Journal of Applied And Basic Machine Intelligence Research (ABMIR)

پژوهش‌های نظری و کاربردی هوش ماشینی

سال چهارم، شماره دوم، پاییز و زمستان ۱۴۰۵، صفحات ۷۶ - ۶۱

سیستم توصیه‌گر اجتماعی مقاوم مبتنی بر یادگیری تقابلی گراف با نویز تخاصمی و ترازسازی دو – دامنه‌ای

محمدمهدی کیخا[1*]، ابوالفضل نادی[2]

[1] استادیار گروه علوم کامپیوتر، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران

[2] استادیار گروه علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر، دانشکدگان علوم، دانشگاه تهران، تهران، ایران

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:
۱۴۰۵/۰۲/۰۹

تاریخ پذیرش:
۱۴۰۵/۰۳/۲۸

کلیدواژه‌ها:
سیستم‌های توصیه‌گر اجتماعی، یادگیری تقابلی گراف، نویز تخاصمی، شبکه‌های عصبی گراف، فیلتر مشارکتی

نویسنده‌مسئول:
keikha@cs.usb.ac.ir

چکیده

بهره‌گیری از شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یک منبع اطلاعاتی کمکی، راهکاری مؤثر برای غلبه بر چالش پراکندگی داده‌ها در سیستم‌های توصیه‌گر محسوب می‌شود. بااین‌حال، روابط اجتماعی در دنیای واقعی غالباً نویزدار بوده و فرض «همسویی کامل ترجیحات میان دوستان» همواره صادق نیست. اخیراً، یادگیری تقابلی گراف برای مقابله با این نویزها موردتوجه قرارگرفته است، اما رویکردهای رایج با تکیه‌بر روش‌های تصادفی مانند حذف یال‌ها، ساختار معنایی گراف را مخدوش کرده و بازنمایی‌های ناپایداری تولید می‌کنند. برای رفع این محدودیت‌ها، در این مقاله یک چارچوب نوین مبتنی بر یادگیری تقابلی گراف با استفاده از نویز تخاصمی پیشنهادشده است. در این معماری، به‌جای ایجاد اختلال در ساختار گراف، با بهره‌گیری از روش گرادیان سریع، اختلالات هدفمندی به فضای پیوسته بازنمایی‌ها تزریق می‌شود تا نماهای تقابلی "سخت" و مقاومی تولید گردد. علاوه بر این، یک رویکرد یادگیری تقابلی دوگانه توسعه‌یافته است که شامل ترازسازی درون دامنه‌ای (برای استخراج ویژگی‌های خالص هر گراف) و میان‌دامنه‌ای (برای انتقال هدفمند سیگنال‌های مفید اجتماعی به دامنه تعاملی) است. ارزیابی‌های تجربی بر روی چهار مجموعه داده واقعی (Yelp, Epinions, Trustfilm, Ciao) نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی در مقایسه با جدیدترین روش‌های پایه، به‌طور میانگین به میزان ۸/۵٪ در شاخص Recall و ۷/۲٪ در شاخص NDCG بهبود عملکرد داشته است. این نتایج اثربخشی استفاده از نویز تخاصمی را در استخراج بازنمایی‌های مقاوم و بهبود دقت توصیه‌ها تأیید می‌کند.

: 10.22034/ABMIR.2026.24499.1238

E-ISSN: 2821-2037

۱- مقدمه

در عصر دیجیتال، موتورهای جستجو و سیستم‌های توصیه‌گر ابزارهایی کلیدی برای غلبه بر گرانباری اطلاعات و ارائه محتوای شخصی‌سازی‌شده هستند [۱]. فیلتر مشارکتی (CF) به‌عنوان روشی پرکاربرد، ترجیحات آینده را بر اساس تعاملات تاریخی پیش‌بینی می‌کند [۲]؛ اما در مواجهه با پراکندگی شدید داده‌ها و شروع سرد با محدودیت مواجه است، زیرا تعاملات ثبت‌شده برای یادگیری دقیق کافی نیست [۳].

برای جبران کمبود داده‌های تعاملی، توصیه‌گرهای اجتماعی بر پایه نظریه تأثیرپذیری کاربران از دوستانشان توسعه‌یافته‌اند [٤]. شبکه‌های عصبی گراف (GNNs) با توانایی پردازش داده‌های ساختاریافته، به استاندارد طلایی این حوزه تبدیل‌شده‌اند [٥]. این مدل‌ها با تجمیع پیام‌ها در گراف‌های تعاملی و اجتماعی، وابستگی‌های مرتبه بالا را استخراج کرده و بازنمایی‌های غنی‌تری می‌سازند [٦].

بااین‌حال، بهره‌گیری از اطلاعات اجتماعی پیچیدگی‌هایی دارد. برخلاف فرض ساده‌انگارانه روش‌های پیشین، ترجیحات دوستان همواره همسو نیست و همزمان دارای هم‌پوشانی و واگرایی است (مثلاً سلیقه مشابه در موسیقی اما متفاوت در لباس) [۷]. افزون‌براین، گراف‌های اجتماعی غالباً حاوی نویز، پیوندهای منسوخ و بی‌معنی هستند. استفاده مستقیم از این روابط نویزدار در GNN، موجب انتشار سیگنال‌های گمراه‌کننده شده و پایداری و دقت مدل را به‌شدت کاهش می‌دهد [٦]، [۸].

برای مقابله با این پراکندگی و نویز، یادگیری تقابلی گراف (GCL) با ایجاد دیدگاه‌های افزوده و بیشینه‌سازی توافق میان آن‌ها، یادگیری ویژگی‌های ذاتی و مقاوم را تسهیل می‌کند [۹]. بااین‌وجود، روش‌های فعلی GCL غالباً برای تولید این دیدگاه‌ها به رویکردهای تصادفی (نظیر حذف گره یا یال) متکی‌اند. این روش‌های تصادفی در گراف‌های به‌شدت درهم‌تنیده، اطلاعات حیاتی را تخریب کرده و با تولید نمای تقابلی بی‌کیفیت، باعث افت عملکرد مدل می‌شوند [۱۰].

برای غلبه بر محدودیت‌های فوق، در این مقاله یک چارچوب نوین و یکپارچه مبتنی بر یادگیری تقابلی گراف با بهره‌گیری از نویز تخاصمی[1] برای سیستم‌های توصیه‌گر اجتماعی پیشنهاد می‌شود. رویکرد پیشنهادی به‌جای استفاده از افزونگی‌های تصادفی و مخرب، از روش گرادیان سریع (FGM)[2] برای تزریق نویزهای هدفمند و تخاصمی به فضای پیوسته بردارهای بازنمایی گره‌ها استفاده می‌کند. این نویزها در جهت بیشینه‌سازی خطای مدل تولید می‌شوند و درنتیجه، نمای تخاصمی حاصل، مدل را مجبور می‌کند تا بازنمایی‌های بسیار مقاوم‌تری از کاربران و آیتم‌ها بیاموزد که در برابر پیوندهای نویزدار اجتماعی آسیب‌پذیر نباشند.

علاوه بر این، برای حل چالش واگرایی ترجیحات و همسوسازی بهینه دانش میان‌دامنه‌های تعاملی و اجتماعی، چارچوب پیشنهادی یک مکانیزم یادگیری تقابلی دوگانه و هم‌زمان را به کار می‌گیرد. این رویکرد از دو فرایند مکمل تشکیل‌شده است. نخست، یادگیری تقابلی درون دامنه‌ای[3] در هر یک از گراف‌ها به‌صورت مستقل، بازنمایی‌های اصلی را با نسخه‌های تخاصمی آن‌ها (تولیدشده توسط FGM) مقایسه می‌کند تا ویژگی‌های مقاوم و مختص به هر دامنه با حداکثر خلوص استخراج شوند. به‌طور هم‌زمان، یادگیری تقابلی میان‌دامنه‌ای[4] بازنمایی‌های کاربران را از دو گراف اجتماعی و تعاملی در یک فضای تقابلی مشترک تراز می‌نماید. این هم‌تراز سازی تضمین می‌کند که مدل تنها آن دسته از سیگنال‌های اجتماعی را که با رفتار تعاملی کاربر همبستگی مثبت دارند، تقویت کرده و از انتقال اطلاعات حاصل از روابط اجتماعی نامرتبط و واگرا جلوگیری به عمل آورد.

درنهایت، مدل پیشنهادی با ترکیب خطای رتبه‌بندی شخصی‌سازی‌شده بیزی[5] (BPR) و توابع هزینه تقابلی، بهینه‌سازی می‌شود. نوآوری‌های اصلی این مقاله را می‌توان در موارد زیر خلاصه نمود:

- طراحی یک چارچوب توصیه‌گر اجتماعی جدید که با جایگزین‌کردن افزونگی‌های تصادفی با نویز تخاصمی در

[1] Adversarial Noise
[2] Fast Gradient Method
[3] Intra-domain Contrastive Learning
[4] Inter-domain Contrastive Learning
[5] Bayesian Personalized Ranking

سطح بردارهای بازنمایی گره‌ها، آسیب‌پذیری مدل در برابر روابط اجتماعی کاذب را به‌طور چشمگیری کاهش می‌دهد.

- توسعه یک ساختار یادگیری تقابلی دوگانه (درون دامنه‌ای و میان‌دامنه‌ای) که به‌طور هوشمندانه‌ای ضمن حفظ استقلال ویژگی‌های دامنه تعاملی و اجتماعی، همسویی ترجیحات مرتبط را تسهیل می‌بخشد.
- ارزیابی‌های تجربی بر روی مجموعه‌داده‌های معتبر دنیای واقعی که نشان می‌دهد مدل پیشنهادی در مقایسه با روش‌های جدید، عملکرد برتری در معیارهای ارزیابی مختلف به ثبت می‌رساند.

ساختار ادامه مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: بخش ۲ به‌مرور پیشینه پژوهش در زمینه سیستم‌های توصیه‌گر اجتماعی و یادگیری تقابلی گراف می‌پردازد. در بخش ۳، چارچوب پیشنهادی و جزئیات روش‌شناسی مدل به‌طور جامع فرمول‌بندی و تشریح می‌شود. بخش ٤ به تشریح تنظیمات آزمایشگاهی، ارزیابی روی مجموعه‌داده‌ها و تحلیل نتایج تجربی اختصاص‌یافته است. درنهایت، بخش ۵ به جمع‌بندی دستاوردهای مقاله پرداخته و چشم‌اندازی از مسیرهای پژوهشی آتی را ترسیم می‌کند.

