**سیستم‌های توصیه‌گر انسان محور و حساس به زمینه: مفاهیم، روش‌ها و چالش‌های پیش‌رو**

**علیرضا هادیپور – دانشگاه اصفهان**

**چکیده**

سیستم‌های توصیه‌گر حساس به زمینه (Context-Aware Recommender Systems - CARS) به عنوان یک راهکار نوین برای بهبود دقت پیشنهادات و افزایش تعامل کاربران با پلتفرم‌های دیجیتال توسعه یافته‌اند. در حالی که سیستم‌های توصیه‌گر سنتی مانند فیلترسازی محتوایی و مشارکتی، اطلاعات زمینه‌ای کاربران را نادیده می‌گیرند، سیستم‌های حساس به زمینه تلاش می‌کنند تا با بهره‌گیری از داده‌های متنی، پیشنهادات شخصی‌سازی‌شده‌تری ارائه دهند. این مقاله به بررسی دسته‌بندی‌های مختلف زمینه، روش‌های ادغام آن در سیستم‌های توصیه‌گر و کاربردهای عملی آن در صنایع مختلف می‌پردازد. همچنین، چالش‌های کلیدی و مسیرهای پژوهشی آینده در این حوزه مورد بحث قرار گرفته است. هدف این مقاله، ارائه یک دیدگاه جامع نسبت به سیستم‌های توصیه‌گر حساس به زمینه و شناسایی فرصت‌های بهبود این سیستم‌ها در دنیای واقعی است.

**۱. مقدمه**

با رشد روزافزون داده‌ها و افزایش نیاز کاربران به پیشنهادات شخصی‌سازی‌شده، سیستم‌های توصیه‌گر نقش مهمی در ارائه اطلاعات مرتبط و کاهش حجم اطلاعات غیرضروری ایفا می‌کنند. با این حال، یکی از کاستی‌های اساسی بسیاری از این سیستم‌ها، عدم توجه به زمینه‌ای است که کاربر در آن قرار دارد. به عنوان مثال، نیازهای کاربری که به دنبال خرید یک لپ‌تاپ برای کارهای حرفه‌ای است با نیازهای کاربری که به دنبال لپ‌تاپی برای بازی‌های ویدیویی است، کاملاً متفاوت خواهد بود.

سیستم‌های توصیه‌گر حساس به زمینه (CARS) تلاش می‌کنند تا این نقص را برطرف کرده و پیشنهاداتی متناسب با موقعیت خاص کاربر ارائه دهند. این سیستم‌ها از داده‌های متنی مانند مکان، زمان، دستگاه مورد استفاده، وضعیت احساسی و حتی رفتارهای قبلی کاربر برای بهبود دقت توصیه‌ها استفاده می‌کنند.

**۲. تعریف زمینه و انواع آن**

تعریف "زمینه" بسته به حوزه پژوهش متفاوت است، اما در سیستم‌های توصیه‌گر، زمینه شامل هرگونه اطلاعاتی است که می‌تواند بر نیازها و ترجیحات کاربر تأثیر بگذارد. زمینه در این سیستم‌ها به سه دسته کلی تقسیم می‌شود:

* **زمینه‌های کاملاً مشاهده‌پذیر:** شامل داده‌هایی که سیستم به طور دقیق می‌تواند دریافت کند، مانند مکان جغرافیایی، زمان روز، دستگاه مورد استفاده و تاریخچه مرور کاربر.
* **زمینه‌های نیمه‌مشاهده‌پذیر:** اطلاعاتی که سیستم از وجود آن‌ها مطلع است اما مقادیر دقیق آن مشخص نیست. برای مثال، سیستم ممکن است بداند که زمان روز بر انتخاب‌های کاربر تأثیر دارد اما نداند که کاربر صبح‌ها کتاب‌های الکترونیکی ترجیح می‌دهد.
* **زمینه‌های غیرقابل مشاهده:** عواملی که سیستم مستقیماً قادر به اندازه‌گیری آن‌ها نیست و باید از طریق مدل‌های پیش‌بینی و تحلیل داده‌ها استخراج شوند، مانند احساسات کاربر یا نیت واقعی او از خرید.

**۳. دسته‌بندی زمینه از نظر پایداری**

زمینه‌ها را می‌توان بر اساس پایداری و تغییرپذیری آن‌ها نیز به دو دسته کلی تقسیم کرد:

* **زمینه ایستا:** عواملی که در طول زمان تغییر نمی‌کنند یا تغییرات بسیار کندی دارند، مانند جنسیت، سن یا زبان مادری کاربر.
* **زمینه پویا:** عواملی که به طور مداوم تغییر می‌کنند، مانند مکان، وضعیت احساسی، علایق فصلی یا رویدادهای خاص (مانند تعطیلات یا جشنواره‌های فرهنگی).

