توسعه یک سامانه پیشنهاد دهنده دوره های آموزشی فنی و حرفه ای به متقاضیان مهارت‌آموزی، کارجویان و مهارت آموختگان

محرم منصوری زاده[1]

چکیده

سامانه های پیشنهاد دهنده سعی می کنند در انتخاب گزینه ها و محصولات به کاربران و مشتریان کمک کنند. این مقاله گزارش بخشی از نتایج یک طرح پژوهشی است که در آن یک سیستم پیشنهاددهنده ای توسعه داده‌شده است که می‌تواند با دریافت مشخصات هنرجو، دوره‌های مناسب را به او پیشنهاد دهد. مفاهیم بنیادی مورد نیاز، روشهای قابل‌استفاده و همچنین معیارهای ارزیابی معرفی شده و در ادامه کارایی روش پیشنهادی به کمک آزمون و ارزیابی بررسی شده است. نتایج بدست آمده نشان می دهد که سیستم پیشنهاد دهنده دوره با دقت مناسبی می تواند مهارجویان را به دوره های آموزشی مناسب هدایت نماید.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

واژگان کلیدی: دوره آموزشی، پیشنهاد دوره، سامانه پیشنهاددهنده، یادگیری ماشین

[1] دانشیار مهندسی کامپیوتر، دانشگاه بوعلی سینا، mansoorm@basu.ac.ir

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

مقدمه

سامانه های توصیه گر[1]سامانه‌های نرم‌افزاری هستند که از الگوریتم‌های ویژه بخصوص در حوزه هوش مصنوعی برای نزدیک کردن مشتریان و کاربران به محصولات و علایق آنها بهره می‌گیرند (Aggarwal, 2016). سیستم‌های توصیه گر یکی از ده‌ها گونه فناوری اطلاعات هستند که به منظور جمع‌آوری، پردازش، بهره‌برداری، مدیریت و نگهداری داده‌ها و اطلاعات استفاده می‌شوند. به‌صورت خاص فناوری‌های مرتبط با سیستم‌های توصیه گر بر وجه «بهره‌برداری» از داده‌ها و اطلاعات تمرکز دارند. به‌عنوان‌مثال، یک کتاب‌فروشی آنلاین برای اینکه بتواند همانند کتاب‌فروشی سنتی به مشتریان دائمی خود خدماتی را ارائه نماید، اطلاعات خرید همه مشتریان خود را ثبت و نگهداری می‌کند. سپس از روی این اطلاعات مشتریان پرمراجعه را شناسایی نموده و علایق موضوعی آنها را بر اساس کتاب‌های خریداری‌شده شناسایی می‌کند. نهایتاً بر اساس این علاقه‌مندی موضوعی، ماهانه کاتالوگی حاوی کتاب‌های جدید با موضوعات مشابه را به ایمیل مشتری می‌فرستد. این مثال نمونه‌ای کوچک و درعین‌حال کاملاً واقعی و کاربردی از سیستم‌های توصیه گر است.

آنچه توسعه و به‌کارگیری سامانه‌های توصیه گر را چالش‌برانگیز می‌سازد، تنوع مشتریان در گستره دنیای آنلاین، تغییر عادت مشتریان به‌مرورزمان، خریدهای مقطعی و متناسب با زمان است. الگوریتم تشخیص علایق مشتری باید به اندازه کافی دقیق و هوشمند باشد که بتواند برای همه نوع مشتری اعم از سن، جنسیت، میزان تحصیلات، محل زندگی و سایر ابعاد شخصی و هویتی پیشنهادهایی منطقی و با احتمال پذیرش بالا بدهد. اینجاست که فناوری‌های مختلف هوش مصنوعی در زمینه یادگیری ماشین و سیستم‌های قانونمند و خبره به‌عنوان ابزار اصلی و اولیه طراحی و توسعه سیستم‌های پیشنهاددهنده مطرح می‌شوند (Fayyaz, 2020).

یکی از مهم‌ترین کاربردهای سیستم‌های توصیه گر، پیشنهاد دوره‌های آموزشی به کارآموزان و هنرجویان است (Akhtar, 2020). این عمل به دو روش انجام می‌گیرد. در روش اول بر اساس شباهت‌های محتوایی درس‌ها و دوره‌ها با همدیگر، به مشتری که دوره مشخصی را گذرانده دوره‌های مشابه هم پیشنهاد می‌شود. مثلا به هنرآموزی که ریخته گری مقدماتی را گذرانده، دوره پیشرفته ریخته گری نیز پیشنهاد و توصیه می‌شود. این روش صرفا شباهت محتوایی دوره‌ها را در

[1] Recommender Systems

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

نظر می‌گیرد و لزوما اهمیت، کاربردی بودن و تناسب دوره جدید با خواسته‌های کاربر مانند اشتغال سریع را در نظر نمی‌گیرد (Deepak, 2018 & ,Gulzar, Leema).

روش دوم بر اساس عملکرد کاربران و البته شباهت محتوایی دوره‌ها تصمیم می‌گیرد. مثلا به هنرآموزی که ریخته گری مقدماتی را گذرانده، تنها در صورتی دوره پیشرفته همان حرفه پیشنهاد می‌دهد که عده قابل‌توجهی از هنرآموزان با شرایط مشابه وی قبلا دوره پیشرفته را هم گذرانده باشند. به بیانی دیگر این روش در کنار استفاده از تناسب و تشابه محتوایی دوره‌ها، شباهت‌های هنرآموزان مثل سن، جنسیت، محل زندگی و عملکرد آموزشی گذشته آنها را هم در ارائه پیشنهاد خود استفاده می نماید. در این روش می‌توان با محدود و سفارشی کردن بازه‌های بررسی عملکرد کاربران و همچنین محل زندگی آنها، به نتیجه روزآمد و پویا رسید (Bakhshinategh, Spanakis, Zaiane, & ElAtia, 2017).