۲- کارهای مرتبط

در این بخش، به‌مرور جامع پیشینه پژوهش در سه حوزه کلیدی مرتبط با روش پیشنهادی می‌پردازیم: سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر شبکه‌های عصبی گراف، سیستم‌های توصیه‌گر اجتماعی و یادگیری تقابلی گراف.

۲-۱ سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر GNN

روش‌های سنتی فیلتر مشارکتی (CF) [۱۳] به‌ویژه مدل‌های مبتنی بر تجزیه ماتریس[1] (MF) [۸]، به دلیل سادگی و اثربخشی، مدت‌ها سنگ بنای سیستم‌های توصیه‌گر بوده‌اند. این روش‌ها با یادگیری بردارهای پنهان[2] برای کاربران و آیتم‌ها، تعاملات میان آن‌ها را مدل‌سازی می‌کنند. با ظهور یادگیری عمیق، مدل‌هایی مانند NCF [۱۰] با استفاده از پرسپترون‌های چندلایه (MLP) توانستند تعاملات غیرخطی و پیچیده‌تری را ثبت کنند. بااین‌حال، این مدل‌ها اغلب تنها تعاملات مستقیم را در نظر می‌گرفتند و از روابط مرتبه بالاتر در گراف تعاملات کاربر-آیتم غافل بودند.

برای رفع این محدودیت، شبکه‌های عصبی گراف (GNNs) به‌عنوان یک چارچوب قدرتمند معرفی شدند [٤]. مدل‌های GNN با بهره‌گیری از مکانیزم انتشار پیام[3]، اطلاعات را از گره‌های همسایه تجمیع کرده و بازنمایی‌های غنی‌تری تولید می‌کنند که روابط چند گامی[4] را در خود جای‌داده است. روش‌های جدید از این ساختار برای استخراج سیگنال‌های همکاری مرتبه بالا استفاده کردند [۱۱]. پس‌ازآن، LightGCN [۱۲] با حذف تبدیل‌های خطی و خود اتصالی‌ها در لایه‌های انتشار، نشان داد که یک طراحی ساده‌تر می‌تواند ضمن بهینه‌سازی فرایند آموزش، به عملکرد بهتری نیز منجر شود. باوجوداین موفقیت‌های چشمگیر، این مدل‌ها همچنان با یک چالش اساسی روبه‌رو هستند: حساسیت به نویز در داده‌های تعاملی. وجود پیوندهای تصادفی یا غیرواقعی می‌تواند فرایند انتشار پیام را مختل کرده و کیفیت بازنمایی‌های نهایی را به‌شدت کاهش دهد [۱۳].

۲-۲ سیستم‌های توصیه‌گر اجتماعی

سیستم‌های توصیه‌گر اجتماعی با این فرض‌بنیادی شکل گرفتند که تصمیمات کاربران تحت‌تأثیر دوستان و ارتباطات اجتماعی آن‌ها قرار دارد [۱]. این مدل‌ها با ادغام اطلاعات شبکه اجتماعی در فرایند مدل‌سازی، به دنبال کاهش مشکلاتی نظیر پراکندگی داده‌ها و شروع سرد هستند [۳]. مدل‌های اولیه مانند SoRec [١٤] و SocialMF [۱۵]، اطلاعات اجتماعی را به‌عنوان یک عبارت تنظیم‌کننده[5] وارد چارچوب تجزیه ماتریس می‌کردند تا بردارهای پنهانِ کاربرانِ متصل در شبکه اجتماعی به یکدیگر نزدیک‌تر شوند. با پیشرفت شبکه‌های عصبی گراف، مدل‌هایی نظیر GraphRec [١٦] و DiffNet [۱۷] توانستند گراف تعاملات و گراف اجتماعی را به‌صورت هم‌زمان مدل‌سازی کنند. اگرچه این رویکردها دقت بالاتری به ارمغان آوردند، اما اکثر آن‌ها بر یک فرض شکننده استوارند: همسویی ترجیحات[6]؛ به این معنا که دوستان همواره

[1] Matrix Factorization
[2] Latent Vectors
[3] Message Passing
[4] Multi-hop
[5] Regularization Term
[6] Preference Homophily

تمایلات مشابهی دارند. درواقعیت، روابط اجتماعی غالباً حاوی نویز هستند (مانند دنبال‌کردن افراد مشهور بدون داشتن سلیقه مشترک) و ترجیحات کاربران در حوزه‌های مختلف می‌تواند کاملاً واگرا باشد [۶]. در این راستا، مدل ارائه‌شده در [۱۸] با استفاده از شبکه‌های مبتنی بر مکانیزم همجوشی دوطرفه، گامی در جهت فیلترکردن نویز در روابط اجتماعی برداشته است. بااین‌وجود، همچنان نیاز به روش‌هایی احساس می‌شود که بتوانند بدون تأثیرپذیری منفی از نویز و واگرایی ترجیحات، دانش مفید را از گراف اجتماعی استخراج کنند.

۲-۳ یادگیری تقابلی گراف برای توصیه‌گرها

یادگیری تقابلی[1] به‌عنوان یک مفهوم موفق در یادگیری خودنظارتی، باهدف یادگیری بازنمایی‌های مقاوم از طریق بهینه‌سازی توافق میان‌نماهای مختلف از یک داده ظهور کرده است. در حوزه توصیه‌گرها، یادگیری تقابلی گراف[2] (GCL) برای مقابله با پراکندگی داده‌ها بسیار موردتوجه قرارگرفته است [۷].

روش‌های GCL بر اساس استراتژی تولید نما دسته‌بندی می‌شوند. رایج‌ترین رویکرد، استفاده از داده‌افزایی‌های تصادفی مبتنی بر ساختار[3] است. به‌عنوان‌مثال، SGL [۱۹] با اعمال حذف تصادفی گره و یال بر روی گراف، نماهای تقابلی ایجاد می‌کند. اگرچه این روش‌ها مؤثرند، اما ماهیت تصادفی آن‌ها می‌تواند به تخریب اطلاعات معنایی حیاتی در گراف منجر شده و بازنمایی‌های ناپایداری تولید کند.

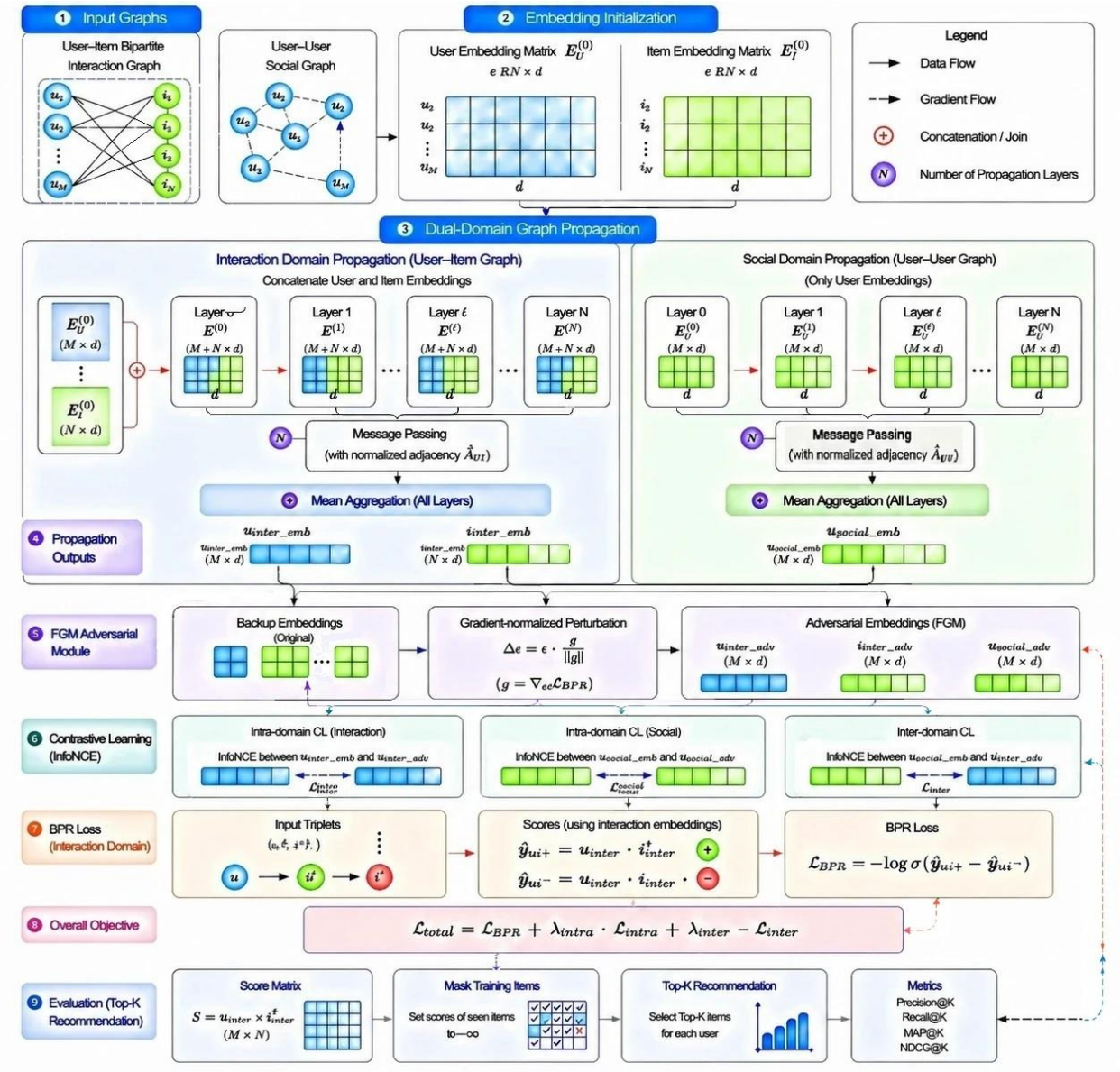
برای غلبه بر این چالش، مدل‌هایی نظیر EGCL [۲۰] یادگیری تقابلی بدون داده‌افزایی[4] را پیشنهاد داده‌اند تا از تخریب ساختار جلوگیری شود. رویکردهای دیگری مانندRCGRL [۲۱] از یادگیری تقویتی برای یافتن سیاست بهینه در تغییر گراف بهره می‌برند که باوجود قدرت بالا، پیچیدگی محاسباتی شدیدی به همراه دارند. در سمتی دیگر، روش‌هایی مانند Multi-topology GCL [۲۲] و Social Graph Diffusion [۲۳] بر ایجاد نماهای تقابلی از طریق ساختارهای مختلف (گراف اجتماعی و تعاملی) تمرکز کرده‌اند تا دانش را میان‌دامنه‌ها منتقل کنند.

