{l \in RI_u} sim(i,l)} \quad (۱۶)$$

با توجه به توزیع احتمال بیان شده در قالب فرمول فوق، احتمال انتخاب هر یک از آیتمهایی که توسط u به آنها امتیاز داده شده است بستگی به تشابه آنها با آیت هدف i دارد و عددی در بازه $[0,1]$ خواهد بود که مجموع تمامی آنها ۱ خواهد بود. در فرمول فوق $Y_{u,i}$ یک متغیر تصادفی در بازه $[0,1]$ است که بر اساس مقدار آن و متناسب با احتمال انتخاب هر یک از آیتمهای مجموعه RI_u یکی از آیتها برگزیده خواهد شد.

نکته مهم: در روند اجرای الگوریتم لزوماً آیتمی از مجموعه RI_u که دارای بیشترین تشابه با آیت i باشد انتخاب نخواهد شد و کاملاً به صورت تصادفی گزینش انجام می‌شود.

۴-۲-۵- تشابه آیتها

در این مدل برای محاسبه تشابه آیت‌ها با یکدیگر از فرمول پیرسون استفاده شده است که با توجه به علائم و نشانه‌های بکار رفته در مدل TrustWalker یک بار دیگر فرمول پیرسون در قالب فرمول زیر تعریف می‌گردد.

$$corr(i, j) = \frac{\sum_{u \in UC_{i,j}} (r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{u,j} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in UC_{i,j}} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2 \sum_{u \in UC_{i,j}} (r_{u,j} - \bar{r}_u)^2}} \quad (17)$$

مقادیر محاسبه شده از فرمول فوق در بازه $[-1, +1]$ است. مقادیر منفی نشان دهنده این مطلب است که امتیازات تخصیصی به آیت‌های i و j در تضاد با یکدیگر می‌باشد لذا در مدل TrustWalker این آیت‌ها سودمند نیستند و تنها آیت‌هایی که دارای مقادیر مثبت باشند در نظر گرفته می‌شود.

در فرمول فوق $UC_{i,j}$ مجموعه تمام کاربرانی می‌باشد که به صورت مشترک به دو آیت i و j امتیاز داده‌اند و $\bar{r}_u$ میانگین امتیازات کاربر u به آیت‌های مختلف می‌باشد. اندازه مجموعه $UC_{i,j}$ نیز از اهمیت برخوردار است، به عنوان مثال در صورتیکه $corr(i, j) = corr(i, m)$ اما اندازه مجموعه کاربرانی که به صورت مشترک به i و j امتیاز داده‌اند از اندازه مجموعه کاربرانی که به صورت مشترک به i و m امتیاز داده‌اند بزرگتر باشد در این صورت ارتباط correlation میان آیت i و j قویتر خواهد بود که نتیجه، تشابه بیشتر میان i و j به نسبت تشابه میان i و m خواهد بود. با توجه به مطالب فوق تشابه میان دو آیت i و j در قالب فرمول زیر تعریف شده است.

$$sim(i, j) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{|UC_{i,j}|}{2}}} \times corr(i, j) \quad (18)$$

در فرمول فوق از تابع سیگموئید جهت کنترل عدم توجه بیش از حد، به اندازه مجموعه $UC_{i,j}$ و نگه داشتن مقدار تابع تشابه در محدوده $[0, 1]$ استفاده شده است. در صورتیکه اندازه مجموعه $UC_{i,j}$ به اندازه کافی بزرگ باشد در اینصورت مقدار تابع سیگموئید به ۱ همگرا خواهد شد اما برای مجموعه $UC_{i,j}$ کوچک، مقدار تابع سیگموئید ۰٫۶ خواهد بود. مقدار عدد

۲ در مخرج کسر توان e نیز به این جهت است که در صورتیکه اندازه مجموعه $UC_{i,j}$ بزرگتر از ۵ باشد مقدار بازگشتی تابع سیگموید عددی بزرگتر از ۰,۹ گردد.

۴-۲-۶- محاسبه احتمال ماندن در یک گره شبکه اعتماد $(\Phi_{u,i,k})$

در هر کاربر u از شبکه اعتماد به احتمال $\Phi_{u,i,k}$ ، این امکان وجود دارد که پیمایش تصادفی متوقف گردد و یکی از آیتمهایی که توسط کاربر u به آنها امتیاز داده شده است و دارای تشابه با آیتم هدف i باشد در مرحله k از یک پیمایش تصادفی انتخاب گردد. این احتمال باید دارای رابطه‌ای با تشابه آیتمهایی که توسط u به آنها امتیاز داده شده است و آیتم هدف i باشد. با توجه به این مطلب که مقدار تشابه دو آیتم مقداری اعشاری در محدوده $[0,1]$ می‌باشد لذا می‌توان آنرا به عنوان احتمال نیز در نظر گرفت. در مدل TrustWalker حداکثر مقدار تشابه آیتمهایی که توسط u دارای امتیاز هستند با آیتم هدف i ، به عنوان احتمال توقف در گره کاربر u در نظر گرفته شده است و علاوه بر آن با توجه به این نکته که هرچه در عمق شبکه اعتماد حرکت شود امتیازات و نظرات کاربران از صحت و اعتماد کمتری برخوردار خواهد بود بنابراین هرچه که در عمق شبکه حرکت شود احتمال ادامه پیمایش باید کاهش یابد و در نتیجه مقدار احتمال $\Phi_{u,i,k}$ افزایش پیدا کند. برای لحاظ نمودن فاکتور عمق k باید از تابعی کمک گرفته شود که برای مقادیر بالای k خروجی ۱ را بازگشت دهد و برای مقادیر کوچک k مقدار اندکی را به عنوان خروجی بازگرداند که تابع سیگموید به خوبی می‌تواند این نیاز را برطرف نماید. با توجه به مطالب فوق تابع احتمال توقف در مرحله k از پیمایش تصادفی در کاربر u به جستجوی امتیاز آیتم هدف i به صورت زیر تعریف شده است.

$$\Phi_{u,i,k} = \max_{j \in R_{I_u}} sim(i,j) \times \frac{1}{1 + e^{-\frac{k}{2}}} \quad (19)$$

۴-۲-۷- چگونگی انجام پیش‌بینی امتیاز

در مدل TrustWalker در هر پیمایش تصادفی این احتمال وجود دارد که امتیاز تخصیصی توسط کاربران به آیتم هدف i و یا آیتمی شبیه آن به عنوان جواب بازگردانده شود بنابراین پیش‌بینی و تخمین امتیاز کاربر مبدا u به آیتم هدف i از تجمیع امتیازات حاصل از اجرای پیمایشهای تصادفی مختلف خواهد بود. این مطلب را می‌توان در قالب فرمول زیر بیان نمود.

$$\hat{r}_{u,i} = \sum_{\{(v,j) | R_{v,j}\}} P(XY_{u,i} = (v,j)) * r_{v,j} \quad (20)$$

در فرمول فوق $XY_{u,i}$ یک متغیر تصادفی برای تصمیم‌گیری در خصوص توقف پیمایش تصادفی در کاربر v و انتخاب آیتم j از میان آیتمهای امتیاز داده شده توسط v می‌باشد و $P(XY_{u,i} = (v,j))$ در واقع مقدار احتمال توقف در کاربر v و انتخاب آیتم j از میان آیتمهای امتیاز داده شده توسط v در شرایطی می‌باشد که پیمایش تصادفی از کاربر u و به دنبال امتیاز آیتم هدف i آغاز شده است. $R_{v,j}$ نیز یک متغیر بولی است و نشان دهنده این مطلب است که آیا کاربر v دارای امتیاز و نظری برای آیتم j است. با توجه به توضیحات فوق می‌توان فرمول فوق را به صورت زیر تفسیر کرد:

"پیش‌بینی امتیاز کاربر مبدا u به آیتم هدف i به صورت میانگین وزنی (بر اساس احتمال رخداد) امتیازات حاصل از پیمایش های تصادفی موفق خواهد بود که امتیازی را به عنوان جواب بازگردانده اند."

یا به عبارت دیگر:

"پیش‌بینی امتیاز کاربر مبدا u به آیتم هدف i به صورت مجموع حاصل ضرب امتیاز حاصل از یک پیمایش تصادفی موفق در احتمال وقوع و دستیابی به آن امتیاز می‌باشد."

$$P(XY_{u,i} = (v,j)) \text{ محاسبه احتمال چگونگی}$$

با توجه به تعریف و توضیح ارائه شده در بخش قبلی، چگونگی محاسبه مقدار احتمال $P(XY_{u,i} = (v, j))$ از طریق فرمول ترکیبی زیر محاسبه می‌گردد.

$$P(XY_{u,i} = (v, j)) = \begin{cases} P(X_{u,i} = v)\phi_{u,i}P(Y_{v,i} = j) & v \neq u; i \neq j \\ P(X_{u,i} = v) & v \neq u; i = j \\ \phi_{v,i,1}P(Y_{v,i} = j), & v = u; i \neq j \end{cases} \quad (21)$$

همان طور که در فرمول فوق قابل مشاهده است احتمال $P(XY_{u,i} = (v, j))$ از حاصل ضرب سه احتمال $\phi_{u,i,k}$ و $P(Y_{v,i} = j)$ و $P(X_{u,i} = v)$ حاصل می‌گردد که هر کدام از آنها به تفصیل در بخشهای پیشین توضیح داده شده است.

نکته قابل ذکر در فرمول فوق این است که بجای $\phi_{u,i,k}$ از $\phi_{u,i}$ استفاده شده است زیرا تعداد مراحل طی شده تا به گره کاربر v دسترسی پیدا شود مشخص نیست، بنابراین از پارامتر k استفاده نشده است و به عبارت دیگر مقدار $k=1$ فرض شده است. نکته قابل ذکر دیگر این است که نمی‌توان حالتی را متصور بود که در آن $v=u$ و $i=j$ باشد چراکه در این حالت خود کاربر مبدا u برای آیتم هدف i دارای امتیاز است و دیگر اجرای الگوریتم معنا و مفهومی ندارد.

۹-۲-۴- چگونگی محاسبه عملی $\hat{r}_{u,i}$

در پیاده‌سازی مدل TrustWalker نیازی به پیاده‌سازی فرمول شماره ۱۹ و ۲۰ نمی‌باشد و بیان آنها تنها به جهت بیان مطالب تئوریک و ایده نهفته در مدل مد نظر قرار گرفت و برای پیاده‌سازی مدل، کفایت با روشهای آماری و محاسبات عددی، تخمینی از فرمول شماره ۱۹ بدست آورد که با تقریب خطای بسیار ناچیزی، جواب حاصل را می‌توان به عنوان جواب فرمول شماره ۱۹ پذیرفت. در بخشهای آینده بیشتر در این خصوص مطالبی بیان می‌گردد.

نتایج اجرای پیمایش‌های تصادفی شبکه با شروع از کاربر مبدا u و به دنبال یافتن امتیاز آیتم هدف i در واقع جواب فرمول شماره ۱۹ را تخمین می‌زنند و هرچه تعداد پیمایش‌های تصادفی اجرا شده بیشتر باشد دقت بالاتری را به همراه خواهد داشت. نکته قابل تامل این است که چه تعداد پیمایش تصادفی باید اجرا گردد تا دقت مورد نظر را تامین کند. در مدل TrustWalker برای تعیین و حل این مسئله از واریانس کلیه نتایج حاصل از پیمایش‌های تصادفی مختلف استفاده شده است.

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^T (r_i - \bar{r})^2}{T} \quad (22)$$

در این فرمول r_i نتیجه اجرای i مین پیمایش تصادفی است و $\bar{r}$ میانگین پیمایش‌های تصادفی اجرا شده است. T تعداد پیمایش‌های تصادفی اجرا شده است، همچنین σ_i^2 به عنوان واریانس تعداد اولین i پیمایش تصادفی است که اجرا شده است، به عنوان مثال σ_5^2 بیانگر واریانس اولین ۵ پیمایش تصادفی اجرا شده است. با توجه به این مطلب که نتایج در بازه [۱,۵] می‌باشد می‌توان ثابت نمود^{۹۵} که σ^2 به یک مقدار ثابت همگرا خواهد شد بنابراین اجرای مدل TrustWalker را می‌توان با توجه به شرط زیر خاتمه داد.

$$|\sigma_{i+1}^2 - \sigma_i^2| \leq \varepsilon \quad (23)$$

۳-۴- بهبود و توسعه مدل TrustWalker

اثبات این مطلب در پیوست الف ارائه شده است.^{۹۵}

جهت بهبود و توسعه این مدل، تکنیکها، راهکارها و مکانیزمهای مختلف و متفاوتی مورد بررسی و آزمایش قرار گرفت تا بتوان یکی یا تعدادی از حالت‌های زیر را برآورده ساخت:

- میزان خطای RMSE کاهش و درصد پوشش به صورت همزمان افزایش یابد.
- با حفظ میزان خطای RMSE درصد پوشش افزایش یابد.
- با حفظ درصد پوشش میزان خطای RMSE کاهش یابد.
- درصد پوشش برای کاربران تازه وارد افزایش یابد.
- میزان خطای RMSE برای کاربران تازه وارد کاهش یابد.

در ادامه تکنیکها و متدهای مورد استفاده جهت بهبود و توسعه این مدل بیان می‌گردند و در فصل آینده نتایج حاصل از پیاده‌سازی و آزمایش هر یک از آنها با نتایج مدل پایه مورد مقایسه، ارزیابی و بحث و بررسی قرار می‌گیرد.

۱-۳-۴- استفاده از فرمول jaccard جهت محاسبه تشابه آیتمها

ضریب تشابه Jaccard که اولین بار توسط Paul Jaccard مطرح گردید [۷۸]، [۷۹] معیاری جهت مقایسه تشابه و تفاوت مجموعه داده‌ها است و به صورت تقسیم اندازه مجموعه اشتراک دو مجموعه داده مانند A و B بر اندازه مجموعه اجتماع همان دو مجموعه مطابق فرمول زیر محاسبه می‌گردد.

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (24)$$

همچنین برای اندازه گیری تفاوت و عدم تشابه دو مجموعه داده، فاصله Jaccard به صورت مکمل ضریب جاکارد تعریف و به صورت زیر بیان می‌گردد.

$$J_{\sigma}(A, B) = 1 - J(A, B) = \frac{|A \cup B| - |A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (25)$$

با توجه به توضیحات بالا، ضریب تشابه جاکارد را می‌توان جهت محاسبه تشابه آیتم‌ها در یک سیستم توصیه‌گر و به جای فرمول پیرسون مورد استفاده قرارداد و نتایج حاصل از آنرا مورد ارزیابی و تجزیه و تحلیل قرار داد. فرمول جاکارد به صورت زیر جهت تشابه دو آیتم i و j تعریف می‌گردد.

$$J(i, j) = \frac{|UC_{i,j}|}{|UC_i| + |UC_j|} \quad (26)$$

در فرمول فوق $UC_{i,j}$ مجموعه کاربرانی هستند که به صورت مشترک هم به آیتم i و هم به آیتم j امتیاز داده‌اند و UC_i مجموعه کاربرانی هستند که تنها به آیتم i امتیاز داده‌اند و UC_j مجموعه کاربرانی هستند که تنها به آیتم j امتیازی تخصیص داده‌اند.

۲-۳-۴- حذف میانگین از فرمول پیرسون

یکی دیگر از مواردی که مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد حذف میانگین از فرمول پیرسون است زیرا با توجه به این مطلب که امتیازات آیتمهای مختلف و به تبع آن میانگین آنها نیز در یک محدوده مشخص [۱,۵] قرار دارد، حذف میانگین، می‌تواند باعث بهبود سرعت و در برخی موارد باعث افزایش دقت و کاهش خطا نیز گردد [۸۰]. فرمول تغییر یافته پیرسون جهت محاسبه ارتباط میان دو آیتم i و j در زیر بیان می‌گردد.

$$modified_corr(i, j) = \frac{\sum_{u \in UC_{i,j}} (r_{u,i})(r_{u,j})}{\sqrt{\sum_{u \in UC_{i,j}} (r_{u,i})^2 \sum_{u \in UC_{i,j}} (r_{u,j})^2}} \quad (27)$$

۴-۳-۳- استفاده از تکنیک مبتنی بر آیتم خالص^{۹۶}

یکی دیگر از رویکردهایی که در محاسبه تشابه میان دو آیتم مطرح می‌باشد استفاده از تکنیک مبتنی بر آیتم خالص می‌باشد [۲۲]. در این حالت تغییری در فرمول پیرسون بکار رفته در مدل TrustWalker رخ می‌دهد و به جای میانگین امتیازات کاربر $u \in UC_{i,j}$ که در فرمول شماره ۱۶ مطرح گردیده است میانگین کل امتیازات آیتمهای i و j در سطح کلیه کاربران، مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$pure_corr(i,j) = \frac{\sum_{u \in UC_{i,j}} (r_{u,i} - \bar{r}_i)(r_{u,j} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in UC_{i,j}} (r_{u,i} - \bar{r}_i)^2 \sum_{u \in UC_{i,j}} (r_{u,j} - \bar{r}_j)^2}} \quad (28)$$

در فرمول فوق $\bar{r}_i$ و $\bar{r}_j$ میانگین کل امتیازات تخصیص داده شده به آیتمهای i و j توسط کاربران نظر دهنده به آنها می‌باشد.

۴-۳-۴- تعدیل و تفسیر نظرات کاربران^{۹۷}

در اکثر سیستمهای توصیه‌گر موجود، فرض بر این است که افراد و کاربران نظر دهنده دارای یک تفسیر مشترک و یکسان از محدوده امتیازات می‌باشند و در واقع تفسیر دو کاربر مختلف از یک امتیاز واحد، به عنوان مثال امتیاز ۳ یکسان است و در ذهن هر دو کاربر مفهوم "متوسط" را تداعی می‌کند. بنابراین دو کاربر که برای یک آیتم، امتیازات متفاوتی را در نظر

^{۹۶}Pure Item-Based

^{۹۷}Interpret

گرفته‌اند دارای تفاوت عقیده می‌باشند در حالیکه در دنیای واقعی چنین نیست و لزوماً تعریف میزان رضایتمندی یا عدم رضایت از یک موضوع یا یک محصول خاص در ذهن کاربران مختلف یکسان نیست و هر شخص با توجه به ذهنیات و درک خود، واژه‌ها و درجه بندی‌های سنجش محصولات را برای خود تعریف می‌نماید، بنابراین در دیدگاه یک کاربر امتیاز ۴ به یک آیتم، بیانگر مفهوم "بسیار خوب" است در حالیکه در دیدگاه کاربر دیگر همین امتیاز ممکن است مفهوم "متوسط" را نشان دهد.

با توجه به مفاهیم و مطالب فوق به نظر می‌رسد باید یک مکانیزم دیگر نیز به یک سیستم توصیه‌گر اضافه گردد تا به کمک آن بتواند امتیازات دریافت شده از افراد و کاربران نظر دهنده را تعدیل و در یک تعریف واحد از امتیازات تفسیر نماید [۸۱].

این ایده قبلاً تنها در سیستمهای مدیریت اعتماد بکار برده شده است و به صورت فاصله معنایی میان یک امتیاز پیش‌بینی شده و نظر شخصی یک فرد بکار گرفته شده است [۶۴]. بکار بردن مفهوم تفسیر و تعدیل نظرات کاربران در سیستمهای توصیه‌گر باعث بهبود و افزایش دقت نتایج پیش‌بینی و مطابقت بیشتر با میل کاربر مبدا خواهد بود. برای نشان دادن این مطلب مثالی بر روی مجموعه داده movielens^{۱۱} می‌گردد. در این مجموعه داده دو کاربر فرضی u_1 و u_2 در نظر گرفته می‌شود و با کنترل پروفایل هریک از آنها مشخص می‌شود که کاربر u_1 به ۱۳۵ آیتم و کاربر u_2 به ۹۴ آیتم امتیاز داده است که از این تعداد، ۲۲ آیتم به صورت مشترک توسط هر دو کاربر دارای امتیاز می‌باشند. به جهت سادگی فرض می‌شود که بهترین همسایه کاربر u_1 برای ارائه پیشنهاد به وی کاربر u_2 می‌باشد و برای تعیین امتیاز آیتم‌های موجود در مجموعه مورد ارزیابی کاربر u_1 ، از نظرات موجود در پروفایل کاربر u_2 استفاده می‌گردد.