یکی از مهم‌ترین انگیزش‌های استفاده از سیستم توصیه گر بر اساس شباهت‌های هنرجویان و دوره‌ها این است که اطلاعات آموزشی همه هنرجویان به‌صورت متمرکز ثبت و مدیریت می‌گردد. علاوه براین، بر اساس اطلاعات هویتی آنها می‌توان اشتغال آنها را هم رهگیری نموده و پایگاهی غنی از وضعیت نیروی کار کشور تهیه نمود. این پایگاه دارایی بسیار ارزشمندی است که می‌تواند منشا بسیاری از تحلیل‌های محتوایی با رویکردهای داده محور بوده و زیربنای تصمیم‌گیری‌های خرد و کلان باشد.

در این مقاله سامانه پیشنهاد دهنده دوره آموزشی به هنرجویان معرفی شده و مراحل توسعه آن توضیح داده می شود. ارزیابی های کمی و کیفی نشان می دهد که سامانه توسعه داده شده می تواند برای پیشنهاد دوره به هنرجویان و مهارت آموزان مفید باشد.

ساختار ادامه مقاله به این صورت است که در ادامه روشهای مختلف قابل‌استفاده برای طراحی چنین سامانه ای معرفی شده و سپس نتایج ارزیابی آنها ارائه می گردد. پس از آن یکی از روشهای انتخاب شده و به عنوان گزینه اصلی برای سیستم پیشنهاد دهنده توسعه می یابد. نهایتا در بخش آخر این گزینه مورد بررسی و ارزیابی قرار می گیرد.

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

توسعه سامانه پیشنهاددهنده

سامانه توصیه گر را از مناظر مختلف مانند مسئله یادگیری بانظارت[۱]و زیرمجموعه های آن یعنی طبقه بندی[۲]و رگرسیون[۳]یا تخمین تابع[۴]می‌توان دید (Ricci, 2015). در این چارچوب، از علاقه مند هنرجوی فنی و حرفه‌ای و همچنین دور های آموزشی ویژگی‌هایی استخراج شده و سپس مدلی یادگیری می‌شود که بتواند با تعمیم آموخته های خود به داده‌های جدید، دوره‌های مناسب را به این هنرجویان پیشنهاد دهد (Deepak, 2018 & ,Gulzar, Leema) (,Foreman ۲۰۱۳).

دیدگاه دیگر می‌تواند بر اساس یادگیری بدون نظارت[۵]و زیرمجموعه های آن مانند خوشه بندی[۶]شکل بگیرد (Tong, 2022 & ,Han, Pei). در این دیدگاه کاربران و دوره‌های آموزشی به‌صورت بردارهای مرکب تعریف و سپس خوشه بندی می‌شوند. دوره‌های آموزشی کاربرجدید بر اساس نزدیکی و شباهت به این خوشه ها استخراج و پیشنهاد می‌گردد (,Upendran Bijlani, 2016 & ,Chatterjee, Sindhumol). علاوه بر این قواعد شرکت پذیری به‌عنوان روش دیگری در این بخش می‌تواند هم رخدادی هنرجو–دوره را برای پیشنهاد دوره بکار بگیرد (,Flach ۲۰۱۲).

شایان ذکر است که رویکرد ترکیبی نیمه نظارتی[۷]هم یکی از گزینه های پیش روست که در آن هم از داده‌های دارای برچسب و هم از داده‌های بدون برچسب استفاده می‌شود (Witten & Frank, 2002). پالایش یا فیلتر مشارکتی[۸]نماینده اصلی این دیدگاه است (,Madani, Erritali Sailhan, 2019 & ,Bengourram). با توجه به اینکه هنرجویان با مشخصات همه دوره‌های فنی و حرفه‌ای آشناهستند و و انتخابشان آگاهانه است، در مسئله حاضر این رویکرد بسیار نزدیک به یادگیری بانظارت بوده و از ادبیات پالایش مشارکتی دور می‌شود.

---

[۱] Supervised Learning
[۲] Classification
[۳] Regression
[۴] Function Estimation
[۵] Unsupervised Learning
[۶] Clustering
[۷] Semi-supervised learning
[۸] Collaborative Filtering

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]
[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

یادگیری بانظارت

در این پژوهش از میان روش‌های مختلف، مدل‌هایی را که می‌توانند خروجی احتمالی تولید کنند استفاده کردیم (Guliyev, 2016 & ,Salahli, Gasimzade, Alasgarova). دلیل تاکید بر این خصلت، نیاز به رتبه‌بندی نتایج و ارائه آنها بر اساس میزان انطباق با شرایط هنرجو است (Deepak, 2018 & ,Gulzar, Leema). بر این اساس، طبقه بندهای آماری مانند بیز ساده[۱] و رگرسیون لاجیستیک[۲] که خروجی احتمالی تولید می‌کنند قابل‌استفاده بوده و مدل‌های دیگر مثل درخت تصمیم و ماشین بردارهای پشتیبان که صرفا برچسب نامی[۳] خروجی تولید می‌کنند قابل‌استفاده نیستند (Flach, 2012) (Flach, 2012).

در ادامه فرض می‌شود متغیرهای X=<x1, x2, …, xn> نشان‌دهنده ویژگی‌ها بوده و y=p(C|X) نشان‌دهنده احتمال تعلق نمونه توصیف‌شده با بردار X به کلاس C است. مثلا X ویژگی‌های یک هنرجو بوده و C یک دوره آموزشی است.

بیز ساده

این مدل همانطور که از نامش پیداست فرض ساده کننده ای در نظر می‌گیرد که بر اساس آن بین متغیرها یا همان ویژگی‌ها استقلال شرطی برقرار است. یعنی با مشخص بودن برچسب کلاس مد نظر، خروجی y را می‌توان به‌صورت زیر نوشت:

$$P(C|X) = P(C|x1) \times P(C|x2) \times \dots \times P(C|xn) = \prod_{k=1}^{n} P(C|xk) \quad \text{رابطه (۱)}$$

مزیت این رابطه این است که تاثیر هر ویژگی بر خروجی مورد نظر را به‌صورت مستقل و تنها در قالب یک مدل توزیع احتمال یک متغیره درنظر می‌گیرد. این توزیع ممکن است توابع شناخته شده ای مانند توزیع نرمال بوده و یا به‌صورت ناپارامتری به وسیله جدول‌های فراوانی نسبی تعریف شده باشد. علاوه بر این به کمک تابع لگاریتم می‌تواند حاصلضرب فوق را در قالب حاصل جمع هم انجام داده و از ناپایداری های محاسبات عددی پیشگیری نمود.