باوجوداین پیشرفت‌ها، وابستگی اکثر روش‌ها به داده‌افزایی‌های مخربِ ساختار یا فرایندهای بهینه‌سازی بسیار پرهزینه، نشان‌دهنده یک شکاف پژوهشی قابل‌توجه در این حوزه است. در این میان، رویکردی بدیع و کارآمدتر که تاکنون کمتر به آن پرداخته‌شده، تولید نماهای تقابلی از طریق تزریق نویز در فضای بازنمایی[5] است. این راهکار قادر است بدون دست‌کاری ساختار اصلی گراف، نماهای سخت[6] و درعین‌حال معناداری ایجاد کند که تاب‌آوری مدل را در برابر نویز به میزان چشمگیری افزایش می‌دهد. در همین راستا و در بخش ۳، چارچوب پیشنهادی خود را معرفی می‌کنیم؛ چارچوبی که با اتکا به این ایده و بهره‌گیری از نویزهای تخاصمی هدفمند، شکاف پژوهشی موجود را برطرف ساخته و بازنمایی‌های مقاومی برای سیستم توصیه‌گر اجتماعی ارائه می‌دهد.

۳- روش پیشنهادی

پیرو مباحث مطرح‌شده در بخش ۲ پیرامون محدودیت‌های روش‌های سنتیِ تقویت داده، در این بخش چارچوب پیشنهادی برای سیستم توصیه‌گر اجتماعی معرفی می‌گردد. هدف اصلی این معماری، استخراج بازنمایی‌های غنی و مقاوم از کاربران و آیتم‌ها با بهره‌گیری از گراف‌های تعاملی و اجتماعی است. برای غلبه بر مشکل نویز و پراکندگی داده‌ها، این چارچوب تقویت داده‌های ساختاری (مانند حذف تصادفی یال‌ها) را کنار گذاشته و به‌جای آن از تولید نماهای تخاصمی در فضای بازنمایی بهره می‌برد. در شکل ۱، نمای کلی این معماری شامل بخش‌های انتشار پیام، تولیدگر نویز تخاصمی و مکانیزم یادگیری تقابلی دوگانه نشان‌داده‌شده است که در ادامه، اجزای ساختاری و ریاضی آن به‌تفصیل تشریح می‌شوند.

[1] Contrastive Learning
[2] Graph Contrastive Learning
[3] Structure-based Stochastic Augmentations
[4] Augmentation-free CL
[5] Perturbations in Representation Space
[6] Hard Views



شکل (۱): نمای کلی چارچوب پیشنهادی شامل ماژول انتشار پیام، تولیدگر نویز تخاصمی مبتنی بر FGM، و یادگیری تقابلی درون دامنه‌ای و میان‌دامنه‌ای

همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، معماری چارچوب پیشنهادی از سه ماژول اصلی تشکیل‌شده است: ابتدا در ماژول انتشار پیام، بازنمایی‌های اولیه گره‌ها از طریق گراف‌های تعاملی و اجتماعی استخراج می‌شوند. سپس، به‌جای استفاده از روش‌های تصادفی مانند حذف یال، از یک تولیدگر نویز تخاصمی (مبتنی بر FGM) برای ایجاد نماهای نویزی و مقاوم در فضای پیوسته بازنمایی‌ها استفاده می‌گردد. درنهایت، ماژول یادگیری تقابلی دوگانه (شامل ترازسازی درون‌دامنه‌ای و میان‌دامنه‌ای) برای بهینه‌سازی و همسوسازی این بازنمایی‌ها به کار گرفته می‌شود. در ادامه، جزئیات و روابط ریاضی هر یک از این مؤلفه‌ها به‌تفصیل تشریح می‌گردند.

۳-۱ فرمول‌بندی مسئله و مقداردهی اولیه

مجموعه کاربران را با $U = u_1, u_2, \dots, u_M$ و مجموعه آیتم‌ها را با $I = i_1, i_2, \dots, i_N$ در نظر می‌گیریم که در آن M تعداد کاربران و N تعداد آیتم‌ها است. تعاملات کاربری به‌صورت یک ماتریس $Y \in \mathbb{R}^{M\times N}$ تعریف می‌شود؛ به‌طوری که اگر کاربر u با آیتم i تعامل داشته باشد $y_{ui} = 1$ و در غیر این صورت 0 خواهد بود. همچنین، گراف اجتماعی کاربران با ماتریس مجاورت $A_{social} \in \mathbb{R}^{M\times M}$ مدل‌سازی می‌گردد.

در گام نخست، شناسه هر کاربر و آیتم به یک بردار متراکم در فضای پنهان با بعد d نگاشت می‌شود. ماتریس بردارهای بازنمایی گره‌ها برای کاربران به‌صورت $E_U^{(0)} \in \mathbb{R}^{M\times d}$ و برای آیتم‌ها به‌صورت $E_I^{(0)} \in \mathbb{R}^{N\times d}$ تعریف می‌گردد. این ماتریس‌ها، پارامترهای آموزش‌پذیر مدل (مجموعه Θ) را تشکیل می‌دهند.

۳-۲ رمزگذار گراف و انتشار پیام چندلایه

برای استخراج الگوهای ساختاری و وابستگی‌های مرتبه بالاتر، از مکانیزم انتشار پیام گراف با الهام از معماری‌های ساده‌شده (بدون توابع فعال‌ساز غیرخطی) استفاده می‌کنیم. این فرایند در دو دامنه مجزا انجام می‌پذیرد:

۳-۲-۱ دامنه تعاملی[1]:

گراف دوبخشی تعاملات کاربر-آیتم دارای ماتریس مجاورت ساختاریافته‌ای است که به‌صورت تقارنی نرمال‌سازی می‌شود. ماتریس نرمال‌شده را با $\hat{A}_{inter} = D_{inter}^{-1/2} A_{inter} D_{inter}^{-1/2}$ نشان می‌دهیم کهدر آن D_{inter} ماتریس درجه برای گراف تعاملی است. در لایه l-ام از شبکه عصبی گراف، بردارهای بازنمایی به شکل زیر به‌روزرسانی می‌شوند:

$$E_{inter}^{(l)} = \hat{A}_{inter} E_{inter}^{(l-1)} \qquad (۱)$$

دراین‌رابطه، $E_{inter}^{(l)}$ بازنمایی کاربران و آیتم‌ها در لایه l پس از دریافت پیام از همسایگان تعاملی است.

۳-۲-۲ دامنه اجتماعی[2]:

به‌طور مشابه، ماتریس روابط اجتماعی به‌صورت $\hat{A}_{social} = D_{social}^{-1/2} A D_{social}^{-1/2}$ نرمال‌سازی می‌شود (D_{social} ماتریس درجه گراف اجتماعی است). انتشار پیام در این دامنه (فقط برای کاربران) به این صورت است:

$$E_{social}^{(l)} = \hat{A}_{social} E_{social}^{(l-1)} \qquad (۲)$$

۳-۲-۳ تجمیع لایه‌ها[3]:

به‌منظور جلوگیری از پدیده هموارسازی بیش‌ازحد[4] که معمولاً در شبکه‌های گراف عمیق رخ می‌دهد، خروجی تمامی L لایه با استفاده از عملگر ادغام میانگین[5] ترکیب می‌شوند تا بازنمایی نهایی هر گره به دست آید:

$$E_{inter}^{final} = \frac{1}{L+1} \sum_{l=0}^{L} E_{inter}^{(l)} \qquad (۳)$$

$$E_{social}^{final} = \frac{1}{L+1} \sum_{l=0}^{L} E_{social}^{(l)} \qquad (۴)$$

درنهایت، بردار استخراج‌شده برای یک کاربر خاص u در دامنه تعاملی را با $e_{u,inter}$ و در دامنه اجتماعی را با $e_{u,social}$ مشخص می‌کنیم.

پدیده هموارسازی بیش‌ازحد در شبکه‌های عصبی گرافی عمیق زمانی رخ می‌دهد که با افزایش تعداد لایه‌ها، بازنمایی تمام گره‌ها به یک بردار همگن و غیرقابل‌تمایز همگرا می‌شود و اطلاعات محلی گره از دست می‌رود. ادغام میانگین یا ترکیب خروجی تمامی لایه‌ها، مشابه یک اتصال میانبر[6] عمل می‌کند. لایه‌های ابتدایی حاوی اطلاعات محلی و ساختاری نزدیک گره (همسایگان درجه‌یک) هستند، درحالی‌که لایه‌های عمیق‌تر، اطلاعات سراسری‌تری را استخراج می‌کنند. با میانگین‌گیری روی خروجی همه لایه‌ها، مدل تضمین می‌کند که ویژگی‌های محلی و اولیه گره‌ها در بازنمایی نهایی حفظ‌شده و تحت‌تأثیر همگرایی لایه‌های آخر محو نمی‌شوند.

[1] Interaction Domain
[2] Social Domain
[3] Layer Aggregation
[4] Over-smoothing
[5] Mean Pooling
[6] Residual Connection

۳-۳ تولید نماهای تقابلی با نویز تخاصمی

در روش‌های استاندارد یادگیری تقابلی گراف (مانند SGL)، نماهای متفاوت معمولاً از طریق حذف تصادفی یال‌ها تولید می‌شوند که این امر می‌تواند به ازدست‌رفتن اطلاعات کلیدی ساختار گراف منجر شود. در روش پیشنهادی، این الگو جایگزین شده و از روش گرادیان سریع (FGM) برای اعمال اختلالات هوشمند در فضای متراکم بازنمایی استفاده می‌گردد.

برخلاف روش‌های مبتنی بر حذف یال که با تغییر ساختار گراف ممکن است مسیرهای ارتباطی مهم و حیاتی شبکه را از بین ببرند، تزریق نویز تخاصمی در فضای بازنمایی، هندسه اصلی گراف را کاملاً حفظ می‌کند. این نویزهای تخاصمی به‌عنوان نمونه‌های منفیِ سخت[1] عمل کرده و مرزهای تصمیم‌گیری مدل را چالش‌برانگیزتر می‌کنند. درنتیجه، مدل مجبور می‌شود بازنمایی‌های پایدارتر و مقاوم‌تری بیاموزد که وابستگی کمتری به نوسانات کوچک دارند، بدون آنکه خطر ازبین‌رفتن سیگنال‌های همسایگی مفید وجود داشته باشد.

