مدل تقویت‌شده برون‌یابی برای تصمیم‌گیری سفر:

یک رویکرد یادگیری ماشین مجموعه با در نظر گرفتن نظریه رفتاری

چکیده :

مدل سازی تصمیم گیری سفر افراد از نظر انتخاب حالت های حمل و نقل، مسیر و زمان حرکت برای فعالیت های روزانه یک جزء ضروری برای بهینه سازی و مدیریت سیستم حمل و نقل است.

رویکردهای مرسوم مدل سازی تصمیم گیری سفر از ساختارهای مدل فرضی و مشخصات پارامتری رنج می برند.

الگوریتم‌های یادگیری ماشینی در حال ظهور راه‌حل‌های مبتنی بر داده و غیرپارامتری را برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر ارائه می‌کنند، اما به دلیل نادیده گرفتن مکانیسم‌های رفتاری در چارچوب، با مسائل برون‌یابی (یعنی ناتوانی در پیش‌بینی سناریوهای فراتر از نمونه‌های آموزشی) مواجه می‌شوند. این مطالعه یک رویکرد مبتنی بر برون یابی را برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر پیشنهاد می‌کند، از مزایای مکمل الگوریتم‌های یادگیری ماشین گروهی (جنگل تصادفی در مطالعه ما) و نظریه تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش برای افزایش دقت پیش‌بینی و برون‌یابی مدل استفاده می‌کند. رویکرد پیشنهادی با استفاده از سه مجموعه داده درباره تصمیم‌گیری سفر، از جمله یک مجموعه داده تخمینی (برای اعتبارسنجی متقابل) و دو مجموعه داده آزمایشی (برای آزمون‌های برون‌یابی مدل) مورد بررسی قرار می‌گیرد. به خصوص، ما از دو مجموعه داده آزمایشی حاوی سناریوهای انتخاب برون یابی با ویژگی هایی که فراتر از محدوده نمونه های آموزشی هستند، برای بررسی توانایی پیش بینی مدل های پیشنهادی در سناریوهای انتخاب برون یابی استفاده می کنیم، که به سختی توسط ادبیات مربوطه بررسی شده است.

نتایج نشان می‌دهد که هم مدل‌های پیشنهادی و هم کاربرد مستقیم جنگل تصادفی (RF) می‌تواند دقت پیش‌بینی بسیار خوبی (حدود ۸۰ درصد) در مجموعه داده‌های تخمین بدهد. با این حال، RF توانایی پیش‌بینی ناقصی در دو مجموعه داده آزمایشی با سناریوهای انتخاب برون‌یابی دارد. در مقابل، مدل‌های پیشنهادی عملکردهای پیش‌بینی‌کننده قابل‌توجهی را در دو مجموعه داده آزمایشی ارائه می‌کنند که نشان‌دهنده ظرفیت برون‌یابی بسیار قوی‌تر است. مدل مبتنی بر چارچوب پیشنهادی می‌تواند امتیاز دقت را 274.93 درصد نسبت به کاربرد مستقیم RF در مجموعه داده آزمایشی اول و 21.9 درصد در مجموعه داده آزمایشی دوم بهبود بخشد. نتایج حاکی از مزایای رویکرد پیشنهادی از نظر قدرت پیش‌بینی و تولنایی برون‌یابی در مقایسه با روش‌های موجود است.

1. مقدمه

مدل‌سازی و پیش‌بینی تقاضاهای سفر مکانی-زمانی در یک سیستم حمل‌ونقل یکی از هسته‌های حیاتی و ورودی‌های ضروری برای بهینه‌سازی و مدیریت عملیات سیستم‌های حمل‌ونقل است. اینها مستلزم درک صریح و دقیق در مورد چگونگی تصمیم گیری مسافران از نظر حالت های حمل و نقل، مسیرها و زمان حرکت برای فعالیت های روزانه در سیستم های حمل و نقل با در نظر گرفتن هر دو هدف است (مثلاً متغیرهای سطح خدمات انتخاب های حمل و نقل مانند زمان سفر). ، هزینه و راحتی) و عوامل ذهنی (به عنوان مثال، ویژگی های اجتماعی-اقتصادی و نگرش های ذهنی). به عنوان مثال، اگر روزانه 10000 نفر از منطقه A به منطقه B رفت و آمد کنند، مدیران سیستم حمل و نقل باید پیش بینی کنند که چند نفر حالت های مختلف حمل و نقل (به عنوان مثال، اتوبوس، مترو، ماشین و دوچرخه) را انتخاب می کنند و کدام مسیر را انتخاب می کنند. برای برنامه ریزی، مدیریت و بهینه سازی سیستم های حمل و نقل. بنابراین، مدل سازی دقیق در مورد تصمیم گیری سفر افراد مختلف برای مدیریت کارآمد حمل و نقل و بهینه سازی بسیار مهم است.

روش‌های مرسوم برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر مانند مدل لاجیت چندجمله‌ای [1] و مدل لجیت مختلط [2] برای چندین دهه بر تحلیل تقاضای سفر غالب بوده‌اند.

روش‌های سنتی بر اساس تئوری‌های رفتاری شناخته شده‌ای مانند نظریه حداکثرسازی سودمندی و تئوری کمینه‌سازی پشیمانی هستند. چنین نظریه های رفتاری معیارهای سنجش اهداف افراد یا نتایج بهینه در تصمیم گیری را تعریف می کنند. به عنوان مثال، اساس نظریه حداکثرسازی سودمندی فرض می‌کند که تصمیم‌گیرندگان، حداکثر سودمندی هستند، در حالی که نظریه حداقل‌سازی پشیمانی، هدف تصمیم‌گیرندگان را به حداقل رساندن پشیمانی در تصمیم‌گیری به‌جای دستیابی به بالاترین مطلوبیت می‌داند. بر اساس تئوری‌های رفتاری، چارچوب‌های ریاضی خاص و ساختارهای مدل (به عنوان مثال، مدل‌های لاجیت) برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر در مورد زمان عزیمت، مسیر و انتخاب‌های حالت توسعه یافته‌اند [2]. با این حال، مدل‌های مرسوم دارای محدودیت‌های اساسی مانند ساختارهای مدل چوبی (به عنوان مثال، عموماً با استفاده از توابع خطی)، مشخصات مدل پارامتری، مفروضات مربوط به تصادفی‌های رفتاری و توزیع پارامترها، و مشکل در در نظر گرفتن تعاملات پیچیده بین متغیرهای توضیحی و اثرات غیرخطی متغیرهای توضیحی هستند [– 3] . 6