[۱] Naïve Bayes
[۲] Logistic Regression
[۳] Nominal Labels

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]
[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

رگرسیون لجستیک

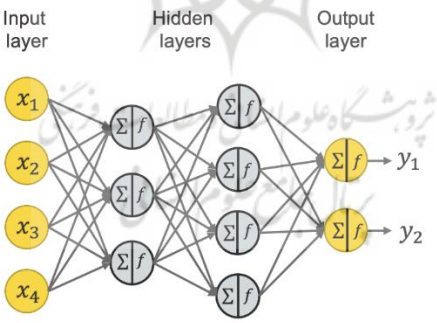
مدل رگرسیون لاجیستیک برای محاسبه احتمال تعلق یک نمونه به کلاس مدنظر از تابع لاجیستیک استفاده می‌کند.

$$P(C|X) = \frac{1}{1+e^{-h(X)}}, h(X) = a_0 + \sum_{k=1}^{n} a_k . x_k \qquad \text{رابطه (۲)}$$

در رابطه فوق a_i ها ضرایب وزنی مدل رگرسیونی بوده و طی فرایند یادگیری محاسبه می‌شوند. رگرسیون لاجیستیک علیرغم شکل ساده ای که دارد، مدلی قوی است که به‌صورت مستقل برای طبقه بندی استفاده می‌شود و هم به‌عنوان مولفه ای در سایر مدلها مانند شبکه عصبی بکارگرفته می‌شود.

شبکه های عصبی

شبکه عصبی مفهوم استخراج ویژگی را به سطوح ولایه های نورونی تعمیم داده و تلاش می‌کند نمایشی از مسئله به دست بیاورد که در آن ورودی و خروجی از طریق ویژگی‌های محاسبه شده، به هم مرتبط شوند. قدرت یادگیری و تخمین شبکه عصبی به تعداد لایه ها، نورونها و توابع انتقال آنها بستگی دارد. در لایه های میانی معمولا از توابع لاجیستیک و در لایه پایانی هم معمولا از تابع خطی استفاده می‌شود.



شکل ۱ ساختار یک شبکه عصبی چندلایه

شبکه های لایه ای پیش رو مشهورترین نوع شبکه های عصبی هستند. همانطوری که در شکل بالا نشان داده‌شده است، در این نوع شبکه هر نورون حاصل جمع وزن دار ورودی ها را

[1] Source: https://www.knime.com/blog/a-friendly-introduction-to-deep-neural-networks

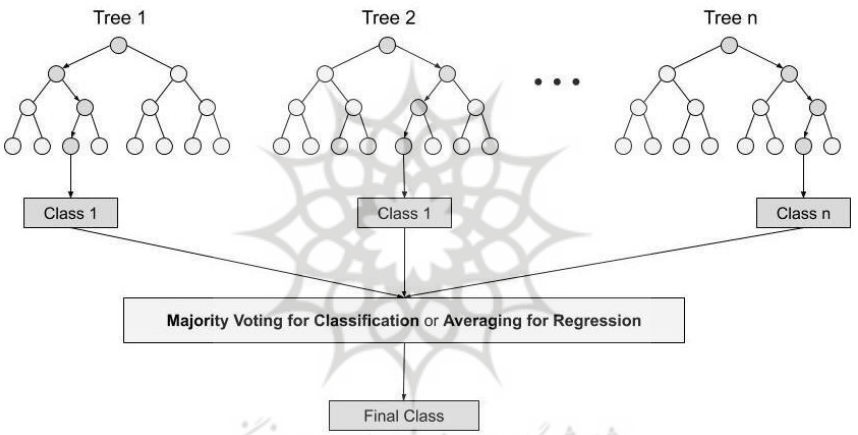
[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

محاسبه نموده و با استفاده از تابع انتقال f خروجی خود را تولید می‌نماید. نورون های هر لایه به‌صورت موازی فعال می‌شوند و لایه ها به‌صورت ترتیبی اجرا می‌شوند.

جنگل تصادفی

جنگل تصادفی[۱] یکی از قوی ترین مدل های یادگیر گروهی است که در آن تعداد زیادی درخت تصمیم[۲] برای تعیین برچسب کلاس یادگیری می‌شود. سپس در زمان لازم برچسب نمونه بر اساس رای اکثریت این درخت ها تعیین می‌شود. علاوه بر این حسب نیاز می‌توان از نسبت رای هر کلاس برای برآورد تقریبی احتمال تعلق نمونه داده‌شده به آن کلاس استفاده نمود. شکل زیر[۳] روش کلی کار این مدل را نشان می‌دهد.



شکل ۲جنگل تصادفی برای طبقه بندی

روش‌های بوستینگ

روش‌های تقویت یا بوستینگ[۴] هم طیفی از طبقه بندهای گروهی هستند که در آنها از مدل های یادگیری ساده، موسوم به یادگیرهای ضعیف، استفاده می‌شود. همانند جنگل تصادفی در این مدل ها هم رای اکثریت کمابیش تعیین کننده خروجی نهایی است. در برخی موارد این رای گیری ساده و در برخی موارد دیگر وزنی است.

