

Steve Jobs once said, "People don't know what they want until you show it to them."

۱. مقدمه

در این گزارش می‌خواهیم به اهمیت سیستم‌های توصیه‌گر بپردازیم و نقش مهم یادگیری ماشین در این زمینه را بررسی کنیم. توجه داشته باشید که همه ما ویدیوهای پیشنهادی YouTube را تماشا میکنیم یا کالاهای پیشنهادی آمازون را می‌خریم یا حتی برنامه‌های تلویزیونی که Netfilx به ما پیشنهاد میدهد را تماشا میکنیم. بطور کلی مردم دوست دارند تا راهنمایی شوند و پیشنهادات و توصیه‌های مربوطه به آنها داده شود تا کار برایشان راحت‌تر شود و وقت کمتری را برای پیدا کردن کالای مورد نظرشان صرف کنند. حقیقت این است که ۹۱ درصد از مصرف‌کنندگان بیشتر به سراغ برندهایی می‌روند که تجارب انحصاری مشتری را ارائه می‌دهند. در این گزارش قصد داریم تا به سوالات زیر پاسخ دهیم:

۱. تعریف سیستم‌های توصیه‌گر و شخصی‌سازی و ارتباط آنها با یکدیگر چیست؟
۲. انواع سیستم‌های توصیه‌گر و ارتباط آنها با یادگیری ماشین چیست؟
۳. چگونه می‌توان پیشنهادات محصول و محتوا را شخصی‌سازی کرد؟
۴. یادگیری ماشین چه ربطی به سیستم‌های توصیه‌گر دارد؟

شخصی‌سازی (Personalization) راهی برای تطبیق انواع خدمات، محصولات یا محتوای مناسب با کاربران مناسب است. هنگامی که به طور مناسب مورد توجه قرار گیرد، به بهبود تعامل کاربر کمک می‌کند - هر گونه تعاملی که افراد با یک محصول، وب‌سایت، برنامه و ... دارند.

در عین حال، رشد مداوم داده‌های موجود منجر به حجم اطلاعاتی زیادی شده است، این امر موجب پیچیدگی در تصمیم‌گیری میشود. بنابراین سیستم‌های توصیه‌گر که عمدتاً برای کمک به کاربران در مواجهه با گستره وسیعی از انتخاب‌هایی که با آنها روبرو می‌شوند توسعه یافته‌اند.

سیستم‌های توصیه‌کننده، همچنین به عنوان موتورهای توصیه‌گر شناخته می‌شوند، این سیستم‌ها فیلتر اطلاعات هستند که توصیه‌های فردی را در زمان واقعی ارائه می‌کنند. به عنوان ابزار شخصی‌سازی قدرتمند، سیستم‌های توصیه‌گر از الگوریتم‌ها و تکنیک‌های یادگیری ماشینی استفاده می‌کنند تا با یادگیری داده‌ها (مانند رفتارهای گذشته کاربر) و پیش‌بینی علایق و ترجیحات فعلی، مرتبط‌ترین پیشنهادات را به کاربران خاص ارائه دهند. بطور کلی، این سیستم‌ها در زمینه‌های زیر پیشنهاد میدهند:

- توصیه محصول (product recommendations) مانند آمازون، دیجیکالا و ...
- توصیه محتوا (content recommendations) مانند فیلیمو، نتفلیکس، یوتیوب و ...

۱. انواع سیستم‌های توصیه‌گر

۱-۱ فیلترینگ مبتنی بر محتوا (Context-based Filtering)

مدل فیلترینگ مبتنی بر محتوا (CBF) توصیه‌هایی را با استفاده از ویژگی‌های خاص اقلام با یافتن شباهت‌ها ارائه می‌دهد. چنین سیستم‌هایی پروفایل‌های داده‌ای را با تکیه بر اطلاعات توصیفی ایجاد می‌کنند که ممکن است شامل ویژگی‌های اقلام یا کاربران باشد. سپس از نمایه‌های ایجاد شده برای توصیه مواردی مشابه مواردی که کاربر در گذشته دوست داشته، خرید، تماشا، گوش کرده است استفاده می‌شود.

