نشریه علمی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال دهم، شماره چهارم، زمستان ۱۴۰۱

Vol.10, No.4, Winter 2023

۱۶-۱

مقاله پژوهشی

DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1

شخصی‌سازی یک سیستم توصیه‌گر گردشگری بر مبنای تشابه کاربران و استفاده از شبکه باور عمیق

زینب نیسانی سامانی[۱]، علی اصغر آل شیخ[۲*]، ابوالقاسم صادقی نیارکی[۳] ، مهدی نظری اشنی[۴]

۱- دانشجوی دکتری، گروه سیستم‌های اطلاعات مکانی ، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲- استاد گروه سیستم‌های اطلاعات مکانی ، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳- استادیار گروه سیستم‌های اطلاعات مکانی ، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۴- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه سیستم‌های اطلاعات مکانی ، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۱/۳۰ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۶/۲۸

چکیده

سیستم‌های توصیه‌گر مکانی امکان ارائه اطلاعات مفید را برای کاربران با کاهش اطلاعات تکراری و نامربوط در وب به‌طور گسترده فراهم می سازند. در عصر حاضر با وجود سیستم‌های توصیه‌گر یافتن مکان مورد علاقه در کوتاه‌ترین زمان، با صرف کم‌ترین هزینه و توسط شخص کاربر صورت می‌پذیرد. سیستم‌های توصیه‌گر در حوزه‌های مختلف از جمله گردشگری کاربرد زیادی دارند و به‌عنوان ابزار توسط گردشگر قابل استفاده می باشند. عموما سیستم‌های توصیه‌گر بر پایه پالایش مشارکتی و بر اساس مشابهت میان گروه کاربران، پیشنهادات لازم را به کاربران مختلف ارائه می‌دهند. درصورتیکه بسیاری از خدمات با ویژگی‌های شخصی و خصوصیات فرد منطبق نیست و این امر از کارایی اینگونه سیستم‌ها می‌کاهد. هدف این پژوهش توسعه یک الگوریتم توصیه‌گر مبتنی برشباهت بین کاربران و مفاهیم شخصی‌سازی است. نوآوری این تحقیق بکارگیری شبکه عصبی باور عمیق در راستای شخصی‌سازی پیشنهادات قابل ارائه به گردشگران است. سناریوی تحقیق به این صورت است که ابتدا گردشگران مختلف در سیستم ثبت نام می‌کنند، سپس اطلاعات فردی، ارجحیت‌های عمومی و عوامل خاص شخصی‌سازی خود را برای بازدید از مراکز گردشگری بیان می‌کنند. در رویکرد پیشنهادی نیازی به تفکیک کاربران نیست بلکه با توجه به قدرت یادگیری شبکه-های عمیق، امکان تفکیک و شخصی‌سازی پیشنهادات کاربران وجود دارد. در این راستا داده‌های مربوط به ۴۰۰ مسافر گردشگری براساس ۱۴ المان ورودی و متمایز کننده دریافت شد. همچنین براساس شبکه آموزش دیده، قابلیت پیش‌بینی مکان‌های گردشگری شخصی‌سازی شده برای ۳۰ کاربر جدید بررسی شد. ارزیابی نتایج براساس سه شاخص معیار صحت، پوشش و معیار F و همچنین رضایت‌مندی کاربران انجام شد. نتایج حاصل، دقت بالا و همچنین رضایت‌مندی بیش از ۷۹ درصدی کاربران را نشان می‌دهد.

کلید واژه‌ها : سیستم توصیه‌گر، گردشگری، شخصی‌سازی، شبکه باورعمیق.

* نویسنده مکاتبه کننده: تهران- خیابان ولیعصر- تقاطع میر داماد غربی- دانشکده مهندسی نقشه‌برداری دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تلفن: ۰۲۱-۸۸۸۷۷۰۷۱

Email: alesheikh@kntu.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]

[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]

[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

۱- مقدمه

سیستم‌های توصیه‌گر گردشگری، ابزارهایی هستند که توسط آنها یک فرد علاقه‌مند به گردشگری بتواند در کوتاه‌ترین زمان ممکن، با حداقل امکانات، کم‌ترین هزینه و با دانش اندک، ظرفیت‌های گردشگری یک منطقه را شناسایی کند و با یک برنامه هدف‌دار از سوی دولت، آژانس‌های گردشگری و غیره به مکانی خاص سفر کند. هدف استفاده از سیستم‌های توصیه‌گر در زمینه گردشگری، سفارشی‌کردن و شخصی‌سازی اطلاعات موجود درباره جاذبه‌های گردشگری یک منطقه براساس ترجیحات و علایق گردشگران می‌باشد[۱].وجود یک سیستم توصیه‌گر مکانی ازاین‌نظرکه می‌تواند در قالب یک تور گردشگری به کاربر یا گروهی از کاربران مکان‌های گردشگری در یک منطقه جغرافیایی را طبق اطلاعاتشان اعلام کند و همچنین طرح روزانه سفرشان را محاسبه کند، مفید می‌باشد. چنین سیستم‌هایی باعث پیشرفت صنعت گردشگری و آسایش گردشگران می‌شود[۲، ۳ و ۴]. رویکردهای مبتنی بر مشابهت‌یابی کاربران به‌خصوص روش‌های پالایش مشارکتی *(CF)*[۱] از رویکردهای آماری برای تخمین شباهت‌ها استفاده می‌کنند. روش‌های پالایش مشارکتی به‌طورکلی از ارزیابی جمعی برای توصیه به کاربران استفاده می‌کند. بنابراین لازم است محققان ابتدا یک جامعه را با علایق مشترک و خصوصیات مشابه شناسایی کنند و سپس پیشنهادات را ارائه نمایند. این روش می‌تواند یک انتخاب مناسب برای توصیه به گردشگر باشد. سیستم‌های پیشنهادی مبتنی بر پالایش مشارکتی مواردی هستند که در آنها توصیه‌ها فقط شباهت بین کاربران را درنظر می‌گیرند[۵، ۶ و ۷] .

در این پژوهش، دو گروه از عوامل توصیه‌گری شامل اطلاعات فردی و همچنین ارجحیت‌های شخصی شامل ۱۴ المان جنسیت، سن، شغل، درآمد ماهیانه، وضعیت تاهل، محل سکونت، توانایی جسمانی، رشته ورزشی تخصصی، علاقه به گردشگری، وسیله مورد استفاده، توانایی پیاده‌روی، توانایی کوهنوردی، نزدیکی به وسایل نقلیه عمومی و محدودیت زمانی (مدت اقامت) در نظر گرفته شد [۷ و ۸]. وظیفه سیستم توصیه‌گر کاهش زمان و هزینه در جستجوی اطلاعات از طریق ارائه پیشنهادات متناسب با نیاز و خواست کاربران است. انجام این وظیفه در مرحله اول نیاز به شناخت کاربر دارد چراکه سیستم باید اطلاعات موردنظر و دلخواه کاربر را از میان حجم عظیم اطلاعات موجود در وب تفکیک کند، شباهت میان کاربران و اقلام را بررسی نموده و مناسب‌ترین آنها را پیشنهاد دهد [۶، ۷ و ۹]. مقاله حاضر سعی دارد تا المان‌های شخصی‌سازی را به سیستم‌های توصیه‌گری که پیشنهادات آنها مبتنی بر پالایش مشارکتی و شباهت کاربران است اضافه نماید، تا با افزودن میزان ارتباط میان اشخاص و علایق‌شان خدمات مناسب‌تری را فراهم سازد. لذا در این مقاله از شبکه باور عمیق*(DBN)*[۲] به منظور رویکردی با قابلیت پردازش و تفکیک ویژگی‌های متعدد و مرتبط با داده‌های زیاد استفاده شده است. در زمینه سیستم های توصیه‌گر گردشگری مطالعاتی انجام شده است که مواردی از آنها بررسی شده است.