[۱] Random Forest
[۲] Decision Tree
[۳] Source: https://www.ml-science.com/random-forest
[۴] Boosting

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]
[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

ارزیابی کارایی عملکرد

یکی از مهم‌ترین چالش‌های توسعه سیستم‌های توصیه گر، ارزیابی کیفیت و کارایی آنهاست. سیستم‌های توصیه گر در حوزه های مختلفی از تجارت الکترونیک گرفته تا رسانه های اجتماعی برای ارائه توصیه های شخصی سازی شده و ویژه به مشتریان استفاده می‌شوند. اغلب پژوهش ها درباره مزایای توصیه‌ها مانند کاهش بار اطلاعاتی و ایجاد جذابیت برای مشتریان بحث نموده اند (Lehner, 2011 & ,Schröder, Thiele). نتایج و دیدگاه های مدیریتی و فنی قابل‌توجهی هم در این زمینه ارائه‌شده است. تا آنجا اکنون اغلب سایت هایی که به نحوی محصول و حتی مطالب متنوع در اختیار بازدید کننده می گذارند، امکاناتی برای ردگیری تک تک بازدید کنندگان و ایجاد پروفایل برای آنها و ارائه پیشنهاد بر اساس این پروفایل ها می پردازند. در این میان هنوز به روشنی مشخص نیست که چگونه و تا چه حد سیستم‌های توصیه گر ارزش افزوده ملموس و قابل اندازه گیری (مانند ارزش تجاری) می‌کنند (Ricci, 2015). ایجاد یک سیستم پیشنهاددهنده محصول که قابل اعتماد هم باشد، چالش‌برانگیز است. در این میان تعریف معنای قابل اعتماد بودن[1]نیز خود چالش دیگری است. با این حال شکی نیست که اندازه گیری موفقیت هر سیستم توصیه گر از نقطه نظر تجاری بسیار ضروری است . در این بخش به بررسی مهم ترین و پرکاربردترین پارامترهای ارزیابی برای سنجش میزان موفقیت یک سیستم پیشنهاددهنده می پردازیم. ابتدا سعی می‌کنیم چالش‌هایی که سیستم‌های توصیه با آن مواجه هستند، درک کنیم سپس معیارهای خاصی را بر سنجش و ارزیابی معرفی می‌کنیم و در انتهای بخش اقدامات خاص هر حوزه کاربردی را ذکر می‌کنیم.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

چالش‌های ارزیابی

هر مدل پیش‌بینی یا سیستم توصیه‌ای بدون استثنا به شدت به داده‌ها متکی است. این سیستم ها و مدلها توصیه های قابل اعتمادی را بر اساس داده‌های و حقایقی که دریافت کرده و بر اساس آن آموزش دیده اند، ارائه می‌کنند. طبیعی است که بهترین سیستم‌های توصیه‌کننده محصول شرکت ها و سازمان‌هایی مانند گوگل، آمازون، نتفلیکس یا اسپاتیفای هستند که به حجم زیادی از داده‌ها دسترسی دارند (Rajaram, 2007 & ,Das, Datar, Garg) (Ricci, 2015) (Dean, ۲۰۱۴). برای شناسایی شباهت ها و پیشنهاد دادن محصول، کالا یا شی مناسب، سیستم‌های

[1]Reliability

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

توصیه‌گر خوب، داده‌های این موارد و داده‌های رفتاری مشتری را ارزیابی می‌کنند. یادگیری ماشینی هسته اصلی و مهم‌ترین فعالیت در توسعه سیستم پیشنهاددهنده است. عملکرد یادگیری ماشینی متناسب با حجم داده‌های مورداستفاده بهبود می یابد. هر چه سیستم دادگان و اطلاعات بیشتری داشته باشد، نتایج بهتری حاصل خواهد شد. لذا حجم مطلوب دادگان به‌عنوان چالش اصلی مطرح است و جمع‌آوری دادگان متناسب با بودجه و بازه زمانی قابل‌استفاده، از اهمیت بسزایی برخوردار است (Rajaram, 2007 & ,Das, Datar, Garg).

چالش دوم درزمینه نقش داده‌ها در توسعه و ارزیابی سیستم‌های توصیه گر، این است که داده‌ها به طور مداوم در حال تغییر هستند. زیرا علاقه‌مندی و ترجیحات کاربران مدام تغییر می‌کند. کسب و کارها و محصولاتشان همواره درحال تکامل و به روزرسانی هستند. سیستمی که بر اساس داده‌های یک برهه طراحی شده، برای کاربری در برهه ای دیگر ممکن است خیلی دقیق و حتی مفید نباشد. آیا سامانه می‌تواند به‌صورت اتوماتیک با این تغییرات هماهنگ شود؟ از یک سو توصیه های برخط بر اساس جدیدترین داده‌ها امکان پذیر است، اما نگهداری و مدیریت آنها نیز دشوارتر است. از سوی دیگر، پردازش دسته ای دادگان و به روزرسانی سامانه توصیه گر در مقاطع مشخص آسان تر و عملیاتی تر است اما تغییرات اخیر داده‌ها را منعکس نمی‌کند. همچنین تنظیم و بازپیکربندی روش‌های یادگیری مورداستفاده هم امری است که نباید از آن غافل شد. پارامترها و پیچیدگی الگوریتم مورداستفاده ممکن است در طول زمان نیاز به تغییر داشته باشد که تنها با آزمون و ارزیابی وسیع می‌توان به مقادیر مطلوب دست یافت.

معیارهای رایج مورداستفاده

همانطوری که پیشتر نیز اشاره شد، سیستم توصیه گر را از مناظر مختلف می‌توان بررسی و ارزیابی کرد. در چارچوب سیستم‌های یادگیری ماشینی و در قامت یک سیستم یادگیری بانظارت، معیارهایی مانند دقت پیش‌بینی، دقت طبقه‌بندی، دقت رتبه‌بندی، و معیارهای کیفی تفسیرپذیر انواع اصلی معیارهای ارزیابی برای سیستم‌های توصیه‌گر هستند. از منظر یادگیری بدون نظارت معیارهایی مانند شباهت‌های درون خوشه و تفاوت های بین خوشه ای و همچنین پشتیبانی و اطمینان در ساختارهای شرکت پذیری معیارهای مناسبی هستند (Hastie, Tibshirani, & Wainwright, 2015).