به عنوان مثال، اگر در مورد توصیه‌های فیلم صحبت کنیم، ویژگی‌ها ممکن است طول یک فیلم، ژانر آن، بازیگران، کارگردان و غیره باشد.

مثلاً کاربری فیلم‌هایی مانند «Heat»، «Good Fellas» و «Irishman» را تماشا کرده است. یک سیستم مبتنی بر محتوا احتمالاً توصیه‌هایی مانند موارد زیر را در اختیار کاربر قرار می‌دهد:

- ✓ More Crime movies
- ✓ More movies Al Pacino collaborated
- ✓ More movies Robert Daniro collaborated
- ✓ More movies Joe Pecsí collaborated

هنگامی که کاربر انتخاب می‌کند، سیستم توصیه‌کننده می‌تواند نتایج مناسب‌تری ارائه دهد. هرچه انتخاب‌ها بیشتر شود، یادگیری بیشتری بر اساس اطلاعات بیشتر صورت می‌گیرد پس پیشنهادها برای بهتری بدست می‌آید. بنابراین، نکته کلیدی فیلترینگ مبتنی بر محتوا این فرض است که اگر کاربران برخی از موارد را در گذشته دوست داشتند، ممکن است در آینده نیز موارد مشابه را دوست داشته باشند. البته این رویکرد دارای نقاط قوت و ضعف است:

یکی از چالش‌های اصلی در سیستم‌های توصیه‌دهنده این است که در هنگام شروع به کار اطلاعات زیادی از کاربر جدید یا کالای جدید ندارند به این نوع چالش شروع سرد (Cold Start) می‌گویند. سیستم‌های مبتنی بر محتوا این مشکل را حل می‌کنند، زیرا تصمیم‌گیری بر اساس محتوا و ویژگی‌های کالاها از قبل در دسترس، گرفته می‌شود. چالش اول منجر به چالش دوم می‌شود که این نوع سیستم‌ها وابستگی به کاربر را حذف می‌کنند. این سیستم‌ها از پراکندگی داده رنج نمی‌برند، این در زمانی که کاربران با بخش کوچکی از داده‌ها سروکار دارند یا تعداد کاربران اندک است، می‌تواند مفید واقع شود (User Independence).

از نکات منفی که این نوع سیستم‌ها در حل آنها به مشکل خورده است می‌توان به محدود کردن کاربر براساس کالاهایی که قبلاً استفاده کرده، اشاره کرد. در این مورد کاربر ممکن است کاربر دیگر مورد جدیدی که شاید مدنظرش است را نبیند (over-specialization). دومین مشکلی که این نوع سیستم‌ها دارند، وابستگی به ویژگی‌های تاثیرگذار اقلام می‌باشد. ویژگی‌هایی که تاثیر بسزایی در پیشنهاد شدن کالا دارند. پس باید با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق ویژگی‌های غنی را استخراج کرد (Difficulties with extracting content features).

مثال: به سیستم توصیه در فیلم توجه کنید، نمیتوان فقط به دلیل اینکه کاربر یک فیلم اکشن مشاهده کرده نتیجه گرفت که کاربر فقط فیلم‌های اکشن دوست دارد و علاقه‌ای به فیلم‌های کمدی ندارد. همچنین دلیل نمیشود چون دو فیلم از فیلم‌های کارگردانی شده توسط اصغر فرهادی دیده است یعنی همه فیلم‌هایش را دوست دارد. با در نظر گرفتن همه مزایا و معایب،

منصفانه است که بگوییم مدل‌های فیلتر مبتنی بر محتوا، زمانی که داده‌های کافی وجود ندارد، مفید واقع میشوند. با این حال، انجام پیش‌بینی صرفاً بر اساس ویژگی‌های کاربر یا مورد خاص، معمولاً مشارکت‌های سایر کاربران را نادیده می‌گیرد. در آن زمان است که فیلترینگ مشارکتی پدیدار میشود.