با فرض این مطلب که اندازه مجموعه تست کاربر u_1 دارای ۵۰ آیتم است اولین نکته قابل ملاحظه این است که تنها تعداد ۱۸ عدد از آیتم‌های مجموعه تست، درون پروفایل کاربر u_2

<http://www.grouplens.org>

دارای مقدار می‌باشند بنابراین می‌توان تنها امتیاز ۱۸ آیتم از مجموعه تست را پیش‌بینی کرد. علاوه بر آن امتیاز ۵ کاربر u_1 ممکن است برابر امتیاز ۴ کاربر u_2 باشد و یا امتیاز ۲ کاربر u_1 معادل امتیاز ۱ کاربر u_2 باشد بنابراین بدون در نظر گرفتن تفسیر نظرات یکدیگر، میزان خطای موجود در نتایج حاصل بسیار زیاد خواهد بود.

برای نشان دادن تفاوت نظرات این دو کاربر می‌توان از یک ماتریس دو بعدی که در جدول شماره ۱-۴ نشان داده شده است استفاده نمود. هر سلول در این ماتریس، نشان دهنده تعداد یک امتیاز خاص می‌باشد که توسط دو کاربر تخصیص داده شده است به عنوان مثال عنصر سطر سوم و ستون چهارم که دارای مقدار ۳ است نشان دهنده این مطلب است که در خصوص ۳ آیتم، کاربر u_1 امتیاز ۳ را در نظر گرفته است اما در خصوص همان ۳ آیتم کاربر u_2 امتیاز ۴ را در نظر گرفته است.

جدول ۱-۴: ماتریس پراکندگی نحوه امتیازدهی دو کاربر u_1 و u_2

کاربر	تعداد امتیازات u_2					
	امتیاز	1	2	3	4	5
u_1	1	0	0	0	0	0
	2	0	0	0	2	0
	3	0	0	0	3	3
	4	0	0	0	3	1
	5	0	0	1	6	3

این جدول را می‌توان به یک جدول 5×3 ، مطابق جدول شماره ۲-۴ تبدیل نمود که نشان دهنده تجارب کاربر u_1 در مواجهه با نظرات کاربر u_2 می‌باشد و همچنین با توجه به این جدول، کاربر u_1 این توانایی را پیدا می‌کند که چگونه نظرات کاربر u_2 را مطابق با نظرات خویش تفسیر و تعدیل نماید.

جدول ۲-۴: تفسیر نظرات کاربر u_2

تفسیر امتیازات u_2	بالاتر	برابر	کمتر	امتیازات
1.00	0	0	0	1

2	0	0	0	2.00
3	0	0	1	4.00
4	5	3	6	4.07
5	4	3	0	4.43

تعدیل و تفسیر نظرات یک کاربر، از طریق محاسبه میانگین وزنی تجارب حاصل از نظرات وی می‌باشد به عنوان مثال زمانی که کاربر u_1 امتیاز ۵ را در خصوص یک آیت از کاربر u_2 دریافت می‌کند با توجه به تجارب گذشته می‌داند که در ۷ موردی که از کاربر u_2 امتیاز ۵ را دریافت نموده است در ۴ مورد آن نظر خودش اندکی کمتر از ۵ بوده است در نتیجه کاربر u_1 امتیاز ۵ کاربر u_2 را به ۴,۴۳ تفسیر می‌نماید که این امر در جدول فوق قابل مشاهده می‌باشد. مطالب فوق را در قالب فرمول زیر می‌توان بیان نمود:

$$Interpret(r) = \frac{((r-1) \times lower_r) + (r \times same_r) + ((r+1) \times higher_r)}{lower_r + same_r + higher_r} \quad (29)$$

برای امتیاز بیان شده توسط یک کاربر که سوابق تاریخی از سایر نظرات وی در دست نیست، تفسیر و تعدیل نظر وی معادل همان امتیاز خواهد بود. تحقیقات گذشته در این خصوص نشان داده است که بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات افراد، می‌تواند باعث بهبود چشمگیر دقت و کاهش خطا گردد [۸۱].

به جهت بهبود دقت و کاهش خطای مدل توسعه یافته TrustWalker نیز، سعی شده است تا مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران بکار گرفته شود و در پیاده سازی مدل جدید این امر صورت پذیرد که در فصل آینده نتیجه آزمایشات انجام پذیرفته و نتایج حاصل از آن ارائه می‌گردد.

۵-۳-۴- محاسبه دقیق مقدار اعتماد یا امتیاز رابطه میان دو کاربر

در مدل TrustWalker مقدار رابطه اعتماد میان کاربران به صورت مقدار ۱ یا ۰ در نظر گرفته شده است که مقدار ۱ بیانگر وجود اعتماد و مقدار ۰ نشان دهنده عدم وجود اعتماد میان دو کاربر می باشد و با توجه به این مطلب که پیمایش شبکه و انتخاب تصادفی کاربران بر اساس مقدار رابطه اعتماد میان ایشان صورت می گیرد لذا در صورتیکه بتوان مقدار دقیق اعتماد را به صورت اعشاری و بر اساس یک فرمول مشخص محاسبه نمود می توان دقت کلی مدل را افزایش داد. با در نظر گرفتن این مطلب، کاربرانی که از مقدار اعتماد بالاتری برخوردار باشند دارای احتمال بیشتری برای انتخاب در پیمایش تصادفی شبکه می باشند بنابراین نظرات ایشان می تواند تاثیر بیشتری بر روی نتایج کلی داشته باشد. محاسبه مقدار اعتماد میان دو کاربر به صورت اعشاری و در محدوده [۰,۱] با تفسیر دنیای واقعی رابطه اعتماد نیز رابطه معنایی مستقیمی دارد چرا که در دنیای واقعی نیز رابطه اعتماد میان افراد به صورت مطلق نیست، بلکه به صورت فازی و در یک محدوده بیان می گردد و اعتماد افراد به یکدیگر به صورت نسبی مطرح می شود.

با توجه به مطالب فوق و براساس نظرات پیشین دو کاربر در خصوص آیتم های مشترک، می توان اختلاف امتیازات ایشان در خصوص آیتم های مشترک را اساس محاسبه اعتماد میان این دو کاربر در نظر گرفت. مطابق فرمولهای شماره ۲ و ۳ بیان شده در [۸۱] و با توجه به مطلب فوق می توان برای محاسبه اعتماد میان دو کاربر u و v از فرمول زیر کمک گرفت.

$$Trust(u, v) = \frac{\sum_{i \in UC_{u,v}} 1 - \frac{|r_{iu} - r_{iv}|}{5}}{|UC_{u,v}|} \quad (30)$$

در فرمول فوق $UC_{u,v}$ مجموعه آیتم هایی می باشد که مشترکاً توسط دو کاربر u و v امتیاز داده شده اند و هر دو کاربر در خصوص این آیتم ها دارای نظر می باشند. r_{iu} و r_{iv} به ترتیب امتیاز کاربر u به آیتم i و امتیاز کاربر v به آیتم i می باشد. عدد ۵ در مخرج کسر موجود نیز به دلیل محدوده امتیازات [۱,۵] می باشد.

با توجه به فرمول شماره ۳۰، این نکته قابل ذکر است که هرچه اختلاف نظر دو کاربر در خصوص آیت‌های مشترک کمتر باشد باعث افزایش خطی میزان اعتماد میان ایشان و هرچه این اختلاف بیشتر باشد باعث کاهش خطی میزان اعتماد میان ایشان می‌گردد.

در این تحقیق به جهت سادگی از فرمول فوق برای محاسبه اعتماد میان کاربران استفاده شده است در حالیکه می‌توان از فرمول‌های غیر خطی که روند تغییر میزان اعتماد را، نسبت به میزان اختلاف امتیازات دو کاربر به یک آیت خاص را با دقت بالاتری نشان می‌دهند بهره جست یا می‌توان با توجه به سوابق نظرات کاربران، از الگوریتم‌های یادگیرنده برای محاسبه و پیش‌بینی میزان اعتماد دو کاربر به یکدیگر استفاده نمود.

نکته قابل ذکر این است که در این فرمول از تشابه امتیازات و نظرات کاربران در خصوص آیت‌های مشترک، میزان اعتماد محاسبه می‌گردد در حالیکه در دنیای واقعی، ممکن است میزان اعتماد میان افراد رابطه خاصی به نظرات مشترک ایشان نداشته باشد. این فرمول برای مجموعه داده‌هایی همانند movielens که کاربران آن حداقل به ۲۰ فیلم امتیاز داده‌اند و دارای سوابق تاریخی مناسبی می‌باشند به صورت قابل قبولی عمل می‌نماید اما برای انجام آزمایشات با مجموعه داده epinions که دارای نقص و کمبود اطلاعات بسیار بالا می‌باشد و همچنین اهمیت عدم حذف رابطه اعتماد میان کاربران که به صراحت توسط ایشان بیان شده است، تنها برای تعیین میزان دقیق رابطه اعتماد میان ایشان و بر اساس تشابه نظرات، از فرمول فوق استفاده شده است.

۶-۳-۴- محاسبه ترکیبی امتیاز رابطه میان کاربران

سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد، با در نظر گرفتن رابطه اعتماد، این امکان را برای کاربران خود فراهم کرده اند که بتوانند لیست همسایگان مد نظر خود را راسا انتخاب نمایند اما در مقابل، درصد قابل ملاحظه‌ای از کاربرانی وجود دارد که به آیت‌های بسیاری امتیاز داده اند و می‌توانند منابع مفید اطلاعاتی باشند اما به دلیل عدم انتخاب همسایگان خویش و عدم اتصال

به شبکه اعتماد، سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد قادر نخواهند بود توصیه و پیشنهادی به ایشان ارائه نمایند لذا برای حل این مسئله می‌توان از تکنیکهای ترکیبی، همانند ترکیب تکنیک پالایش گروهی مبتنی بر کاربر [۸۲] و تکنیکهای مبتنی بر اعتماد بهره جست که این ترکیب نهایتاً به بهبود درصد پوشش منتج خواهد شد.

روش پالایش گروهی مبتنی بر کاربر بر اساس تشابه نظرات کاربران با یکدیگر استوار است که در این تحقیق برای محاسبه آن از فرمول پیرسون (فرمول شماره ۱) استفاده شده است. ارتباط میان مقوله اعتماد و تشابه کاربران اولین بار در [۸۳]، [۸۴] مطرح شده است اما در [۴] نویسنده، ۵ استراتژی مختلف، برای محاسبه امتیاز رابطه میان دو کاربر u و v را بر اساس ترکیبهای مختلف تکنیکهای مبتنی بر تشابه کاربران و مبتنی بر اعتماد بیان می‌نماید که در ادامه به توضیح آنها پرداخته می‌شود.

- وزن دار^۹ در این حالت ترکیب تشابه کاربران و اعتماد میان ایشان بر اساس یک وزن از پیش تعریف شده محاسبه می‌گردد .

$$score(u, v) = \alpha \times sim(u, v) + (1 - \alpha) \times trust(u, v) \quad (31)$$

- مخلوط^{۱۰} در این حالت ترکیب مورد نظر با در نظر گرفتن ماکزیمم تشابه میان کاربران و اعتماد میان ایشان در نظر گرفته می‌شود .

$$score(u, v) = \max(sim(u, v), trust(u, v)) \quad (32)$$

- احتمالی^{۱۱} این استراتژی همسایگانی را که هم مشابه کاربر مبدا و هم مورد اعتماد وی باشند را به نسبت همسایگانی که تنها مشابه یا تنها مورد اعتماد کاربر مبدا می‌باشند را ترجیح و در اولویت قرار می‌دهد.

^۹Weighted

^{۱۰}Mixed

$$score(u, v) = 1 - (1 - sim(u, v)) \times (1 - trust(u, v)) \quad (33)$$

- جابجایی^{۱:۲} در این رویکرد سیستم توصیه‌گر یکی از دو روش موجود را انتخاب می‌نماید و تنها در صورتیکه دقت روش انتخاب شده قابل قبول نباشد از روش دوم استفاده می‌نماید.

$$score(u, v) = \begin{cases} sim(u, v) & sim \neq null \\ trust(u, v) & sim = null \end{cases} \quad (34)$$

- آبشاری^{۱:۳} در این روش کاربری که مورد گزینش قرار می‌گیرد باید هم مورد اعتماد کاربر مبدا و هم دارای تشابه پروفایلی با وی باشد به عبارت دیگر رویکرد اول، کاربران مورد اعتماد را می‌یابد و سپس رویکرد دوم در این مجموعه، کاربران مشابه را جستجو می‌نماید.

$$score(u, v) = \begin{cases} trust(u, v) & sim(u, v) > 0 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (35)$$

نکته قابل ذکر در خصوص دو استراتژی آخر این است که ترتیب انتخاب هر یک از دو روش موجود به عنوان روش مبنا، بر روی نتایج تاثیر مستقیم دارد لذا در صورت انتخاب هر یک از این دو استراتژی، باید هر دو حالت متصور را مورد ارزیابی و آزمایش قرار داد. نکته مهم دیگر این است که برای ترکیب هر دو روش مبتنی بر تشابه کاربران و مبتنی بر اعتماد باید مقادیر آنها در محدوده $[0, 1]$ باشند که این امر مستلزم نرمال سازی مقادیر حاصل از محاسبه تشابه کاربران با یکدیگر می باشد چرا که این مقادیر در محدوده $[-1, +1]$ می‌باشند.

^۱Probabilistic

^۲Switching

^۳Cascade

نتایج تحقیق صورت گرفته در [۱۹] نشان دهنده این مطلب است که اکثر استراتژی‌های مطرح شده جهت ترکیب دو روش مبتنی بر تشابه کاربران و مبتنی بر اعتماد، باعث بهبود چشمگیر معیار درصد پوشش و کاهش خطای مطلق میانگین می‌گردند. در این میان، روش آبخاری به دلیل حذف اکثر کاربران باعث کاهش معیار درصد پوشش می‌گردد اما در مقابل روش وزن دار و مخلوط به نسبت سایر روشهای ترکیب از نتایج بهتری برخوردار هستند که به همین دلیل در این تحقیق برای بهبود مدل TrustWalker این دو استراتژی مد نظر قرار گرفته است و نتایج حاصل از اعمال و بکارگیری آنها در فصل آینده مورد بحث و ارزیابی قرار می‌گیرد.

فصل پنجم

تشریح روند انجام آزمایشات و نتایج حاصل

۵- تشریح روند انجام آزمایشات و نتایج حاصل

۱-۵- مقدمه

در بخشهای ابتدایی این فصل به معرفی مجموعه داده‌های مورد استفاده و چگونگی جمع آوری، آماده‌سازی و پالایش داده‌های مورد نیاز برای انجام آزمایشات پرداخته می‌شود و در ادامه چگونگی پیاده‌سازی مدل بهبود یافته به همراه پاره‌ای از نیازمندیهای نرم افزاری و سخت

افزایی مورد نیاز آن تشریح می‌گردد. در بخشهای انتهایی این فصل نیز نتایج حاصل از بررسی و آزمایش مواردی که در فصل قبل جهت بهبود و توسعه مدل TrustWalker بیان گردید ارائه می‌گردد و این نتایج مورد ارزیابی، تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرند و دستیابی به اهداف بیان شده برای تحقیق مورد مطالعه قرار خواهد گرفت.

۵-۲- معرفی مجموعه داده epinions

در زمینه سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد مجموعه داده‌هایی که در آنها، رابطه اعتماد میان کاربران به صراحت بیان شده باشد به وفور در دسترس نمی‌باشد و تنها تعداد اندکی مجموعه داده با شرایط گفته شده در اختیار می‌باشد.

یکی از مجموعه داده‌هایی که در این تحقیق مورد استفاده و بررسی قرار گرفته است مجموعه داده سایت Epinions می‌باشد. این سایت یکی از بزرگترین سایتهای موجود در زمینه بررسی و به اشتراک گذاری نظرات مشتریان، کاربران و استفاده کنندگان محصولات و تجهیزات خانگی در طبقه‌بندیهای مختلفی همچون وسایل خانگی، وسایل الکترونیکی، محصولات سمعی و بصری، رایانه و ... می‌باشد.



شکل ۵-۱: بستر صفحه اصلی سایت epinions [۸۵]

<http://www.epinions.com>

در این سایت کاربران، نظرات خود در خصوص یک محصول خاص را بیان می‌کنند و آنرا با سایر کاربران به اشتراک می‌گذارند و به هر محصول یا آیتم امتیازی در بازه [۱,۵] تخصیص می‌دهند، همچنین این امکان وجود دارد که هر فرد سایر افراد نظر دهنده‌ای را که نظرات ایشان در خصوص آیتم‌ها و محصولات مختلف با سلايق و عقاید خویش تطابق بیشتری دارد و نظرات ایشان برای وی جذاب می‌باشد را به عنوان کاربران مورد اعتماد خود تعریف نماید. در واقع در این سایت هر کاربر، خود همسایگان مورد اعتماد خود را انتخاب می‌کند و به این ترتیب شبکه اعتماد میان کاربران شکل می‌گیرد. اخیراً امکان ایجاد یک لیست سیاه از کاربرانی که نظرات آنها مورد تایید یک کاربر نمی‌باشد و به عبارت دیگر مورد اعتماد وی نمی‌باشند نیز توسط این سایت تامین شده است که این امر می‌تواند زمینه ساز و عامل پیشرفت تحقیقات در خصوص تاثیر مفهوم "عدم اعتماد" بر سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد خواهد بود.

نسخه‌ها و مجموعه داده‌های گوناگونی^۵ از اطلاعات سایت epinions در سالهای مختلف منتشر و در اختیار محققان قرار گرفته است. در هریک از این نسخه‌ها نیز اطلاعات گوناگونی همچون اطلاعات کاربران، محصولات و آیتم‌ها، طبقه بندی محصولات، نظرات و سوابق کاربران و همچنین اطلاعات شبکه اعتماد میان کاربران در اختیار می‌باشد که می‌توانند در روند انجام تحقیقات در زمینه روشها و تکنیکهای مختلف مورد استفاده در سیستمهای توصیه‌گر مورد بهره برداری قرار گیرند.

از میان نسخه‌های گوناگون و مختلف موجود از مجموعه داده epinions، در این تحقیق مجموعه داده ارائه شده توسط دانشگاه واشنگتن^۶ که در ارزیابی نتایج مدل TrustWalker توسط محققین آن مورد استفاده قرار گرفته است بکار گرفته شده است تا بتوان نتایج حاصل از مدل توسعه یافته را با مدل پایه TrustWalker مقایسه و مورد ارزیابی قرار داد.

http://www.trustlet.org/wiki/Epinions_datasets

<http://alchemy.cs.washington.edu/data/epinions/>

این مجموعه داده شامل ۷۵۸۸۸ کاربر می‌باشد که نظرات خود در خصوص ۱۰۴۹۹۲ محصول و آیتم مختلف را در قالب ۶۸۱۱۹۱ نظر بیان نموده‌اند. آیتمهای مختلف در ۲۰۰ گروه مختلف طبقه بندی شده‌اند همچنین ارتباط میان کاربران در قالب ۵۰۸۹۶۰ رکورد که بیانگر وجود رابطه اعتماد میان کاربران می‌باشد بیان شده است که شبکه اعتماد را تشکیل می‌دهند. نکته قابل توجه این است که علاوه بر امتیاز کاربران به آیتمهای مختلف امتیاز تخصیص داده شده توسط هر کاربر به نظرات سایر کاربران نیز در این مجموعه داده در دسترس می‌باشد که می‌تواند به عنوان یک معیار فرعی، علاوه بر وجود رابطه اعتماد میان دو کاربر، برای سنجش اندازه رابطه میان دو کاربر و ایجاد مدل‌های ترکیبی برای گزینش کاربران و حرکت در شبکه اعتماد مد نظر قرار گیرد.

از میان ۶۸۱۱۹۱ رکورد موجود در خصوص نظرات کاربران درباره آیتمهای مختلف، تعداد ۹۵۵۰۲ رکورد فاقد امتیاز می‌باشد که طبیعتاً در آزمایشات مورد نظر قرار نمی‌گیرد و تعداد ۵۸۵۶۸۹ رکورد به عنوان اطلاعات قابل قبول در نظر گرفته می‌شود. با توجه به اینکه امتیازات مختلف یک کاربر به یک آیتم خاص در زمانهای متفاوت، در این مجموعه داده قابل مشاهده است لذا در صورتیکه معیار زمان در آزمایشات در نظر گرفته نشود و تنها آخرین امتیاز هر کاربر به یک آیتم خاص مد نظر قرار گیرد، تعداد نظرات موجود به ۵۷۳۹۳۱ رکورد کاهش خواهد یافت.