اخیراً، الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML) مانند ماشین‌های بردار پشتیبان و درخت‌های تصمیم، راه‌حل‌های بالقوه‌ای را برای محدودیت‌های روش‌های مرسوم ذکر شده در بالا ارائه می‌کنند [4،6،7]. الگوریتم‌های ML

مفروضـــات دقیقی را به فرمول‌بندی‌های مدل قبلی تحمیل نمی‌کنند و روابط پیچیده بین عوامل تأثیرگذار (به عنوان مثال، متغیرهای توضیحی) و انتخاب‌های مسافران (یعنی متغیر وابسته) را به روش داده‌محور یاد می‌گیرند [7،8]. ویژگی‌های اســاســی و مکانیســم‌های مبتنی بر داده الگوریتم‌های ML آن‌ها را قادر می‌ســازد تا نواقص روش‌های مرسوم را از جمله پرداختن به روابط غیرخطی بین متغیرهای وابسته و متغیرهای توضیحی، و یادگیری خودکار تعاملات پیچیده بین متغیرهای توضــیحی، حل کنند. مزایای ML بســیاری از محققان را جذب کرده اســت تا از آنها در مطالعات تجربی مربوط به تصــمیم گیری در ســفر اســتفاده کنند (به عنوان مثال، [4،6،8-11]). با این حال، مزایای الگوریتم های ML با قیمت نیز همراه است. مکانیسم‌های مبتنی بر داده الگوریتم‌های ML همچنین به معنای نادیده گرفتن مکانیســم‌های رفتاری اســاســی تصــمیم‌گیری مســافران در چارچوب مدل‌سازی است. به طور خاص، روابط برازش بین متغیرهای توضیحی و متغیرهای وابسته بر اساس الگوریتم‌های ML کاملاً مبتنی بر داده‌ها هستند و بر اساس نظریه‌های رفتاری صریح یا علیت ایجاد نمی‌شوند. اینها منجر به عمومیت کم و برون یابی مدل های آموزش دیده می شــود. برون یابی در زمینه تصــمیم گیری ســفر به توانایی مدل های آموزش دیده برای پیش بینی تصــمیم گیری در ســناریوهای انتخابی که در نمونه های آموزشــی وجود ندارد، اشاره دارد.

الگوریتم‌های ML مانند درخت‌های تصــمیم‌گیری یک مســئله حیاتی دارند: مســئله برون‌یابی. آن‌ها نمی‌توانند داده‌هایی را با ویژگی‌های خارج از محدوده نمونه‌های آموزشــی پیش‌بینی کنند، به دلیل مکانیســم‌های مبتنی بر داده و ناآگاهی از علیت در ســاختارهای مدل [12]. با این وجود، یکی از اهداف اصــلی مدل‌ســازی تصــمیم‌گیری ســفر، خدمت به پیش‌بینی و ارزیابی تقاضــای ســفر در آینده با ســناریوهای انتخابی فعلی اســت. به عنوان مثال، مدیران حمل‌ونقل یک مدل انتخاب سفر را بر اساس مجموعه داده‌های تجربی کالیبره می‌کنند، پارامترهای مدل را به‌دســت می‌آورند و از آن برای پیش‌بینی انتخاب‌های مســافران در صــورت یک ســیاســت جدید (مانند قیمت‌گذاری تراکم و اســتراتژی‌های مدیریت هوشــمند) یا یک ســرویس حمل‌ونقل جدید (مثلاً یک ســرویس جدید) اســتفاده می‌کنند. خط اتوبوس ســریع) معرفی شــده اســت. بنابراین، توانایی برون یابی برای پیش‌بینی انتخاب‌های تصمیم‌گیری سفر در موقعیت‌های موجود در حال حاضر ضروری و حیاتی است.

این مطالعه در پی ادبیات مربوطه برای ارائه یک رویکرد مبتنی بر برون یابی برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر با ادغام یادگیری ماشــین گروهی با نظریه تصــمیم‌گیری مبتنی بر دانش اســت. رویکرد پیشــنهادی از الگوریتم‌های ML مجموعه مبتنی بر درخت برای پرداختن به روابط پیچیده و غیرخطی بین متغیر وابســته و متغیرهای توضــیحی و همچنین تعاملات پیچیده بین متغیرهای توضــیحی بهره می‌برد. با تفاوت با ادبیاتی که مکانیســم‌های

رفتاری در مدل‌سازی را نادیده می‌گرفت، ما به طور همزمان، نظریه‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش شناخته‌شده از علوم رفتاری را در چارچوب مدل‌سازی تعبیه کردیم تا مکانیسم‌های رفتاری زیربنای تصمیم‌گیری سفر را در نظر بگیریم. ادغام نظریه‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش و الگوریتم‌های ML مجموعه داده‌محور در این مطالعه بهترین مزیت‌های متقابل آنها را برای افزایش قدرت مدل‌سازی و تولنایی برون‌یابی در پیش‌بینی ایجاد می‌کند. تا آنجا که به ما مربوط می‌شود، این مطالعه اولین کاری است که نظریه‌های رفتاری مبتنی بر دانش را در الگوریتم‌های ML مبتنی بر داده برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر ترکیب می‌کند.