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

در چارچوب ارتباط و تعامل، معیارهایی مانند تعداد کلیک و بازدید مهم و قابل بحث و بررسی هستند. همچنین از منظر ارزش افزوده تجاری نیز معیارهایی مانند نسبت خریدهای مرتبط با پیشنهادهای ارائه‌شده اهمیت می یابند (Fayyaz, 2020). محاسبه و ارزیابی این معیارها نیازمند این است که سیستم توصیه گر برای مدتی طولانی در محیط کسب و کار استفاده شود و با جمع آوری اطلاعات و گزارش های عملکردی آن آثار تجاری و کسب و کاری آن روشن شود (Jugovac, 2019 & Jannach). از این رو در زمان توسعه سیستم برای ارزیابی کمی و کیفی آن از معیارهای مبتنی بر یادگیری ماشینی استفاده می‌شود که شامل مواردی مانند دقت، صحت و فراخوانی است. در ادامه این معیارها به‌صورت تفصیلی معرفی شده اند (Schröder, Thiele, & Lehner, 2011).

دقت پیش‌بینی

دقت پیش‌بینی یا پیش‌بینی رتبه‌بندی به این موضوع می‌پردازد که رتبه‌بندی‌های تخمینی توصیه‌کننده چقدر به رتبه‌بندی‌های واقعی کاربر نزدیک است. این نوع اندازه گیری به طور گسترده برای ارزیابی رتبه‌بندی های غیر باینری استفاده می‌شود. این معیار بهترین انتخاب برای سناریوهای کاربردی است که در آن پیش‌بینی دقیق رتبه‌بندی برای همه محصولات حیاتی است. میانگین خطای مطلق[۱](MAE)، میانگین مربعات خطا[۲](MSE)، خطای میانگین مربعات ریشه[۳](RMSE) و میانگین مطلق خطای نرمال شده[۴](NMAE) مهم‌ترین معیارها برای این منظور هستند. در مقایسه با متریک MAE، MSE و RMSE از انحرافات مربع استفاده می‌کنند و در نتیجه بر خطاهای بزرگتر تأکید می‌کنند. خطا توسط MAE و RMSE در واحدهای مشابه داده‌های به‌دست‌آمده توصیف می‌شود، در حالی که MSE واحدهای مربعی را تولید می‌کند. برای مقایسه نتایج در میان توصیه‌کنندگان با مقیاس‌های رتبه‌بندی مختلف، NMAE معیار MAE را در محدوده مقیاس رتبه‌بندی مناسب عادی می‌کند. به عنوان نمونه، در رقابت نتفلیکس[۵] از معیار RMSE برای تعیین

[۱] Mean Absolute Error (MAE)
[۲] Mean Squared Error (MSE)
[۳] Root Mean Squared Error (RMSE)
[۴] Normalized Mean Absolute Error (NMAE)
[۵] https://en.wikipedia.org/wiki/Netflix_Prize

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]
[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

میزان بهبود در مقایسه با الگوریتم CineMatch و همچنین برنده جایزه استفاده شده است (Lehner, 2011 & ,Schröder, Thiele).

دقت طبقه بندی

اندازه‌گیری‌های دقت طبقه‌بندی تلاش می‌کنند تا ظرفیت تصمیم‌گیری موفق یک الگوریتم توصیه[۱](SDMC) را ارزیابی کنند. آنها برای نیازهای کاربر مانند شناسایی محصولات خوب مفید هستند زیرا تعداد طبقه بندی های درست و غلط را به‌عنوان موارد مرتبط یا نامربوط تولیدشده توسط سیستم توصیه کننده ارزیابی می‌کنند.معیار SDMAC رتبه‌بندی دقیق اشیا(دسته بندی صحیح و غلط) را نادیده می گیرد. این نوع معیار به ویژه برای سیستم‌های تجارت الکترونیکی مناسب است که سعی می‌کنند کاربران را به انجام اقدامات خاصی مانند خرید محصولات یا خدمات متقاعد کنند.

دقت رتبه

در آمار، دقت رتبه یا پیش‌بینی رتبه‌بندی، توانایی توصیه‌کننده را برای تخمین ترتیب صحیح آیتم‌ها بر اساس ترجیحات کاربر ارزیابی می‌کند که به‌عنوان اندازه‌گیری همبستگی رتبه شناخته می‌شود. در نتیجه، اگر فهرست طولانی و مرتبی از کالاها به کاربر داده شود، این نوع اندازه گیری مناسب ترین است.

ترتیب نسبی مقادیر ترجیحی در یک متریک پیش‌بینی رتبه استفاده می‌شود که مستقل از مقادیر دقیق ارزیابی‌شده توسط یک توصیه‌کننده است. برای مثال، توصیه‌کننده‌ای که مرتباً رتبه‌بندی آیتم‌ها را پایین‌تر از اولویت‌های کاربر واقعی ارزیابی می‌کند، ممکن است تا زمانی که رتبه‌بندی صحیح باشد، امتیاز کاملی کسب کند.

- میانگین میانگین دقت @ K و میانگین میانگین فراخوان @ K

برای هر کاربر در مجموعه آزمایشی، یک سیستم توصیه‌کننده معمولاً یک لیست سفارشی از توصیه‌ها ایجاد می‌کند. MAP@K نشان می‌دهد که لیست موارد توصیه‌شده چقدر مرتبط است،

[۱] Successful Decision-Making Capacity

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

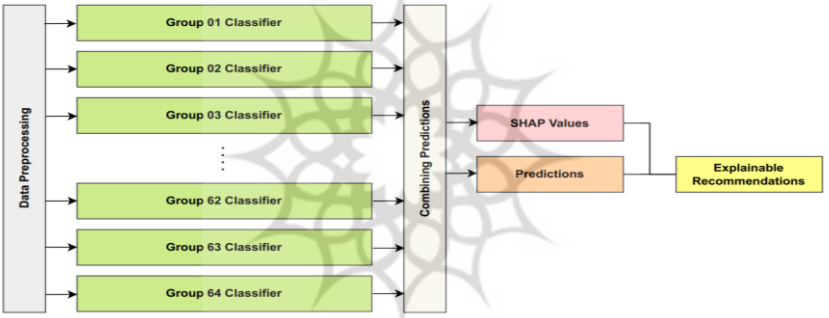
در حالی که MAR@K نشان می‌دهد که توصیه‌کننده چقدر خوب می‌تواند همه موارد موجود در مجموعه آزمایشی را که کاربر به آنها امتیاز مثبت داده است، به خاطر بیاورد.