در این تحقیق کاربرانی که به کمتر از ۵ آیتم امتیاز داده‌اند همانند [۲۰][۳۹] کاربران تازه وارد در نظر گرفته شده است که با این فرض در این مجموعه داده تعداد ۲۴۳۱۵ کاربر تازه وارد وجود دارد که تقریباً ۳۲٪ کل کاربران را تشکیل می‌دهند. در میان این کاربران تعداد ۸۲۰۶ نفر، هنوز افراد مورد اعتماد خود را نیافته و به شبکه اعتماد میان کاربران ملحق نشده‌اند که در نتیجه مدل پایه و مدل توسعه یافته نمی‌توانند نسبت به پیش‌بینی امتیاز یا ارائه پیشنهادی به ایشان اقدام نمایند. این دسته در حدود ۱۰/۸٪ کل کاربران را تشکیل می‌دهند. با

توجه به نکته اخیر ۱۳۹۷۵ زوج <آیتم، کاربر> مربوط به کاربران تازه وارد در این مجموعه داده وجود دارد که مدل مورد نظر نمی‌تواند پاسخی به آنها ارائه کند.

به صورت کلی‌تر در میان کل کاربران تعداد ۱۵۵۴۳ نفر وجود دارد که دارای همسایگان مورد اعتماد خود نیستند یا با کاربران دیگر هنوز ارتباطی برقرار نکرده‌اند که بر اساس این مطلب تعداد ۴۳۵۲۶ زوج <آیتم، کاربر> مربوط به این کاربران که ۷/۵۸٪ کل نظرات را تشکیل می‌دهند توسط مدل پوشش داده نخواهد شد.

با توجه به کلیه نکات و مطالب فوق، مجموعه داده مورد ارزیابی، بدون در نظر گرفتن پارامتر تاریخ و زمان ارائه امتیاز و همچنین در نظر گرفتن آخرین نظر هر فرد در مورد یک آیتم خاص، برای همه کاربران، دارای تعداد ۵۷۳۹۳۱ رکورد و برای کاربران تازه وارد دارای ۳۳۱۷۳ رکورد می‌باشد.

۲-۵- آماده سازی و نحوه پالایش داده‌ها

مجموعه داده معرفی شده در شکل ابتدایی خود شامل ۷۵۸۸۸ فایل متنی در مورد نظرات هر یک از کاربران و ۷۵۸۸۸ فایل متنی در خصوص افراد مورد اعتماد و همسایگان هر یک از کاربران می‌باشد. برای یکپارچه سازی کلیه فایل‌های متنی، پایگاه داده واحدی در SQL Server 2010 تحت نام epinions ایجاد گردید و سپس مراحل زیر جهت آماده سازی، پالایش و استخراج اطلاعات مورد نیاز برای انجام آزمایشات برنامه ریزی و اجرا گردید.



- ایجاد یک جدول به نام reviews برای نگهداری نظرات کاربران به فرمت زیر:

جدول ۵-۱: ساختار جدول reviews

نام فیلد	توضیحات
user	نام کاربر
date	تاریخ
rev_title	موضوع
item	آیتم / محصول

itm_group	گروه آیتم / محصول
itm_ratings	امتیاز آیتم
rev_ratings	امتیاز نظر

✓ درج اطلاعات کلیه فایل‌های متنی نظرات کاربران در جدول reviews

✓ حذف ردیف‌های کاملاً مشابه از جدول reviews

✓ استاندارد سازی فرمت نمایش تاریخ در فیلد date جدول reviews

✓ جایگذاری نام هر آیتم در فیلد item با کد معادل آن

✓ حذف ردیف‌هایی که دارای مقدار امتیاز نامعتبر می‌باشند

✓ جایگزینی نام هر کاربر در فیلد user با کد معادل آن

▪ ایجاد دو جدول users و items جهت نگهداری اطلاعات کاربران و آیتم‌های

استخراج شده از جدول reviews

▪ ایجاد یک جدول به نام WOT برای نگهداری اطلاعات شبکه اعتماد میان کاربران

به فرمت زیر:

جدول ۵-۲: ساختار جدول WOT

نام فیلد	توضیحات
user_id	کد کاربر مبدا
tuser_id	کد کاربر مورد اعتماد
date	تاریخ

✓ درج کلیه اطلاعات فایل‌های متنی موجود در خصوص روابط اعتماد میان

کاربران در جدول WOT

✓ حذف ردیف‌های کاملاً مشابه از جدول WOT

✓ مرتب سازی جدول WOT بر اساس فیلد های user_id ، tuser_id و

date و ذخیره سازی مجدد آن

- ایجاد جدول cold_start_users و استخراج نظرات مربوط به کاربران تازه وارد از جدول reviews و درج آنها در این جدول جهت انجام آزمایشات مستقل در خصوص مشکلات و نکات مرتبط با کاربران تازه وارد مطابق فرمت زیر:

جدول ۳-۵: ساختار جدول cold_start_users

نام فیلد	توضیحات
usr_id	کد کاربر
itm_id	کد آیتم / محصول
ratings	امتیاز
date	تاریخ

- ایجاد جدول ratings به جهت فراهم سازی اطلاعات مورد نیاز برای انجام آزمایشات و درج اطلاعات پالایش شده جدول reviews درون این جدول مطابق فرمت زیر:

جدول ۴-۵: ساختار جدول ratings

نام فیلد	توضیحات
usr_id	کد کاربر
itm_id	کد آیتم / محصول
ratings	امتیاز
date	تاریخ

۳-۲-۵- ایجاد مجموعه داده نمونه^{۱۰۷}

با توجه به اینکه جدول ratings شامل ۵۷۳۹۳۱ رکورد مربوط به نظرات کاربران در خصوص آیتمهای مختلف می باشد و اجرای مدل پایه و مدل توسعه یافته بر روی این اطلاعات

Sample Dataset

مستلزم صرف زمان بسیار زیاد می‌باشد، لذا نسبت به استخراج چندین مجموعه داده نمونه مطابق مراحل زیر برای بررسی و انجام آزمایشات و تسریع در روند تحقیق اقدام شده است.

✓ مرتب سازی اطلاعات جدول ratings بر اساس امتیاز تعلق گرفته به آیتمهای مختلف

✓ استخراج ۲۰ درصد اطلاعات متناسب با نسبت تعداد موجود از هر امتیاز در محدوده [۱,۵] به جهت حفظ نحوه پراکندگی اطلاعات

۳-۵- مجموعه داده movielens

یکی دیگر از مجموعه داده‌هایی که در این تحقیق مورد استفاده و بررسی قرار گرفته است مجموعه داده سایت Movielens^۸ می‌باشد. این سایت یکی از بزرگترین سایتهای موجود در زمینه به اشتراک گذاری و اجاره فیلم سینمایی می‌باشد. در این سایت نظرات کاربران مختلف درباره فیلمها و همچنین امتیازات تخصیص داده شده به هر فیلم قابل مشاهده می‌باشد. بر خلاف مجموعه داده epinions، در این مجموعه داده اطلاعات شبکه اعتماد میان کاربران موجود نیست و تنها دسترسی به نظرات کاربران در خصوص فیلمهای گوناگون قابل دسترس است.

۱-۳-۵- ویژگیهای مجموعه داده movielens

از این مجموعه داده، ۳ ویرایش مختلف توسط گروه grouplens دانشگاه Minnesota آمریکا منتشر شده است که در این تحقیق ویرایش شماره ۱ مورد استفاده قرار گرفته است. در این نسخه از مجموعه داده movielens تعداد ۱۰۰۰۰۰ نظرات ۹۴۳ کاربر در خصوص ۱۶۸۲ فیلم موجود می‌باشد. در این مجموعه داده هر کاربر حداقل به ۲۰ فیلم امتیاز داده است بنابراین در این مجموعه داده، مشکل کاربران تازه وارد و همچنین مشکل اندکی اطلاعات وجود ندارد و نمی‌توان از آن برای بررسی عملکرد سیستم توصیه‌گر در خصوص کاربران تازه وارد استفاده نمود. همانند مجموعه داده epinions، امتیازات به صورت مقادیر صحیح و در محدوده [۱,۵] توسط کاربران بیان شده است. در این مجموعه یک کاربر در مورد یک فیلم تنها یک بار نظر داده است بنابراین ردیفهای تکراری وجود ندارد، همچنین اطلاعات بدون نقص و کاستی ارائه شده است لذا نیازی به پالایش اطلاعات نیست.

با توجه به اینکه در این مجموعه داده شبکه اعتماد میان کاربران وجود ندارد بنابراین برای بکارگیری آن در این تحقیق، محاسبه اعتماد میان هر دو زوج از کاربران به صورت دستی و از طریق فرمول شماره ۳۰ انجام شده است که نتیجه حاصل در قالب جدولی مشابه جدول WOT ذخیره و شامل تعداد ۸۸۹۲۴۹ رکورد می‌باشد.

لازم به توضیح است اطلاعات این مجموعه داده در قالب تعدادی فایل متنی ارائه شده است که در ساختارها و جداولی کاملاً مشابه جداول مجموعه داده epinions در پایگاه داده SQL Server 2010 درج، یکپارچه و نگهداری شده است.

۴-۵- نیازمندیهای نرم افزاری

برای پیاده سازی مدل TrustWalker پایه و همچنین مدل توسعه یافته از زبان برنامه نویسی Java نسخه 1.6.0_24 و محیط توسعه NetBeans IDE نسخه ۷,۲ و سیستم عامل Windows 7 Ultimate استفاده شده است.

۵-۵- نیازمندیهای سخت افزاری

انجام آزمایشات و اجرای مدل پیاده سازی شده بر روی یک دستگاه رایانه با مشخصات فنی زیر انجام گرفته است.

Processor : Intel® Core™ i5 CPU M520@2.40 GHz

RAM : 4.00 GB

System Type : 32-bit Operating System

۵-۶- متدولوژی نرم افزاری

پیاده سازی مدل پایه و مدل توسعه یافته کاملاً به صورت متدولوژی شی گرا انجام گرفته است و جهت افزایش سرعت اجرای الگوریتم و بهره گیری از کل توان سیستم، از روش پردازش موازی برای پیاده سازی و اجرای متدهای اصلی مدل استفاده شده است.

<http://www.netbeans.org>

Thread Programming

۵-۷- پارامترهای پیش فرض انجام آزمایشات

جهت حفظ دقت و یکپارچگی در انجام آزمایشات، اخذ نتایج و یکسان بودن شرایط انجام آزمایشات، پارامترها و متغیرهای مورد استفاده در مدل، مطابق جدول شماره ۵-۵ تعیین و تنظیم گردیده‌اند.

جدول ۵-۵: مقادیر پیش فرض پارامترها و متغیرهای مورد استفاده در مدل پیشنهادی

پارامترها و شرایط انجام آزمایش	
دقت اجرا	0.0001
حداکثر اجرای ناموفق	10000
عمق	6
تعداد کل رکوردهای مجموعه داده epinions	573931
تعداد کل رکوردهای مجموعه داده مرتبط با کاربران تازه وارد epinions	33173
تعداد کل رکوردهای مجموعه داده نمونه epinions	114786
تعداد کل رکوردهای مجموعه داده movielens	100000
تعداد کل رکوردهای مجموعه داده نمونه movielens	20000

✓ دقت اجرا: این پارامتر بیانگر مقدار پارامتر ϵ در فرمول شماره ۲۲ می‌باشد.

✓ حداکثر اجرای ناموفق: این پارامتر حداکثر تعداد پیمایش‌های تصادفی ناموفق که جوابی به همراه ندارند را مشخص می‌نماید و در صورت رسیدن تعداد پیمایش‌های تصادفی ناموفق به این مقدار، اجرای الگوریتم متوقف شده و خروجی مدل "بی‌پاسخ" در نظر گرفته می‌شود.

✓ عمق: این پارامتر حداکثر طول مسیر قابل پیمایش در شبکه اعتماد میان کاربران را به جهت جلوگیری از پیشروی بیش از حد و همچنین حفظ بالانس نتایج حاصل مشخص می‌نماید.

۵-۸- نتایج اجرای آزمایشات با مجموعه داده epinions و movielens

در این قسمت مجموعه آزمایشات صورت گرفته بر روی مجموعه داده epinions و movielens به همراه نقد و بررسی نتایج حاصل از انجام هر یک از آزمایشات و مقایسه نتایج حاصل با نتایج مدل پایه TrustWalker به تفصیل بیان می‌گردد.

نکته مهم: لازم به ذکر می‌باشد به دلیل عدم دسترسی به کد منبع مدل TrustWalker، و تنها بر اساس تئوری و مفاهیم موجود در مقاله [۲۰]، پیاده سازی شخصی از این مدل انجام گرفته است، لذا نتایج حاصل از اجرای مدل پایه TrustWalker با نتایج بیان شده در مقاله [۲۰] کاملاً یکسان نیست بلکه سعی شده است تا حد امکان نتایج با نتایج ارائه شده توسط محقق سازگاری و تطابق داشته باشد.

۱-۸-۵- بررسی تاثیر عمق پیمایش بر روی نتایج حاصل در خصوص کاربران تازه وارد
در این آزمایش مدل پایه با تنظیم پارامتر عمق، در دو حالت مختلف مورد ارزیابی قرار می‌گیرد تا نتیجه حاصل از افزایش عمق حرکت در شبکه اعتماد میان کاربران در مورد کاربران تازه وارد مشخص گردد. در جدول زیر شرایط و نتایج حاصل از اجرای این آزمایش قابل مشاهده می‌باشد.

جدول ۵-۶: نتایج بررسی تاثیر عمق پیمایش در خصوص کاربران تازه وارد

مجموعه داده مورد ارزیابی	عمق	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
epinions-coldstart	6	85.46	1.216	0.696	0.767
epinions-coldstart	7	85.82	1.230	0.692	0.766

نتایج حاصل از اجرای این آزمایش بیانگر این مطلب است که افزایش عمق می‌تواند باعث افزایش درصد پوشش و پاسخگویی به درصد بیشتری از زوج های <آیتم, کاربر> خصوصاً در مورد کاربران تازه وارد گردد اما در مقابل، هرچه در شبکه اعتماد میان کاربران بیشتر حرکت شود به دلیل اعتماد کمتر به نظر کاربرانی که در فاصله زیادی نسبت به کاربر مبدا واقع شده‌اند

میزان خطا نیز اندکی بیشتر می‌شود. با توجه به نتایج حاصل، در نظر گرفتن حداکثر عمق ۶ می‌تواند نتایج مطلوبتری را تولید نماید لذا در ادامه آزمایشات مقدار حداکثر عمق، برابر مقدار ثابت ۶ در نظر گرفته شده است.

۲-۸-۵- بررسی تاثیر تاریخ اعلام نظرات توسط کاربران

برای انجام این آزمایش دو حالت مختلف از اطلاعات جدول ratings در نظر گرفته می‌شود تا بتوان تاثیر تاریخ اعلام نظرات کاربران در خصوص آیتمهای مختلف را بررسی نمود. در حالت اول تنها آخرین نظر و امتیاز هر کاربر در مورد یک آیت (به لحاظ تاریخ) مد نظر قرار گرفته است در صورتیکه در حالت دوم میانگین امتیازات یک کاربر در مورد یک آیت که در تاریخهای مختلف توسط وی بیان شده است در نظر گرفته شده است. شرایط انجام آزمایش و نتایج حاصل در جدول شماره ۵-۷ قابل مشاهده می‌باشد.

جدول ۵-۷ : نتایج حاصل از بررسی تاثیر تاریخ اعلام نظرات کاربران

مجموعه داده مورد ارزیابی	امتیازات / نظرات	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
epinions	آخرین امتیاز	89.44	1.111	0.722	0.799
epinions	میانگین امتیازات	89.41	1.113	0.722	0.799

نتایج حاصل از اجرای این آزمایش حاکی از آن است که کاربران سایت epinions در طول زمان رفتار نسبت ثابت و یکنواختی را در بیان نظرات خود درباره آیتمهای مختلف رعایت نموده‌اند چراکه در هر دو حالت بیان شده، تغییری محسوس در نتایج حاصل نشده است اما در مورد مجموعه داده‌های دیگر نمی‌توان همین نظر را تعمیم داد بلکه تنها با انجام آزمایشهای مستقل می‌توان این فرضیه را اثبات نمود. با توجه به نتایج حاصل، برای انجام آزمایشات دیگر، آخرین نظر و امتیاز یک کاربر در مورد یک آیت خاص مد نظر قرار خواهد گرفت.

یادآوری : لازم به ذکر می‌باشد در مجموعه داده movielens به دلیل وجود تنها یک ردیف به ازای هر کاربر و هر آیت نمی‌توان این مورد را بررسی و ارزیابی نمود.

۳-۸-۵- بررسی تاثیر تغییر فرمول محاسبه تشابه آیتمها

همان طور که قبلا نیز بیان شد در مدل پایه برای محاسبه تشابه آیتمها با یکدیگر از فرمول پیرسون (فرمول شماره ۱۶) استفاده شده است اما همان گونه که در بخش پیش اشاره شد می توان از تکنیکها و فرمولهای دیگری نیز برای محاسبه تشابه آیتمها با یکدیگر بهره جست. در این آزمایش سعی در روشن شدن تاثیر هر یک از این تکنیکها بر روی نتایج می باشد. جدول شماره ۵-۸ نتایج حاصل از اجرای هر یک از تکنیکها و فرمولهای بیان شده در بخش پیش را نمایش می دهد.

جدول ۵-۸ : نتایج حاصل از تغییر فرمول محاسبه تشابه آیتمها

مجموعه داده مورد ارزیابی	امتیازات/ نظرات	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
epinions-sample	فرمول شماره (۱۶) : $corr(i,j)$	89.57	1.114	0.721	0.799
epinions-sample	فرمول شماره (۲۷) : $modified_corr(i,j)$	90.76	1.228	0.693	0.786
epinions-sample	فرمول شماره (۲۸) : $pure_corr(i,j)$	90.21	1.144	0.714	0.797
epinions-sample	فرمول شماره (۲۶) : $J(i,j)$	55.66	0.896	0.776	0.648

همان طور که از نتایج حاصل مشخص است بکارگیری فرمولهای شماره ۲۷ و ۲۸ بجای فرمول شماره ۱۶، باعث بهبود میزان درصد پوشش شده است اما در مقابل، میزان خطا افزایش یافته است لذا در صورتیکه از نظر مشتریان تجاری، میزان درصد پوشش دارای اهمیت بیشتری باشد برای محاسبه تشابه آیتمها با یکدیگر فرمول شماره ۲۸ پیشنهاد می گردد اما در صورتیکه میزان خطا دارای اولویت باشد فرمول شماره ۱۶ که در مدل پایه TrustWalker بکار رفته است توصیه می شود.

استفاده از فرمول Jaccard (فرمول شماره ۲۶) برای محاسبه تشابه آیتمها با یکدیگر می‌تواند خطای نتایج را به میزان قابل توجهی کاهش دهد اما در مقابل میزان درصد پوشش با کاهش چشمگیری روبرو خواهد شد. در برخی موارد وجود توازن و تناسب میان میزان خطا و درصد پوشش از اهمیت خاص و قابل توجهی برخوردار است که منافع تجاری افزونتری را به دنبال خواهد داشت در نتیجه استفاده از این فرمول تنها در موارد خاص پیشنهاد می‌گردد.

۴-۸-۵- بررسی تاثیر بکارگیری مکانیزم تفسیر و تعدیل نظرات کاربران

در بخش پیش مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران و لزوم بکارگیری آن از لحاظ علوم روانشناختی و اجتماعی بیان گردید. جهت تعیین تاثیرات بکارگیری این مکانیزم (فرمول شماره ۲۹) بر روی نتایج حاصل از اجرای الگوریتم، آزمایشی بر روی مجموعه داده‌های نمونه متشکل از اطلاعات کلیه کاربران صورت گرفت که نتایج حاصل و تاثیرات آن بر روی معیارهای درصد پوشش و میزان خطا در جدول شماره ۵-۹ قابل مشاهده می‌باشد.

جدول ۵-۹: نتایج حاصل از بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران

مجموعه داده مورد ارزیابی	تفسیر و تعدیل امتیازات	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
epinions-sample	خیر	95.70	1.158	0.711	0.816
epinions-sample	بلی - فرمول شماره (۲۹)	96.91	1.063	0.734	0.835

به دلیل اهمیت مساله کاربران تازه وارد آزمایشی به صورت مجزا نیز بر روی مجموعه داده‌های مربوط به کاربران تازه وارد ترتیب داده شد که نتایج آن نیز در جدول زیر ارائه شده است.