علاوه بر این، رویکرد پیشنهادی با استفاده از سه مجموعه داده مختلف از تصمیم‌گیری سفر، از جمله یک مجموعه داده برآورد (برای اعتبارسنجی متقابل) و دو مجموعه داده آزمایشی (برای آزمون‌های برون‌یابی مدل) مورد بررسی قرار می‌گیرد. مهمتر از همه، ما از دو مجموعه داده آزمایشی حاوی سناریوهای انتخاب برون یابی با ویژگی‌هایی که فراتر از محدوده نمونه‌های آموزشی هستند، استفاده می‌کنیم تا به ویژه تولنایی پیش‌بینی مدل‌های پیشنهادی را در سناریوهای انتخاب برون‌یابی، که هرگز توسط ادبیات مرتبط بررسی نشده‌اند، بررسی کنیم. این مطالعه یک روش جدید برای مدل‌سازی و پیش‌بینی تصمیم‌گیری سفر ارائه می‌کند و بنابراین از مدیریت و بهینه‌سازی کارآمد و علمی سیستم‌های حمل‌ونقل پشتیبانی می‌کند.

بقیه مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. بخش بعدی مروری بر ادبیات مطالعات مربوطه ارائه می‌کند و شکاف‌های پژوهشی را با بحث‌ها مشخص می‌کند. بخش 3 جزئیاتی را در مورد رویکرد پیشنهادی و چارچوب مدل‌سازی ارائه می‌کند. بخش 4 مجموعه داده های مورد استفاده را تشریح می کند و فرآیندهای دقیق تخمین مدل و آزمایش را ارائه می دهد. نتایج و تجزیه و تحلیل در بخش 5 ارائه شده است و پس از آن در بخش آخر نکات پایانی ارائه شده است.

2. بررسی ادبیات

الگوریتم‌های ML برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر با در نظر گرفتن تصمیم‌گیری سفر به عنوان یک مشکل طبقه‌بندی استفاده شده‌اند. به طور خاص، وظیفه مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر، پیش‌بینی گزینه انتخابی مسافر زمانی است که جایگزین‌های موجود برای یک سفر و ویژگی‌های آنها ارائه شود.

به عنوان مثال، چهار حالت حمل و نقل ممکن (به عنوان مثال، اتوبوس، دوچرخه، ماشین شخصی، و مترو) از مکان A به مکان B وجود دارد و ویژگی های آنها (مانند زمان سفر، هزینه و راحتی) توسط مسافران شناخته شده است (مثلاً. ، از نقشه گوگل)؛ وظیفه مدل سازی این است که مسافر کدام حالت حمل و نقل را برای سفر

انتخاب می کند. این کار شبیه به طبقه بندی (به عنوان مثال، انتخاب ماشین برای سفر یا عدم انتخاب) بر اساس ویژگی های گزینه های ممکن اســـت. بنابراین، الگوریتم‌های رایج طبقه‌بندی ML مانند شـــبکه‌های عصـــبی مصنوعی (ANN)، ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)، و درخت‌های تصمیم‌گیری (DTs)، در ادبیات مربوطه برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر به کار گرفته شده‌اند. شمولی و همکاران [13] یکی از اولین مطالعات را انجام داد که روش‌های ML را برای مدل‌ســازی تصــمیم‌گیری ســفر به کار می‌برد. آنها از شــبکه های عصــبی شــامل پرسپترون چند لایه ساده (MLP) و درختان طبقه بندی و رگرسیون (CART) برای مدل سازی انتخاب های حالت ســفر اســتفاده کردند. آنها دریافتند که هر دو MLP و CART نســبت به مدل‌های مرســوم مانند مدل لاجیت چندجمله‌ای عملکردی مشـــابه و از لحاظ نظری ســـودمند دارند. چندین مطالعه تجربی دیگر (به عنوان مثال، [14-18]) گزارش کردند که ANNها قابلیت پیش‌بینی بهتری را در مقایســـــه با مدل‌های لاجیت چندجمله‌ای ســـنتی و مدل‌های Nest Logit ارائه کردند. علاوه بر این، برخی از مطالعات از SVM ها برای مدل سازی تصمیم گیری سفر استفاده کردند.

Zhang و Xie [17] و Omrani [19] نشـــان دادند که SVMها بالاترین دقت را برای پیش‌بینی انتخاب ســـفر در مقایســـــه با ANN و مدل Logit چند جمله‌ای دارند. در مورد DTها، ســـخار و مادو [20] دقت پیش‌بینی جنگل تصادفی و مدل لجیت چندجمله‌ای سنتی را مقایسه کردند و چنگ و همکاران. [4] یک جنگل تصادفی قوی برای مدل‌سازی انتخاب‌های حالت سفر با ترکیب عوامل محیطی ساخته شده ایجاد کرد.

Hagenauer و Helbich [9] یک مطالعه مقایســـــه ای بر روی دقت پیش بینی هفت طبقه بندی کننده مختلف یادگیری ماشـین انجام دادند و گزارش کردند که Random Forest بالاترین دقت را انجام می دهد. اخیراً یک مطالعه تطبیقی توسط ژائو و همکاران انجام شده است.[6] برای بررسی دقت پیش‌بینی و تفسیرهای رفتاری مدل‌های سنتی و هفت الگوریتم ML برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر. آنها همچنین اشاره کردند که جنگل تصـــادفی بهترین عملکرد را نشـــان می دهد. به طور خلاصـــه، الگوریتم‌های ML مبتنی بر درخت مانند Random Forest اعلام شده‌اند که طبق ادبیات، عملکرد بسیار بهتری نسبت به سایر دسته‌بندی‌کننده‌های ML دارند (به عنوان مثال، [4،6،8،10]).

با این حال، هر ســکه دو روی دارد. مکانیســم مبتنی بر داده به الگوریتم‌های ML این توانایی را می‌دهد تا روابط پیچیده بین عوامل تأثیرگذار و انتخاب‌های مســـافران را بدون تحمیل ســـاختارها و مشـــخصـــات مدل از پیش تعریف‌شده به تصویر بکشند. با این حال، پارادایم مبتنی بر داده الگوریتم‌های ML به دلیل فقدان علیت، به ویژه در زمینه‌های مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر، کاستی‌های خود را دارد. همانطور که همه می دانیم، الگوریتم های

Table 1
An illustration example.

Factors	Choice scenario A: from home to shopping mall 1		Choice scenario B: from home to shopping mall 2	
	Bus	Metro	Bus	Metro
Cost	5 CNY	5 CNY	5 CNY	5 CNY
Travel time	45 min	65 min	45 min	35 min
Real choice	Chosen	Not chosen	Not chosen	Chosen

Note: 1 CNY = 0.14 dollar.

