

*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 Netflix 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 مصرف کنندگان بیشتر به سراغ برندهایی می‌روند که تجارب انحصاری مشتری را ارائه می‌دهند. در این گزارش قصداً 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 توصیه‌گیر 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، وب سایت، 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 عمدها 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 توصیه از الگوریتم‌ها و تکنیک‌های یادگیری ماشینی استفاده می‌کنند تا با یادگیری داده‌ها (مانند رفتارهای گذشته کاربر) و پیش‌بینی علائق و ترجیحات فعلی، مرتبط‌ترین پیشنهادها 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 فیلمو، نتفلیکس، یوتیوب و ...

## ۱. انواع سیستم‌های توصیه‌گر

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

مدل فیلترینگ مبتنی بر محتوا (CBF) توصیه‌های را با استفاده از ویژگی‌های خاص اقلام با یافتن شباهت‌ها ارائه می‌دهد. چنین سیستم‌های 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.

مثلًاً 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 Dano collaborated
- ✓ More movies Joe Pesci collaborated

هنگامی که کاربر انتخاب می‌کند، سیستم توصیه کننده می‌تواند نتایج مناسب تری ارائه دهد. هرچه انتخاب‌ها بیشتر شود، یادگیری بیشتری بر اساس اطلاعات بیشتر صورت می‌گیرد پس پیشنهادهای 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 توصیه دهنده 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 پراکنده‌گی داده رنج نمیرند، 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.

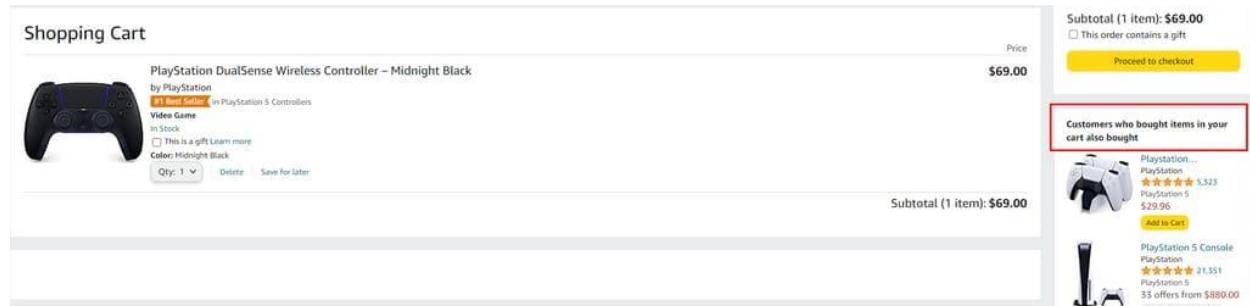
## ۱-۲ فیلترینگ مشارکتی (Collaborative Filtering)

رایج‌ترین مدل پیاده‌سازی شده، فیلتر مشارکتی (CF) توصیه‌های مرتبه‌ی 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 می‌توانند هر چیزی باشند، از آنگهایی 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 ۷ کتاب‌های ژانر ۱، ۲ و ۳ را می‌پسندد. سیستم‌های مشارکتی در این موقع بکار می‌آیند و با احتمال خوبی پیش‌بینی می‌کنند که کاربر X کتاب ۳ را هم می‌تواند بپسندد و کاربر ۷ 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:

- 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 شیاهت‌های 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 رتبه‌بندی‌های داده شده توسط همه کاربران رتبه‌بندی کرده‌اند. برای مثال شرکت آمازون فیلتر مشارکتی خود را برای یافتن مواردی که کاربر خریداری کرده یا رتبه‌بندی کرده است، ایجاد کرده تا بر روی توصیه‌های لحظه‌ای تمرکز کند (Item-item CF).