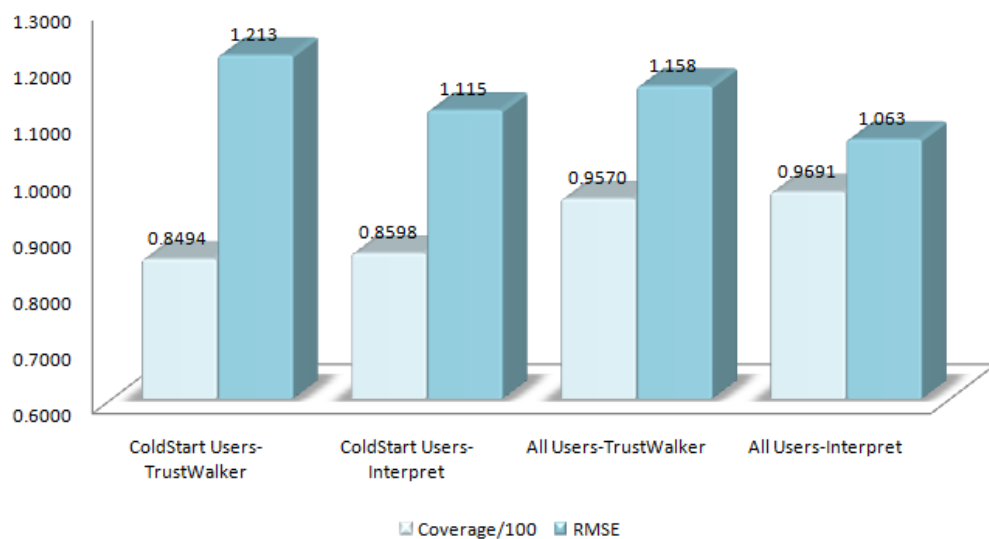
جدول ۵-۱۰: نتایج حاصل از بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران در خصوص کاربران تازه

وارد

مجموعه داده مورد ارزیابی	تفسیر و تعدیل امتیازات	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
epinions-coldstart	خیر	84.94	1.213	0.697	0.766
epinions-coldstart	بلی - فرمول شماره (۲۹)	85.98	1.115	0.721	0.784

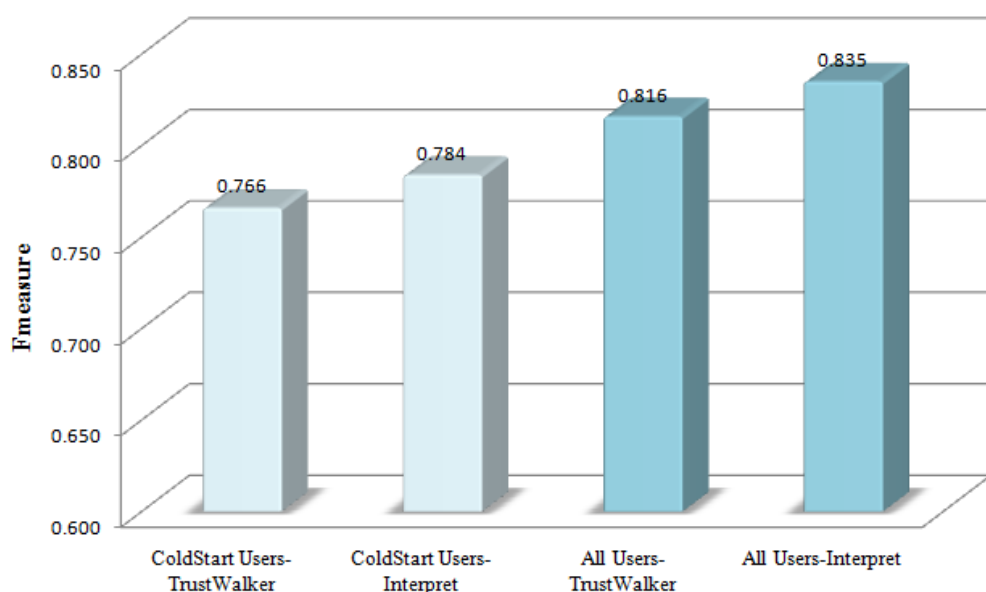
همان طور که از نتایج حاصل مشخص است بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران و ترکیب آن با مدل پایه TrustWalker باعث بهبود عملکرد سیستم گردیده است. به صورت کاملاً واضح و مشخص، بکارگیری این مکانیزم در سطح کلیه کاربران با کاهش چشمگیر میزان خطای RMSE از مقدار 1.158 به مقدار 1.063 همراه بوده است همچنین درصد پوشش به میزان 0.35٪ بهبود نشان می‌دهد. در خصوص میزان معیار F-measure که عملکرد کلی سیستم را نشان می‌دهد تغییر مقدار 0.816 به 0.835 نشان دهنده بهبود قابل توجه عملکرد سیستم در تمامی ابعاد می‌باشد.

نتایج مشابهی نیز در خصوص بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران برای مجموعه داده‌های مرتبط با کاربران تازه وارد حاصل شده است و نشان دهنده بهبود عملکرد سیستم خصوصاً در زمینه کاهش میزان خطای RMSE و افزایش دقت پیش‌بینی امتیازات کاربران تازه وارد به آیت‌های مختلف می‌باشد. میزان بهبود خطای RMSE برای تمامی کاربران و خصوصاً کاربران تازه وارد در مدل توسعه یافته به نسبت مدل پایه TrustWalker به وضوح در نمودار شماره ۵-۱ قابل مشاهده می‌باشد، همچنین درصد پوشش نیز اندکی رشد و افزایش نشان می‌دهد اما تاثیر اصلی بر روی کاهش خطا رخ داده است.



نمودار ۵-۱: مقایسه نتایج خطای RMSE و درصد پوشش مدل پایه و مدل توسعه یافته در خصوص کاربران تازه وارد و تمامی کاربران با بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران

در نمودار زیر مقدار معیار F-measure برای تمامی کاربران و کاربران تازه وارد بر اساس نتایج مدل پایه TrustWalker و همچنین مدل توسعه یافته به تصویر کشیده شده است. همان گونه که مشخص است میزان معیار F-measure، با بکارگیری مکانیزم تفسیر نظرات کاربران رشد قابل ملاحظه‌ای را نشان می‌دهد که به صورت کلی می‌توان نتیجه گرفت بکارگیری این مکانیزم تاثرات مثبتی را در مدل توسعه یافته به همراه داشته است.



نمودار ۵-۲: مقایسه نتایج معیار F-measure مدل پایه و مدل توسعه یافته در خصوص کاربران تازه وارد و تمامی کاربران با بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران

۵-۸-۵- بررسی تاثیر بکارگیری انواع روشهای ترکیبی برای انتخاب کاربران و پیمایش شبکه

همان گونه که در فصل پیشین بیان گردید بکارگیری روشهای ترکیبی، همانند ترکیب پالایش گروهی مبتنی بر کاربر و روشهای مبتنی بر اعتماد جهت پیمایش شبکه اعتماد میان کاربران و انتخاب ایشان می تواند باعث پاسخگویی سیستم به طیف وسیعتری از کاربران و همچنین کاهش میزان خطا گردد، از اینرو در مدل توسعه یافته با توجه به نتایج تحقیق [۱۹] از روشهای ترکیبی "وزن دار" و "مخلوط" که از عملکرد بهتر و دقت بالاتری برخوردار می باشند جهت بکارگیری در مدل توسعه یافته استفاده شده است.

۵-۸-۵-۱- نحوه محاسبه امتیاز رابطه موجود میان کاربران

در مجموعه داده epinions با توجه به تعداد بالای کاربران (تعداد ۷۵۸۸۸)، امکان محاسبه میزان دقیق اعتماد میان هر دو کاربر، مطابق فرمول شماره ۳۰ به دلیل حجم بالای محاسباتی مقدور نمی‌باشد لذا تنها برای زوج <کاربر، کاربر> های موجود در جدول WOT (شبکه اعتماد موجود میان کاربران) این محاسبه صورت می‌گیرد که نتایج حاصل در جدولی مشابه جدول WOT و تحت نام WOT_Calculated نگهداری می‌شود.

محاسبه تشابه میان کاربران برای زوج <کاربر، کاربر> های موجود در جدول WOT مطابق فرمول شماره ۱ صورت می‌گیرد و پس از انجام نرمال سازی و تغییر محدوده نتایج به بازه [۰,۱] به همراه نتایج موجود در جدول WOT_Calculated جهت محاسبه روش ترکیبی وزن دار (فرمول شماره ۳۱) و همچنین روش ترکیبی مخلوط (فرمول شماره ۳۲) مورد استفاده قرار می‌گیرد. لازم به ذکر می‌باشد در این تحقیق مقدار پارامتر α ، 0.3 در نظر گرفته شده است.

۵-۸-۵-۲- بررسی تاثیر بکارگیری روشهای ترکیبی در عملکرد سیستم برای تمامی کاربران

برای آنالیز و تحلیل تاثیر بکارگیری روشهای ترکیبی بر روی معیارهای میزان خطا، دقت و درصد پوشش، در مقابل روشهای مبتنی بر اعتماد خالص آزمایشی تدارک گرفت تا بتوان مقایسه دقیقی میان نتایج حاصل از اجرای الگوریتم مدل توسعه یافته در هریک از حالات مورد نظر بدست آورد. برای انجام اینکار عملکرد سیستم برای ۴ حالت مختلف زیر مورد ارزیابی قرار گرفت.

• WOT-Binary: در این حالت از مجموعه داده WOT متشکل از اطلاعات

رابطه اعتماد میان کاربران به صورت مقادیر ۰ یا ۱ برای انتخاب تصادفی همسایگان

استفاده می‌گردد. در این روش احتمال انتخاب هر یک از همسایگان کاربر u یکسان می‌باشد و تفاوتی میان کاربران وجود ندارد.

- **WOT-Real** : در این روش از مجموعه داده **WOT_Calculated** متشکل از مقادیر محاسبه شده رابطه اعتماد میان کاربران برای انتخاب تصادفی همسایگان استفاده شده است. لازم به توضیح می‌باشد مقادیر اعتماد به صورت مقادیر اعشاری و در بازه $[0,1]$ می‌باشد. در این حالت انتخاب کاربران باز هم به صورت تصادفی صورت می‌گیرد ولی احتمال انتخاب هر یک از همسایگان کاربر u لزوماً یکسان نیست.

- **وزن‌دار (Alpha-Weighted)** : در این حالت از مجموعه داده‌ای متشکل از ترکیب مقادیر اعشاری اعتماد میان کاربران و مقادیر اعشاری تشابه کاربران با یکدیگر، بر اساس فرمول شماره ۳۱ استفاده می‌گردد.

- **مخلوط (Mixed)** : در این حالت از مجموعه داده‌ای متشکل از ترکیب مقادیر اعشاری اعتماد میان کاربران و مقادیر تشابه کاربران با یکدیگر بر اساس فرمول شماره ۳۲ استفاده می‌گردد.

توضیح مهم: در ۳ روش آخر، جهت پیمایش حداکثری شبکه اعتماد میان کاربران و افزایش احتمال یافتن جواب توسط الگوریتم، انتخاب دقیق همسایگان کاربر u بر اساس امتیاز متعلقه به هر یک از ایشان مد نظر قرار نگرفته است چراکه این امر باعث پیمایش مسیرهای مشخصی از شبکه و طبیعتاً کاهش درصد پوشش می‌گردد لذا همچنان از روش انتخاب تصادفی استفاده شده است. برای پیاده سازی مکانیزم انتخاب تصادفی کاربران و همچنین استفاده از امتیاز متعلقه به هر یک از کاربران از دو مکانیزم زیر کمک گرفته شده است.

۱- پالایش بر اساس یک مقدار تصادفی (RF): در این روش یک عدد تصادفی در بازه [۰,۱] از سیستم اخذ و سپس همسایگان یک کاربر که امتیاز یا مقدار رابطه اعتماد آنها از این مقدار تصادفی بزرگتر یا مساوی باشد در یک لیست قرار می‌گیرند و سپس به صورت تصادفی از میان آنها یکی گزینش می‌شود.

۲- پالایش بر اساس میانگین امتیاز رابطه (AF): در این روش ابتدا میانگین امتیاز یا اعتماد روابط میان یک کاربر با همسایگانش محاسبه می‌شود و سپس از میان همسایگانی که امتیاز یا میزان اعتماد آنها بیشتر یا مساوی میانگین باشد به صورت تصادفی یکی گزینش می‌شود.

با توجه به توضیحات فوق نتایج حاصل از انجام آزمایش در هریک از حالات فوق در قالب جدول شماره ۵-۱۱ ارائه می‌گردد.

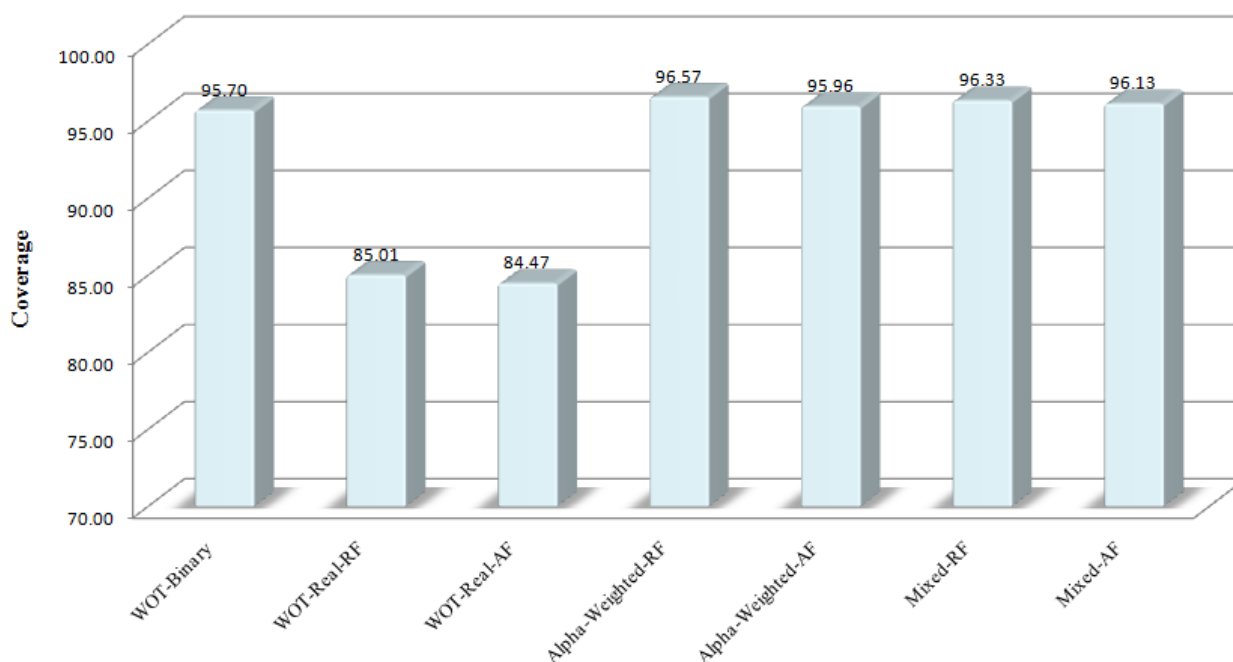
جدول ۵-۱۱ : نتایج حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه

مجموعه داده مورد ارزیابی	چگونگی شبکه میان کاربران (اعتماد خالص - ترکیبی)	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
epinions-sample	WOT-Binary	95.70	1.158	0.711	0.816
epinions-sample	WOT-Real-RF	85.01	1.121	0.720	0.779
epinions-sample	WOT-Real-AF	84.47	1.126	0.719	0.777
epinions-sample	Alpha-Weighted-RF	96.57	1.105	0.724	0.827
epinions-sample	Alpha-Weighted-AF	95.96	1.115	0.721	0.824
epinions-sample	Mixed-RF	96.33	1.119	0.720	0.824
epinions-sample	Mixed-AF	96.13	1.125	0.719	0.823

با توجه به نتایج حاصل می‌توان به این نکته پی برد که روش ترکیبی وزن دار مبتنی بر پالایش تصادفی همسایگان (Alpha-Weighted-RF) دارای بیشترین مقدار درصد پوشش می‌باشد و در مقایسه با روش WOT-Binary مورد استفاده در مدل TrustWalker مقدار 0.87% افزایش نشان می‌دهد که این مقایسه در نمودار شماره ۵-۳ نشان داده شده است.

Random Filtering(RF)

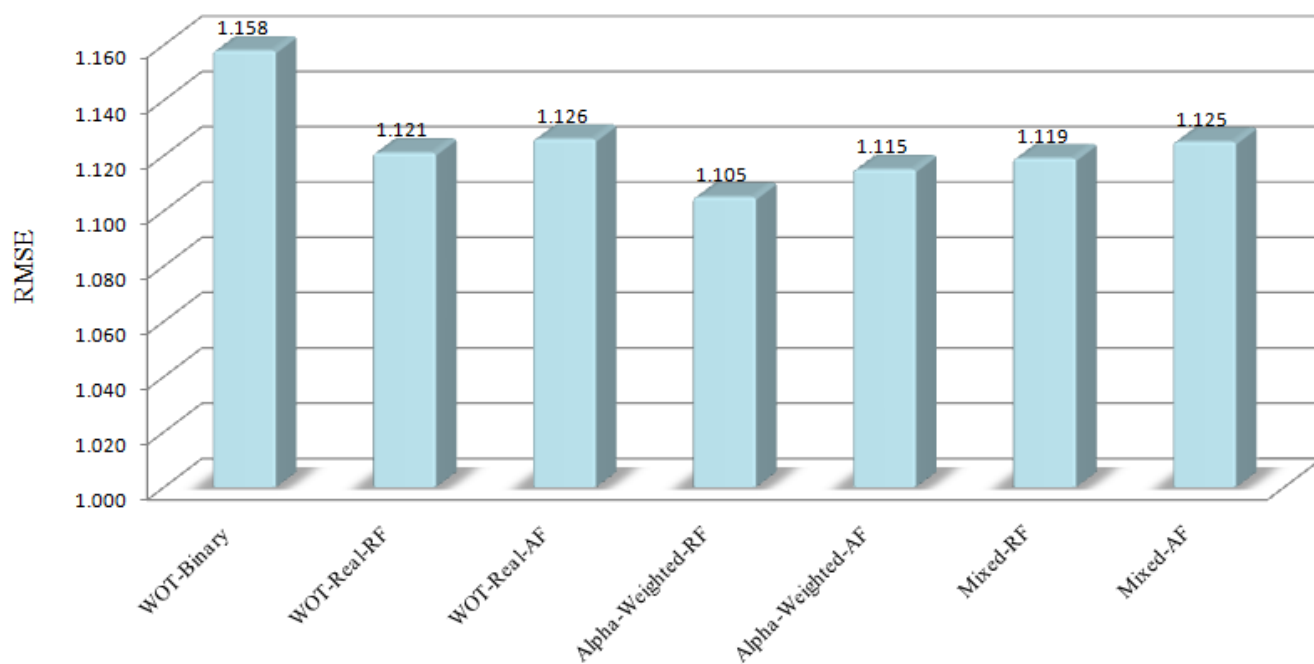
^Average Filtering(AF)



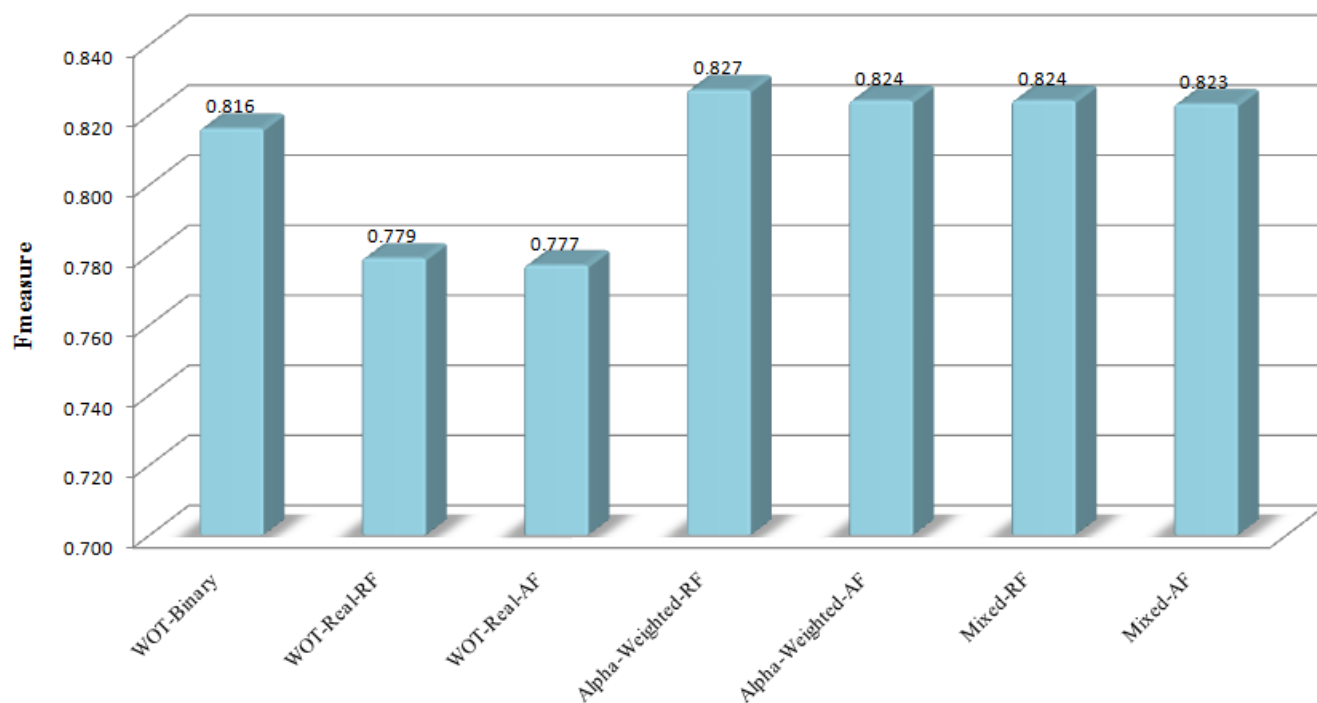
نمودار ۵-۳: مقایسه نتایج معیار درصد پوشش حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه

از نظر میزان خطای RMSE نیز روش ترکیبی وزن دار، در حالت پالایش تصادفی همسایگان دارای کمترین میزان خطا می باشد و در مقایسه با روش WOT-Binary مورد استفاده در مدل TrustWalker مقدار 0.053 کاهش نشان می دهد. در نمودار شماره ۵-۴ مقدار خطای RMSE محاسبه شده برای هریک از روشهای مورد استفاده در آزمایش، قابل مشاهده می باشد.