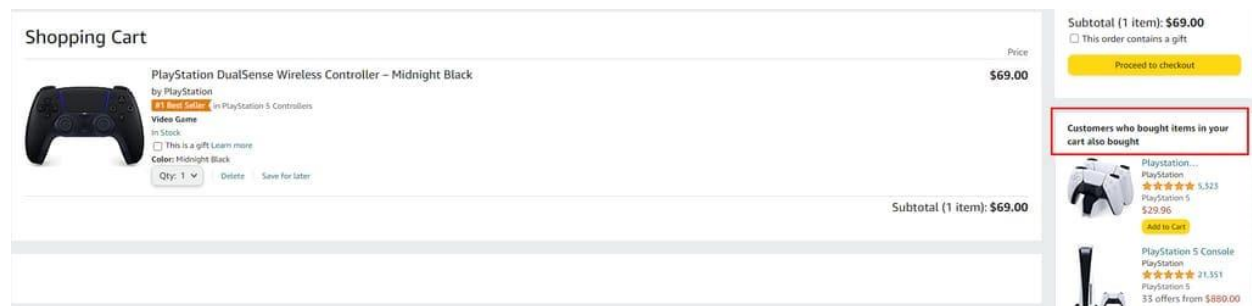
۱-۲ فیلترینگ مشارکتی (Collaborative Filtering)

رایج‌ترین مدل پیاده‌سازی شده، فیلتر مشارکتی (CF) توصیه‌های مرتبطی را بر اساس تعامل کاربران مختلف با موارد هدف ارائه می‌کند. چنین سیستم‌های توصیه‌کننده‌ای اطلاعات رفتار کاربر گذشته را جمع‌آوری می‌کنند و سپس آن را استخراج می‌کنند تا تصمیم بگیرند چه مواردی را به سایر کاربران فعال با سلیقه‌های مشابه نمایش دهند. این موارد می‌تواند هر چیزی باشند، از آهنگ‌هایی که کاربران به آن‌ها گوش داده‌اند یا محصولاتی که به سبد خرید اضافه کرده‌اند تا تبلیغاتی که کاربران روی آن‌ها کلیک کرده‌اند و فیلم‌هایی که قبلاً به آن‌ها امتیاز داده‌اند. ایده چنین سیستمی این است که پیش‌بینی کند که یک فرد چگونه به مواردی که با آنها هنوز تعامل نداشته واکنش نشان می‌دهد.

مثال: فرض کنید کاربر X کتاب‌های ژانر ۱، ۲ و ۴ را می‌پسندد. از طرف دیگر، کاربر Y کتاب‌های ژانر ۱، ۲ و ۳ را می‌پسندد. سیستم‌های مشارکتی در این مواقع بکار می‌آیند و با احتمال خوبی پیش‌بینی میکنند که کاربر X کتاب ۳ را هم میتواند بپسندد و کاربر Y با احتمال خوبی کتاب با ژانر ۴ را خواهد پسندید. در واقع، چنین سیستم‌هایی تعامل میلیون‌ها کاربر را بررسی می‌کنند.