گارسیا و همکاران (۲۰۱۱) با هدف ارائه پیشنهاداتی جهت فعالیت‌های گردشگری، برای تورهای گردشگری براساس ارجحیت‌های کاربران، خصوصیات دموگرافیک و همچنین نوع مکان‌هایی که در سفرهای پیشین بازدید کرده بودند یک سرویس مبتنی بر وب در شهر والنسیا[۳] اسپانیا طراحی نمودند[۱۰]. گاوالاس و کنتریس (۲۰۱۱) یک برنامه کاربردی بافت آگاه تحت موبایل برای برنامه سفر روزانه شهروندان ارائه دادند

[۱] *Collaborative Filtering*

[۲] *Deep Belief Network*

[۳] *Valencia*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

.سیستم مذکور برای حمایت از انتقال گردشگران پیاده یا درحال حرکت با استفاده از وسایل نقلیه عمومی و با درنظرگرفتن تاخیرهای موجود در ایستگاه‌های حمل و نقل توسعه داده‌شده‌است. در این سیستم، حالت‌های مختلف سفر بعنوان ارجحیت شخصی و بافت‌های اصلی درنظر گرفته‌شد[۱۱]. نیسانی‌سامانی و همکاران (۲۰۱۵) یک سیستم کاربرمحور گردشگری را جهت توصیه نقاط موردعلاقه براساس شرایط آب و هوایی پیاده‌سازی کرده‌اند. در این مطالعه از روش میانگین وزن‌دار ترتیبی(*OWA*)[۱] به عنوان تکنیک تصمیم‌گیری چندمعیاره(*MCDM*)[۲] استفاده شده است. نتایج تجربی در یک سناریوی راهیابی گردشگر با توجه به رضایت کاربران در ۱۰۰ تکرار الگوریتم با ۱۰۰ گردشگر با ترجیحات مختلف در شهر تهران ارزیابی شده‌است و نتایج حاصل اهمیت فرآیند وزن‌دهی محلی را در ارائه پیشنهادات سیستم توصیه‌گر نشان می‌دهد[۱۲]. اسماعیلی و همکاران (۲۰۱۵) سیستم توصیه‌گر بافت آگاهی را جهت پیشنهاد مناسب‌ترین محل برای اقامت گردشگران شهر کرمان طراحی و پیاده‌سازی نمودند. سیستم مذکور با توجه به بافت و شرایط کاربر نظیر میزان هزینه موردنظر و امکانات رفاهی بهترین مکان را از بین اقامتگاه‌های موجود در پایگاه‌داده به کاربر توصیه می‌کند[۱۳]. گودرزی و همکاران (۲۰۱۵) در مطالعه‌ای الگوریتم توسعه مکان را از لحاظ تاثیر مکانی، زمانی و روابط اجتماعی توسعه داده‌اند. در توسعه این الگوریتم، از تابع توزیع مکانی برای مدل‌سازی تاثیر مکانی، از منحنی زمانی هر کاربر در هر دسته برای مدل‌سازی تاثیر زمانی و برای مدل‌سازی تاثیر روابط اجتماعی از سه معیار شباهت ارتباطات اجتماعی، فعالیت‌های ثبت موقعیت و شباهت زمانی در رفتار ثبت موقعیت استفاده شده است[۱۴]. علی نژادی و کرستانی (۲۰۱۸) یک سامانه توصیه‌گر مکان را برای گردشگری پیاده‌سازی کرده‌اند. در عملکرد این سیستم داده‌های محتوامحور، برچسب‌ها و شناسایی موقعیت مکان درنظر گرفته‌شده‌است. سیستم توصیه‌گر مذکور، مکان‌های توصیه شده را براساس شبکه‌های اجتماعی مکان مبنای فوراسکوئر[۳] و یلپ[۴] به گردشگران معرفی می‌کند. در این پژوهش، یک مدل احتمالی برای پیدا کردن نگاشت بین برچسب‌های ارسالی کاربران و کلمات کلیدی پیشنهاد شد. این نگاشت، آنها را قادر ساخت تا از جهت‌های مختلف برای رفع مشکل پراکندگی داده‌ها برای توصیه‌گری استفاده‌کنند. نتایج حاصل نقش داده‌های نزدیک‌تر به زمان تصمیم‌گیری را در به‌کارگیری روش‌های محتوامحور نشان می‌دهد[۱۵]. شیانگنان و همکاران (۲۰۱۸) برای توصیه جاذبه‌های گردشگری با روش‌های یادگیری ماشین از داده‌های موجود در وب‌سایت‌های ارتباط جمعی استفاده‌کردند. در این مطالعه یک سیستم توصیه مبتنی بر مدل کاربر پیشنهادشده‌است که یک معماری دو مرحله‌ای برای تطبیق و رتبه‌بندی دارد. برای فرآیند تطبیق، یک مدل ماشین بردار به‌کارگرفته‌شده‌است. در نتیجه کاندیدها از طریق وارد نمودن تاریخ های سفر به کاربر ایجاد می‌شوند. نتایج نشان می‌دهد که این مدل با توجه به دقت و توانایی رتبه بندی بهتر از روش‌های مرسوم است. این مدل کمتر تحت‌تاثیر مشکل شروع سرد می‌باشد. بااین‌حال، به‌دلیل محدودیت در کمیت و کیفیت مجموعه داده‌ها روش پیشنهادی می‌تواند عملکرد بهتری داشته‌باشد[۱۶]. کلاهکج و همکاران (۲۰۱۹) در سیستم توصیه‌گری خود از روشی به‌نام "پالایش گروهی مبتنی بر محتوای دموگرافیک" برای بررسی مشکلات ذکرشده استفاده کردند. در این پژوهش اطلاعات شخصی و جانبی در ترکیب با

[۱] *Ordered Weighted Averaging*

[۲] *Multi-Criteria Decision Making*

[۳] *Foursquare*

[۴] *Yelp*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

بازخوردهای کاربر برای غلبه بر محدودیت‌های روش-های فیلترینگ هم‌کاری و در برخورد با داده‌های چندبُعدی موردتوجه قرارگرفت. با وجود مزایای مذکور ازلحاظ دقت و صحت نسبت به روش‌های دیگر، روش پیشنهادی دارای نقاط ضعف متعددی است. اول، توالی نواحی برای توصیه در مورد هدف سفر برنامه‌ریزی نشده‌است. دوم، محدودیت‌های زمانی و بودجه‌ای به دلیل نیاز به پرسش‌های صریح از کاربران برای هر توصیه و دردسترس نبودن این اطلاعات در مجموعه داده مورد استفاده درنظرگرفته‌نشده‌است[۱۷]. گونگلی و همکاران (۲۰۱۹) سیستم توصیه ترکیبی برای نقاط گردشگری را با استفاده از آمار نمونه‌برداری سلسله مراتبی و رتبه‌بندی شخصی چند وجهی پیشنهاددادند. این تحقیق روی طراحی یک سیستم توصیه ترکیبی جدید برای نقاط گردشگری متمرکز شدند. از تصاویر نقاط گردشگری برای حل مساله تنکی داده ها در این روش استفاده شده‌است. نتایج تجربی ایشان نشان می دهد که سیستم توصیه ترکیبی پیشنهادی برای نقاط گردشگری کارآمد و مقاوم است. از آن مهم تر، سیستم توصیه ترکیبی پیشنهادی در توصیه یک گروه از نقاط گردشگری ثبات بیشتری دارد که ارزش عملی بالای آن را نشان‌می دهد. بااین‌حال، سیستم توصیه ترکیبی هنوز هم می تواند بهبودیابد[۱۸]. عباسی مود و همکاران (۲۰۲۱) روشی را برای تشخیص اطلاعات معنایی مناطق گردشگری با استفاده از تحلیل احساسات[۱] افراد در مواجهه با مکان‌های گردشگری ارائه‌دادند. همچنین این سیستم از اطلاعات حیاتی متنی زمان، مکان و آب و هوا برای فیلترکردن موارد نامناسب و افزایش کیفیت پیشنهادات در مورد وضعیت فعلی استفاده نمود. نتایج حاصل افزایش رضایت کاربران را نشان می‌دهد[۱۹]. چن و هندری (۲۰۱۹) از یک شبکه عصبی باورعمیق برای شخصی‌سازی یک سیستم توصیه‌گر براساس کامنت‌های ارسالی از سوی کاربران به‌صورت محتوامحور استفاده نمودند. در این تحقیق رتبه بندی توصیه‌ها براساس تناسب با کاربر انجام‌شد. نتایج حاصل کارایی این شبکه را برای متناسب‌سازی و پیش‌بینی توصیه‌های مناسب نشان می‌دهد[۲۰]. قاسمی و همکاران (۲۰۱۶) از شبکه عصبی باورعمیق برای کلاسه‌بندی داده‌های نامتعادل استفاده‌نمودند و به این نتیجه دست‌یافتند که تغییر پارامترهای شبکه، نقش مهمی در ارائه خروجی‌ها با دقت بالا فراهم می‌سازد[۲۱]. ژانگ و لیو (۲۰۲۰) به توسعه شبکه عصبی برای پیش‌بینی الگوی ترافیکی شهر پرداختند و مقایسه نتایج حاصل با دیگر الگوریتم-های خوشه‌بندی، کارایی روش توسعه‌داده‌شده را نشان-داد[۲۲].