نمودار شماره ۵-۵ نیز نشان دهنده عملکرد کلی روشها و تکنیکهای بکار گرفته شده می باشد. همان طور که به وضوح مشخص است میزان معیار F-measure روش ترکیبی وزن دار (Alpha-Weighted-RF) به نسبت سایر روشها و خصوصا روش WOT-Binary دارای مقدار بیشتر و قابل توجهی می باشد، همچنین نکته قابل توجه دیگر این است که روشهای ترکیبی به صورت کلی به نسبت روشهایی همچون WOT-Real که تنها بر رابطه اعتماد میان کاربران استوار می باشند عملکرد بهتری از خود نشان می دهند.



نمودار ۴-۵: مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه



نمودار ۵-۵: مقایسه نتایج معیار F-measure حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه

۳-۵-۸-۵- بررسی تاثیر بکارگیری روشهای ترکیبی در عملکرد سیستم برای کاربران تازه وارد

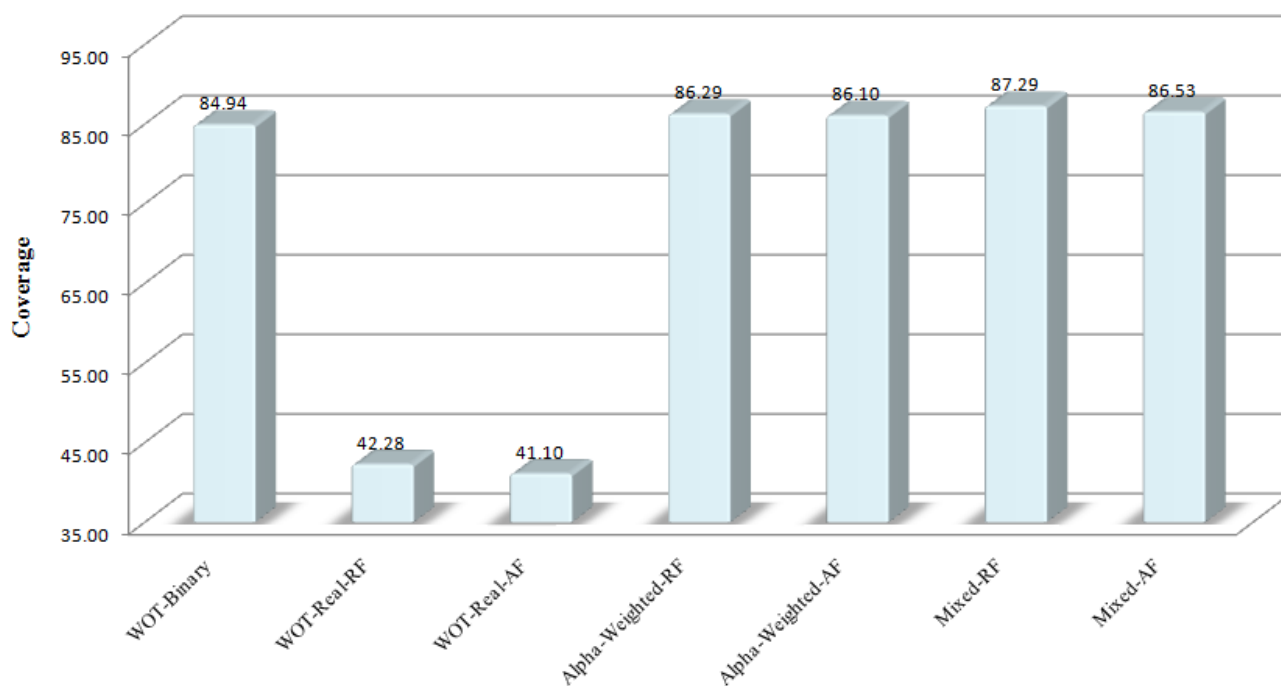
برای بررسی عملکرد سیستم در خصوص کاربران تازه وارد و با بکارگیری روشهای ترکیبی معرفی شده، آزمایشات مستقلی مشابه مرحله قبل برای این کاربران تکرار گردید که نتایج کلی آن در جدول شماره ۵-۱۲ ارائه شده است.

جدول ۵-۱۲ : نتایج حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد

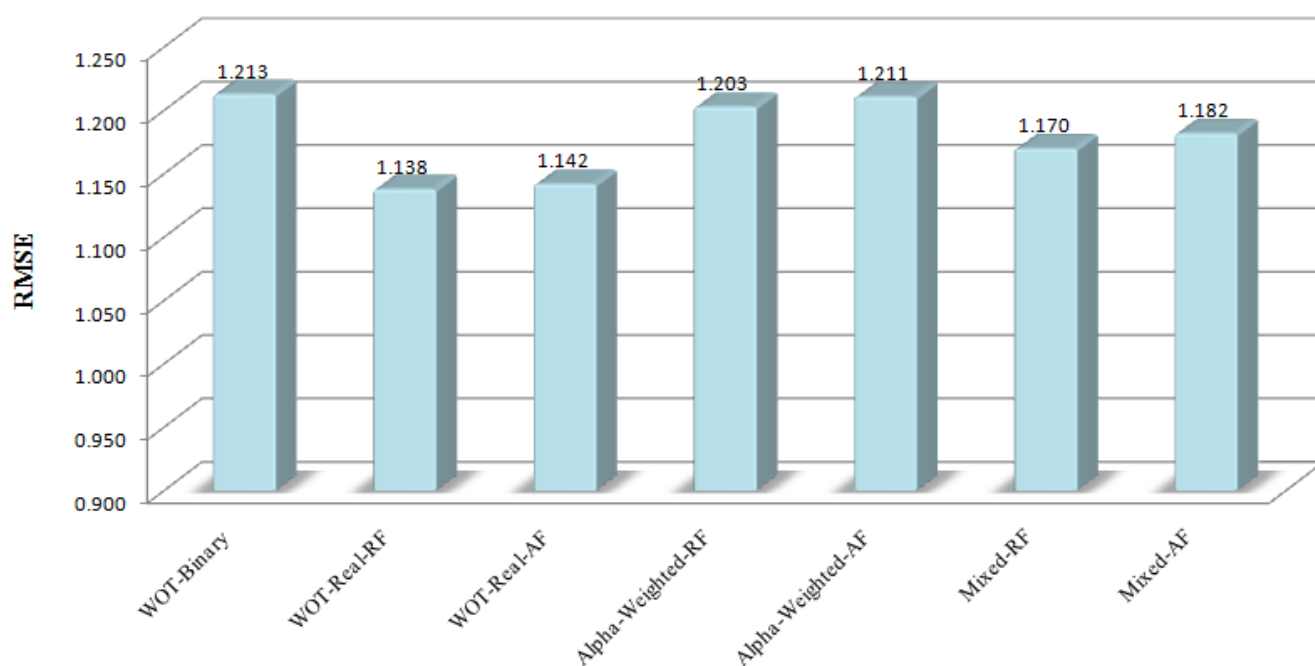
مجموعه داده مورد ارزیابی	چگونگی شبکه میان کاربران(اعتماد خالص - ترکیبی)	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
epinions-coldstart	WOT-Binary	84.94	1.213	0.697	0.766
epinions-coldstart	WOT-Real-RF	42.28	1.138	0.716	0.532
epinions-coldstart	WOT-Real-AF	41.10	1.142	0.715	0.522
epinions-coldstart	Alpha-Weighted-RF	86.29	1.203	0.699	0.773
epinions-coldstart	Alpha-Weighted-AF	86.10	1.211	0.697	0.771
epinions-coldstart	Mixed-RF	87.29	1.170	0.708	0.782
epinions-coldstart	Mixed-AF	86.53	1.182	0.705	0.777

با توجه به نتایج حاصل می‌توان به این نکته پی برد که بر خلاف نتایج بدست آمده برای تمامی کاربران، در خصوص کاربران تازه وارد، روش ترکیبی مخلوط مبتنی بر پالایش تصادفی همسایگان دارای بیشترین مقدار درصد پوشش می‌باشد و در مقایسه با روش WOT-Binary مورد استفاده در مدل TrustWalker مقدار 2.35% افزایش نشان می‌دهد که این مقایسه در نمودار شماره ۵-۶ قابل مشاهده می‌باشد.

در مورد میزان خطای RMSE نیز روش WOT-Real دارای کمترین میزان خطا می‌باشد و در مقایسه با روش WOT-Binary مورد استفاده در مدل TrustWalker مقدار 0.075 کاهش نشان می‌دهد. در نمودار شماره ۵-۷ مقایسه میان مقدار خطای RMSE محاسبه شده برای هریک از روشهای مورد استفاده در آزمایش نمایش داده شده است. لازم به ذکر است نتیجه حاصل نشان دهنده این موضوع است که در نظر گرفتن میزان دقیق رابطه اعتماد میان کاربران می‌تواند باعث کاهش خطا و انتخاب کاربرانی شود که نتایج قابل قبولتری از دید کاربر مبدا را ارائه می‌دهند اما در مقابل به دلیل حذف پاره‌ای از روابط میان کاربران به شدت با کاهش میزان درصد پوشش مواجه است.

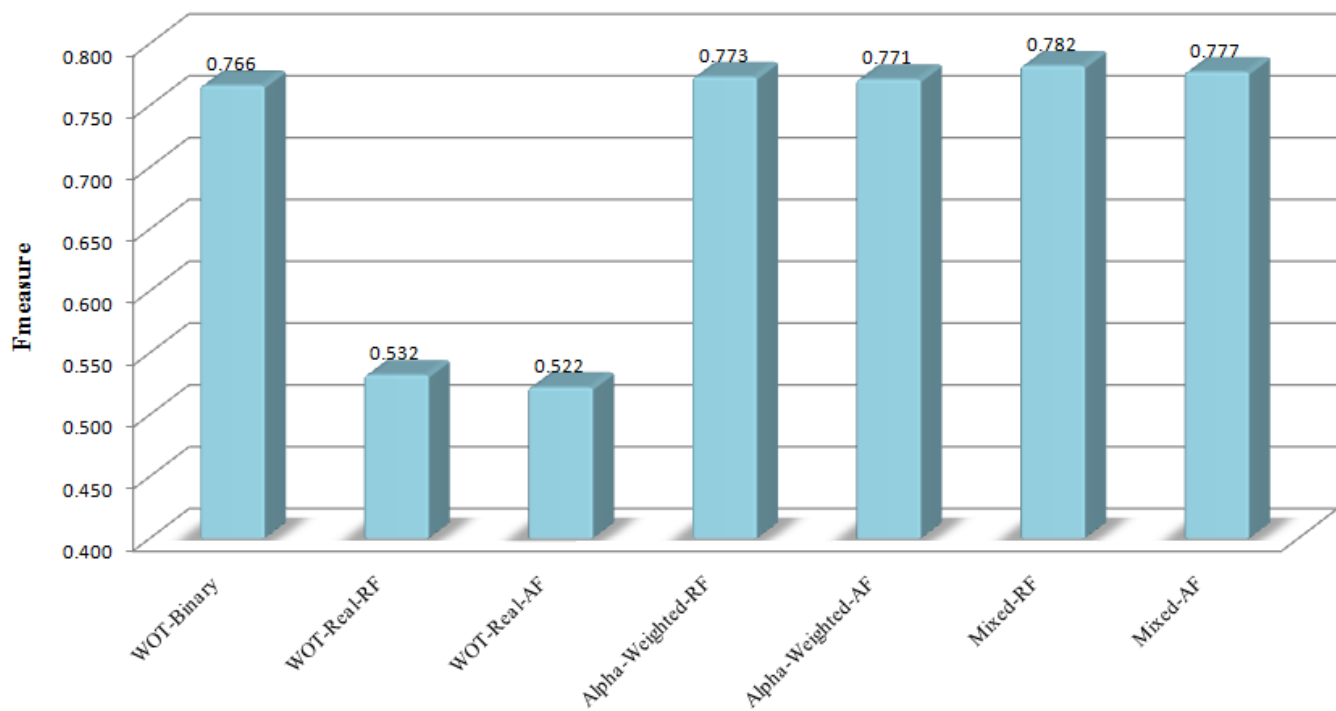


نمودار ۵-۶: مقایسه نتایج معیار درصد پوشش حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد



نمودار ۵-۷: مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد

نمودار شماره ۵-۸ نشان دهنده عملکرد کلی روشها و تکنیکهای بکار گرفته شده در مورد کاربران تازه وارد می‌باشد. همان طور که مشخص است میزان معیار F-measure روش ترکیبی مخلوط (Mixed-RF) به نسبت سایر روشها و خصوصا روش WOT-Binary دارای مقدار بیشتر و قابل توجهی می‌باشد.



نمودار ۵-۸: مقایسه نتایج معیار F-measure حاصل از اجرای روشهای ترکیبی در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد

۵-۸-۶- بررسی تاثیر بکارگیری توام مکانیزم تفسیر امتیازات کاربران به همراه استفاده از روشهای ترکیبی انتخاب کاربران و پیمایش شبکه اعتماد

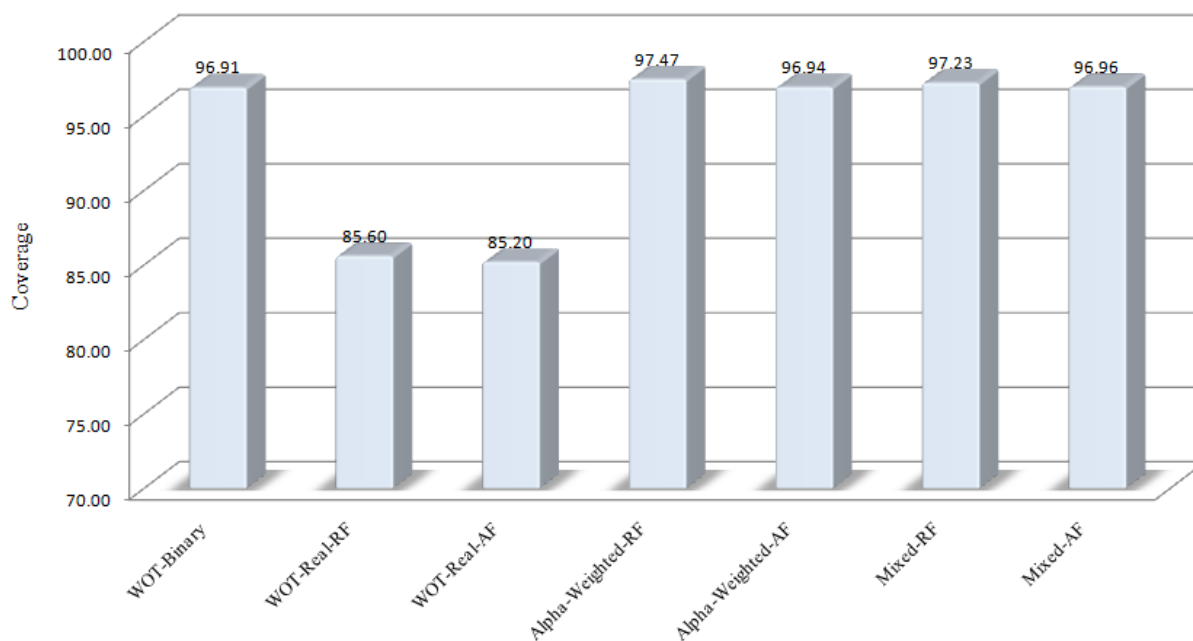
به عنوان آخرین مرحله از انجام آزمایشات، ترکیب تمامی مکانیزمهای قبلی شامل تفسیر و تعدیل نظرات کاربران و همچنین استفاده از روشهای ترکیبی جهت انتخاب کاربران و پیمایش

شبکه اعتماد میان ایشان مد نظر قرار گرفته است تا با بررسی نتایج حاصل بتوان به شناسایی روشی که دارای بهترین عملکرد است دست پیدا نمود. در جدول شماره ۵-۱۳ نتایج حاصل از اجرای آزمایش برای تمامی کاربران و با بکارگیری مجموعه داده نمونه ارائه شده است.

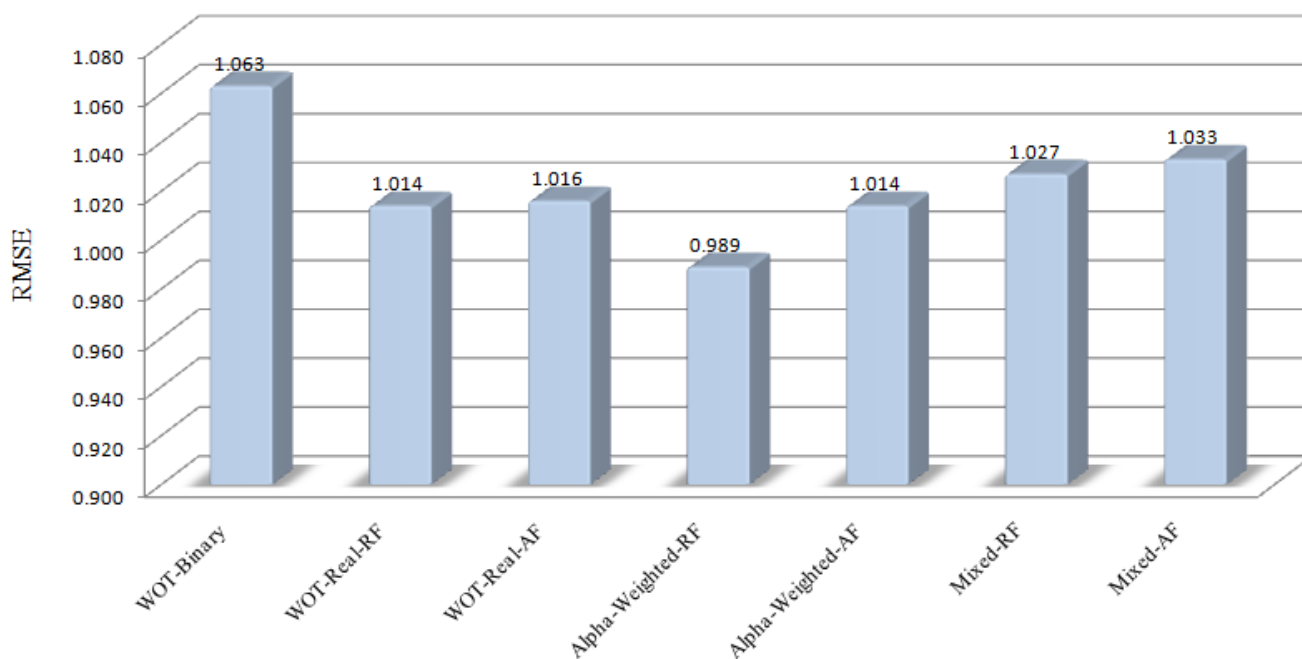
جدول ۵-۱۳: نتایج حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه

مجموعه داده مورد ارزیابی	چگونگی شبکه میان کاربران (اعتماد خالص - ترکیبی)	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
epinions-sample	WOT-Binary	96.91	1.063	0.734	0.835
epinions-sample	WOT-Real-RF	85.60	1.014	0.747	0.797
epinions-sample	WOT-Real-AF	85.20	1.016	0.746	0.795
epinions-sample	Alpha-Weighted-RF	97.47	0.989	0.753	0.849
epinions-sample	Alpha-Weighted-AF	96.94	1.014	0.747	0.843
epinions-sample	Mixed-RF	97.23	1.027	0.743	0.842
epinions-sample	Mixed-AF	96.96	1.033	0.742	0.840