روش پیشنهادی

روش پیشنهادی برای توسعه سیستم پیشنهاددهنده استفاده از رویکردهای یادگیری ماشینی با تمرکز بر روش‌های نظارتی و بازیابی اطلاعات است. در این راستا ابتدا مجموعه روشهایی را که در بخش که قبل معرفی نمودیم آزمون و ارزیابی نموده و از میان آنها یکی را برای توسعه سیستم نهایی انتخاب می‌کنیم.

ساختار کلی سامانه پیشنهاددهنده

ساختار کلی سیستم سامانه پیشنهاددهنده در شکل زیر نشان داده‌شده است. هدف از این ساختار ارائه توصیه های مناسب و درعین‌حال تفسیر پذیر به کاربر است. در ادامه مراحل تولید توصیه ها از پردازش داده‌ها تا تولید توصیه های نهایی توصیف‌شده است.



شکل ۳ ساختار سیستم پیشنهاددهنده

نحوه انتخاب طبقه بندها

همانطوری که در فصل قبلی هم اشاره شد، در نسخه فعلی سیستم از طبقه بند هایی با قابلیت تولید خروجی احتمالی برای تولید توصیه ها استفاده می‌شود. به این صورت که برای هر یک از گروه‌های آموزشی یک طبقه بند مجزا آموزش داده می‌شود. هر طبقه بند، احتمال انتخاب یک گروه آموزشی به خصوص توسط کاربر را برآورد می‌کند. لازم به ذکر است که طبقه بندی ها از ۱۵درصد داده‌ها برای اعتبار سنجی و تعیین برخی پارامتر ها استفاده می‌کنند. به‌عنوان‌مثال در نسخه فعلی از طبقه بندی بر اساس Gradient Boosting استفاده می‌شود که این مدل داده‌های اعتبار سنجی را برای تعیین عمق مناسب درخت هابه کار می برد. ضمناً طبقه بندی از اطلاعات دیگری مثل نسبت انتخاب گروه ها هم برای غلبه بر مشکل عدم توازن داده‌ها استفاده می‌کند. بعد از

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]
[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

برآورد احتمال انتخاب هر گروه، احتمالات همه ی طبقه ها بعد از نرمال سازی مرتب می‌شوند و گروه‌های با بیشترین احتمال به کاربر پشنهاد می‌شود.

تفسیر توصیه های ارائه‌شده

یکی از اهداف طراحی این سیستم، ارائه توضیحاتی در مورد توصیه های تولیدشده است. برای تفسیر نتایج مدل ها یعنی یافتن متغیر های موثر بر نتیجه و نقش هرکدام، از مقادیر SHAP استفاده شده است. با کمک این مقادیر، به شیوه‌های مختلفی می‌توان توضیحاتی مخصوص هر کاربر ارائه داد. به‌عنوان‌مثال شناسایی متغیر های با بیشترین تاثیر در توصیه ارائه‌شده اهمیت زیادی دارد. زیرا ممکن است دلیل اختصاص احتمال پایین به یک دوره، عدم سکونت شخص در استان تهران تشخیص داده شود. یا نقش مثبت یا منفی مقادیر خاصی از متغیر ها برای تعیین گروه آموزشی، مانند تاثیر افزایش سطح تحصیلات بر احتمال انتخاب یک گروه آموزشی خاص، قابل استخراج است. در پایان با تفسیر مقادیرSHAP توضیحاتی علاوه بر دوره‌های پیشنهادی، به کاربر ارائه می‌شود.

محیط مورداستفاده

برای پیاده سازی و آزمون مدل ها از زبان پایتون نسخه ۳,۷ استفاده شده است. برنامه های پایتون در محیط jupyterNotebook نوشته شده‌اند. برای پیاده سازی مدل‌های یادگیر از کتابخانه استاندارد و رایج[۱] scikit-learn استفاده شده است. نوت بوکها همراه این گزارش ارائه می‌شود. مدل‌های مورد استفاده بیز ساده، رگرسیون لاجیستیک، شبکه عصبی، درخت تصمیم، جنگل تصادفی و گونه هایی از روشهای بوستینگ هستند.

دادگان مورد استفاده

داده‌های موجود برای این پژوهش مشتمل بر داده‌های ثبت نامی سال ۱۳۹۷ سازمان آموزش فنی و حرفه‌ای کشور است. این مجموعه بالغبر ۱۳۰۰۰۰۰ رکورد است که هر رکورد شامل اطلاعات هویتی، تحصیلی و مهارت‌آموزی هر شخص است.

اطلاعات ثبت‌شده برای اشخاص تقریبا همگن است اما تعدادی از رکوردها اطلاعات درست یا کاملی ندارند. کمتر از یکصد رکورد فاقد نام، نام خانوادگی یا هر دو بوده و از مجموعه داده‌ها حذف شدند. نزدیک به یکهزار رکورد کد ملی نداشتند یا کد ملی آنها به‌صورت رشته حرفی،

[۱] https://scikit-learn.org/

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

کاراکترهای خاص (–و*و /..) ثبت‌شده بود. با توجه به اینکه تعداد این رکوردها قابل‌توجه بود، حذف نکردیم و به همان صورت وارد مراحل بعدی نمودیم.

برای حفظ محرمانگی داده‌ها در مبادلات، پردازش و گزارش جدول‌های کدینگ تهیه کردیم که مقادیر فیلدهای هویتی را به کدهای معینی نگاشت می‌کرد. مثلا برای نام همه افراد منحصربه‌فرد را از استخراج نموده و شماره‌گذاری کردیم. سپس به جای نام هر فرد، شماره نام او را در جدول قراردادیم. به‌این‌ترتیب ضمن حفظ هویت مستقل هر فرد از نشت و انتشار اطلاعات او جلوگیری کردیم. این جدول‌های کدینگ را به‌صورت محرمانه نگهداری می‌کنیم و تنها درصورت نیاز طبق پروتکل‌های خاصی که دسترسی به آن را محدود کرده، اطلاعات را بازخوانی و بررسی می‌کنیم. این فرایند کدینگ را برای نام خانوادگی، شماره ملی و شماره موبایل هم انجام دادیم.