اطراف مبدا هر سفر و شخصی جمع آوری کرد. ویژگی های. آنها یک جنگل تصادفی برای پیش‌بینی انتخاب‌های حالت سفر ایجاد کردند، که در آن متغیر وابسته حالت حمل‌ونقل انتخابی هر سفر بود و متغیرهای توضیحی ورودی قبلاً ویژگی‌های سفر ذکر شده بودند. به عبارت دیگر، ورودی‌های جنگل تصادفی در [4] برای پیش‌بینی تصمیم‌گیری مسافر در مورد نحوه حمل‌ونقل، صرفاً ویژگی‌های (به عنوان مثال، زمان سفر) استفاده از یک حالت حمل‌ونقل برای یک سفر هستند.

فرض اساسی مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر به این شکل این است که مسافران تصمیم سفر را صرفاً بر اساس ویژگی‌های استفاده از یک حالت حمل‌ونقل برای یک سفر می‌گیرند، که غیرقابل قبول است. اجازه دهید از یک مثال (نشان داده شده در جدول 1) برای توضیح استفاده کنیم. یک فرد می تواند از اتوبوس یا مترو از خانه تا مرکز خرید 1 و 2 برای خرید استفاده کند. ویژگی های استفاده از اتوبوس و مترو در مرکز خرید 1 و 2 در جدول 1 نشان داده شده است.

در سناریوی انتخابی A، استفاده از اتوبوس به دلیل زمان کمتر سفر و انتخاب توسط مسافر برتر است، در حالی که استفاده از مترو در سناریوی انتخاب B و انتخاب توسط همان مسافر بهتر است. اگر یک الگوریتم ML مانند چنگ و همکاران. [4] پیش‌بینی‌هایی را بر اساس ویژگی‌های یک جایگزین انجام می‌دهد، پیش‌بینی می‌کند که اتوبوس در هر دو سناریو A و B انتخاب شده یا انتخاب نشده است زیرا ویژگی‌های اتوبوس در دو سناریو یکسان هستند. بدیهی است که چنین پیش بینی هایی با واقعیت همخوانی ندارد. دلیل نظری این است که مکانیسم‌های رفتاری واقعی در پس تصمیم‌گیری سفر این است که تصمیم‌گیرندگان بین گزینه‌های موجود (مقایسه ویژگی‌های آن‌ها) برای یک سفر خاص معاوضه می‌کنند و گزینه‌ای را با بالاترین مزایای ذهنی انتخاب می‌کنند (مانند حداکثر مطلوبیت یا حداقل پشیمانی) پس از مقایسه های دقیق [22،23]. پیوند مستقیم الگوریتم‌های

طبقه‌بندی ML در تصمیم‌گیری سفر نمی‌تواند چنین مکانیسم‌های رفتاری و علیت اساسی انتخاب‌های مسافران را منعکس کند.

Table 1
An illustration example.

Factors	Choice scenario A: from home to shopping mall 1		Choice scenario B: from home to shopping mall 2	
	Bus	Metro	Bus	Metro
Cost	5 CNY	5 CNY	5 CNY	5 CNY
Travel time	45 min	65 min	45 min	35 min
Real choice	Chosen	Not chosen	Not chosen	Chosen

Note: 1 CNY = 0.14 dollar.

مهمتر از آن، ناآگاهی از مکانیسم های رفتاری منجر به سوگیری های قابل توجه در پیش بینی ها می شود، همانطور که در جدول 1 نشان داده شده است.

متأسفانه، بیشتر ادبیات مرتبط با استفاده از الگوریتم‌های ML برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر (به عنوان مثال، [16،18،21]) از روش‌های مدل‌سازی مشابه در [4] استفاده می‌کنند و سازگاری طبقه‌بندی‌کننده‌های ML را در زمینه مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر در نظر نمی‌گیرند. ساخت.

مکانیسم‌های رفتاری زیربنای تصمیم‌گیری مسافران این است که آنها تفاوت‌ها را در ویژگی‌های گزینه‌های مختلف موجود برای یک سفر مقایسه می‌کنند تا بهترین گزینه را انتخاب کنند، نه اینکه صرفاً بر اساس ویژگی‌های یک گزینه انتخاب کنند. تعیین اینکه آیا یک روش حمل و نقل برای یک سفر خاص صرفاً با توجه به ویژگی های حالت حمل و نقل انتخاب می شود، قابل قبول نیست. آنچه باعث تفاوت در فرآیند تصمیم گیری مسافران می شود، برتری نسبی یک روش حمل و نقل برای یک سفر خاص در مقایسه با سایر گزینه های رقیب است. از دیدگاه فنی، الگوریتم‌های طبقه‌بندی ML مانند SVM، ANN و DT در ابتدا برای اجرای طبقه‌بندی‌ها بر اساس ویژگی‌های یک نقطه داده سفارشی می‌شوند، نه اینکه برای طبقه‌بندی بر اساس اختلاف در ویژگی‌های نقاط داده مختلف طراحی شوند. این ممکن است دلیلی باشد که بسیاری از مطالعات با استفاده از الگوریتم‌های طبقه‌بندی ML تعیین می‌کنند که آیا یک حالت انتقال صرفاً با تکیه بر ویژگی‌های حالت حمل و نقل انتخاب می‌شود یا خیر. با این وجود، اینها با مکانیسم های رفتاری مسافران مطابقت ندارند.

Lhéritier و همکاران. [10] و ژائو و همکاران. [6] از سوگیری های در نظر نگرفتن جایگزین های رقابتی در الگوریتم های ML در مدل سازی تصمیم گیری های سفر آگاه بودند و جایگزین های انتخاب نشده را در داده های خود قرار دادند.

با این وجود، آنها فقط گزینه های انتخابی و قبلی را برای یک سفر در مجموعه داده های آموزشی گنجانده و از ساختار مدل سازی مشابهی مانند مطالعات قبلی استفاده کردند.