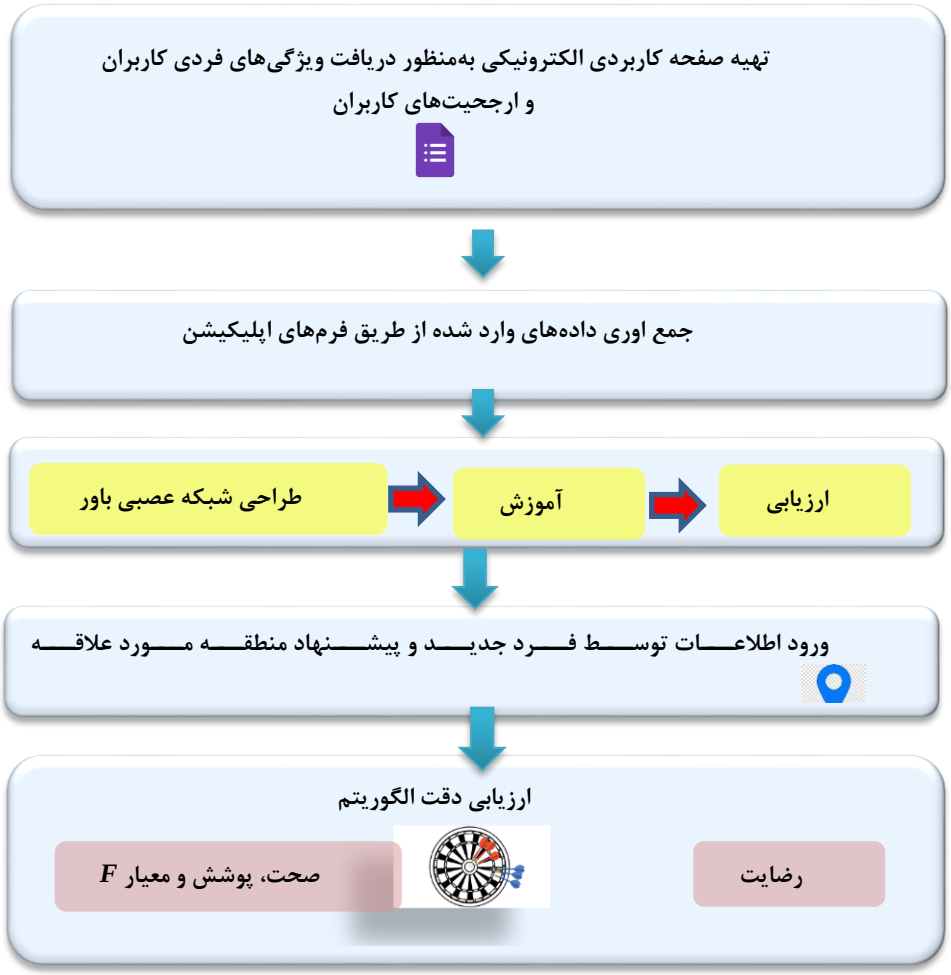
بررسی تحقیقات گذشته نشان می‌دهد که اگرچه مباحث مربوط به مشابهت کاربران در یافتن مکان‌های موردعلاقه کاربران بسیار اهمیت دارد ولی به‌کارگیری روش‌های محتوامحور نیز می‌تواند در فرایند شخصی-سازی سیستم‌های توصیه‌گر موثر باشد. از این‌رو مقاله حاضر باتوجه به تعداد ویژگی‌های متعدد شخصی‌سازی، رویکرد جدیدی را با به‌کارگیری شبکه‌های باورعمیق و دقیق‌ترین مکان‌های مطابق با نیازهای کاربران ارائه می‌دهد. تفاوت اصلی این مقاله با مطالعات مطرح در این حوزه، شخصی‌سازی سیستم‌های توصیه‌گر گردشگری به‌صورت محتوامحور و با به‌کارگیری شبکه باورعمیق به‌عنوان یک رویکرد قابل توسعه است. ضمن اینکه با افزایش داده‌ها در طول زمان و آموزش مجدد شبکه دقت خروجی‌ها نیز افزایش می‌یابد.

۲- روش تحقیق

روش پیشنهادی این تحقیق دارای پنج مرحله اصلی است که در شکل (۱) نمایش داده شده است.

[۱] *Sentiment Analysis*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]



شکل ۱: دیاگرام روش تحقیق پیشنهادی

در مرحله اول صفحه الکترونیکی جمع‌آوری داده‌ها و ارجحیت‌های کاربران طراحی شده و در اختیار گردشگران قرار می‌گیرد. در مرحله دوم داده‌های مربوط به ویژگی‌های فردی کاربران و داده‌های مربوط به ارجحیت‌های کاربران و نقاط موردعلاقه آنها از کاربر اخذ می‌گردد. در مرحله سوم شبکه باورعمیق به‌منظور خوشه‌بندی کاربران مشابه و ارائه اطلاعات شخصی-سازی شده تدوین و مورد آموزش واقع می‌شود. در مرحله چهارم اطلاعات افراد جدید وارد شبکه آموزش دیده شده و نقاط موردعلاقه کاربران جدید مشخص می‌شود. در مرحله نهایی ارزیابی دقت الگوریتم براساس شاخص‌های صحت[۱]، پوشش[۲] و معیار F[۳] و رضایت کاربران انجام خواهدشد.

۲-۱- طراحی شبکه باورعمیق

در این مقاله برای فرآیند شخصی‌سازی توصیه‌های گردشگری از شبکه باورعمیق استفاده‌شده‌است. علت به‌کارگیری این شبکه امکان تولید داده‌های مشابه با داده‌های واقعی برای آموزش شبکه است. ازسوی‌دیگر برای تفکیک خصوصیات و ارجحیت‌های کاربران با

[۱] *Precision*

[۲] *Recall*

[۳] *F-Score*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

توجه به آموزش لایه به لایه شبکه امکان تفکیک با دقت بالاتری وجودخواهدداشت. شبکه باور عمیق نوعی مدل مبتنی‌بر گراف مولد عمیق یا نوعی شبکه عصبی عمیق است و شامل مجموعه‌ای از ماشین‌های بولتزمن محدود (*RBM*) [۱] می‌باشد. برخلاف استفاده از وزن‌های تصادفی مزیت اصلی شبکه باور عمیق مقداردهی وزن اولیه یک شبکه عصبی عمیق به‌منظور دستیابی به یک مدل مطلوب است. شبکه‌های باورعمیق می‌توانند برای اجرای موفقیت‌آمیز آموزش لایه به لایه از الگوریتم پس انتشار خطا[۲] استفاده‌کنند. رویکرد متداول استفاده از مدل احتمالی مبتنی بر انرژی برای ایجاد توزیع مشترک بین داده‌های مشاهده شده *"v"* و متغیرهای پنهان *"h"* است (رابطه (۱)):

رابطه(۱)

$$p(v,h^1,...,h^m) = (\prod_{i=1}^{m-2} p(h^i \mid h^{i+1})).p(h^{m-1} \mid h^m)$$

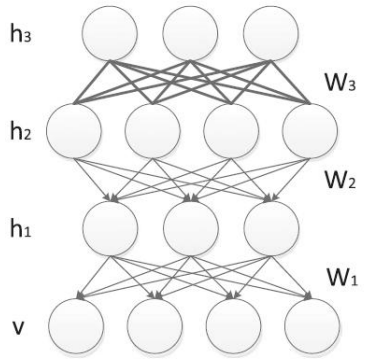
در رابطه (۱)، $h^0 = 1$ و $P(h^i|h^{i+1})$ یک توزیع شرطی برای واحدهای پنهان در *RBM* برای سطح k ام *DBN* است و $P(h^{m-1}|h^m)$ توزیع همزمان پنهان در بالاترین سطح *RBM* است. خروجی هر لایه به‌عنوان ورودی لایه بعدی اعمال می‌شود. شکل(۲) نمای کلی ساختار *DBN* ها را نشان‌می‌دهد (که در آن h_i ها لایه‌های پنهان و w_i وزن‌های متغیر هر لایه است)[۲۳].