سیستم‌های توصیه‌گر باید بتوانند بین این دو دسته تمایز قائل شده و توصیه‌های خود را متناسب با تغییرات زمینه‌ای کاربر تنظیم کنند.

**۴. روش‌های ادغام اطلاعات زمینه‌ای در سیستم‌های توصیه‌گر**

سه روش اصلی برای بهره‌گیری از اطلاعات زمینه‌ای در سیستم‌های توصیه‌گر وجود دارد:

**۴.۱. پیش‌فیلترسازی زمینه‌ای (Contextual Prefiltering)**

در این روش، قبل از تولید توصیه‌ها، مجموعه داده‌ها بر اساس اطلاعات زمینه‌ای فیلتر شده و فقط داده‌های مرتبط وارد فرآیند توصیه‌گری می‌شوند. این روش موجب کاهش نویز داده‌ها شده و پردازش را بهینه می‌کند. مثال:

* **در سیستم‌های پخش موسیقی:** حذف آهنگ‌های نامرتبط با توجه به زمان روز (مثلاً پخش موسیقی آرامش‌بخش در شب).

**۴.۲. پس‌فیلترسازی زمینه‌ای (Contextual Postfiltering)**

در این رویکرد، پس از تولید توصیه‌ها، اطلاعات زمینه‌ای برای رتبه‌بندی و بهینه‌سازی نتایج به کار گرفته می‌شود. مثال:

* **در سیستم‌های خرید آنلاین:** پیشنهاد محصولات تخفیف‌خورده به کاربرانی که در موقعیت‌های جغرافیایی خاصی قرار دارند.

**۴.۳. مدل‌سازی زمینه‌ای (Contextual Modeling)**

در این روش، زمینه مستقیماً در مدل یادگیری ادغام شده و در طول فرایند توصیه، اثر آن در نظر گرفته می‌شود. مثال:

* **در سیستم‌های استریم ویدئو:** استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای تحلیل رفتارهای کاربر و ارائه پیشنهادات مبتنی بر تغییرات زمینه‌ای.

**۵. کاربردهای سیستم‌های توصیه‌گر حساس به زمینه**

سیستم‌های CARS در بسیاری از صنایع کاربرد دارند:

* **گردشگری:** پیشنهاد مکان‌های دیدنی متناسب با شرایط آب و هوایی، فصل و نوع سفر.
* **تجارت الکترونیک:** توصیه محصولات متناسب با علایق فعلی کاربر و وضعیت اقتصادی بازار.
* **سلامت دیجیتال:** پیشنهاد رژیم‌های غذایی یا تمرینات ورزشی بر اساس سبک زندگی و وضعیت جسمانی کاربر.

**۶. چالش‌های کلیدی در توسعه CARS**

با وجود پیشرفت‌های چشمگیر در این حوزه، چالش‌های متعددی همچنان باقی مانده‌اند:

* **مدیریت مقیاس‌پذیری:** پردازش حجم زیادی از داده‌های زمینه‌ای نیازمند منابع محاسباتی بالایی است.
* **حریم خصوصی کاربران:** جمع‌آوری و استفاده از اطلاعات زمینه‌ای ممکن است نگرانی‌های امنیتی ایجاد کند.
* **مدل‌سازی پیشرفته‌تر:** نیاز به مدل‌هایی که بتوانند تعاملات پیچیده بین زمینه‌های مختلف را به‌طور همزمان در نظر بگیرند.

**۷. مسیرهای پژوهشی آینده**

برخی از مسیرهای تحقیقاتی آینده برای بهبود سیستم‌های توصیه‌گر حساس به زمینه عبارتند از:

* **استفاده از یادگیری تقویتی (Reinforcement Learning)** برای مدل‌سازی رفتار کاربران در طول زمان.
* **ادغام اینترنت اشیا (IoT)** برای دریافت داده‌های زمینه‌ای به صورت لحظه‌ای.
* **بهبود تفسیرپذیری مدل‌ها** به منظور افزایش اعتماد کاربران به توصیه‌ها.

**۸. نتیجه‌گیری**

سیستم‌های توصیه‌گر حساس به زمینه با استفاده از اطلاعات متنی، می‌توانند دقت توصیه‌ها را بهبود بخشیده و تجربه کاربران را ارتقا دهند. روش‌های مختلفی برای ادغام زمینه در سیستم‌های توصیه‌گر وجود دارد که هرکدام بسته به کاربرد و نیاز کاربر مزایا و محدودیت‌های خود را دارند. با پیشرفت فناوری‌های پردازش داده و یادگیری ماشین، آینده این سیستم‌ها نویدبخش‌تر از همیشه خواهد بود.