به ویژه، در مدل‌های آن‌ها، اینکه آیا یک حالت حمل‌ونقل انتخاب می‌شود یا خیر، همچنان صرفاً به ویژگی‌های یک حالت حمل‌ونقل بستگی دارد، نه اختلاف بین حالت‌های مختلف حمل‌ونقل موجود برای اتمام سفر. بنابراین، روش‌های آن‌ها هنوز ساختار الگوریتم‌های ML را به شیوه‌ای مناسب نمی‌سازند که بتواند مکانیسم‌های رفتاری پشت تصمیم‌گیری سفر را منعکس کند. برای پیش بینی تصمیم گیری در سناریوهای انتخابی که در نمونه های آموزشی وجود ندارد. ادبیات مربوطه به طور کلی گزارش می‌کند که الگوریتم‌های ML در مقایسه با مدل‌های سنتی مانند MNL بر اساس مجموعه داده‌هایشان، دقت پیش‌بینی بهتری دارند. با این حال، همیشه باید توجه داشت که به اصطلاح دقت پیش‌بینی در ادبیات مربوطه، نتایج پیش‌بینی‌کننده در اعتبارسنجی متقابل بود. مجموعه داده‌های مورد استفاده عموماً از نظرسنجی‌های SP مبتنی بر پرسشنامه بودند و شامل سناریوهای انتخابی محدود و حجم نمونه بودند، به این معنی که واریانس‌ها در ویژگی‌های نقاط داده قابل‌توجه نبودند. فرآیند اعتبار سنجی متقابل معمولی به طور تصادفی یک مجموعه داده را به چندین زیر مجموعه (مثلاً 5 یا 10) با اندازه یکسان تقسیم می کند و یک زیر مجموعه را برای اعتبار سنجی و بقیه را برای آموزش انتخاب می کند. ویژگی ها (به عنوان مثال، هزینه سفر و زمان) نقاط داده در نمونه های اعتبار سنجی عموماً در محدوده مشابه با نمونه های آموزشی هستند و حاوی ویژگی هایی نیستند که خارج از محدوده نمونه های آموزشی باشد. بنابراین تعجب آور نیست و حتی انتظار می رود که به اصطلاح دقت پیش بینی الگوریتم های ML بهتر از مدل های سنتی مانند مدل لوجیت چند جمله ای باشد. از آنجایی که الگوریتم‌های ML ساختارهای مدل را محدود نمی‌کنند، قدرت پیش‌بینی را در فرمول‌بندی مدل اولویت‌بندی کنید و مدل را به شیوه‌ای مبتنی بر داده آموزش دهید. همه اینها برای افزایش تناسب مدل در مجموعه داده های استفاده شده مفید هستند [24،8،6]. الگوریتم‌های ML مانند جنگل تصادفی با عمق درخت و مقدار درخت حتی می‌توانند تمام سناریوهای انتخابی ممکن را برشمارند و به دقت پیش‌بینی بسیار بالایی در اعتبارسنجی متقابل دست یابند، زیرا تنها چند سناریو انتخابی در مجموعه داده‌های مورد استفاده در ادبیات وجود دارد. تا آنجا که به ما مربوط می شود، هیچ مطالعه تجربی در مورد تصمیم گیری سفر، دقت پیش بینی الگوریتم های ML را در پیش بینی تصمیم گیری در

سناریوهای انتخابی که خارج از محدوده نمونه های آموزشی استفاده شده، یعنی برون یابی مدل هستند، بررسی نکرده است. الگوریتم های ML مبتنی بر داده اساساً دارای مسائل برون یابی حیاتی هستند، زیرا قادر به پیش بینی کلاس های نمونه با ویژگی های فراتر از محدوده نمونه های آموزشی نیستند [12]. از دیدگاه مدل‌سازی رفتاری، موضوع برون‌یابی در الگوریتم‌های ML برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر ناشی از عدم در نظر گرفتن مکانیسم‌های رفتاری در پس تصمیم‌گیری سفر در مدل‌ها و فقط مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر به روشی صرفاً مبتنی بر داده‌ها است. به طور خاص، الگوریتم‌های آموزش‌دیده ML در ادبیات مربوطه، مکانیسم‌های رفتاری را نشان نمی‌دهند که مسافران تصمیم نهایی را بسته به مقایسه بین گزینه‌های موجود برای یک سفر می‌گیرند. با این وجود، توانایی برون یابی برای پیش‌بینی انتخاب‌های سفر در موقعیت‌های انتخابی که در حال حاضر وجود ندارد، در زمینه‌های مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر بسیار مهم است. به طور همزمان، بسیار رایج است که مجموعه داده های موجود برای آموزش یک مدل انتخاب سفر، تنها سناریوهای انتخاب محدود از پاسخ دهندگان نمونه را پوشش می دهد، و به دست آوردن مجموعه داده هایی که همه موقعیت های انتخاب ممکن را در واقعیت پوشش می دهند، عملا غیرممکن است، زیرا هر فرد دارای زمینه های سفر متفاوت و بنابراین متفاوت است. سناریوهای انتخاب مدل‌های سنتی مانند مدل لوجیت چندجمله‌ای، توانایی‌های برون‌یابی قابل قبولی دارند، زیرا مبتنی بر تئوری‌های رفتاری صریح هستند و مکانیسم‌های رفتاری پشت تصمیم‌گیری سفر را در مدل‌ها منعکس می‌کنند. اگرچه الگوریتم‌های ML در برخی جنبه‌ها برتری دارند (به عنوان مثال، ساختارهای مدل انعطاف‌پذیر)، اما به دلیل نادیده گرفتن مکانیسم‌های رفتاری در مدل، همچنان در برون‌یابی مدل کافی نیستند.

برای پر کردن شکاف‌های موجود در بالا، این مطالعه یک رویکرد مبتنی بر برون‌یابی ابتکاری را برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر با استفاده از مزایای متقابل مکمل یادگیری ماشین گروهی و نظریه تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش پیشنهاد می‌کند. به‌طور دقیق‌تر، رویکرد پیشنهادی تئوری‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش شناخته‌شده از علوم رفتاری را در چارچوب مدل‌سازی مدل‌های گروهی ML ادغام می‌کند تا مکانیسم‌های رفتاری را در نظر بگیرد.