مطابق شکل(۲)، یک *DBN* ، برای هر دو لایه همسایه، یک *RBM* ساخته می‌شود. لایه قابل مشاهده هر *RBM* مربوط به لایه پنهان *RBM* قبلی است و دو لایه بالاتر غیر جهت‌دار هستند. اتصال جهت‌دار بین لایه‌های بالاتر و پایین‌تر از بالا به پایین است. آموزش چندین لایه *RBM* در *DBN* به‌طور متوالی انجام می‌شود. ابتدا *RBM*های پایینی و سپس بالاترین لایه‌ها آموزش داده می‌شوند. پس از تعیین مشخصات توسط *RBM* بالایی نتایج را می‌توان به لایه‌های پایین‌تر انتشارداد. روش آموزش *DBN* در دو مرحله انجام می‌شود:

۱) پیش آموزش[۳]

۲) تنظیم دقیق[۴].

در مرحله اول استخراج ویژگی با انجام یک آموزش بدون نظارت در جهت پایین به بالا انجام می‌شود. درحالیکه در مرحله دوم یک الگوریتم نظارت از بالا به پایین برای تنظیم بیشتر پارامترهای شبکه اجرا می‌شود. علت استفاده از دو فاز آموزشی در مدل‌های عمیق، وجود تعداد بسیار زیادی لایه پنهان در شبکه است که در صورت آموزش یک مرحله‌ای موجب کم شدن گرادیان در لایه‌های اول (محو شدن گرادیان) و در نتیجه کاهش سرعت آموزش می‌شود که از مهم‌ترین مشکلات یادگیری عمیق است. به‌همین‌دلیل برای رفع این مشکل در ابتدا ماشین‌های بولتزمن محدود تشکیل دهنده شبکه جداگانه آموزش می‌بینند و سپس آموزش بر کل شبکه اعمال می‌شود. فرمول بندی *RBM* در ادامه توضیح داده می‌شود.



شکل ۲: نمایی از لایه‌های شبکه باورعمیق

[۱] *Restricted Boltzmann Machine*

[۲] *Backpropagation*

[۳] *Pre-Training*

[۴] *Fine-Tuning*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

۲-۲- ماشین بولتزمن محدود

ماشین بولتزمن محدود نوع خاصی از ماشین بولتزمن است که در آن هیچ ارتباط داخلی بین لایه‌های مرئی و پنهان وجود ندارد. احتمال پیکربندی مشترک $(1, h)$ برای RBM با توجه به رابطه (۲) محاسبه می‌شود[۲۳]:

رابطه(۲)

$$\Pr(1,h) = \frac{\exp(-Energy(1,h))}{Z}$$

در رابطه (۲) $Z = \sum_{i,j} exp(-Energy(l_i , h_j))$ ، فاکتور نرمال‌سازی می‌باشد. احتمال یک واحد مرئی با جمع‌کردن تمام اجزای پنهان محاسبه می‌شود که با استفاده از رابطه (۳) قابل محاسبه است:

رابطه(۳)

$$p(v) = \frac{1}{z}\sum_h \exp(-Energy(1,h))$$

که $\phi +$ و $\phi -$ به ترتیب فازهای مثبت و منفی را نشان‌می‌دهند. یکی از الگوریتم‌های مناسب برای تخمین گرادیان احتمال ورود، واگرایی انقباضی[۱] (CD) است. الگوریتم CD توانایی به‌روزرسانی پارامترهای آموزش، بایاس‌ها و وزن‌ها را در RBM دارد. در نهایت اگر احتمال بیشتر از حد آستانه باشد لایه پنهان روشن می‌شود. به‌طورکلی از احتمال pi در به‌روزرسانی واحدهای مرئی استفاده می‌شود (رابطه (۴)):

رابطه(۴)

$$p(v_i) = b_i + \sum_i w_{i,j} h_j$$

بایاس‌ها و وزن‌ها با تقریب‌سازی گرادیان به‌روز می‌شوند. به‌منظور پیاده‌سازی روش تحقیق پیشنهادی از دو نوع داده شامل اطلاعات کاربران برای تعیین مشابهت و داده‌های مربوط به عملیات شخصی‌سازی استفاده‌شد.

۲-۳- ارزیابی دقت الگوریتم

در ادبیات تحقیق دومعیار صحت و پوشش رایج ترین معیارهای بررسی خروجی سیستم‌های توصیه‌گر هستند[۲۳]. از آنجایی‌که این دومعیار درتقابل با یکدیگر تغییر می‌کنند لذا معیار ارزیابی جدیدی تحت عنوان معیار F که برمبنای ترکیب دو معیار مذکور کارمی‌کند معرفی و استفاده‌شده‌است. برای محاسبه مقادیر این معیار ابتدا لازم است تعریفی از صحت و پوشش ارائه شود. معیار صحت، نسبت تعداد پیش‌بینی‌های صحیح انجام شده مطابق خواسته کاربر برای مناطق گردشگری، به تعداد کل مناطق پیشنهادی را ارزیابی می‌کند (رابطه (۵)):

رابطه(۵)

$$\Pr ecision = \frac{TP}{TP + FP}$$

در رابطه (۵) TP[۲] مثبت حقیقی یا همان نقاط پیشنهادی مورد علاقه کاربر است. FP[۳] مثبت کاذب یا نقاط پیشنهادی نامناسب برای کاربر است. معیار پوشش بیان کننده نسبت تعداد پیش‌بینی‌های صحیح انجام‌شده برای مناطق گردشگری به تعداد مناطق درست پیش‌بینی شده به‌علاوه مناطقی که پیشنهادنشده و درست هم نبوده‌است، می‌باشد (رابطه(۶)):

رابطه(۶)

$$\Re call = \frac{TP}{TP + FN}$$

FN[۴] منفی کاذب یا همان نقاط پیشنهاد نشده و مناسب کاربر است. معیار F پارامترهای صحت و پوشش را با هم ترکیب می‌کند تا مشخص شود یک مدل توصیه‌گر تا چه حد عملکرد خوبی از خود نشان‌می‌دهد (رابطه (۷)):

---

[۱] *Contrastive Divergence*

[۲] *True Positive*

[۳] *False Positive*

[۴] *False Negative*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

رابطه(۷)