**9. پیاده سازی**

در این پروژه دو روش برای پیاده‌سازی یک سیستم توصیه‌گر حساس به زمینه پیاده‌سازی شده است:

1. **روش بیس‌لاین (Baseline Approach):**
   * ترکیب پیش‌فیلترسازی زمینه‌ای (Contextual Prefiltering) و فیلترسازی مشارکتی مبتنی بر کاربران (User-Based Collaborative Filtering).
   * در این روش ابتدا داده‌ها بر اساس اطلاعات زمینه‌ای فیلتر شده و سپس با استفاده از شباهت کاربران، فیلم‌هایی توصیه می‌شود که کاربران مشابه تماشا کرده‌اند.
2. **روش پیشنهادی جدید:**
   * استفاده از مدل زنجیره مارکوف (Markov Chain) برای تحلیل الگوهای رفتاری کاربران.
   * این روش با بررسی ترتیب فیلم‌هایی که کاربران مشاهده کرده‌اند، سعی می‌کند الگوی رفتاری آن‌ها را کشف کرده و پیش‌بینی کند که فیلم بعدی که احتمالاً تماشا خواهند کرد، کدام است.

**1️. روش بیس‌لاین (پیش‌فیلترسازی زمینه‌ای + فیلترسازی مشارکتی)**

**ایده کلی:**

در این روش ابتدا داده‌ها بر اساس اطلاعات زمینه‌ای فیلتر می‌شوند. یعنی اگر کاربر در شرایط خاصی (مثلاً شب و با موبایل) فیلمی دیده است، فقط داده‌های مشابه با همین شرایط انتخاب می‌شوند. سپس، از فیلترسازی مشارکتی مبتنی بر شباهت کاربران (User-Based Collaborative Filtering) استفاده می‌کنیم تا بفهمیم کاربران مشابه، چه فیلم‌هایی را ترجیح داده‌اند و آن‌ها را توصیه کنیم.

**مراحل پیاده‌سازی:**

1. **پیش‌فیلترسازی زمینه‌ای:**
   * فرض کنید که یک کاربر در زمان "شب" و با "موبایل" فیلم می‌بیند.
   * ابتدا فقط داده‌هایی را نگه می‌داریم که شرایطشان مطابق همین زمینه (شب و موبایل) باشد.
   * این کار باعث می‌شود که توصیه‌ها متناسب با شرایط کاربر باشد و نه بر اساس تمام داده‌های موجود.
2. **محاسبه شباهت بین کاربران:**
   * برای هر کاربر، فیلم‌هایی که امتیاز داده است را با سایر کاربران مقایسه می‌کنیم.
   * از شباهت کسینوسی (Cosine Similarity) برای محاسبه میزان شباهت کاربران استفاده می‌کنیم.
   * کاربری که بیشترین شباهت را به کاربر هدف دارد، به عنوان نزدیک‌ترین کاربر انتخاب می‌شود.
3. **توصیه فیلم‌ها بر اساس کاربران مشابه:**
   * اگر کاربری که بیشترین شباهت را دارد، فیلمی را دیده و امتیاز بالایی داده است، آن فیلم را به کاربر هدف توصیه می‌کنیم.

**مثال:**

* کاربر A در "شب" و با "موبایل" فیلم‌های 1، 2 و 3 را تماشا کرده و امتیاز داده است.
* کاربر B که شباهت بالایی با A دارد، فیلم 4 را هم دیده و امتیاز بالایی داده است.
* بنابراین، فیلم 4 به کاربر A توصیه می‌شود.

**.2️روش پیشنهادی جدید (مدل زنجیره مارکوف برای تحلیل الگوهای رفتاری کاربران)**

**ایده کلی:**

بجای اینکه فقط شباهت بین کاربران را بررسی کنیم، در این روش به دنبال الگوهای رفتاری کاربران هستیم.  
فرض اساسی مدل مارکوف:

* رفتار آینده‌ی کاربران فقط به آخرین فعالیتشان بستگی دارد.
* به عبارت دیگر، اگر کاربری فیلم A را دیده است، احتمال دارد که فیلم B را بعد از آن تماشا کند.