تا جایی که به ما مربوط می شود، این اولین مطالعه ای است که تئوری های رفتار را در الگوریتم های ML برای مدل سازی تصمیم گیری سفر به منظور افزایش توانایی پیش بینی و برون یابی گنجانده است. علاوه بر این، از سه مجموعه داده تجربی مختلف برای بررسی ظرفیت مدل‌سازی و قدرت پیش‌بینی رویکردهای پیشنهادی در مقایسه با روش‌های موجود در ادبیات استفاده می‌شود. به ویژه، ما به طور تجربی توانایی برون یابی رویکردها و مدل های پیشنهادی را در مطالعات موجود در پیش بینی تصمیم گیری مسافران در سناریوهای انتخاب برون

یابی که خارج از محدوده نمونه های آموزشی هستند، بررسی می کنیم، که تا آنجا که بهترین دانش ما، به طور جدی در موارد مربوطه نادیده گرفته شده است. ادبیات.

3. روش شناسی

3.1. روشی جدید برای فرمول بندی مجدد تصمیم گیری سفر به عنوان یک مساله طبقه بندی

این بخش فرعی را معرفی می‌کند که چگونه تصمیم‌گیری در سفر را به عنوان یک مساله طبقه‌بندی با استفاده از یک پارادایم (الگو) جدید دوباره فرموله می‌کنیم. مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر با هدف ترسیم و پیش‌بینی اینکه چگونه تصمیم‌گیرنده انتخاب‌های خود را در مواجهه با n گزینه برای پایان سفر (مانند رفت‌وآمد از خانه به محل کار) تحت یک سناریوی انتخابی خاص انجام می‌دهد. به عنوان مثال در این مطالعه تصمیم گیری در مورد انتخاب حالت حمل و نقل را در نظر می گیریم. اجازه دهید از یک سلول با تاپل ها در جدول 2 برای نشان دادن سناریوی انتخاب استفاده کنیم. X_{ijqm} مقدار ویژگی mth گزینه qth (یعنی حالت انتقال) را در سناریوی انتخاب j نشان می دهد. ما از $X_{i,j} = \{ X_{ijqm} \mid q = 1, 2, \ldots, n ; m = 1, 2, \ldots, k \}$ برای نشان دادن ماتریس حاوی ویژگی های همه گزینه های موجود در سناریوی انتخاب j برای تصمیم گیرنده i استفاده می کنیم.

Table 2
An example of choice scenarios and data formatting.

Scenarios	Alternatives (e.g., transport modes)	Features						Choices
j	1	x_{ij11}	x_{ij12}	…	x_{ij1m}	…	x_{ij1k}	C_{ij1}
	2	x_{ij21}	x_{ij22}	…	x_{ij2m}	…	x_{ij2k}	C_{ij2}
	…	…	…	…	…	…	…	…
	q	x_{ijq1}	x_{ijq2}	…	x_{ijqm}	…	x_{ijqk}	C_{ijq}
	…	…	…	…	…	…	…	…
	n_j	x_{ijn1}	x_{ijn2}	…	x_{ijnm}	…	x_{ijnk}	C_{ijn}
$j+1$	1	$x_{i(j+1)11}$	$x_{i(j+1)12}$	…	$x_{i(j+1)1m}$	…	$x_{i(j+1)1k}$	$C_{i(j+1)1}$
	2	$x_{i(j+1)21}$	$x_{i(j+1)22}$	…	$x_{i(j+1)2m}$	…	$x_{i(j+1)2k}$	$C_{i(j+1)2}$
	…	…	…	…	…	…	…	…
	q	$x_{i(j+1)q1}$	$x_{i(j+1)q2}$	…	$x_{i(j+1)qm}$	…	$x_{i(j+1)qk}$	$C_{i(j+1)q}$
	…	…	…	…	…	…	…	…
	$n_{(j+1)}$	$x_{i(j+1)n1}$	$x_{i(j+1)n2}$	…	$x_{i(j+1)nm}$	…	$x_{i(j+1)nk}$	$C_{i(j+1)n}$

ویژگی های گزینه ها

در X_{ij} می‌تواند انواع مختلفی از عوامل تأثیرگذار مرتبط با تصمیم‌گیری سفر، از جمله ویژگی‌های سطح خدمات گزینه ها (به عنوان مثال، هزینه سفر و زمان) در سناریوی انتخاب، ویژگی‌های شخصی مسافران (مانند سن و جنسیت) باشد. و عوامل زمینه ای (به عنوان مثال، محیط های ساخته شده). ویژگی‌های سطح خدمات با گزینه‌های مختلف متفاوت است، اما ویژگی‌هایی مانند ویژگی‌های مسافران و عوامل زمینه‌ای برای همه گزینه‌ها در یک سناریوی انتخاب یکسان است (زیرا یک شخص همه گزینه‌ها را در سناریوی انتخابی برای همان سفر ارزیابی می‌کند). . گزینه های موجود (به عنوان مثال، تعداد گزینه های موجود در یک سناریوی انتخاب) و ویژگی های گزینه ممکن است در سناریوهای مختلف انتخاب متفاوت باشد. $C_{ijq} \in \{1, 0\}$ یک متغیر باینری را نشان می‌دهد که نشان می‌دهد آیا گزینه qام انتخاب شده است (یعنی 1) یا انتخاب نشده است (یعنی 0) توسط تصمیم‌گیرنده i در سناریوی انتخاب j. هدف نهایی مدل سازی روابط بین C_{ijq} و X_{ij} بر اساس داده های آموزشی و استفاده از مدل آموزش دیده برای پیش بینی تصمیم گیری سفر در سناریوهای انتخاب دیگر است.