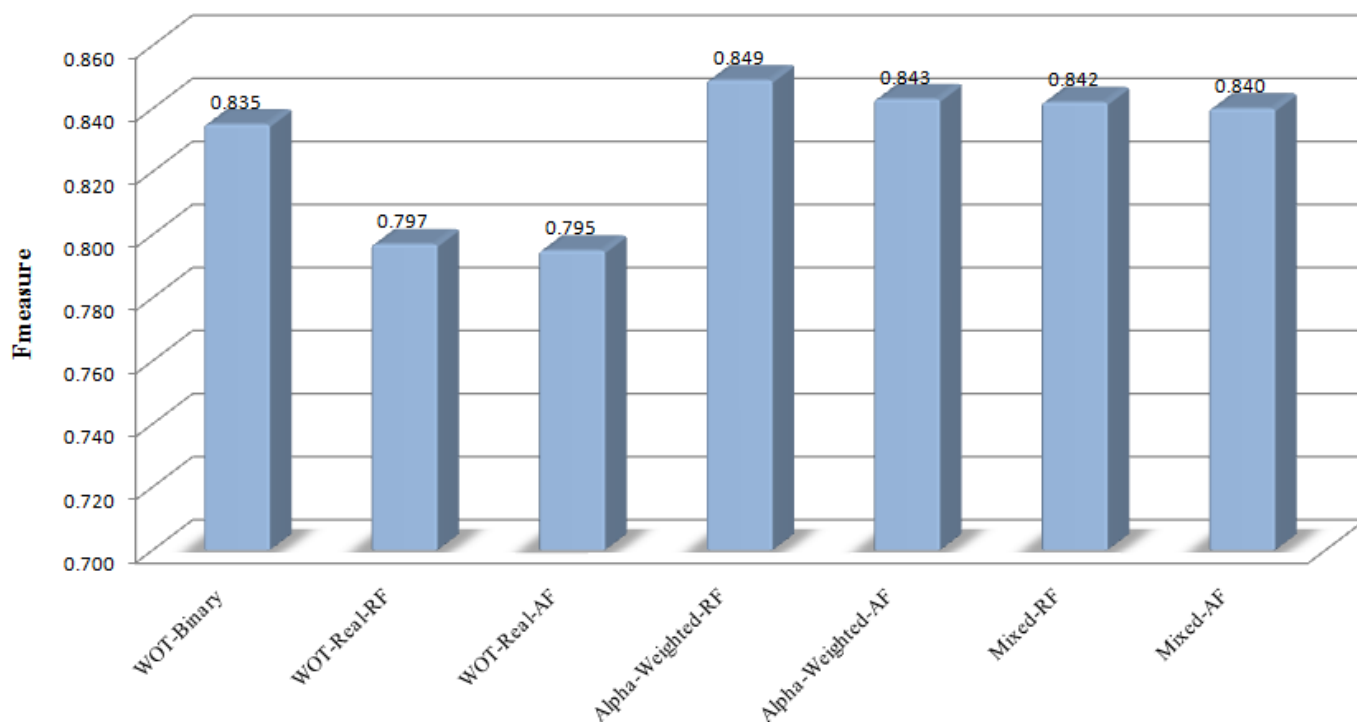
با توجه به نتایج جدول فوق، می توان به این نکته کلی دست یافت که ترکیب مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران به همراه استفاده از روشهای ترکیبی انتخاب کاربران جهت پیمایش شبکه، باعث بهبود کلی نتایج در تمامی ابعاد و معیارهای ارزیابی گردیده است. در میان روشها و متدهای مورد ارزیابی، روش ترکیبی وزن دار (Alpha-Weighted-RF) دارای بهترین درصد پوشش و همچنین دارای کمترین میزان خطای RMSE می باشد و به نسبت روش پایه WOT-Binary بکار گرفته شده در مدل پایه TrustWalker برای معیار F-measure میزان 0.014 بهبود نشان می دهد. لازم به توضیح می باشد در این آزمایش برای روش پایه WOT-Binary تفسیر و تعدیل نظر کاربران لحاظ شده است لذا در بخش آینده مقایسه نهایی ارائه گردیده است. در نمودارهای شماره ۵-۹، ۵-۱۰ و ۵-۱۱ مقایسه میان معیار درصد پوشش، خطای RMSE و معیار F-measure برای شرایط این آزمایش نمایش داده شده است.



نمودار ۵-۹: مقایسه نتایج معیار درصد پوشش حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه



نمودار ۵-۱۰: مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه



نمودار ۵-۱۱: مقایسه نتایج معیار F-measure حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه

در ذیل جدول نتایج آزمایشات انجام گرفته در خصوص کاربران تازه وارد با توجه به شرایط آزمایشی که پیشتر از این بیان گردید ارائه شده است.

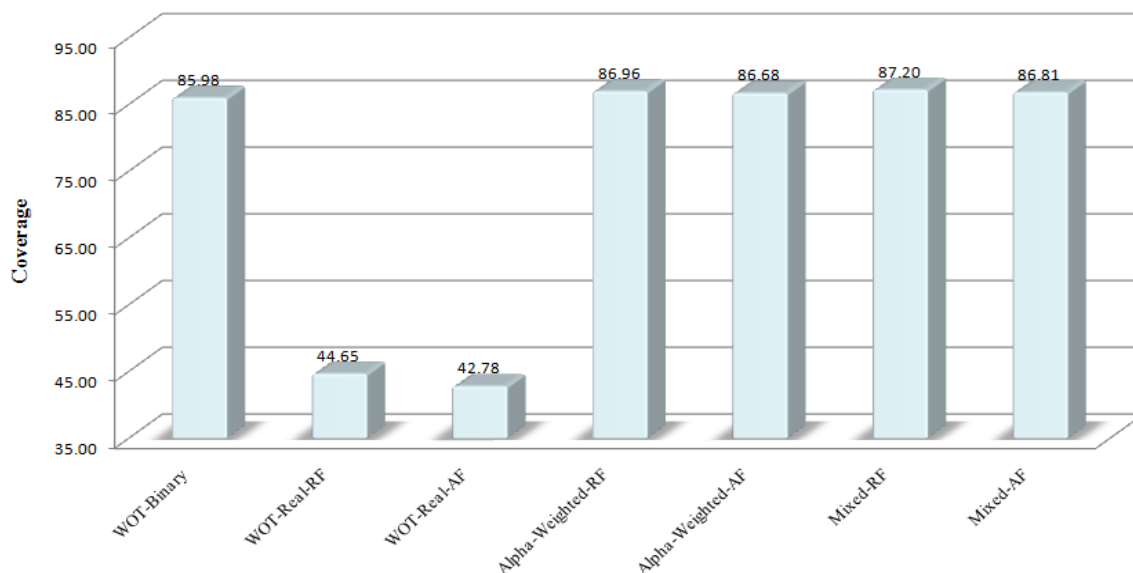
جدول ۵-۱۴: نتایج حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد

مجموعه داده مورد ارزیابی	چگونگی شبکه میان کاربران (اعتماد خالص - ترکیبی)	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
epinions-coldstart	WOT-Binary	85.98	1.115	0.721	0.784
epinions-coldstart	WOT-Real-RF	44.65	0.811	0.797	0.572
epinions-coldstart	WOT-Real-AF	42.78	0.817	0.796	0.556
epinions-coldstart	Alpha-Weighted-RF	86.96	1.082	0.730	0.793
epinions-coldstart	Alpha-Weighted-AF	86.68	1.092	0.727	0.791
epinions-coldstart	Mixed-RF	87.20	1.048	0.738	0.799
epinions-coldstart	Mixed-AF	86.81	1.064	0.734	0.795

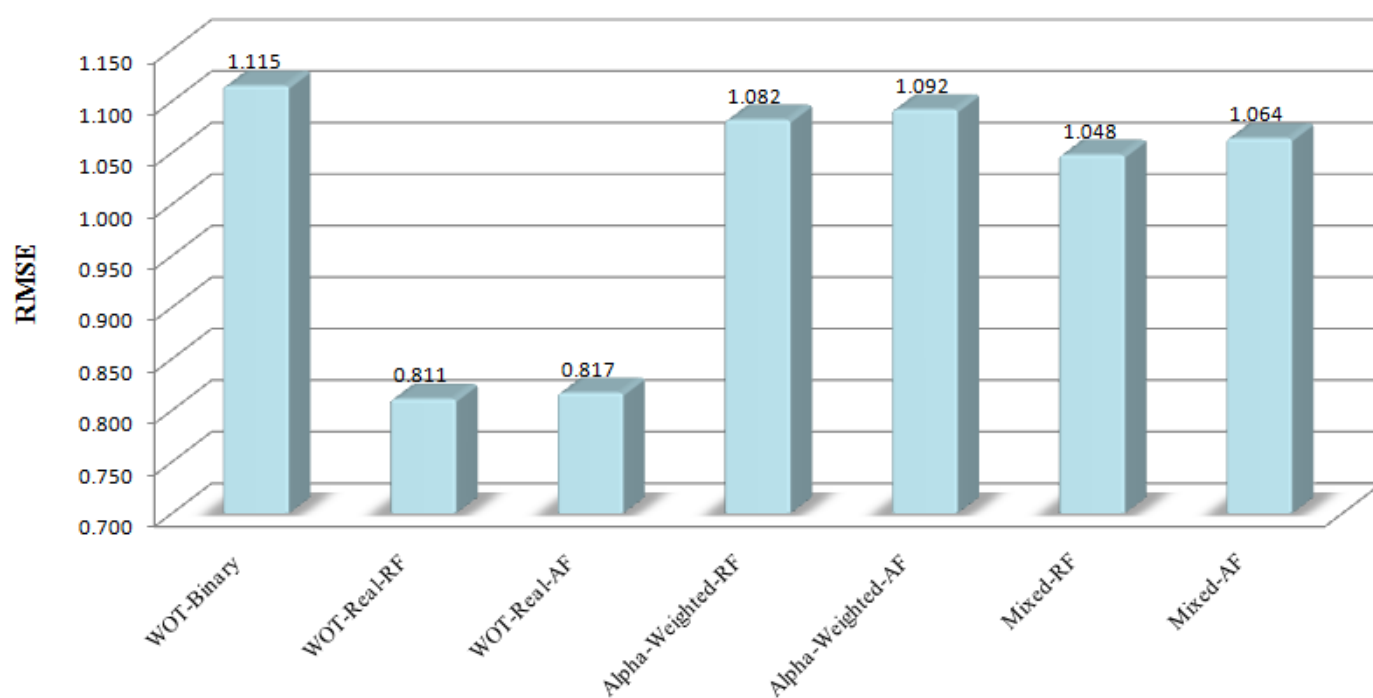
با توجه به نتایج جدول فوق این نکته قابل لمس است که بکارگیری همزمان مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی باعث بهبود عملکرد سیستم در خصوص ارائه نتایج به کاربران تازه وارد شده است.

در میان روشها و متدهای مورد ارزیابی روش مخلوط (Mixed-RF) دارای بهترین درصد پوشش و همچنین دارای کمترین میزان خطای RMSE می باشد و نتایج با دقت بالاتری را به کاربران تازه وارد ارائه می نماید همچنین به نسبت روش پایه WOT-Binary بکار گرفته شده در مدل پایه TrustWalker در عملکرد کلی، میزان 0.015 افزایش را نشان میدهد. لازم به توضیح می باشد در این آزمایش برای روش پایه WOT-Binary تفسیر و تعدیل نظر کاربران لحاظ شده است لذا در بخش آینده مقایسه نهایی میان نتایج مدل پیشنهادی و مدل TrustWalker ارائه می گردد.

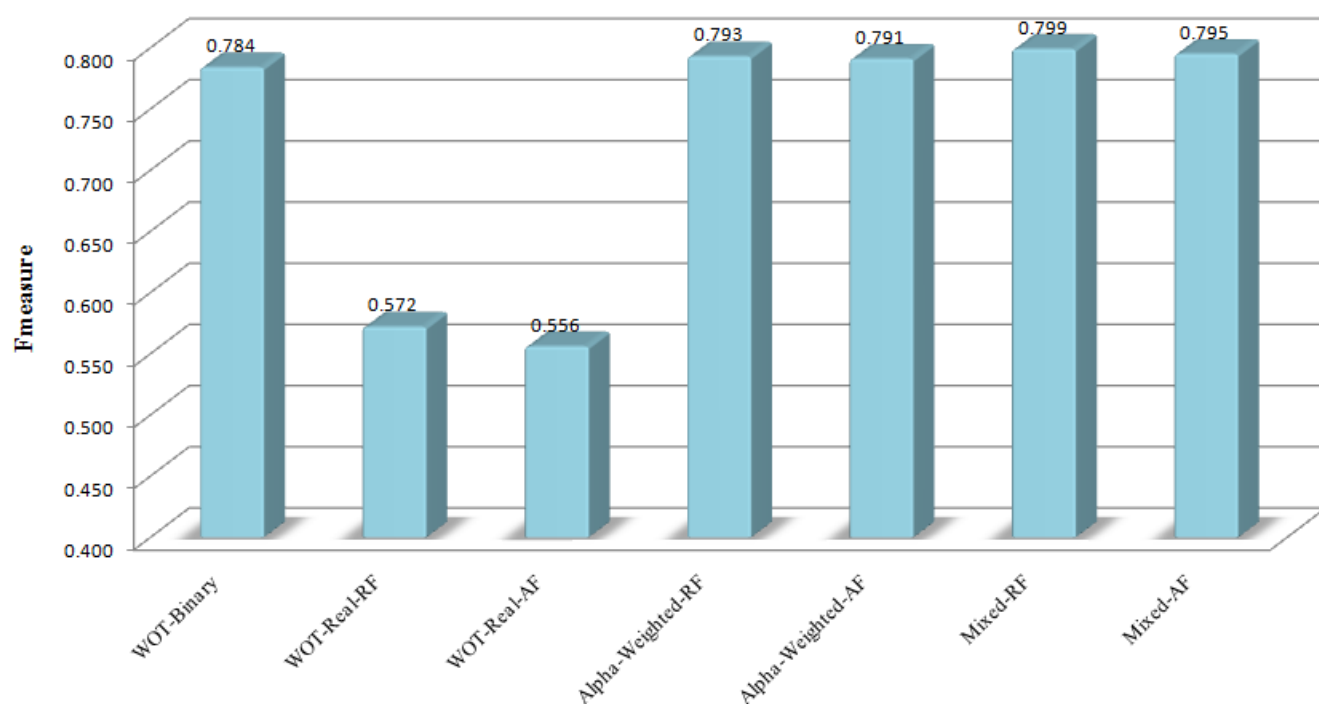
در نمودارهای شماره ۵-۱۲، ۵-۱۳ و ۵-۱۴ مقایسه میان معیار درصد پوشش، خطای RMSE و معیار F-measure برای روشهای ارائه شده در خصوص کاربرد آنها برای کاربران تازه وارد ارائه می گردد.



نمودار ۵-۱۲: مقایسه نتایج معیار درصد پوشش حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد



نمودار ۵-۱۳: مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد



نمودار ۵-۱۴: مقایسه نتایج معیار F-measure حاصل از اجرای توام مکانیزم تعدیل و تفسیر نظر کاربران و استفاده از روشهای ترکیبی پیمایش شبکه در مقابل روش مورد استفاده در مدل پایه برای کاربران تازه وارد

۹-۵- انجام آزمایشات با مجموعه داده movielens

با توجه به این نکته که کاربران این مجموعه، هریک حداقل به ۲۰ آیتم مختلف امتیاز داده‌اند لذا از این مجموعه داده نمی‌توان برای بررسی عملکرد مدل توسعه یافته در خصوص کاربران تازه وارد استفاده نمود همچنین با عنایت به این مطلب که تنها نتایج مدل TrustWalker برای مجموعه داده epinions موجود می‌باشد لذا نمی‌توان مقایسه‌ای با نتایج مدل پایه ارائه نمود بلکه تنها می‌توان به ارائه نتایج حاصل از اجرای مدل توسعه یافته بسنده کرد.

نکته قابل توجه دیگر این است که به دلیل عدم وجود اطلاعات شبکه میان کاربران و ایجاد مجازی این شبکه، تنها می‌توان به مقایسه میان نتایج روشهای خالص و ترکیبی مبتنی بر اعتماد پرداخت.

۹-۵-۱- نتایج حاصل از اجرای روشهای ترکیبی مورد استفاده در مدل توسعه یافته

برای بررسی تاثیر بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران در معیارهای ارزیابی سیستم توصیه‌گر، ابتدا نتایج حاصل از بکارگیری روشهای ترکیبی مورد استفاده در مدل توسعه یافته ارائه می‌گردد و سپس نتایج بعد از بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران ارائه خواهد شد. جدول شماره ۵-۱۵ حاوی نتایج حاصل از اجرای روشهای ترکیبی مورد استفاده در مدل توسعه یافته می‌باشد.

جدول ۵-۱۵: نتایج حاصل از اجرای روشهای ترکیبی انتخاب کاربران و پیمایش شبکه

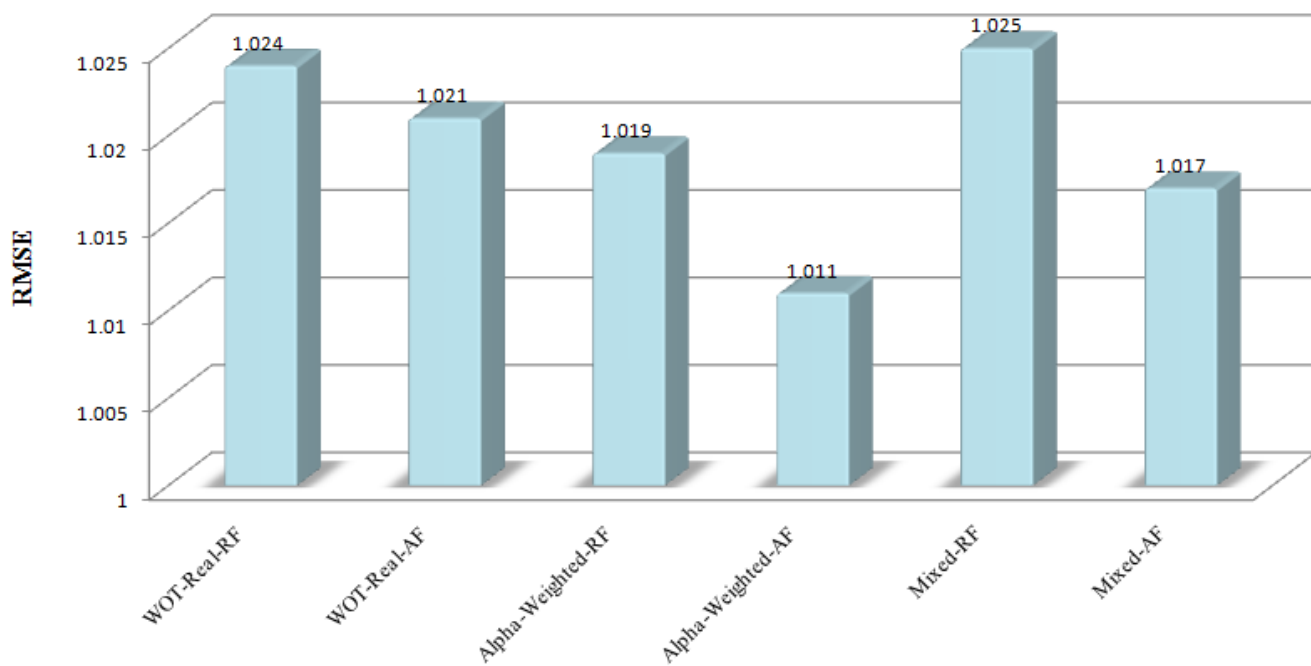
مجموعه داده مورد ارزیابی	چگونگی شبکه میان کاربران (اعتماد خالص - ترکیبی)	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
movielens-sample	WOT-Real-RF	100.00	1.055	0.736	0.848
movielens-sample	WOT-Real-AF	100.00	1.042	0.740	0.850
movielens-sample	Alpha-Weighted-RF	100.00	1.051	0.737	0.849
movielens-sample	Alpha-Weighted-AF	100.00	1.031	0.742	0.852
movielens-sample	Mixed-RF	100.00	1.058	0.736	0.848
movielens-sample	Mixed-AF	100.00	1.040	0.740	0.851

با توجه به نتایج جدول فوق، روش ترکیبی وزن‌دار (Alpha-Weighted-AF) دارای کمترین میزان خطای RMSE و بیشترین مقدار معیار F-measure می‌باشد. نکته قابل توجه ۱۰۰٪ بودن معیار پوشش می‌باشد که نشان دهنده این نکته است که در صورتیکه شبکه کاملی از ارتباطات میان کاربران موجود باشد مدل توسعه یافته می‌تواند به تمامی کاربران و برای تمامی زوج‌های <آیتم، کاربر> موجود پاسخ ارائه نماید. در جدول شماره ۵-۱۶ نتایج حاصل از بکارگیری و اجرای مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران برای تمامی روشهای ترکیبی فوق ارائه شده است.