**مراحل پیاده‌سازی:**

1. **ساخت زنجیره مارکوف از تعاملات کاربران:**
   * ابتدا تمام فیلم‌هایی که یک کاربر در طول زمان دیده است را جمع‌آوری می‌کنیم.
   * برای هر دو فیلم متوالی که کاربر دیده است، یک رابطه انتقالی ثبت می‌کنیم.
2. **محاسبه احتمال‌های انتقال:**
   * تعداد دفعاتی که کاربران از یک فیلم به فیلم دیگر رفته‌اند را می‌شماریم.
   * این داده‌ها را به احتمال‌های انتقال از یک فیلم به فیلم بعدی تبدیل می‌کنیم.
3. **پیش‌بینی فیلم بعدی برای یک کاربر جدید:**
   * وقتی می‌خواهیم برای یک کاربر جدید فیلم توصیه کنیم، آخرین فیلمی که دیده است را بررسی کرده و فیلم بعدی را با بیشترین احتمال انتخاب می‌کنیم.

**مثال:**

فرض کنید که داده‌های یک کاربر شامل توالی زیر باشد:  
(A → B → C → D)

* از این توالی متوجه می‌شویم که وقتی کاربری A را ببیند، به احتمال زیاد B را هم خواهد دید.
* به همین ترتیب، اگر فیلم C را دیده باشد، به احتمال زیاد بعد از آن D را می‌بیند.
* حالا اگر یک کاربر جدید فیلم C را دیده باشد، سیستم پیشنهاد می‌کند که فیلم D را تماشا کند.

**مقایسه دو روش و تحلیل نتایج**

| **معیار** | **روش بیس‌لاین (Collaborative Filtering)** | **روش پیشنهادی (Markov Chain)** |
| --- | --- | --- |
| **دقت** | خوب در صورتی که کاربران مشابه زیادی وجود داشته باشند | بهتر برای پیش‌بینی توالی‌های تماشای فیلم |
| **نیاز به داده‌های امتیازدهی** | بله، نیاز دارد | خیر، فقط ترتیب تماشای فیلم‌ها مهم است |
| **مشکل داده‌های کم** | بله، اگر کاربر جدید باشد، سیستم اطلاعات کافی ندارد | کمتر، زیرا از توالی‌های تعاملات کاربران استفاده می‌شود |
| **مقیاس‌پذیری** | نیاز به محاسبه شباهت بین کاربران دارد، پس ممکن است کند باشد | سریع‌تر زیرا فقط توالی‌ها را ذخیره و تحلیل می‌کند |

**تحلیل:**

* روش بیس‌لاین برای شرایطی که داده‌های امتیازدهی زیادی داریم خوب است، اما در مواجهه با کاربران جدید مشکل دارد.(Cold Start)
* روش پیشنهادی (Markov Chain) برای تشخیص الگوهای رفتاری بهتر است و حتی در صورتی که داده‌های امتیازدهی وجود نداشته باشد هم می‌تواند کار کند.

**نتیجه‌گیری نهایی**

**کدام روش بهتر است؟**

* اگر بخواهیم دقیق‌ترین پیشنهاد را ارائه دهیم و داده‌های امتیازدهی کافی داشته باشیم، روش بیس‌لاین مناسب‌تر است.
* اگر بخواهیم بر اساس رفتار کاربران توصیه‌هایی ارائه کنیم و داده‌های امتیازدهی نداشته باشیم، روش پیشنهادی عملکرد بهتری دارد.

**بهترین راهکار ترکیب هر دو روش است!**

* ابتدا از زنجیره مارکوف برای درک الگوی تعامل کاربران استفاده کنیم.
* سپس از فیلترسازی مشارکتی برای بهبود دقت توصیه‌ها استفاده شود.

**منابع**

1. A survey on Trustworthy Recommender Systems

این مقاله یک بازنمایی کامل درباره ی الگوریتم های موجود برای سیستم های توصیه گر ارائه میکند. تمرکز این مقاله بر روی مراحل Prediction, Ranking و Explanation است.

لینک : <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3652891>

سال: 2024

ژورنال: ACM

1. RAH! RecSys-Assistant-Human: A Human-Centered Recommendation Framework with LLM Agents

این فریم ورک طراحی انسان محور را با استفاده از مدل های زبان بزرگ (LLM) در سیستم های توصیه گر ادغام می کند که شامل مولفه هایی مانند Perception, Learning و Action Agents برای همسویی بهتر توصیه ها با شخصیت ها و ترجیحات کاربر است.

لینک: <https://arxiv.org/abs/2308.09904>

سال: 2023

ژورنال: دانشگاه Cornell University

1. **Context-Aware Recommendation Systems**

این مقاله به خوبی به این موضوع میپردازد که چگونه اطلاعات زمینه ای

(Contextual Information) میتوانند شخصی سازی توصیه ها را ارتقا دهند.

لینک : <https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-0-387-85820-3_7>

سال: 2010

ژورنال: Springer