با در نظر گرفتن تصمیم گیری سفر به عنوان یک مساله طبقه بندی، اکثر کارهای موجود ویژگی های گزینه های غیرانتخابی را در یک سناریوی انتخابی شامل نمی شوند و صرفاً ویژگی های گزینه های انتخابی را در مدل های آموزشی در نظر می گیرند (به عنوان مثال، [4،16،21]). ظاهراً اینها نمی توانند مکانیسم های رفتاری را منعکس کنند که مسافران تصمیمات سفر را بر اساس مقایسه بین گزینه های جایگزین در یک سناریوی انتخاب می گیرند. ما معتقدیم که گنجاندن اطلاعات در مورد گزینه‌های موجود اما غیرانتخاب‌شده در سناریوی انتخابی برای توسعه یک مدل کلی با برون‌یابی‌های پیشرفته ضروری است. برخی از مطالعات ویژگی‌های همه گزینه‌های X_{ij} را به عنوان متغیرهای توضیحی در مدل‌ها گنجانده و تصمیم‌گیری سفر را به عنوان یک رگرسیون طبقه‌بندی چند طبقه در نظر می‌گیرند. متغیر وابسته کلاسی است که یک نقطه داده به آن تعلق دارد، که قیاسی با حالت انتقال انتخابی است.

به عنوان مثال، ژائو و همکاران. [6] ویژگی های گزینه های انتخابی و غیرانتخابی را در یک سناریوی انتخابی به عنوان ویژگی های ورودی و حالت انتقال انتخابی را به عنوان خروجی برای آموزش الگوریتم های طبقه بندی ML در نظر گرفت. در [6]، هر ویژگی یک گزینه ممکن در یک سناریوی انتخاب، یک ویژگی در مدل است. با این حال، این روش صرفاً ویژگی‌های همه گزینه‌های ممکن را در یک سناریوی انتخاب در نظر می‌گیرد، اما هنوز قادر به انعکاس مکانیسم‌های رفتاری اساسی نیست. علاوه بر این، یکی دیگر از اشکال حیاتی این رویکرد این است که برای مدل‌سازی مجموعه داده‌ها با تعداد گزینه‌های مختلف در سناریوهای انتخاب مختلف، که یک پدیده رایج در تحلیل تصمیم‌گیری سفر است، ناسازگار است. به عنوان مثال، 3 و 4 گزینه رفت و آمد در

دســـترس برای فردی i و z به دلیل زمینه های رفت و آمد متفاوت، به ترتیب وجود دارد. اگر یک الگوریتم ML بر اســـاس مجموعه داده های 3 گزینه در یک ســـناریوی انتخابی و 4 ویژگی برای هر گزینه آموزش داده شـــود (بنابراین 3 × 4 = 12 ویژگی برای مدل)، نمی توان از الگوریتم برای پیش بینی انتخاب ها در ســـناریوهای با 4 گزینه اســـتفاده کرد. و همان 4 ویژگی برای هر جایگزین (در مجموع 4 × 4 = 16 ویژگی). دلیل آن این اســـت که الگوریتم‌های ML نمی‌توانند نقاط داده را با ویژگی‌های موجود در نمونه‌های آموزشی پیش‌بینی کنند.

برای رفع نواقص فوق، ما یک روش مدل‌سازی جایگزین پیشنهاد می‌کنیم. ما یک سناریوی انتخاب را با مجموعه ای از گزینه های ممکن (که یکی از آنها توسط تصمیم گیرنده انتخاب می شود) به عنوان نقطه داده در نظر می گیریم.

برای هر نقطه داده نشان داده شده در جدول 2، متغیرهای توضیحی ماتریس ویژگی های گزینه های موجود در سناریوی انتخاب هستند (یعنی Xij و متغیر وابسته ماتریس Cij = Cij1, Cij2, . . . , Cijq , . . . Cijn) نشان می دهد که آیا یک حالت حمل و نقل موجود در سناریوی انتخاب انتخاب شده است یا خیر.

احتمال 1 بودن Cijq (یعنی انتخاب شده) یا 0 (یعنی انتخاب نشدن) در یک سناریوی انتخاب بر اساس Xij با استفاده از یک الگوریتم طبقه‌بندی باینری نرم پیش‌بینی می‌شود.

طبقه‌بندی نرم به فرآیند تخمین احتمال شـــرطی P(Cijq|Xij) هر گزینه متعلق به یک کلاس (به عنوان مثال Cijq = 1) در سناریوی انتخابی هنگام ارائه Xij اشاره دارد، نه اینکه صرفاً یک برچسب کلاس پیش‌بینی شده ارائه کند. (یعنی به اصطلاح طبقه بندی سخت).

بنابراین، مدل احتمال انتخاب هر گزینه را در یک سناریوی انتخاب بر اساس Xij پیش‌بینی می‌کند.

ما از احتمال انتخابی تخمینی هر گزینه در یک ســـناریوی انتخاب به عنوان امتیاز برای رتبه بندی گزینه ها استفاده می کنیم.

گزینه با بالاترین احتمال انتخاب شـده به عنوان گزینه ترجیحی و انتخابی توسـط تصـمیم گیرنده تحت X_{ij} داده شده در سناریوی انتخاب در نظر گرفته می شود.

همه گزینه‌های دیگر در سناریوی انتخاب انتخاب نشده‌اند، زیرا تنها یک گزینه توسط تصمیم‌گیرنده در سناریوی انتخابی در زمینه رفتار ســـفر انتخاب می‌شـــود. از طریق فرآیند فوق، روش پیشـــنهادی می‌تواند همه گزینه‌های موجود را در یک سـناریوی انتخابی در نظر بگیرد و سـناریوهای انتخاب مدل‌سازی را با تعداد گزینه‌های مختلف،

که به ویژه برای برون‌یابی مدل برای پیش‌بینی سناریوهای انتخابی که در نمونه‌های آموزشی وجود ندارند، بسیار مهم هستند، در نظر بگیرد.

Table 2
An example of choice scenarios and data formatting.