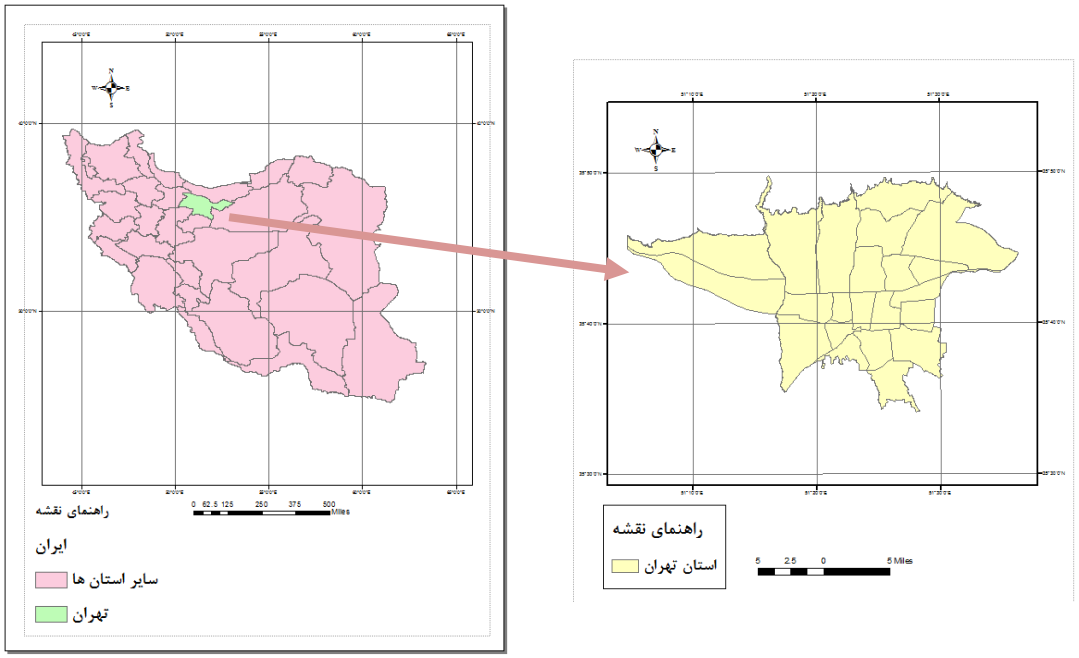
$$F - Score = 2 * \frac{\Pr ecision * \operatorname{Re} call}{\Pr ecision + \operatorname{Re} call}$$

۳- پیاده‌سازی

در این بخش تمام مباحث مربوط به پیاده‌سازی الگوریتم مورد نظر ارائه می‌گردد:

۳-۱- منطقه مورد مطالعه

شهر تهران که پایتخت ایران نیز محسوب می‌شود بین ۳۴ تا ۳۶٫۵ درجه عرض شمالی و ۵۰ تا ۵۳ درجه طول شرقی و وسعت حدود ۱۲٫۹۸۱ کیلومتر مربّع در مرکز شهر تهران واقع است. طبق سرشماری سال ۱۳۹۵ استان تهران با بیش از ۱۳ میلیون نفر جمعیت، ۵٫۱۷ درصد جمعیت کل کشور را در خود جای داده‌است. در استان تهران ۶٫۶۳ درصد از جمعیت شهری در شهر تهران هستند. استان تهران از جنوب به استان قم، از شرق به استان سمنان، از شمال به استان مازندران، از غرب به استان البرز و از جنوب‌غربی به استان مرکزی محدود شده‌است[۲۵]. شکل(۳) منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۳: منطقه موردمطالعه

۳-۲- معیارها و داده‌های مورد استفاده

مجموعه داده مورد استفاده در پژوهش حاضر با استفاده از توزیع پرسشنامه به تعداد ۴۰۰ عدد بین گردشگران جمع‌آوری شده‌است. در فرم مربوطه ویژگی‌های عوامل توصیه‌گری شامل اطلاعات فردی و همچنین ارجحیت-های شخصی شامل ۱۴ المان جنسیت، سن، شغل، درامد ماهیانه، وضعیت تاهل، محل سکونت، توانایی جسمانی، رشته ورزشی تخصصی، علاقه به گردشگری، وسیله مورد استفاده، توانایی پیاده‌روی، توانایی کوهنوردی، نزدیکی به وسایل نقلیه عمومی و محدودیت زمانی (مدت اقامت) درنظرگرفته‌شد. در این تحقیق برای برآورد حجم نمونه از فرمول کوکران در سطح خطای ۵٪ استفاده شد که درنهایت با بکارگیری جدول مورگان براساس حجم جامعه توریستی ۴۰۰۰ نفر در منطقه مورد مطالعه حداقل حجم نمونه ۳۵۰ نفر محاسبه شد که به ۴۰۰ نمونه ارتقا یافت. فرمول کوکران یکی از روش‌های آماری است که معمولا در ارتباط با مطالعه متغیرهای کیفی برای تعیین حجم

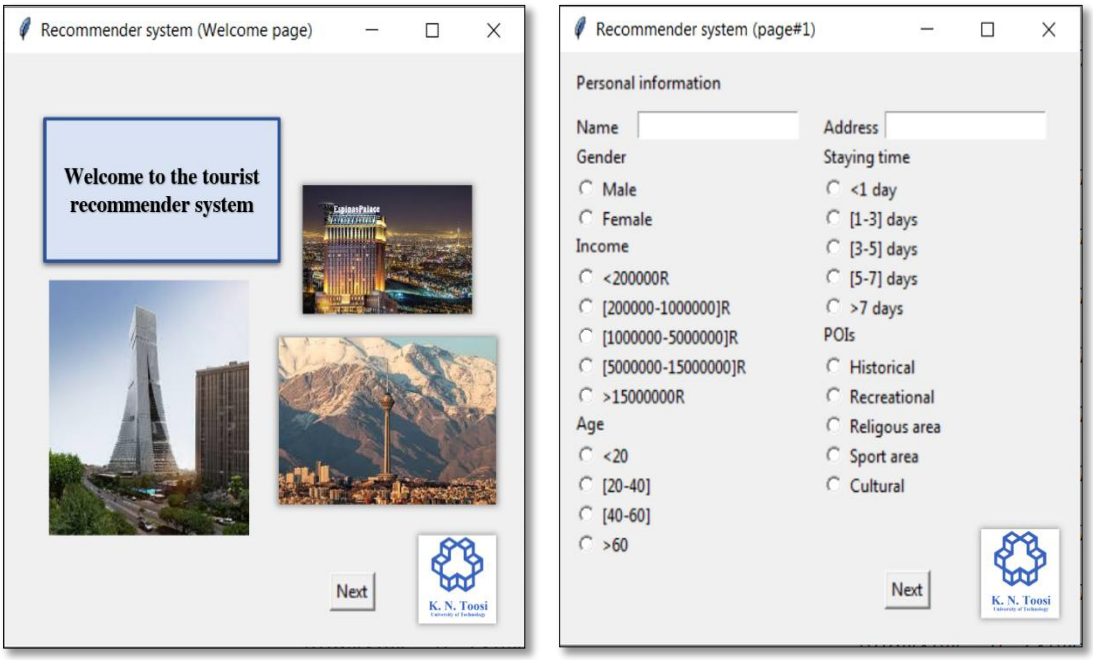
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

نمونه مورد استفاده قرارمی‌گیرد. حجم نمونه در این روش مطابق رابطه (۸) محاسبه می‌شود:

رابطه(۸)

$$n = \frac{\frac{z^2 pq}{d^2}}{1 + \frac{1}{N}[\frac{z^2 pq}{d^2} - 1]}$$

در رابطه (۸)، N حجم جامعه، آماره p درصد توزیع ویژگی در جامعه یعنی نسبت افرادی است که دارای ویژگی موردمطالعه هستند و آماره q نیز درصد افرادی است که فاقد ویژگی مورد مطالعه هستند. اگر میزان p و q مشخص نباشد از حداکثر مقدار آنها یعنی ۰/۵ استفاده می‌شود. درسطح خطای ٪۵ مقدار z برابر ۱/۹۶ و Z^2 برابر ۳/۸۴۱۶ است. مقدار d نیز تفاضل نسبت واقعی صفت در جامعه با میزان تخمین برای وجود آن ویژگی در جامعه است. دقت نمونه‌گیری به این عامل بستگی دارد و اگر نمونه‌گیری دارای بیشترین دقت باشد از حداکثر مقدار d برابر ۰/۵ استفاده می‌شود *[۲۶]*. برای دریافت اطلاعات کاربران فرمهایی با زبان برنامه-نویسی پایتون طراحی گردید. بر اساس ارتباط آن با پایگاه‌داده بصورت یک اپلیکیشن کاربردی در اختیار گردشگران منطقه موردنظر قرارگرفت. شکل(۴) نمونه-هایی از فرم‌های الکترونیکی طراحی شده برای ورود اطلاعات مورد نیاز کاربران را نشان‌می‌دهد.