بدین منظور، ابتدا گرادیان تابع زیان اصلی (BPR) نسبت به ماتریس بازنمایی‌ها (E) محاسبه می‌شود:

$$g = \nabla_E \mathcal{L}_{BPR} \quad (۵)$$

سپس، نویز تخاصمی Δ با نرمال‌سازی این گرادیان و ضرب آن در پارامتر کنترل‌کننده دامنه نویز (یعنی ϵ) محاسبه می‌گردد:

$$\Delta = \epsilon \frac{g}{\| g \|_2} \quad (۶)$$

دراین‌رابطه، ϵ یک پارامتر حیاتی است که شدت اختلال را تنظیم می‌کند و $\| g \|_2$ همان نرمال‌سازی درجه دوم[2] ماتریس گرادیان است که جهت جلوگیری از تغییر مقیاس بیش‌ازحد گرادیان‌ها به کار می‌رود. با افزودن این نویز به بردارهای پایه، نماهای تخاصمی (نماهای سخت) برای هر دو دامنه تولید می‌شوند. درواقع، نویز محاسبه‌شده Δ به بازنمایی‌های اولیه گره‌ها افزوده می‌شود تا بازنمایی‌های نویزدار (تخاصمی) به دست آیند. اگر ماتریس بازنمایی اولیه را E در نظر بگیریم، نمای تخاصمی E' به شکل زیر محاسبه می‌شود:

$$E' = E + \Delta \quad (۷)$$

پس از محاسبه E'، این بازنمایی‌های نویزدار به‌جای بازنمایی‌های اولیه، وارد لایه‌های انتشار پیام گراف (گراف تعاملی و اجتماعی) می‌شوند و خروجی آن‌ها برای محاسبه تابع زیان تقابلی مورداستفاده قرار می‌گیرد.

$$\tilde{e}_{u,inter} = e_{u,inter} + \Delta_{u,inter} \quad (۸)$$

$$\tilde{e}_{u,social} = e_{u,social} + \Delta_{u,social} \quad (۹)$$

ازنظر هندسی، بازنمایی‌ها نقاطی در یک فضای بازنمایی چندبعدی هستند. شدت نویز تخاصمی (که معمولاً با پارامتری مثل ϵ کنترل می‌شود) شعاع کره‌ای را تعیین می‌کند که در آن به دنبال بدترین اختلال می‌گردیم. اگر این شدت خیلی بزرگ انتخاب شود، نویز تولیدشده نقطه بازنمایی را آن‌قدر از مکان اصلی خود دور می‌کند که از مرز معنایی خود عبور کرده و وارد ناحیه معنایی نمونه‌های دیگر (مثلاً کاربران باسلیقه کاملاً متفاوت) می‌شود. این امر باعث می‌شود که نمای تقابلی تولیدشده دیگر نشان‌دهنده همان کاربر یا آیتم نباشد (منظور همان False Positive است). درنتیجه، مدل در حین یادگیری تقابلی سعی می‌کند دونقطه بی‌ربط را به هم نزدیک کند که منجر به فروپاشی فضای بازنمایی و افت شدید عملکرد سیستم توصیه‌گر می‌شود.

۳-۴ یادگیری تقابلی دوگانه[3]

برای اطمینان از اینکه مدل قادر است ویژگی‌های مشترک و مکمل دو دامنه را به‌درستی بیاموزد، از یک تابع زیان تقابلی مبتنی بر InfoNCE بهره می‌گیریم. فرمول پایه برای هم‌ترازی دو بردار v_i و v'_i در یک دسته[4] با اندازه B به‌صورت زیر تعریف می‌شود. تابع زیان تقابلی (InfoNCE) برای یک دسته (Batch) با اندازه B محاسبه می‌گردد. فرض کنید بردار v_i نمای اولیه (تمیز) و بردار v'_i نمای نویزدار (تخاصمی) برای گره i باشد که یک زوج مثبت را تشکیل می‌دهند. سایر گره‌های موجود در همان دسته به‌عنوان نمونه‌های منفی در نظر گرفته می‌شوند. فرمول زیان برای گره i به‌صورت زیر است :

[1] Hard Negatives
[2] L2-Norm
[3] Dual Contrastive Learning
[4] Batch

$$\mathcal{L}_{InfoNCE}(v_i, v_i') = -\log \frac{\exp(sim(v_i, v_i')/\tau)}{\sum_{j=1}^{B} \exp(sim(v_i, v_j')/\tau)} \quad (۱۰)$$

که در آن، $sim(\cdot,\cdot)$ تابع شباهت کسینوسی بین دو بردار بوده و τ پارامتر دما است که حساسیت مدل را نسبت به نمونه‌های منفی کنترل می‌کند. زیان تقابلی کل برای مدل در هر مرحله آموزش، برابر با میانگین این مقدار برای تمامی B نمونه موجود در دسته[1] خواهد بود. این ساختار تضمین می‌کند که بازنمایی هر گره به نسخه نویزدار خود نزدیک شده و از سایر گره‌های موجود در دسته دور شود.

پارامتر دما (τ) در تابع زیان تقابلی InfoNCE، نقش کنترل‌کننده سختی یا تمرکز مدل بر روی نمونه‌های منفی دشوار را بر عهده دارد. مقدار کوچک‌تر τباعث می‌شود توزیع احتمال حاصل از Softmax تیزتر شود؛ یعنی مدل توجه و پنالتی بیشتری به نمونه‌های منفی که بسیار شبیه به نمونه لنگر[2] هستند اختصاص می‌دهد و سعی می‌کند آن‌ها را با شدت بیشتری از نمونه مثبت دور کند. برعکس، مقادیر بزرگ‌تر τباعث توزیع هموارتر می‌شود که در آن همه نمونه‌های منفی به‌طور نسبتاً مساوی دفع می‌شوند؛ بنابراین، تنظیم دقیق τبه مدل کمک می‌کند تا بین جداسازی دقیق و جلوگیری از بیش برازش تعادل ایجاد کند.

ما این تابع را در دو سطح مجزا اعمال می‌کنیم:

۳-٤-۱ تقابل درون دامنه‌ای:

این مکانیزم وظیفه دارد بازنمایی تمیز هر کاربر را با نسخه نویزدار تخاصمیِ همان کاربر در همان دامنه هم‌تراز کند؛ این امر موجب افزایش پایداری مدل در برابر نویز درونیِ هر گراف می‌شود:

$$L_{intra} = \sum_{u \in U} [L_{InfoNCE}(e_{u,inter}, \tilde{e}_{u,inter}) + L_{InfoNCE}(e_{u,social}, \tilde{e}_{u,social})] \quad (۱۱)$$

۳-٤-۲ تقابل میان‌دامنه‌ای:

به‌منظور انتقال دانش و استخراج سیگنال‌های پنهان میان رفتار تعاملی و شبکه دوستان، نمای تمیز دامنه اجتماعی با نمای تخاصمی دامنه تعاملی مقایسه می‌شود. این فرایند تضمین می‌کند که گراف اجتماعی از سیگنال‌های غنی‌ترِ تعاملی بهره‌مند گردد:

$$\mathcal{L}_{inter} = \sum_{u \in U} \mathcal{L}_{InfoNCE}(e_{u,social}, \tilde{e}_{u,inter}) \quad (۱۲)$$

در روش پیشنهادی در این مقاله، یادگیری تقابلی میان‌دامنه‌ای به‌عنوان یک سازوکار بیشینه‌سازی اطلاعات متقابل بین دامنه اجتماعی و دامنه تعاملی عمل می‌کند. ازآنجاکه گراف‌های اجتماعی غالباً دارای نویز هستند (مثلاً دو کاربر دوست هستند؛ اما سلایق متفاوتی دارند)، با هم‌تراز نمودن بازنمایی کاربر در گراف اجتماعی با بازنمایی وی در گراف تعاملات، مدل مجبور می‌شود تنها آن دسته از ویژگی‌های اجتماعی را حفظ کند که با رفتار واقعی کاربر همخوانی دارند. درنتیجه، اثر روابط نامرتبط که نمود خارجی در تعاملات ندارند، به‌طور خودکار تضعیف و فیلتر می‌شود.

۳-۵ پیش‌بینی و تابع زیان نهایی

جهت پیش‌بینی احتمال تعامل کاربر u با آیتم i، از ضرب داخلی بازنمایی‌های نهاییِ تعاملی آن‌ها استفاده می‌شود:

$$\hat{y}_{ui} = (e_{u,inter})^T e_{i,inter} \quad (۱۳)$$

وظیفه اصلی توصیه‌گر از طریق بهینه‌سازی تابع زیانBPR انجام می‌گیرد. این تابع بر این فرض استوار است که کاربر به آیتم‌های تعامل داشته (i) نسبت به آیتم‌های تعامل نداشته (j) ترجیح بالاتری قائل است :

$$\mathcal{L}_{BPR} = -\sum_{(u,i,j) \in O} \log \sigma(\hat{y}_{ui} - \hat{y}_{uj}) \quad (۱٤)$$

که در آن $\mathcal{O}$مجموعه‌داده‌های آموزشی (شامل سه‌گانه‌های کاربر، آیتم مثبت، آیتم منفی) و $\sigma(\cdot)$ تابع فعال‌ساز است.

درنهایت، تمامی توابع زیانِ معرفی‌شده در یک تابع هدف جامع ترکیب می‌شوند تا مدل به‌صورت یکپارچه آموزش ببیند:

$$\mathcal{L}_{total} = \mathcal{L}_{BPR} + \lambda_{intra}\mathcal{L}_{intra} + \lambda_{inter}\mathcal{L}_{inter} + \lambda_{reg}\|\Theta\|_2^2 \quad (۱۵)$$

در رابطه (۱۵)، λ_{intra} و λ_{inter} ضرایبی برای کنترل شدت تأثیر یادگیری تقابلی دوگانه هستند. پارامتر λ_{reg} نیز ضریب تنظیم‌کننده نرمال‌سازی درجه دوم روی پارامترهای مدل (Θ) است که جهت جلوگیری از بیش برازش اعمال می‌گردد.