نتایج یادگیری بانظارت

میانگین دقت مدل‌های مختلف در جدول زیر آمده است. نتایج کامل روش‌های مختلف به تفکیک گروه‌های آموزشی نیز در پیوست ها آمده است. در سیستم‌های بازیابی اطلاعات معیار فراخوانی جایگاه ویژه ای دارد زیر به معنی پوشش و واکشی نتایج مرتبط است. چنانچه روش رتبه‌بندی مناسبی اتخاذ شود، پاسخ های مرتبط بازیابی شده در اوایل فهرست جای گرفته و پاسخ های غیر مرتبط به سمت انتهای فهرست هدایت می‌شوند. از این رو هرچند ممکن است Precision کلی مناسب نباشد، با توجه به رتبه‌بندی، نتایج مفید در ابتدای فهرست حضور بیشتری داشته و Precision@k بالا خواهد بود. لذا ترجیح بر این است که فراخوانی تا حد ممکن بالا باشد. بر اساس این نتایج روش Gradient Boosting برای استفاده در موتور پیشنهاددهنده برگزیده شد.

جدول ۱ میانگین معیارهای ارزیابی برای مدل های مختلف

	آموزش				آزمون			
مدل	Accuracy	Recall	Precision	F1	Accuracy	Recall	Precision	F1
DecisionTree	۰,۹۸	۰,۱۷	۰,۸۶	۰,۲۶	۰,۹۸	۰,۰۶	۰,۱۸	۰,۰۷
GradientBoost	۰,۸۵	۰,۹۳	۰,۰۵	۰,۰۹	۰,۸۴	۰,۷۷	۰,۰۴	۰,۰۸
Logistic	۰,۹۸	۰,۰۵	۰,۰۵	۰,۰۱	۰,۹۸	۰,۰۶	۰,۰۴	۰,۰۱
MLP	۰,۹۸	۰,۰۳	۰,۲۹	۰,۰۲	۰,۹۸	۰,۰۳	۰,۲۶	۰,۰۲
NaiveBayes	۰,۶۱	۰,۸۶	۰,۰۳	۰,۰۶	۰,۶۱	۰,۸۴	۰,۰۳	۰,۰۶

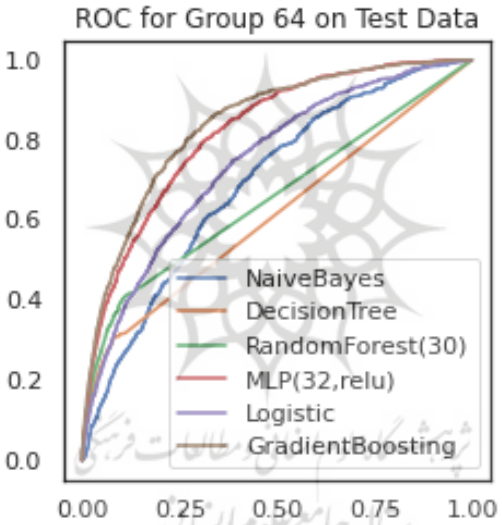
[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

RandomForest	۰,۹۹	۰,۱۹	۰,۷۸	۰,۲۸	۰,۹۸	۰,۰۷	۰,۲۱	۰,۰۸

نتایج یادگیری بدون نظارت

همانطوری که در جدول ۲ مشاهده می شود، عده بسیار کمی از مهارت آموزان بیشتر از یک دوره آموزشی را انتخاب کرده اند. این موضوع کاربری روشهای بدون نظارت مبتنی بر شباهت را به شدت تحت تاثیر قرار می دهد. لذا با توجه به عدم توازن انتخاب رشته های مختلف توسط هنرجویان، خوشه بندی و قواعد شرکت پذیری از مجموعه روش‌های قابل‌استفاده حذف شدند.



شکل ٤ منحنی راک برای روش‌های مختلف و یکی از گروه‌های آموزشی

جدول ۲ فراوانی توزیع تعداد دوره‌های انتخاب شده و تعداد هنرجویان

دوره	۱	۲	۳	۴	۵+
هنرجو	۷۷۰۱۵۰	۱۰۶۸۶۷	۳۰۸۱۲	۱۱۷۲۹	۹۶۲۲
نسبت	۰,۸۳	۰,۱۲	۰,۰۳	۰,۰۱	۰,۰۱

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

روش منتخب و نتایج آن

در شکل ٤ منحنی راک[۱] برای یک گروه آموزشی و روش‌های مختلف ترسیم شده است. سطح زیر منحنی راک بیانگر خوبی از دقت روش‌هاست. همانطوری که در این شکل دیده می‌شود روش بوستینگ انتخاب شده دقت بالاتری نسبت به بقیه روشها دارد.

برنامه توسعه داده‌شده

سامانه پیشنهاددهنده توسعه داده‌شده[۲] یک برنامه پیمانه ای است که در حال حاضر در قالب سه مولفه اصلی «موتور پیشنهاددهنده»، «واسط کاربری تحت وب» و «واسط برنامه های کاربردی» طراحی و توسعه داده‌شده است. جزئیات هر یک از این موارد در ادامه توضیح داده می‌شود. سامانه توسعه داده‌شده در هر محیط مجهز به زبان برنامه‌نویسی پایتون قابل‌استفاده و اجراست. در حال حاضر این سامانه روی یک ماشین لینوکس دبین نسخه ۱۰[۳] استقرار یافته است. زبان برنامه‌نویسی پایتون ۳,۷ بوده و از کتابخانه های استاندارد و رایج این زبان استفاده شده است.