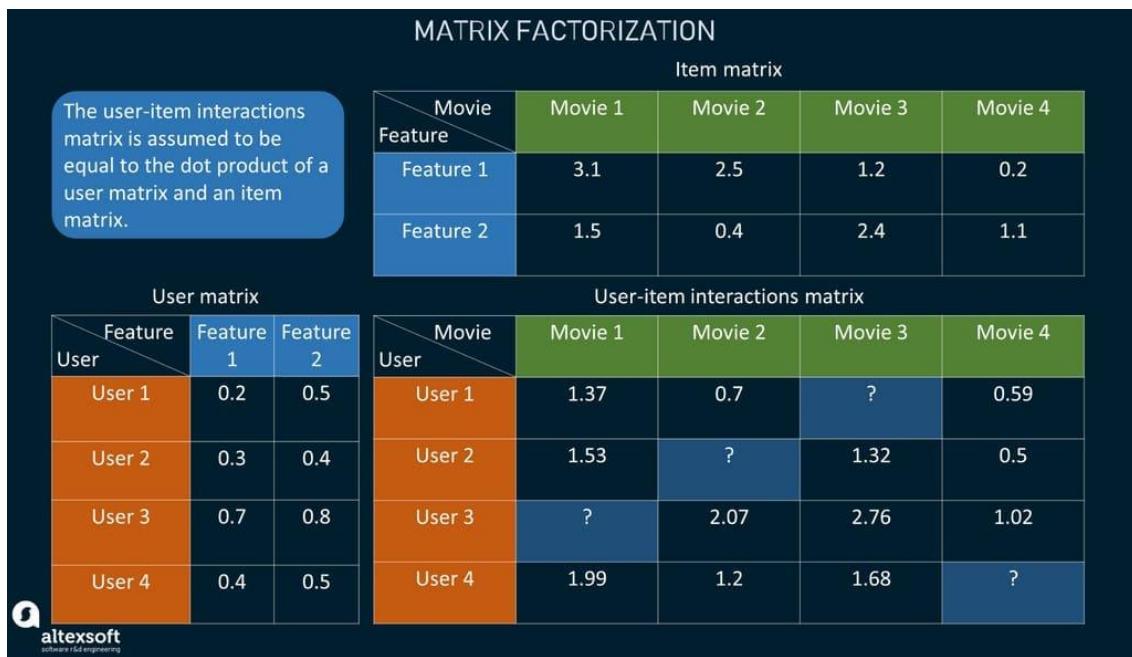
فیلتر مشارکتی در رویکردی دیگر مقایسه می‌کند که کاربران مختلف چگونه به موارد مشابه امتیاز می‌دهند و از این طریق شباهت سلیقه‌آنها را محاسبه می‌کند. بنابراین، به جای دریافت توصیه‌هایی برای مواردی که بهترین رتبه‌بندی را دارند، کاربران در

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

به عنوان مثال، هنگامی که به "Fight Club" در Goodreads امتیاز می‌دهید، این سرویس کتاب‌های با رتبه برتر را از لیست خواندن‌گانی 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.

• تکنیکی از فیلتر های 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.



## • پیچیده ترین رویکردی هستند که می‌توانند برای رفع محدودیت‌های فاکتورسازی Deep Neural Networks

ماتریس مورد استفاده قرار گیرند. این امکان را برای مدل‌سازی تعاملات غیرخطی در داده‌ها و یافتن الگوهای پنهان در داده‌ها فراهم می‌کند که در غیر این صورت نمی‌توان آنها را کشف کرد. شبکه‌های عصبی عمیق را می‌توان آموزش داد تا ویژگی‌ها را مستقیماً از محتوا (ویدئو، متن، صدا یا تصویر) استخراج کنند و یا توصیه‌هایی ارائه دهند.

برای مثال یوتیوب از Google Brain - یک سیستم هوش مصنوعی - برای ارائه توصیه‌های مرتبط برای ویدیوهای خود استفاده می‌کند. سیستم توصیه‌گر از دو شبکه عصبی تشکیل شده است: یکی برای اینکه سابقه تماشای کاربران را به عنوان ورودی می‌گیرد و از فیلتر مشترک برای انتخاب ویدیو استفاده می‌کند و دومی برای رتبه‌بندی صدھا ویدیو.

## ۲. پیش‌پردازش داده‌ها برای سیستم‌های توصیه‌گر

هر موتور توصیه مدرن با استفاده از ترکیبی قدرتمند از فناوری یادگیری ماشین و داده‌ها کار می‌کند که همه چیز را تامین می‌کند. گوگل چهار مرحله کلیدی را مشخص می‌کند که از طریق آن یک سیستم توصیه‌گر داده‌ها را پردازش می‌کند. 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 عمده‌ای بر دو نوع داده متکی هستند:

Explicit data - یا داده‌های ورودی کاربر (به عنوان مثال، رتبه‌بندی در مقیاس 1 تا 5 ستاره، پسندیدن یا نپسندیدن، نظرات، و نظرات محصول) و

Implicit data - یا داده‌های 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 (علائق) و همچنین داده‌هایی براساس ویژگی آیتم (ژانر، نوع، دسته) استفاده کنند.

#### **:Data Storing ✓**

هنگام توضیح نحوه آماده سازی داده‌ها برای یادگیری ماشینی، به اهمیت داشتن داده‌های کافی برای آموزش یک مدل اشاره کرده‌ایم. هر چه داده‌های با کیفیت بیشتری برای تعذیب الگوریتم‌ها وجود داشته باشد، توصیه‌های موثرتر و مرتبط‌تری ارائه خواهند داد.

مرحله بعدی شامل انتخاب فضای ذخیره سازی مناسب است که به اندازه کافی مقیاس پذیر باشد تا تمام داده‌های جمع‌آوری شده را مدیریت کند. انتخاب فضای ذخیره سازی در وله‌های 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 و 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 محظوظ 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