با تعریف این تابع هدفِ یکپارچه و تشریح دقیق مکانیزم‌های مدل، چارچوب پیشنهادی قادر به یادگیری بازنمایی‌هایی بسیار مقاوم و دقیق خواهد بود. در بخش ٤، با معرفی مجموعه‌داده‌ها و معیارهای

[1] Batch

[2] Anchor

ارزیابی، به بررسی تجربی این چارچوب پرداخته و عملکرد آن را در مقایسه با روش‌های جدید تحلیل خواهیم کرد.

۳-۶ تحلیل پیچیدگی

در این بخش، پیچیدگی زمانی و فضایی روش پیشنهادی را مورد تحلیل قرار می‌دهیم. فرض کنید U تعداد کاربران، I تعداد آیتم‌ها، E_r تعداد لبه‌های تعاملی (کاربر-آیتم)، E_s تعداد لبه‌های اجتماعی (کاربر-کاربر)، d بعد بردار بازنمایی، L تعداد لایه‌های شبکه عصبی گرافی و B اندازه دسته در هر تکرار باشد.

۳-۶-۱ پیچیدگی فضایی

ازآنجاکه روش پیشنهادی همانند مدل‌های مبتنی بر LightGCN [۱۳]، از ماتریس‌های وزن سنگین و تبدیل‌های غیرخطی در لایه‌های انتشار پیام استفاده نمی‌کند، تنها پارامترهای قابل‌آموزش مدل، ماتریس بازنمایی اولیه برای کاربران و آیتم‌ها هستند؛ بنابراین، پیچیدگی فضایی مدل برابر با $O((|U|+|I|)\times d)$ است که بسیار بهینه بوده و ازنظر مصرف حافظه با روش‌های پایه ماتریسی برابری می‌کند.

۳-۶-۲ پیچیدگی زمانی

پیچیدگی زمانی مدل شامل سه بخش اصلی در هر دوره (Epoch) است:

- **انتشار پیام:** برای استخراج بازنمایی‌ها در گراف تعاملی و اجتماعی، هزینه محاسباتی در L لایه برابر با $O(L\cdot(|E_r|+|E_s|)\cdot d)$ است.
- **تولید نویز تخاصمی:** اعمال نویز FGM نیازمند محاسبه گرادیان و جمع برداری است که در هر دسته $O(B\cdot d)$ و برای کل داده‌ها $O((|U|+|I|)\cdot d)$ زمان می‌برد.
- **یادگیری تقابلی و بهینه‌سازی:** محاسبه توابع زیان تقابلی دوگانه و BPR نیازمند ضرب داخلی بردارهاست که برای کل گره‌ها از مرتبه $O(B\cdot d)$ در هر دسته و در کل $O((|U|+|I|)\cdot d)$ است.

با توجه به اینکه معمولاً $(|E_r|+|E_s|)\gg(|U|+|I|)$ است، پیچیدگی زمانی کلی مدل برابر با $O(L\cdot(|E_r|+|E_s|)\cdot d)$ خواهد بود. این نشان می‌دهد که **زمان اجرای روش پیشنهادی به‌صورت خطی با تعداد لبه‌های گراف** رابطه دارد و برای مجموعه‌داده‌های بزرگ مقیاس‌پذیر است.

۴- آزمایش‌ها و ارزیابی نتایج

پس از تبیین معماری مدل و فرمول‌بندی‌های ریاضی روش پیشنهادی در بخش ۳، در این بخش، به‌منظور ارزیابی کارایی و اثربخشی روش پیشنهادی، مجموعه‌ای از آزمایش‌های جامع روی یک مجموعه‌داده استاندارد و شناخته‌شده در حوزه سیستم‌های توصیه‌گر اجتماعی انجام‌شده است. هدف اصلی از طراحی این آزمایش‌ها، پاسخگویی به دو پرسش اساسی پژوهشی است. نخست آنکه عملکرد چارچوب پیشنهادی در مقایسه با مدل‌های جدید در سیستم‌های توصیه‌گر (اعم از مدل‌های مبتنی بر اطلاعات اجتماعی و بدون آن) چگونه ارزیابی می‌شود. پرسش دوم نیز به بررسی میزان تأثیرگذاری پارامترهای کلیدی مدل، ازجمله ضرایب یادگیری تقابلی و شعاع نویز تخاصمی، بر عملکرد نهایی سیستم پرداخته و به دنبال یافتن مقادیر بهینه برای این تنظیمات است.

۴-۱ مجموعه‌داده

برای ارزیابی تجربی روش پیشنهادی و مقایسه جامع آن با روش‌های پایه، از چهار مجموعه‌داده معتبر و پرکاربرد در حوزه سیستم‌های پیشنهاددهنده اجتماعی استفاده‌شده است: Ciao، Epinions ،Yelp و Trustfilm.

این مجموعه‌داده‌ها شامل دو نوع اطلاعات اصلی هستند: ۱) گراف تعاملات کاربر - آیتم (مانند امتیازدهی یا خرید) که به دلیل ماهیت پراکنده این شبکه‌ها، یادگیری بازنمایی‌های دقیق را چالش‌برانگیز می‌کند؛ و ۲) گراف روابط اجتماعی بین کاربران (مانند فهرست دوستان یا اعتماد) که به‌عنوان اطلاعات کمکی برای غلبه بر مشکل پراکندگی داده‌ها و بهبود کیفیت پیشنهادها استفاده می‌شود.

تنوع در ابعاد و میزان پراکندگی این چهار مجموعه‌داده، ارزیابی دقیق‌تری از مقیاس‌پذیری و پایداری مدل پیشنهادی در شرایط مختلف فراهم می‌کند. آمار و مشخصات دقیق این مجموعه‌داده‌ها در جدول ۱ خلاصه‌شده است.

جدول (۱): آمار و ویژگی‌های مجموعه‌داده‌های Ciao, Yelp, Epinions و Trustfilm

نام مجموعه داده	کاربران (users)	آیتم‌ها (Items)	تعاملات (Actions)	روابط اجتماعی (Social relations)	درصد پراکندگی (Sparsity)
Ciao	۷۲۶۷	۱۱۲۱۱	۱۴۷۹۹۵	۱۱۱۷۸۱	۹۹/۸۲
Yelp	۸۱۶۳	۷۹۰۰	۷۳۰۹۸	۱۸۴۴۹۶	۰/۱۱۳
Epinions	۸۶۱۳۰	۳۷۲۵	۱۶۷۵۰	۵۸۲۳۱۵	۰/۰۰۵
Trustfilm	۱۶۴۲	۲۰۷۱	۳۵۴۹۷	۱۸۵۳	۹۸/۹۶

۴-۲ تنظیمات آزمایش

۴-۲-۱ روش‌های پایه برای مقایسه

برای اعتبارسنجی کارایی چارچوب پیشنهادی، عملکرد آن با طیف متنوعی از مدل‌های جدید مقایسه شده است که شامل دسته‌های زیر هستند:

BPRMF [۲۴]: یک رویکرد پایه مبتنی بر تجزیه ماتریس که از تابع زیان BPR استفاده می‌کند.

LightGCN [۱۲]: یک مدل پیشرفته مبتنی بر GNN برای فیلترسازی مشارکتی که فرایند انتشار پیام را با حذف تغییرات غیرخطی، ساده‌سازی کرده است.

DiffNet++ [۲۵]: یک توصیه‌گر اجتماعی که از شبکه‌های عصبی گرافی برای مدل‌سازی هم‌زمان و یکپارچه گراف تعاملات و گراف اجتماعی بهره می‌برد.

XSimGCL [۲۶]: روشی نوین مبتنی بر یادگیری تقابلی که به‌جای استفاده از افزونه‌سازی ساختاری (مانند حذف یال)، از افزودن نویز تصادفی به بازنمایی‌ها استفاده می‌کند.

توصیه‌گرهای اجتماعی مبتنی بر GCL: این گروه شامل مدل‌های به‌روز و پیشرفته‌ای نظیر DcRec [۲۷] و DSL [۲۸] و DENS [۲۹] و EAGCN [۳۰] و EGCL [۲۰] است که از یادگیری تقابلی بر روی گراف‌های تعاملی و اجتماعی استفاده می‌کنند. در این میان، EGCL [۲۰] به دلیل معماری کارآمد، به‌عنوان یکی از قوی‌ترین مدل‌های پیشرو در این ارزیابی در نظر گرفته‌شده است.

۴-۲-۲ معیارهای ارزیابی

به‌منظور سنجش دقت فهرست‌های توصیه‌شده توسط مدل‌ها، از معیارهای استاندارد ارزیابی رتبه‌بندی شامل Precision@20، Recall@20، NDCG@20 و MAP @20 استفاده‌شده است. در این معیارها، نماد @ به همراه عدد ۲۰ نشان‌دهنده نقطه برش[1] است؛ بدین معنا که عملکرد سیستم توصیه‌گر تنها بر روی ۲۰ پیشنهاد برتر ارائه‌شده به کاربر ارزیابی می‌شود.

۴-۳ مقایسه عملکرد و تحلیل نتایج

به‌منظور ارزیابی اثربخشی روش پیشنهادی، عملکرد آن با ۸ روش پایه (شامل مدل‌های سنتی فیلترینگ مشارکتی، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی گرافی، و روش‌های پیشرفته مبتنی بر اطلاعات اجتماعی و یادگیری تقابلی) بر روی چهار مجموعه‌داده مختلف مقایسه شده است. نتایج جامع این ارزیابی بر اساس معیارهای Precision@20، Recall@20، MAP@20 و NDCG@20 در جدول ۲ گزارش‌شده است.

۴-۳-۱ تحلیل برتری‌های روش پیشنهادی

همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی در اکثریت‌قریب‌به‌اتفاق معیارها و روی تمامی مجموعه‌داده‌ها عملکرد برتری نسبت به مدل‌های رقیب از خود نشان می‌دهد. دلایل اصلی این برتری را می‌توان در موارد زیر خلاصه کرد:

- **غلبه بر پراکندگی داده‌ها:** در مقایسه با مدل‌های پایه مانند BPRMF و LightGCN، روش پیشنهادی با بهره‌گیری از ماژول یادگیری تقابلی، توانسته است سیگنال‌های نظارتی بیشتری از خودِ داده‌ها استخراج کند که این امر به‌ویژه در دیتاست‌های بسیار پراکنده مانند Epinions منجر به جهش قابل‌توجهی در معیار NDCG شده است.
- **استفاده بهینه از روابط اجتماعی:** در مقایسه با مدل‌های آگاه از گراف اجتماعی مانند Diffnet++ و DcRec، روش پیشنهادی صرفاً به تجمیع ساده همسایگان بسنده نمی‌کند، بلکه با اعمال نویزهای در فضای حالات ابعاد، بازنمایی‌های بسیار مقاوم‌تری در برابر لینک‌های نویزدار و نامرتبط

[1] Cut-off

اجتماعی تولید می‌کند. این رویکرد باعث برتری روش پیشنهادی در دیتاست Ciao در تمامی معیارها شده است.