جدول ۵-۱۶: نتایج حاصل از اجرا و بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران بر روی روشهای ترکیبی انتخاب کاربران و پیمایش شبکه

مجموعه داده مورد ارزیابی	چگونگی شبکه میان کاربران (اعتماد خالص - ترکیبی)	Coverage	RMSE	Precision	F-measure
movielens-sample	WOT-Real-RF	100.00	1.024	0.744	0.853
movielens-sample	WOT-Real-AF	100.00	1.021	0.745	0.854
movielens-sample	Alpha-Weighted-RF	100.00	1.019	0.745	0.854
movielens-sample	Alpha-Weighted-AF	100.00	1.011	0.747	0.855
movielens-sample	Mixed-RF	100.00	1.025	0.744	0.853
movielens-sample	Mixed-AF	100.00	1.017	0.746	0.854

بر اساس نتایج فوق به وضوح این نکته قابل درک است که بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران باعث کاهش خطای کلیه روشهای مورد بررسی گردیده است که در این میان روش ترکیبی وزن‌دار (Alpha-Weighted-AF) دارای کمترین میزان خطای RMSE و بیشترین مقدار معیار F-measure می‌باشد. در نمودار شماره ۵-۱۵ میزان خطای نهایی هر یک از روشهای ترکیبی با بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران و مقایسه آنها ارائه گردیده است. لازم به توضیح می‌باشد به دلیل نزدیکی و تساوی مقادیر سایر معیارها خصوصاً معیار درصد پوشش از رسم نمودار آنها خودداری شده است.



نمودار ۵-۱۵: مقایسه نتایج خطای RMSE حاصل از اجرا و بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران بر روی روشهای ترکیبی انتخاب کاربران و پیمایش شبکه

فصل ششم

نتیجه گیری نهایی و کارهای آینده

۶- نتیجه گیری نهایی و کارهای آینده

۶-۱- مقدمه

در سالهای اخیر با شکوفا شدن شبکه‌های اجتماعی و توجه به اهمیت تاثیر نظرات و ایده‌های افراد بر روی تصمیم‌گیری سایر افراد و کاربران، در مورد استفاده یا عدم استفاده از یک کالا، خدمت یا محصول خاص، صاحبان تجارت را راغب به استفاده از سیستمهای توصیه‌گر به جهت افزایش رضایتمندی و سود حاصله از ارائه کالا یا خدمت نموده است. در این میان با مطرح شدن مقوله اعتماد به نظرات سایر کاربران یک سایت تجاری/خدماتی و توجه به ابعاد روانشناختی انسان در خصوص تمایل به تکیه به خرد جمعی، افق جدیدی را در تولید و توسعه سیستمهای توصیه‌گر در قالب "سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد" گشوده است.

در این تحقیق سعی شده است تا با مطالعه تعدادی از بهترین مقالات و مدل‌های موجود در خصوص سیستمهای توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد، در جهت توسعه و بهبود یکی از آنها گامهای موثری برداشته شود. در این میان مدل ارائه شده در [۲۰] تحت عنوان TrustWalker به دلیل ویژگیهایی که در فصول ابتدایی بیان گردید و همچنین ارائه نتایج قابل قبول در مقایسه با سایر روشها خصوصا تکنیکهای مبتنی بر پالایش گروهی، به عنوان روش پایه انتخاب گردید. در این تحقیق تلاش گردیده است تا با ایجاد تغییرات ساختاری در بخشهایی از این مدل بتوان نتایج و معیارهای ارزیابی سیستمهای توصیه‌گر را بهبود بخشید و نتایج بهتری را تولید نمود.

در جهت بهبود و تغییر ساختار مدل پایه TrustWalker دو تغییر اساسی مد نظر قرار گرفت. به عنوان اولین تغییر، مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران به مدل پایه اضافه گردید و در ادامه جهت افزایش دقت پیمایش شبکه اعتماد میان کاربران و انتخاب کاربرانی که دارای نظرات دقیقتر و معتبرتری می‌باشند، محاسبه امتیاز دقیق رابطه موجود میان کاربران به صورت اعشاری در مقابل رابطه باینری در نظر گرفته شد که برای انجام اینکار از مکانیزمهای ترکیبی همچون روش وزن دار، روش مخلوط و غیره کمک گرفته شد.

در این بخش به جمع بندی و مقایسه نهایی نتایج حاصل از انجام آزمایشات بر روی مدل پایه و مدل توسعه یافته پرداخته می‌شود و مطالبی در خصوص افق آینده، کارها و تحقیقاتی که می‌تواند در ادامه این تحقیق مورد نظر قرار گیرد بیان خواهد شد.

۶-۲- عملکرد مدل توسعه یافته

با توجه به نتایج حاصل از انجام مطالعات و آزمایشاتی که در فصل قبل به صورت کامل بیان گردید می‌توان جمع بندی نهایی را در قالب دو بخش زیر ارائه نمود.

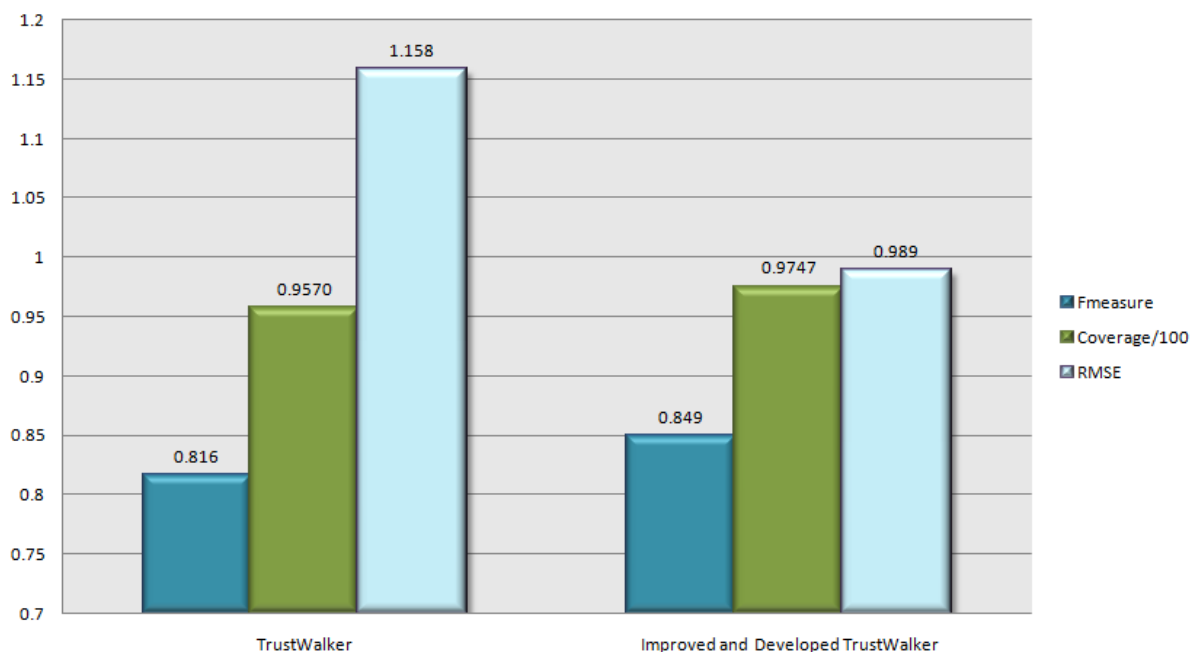
۶-۲-۱- عملکرد مدل توسعه یافته در خصوص تمامی کاربران

بر اساس نتایج آزمایشات حاصل که در فصل قبل نیز به تفصیل ارائه گردید روش ترکیبی وزن دار مبتنی بر پالایش تصادفی کاربران (Alpha-Weighted-RF) دارای بهترین درصد پوشش و همچنین دارای کمترین میزان خطای RMSE می‌باشد و در مقایسه با مدل پایه TrustWalker در تمامی ابعاد و معیارهای ارزیابی بهبود قابل ملاحظه‌ای را به نمایش می‌گذارد. در جدول شماره ۶-۱ نتیجه نهایی عملکرد مدل توسعه یافته در مقابل مدل TrustWalker قابل مشاهده و ارزیابی می‌باشد.

جدول ۱-۶ : نتایج حاصل از مقایسه معیارهای ارزیابی مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه

مدل	TrustWalker	Improved and Developed TrustWalker
مجموعه داده مورد ارزیابی	epinions-sample	epinions-sample
چگونگی شبکه میان کاربران (اعتماد خالص - ترکیبی)	WOT-Binary	Alpha-Weighted-RF
Interpret	No	Yes
Coverage	95.7	97.47
RMSE	1.158	0.989
Precision	0.711	0.753
F-measure	0.816	0.849

در نمودار شماره ۱-۶ به وضوح عملکرد بهتر مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه در تمامی معیارهای ارزیابی سیستمهای توصیه گر قابل مشاهده می باشد.



نمودار ۱-۶ : مقایسه عملکرد کلی مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه از نظر تمام معیارهای ارزیابی

همان طور که از نمودار فوق به وضوح قابل مشاهده است بیشترین بهبود، در زمینه کاهش خطای RMSE و افزایش معیار F-measure رخ داده است که این امر با توجه به ماهیت تغییرات و توسعه صورت گرفته در مدل پایه کاملاً قابل توضیح می‌باشند.

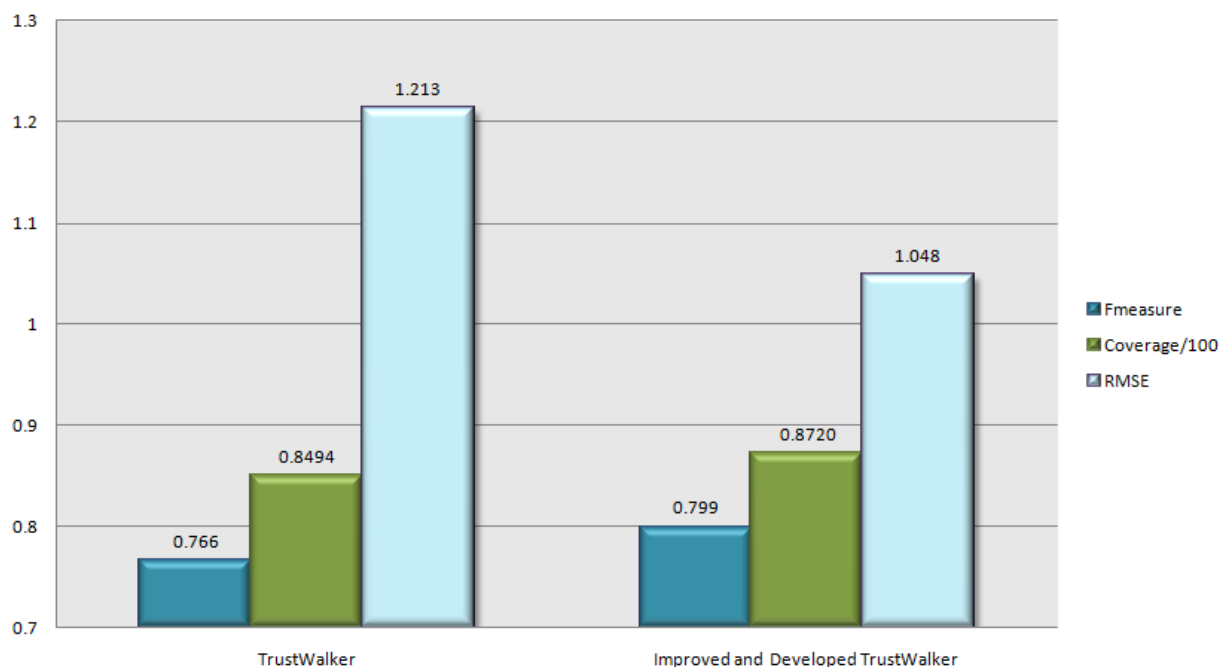
۲-۲-۶- عملکرد مدل توسعه یافته در خصوص کاربران تازه وارد

براساس نتایج آزمایشات انجام گرفته در خصوص نحوه عملکرد مدل توسعه یافته در پیش‌بینی امتیاز تخصیص یافته به یک آیتم توسط یک کاربر تازه وارد که در فصل قبل بیان گردید، روش ترکیبی مخلوط مبتنی بر پالایش تصادفی کاربران (Mixed-RF) دارای بهترین درصد پوشش و همچنین دارای کاهش چشمگیر میزان خطای RMSE می‌باشد و در معیار F-measure که بیانگر عملکرد کلی سیستم توصیه‌گر می‌باشد دارای بالاترین میزان امتیاز است. در جدول شماره ۲-۶ نتیجه نهایی عملکرد مدل توسعه یافته در مقابل مدل TrustWalker در خصوص کاربران تازه وارد قابل مشاهده می‌باشد.

جدول ۲-۶: نتایج حاصل از مقایسه معیارهای ارزیابی مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه در خصوص کاربران تازه وارد

مدل	TrustWalker	Improved and Developed TrustWalker
مجموعه داده مورد ارزیابی	epinions-coldstart	epinions-coldstart
چگونگی شبکه میان کاربران (اعتماد خالص - ترکیبی)	WOT-Binary	Mixed-RF
Interpret	No	Yes
Coverage	84.94	87.20
RMSE	1.213	1.048
Precision	0.697	0.738
F-measure	0.766	0.799

در نمودار شماره ۶-۲ به وضوح عملکرد بهتر مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه در تمامی معیارهای ارزیابی سیستمهای توصیه گر در خصوص کاربران تازه وارد قابل مشاهده می باشد.



نمودار ۶-۲: مقایسه عملکرد کلی مدل توسعه یافته در مقابل مدل پایه برای کاربران تازه وارد از نظر تمام معیارهای ارزیابی

همان طور که از نمودار فوق به وضوح قابل مشاهده است در مدل توسعه یافته بیشترین بهبود عملکرد سیستم در خصوص کاربران تازه وارد، در زمینه کاهش خطای RMSE و افزایش معیار F-measure رخ داده است که این امر با توجه به ماهیت تغییرات و توسعه صورت گرفته در مدل پایه TrustWalker دور از انتظار نیست.

۶-۳- نتیجه گیری نهایی

با توجه به تحقیق انجام شده به وضوح می‌توان دریافت که سیستم‌های توصیه‌گر ترکیبی مبتنی بر اعتماد به نسبت سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد خالص یا سیستم‌های توصیه‌گر استوار بر تکنیک‌های پالایش گروهی از عملکرد بهتری در پیش‌بینی امتیاز یک آیتم خاص برخوردار می‌باشند، همچنین بهتر بودن نتایج حاصل در خصوص تمامی کاربران به نسبت کاربران تازه وارد کاملاً تأیید کننده این نکته است که هرچه اطلاعات بیشتری از تاریخچه، سلاقی، نظرات و امتیازات قبلی یک کاربر در دست باشد متدها و تکنیک‌های موجود عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهند همچنین در مدل پایه و مدل توسعه یافته، در نظر گرفتن آیتم‌های مشابه آیتم هدف، باعث بهبود درصد پوشش به نسبت روش‌های پالایش گروهی گردیده است.

بکارگیری مکانیزم تعدیل و تفسیر نظرات کاربران طبیعتاً باعث کاهش خطا و افزایش دقت مدل توسعه یافته به نسبت مدل پایه شده است زیرا تعدیل نظرات کاربران و نزدیک کردن تلقی کاربران مختلف از یک امتیاز خاص به یکدیگر، باعث نزدیک شدن نتایج حاصل و نتایج واقعی می‌گردد همچنین استفاده از تکنیک‌های ترکیبی جهت انتخاب کاربران و پیمایش شبکه میان آنها باعث می‌گردد تا کاربرانی که دارای رابطه اعتماد یا شباهت بیشتری با کاربر مبدا می‌باشند احتمال انتخاب بیشتری در روند پیمایش شبکه داشته باشند و از آنجائیکه نظرات و امتیازات ایشان بیشتر مورد تأیید کاربر مبدا می‌باشد می‌توانند باعث کاهش خطا و تطابق بیشتر نتایج حاصل و نظر واقعی کاربر مبدا گردند.

۱-۳-۶- تحلیل نهایی نتایج حاصل از انجام آزمایشات بر روی مجموعه داده epinions

با توجه به نتایج کلی که در همین فصل ارائه شد، برای مجموعه داده epinions، مدل توسعه یافته به نسبت مدل پایه TrustWalker کاهش 0.169 واحدی خطای RMSE را به دنبال داشته است و در خصوص کاربران تازه وارد نیز این کاهش معادل 0.165 واحد محاسبه می‌گردد. ذکر این نکته حائز اهمیت است که در سیستم‌های توصیه‌گر کاهش 0.1 واحدی

خطای RMSE از اهمیت بالایی برخوردار است چرا که به منزله بهبود ۱۰٪ خطا تلقی می‌گردد. به عنوان شاهد می‌توان به مسابقه‌ای که توسط شرکت Netflix^{۱۱} در خصوص بهبود ۱۰٪ خطای RMSE با جایزه یک میلیون دلار برگزار شد اشاره نمود.

در خصوص معیار درصد پوشش نیز برای مجموعه داده epinions، مدل توسعه یافته برای تمامی کاربران میزان ۱,۷۷٪ و در خصوص کاربران تازه وارد میزان ۲,۲۶٪ بهبود را به نسبت مدل پایه TrustWalker به همراه داشته است.

در معیار F-measure که بیانگر عملکرد کلی و ترکیبی از سایر معیارهای ارزیابی سیستمهای توصیه‌گر می‌باشد، مدل توسعه یافته برای تمامی کاربران و همچنین کاربران تازه وارد میزان 0.033 بهبود را به همراه داشته است. یکسان بودن میزان بهبود برای هر دو حالت تمامی کاربران و کاربران تازه وارد نشان دهنده عملکرد مناسب مدل توسعه یافته در خصوص پاسخگویی به کاربران تازه وارد می‌باشد.

ذکر این نکته نهایی نیز حائز اهمیت است که برای تمامی کاربران در مدل توسعه یافته روش ترکیبی وزن دار دارای بهترین نتایج می‌باشد در حالیکه برای کاربران تازه وارد روش ترکیبی مخلوط از عملکرد و نتایج بهتری برخوردار است. دلیل این مسئله را نیز می‌توان به این صورت تشریح نمود که برای کاربران تازه وارد که دارای نظرات اندکی می‌باشند تکنیکهای مبتنی بر شباهت کاربران، از کارایی مناسب برخوردار نمی‌باشند بنابراین بر اساس ساختار فرمول شماره ۳۲، رابطه اعتماد میان کاربران ملاک عمل قرار می‌گیرد و به محض اینکه کاربری به شبکه اعتماد میان کاربران پیوندد مدل توسعه یافته می‌تواند نتایج قابل قبولی را به وی اعلام نماید.

^{۱۱}<http://www.netflixprize.com>

۲-۳-۶- تحلیل نهایی نتایج حاصل از انجام آزمایشات بر روی مجموعه داده movielens

با توجه به نتایج ارائه شده در فصل قبل، روش ترکیبی وزن دار مبتنی بر پالایش میانگینی (Alpha-Weighted-AF) دارای کمترین میزان خطای RMSE و بیشترین مقدار معیار F-measure می باشد که این امر نشان دهنده این مطلب است که بسته به ساختار مجموعه داده ممکن است روشی از عملکرد بهتری برخوردار باشد. نکته قابل توجه دیگر ۱۰۰٪ بودن معیار پوشش می باشد که نشان دهنده این نکته است که هرچه شبکه ارتباطات موجود میان کاربران گسترده تر و کاملتر باشد احتمال افزایش درصد پوشش بیشتر خواهد بود. نزدیک بودن نتایج حاصل از روشهای مختلف به یکدیگر نیز به واسطه ساختار مجموعه داده می باشد چراکه در مجموعه داده epinions پراکندگی بالای اطلاعات و کمبود اطلاعات در مورد برخی از کاربران، باعث فاصله گرفتن نتایج حاصل از روشهای ترکیبی مختلف به نسبت یکدیگر می باشد. نکته قابل ذکر آخر این است که نتایج آزمایشات صورت گرفته بر روی مجموعه داده movielens و epinions تایید کننده یکدیگر می باشند و در هر دو مجموعه روش ترکیبی وزن دار از عملکرد بهتری به نسبت سایر روشها برخوردار است که نشان دهنده این مطلب است که ترکیب شبکه اعتماد میان کاربران و روش پالایش گروهی مبتنی بر کاربر، می تواند جوابهای دقیقتر و قابل قبول تری را تولید و درصد پوشش را نیز اندکی بهبود دهد.