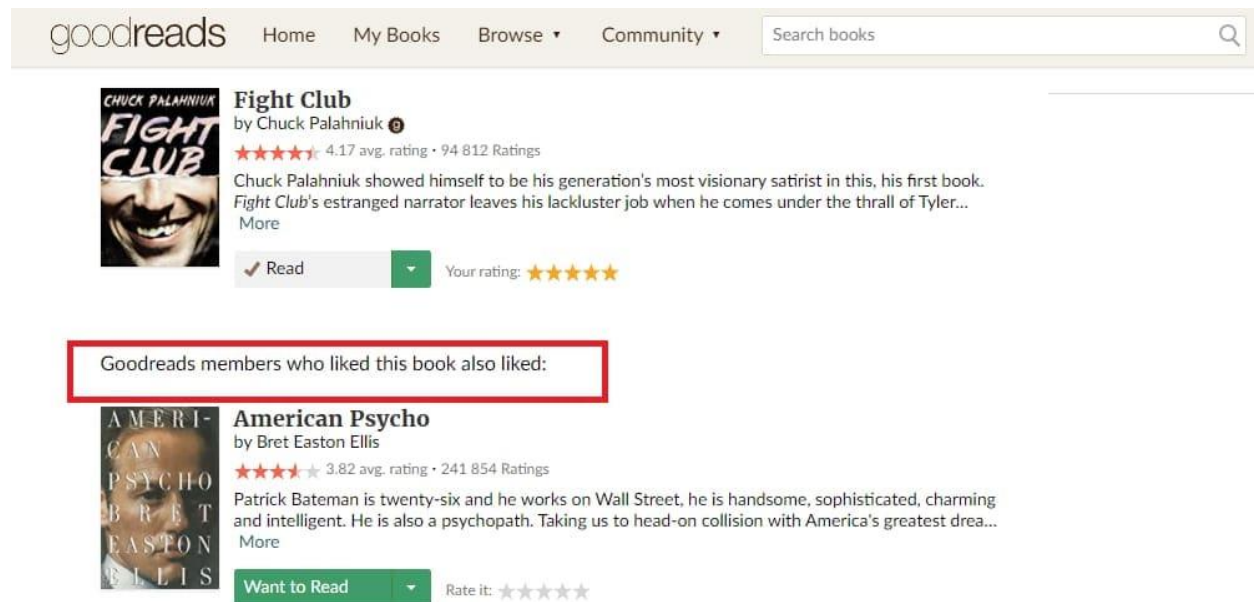
این نوع سیستم‌ها میتوانند به دسته‌های مبتنی بر حافظه و مبتنی بر مدل تقسیم بندی شوند:

۱. روش مشارکتی مبتنی بر حافظه (Memory based) بر این فرض متکی است که پیش‌بینی‌ها را می‌توان بر روی حافظه داده‌های گذشته انجام داد. از رتبه‌بندی‌های گذشته برای پیش‌بینی اولویت‌های یک کاربر با جستجوی کاربران مشابه یا «همسایگان» که اولویت‌های مشابهی دارند، استفاده می‌کند. برای فهم بهتر این روش در رویکردی، بر اساس شباهت‌های بین مواردی که کاربران قبلاً رتبه‌بندی کرده‌اند، پیش‌بینی می‌کند. به عبارت ساده، کاربران توصیه‌هایی در مورد مواردی دریافت می‌کنند که مشابه مواردی است که قبلاً با در نظر گرفتن رتبه بندی های داده شده توسط همه کاربران رتبه بندی کرده اند. برای مثال شرکت آمازون فیلتر مشارکتی خود را برای یافتن مواردی که کاربر خریداری کرده یا رتبه بندی کرده است، ایجاد کرده تا بر روی توصیه های لحظه ای تمرکز کند (Item-item CF).



فیلتر مشارکتی در رویکردی دیگر مقایسه می‌کند که کاربران مختلف چگونه به موارد مشابه امتیاز می‌دهند و از این طریق شباهت سلیقه آنها را محاسبه می‌کند. بنابراین، به‌جای دریافت توصیه‌هایی برای مواردی که بهترین رتبه‌بندی را دارند، کاربران در

گروه‌هایی از افراد با علایق مشابه گروه‌بندی می‌شوند و بر اساس انتخاب‌های تاریخی خود محتوا دریافت می‌کنند (User-user CF).