جدول (۲): مقایسه عملکرد کلی روش پیشنهادی با روش‌های پایه بر روی چهار مجموعه‌داده

Dataset	Method	Precision @20	Recall @20	MAP @20	NDCG @20
Yelp	BPRMF	۰/۰٤۲۸٤	۲/۲۱۵٤	۰/۰۷۰۵۱	۱/۲۲۱۲
	LightGCN	۰/۰۵۱۸۲	۲/۶۹۸۱	۰/۰۹۰۱۵	۱/۵۳۲۳
	XSimGCL	۰/۰۵۵۳۵	۲/۹۰۹۲	۰/۰۹۷۱۵	۱/۶۲۹۱
	DENS	۰/۰۵۸۷۵	۲/۹۹۸۹	۱/۰۰۵۸	۱/۷۰۱۳
	Diffnet++	۰/۰۵٤۳۸	۲/۸۸۹۵	۰/۰۹۶۶٤	۱/۶۲۱٤
	DcRec	۰/۰۵۵۶٤	۲/۹۳۸۱	۰/۰۹۷۸۸	۱/۶۳۱۵
	DSL	۰/۰۵۶۹۲	۲/۹۹۸۲	۰/۰۹۹۱۲	۱/۶۳۹۳
	EAGCN	۰/۰۶۰۲۵	۳/۱۸۰۰	۱/۰۳۵۱	۱/۷۷۲۳
	روش پیشنهادی	۰/۰۶۱۸۳	۳/۱۷۵۵	۱/۰۵۰۸	۱/۷۷۷۹
Epinions	BPRMF	۰/۰۱۰۹	۰/۰۲۷۸	۰/۰۱۰۱	۰/۰۲۰٤
	LightGCN	۰/۰۱٤۶	۰/۰۳۹۹	۰/۰۱۵۸	۰/۰۳۰۲
	XSimGCL	۰/۰۱۵۵	۰/۰٤۱۷	۰/۰۱۶٤	۰/۰۳۱٤
	DENS	۰/۰۱۵۶	۰/۰٤۳۵	۰/۰۱۷۱	۰/۰۳۲٤
	Diffnet++	۰/۰۱۵۱	۰/۰٤۱۱	۰/۰۱۶۱	۰/۰۳۱۱
	DcRec	۰/۰۱۵۷	۰/۰٤۲۳	۰/۰۱۶۵	۰/۰۳۱۷
	DSL	۰/۰۱۶۰	۰/۰٤۲۷	۰/۰۱۶۸	۰/۰۳۲۲
	EAGCN	۰/۰۱۶٤	۰/۰٤۳۹	۰/۰۱۷۳	۰/۰۳۳۹
	روش پیشنهادی	۰/۰۱۷۸	۰/۰٤۶۸	۰/۰۱۹۳	۰/۰۳۵۹
Trustfilm	BPRMF	۰/۰۶٤۲	۰/۶٤۳۱	۰/۳۷۵۸	۰/٤٤۵۲
	LightGCN	۰/۰۷۰۱	۰/۷۰۲۵	۰/٤۱۵۵	۰/٤۹٤۷
	XSimGCL	۰/۰۷٤۹	۰/۷٤۲۱	۰/٤٤۵۱	۰/۵۲٤٤
	DENS	۰/۰۷۳۷	۰/۷۳۲۳	۰/٤۳۵۲	۰/۵۱٤۵
	Diffnet++	۰/۰۷۷۳	۰/۷۷۱۸	۰/٤۶٤۹	۰/۵٤٤۲
	DcRec	۰/۰۸۰۱	۰/۷۹۱۵	۰/٤۸٤۸	۰/۵۶٤۱
	DSL	۰/۰۸۱۵	۰/۸۰۱۶	۰/٤۹۹۶	۰/۵۷۸۸
	EAGCN	۰/۰۸۲۵	۰/۸۱۱۵	۰/۵۰۶۵	۰/۵۸۸۷
	روش پیشنهادی	۰/۰۸٤۱	۰/۸۱۸۸	۰/۵۰۵۱	۰/۵۹۵۱
Ciao	BPRMF	۰/۰۲۲۳	۰/۰۶۵٤	۰/۰۳۵۱	۰/۰٤۵۹
	LightGCN	۰/۰۲۶۸	۰/۰۷۵۳	۰/۰٤۱۵	۰/۰۵۲۷
	XSimGCL	۰/۰۲۹۵	۰/۰۸۲۸	۰/۰٤۵۷	۰/۰۵۶۸
	DENS	۰/۰۲۸۱	۰/۰۸۰۹	۰/۰٤٤۱	۰/۰۵۵۳
	Diffnet++	۰/۰۳۱۷	۰/۰۸۸۲	۰/۰٤۸۹	۰/۰۵۹۶
	DcRec	۰/۰۳۳۹	۰/۰۹۲۶	۰/۰۵۰۳	۰/۰۶۲۱
	DSL	۰/۰۳٤۳	۰/۰۹۵۶	۰/۰۵۱٤	۰/۰۶٤۹
	EAGCN	۰/۰۳۵۱	۰/۰۹۷۳	۰/۰۵۲۱	۰/۰۶۵۶
	روش پیشنهادی	۰/۰۳۵۶	۰/۰۹۹٤	۰/۰۵۲٤	۰/۰۶۶۱

علی‌رغم برتری کلی، در دو مورد جزئی رقابت بسیار نزدیکی با مدل پیشرفته EAGCN مشاهده می‌شود که از منظر منطقِ سیستم‌های توصیه‌گر کاملاً قابل‌توجیه است:

- **معیار Recall@20 در مجموعه‌داده Yelp**: در این دیتاست، میزان *Recall* روش پیشنهادی (۳/۱۷۵۵) تفاوت بسیار ناچیزی با مدل EAGCN (۳/۱۸۰۰) دارد. این مسئله به این دلیل است که دیتاست Yelp دارای تنوع رفتاری بالایی است و مدل EAGCN با رویکردی تهاجمی‌تر سعی در بازیابی طیف گسترده‌تری از آیتم‌ها دارد که به قیمت افت دقت تمام می‌شود. در مقابل، روش پیشنهادی موفق شده است با حفظ تمرکز بر کیفیت رتبه‌بندی، مقادیر Precision و NDCG بالاتری را ثبت کند. در سیستم‌های توصیه‌گر واقعی، دقت بالا در فهرست‌های کوتاه (Top-K) و کیفیت رتبه‌بندی (NDCG) از اهمیت کاربردی به‌مراتب بالاتری نسبت به بازیابی صِرف (Recall) برخوردار است.
- **معیار MAP@20 در مجموعه‌داده Trustfilm**: مقدار MAP برای روش پیشنهادی در مقایسه با EAGCN با اختلاف بسیار ناچیز، کمتر است. شبکه اجتماعی در Trustfilm متراکم‌تر است و مدل‌های مبتنی بر گراف با لایه‌های عمیق توجه (مانند EAGCN) ممکن است در محاسبه میانگین دقت، اندکی پایدارتر عمل کنند. بااین‌حال، ماژول خصمانه و تقابلی در روش پیشنهادی باعث شده است تا مدل در یافتن آیتم‌های دقیقاً مرتبط برتری داشته باشد که این موضوع خود را در بهبود Precision و مهم‌تر از همه معیار NDCG نشان می‌دهد.

به‌طور خلاصه، نتایج جدول ۲ ثابت می‌کند که روش پیشنهادی یک تعادل بسیار بهینه میان دقت بازیابی و کیفیت رتبه‌بندی ایجاد کرده و در مقایسه با پیشرفته‌ترین روش‌های موجود، مدلی قوی‌تر و جامع‌تر برای سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر شبکه‌های اجتماعی ارائه می‌دهد.

٤-٤ مطالعه حذفی و آزمون معناداری آماری[1]

به‌منظور بررسی میزان مشارکت و اهمیت هر یک از ماژول‌های طراحی‌شده در معماری مدل، یک مطالعه حذفی بر روی مجموعه‌داده Ciao انجام‌شده است. در این آزمایش، عملکرد مدل کامل روش پیشنهادی با سه نسخه تغییریافته از آن مقایسه شده است:

- **نسخه w/o CL**: مدل بدون ماژول یادگیری تقابلی.
- **نسخه w/o ADV**: مدل بدون آموزش نویزهای خصمانه.
- **نسخه w/o SOCIAL**: مدل بدون استفاده از اطلاعات و گراف روابط اجتماعی.

علاوه بر این، برای پاسخ به این سؤال که آیا بهبودهای به‌دست‌آمده توسط مدل کامل ازنظر آماری معنادار هستند یا خیر، از آزمون معناداری آماری استفاده‌شده و مقادیر p-value محاسبه گردیده است. نتایج این ارزیابی در جدول ۳ گزارش‌شده است.