۴-۶- پیشنهادات کارهای آینده

برای پیشبرد و توسعه این تحقیق و بهبود مدل مطرح شده فعلی، می توان مواردی را که در ادامه مطرح می گردند برای تحقیقات آینده مد نظر قرار داد.

✓ کنترل نمودن نحوه عملکرد مدل توسعه یافته با سایر مجموعه داده های جدید ارائه شده توسط سایتهای تجاری و مقایسه نتایج جهت تعیین نقشه راهبردی آینده

- ✓ استفاده از متد پالایش گروهی مبتنی بر محتوا بجای متد پالایش گروهی مبتنی بر آیتم با توجه به ساختار اطلاعات موجود در مجموعه داده epinions و movielens در خصوص جزئیات نظرات کاربران و ویژگیهای آیتمهای مد نظر کاربران
- ✓ تغییر و بهبود فرمول بکار رفته جهت محاسبه تعدیل و تفسیر نظرات کاربران به جهت دستیابی به نتایج دقیقتر و افزایش رضایتمندی مشتریان و کاهش خطای RMSE
- ✓ استفاده از تکنیکها و متدهای مبتنی بر مدل بجای متدهای مبتنی بر حافظه به جهت کاهش زمان اجرا و تجهیزات سخت افزاری مورد نیاز
- ✓ در صورت امکان، برخط نمودن^۵ نحوه کارکرد مدل جایگزین بجای مدل توسعه یافته فعلی که هم اکنون به صورت برون خط^۶ کار می کند
- ✓ تعیین مقدار دقیق و بهینه پارامتر α و بررسی نتایج حاصل از تغییر آن
- ✓ تعیین عوامل تاثیر گذار بر روی مقدار پارامتر α و چگونگی تعیین آن برای مجموعه دادههای مختلف

online

offline

اختصارات

RS	Recommender System
CF	Collaborative Filtering
TBRS	Trust Based Recommender System
RF	Random Filtering
AF	Average Filtering
IBCF	Item-Based Collaborative Filtering
UBCF	User-Based Collaborative Filtering
RMSE	Root Mean Squared Error
MAE	Mean Absolute Error

- [1] D. Jannach, M. Zanker, A. Felfernig, and G. Friedrich, *Recommender systems: an introduction*. Cambridge University Press, 2010.
- [2] F. Ricci, L. Rokach, and B. Shapira, "Introduction to recommender systems handbook," in *Recommender Systems Handbook*, F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, and P. B. Kantor, Eds. Boston, MA: Springer, 2011, pp. 1–35.
- [3] C. Sammut and G. I. Webb, Eds., *Encyclopedia of Machine Learning*. Boston, MA: Springer US, 2010.
- [4] R. Burke, "Hybrid web recommender systems," in *The adaptive web*, Springer, 2007, pp. 377–408.
- [5] P. Lamere and O. Celma, "Music recommendation tutorial notes," *ISMIR Tutorial*, Sept., 2007.
- [6] D. Goldberg, D. Nichols, B. M. Oki, and D. Terry, "Using collaborative filtering to weave an information tapestry," *Commun. ACM*, vol. 35, no. 12, pp. 61–70, 1992.
- [7] T. Bogers and A. Van den Bosch, "Collaborative and content-based filtering for item recommendation on social bookmarking websites," *Submit. to CIKM*, vol. 9, 2009.
- [8] M. J. Pazzani, "A framework for collaborative, content-based and demographic filtering," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 13, no. 5–6, pp. 393–408, 1999.
- [9] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, "Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions," *Knowl. Data Eng. IEEE Trans.*, vol. 17, no. 6, pp. 734–749, Jun. 2005.
- [10] R. Andersen, C. Borgs, J. Chayes, U. Feige, A. Flaxman, A. Kalai, V. Mirrokni, and M. Tennenholtz, "Trust-based recommendation systems: an axiomatic approach," in *Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web*, 2008, pp. 199–208.
- [11] S. Wasserman and K. Faust, *Social network analysis: Methods and applications*, vol. 8. Cambridge university press, 1994.
- [12] J. Scott, *Social network analysis*. SAGE Publications Limited, 2012.

- [13] J. Scott, "Social network analysis," *Sociology*, vol. 22, no. 1, pp. 109–127, 1988.
- [14] D. B. West, *Introduction to graph theory*, vol. 2. Prentice hall Englewood Cliffs, 2001.
- [15] J. A. Golbeck, "Computing and applying trust in web-based social networks," 2005.
- [16] D. M. Boyd and N. B. Ellison, "Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship," *J. Comput. Commun.*, vol. 13, no. 1, pp. 210–230, Oct. 2007.
- [17] R. Guha, R. Kumar, P. Raghavan, A. Tomkins, H. Road, S. Jose, and R. Drive, "Propagation of trust and distrust," in *Proceedings of the 13th international conference on World Wide Web*, 2004, pp. 403–412.
- [18] P. Victor, "Trust Networks for Recommender Systems," UNIVERSITEIT GENT , BELGIUM.
- [19] C. Haydar, A. Boyer, and A. Roussanaly, "Hybridising collaborative filtering and trust-aware recommender systems," in *8th International Conference on Web Information Systems and Technologies-WEBIST'2012*, 2012, vol. 2012.
- [20] M. Jamali and M. Ester, "TrustWalker: a random walk model for combining trust-based and item-based recommendation," in *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2009, pp. 397–406.
- [21] J. S. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie, "Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering," in *Proceedings of the Fourteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence*, 1998, pp. 43–52.
- [22] B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan, and J. Riedl, "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms," in *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, 2001, pp. 285–295.
- [23] R. M. Bell, Y. Koren, P. Ave, and F. Park, "Scalable collaborative filtering with jointly derived neighborhood interpolation weights," in *Data Mining, 2007. ICDM 2007. Seventh IEEE International Conference on*, 2007, pp. 43–52.
- [24] P. Resnick and H. Varian, "Recommender systems," *Commun. ACM*, pp. 1–9, 1997.

- [25] J. Benesty, J. Chen, Y. Huang, and I. Cohen, "Pearson correlation coefficient," in *Noise reduction in speech processing*, Springer, 2009, pp. 1–4.
- [26] P. Ganesan, H. Garcia-Molina, and J. Widom, "Exploiting hierarchical domain structure to compute similarity," *ACM Trans. Inf. Syst.*, vol. 21, no. 1, pp. 64–93, 2003.
- [27] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, A. Borchers, and J. Riedl, "An algorithmic framework for performing collaborative filtering," in *Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, 1999, pp. 230–237.
- [28] X. Su and T. M. Khoshgoftaar, "A Survey of Collaborative Filtering Techniques," *Adv. Artif. Intell.*, vol. 2009, no. Section 3, pp. 1–19, 2009.
- [29] G. Linden, B. Smith, and J. York, "Amazon. com recommendations: Item-to-item collaborative filtering," *Internet Comput. IEEE*, vol. 7, no. 1, pp. 76–80, Jan. 2003.
- [30] A. Nakamura and N. Abe, "Collaborative filtering using weighted majority prediction algorithms," in *Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning*, 1998, pp. 395–403.
- [31] X. Su, T. M. Khoshgoftaar, X. Zhu, and R. Greiner, "Imputation-boosted collaborative filtering using machine learning classifiers," in *Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing*, 2008, pp. 949–950.
- [32] Y. Koren, R. Bell, and C. Volinsky, "Matrix factorization techniques for recommender systems," *Computer (Long. Beach. Calif.)*, vol. 42, no. 8, pp. 30–37, 2009.
- [33] P. Melville, R. J. Mooney, and R. Nagarajan, "Content-boosted collaborative filtering for improved recommendations," in *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, 2002, no. July, pp. 187–192.
- [34] M. Balabanović and Y. Shoham, "Fab: content-based, collaborative recommendation," *Commun. ACM*, vol. 40, no. 3, pp. 66–72, 1997.
- [35] R. J. Mooney and L. Roy, "Content-based book recommending using learning for text categorization," in *Proceedings of the fifth ACM conference on Digital libraries*, 2000, pp. 195–204.
- [36] M. Pazzani and D. Billsus, "Learning and revising user profiles: The identification of interesting web sites," *Mach. Learn.*, vol. 27, no. 3, pp. 313–331, 1997.

- [37] A. Rettinger, M. Nickles, and V. Tresp, "A statistical relational model for trust learning," in *Proceedings of the 7th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems-Volume 2*, 2008, pp. 763–770.
- [38] H. Ma, H. Yang, M. R. Lyu, and I. King, "Sorec: social recommendation using probabilistic matrix factorization," in *Proceedings of the 17th ACM conference on Information and knowledge management*, 2008, pp. 931–940.
- [39] P. Massa and P. Avesani, "Trust-aware recommender systems," *ACM Conf. Recomm. Syst.*, 2007.
- [40] W. Yuan, "Improved Trust-Aware Recommender System using Small-Worldness of Trust Networks Improved Trust-Aware Recommender System using Small-Worldness of Trust Networks," no. August, 2010.
- [41] W. Yuan, D. Guan, S. Lee, Y. Lee, and A. Gavrilov, "Finding reliable recommendations for trust model," in *Web Information Systems–WISE 2006*, Springer, 2006, pp. 375–386.
- [42] W. Yuan, L. Shu, H.-C. Chao, D. Guan, Y.-K. Lee, and S. Lee, "ITARS: trust-aware recommender system using implicit trust networks," *Commun. IET*, vol. 4, no. 14, pp. 1709–1721, 2010.
- [43] W. Yuan, D. Guan, S. Lee, and Y. Lee, "A dynamic trust model based on naive Bayes classifier for ubiquitous environments," in *High Performance Computing and Communications*, Springer, 2006, pp. 562–571.
- [44] X. Su, R. Greiner, T. M. Khoshgoftaar, and X. Zhu, "Hybrid collaborative filtering algorithms using a mixture of experts," in *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence*, 2007, pp. 645–649.
- [45] A. I. Schein, A. Popescul, L. H. Ungar, and D. M. Pennock, "Methods and metrics for cold-start recommendations," in *Proceedings of the 25th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, 2002, pp. 253–260.
- [46] S. K. Lam and J. Riedl, "Shilling recommender systems for fun and profit," in *Proceedings of the 13th international conference on World Wide Web*, 2004, pp. 393–402.
- [47] R. Burke, B. Mobasher, R. Bhaumik, and C. Williams, "Segment-based injection attacks against collaborative filtering recommender systems," in *Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Data Mining*, 2005, p. 4–pp.

- [48] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl, "Evaluating collaborative filtering recommender systems," *ACM Trans. Inf. Syst.*, vol. 22, no. 1, pp. 5–53, 2004.
- [49] Y. Koren, "Factorization meets the neighborhood: a multifaceted collaborative filtering model," in *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2008, pp. 426–434.
- [50] H. Yildirim and M. S. Krishnamoorthy, "A random walk method for alleviating the sparsity problem in collaborative filtering," in *Proceedings of the 2008 ACM conference on Recommender systems*, 2008, pp. 131–138.
- [51] P. Massa and P. Avesani, "Trust metrics in recommender systems," in *Computing with social trust*, Springer, 2009, pp. 259–285.
- [52] G. M. Coates, K. M. Hopkinson, S. R. Graham, and S. H. Kurkowski, "Collaborative, trust-based security mechanisms for a regional utility intranet," *Power Syst. IEEE Trans.*, vol. 23, no. 3, pp. 831–844, 2008.
- [53] P. Massa and P. Avesani, "Controversial users demand local trust metrics: An experimental study on epinions.com community," in *Proceedings of the National Conference on artificial Intelligence*, 2005, vol. 20, no. 1, p. 121.
- [54] K. Musial, *Recommender system for online social network*. LAP Lambert Academic Publishing, 2009.
- [55] I. Zaihrayeu, P. P. Da Silva, and D. L. McGuinness, "IWTrust: Improving user trust in answers from the web," in *Trust Management*, Springer, 2005, pp. 384–392.
- [56] D. Artz and Y. Gil, "A survey of trust in computer science and the semantic web," *Web Semant. Sci. Serv. Agents World Wide Web*, vol. 5, no. 2, pp. 58–71, 2007.
- [57] R. Falcone, G. Pezzulo, and C. Castelfranchi, "A fuzzy approach to a belief-based trust computation," in *Trust, reputation, and security: theories and practice*, Springer, 2003, pp. 73–86.
- [58] C.N. Ziegler and G. Lausen, "Propagation models for trust and distrust in social networks," *Inf. Syst. Front.*, vol. 7, no. 4–5, pp. 337–358, 2005.
- [59] S. J. Knapskog, "A metric for trusted systems," in *Proceedings of the 21st National Security Conference*, 1998, pp. 16–29.
- [60] S. D. Kamvar, M. T. Schlosser, and H. Garcia-Molina, "The eigentrust algorithm for reputation management in p2p networks," in *Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web*, 2003, pp. 640–651.

- [61] M. Richardson, R. Agrawal, and P. Domingos, "Trust management for the semantic web," in *The Semantic Web-ISWC 2003*, Springer, 2003, pp. 351–368.
- [62] M. De Cock and P. P. Da Silva, "A many valued representation and propagation of trust and distrust," in *Fuzzy Logic and Applications*, Springer, 2006, pp. 114–120.
- [63] R. Guha, H. Road, S. Jose, R. Drive, and A. Tomkins, "Propagation of Trust and Distrust," pp. 403–412, 2004.
- [64] A. Abdul-Rahman and S. Hailes, "Supporting trust in virtual communities," in *Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, 2000, p. 9.
- [65] S. Noh, "Calculating trust using aggregation rules in social networks," in *Autonomic and Trusted Computing*, Springer, 2007, pp. 361–371.
- [66] J. Luo, X. Liu, and M. Fan, "A trust model based on fuzzy recommendation for mobile ad-hoc networks," *Comput. Networks*, vol. 53, no. 14, pp. 2396–2407, 2009.
- [67] M. Lesani and S. Bagheri, "Applying and inferring fuzzy trust in semantic web social networks," in *Canadian Semantic Web*, Springer, 2006, pp. 23–43.
- [68] W. Tang, Y. Ma, and Z. Chen, "Managing trust in peer-to-peer networks," *J. Digit. Inf. Manag.*, vol. 3, no. 2, p. 58, 2005.
- [69] J. Golbeck, *Computing with social trust*. Springer Publishing Company, Incorporated, 2008.
- [70] K. Stølen, W. H. Winsborough, F. Martinelli, and F. Massacci, *Trust Management: 4th International Conference, iTrust 2006, Pisa, Italy, May 16-19, 2006, Proceedings*, vol. 4. Springer, 2006.
- [71] A. Jøsang, "A logic for uncertain probabilities," *Int. J. Uncertainty, Fuzziness Knowledge-Based Syst.*, vol. 9, no. 3, pp. 279–311, 2001.
- [72] P. Massa and P. Avesani, "Trust-aware collaborative filtering for recommender systems," *On the Move to Meaningful Internet Systems. 2004 CoopIS, DOA*, pp. 1–17, 2004.
- [73] R. A. Hanneman and M. Riddle, "Introduction to social network methods," 2005.

- [74] P. Avesani, P. Massa, and R. Tiella, "A trust-enhanced recommender system application: Moleskiing," in *Proceedings of the 2005 ACM symposium on Applied computing*, 2005, pp. 1589–1593.
- [75] C.N. Ziegler, "Towards decentralized recommender systems," *Freibg. i. br, Albert-Ludwigs-Universität Freiburg, Ger.*, 2005.
- [76] J. O'Donovan and B. Smyth, "Trust in recommender systems," in *Proceedings of the 10th international conference on Intelligent user interfaces*, 2005, pp. 167–174.
- [77] S. Milgram, "The small world problem," *Psychol. Today*, vol. 2, no. 1, pp. 60–67, 1967.
- [78] P. Jaccard, "Distribution de la Flore Alpine: dans le Bassin des dranses et dans quelques regions voisines," *Bull. la Société Vaudoise des Sci. Nat.*, vol. 37, pp. 241–272, 1901.
- [79] L. Hamers, Y. Hemeryck, G. Herweyers, M. Janssen, H. Keters, R. Rousseau, and A. Vanhoutte, "Similarity measures in scientometric research: the Jaccard index versus Salton's cosine formula," *Inf. Process. Manag.*, vol. 25, no. 3, pp. 315–318, 1989.
- [80] E. Hoseini, S. Hashemi, and A. Hamzeh, "A levelwise spectral co-clustering algorithm for collaborative filtering," in *Proceedings of the 6th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, 2012, p. 6.
- [81] N. Lathia, S. Hailes, and L. Capra, "Trust-based collaborative filtering," in *Trust Management II*, Springer, 2008, pp. 119–134.
- [82] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews," in *Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*, 1994, pp. 175–186.
- [83] C.N. Ziegler and G. Lausen, "Analyzing correlation between trust and user similarity in online communities," in *Trust management*, Springer, 2004, pp. 251–265.
- [84] D. H. Lee and P. Brusilovsky, "Does Trust Influence Information Similarity?," *Recomm. Syst. Soc. Web*, p. 10, 2009.
- [85] "Products Reviews and Consumer Reports | Epinions.com." [Online]. Available: <http://www.epinions.com>. [Accessed: 07-Aug-2013].

ABSTRACT

A NOVEL MODEL FOR RECOMMENDATION IN TRUSTED NETWORKS

BY

HOOMAN RAFAT SAFAEE

In the recent years by development of E-Trade sites and offering lots of products and services on the WWW, the users encounter to a vast amount of choices and information that challenges them to make a good decision. So, to help users to have a better selection the recommender systems have been proposed. Also by emerging the concept of trust in the web, especially in the social network sites like Facebook, new horizons have been achievable for researches to present more reliable and precise recommender systems in the terms of Trust-Based recommendation.

There are many methods and algorithms in the form of models to accomplish this job. Collaborative Filtering is the most preferable method in this field but it suffers from serious problem in order to recommend to cold start users. Trust-Based recommendation by utilizing the concept of trust, can solve this problem. In this research have been tried to combine collaborative filtering methods and Trust-Based recommendation to make a developed hybrid model to improve the overall performance of the system particularly in accuracy and coverage percentage.

In the first part of the suggested model the interpretation of ratings, expressed by raters is utilized to decrease the errors of the predicted ratings. In the second major part of the proposed model the precise value of trust among users is computed to make it possible to have a more accurate selection among trusted neighbors by a modified random walk mechanism.

To evaluate the proposed model, its results on the Epinions dataset are compared to the results of the TrustWalker model, one of the best of the art Trust-Based hybrid models, and in order to control the reliability and the correctness of its functionality, the proposed model is evaluated on the MovieLens dataset.

Keywords : Recommender System, Collaborative Filtering, Trust Network, Trust-Based Recommendation, Hybridization, Interpretation

IN THE NAME OF GOD

**A NOVEL MODEL FOR RECOMMENDATION IN
TRUSTED NETWORKS**

BY

HOOMAN RAFAT SAFAEE

THESIS

SUBMITTED TO THE SCHOOL OF GRADUATE STUDIES IN PARTIAL
FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS FOR THE DEGREE OF MASTER
OF SCIENCE (M. SC.)

IN

**INFORMATION TECHNOLOGY ENGINEERING
(INFORMATION SYSTEMS MANAGEMENT)
SHIRAZ UNIVERSITY
SHIRAZ
ISLAMIC REPUBLIC OF IRAN**

EVALUATED AND APPROVED BY THE THESIS COMMITTEE AS:

..... S. HASHEMI, PH. D., ASSISTANT PROF. OF
COMPUTER ENGINEERING (CHAIRMAN)
..... M. ZOLGHADRI JAHROMI, PH. D., PROF. OF
COMPUTER ENGINEERING
..... E. MANSOORI, PH. D., ASSISTANT PROF. OF
COMPUTER ENGINEERING

SEPTEMBER 2013

مناہج پارس پیرو فہمہ



Shiraz University
Faculty of Electronic Learning

M.S. Thesis In
Information Technology Engineering
(Information Systems Management)

A NOVEL MODEL FOR RECOMMENDATION IN
TRUSTED NETWORKS

By
HOOMAN RAFAT SAFAEE

Supervised By
SATTAR HASHEMI

September 2013