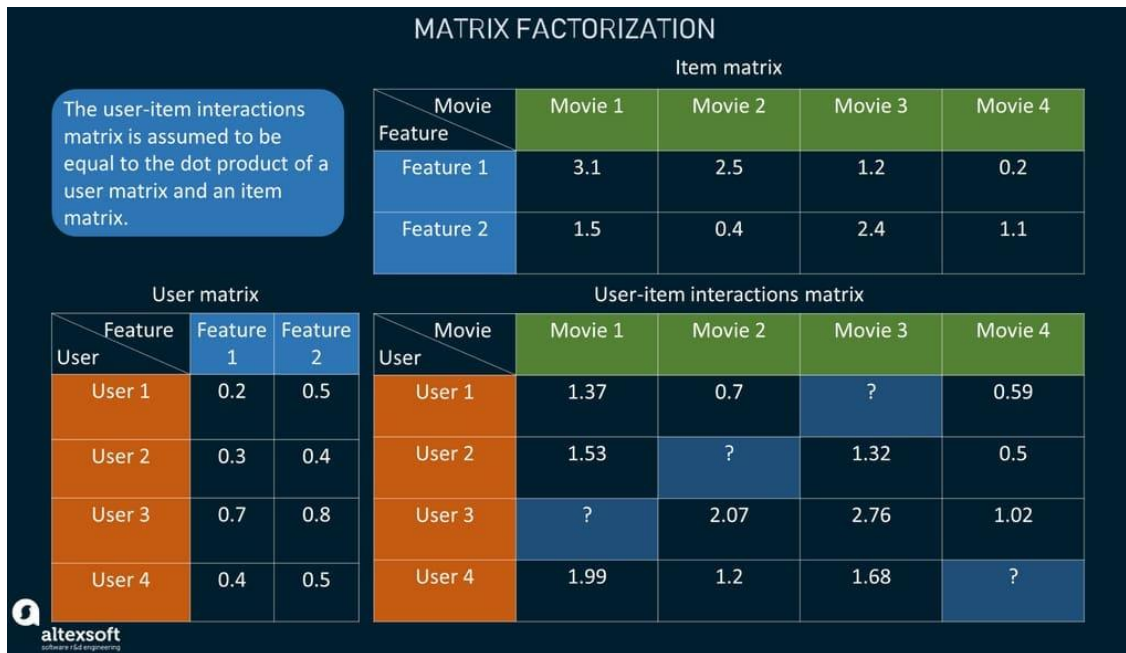


The screenshot shows the Goodreads interface. At the top, there's a navigation bar with 'Home', 'My Books', 'Browse', and 'Community'. A search bar is on the right. The main content area features the book 'Fight Club' by Chuck Palahniuk. Below the book details, a red-bordered box highlights a section titled 'Goodreads members who liked this book also liked:', which displays the book 'American Psycho' by Bret Easton Ellis.

به عنوان مثال، هنگامی که به "Fight Club" در Goodreads امتیاز می‌دهید، این سرویس کتاب‌های با رتبه برتر را از لیست خوانندگانی که Fight Club را نیز دوست داشتند، توصیه می‌کند.

۲. **مبتنی بر مدل (Model base):** روش دیگر برای بررسی فیلتر مشارکتی، رویکرد مبتنی بر مدل است. این نوع روش از تکنیک‌های یادگیری ماشین یا داده کاوی برای ساخت مدلی برای پیش‌بینی واکنش کاربر به موارد استفاده می‌کند. الگوریتم‌های مبتنی بر حافظه که قبلاً مورد بحث قرار گرفتیم، محاسباتی را در کل پایگاه داده همه ترجیحات شناخته شده کاربران برای همه موارد انجام می‌دهند. برخلاف آن، الگوریتم‌های مبتنی بر مدل ابتدا ترجیحات کاربران را در یک مدل ML دقیق از کاربران، آیتم‌ها و رتبه‌بندی‌ها جمع‌آوری می‌کنند و سپس از آن برای تولید توصیه‌ها استفاده می‌کنند. روش مبتنی بر مدل امکان یافتن الگوهای زیربنایی در داده‌ها را فراهم می‌کند که ارزشی فراتر از پیش‌بینی‌های مدل می‌افزاید. تکنیک‌های مورد استفاده برای ساخت مدل‌ها شامل فکتورسازی ماتریس، شبکه‌های عصبی عمیق و انواع دیگر الگوریتم‌های ML است.