شکل ۴: نمونه‌هایی از فرم‌های الکترونیکی ورود اطلاعات مورد نیاز کاربران به‌منظور شخصی‌سازی

۳-۳- طراحی و آموزش شبکه باورعمیق

شروع کار با آموزش تفکیک‌کننده روی داده‌های واقعی برای چند بازه زمانی آغاز گردید. بدین منظور که تفکیک‌کننده به داده‌های واقعی ارزش بالاتری اختصاص دهد. سپس همان شبکه روی داده‌های غیرواقعی تولید شده توسط شبکه مولد آموزش داده-خواهدشد. در این مرحله مولد در حال توقف است و هیچ بازخوردی از آموزش دریافت نمی‌کند و تنها تفکیک‌کننده است که آموزش می‌بیند. به عبارت دیگر خطا در شبکه مولد پس انتشار نمی‌شود. در نتیجه

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

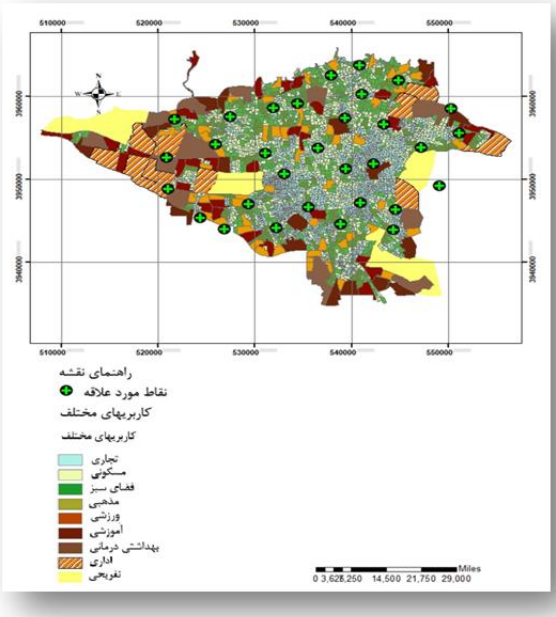
مراحل قبل شبکه تفکیک کننده به طور قابل توجهی به نسبت شبکه مولد که تا کنون هیچ آموزشی ندیده‌است و همچنان نویز تولید می‌کند، در کار خود بهتر است. بنابراین تفکیک‌کننده را در حالت توقف قرارداده و شبکه مولد با استفاده از بازخورد تفکیک-کننده، آموزش داده شد. این آموزش متناوب بین دو شبکه را تا زمانی که نتایج خوبی روی داده‌های تولید شده حاصل شود، ادامه یافت. براساس خطای جذر میانگین مربعات (*RMSE*) بدست‌آمده بهترین معماری شخصی‌سازی، یک شبکه باورعمیق با پنج لایه (یک لایه ورودی، سه لایه مخفی و یک لایه خروجی) طراحی گردید و در مناسب‌ترین حالت همگرایی الگوریتم در ۲۰ بار تکرار اجرا شد. تعداد ۲۵ نورون در لایه‌های پنهان درنظر گرفته‌شد. به‌منظور مشخص-نمودن چگونگی تعیین پارامترهای شبکه دقت، شبکه-های طراحی شده برای تعداد نورون‌ها و تعداد تکرارهای مختلف در جدول(۱) آمده است. همانطور که دیده می‌شود سطر سوم بهترین پاسخ را نمایش می-دهد.

جدول ۱: تغییر پارامترهای شبکه و برآورد دقت شبکه

تعداد نورونها	تعداد تکرار	*RMSE*	*R*
۲۰	۳۲	۰٫۰۰۲۵۴۷۸	۰٫۹۸۵۴
۲۵	۲۰	۰٫۰۰۰۰۳۲۵۴۷	۰٫۹۹۸۷
۳۰	۱۸	۰٫۰۰۴۵۸۷۱	۰٫۹۸۸۴

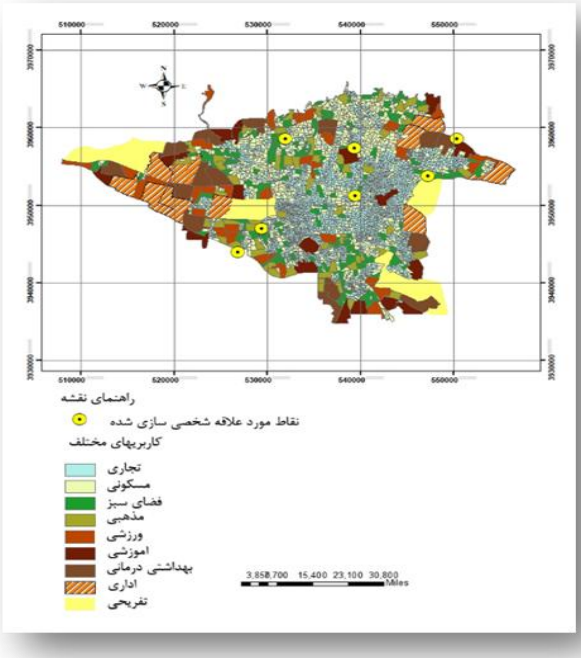
۴- بررسی نتایج

شکل(۵) نقاط مورد علاقه گردشگری را در حالت بدون استفاده از الگوریتم شخصی‌سازی و بااستفاده از آن برای دو شخص متفاوت نشان می‌دهد.

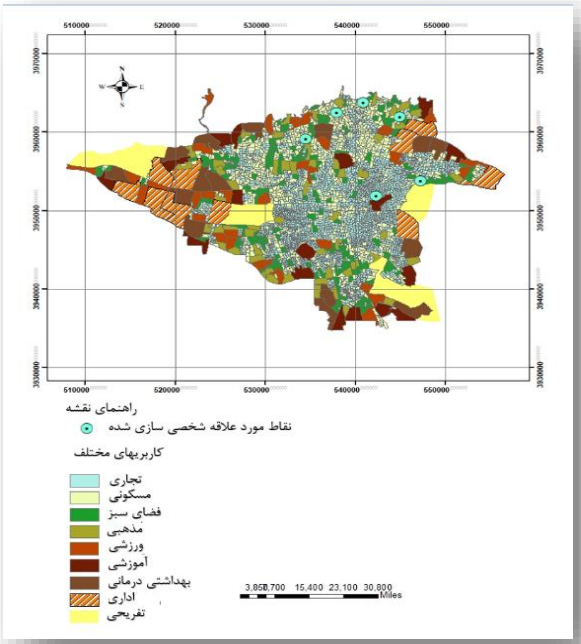


(الف)

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]



(ب)



(ج)

شکل۵: الف) کل نقاط موردعلاقه پیشنهادی، ب) نقاط موردعلاقه شخص اول، ج) نقاط موردعلاقه شخص دوم