موتور پیشنهاددهنده دارای یک هسته هوشمند است که از یک مدل یادگیری شده و توابع دسترسی به خدمات آن تشکیل یافته است. این مدل همانطور که دربخشهای قبلی توضیح داده شد، از رویکرد boosting استفاده می‌کند و بر مبنای xgboost پیاده سازی شده است. این مدل بر اساس دادگان فعلی یادگیری شده است. برای به روزرسانی آن با داده‌های جدید لازم است فرایندهای پیش‌پردازش و آموزش مدل با داده‌های جدید انجام پذیرد. علاوه بر این، هسته هوشمند مولفه ای برای پیشنهاد استاندارد آموزشی هم دارد که با استفاده از الگوریتم‌های همسایگی مانند kNN پیاده سازی شده است.

واسط کاربری تحت وب درگاه دسترسی به سامانه پیشنهاددهنده بوده و در قالب یک برنامه وب با استفاده از چارچوب فلسک[٤] پیاده سازی شده است. با توجه به اینکه قرار است این سامانه با سایر سامانه‌های سازمان کار کند، در نسخه فعلی حداکثر سادگی لحاظ شده است.

واسط برنامه نویسی مولفه مجموعه از توابع برنامه‌نویسی به زبان پایتون هست که دسترسی سایر برنامه های کاربردی به موتور پیشنهاددهنده را ممکن می‌سازد. با استفاده از این مولفه، سامانه

---

[۱] Receiver Operating Characteristic

[۲] این سامانه در محیط ارائه شده توسط کارفرما استقرار یافته و قابل استفاده است.

[۳] Linux Debian 10, Buster

[۴] Flask web development frame work: https://flask.palletsprojects.com/en/2.1.x/

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

پیشنهاددهنده با سایر سامانه‌ها یکپارچه شده و خدمات در بستر آن سامانه‌ها هم قابل ارائه خواهد بود.

جمع بندی

در این مقاله توسعه سامانه پیشنهاددهنده گزارش شده است. روش و مدل‌های منتخب، محیط اجرایی و همچنین سامانه توسعه داده‌شده به‌تفصیل معرفی شده است. راهنمای کاربری و وب سرویس مورد نیاز برای اتصال به سایر سامانه‌ها پایان بخش این گزارش است. با توجه به محدودیت داده‌ها پیشنهاد می‌شود در نسخه بعدی از دادگان بیشتری استفاده شود.

سپاس‌گزاری

بدین وسیله از همکاری آقای امیرعباس اسدی در برنامه نویسی و پیاده سازی الگوریتم‌ها سپاسگزاری می نمایم.

منابع:

١. Aggarwal, C. C. (2016). *Recommender systems*. Springer.
٢. Akhtar, A. (2020). Implementation of course recommender system for virtual university of pakistan. *arXiv preprint arXiv:2008.07867*.
٣. Bakhshinategh, B., Spanakis, G., Zaiane, O., & ElAtia, S. (2017). A course recommender system based on graduating attributes. *International Conference on Computer Supported Education*, *2*, pp. 347-354.
٤. Cancino, C., Merigó, J. M., Coronado, F., Dessouky, Y., & Dessouky, M. (2017). Forty years of Computers & Industrial Engineering: A bibliometric analysis. *Computers & Industrial Engineering, 113*, 614-629.
٥. Das, A. S., Datar, M., Garg, A., & Rajaram, S. (2007). Google news personalization: scalable online collaborative filtering. *Proceedings of the ١٦٥٥ ٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥ ٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥٥ ٥٥ ٥٥٥٥٥٥ ٥٥٥٥٥ ٥٥٥٥*, (٥٥. ٢٧١-٢٨٠).
٦. Dean, J. (2014). *Big data, data mining, and machine learning: value creation for business leaders and practitioners*. John Wiley & Sons.
٧. Fayyaz, Z. a. (2020). Recommendation systems: Algorithms, challenges, metrics, and business opportunities. *applied sciences*, *10*(21), 7748.
٨. Flach, P. (2012). *Machine learning: the art and science of algorithms that make sense of data*. Cambridge university press.

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]

۹. Foreman, J. W. (2013). *Data smart: Using data science to transform information into insight.* John Wiley & Sons.
۱۰. Gulzar, Z., Leema, A. A., & Deepak, G. (2018). Pcrs: Personalized course recommender system based on hybrid approach. *Procedia Computer Science*, *125*, 518-524.
۱۱. Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2022). *Data mining: concepts and techniques.* Morgan kaufmann.
۱۲. Hastie, T., Tibshirani, R., & Wainwright, M. (2015). Statistical learning with sparsity. *Monographs on statistics and applied probability*, *143*, 8.
۱۳. Jannach, D., & Jugovac, M. (2019). Measuring the business value of recommender systems. *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, *10*, 1-23.
۱۴. Madani, Y., Erritali, M., Bengourram, J., & Sailhan, F. (2019). Social collaborative filtering approach for recommending courses in an E-learning platform. *Procedia Computer Science*, *151*, 1164-1169.
۱۵. Salahli, M. A., Gasimzade, T., Alasgarova, F., & Guliyev, A. (2016). The use of predictive models in intelligent recommendation systems. *Procedia Computer Science*, *102*, 515-519.
۱۶. Schröder, G., Thiele, M., & Lehner, W. (2011). Setting goals and choosing metrics for recommender system evaluations. *UCERSTI2 workshop at the ٥٠٠ ٠٠٠ ٠٠٠٠٠٠٠٠٠٠٠ ٠٠ ٠٠٠٠٠٠٠٠٠٠٠ ٠٠٠٠٠٠٠, ٠٠٠٠٠٠٠, ٠٠٠*, ۲۳, ۵۳.
۱۷. Upendran, D., Chatterjee, S., Sindhumol, S., & Bijlani, K. (2016). Application of predictive analytics in intelligent course recommendation. *Procedia computer science*, *93*, 917-923.
۱۸. Upendran, D., Chatterjee, S., Sindhumol, S., & Bijlani, K. (2016). Application of predictive analytics in intelligent course recommendation. *Procedia computer science*, *93*, 917-923.
۱۹. Witten, I. H., & Frank, E. (2002). Data mining: practical machine learning tools and techniques with Java implementations. *Acm Sigmod Record*, *31*, ۷۶-۷۷.

[Downloaded from fashnameh.irantvto.ir on 2024-08-06]

[DOI: 10.61186/irtvto.12.46.235]