- **Matrix factorization** تکنیکی از فیلترهای مشارکتی است که برای نمایش داده‌های مربوط به رتبه‌بندی و تعاملات به عنوان مجموعه‌ای از ماتریس‌ها استفاده می‌شود. یک ماتریس بزرگ به دو ماتریس کوچکتر تجزیه می‌شود، یکی با ویژگی‌های مربوط به هر فیلم و دیگری براساس ویژگی‌هایی که یک کاربر ترجیح می‌دهد.



- **Deep Neural Networks** پیچیده ترین رویکردی هستند که می توانند برای رفع محدودیت های فاکتورسازی ماتریس مورد استفاده قرار گیرند. این امکان را برای مدل سازی تعاملات غیر خطی در داده ها و یافتن الگوهای پنهان در داده ها فراهم می کند که در غیر این صورت نمی توان آنها را کشف کرد. شبکه های عصبی عمیق را می توان آموزش داد تا ویژگی ها را مستقیماً از محتوا (ویدئو، متن، صدا یا تصویر) استخراج کنند و یا توصیه هایی ارائه دهند. برای مثال یوتیوب از Google Brain - یک سیستم هوش مصنوعی - برای ارائه توصیه های مرتبط برای ویدیوهای خود استفاده می کند. سیستم توصیه گر از دو شبکه عصبی تشکیل شده است: یکی برای اینکه تماشای کاربران را به عنوان ورودی می گیرد و از فیلتر مشترک برای انتخاب ویدیو استفاده می کند و دومی برای رتبه بندی صداها و ویدیو.

۲. پیش پردازش داده ها برای سیستم های توصیه گر

هر موتور توصیه مدرن با استفاده از ترکیبی قدرتمند از فناوری یادگیری ماشین و داده ها کار می کند که همه چیز را تامین می کند. گوگل چهار مرحله کلیدی را مشخص می کند که از طریق آن یک سیستم توصیه گر داده ها را پردازش می کند. آنها جمع آوری، ذخیره سازی، تجزیه و تحلیل و فیلتر کردن اطلاعات هستند. بیایید نگاه دقیق تری به هر مرحله داشته باشیم.

✓ Data Collection

موتورهای توصیه عمده بر دو نوع داده متکی هستند:

- **Explicit data** یا داده های ورودی کاربر (به عنوان مثال، رتبه بندی در مقیاس ۱ تا ۵ ستاره، پسندیدن یا نپسندیدن، نظرات، و نظرات محصول) و
- **Implicit data** یا داده های رفتاری (به عنوان مثال، مشاهده یک مورد، افزودن آن به wishlist، و زمان صرف شده برای یک فیلم و ...).

جمع‌آوری داده‌های Implicit آسان‌تر است زیرا نیازی به تلاش کاربران ندارد: فقط می‌توانید گزارش‌های فعالیت کاربر را نگه دارید. با این حال تجزیه و تحلیل چنین داده‌هایی دشوارتر است. از سوی دیگر، داده‌های explicit نیاز به تلاش بیشتری از سوی کاربران دارد و آنها همیشه آماده ارائه اطلاعات کافی نیستند. اما چنین داده‌هایی دقیق‌تر است. همچنین، سیستم‌های توصیه‌گر ممکن است از داده‌های ویژگی کاربر مانند جمعیت‌شناختی (سن، جنسیت، ملیت) و روان‌شناختی (علاقه) و همچنین داده‌هایی براساس ویژگی آیتم (ژانر، نوع، دسته) استفاده کنند.