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

۵- نتیجه‌گیری

امروزه با گسترش فناوری‌اطلاعات، امکان جستجو و دسترسی به اطلاعات موردنیاز کاربران از طریق ارائه پیشنهادات در قالب سیستم‌های توصیه‌گر فراهم شده‌است. در این راستا نرم‌افزارهای گوناگونی در حوزه اطلاعات مکانی و غیرمکانی تولید شده‌است. بااین‌وجود اغلب برنامه‌های ارائه شده به‌صورت توسعه یک مکان گردشگری می‌باشد و به مفاهیم شخصی سازی توجه زیادی نشده‌است. صنعت گردشگری سومین صنعت مولد جهان به‌شمارمی‌رود و یکی از مهم‌ترین بخش‌های اقتصادی کشورها محسوب می‌شود. در این تحقیق به معرفی یک الگوریتم توصیه‌گر شخصی پرداخته‌شده‌است. الگوریتم ارائه شده توانایی توصیه مکان‌های گردشگری به‌صورت شخصی را دارد. همچنین دراین مقاله اهمیت گردشگر و گردشگری نیز لحاظ شده‌است. سناریوی تحقیق به‌این‌صورت است که ابتدا گردشگران مختلف در سیستم ثبت‌نام می‌کنند، سپس اطلاعات فردی و ارجحیت‌های عمومی و عوامل خاص شخصی‌سازی خود را جهت بازدید از مراکز گردشگری بیان می‌کنند. در رویکرد پیشنهادی نیازی به تفکیک کاربران نیست بلکه با توجه به قدرت یادگیری شبکه‌های باورعمیق امکان تفکیک و شخصی‌سازی پیشنهادات کاربران وجود دارد. در این راستا داده‌های مربوط به ۴۰۰ مسافر گردشگری براساس ۱۴ المان ورودی و متمایزکننده دریافت‌شد. همچنین براساس شبکه آموزش دیده قابلیت پیش‌بینی مکان‌های گردشگری شخصی‌سازی شده برای۳۰ کاربر جدید بررسی‌گردید. ارزیابی نتایج براساس سه شاخص صحت، پوشش و معیار F به‌ترتیب دقت میانگین ۷۱/۵۴٪، ۶۴/۱۶٪ و ۶۸/۴۳٪ را به‌همراه رضایت‌مندی بیش از ۷۹ درصدی کاربران نشان می‌دهد.

مقاله حاضر دارای ویژگی‌هایی است که آن را از مطالعات دیگر متمایز می‌سازد:

۱) عموما در فرآیندهای شخصی‌سازی از دو یا چند الگوریتم استفاده شده‌است که عموما یکی از الگوریتم‌ها به خوشه‌بندی و مشابهت‌یابی کاربران و الگوریتم دیگر به انجام فرآیند شخصی‌سازی می‌پردازد[۱۵،۱۶،۱۷ و۱۸] اما در روش پیشنهادی باتوجه به ویژگی آموزش لایه به لایه، امکان تشخیص و توصیه نقاط موردعلاقه فراهم است.

۲) روش پیشنهادی باتوجه به داده‌مبنا بودن روش، امکان ارائه توصیه‌های مناسب را درصورت داشتن داده مناسب از منطقه دارد.

۳) باتوجه به ویژگی‌های شبکه باورعمیق با افزایش حجم داده امکان ارائه توصیه‌های شخصی‌سازی شده زمان‌مند نیز وجوددارد که در تحقیقات آتی با فراهم‌نمودن داده زمانی با حجم بالا به آن پرداخته خواهد شد. این مدل روی داده‌هایی که خصوصیات و ارجحیت‌ها و نقاط موردعلاقه کاربران مشخص باشد قابل پیاده‌سازی است. محدودیت اصلی این روش نیاز به داده‌های زیاد برای پردازش با دقت بالا است که در تحقیقات بعدی چگونگی تامین داده از منابع متن‌باز و مردم‌گستر موردتوجه قرارخواهدگرفت.

روش پیشنهادی این تحقیق با همکاری ۳۰ کاربر آزمایش شده است. تمام کاربران قصد رفتن به چند جاذبه گردشگری را داشتند و از آنها خواسته‌شد تا به سوالات موجود پاسخ دهند. مقادیر محاسبه شده صحت و پوشش در جدول(۲) نمایش‌داده شده است.

به عنوان معیار ارزیابی سیستم‌های توصیه‌گر میانگین مقادیر پوشش، صحت و معیار F محاسبه و در جدول(۳) ارائه شده‌اند. هرچه معیار F به ۱۰۰ درصد نزدیکتر باشد به‌معنی صحت بیشتر خروجی و نزدیک بودن آن به خواست کاربر است. غالبا مقادیر قابل قبول برای معیار F درتحقیقات پیشین درزمینه سیستم‌های توصیه‌گر در بازه ۶۵٪ تا ۸۵٪ است.

باتوجه به شکل(۶) نمودار مقایسه درصد مقادیر رضایت‌مندی, پوشش و صحت آمده‌است. همانطور که مشهود است تفاوت بسیار زیادی باتوجه به نظرسنجی کاربران بین مقادیر دیده نمی‌شود.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

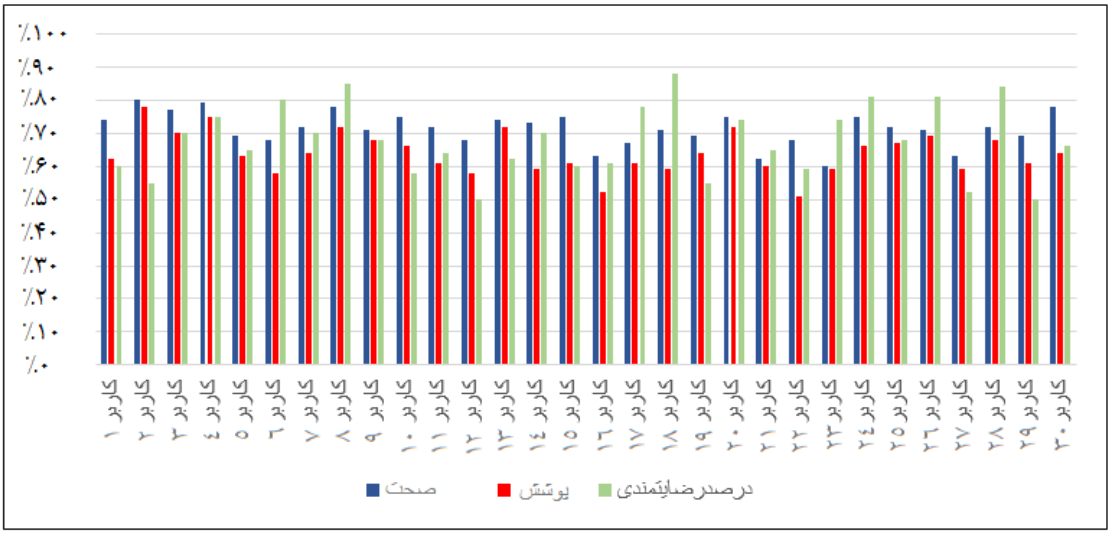
جدول ۲: مقادیر محاسبه شده صحت و پوشش

کاربر	صحت	پوشش
۱	٪۷۲	٪۶۳
۲	٪۸۲	٪۷۷
۳	٪۷۸	٪۶۹
۴	٪۷۸	۷۴
۵	٪۶۸	٪۶۲
۶	٪۶۹	٪۵۹
۷	٪۷۱	٪۶۳
۸	٪۷۹	٪۷۳
۹	٪۷۲	٪۶۹
۱۰	٪۷۴	٪۶۵
۱۱	٪۷۱	٪۶۰
۱۲	٪۶۹	٪۵۹
۱۳	٪۷۳	٪۷۱
۱۴	٪۷۴	٪۶۰
۱۵	٪۷۴	٪۶۲
۱۶	٪۶۴	٪۵۱
۱۷	٪۶۸	٪۶۲
۱۸	٪۷۲	٪۶۰
۱۹	٪۷۰	٪۶۳
۲۰	٪۷۴	٪۷۳
۲۱	٪۶۳	٪۶۱
۲۲	٪۶۸	٪۵۰
۲۳	٪۶۱	٪۵۸
۲۴	٪۷۴	٪۶۷
۲۵	٪۷۳	٪۶۸
۲۶	٪۷۰	٪۶۸
۲۷	٪۶۵	٪۵۸
۲۸	٪۷۰	٪۶۹
۲۹	٪۶۸	٪۶۰
۳۰	٪۷۹	٪۶۵

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

جدول ۳: میانگین پارامترهای صحت، پوشش و معیار F

کمیت سنج	میانگین
صحت	٪۷۱٫۵۴
پوشش	٪۶۴٫۱۶
معیار F	٪۶۸٫۴۳



شکل ۶: نمودار مقایسه درصد مقادیر رضایت‌مندی ، صحت و پوشش

مراجع

[1] N. Moshtaghi, H.Vahdat nejad, and M. Ghasemi Gol, "Provide context-aware tour guide system for group tourists," Journal of Tourism Planning and Development, 6, no. 23, pp. 59-76 ,1396 (Persian).