جدول (۳): نتایج مطالعه حذفی و آزمون معناداری آماری بر روی مجموعه‌داده Ciao

مدل	Precision@20	Recall@20	MAP@20	NDCG@20	P-Value	وضعیت معناداری
روش پیشنهادی (مدل کامل)	۰/۰۳۵۹	۰/۰۹۹۸	۰/۰۵۲۷	۰/۰٦٦٥	-	-
نسخه w/o CL	۰/۰۳٤٥	۰/۰۹۹۱	۰/۰۵۱۱	۰/۰٦٥۱	۰/۰٤۱٥	*
نسخه w/o ADV	۰/۰۳۲۸	۰/۰۹۷۲	۰/۰٤۸۹	۰/۰٦۳۷	۰/۰۱٤۲	*
نسخه w/o SOCIAL	۰/۰۳۳۸	۰/۰۹۸٥	۰/۰۵۰٤	۰/۰٦٤٥	۰/۰۳٦۸	*

٤-٤-١ تحلیل نتایج مطالعه حذفی

بر اساس نتایج جدول ۳، حذف هر یک از اجزای اصلی منجر به افت عملکرد مدل می‌شود که این امر ضرورت وجود تمامی ماژول‌ها را در معماری پیشنهادی اثبات می‌کند:

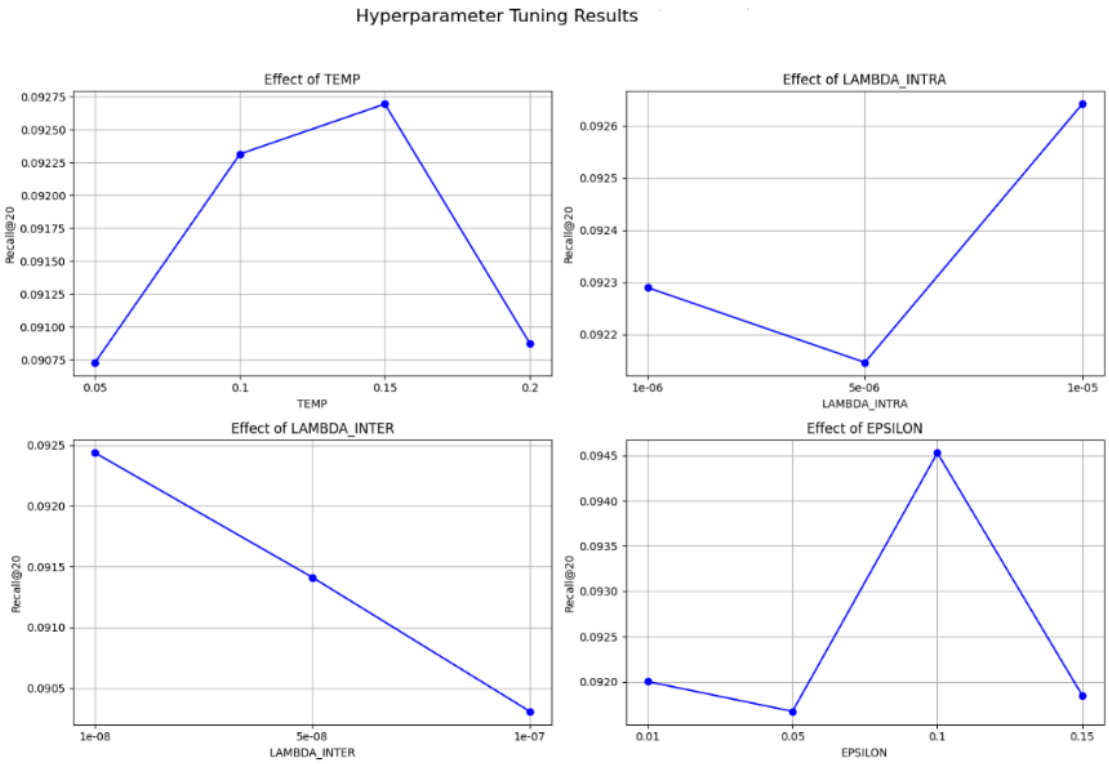
- **بیشترین افت عملکرد (اهمیت ماژول ADV)**: زمانی که ماژول آموزش خصمانه (w/o ADV) حذف می‌شود، مدل شدیدترین افت را در تمامی معیارها تجربه می‌کند (به‌عنوان‌مثال، افت NDCG از ۰/۰٦٦٥ به ۰/۰٦۳۷). این موضوع نشان می‌دهد که تزریق نویزهای خصمانه نقش حیاتی در افزایش مقاومت مدل در برابر داده‌های نویزدار و جلوگیری از بیش برازش دارد.
- **اهمیت اطلاعات اجتماعی**: حذف گراف اجتماعی (w/o SOCIAL) باعث کاهش قابل‌توجه دقت می‌شود، زیرا مدل توانایی خود را در بهره‌گیری از ترجیحات مشترک میان کاربرانِ مرتبط از دست می‌دهد.
- **نقش یادگیری تقابلی**: نسخه w/o CL نیز نسبت به مدل کامل عملکرد ضعیف‌تری دارد که نشان‌دهنده اهمیت سیگنال‌های نظارت فردی[2] در غلبه بر مشکل پراکندگی داده‌هاست.
- **تحلیل معناداری آماری**: همان‌طور که در ستون آخر جدول ۳ مشاهده می‌شود، مقادیر p-value برای تمامی نسخه‌های حذفی در مقایسه با مدل کامل، کمتر از سطح آستانه استاندارد (p-value<0.05) است. این مقادیر (به‌ویژه مقدار ۰/۰۱٤۲ برای نسخه بدون نویز خصمانه) ازنظر آماری ثابت می‌کند که برتری روش پیشنهادی تصادفی نبوده و بهبودهای حاصل‌شده به دلیل طراحی دقیق و ترکیب مؤثر ماژول‌های تقابلی و خصمانه، کاملاً معنادار است.

٤-٥ تحلیل حساسیت پارامترها

برای درک بهتر از رفتار مدل و بررسی پایداری آن، تأثیر تغییرات پارامترهای کلیدی بر روی معیار Recall@20 مورد تحلیل قرار گرفت (نتایج در شکل ۲ قابل‌مشاهده است).

[1] Ablation Study and Statistical Significance

[2] Self-supervised



شکل (۲): تأثیر تغییرات پارامترهای کلیدی بر عملکرد مدل (معیار Recall@20)

تأثیر پارامتر دما (τ): این پارامتر حساسیت مدل را در تفکیک نمونه‌های منفی کنترل می‌کند (با دامنه بررسی ۰/۰۵ تا ۰/۲). مشاهدات نشان می‌دهد که در $\tau = 0.15$، مدل بهترین تعادل را در دفع نمونه‌های منفیِ سخت حفظ می‌کند.

تأثیر ضرایب تقابلی (λ_{intra} و λ_{inter}): این ضرایب وظیفه برقراری تعادل میان تابع هدف اصلی (BPR) و توابع زیانِ تقابلی را بر عهده دارند. آزمایش‌ها حاکی از آن است که تنظیم $\lambda_{intra} = 1e^{-5}$ و $\lambda_{inter} = 1e^{-8}$ بهینه‌ترین خروجی را ارائه می‌دهد. مقادیر بیش‌ازحد بزرگِ این ضرایب موجب انحراف مدل از وظیفه اصلی شده و مقادیر بسیار کوچک نیز اثر تنظیم‌کنندگی یادگیری تقابلی را خنثی می‌کنند. همچنین، اختلاف مقیاس میان این دو ضریب نشان‌دهنده اهمیت بیشترِ حفظ ساختار درون دامنه‌ای، در قیاس با هم‌ترازسازی شدید میان‌دامنه‌ای است.

تأثیر شعاع نویز تخاصمی (ϵ): دامنه نویز واردشده به بازنمایی‌ها توسط این پارامتر تعیین می‌گردد. نتایج نشان می‌دهد که مدل در $\epsilon = 0.1$ به اوج کارایی خود می‌رسد. در مقادیر بسیار کوچک، نمای تولیدشده تفاوت معناداری با نمای اصلی نداشته و چالش کافی برای یادگیری ایجاد نمی‌کند؛ درحالی‌که مقادیر بسیار بزرگ منجر به مخدوش‌شدن مفاهیم ذاتی و تخریب بازنمایی ویژگی‌های کاربر و آیتم می‌شود.

در بررسی اثر شدت نویز تخاصمی بر فضای بازنمایی، نتایج نشان می‌دهد که اعمال نویز کنترل‌شده به‌عنوان یک عامل تنظیم‌کننده عمل کرده و مقاومت مدل را افزایش می‌دهد. با این حال، چنانچه شدت نویز از حد بهینه فراتر رود، بردارهای بازنمایی کاربران و آیتم‌ها دچار انحراف شدید شده و از ناحیه و همسایگی معنایی خود خارج می‌شوند. از منظر هندسی، نویزِ بیش‌ازحد، ساختار ذاتی گراف را مخدوش کرده و باعث از بین رفتن تمایز بین خوشه‌های معنایی می‌گردد؛ پدیده‌ای که درنهایت به فروپاشی بازنمایی و افت شدید دقت سیستم توصیه‌گر منجر می‌شود.

نتایج تجربی این بخش، اثربخشی راهکارهای پیشنهادی را در غلبه بر چالش‌های پراکندگی و نویز داده‌ها تأیید می‌کند. در بخش نهایی،

به جمع‌بندی دستاوردهای پژوهش و ارائه چشم‌اندازی از کارهای آینده پرداخته خواهد شد.

۵- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

در این مقاله، به بررسی و حل چالش‌های بنیادین موجود در سیستم‌های توصیه‌گر اجتماعی، ازجمله پراکندگی تعاملات، نویز ذاتی گراف‌های اجتماعی و واگرایی ترجیحات میان کاربران پرداختیم. مدل‌های پیشین مبتنی بر یادگیری تقابلی، عمدتاً از افزونگی‌های تصادفی و مخرب ساختاری برای تولید نماهای تقابلی استفاده می‌کردند که به افت کیفیت بازنمایی‌ها منجر می‌شد. برای غلبه بر این محدودیت، یک چارچوب یادگیری تقابلی یکپارچه و نوین پیشنهاد گردید که رویکرد متداول تقویت داده‌های ساختاری را با تزریق نویز تخاصمی در فضای پیوسته بردارهای بازنمایی گره‌ها جایگزین می‌کند.

این نوآوری به مدل اجازه داد تا بدون تخریب ساختار گراف، بازنمایی‌های به‌شدت مقاومی را در برابر پیوندهای نویزدار و روابط اجتماعی کاذب بیاموزد. علاوه بر این، با طراحی یک مکانیزم تقابلی دوگانه، توانستیم سیگنال‌های رفتاری و اجتماعی را به‌گونه‌ای هوشمندانه هم‌تراز کنیم که تنها اطلاعات مرتبط و همسو از شبکه دوستان به دامنه تعاملی منتقل شود. نتایج آزمایش‌های جامع بر روی مجموعه‌داده دنیای واقعی نشان داد که مدل پیشنهادی با اختلاف معناداری (تا ۲۴ درصد بهبود در معیار Recall@20) بر قوی‌ترین مدل‌های پایه نظیر EGCL غلبه می‌کند که این امر، کارایی استراتژی مبتنی بر نویز تخاصمی را به اثبات می‌رساند.