✓ Data Storing

هنگام توضیح نحوه آماده‌سازی داده‌ها برای یادگیری ماشینی، به اهمیت داشتن داده‌های کافی برای آموزش یک مدل اشاره کرده‌ایم. هر چه داده‌های با کیفیت بیشتری برای تغذیه الگوریتم‌ها وجود داشته باشد، توصیه‌های موثرتر و مرتبط‌تری ارائه خواهند داد. مرحله بعدی شامل انتخاب فضای ذخیره‌سازی مناسب است که به اندازه کافی مقیاس پذیر باشد تا تمام داده‌های جمع‌آوری شده را مدیریت کند. انتخاب فضای ذخیره‌سازی در وهله اول به نوع داده‌ای که می‌خواهید برای توصیه‌ها استفاده کنید بستگی دارد.

✓ Data Analysis

داده‌ها تنها زمانی مفید هستند که به طور کامل تجزیه و تحلیل شوند. انواع مختلفی از تجزیه و تحلیل داده‌ها بر اساس سرعت سیستم برای تولید سیستم‌های توصیه‌گر وجود دارد.

- * به این معنی است که داده‌ها به صورت دسته‌ای و به صورت دوره‌ای پردازش و تجزیه تحلیل می‌شوند. برای مثال این می‌تواند تجزیه و تحلیل داده‌های فروش روزانه باشد.
- * واقعی به این معنی است که داده‌ها هر چند دقیقه یا چند ثانیه یک بار پردازش و تجزیه و تحلیل می‌شوند، اما نه در زمان واقعی. برای مثال می‌توانند توصیه‌هایی باشند که در طول یک جلسه مرور ایجاد شده‌اند.
- * به این معنی است که داده‌ها در جریان زمان واقعی قرار می‌گیرند و سپس پردازش و تجزیه و تحلیل می‌شوند. در نتیجه، یک سیستم توصیه‌هایی را در زمان واقعی ارائه می‌کند.

✓ Data Filtering

هنگام ساختن یک سیستم توصیه‌گر، یکی از جنبه‌های مهم این است که مناسب‌ترین رویکرد فیلترینگ را انتخاب کنید و پیاده‌سازی الگوریتم مناسب برای آموزش یک مدل. الگوریتم‌ها می‌توانند ساده باشند مانند الگوریتم‌هایی برای اندازه‌گیری فاصله بین آیتم‌های مشابه یا موارد پیچیده‌تر و همچنین با منابع سنگین.

۳. کلام آخر: آینده سیستم‌های توصیه‌گر و تاثیر AI در آنها

بسیاری از مهندسان یادگیری ماشین و دانشمندان داده مطمئن هستند که آینده سیستم‌های توصیه‌گر در هوش مصنوعی به طور کلی در یادگیری عمیق به طرز ویژه‌ای خاص خواهد بود. تحقیقات زیادی در حال حاضر به یادگیری عمیق و پیشرفت‌هایی که می‌تواند برای سیستم‌های توصیه‌گر به همراه داشته باشد اختصاص داده شده است. تصور می‌شود که این زمینه در آینده بیشتر مورد بررسی قرار گیرد. شرکت‌هایی مانند YouTube به طور فعال در تحقیقات یادگیری عمیق سرمایه‌گذاری می‌کنند و از آن برای شخصی‌سازی پیشنهادات خود استفاده می‌کنند.

یک روند جالب در دنیای سیستم‌های توصیه، استفاده از رویکرد یادگیری ماشینی تقویتی با نشان دادن توصیه‌های بهینه به مشتریان و ثبت واکنش‌های آنها است. این اجازه می‌دهد تا تعادل بین کاوش و استفاده محتوا حفظ شود. نکته مهم در مورد استفاده از یادگیری تقویتی در ایجاد سیستم‌های توصیه‌گر این است که این الگوریتم نه تنها ممکن است محتوایی را که ممکن است مفیدتر بدانند به کاربران پیشنهاد دهد، بلکه افق‌های جدیدی را با ارائه برخی توصیه‌های تصادفی باز کند.

باتشکر