[2] A. Heidari Nik, and M. Talei, "Development of a Web GIS-Based recommendation System for Tourism," Journal of Space Planning and Planning (Lecturer of Humanities. Fall 2012), 16. no 3 (consecutive 75); pp.141 -159 , 1391(Persian).

[3] N. Neysani Samany, M.R. Delavar, N. Chrisman, and M.R. Malek, "An ontology for Spatial Relevant Objects in a Location-aware System: Case study: A tourist guide system", World Academy of Science, Engineering and Technology, vol.63, pp. 878-884, 2012.

[4] G.M. Harshvardhan, M.K. Gourisari, S.S. Rautaray, and M. Pandey, "UBMTR: Unsupervised Boltzmann machine-based time-aware recommendation system", Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, in press, 2021.

[5] J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando, and J. Alcalá, "Improving collaborative filtering recommender system results and performance using genetic algorithms", Knowledge-Based Systems, vol.24, pp. 1310-1316, 2011.

[6] H.S. Chiang, and H. Tien-Chi, "User-adapted travel planning system for personalized schedule recommendation", Information Fusion, vol.21, pp. 3-17, 2015.

[7] X. Cai, Z. Hu, P. Zhao, W. Zhang, and J. Chen, "A hybrid recommendation system

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

with many-objective evolutionary algorithm", Expert Systems with Applications, vol.159, 2020.

[8] K. Kabassi, "Personalizing recommendations for tourists", Telematics and Informatics, vol.27, pp. 51-66, 2010.

[9] D. Almazro, G. Shahatah, L. Albdulkarim, M. Kherees, R. Martinez, and W. Nzoukou, "A Survey Paper on Recommender Systems", ArXiv, 2010.

[10] I. García, L. Sebastia, and E. Onaindia, "On the design of individual and group recommender systems for tourism", Expert Systems with Applications, vol.38, pp. 7683-7692, 2011.

[11] D. Gavalas, and M. Kenteris, "A web-based pervasive recommendation system for mobile tourist guides", Personal and Ubiquituous Computing, vol.15, pp. 759–770, 2011.

[12] Z. Neisani, M. Torabi Azad, and N. Neysani Samani, "Design and Implementation of a User-Centered Tourism Guide System based on Weather Conditions Preferences", 2nd International Conference on Education, Management and Information Technology (ICEMIT), in Jinan, China. 2015.

[13] Sh. Ismaili, M. R. Malek, f. Nasery, "Designing an informed context recommendation system to select the desired tourist accommodation," The First International Conference on Human, Architecture, Civil Engineering and the City, Tabriz, 2015 (Persian).

[14] p. Goodarzi, A. A. Alesheikh, and S. Honarparvar, " Development of probabilistic place recommender algorithm based on location classification in location-based social networks based on temporal impact, spatial impact, and impact of social relations", Journal of Surveying Science and Technology, vol.7 . no: 2, pp. 215 – 230 , 1396(Persian).

[15] M. Aliannejadi, and F. Crestani, "Personalized Context-Aware Point of Interest Recommendation", ACM Transactions on Information Systems, vol.36. no 4, pp.1-28, 2018.

[16] He. Xiangnan, He. Zhankui, Du. Xiaoyu, Ch, Tat-Seng, "Adversarial Personalized Ranking for Recommendation", Conference: The 41st International ACM SIGIR Conferenc, pp. 355-364, 2018, DOI: 10.1145/3209978.3209981.

[17] M. Kolahkaj, A. Harounabadi, A. Nikravanshalmani, and R. Chinipardaz, "DBCACF: A Multidimensional Method for Tourist Recommendation Based on Users", Demographic, Context and Feedback", vol.24, pp. 209-219 , 2019(persian).

[18] G. Gungli, J. Hua, T. Yuan, J. Wu, Z. Jiang, H. Zhang, and T. Li, "Novel Recommendation System for Tourist Spots Based on Hierarchical Sampling Statistics and SVD++", Mathematical Problems in Engineering, pp. 1-15, 2019.

[19] Z. Abbasi-Moud, H. Vahdat-Nejad, and J. Sadri ,"Tourism recommendation system based on semantic clustering and sentiment analysis", Expert Systems with Applications, vol167, 2021.

[20] R. Chen and H. Hendry , " User Rating Classification via Deep Belief Network Learning and Sentiment Analysis," IEEE Transactions on Computational Social Systems, vol. 6, no. 3, pp. 1-12, 2019.

[21] Y. Zhang and F. Liu, " An Improved Deep Belief Network Prediction Model Based on Knowledge Transfer", Future Internet, vol. 9, 2020; https://doi.org/10.3390/fi12110188.

[22] Chen, C., Wang, H., Yuan, F, "Bus travel time prediction based on deep belief network with back-propagation", Neural Comput & Applic, vol. 32, pp.10435–10449, 2020. https://doi.org/10.1007/s00521-019-04579-x.

[23] F. Ghasemi, A. Fassihi, H. Pérez-Sánchez, and A. Dehnavi, "The role of different

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

sampling methods in improving biological activity prediction using deep belief network", Journal of computational chemistry , vol.38, pp. 195-203, 2016.

[24] A. Gunawardana, and G. Shani, "A Survey of Accuracy Evaluation Metrics of recommendation Tasks", Journal of Machine Learning Research, vol.10, 2009.

[25] Department Of Environment Islamic Republic of Iran [Online]. Available: . https://tehran.doe.ir/portal/home , (1400-06-19).

[26] Cochrane, L., and Zeleny, M. (editors), "Multiple Criteria Decision-making", (Columbia: University of South Carolina Press], 1973.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.10, No.4, Winter 2023

Research Paper

Personalization of a tourism recommender system based on users similarity and the use of deep belief network

Zeinab Neisani Samani [1], Ali Asghar Alesheikh [2*], Abolghasem Sadeghi-Niaraki [3], Mahdi Nazari Ashani [4]

1- PhD student in Department of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology
2- Professor in Department of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology
3- Assistant professor in Department of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology
4- Ms.c student of GIS in Department of Geodesy and Geomatics Engineering, K.N. Toosi University of Technology

Abstract

Spatial recommendation systems allow users to provide useful information by reducing duplicate and irrelevant information on the web widely. Recommendation systems are widely used in various fields, including tourism. Tourism recommendation systems can be used as tools by the tourist. A tourist can visit the tourist attractions of the region in a short time and with the least facilities, cost, and knowledge. Recommendation systems generally offer the necessary suggestions to different users based on participatory refinement and the similarity between the groups of the users. However, many services do not match the personal characteristics of the individual, and this reduces the effectiveness of such systems. The purpose of this study is to develop a recommendation algorithm based on the similarities between the users and personalization concepts. The innovation of this research is the use of a deep belief neural network to personalize the suggestions that can be offered to the tourists. The research scenario is as follows: first different tourists register in the system; then they express their personal information and general preferences and specific personalization factors for visiting the tourist centres. In the proposed approach, there is no need to separate the users; rather, due to the learning power of deep neural networks, it is possible to differentiate and personalize the user suggestions. In this regard, the related data to 400 tourists were received based on 14 input and distinguishing elements. Furthermore, based on the trained network, the predictability of personalized tourist places for 30 new users was examined. The results were evaluated based on these three indicators: Precision, Recall, and F-Score, as well as the user satisfaction. The results showed the high accuracy as well as the satisfaction of more than 79% of the users.

Key words: *Recommender System, Tourism, Personalization, Deep Belief Network.*

Correspondence Address *: No. 1346, ValiAsr Street, Mirdamad cross, Geomatics Engineering Faculty, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.*
Tel *: +98 021-88877071*
Email*: alesheikh@kntu.ac.ir*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-10]

[DOR: 20.1001.1.20089635.1401.10.4.1.1]
[DOI: 10.61186/jgit.10.4.1]