باوجود دستاوردهای پژوهش حاضر، این چارچوب می‌تواند در چندین جهت به‌عنوان مسیرهای پژوهشی آینده گسترش یابد. نخستین گام، یکپارچه‌سازی گراف‌های پویا است؛ به‌گونه‌ای که درنظرگرفتن بعد زمان و تکامل پویای روابط اجتماعی و تعاملات کاربران می‌تواند به مدل‌سازی دقیق‌تر تغییرات ترجیحات در طول زمان کمک کند. جهت‌گیری دوم به توسعه مکانیزم‌های تولید نویز تطبیقی اختصاص دارد، جایی که به‌جای استفاده از یک شعاع ثابت (ϵ)برای نویز تخاصمی، می‌توان از روش‌های یادگیری خودکار جهت تنظیم پویای شدت نویز برای هر گره (کاربر یا آیتم) بسته به میزان محبوبیت یا پراکندگی داده‌های آن بهره برد. درنهایت، ادغام اطلاعات چندرسانه‌ای از طریق به‌کارگیری اطلاعات متنی (مانند نظرات کاربران) و تصویری در فرایند یادگیری تقابلی تخاصمی، چشم‌انداز روشنی برای ارتقای بیش‌ازپیش کیفیت ترازسازی میان‌دامنه‌ای در سیستم‌های توصیه‌گر مدرن ارائه می‌دهد.

References

[1] M. A. Shu-Ting, G. I. Felicia, L. Vivian, and C. H. Wang, “A survey of social recommender systems,” Social Netw. Anal. Mining, vol. 6, no. 1, pp. 1–21, 2016.

[2] J. S. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie, “Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering,” in Proc. 14th Conf. Uncertainty in Artif. Intell. (UAI), 1998, pp. 43–52.

[3] X. Cai, C. Huang, L. Xia, and X. Ren, “LightGCL: Simple yet effective graph contrastive learning for recommendation,” in Proc. 11th Int. Conf. Learn. Represent. (ICLR), 2023.

[4] S. Raza, M. Rahman, S. Kamawal, A. Toroghi, A. Raval, F. Navah, and A. Kazemeini, “A comprehensive review of recommender systems: Transitioning from theory to practice,” Comput. Sci. Rev., vol. 59, p. 100849, 2026.

[5] F. Wu, A. H. Souri, L. J. Li, Y. Liu, and T. Mei, “A comprehensive survey on graph neural networks,” IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst., vol. 32, no. 1, pp. 4–24, 2021.

[6] M. M. Keikha, S. Barahoie, and A. Nadi, “Grace: A scalable framework for graph embedding with autoencoder-based feature compression and random walks,” Int. J. Data Sci. Anal., vol. 22, Art. no. 128, 2026, doi: 10.1007/s41060-026-01091-z.

[7] C. Song, T. Wu, Y. Liu, J. Ge, and P. S. Yu, “Social recommendation with bi-polarized preference and inter-domain knowledge transfer,” in Proc. 28th ACM Int. Conf. Inf. Knowl. Manage. (CIKM), 2019, pp. 117–126.

[8] M. M. Keikha and H. Rezaei, “CF-X: A multi-view chaotic-fuzzy network representation learning framework for heterophilic graphs,” Appl. Soft Comput., vol. 197, Art. no. 115127, 2026.

[9] Y. Koren, R. Bell, and C. Volinsky, “Matrix factorization techniques for recommender

systems," Computer, vol. 42, no. 8, pp. 30–37, 2009.
[10] X. He, L. Liao, H. Zhang, L. Nie, X. Hu, and T. S. Chua, "Neural collaborative filtering," in Proc. 26th Int. Conf. World Wide Web (WWW), 2017, pp. 173–182.
[11] M. M. Keikha and S. Barahouei, "A novel deep learning-based approach for graph dimensionality reduction by using fuzzy logic and random walks," Applied and basic Machine intelligence research, vol. 2, no. 1, pp. 131–141, 2025 [In Persian].
[12] X. He, K. Deng, X. Wang, Y. Li, Y. Zhang, and M. Wang, "LightGCN: Simplifying and powering graph convolution network for recommendation," in Proc. 43rd Int. ACM SIGIR Conf. Res. Develop. Inf. Retrieval, 2020, pp. 639–648.
[13] J. Zhang, X. Lin, X. Wang, and Q. Li, "Adaptive diffusion in graph neural networks for recommendation," Knowl.-Based Syst., vol. 230, Art. no. 107380, 2021.
[14] H. Ma, H. Yang, M. R. Lyu, and I. King, "SoRec: Social recommendation using probabilistic matrix factorization," in Proc. 17th ACM Conf. Inf. Knowl. Manage. (CIKM), 2008, pp. 931–940.
[15] S. Jamali and M. Ester, "A matrix factorization technique with trust propagation for recommendation in social networks," in Proc. 4th ACM Conf. Recommender Syst. (RecSys), 2010, pp. 135–142.
[16] W. Fan et al., "Graph neural networks for social recommendation," in Proc. World Wide Web Conf. (WWW), 2019, pp. 417–426.
[17] L. Wu, J. Li, P. Cui, C. Li, B. Wang, and X. Wu, "Diffnet: A differential influence network for social recommendation," IEEE Trans. Knowl. Data Eng., vol. 33, no. 4, pp. 1438–1449, 2021.
[18] Y. Liu, Q. Ren, S. Fu, and Y. Liu, "KAN-infused social recommendation: A contrastive graph learning approach with bidirectional feature fusion," Inf. Fusion, vol. 125, Art. no. 103448, 2026.
[19] J. Wu, X. Wang, F. Feng, X. He, L. Chen, J. Lian, and X. Xie, "Self-supervised graph learning for recommendation," in Proc. 44th Int. ACM SIGIR Conf. Res. Develop. Inf. Retrieval, 2021, pp. 726–735.
[20] B. Wu, B. Zhang, Y. Tian, C. Li, J. Liang, and Y. Ye, "EGCL: An effective and efficient graph contrastive learning framework for social recommendation," ACM Trans. Inf. Syst., vol. 44, no. 3, Art. no. 58, Feb. 2026.
[21] T. Yang, T. Chen, X. Wang, and Z. Guan, "RCGRL: Reinforcement-optimized contrastive graph representation learning for social recommendation," arXiv preprint, 2024.
[22] Y. Xie, J. Jia, C. Wen, D. Li, and M. Li, "Multi-topology contrastive graph representation learning," Sci. China Inf. Sci., vol. 69, no. 2, pp. 122102:1–122102:11, 2026.
[23] Z. Zhang, H. Zhang, B. Wang, and J. Zhu, "Social graph diffusion and disentangled representations learning for multimodal recommendation," J. King Saud Univ. Comput. Inf. Sci., 2026.
[24] S. Rendle, C. Freudenthaler, Z. Gantner, and L. Schmidt-Thieme, "BPR: Bayesian personalized ranking from implicit feedback," in Proc. 25th Conf. Uncertainty in Artif. Intell. (UAI), 2009, pp. 452–461.
[25] L. Wu, J. Li, P. Sun, R. Hong, Y. Ge, and M. Wang, "Diffnet++: A neural influence and interest diffusion network for social recommendation," IEEE Trans. Knowl. Data Eng., vol. 34, no. 10, pp. 4753–4766, 2020.
[26] J. Yu, H. Yin, X. Xia, T. Chen, L. Cui, and Q. V. Nguyen, "Are graph augmentations necessary? Simple graph contrastive learning for recommendation," in Proc. 45th Int. ACM SIGIR Conf. Res. Develop. Inf. Retrieval, 2022, pp. 1294–1303.
[27] L. Wu et al., "DcRec: Dual contrastive learning for social recommendation," IEEE Trans. Knowl. Data Eng., 2022.
[28] T. Wang, L. Xia, and C. Huang, "Denoised self-augmented learning for social recommendation," in Proc. 32nd Int. Joint Conf. Artif. Intell., Palo Alto, CA, USA: AAAI Press, 2022, pp. 2324–2331.
[29] J. Ding, G. Yu, X. He, Y. Xiang, and Y. Shen, "DENS: Disentangled negative sampling for contrastive learning in recommendation," IEEE Trans. Knowl. Data Eng., 2023.
[30] B. Wu, L. Zhong, L. Yao, and Y. Ye, "EAGCN: An efficient adaptive graph convolutional network for item recommendation in social internet of things," IEEE Internet Things J., vol. 9, no. 17, pp. 16386–16401, 2022.

Journal of Applied And Basic Machine Intelligence Research (ABMIR)

Applied and Basic Machine Intelligence Research

Vol. 4, No. 2, Autumn & Winter 2026, pp. 61 - 76

Robust Social Recommendation via Adversarial Graph Contrastive Learning and Dual-Domain Alignment

Mohammad Mehdi Keikha[1]*, Abolfazl Nadi [2]

[1] Assistant Professor, Department of Computer Science, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran

[2] Assistant Professor, Department of Computer Science, School of Mathematics, Statistics and Computer Science, College of Science, University of Tehran, Tehran, Iran

Article Information

Original Research Paper

Received:
2026 April 29

Accepted:
2026 June 18

Keywords:
Social Recommender Systems, Graph Contrastive Learning, Adversarial Noise, Graph Neural Networks, Collaborative Filtering

Corresponding Author*:
keikha@cs.usb.ac.ir

Abstract

Leveraging social networks as an auxiliary information source is considered an effective solution to overcome the data sparsity challenge in recommender systems. However, real-world social relations are often noisy, and the assumption of "perfect preference alignment among friends" does not always hold true. Recently, Graph Contrastive Learning (GCL) has garnered attention to tackle this noise; nevertheless, conventional approaches relying on stochastic methods such as edge dropping distort the graph's semantic structure and yield unstable representations. To address these limitations, this paper proposes a novel framework based on graph contrastive learning utilizing adversarial noise. In this architecture, instead of perturbing the graph structure, targeted perturbations are injected into the continuous representation space using the Fast Gradient Method (FGM) to generate "hard" and robust contrastive views. Furthermore, a dual contrastive learning approach is developed, comprising intra-domain alignment (to extract the pure features of each graph) and cross-domain alignment (to purposively transfer useful social signals to the interaction domain). Empirical evaluations on four real-world datasets (Yelp, Epinions, Trustfilm, Ciao) demonstrate that the proposed model outperforms state-of-the-art baseline methods, achieving an average performance improvement of 8.5% in the Recall metric and 7.2% in the NDCG metric. These results verify the effectiveness of employing adversarial noise in extracting robust representations and improving recommendation accuracy.

: 10.22034/ABMIR.2026.24499.1238

E-ISSN: 2821-2037