Scenarios	Alternatives (e.g., transport modes)	Features						Choices
j	1	x_{ij11}	x_{ij12}	...	x_{ij1m}	...	x_{ij1k}	C_{ij1}
	2	x_{ij21}	x_{ij22}	...	x_{ij2m}	...	x_{ij2k}	C_{ij2}
	...	...	...	...	...	...	...	...
	q	x_{ijq1}	x_{ijq2}	...	x_{ijqm}	...	x_{ijqk}	C_{ijq}
	...	...	...	...	...	...	...	...
	n_j	x_{ijn1}	x_{ijn2}	...	x_{ijnm}	...	x_{ijnk}	C_{ijn}
$j+1$	1	$x_{i(j+1)11}$	$x_{i(j+1)12}$	...	$x_{i(j+1)1m}$	...	$x_{i(j+1)1k}$	$C_{i(j+1)1}$
	2	$x_{i(j+1)21}$	$x_{i(j+1)22}$	...	$x_{i(j+1)2m}$	...	$x_{i(j+1)2k}$	$C_{i(j+1)2}$
	...	...	...	...	...	...	...	...
	q	$x_{i(j+1)q1}$	$x_{i(j+1)q2}$	...	$x_{i(j+1)qm}$	...	$x_{i(j+1)qk}$	$C_{i(j+1)q}$
	...	...	...	...	...	...	...	...
	$n_{(j+1)}$	$x_{i(j+1)n1}$	$x_{i(j+1)n2}$	...	$x_{i(j+1)nm}$	...	$x_{i(j+1)nk}$	$C_{i(j+1)n}$

3.2. چارچوب و فرآیند مدلسازی

همانطور که گفته شـد، ناکافی بودن اسـتفاده مسـتقیم از الگوریتم‌های طبقه‌بندی ML در ادبیات کنونی برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر این است که ساختار مدل احتمال انتخاب یک جایگزین تحت یک سناریوی انتخاب خاص را با ویژگی‌های جایگزین تعیین می‌کند و هیچ رابطه‌ای با سـایر گزینه های ممکن در سـناریوی انتخاب ندارد. به این ترتیب، مدل قادر به انعکاس مکانیسم‌های رفتاری زیربنای انتخاب‌های مشاهده‌شده مسافران نیست و صرفاً بر اساس روشی صرفاً مبتنی بر داده‌ها ساخته می‌شود. این منجر به کمبود برون یابی مدل می شود. ما یک راه حل جدید برای این موضـوع با ادغام نظریه های تصـمیم گیری مبتنی بر دانش در الگوریتم های ML پیشـنهاد می کنیم، همانطور که در شـکل 1 نشـان داده شـده اسـت. تفکر اسـاسـی راه حل پیشـنهادی بازسـازی ویژگی های هر گزینه در یک سناریوی انتخاب شرح داده شده در بخش است. 3.1، بر اساس نظریه های تصمیم گیری مبتنی بر دانش. هدف از این کار منعکس کردن حقایقی است که تصمیم‌گیرندگان تصمیم‌گیری می‌کنند که به تفاوت‌های بین گزینه‌ها بسـتگی دارد نه ارزش‌های مطلق ویژگی‌های یک گزینه . ما در اینجا از یک مثال مفصـل برای نشـان دادن فرآیند اسـتفاده می کنیم. جدول 3 یک مثال گویا از یک سـناریوی انتخاب را ارائه می دهد. ویژگی های اصـلی حالت های حمل و نقل احتمالی در سـناریوی انتخاب، ویژگی های سـطح خدمات گزینه های موجود مانند زمان سفر، هزینه و سطح ازدحام در کالسکه است. روش‌های تبدیل ویژگی سفارشی مبتنی بر تئوری‌های رفتاری برای فرمول‌بندی مجدد هر ویژگی (مثلاً x_{ijqm}) یک گزینه به عنوان یک ویژگی تبدیل‌شـده

جدید (به عنوان مثال، $T(x_{ijqm})$) که برتری یا فرودستی ویژگی جایگزین را در مقایسه منعکس می‌کند، پیشنهاد می‌شود. به همان ویژگی گزینه های دیگر در سناریوهای انتخاب، یعنی $x_{ijqm} \rightarrow T(x_{ijqm})$.

این مکانیسم رفتاری را تعبیه می کند که آنچه در تصمیم گیری سفر اهمیت دارد، مقایسه با گزینه های رقیب است.

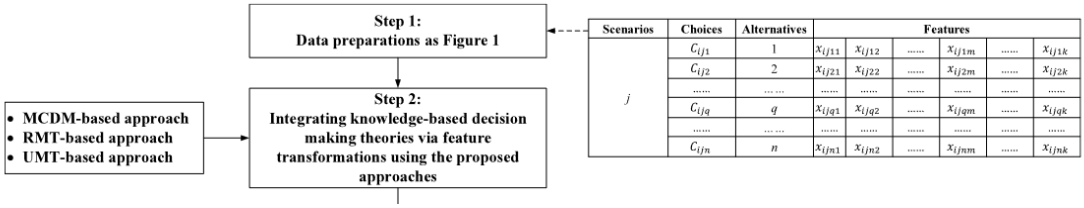
به عنوان مثال، هزینه خودرو در مثال جدول 3 30 است و به $T_{cost}(30)$ تبدیل می شود که در آن تابع $T(x_{ijqm})$ بعداً با جزئیات معرفی خواهد شد. زمان سفر مترو مثال در جدول 3 50 است و با $T_{time}(50)$ 50تبدیل می شود. تمام ویژگی‌های اصلی مربوط به متغیرهای سطح خدمات جایگزین‌ها در سناریوی انتخاب توسط رویکردهای تبدیل ویژگی پیشنهادی بر اساس نظریه‌های رفتاری پردازش می‌شوند. ویژگی‌های تبدیل‌شده هر گزینه، مقادیر مطلق ویژگی‌های هر گزینه نیستند و به دلیل تعبیه تئوری‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش توسط تبدیل‌های ویژگی، دارای برتری یا فرودستی جایگزین در مقایسه با سایر گزینه‌ها در سناریوی انتخاب هستند. اینها مکانیسم‌های رفتاری زیربنای انتخاب‌های افراد را منعکس می‌کنند که تصمیم‌گیرندگان بسته به مقایسه گزینه‌های موجود در یک سناریوی انتخاب، انتخاب می‌کنند.

پس از آن، یک الگوریتم ML برای مدل‌سازی روابط بین گزینه انتخابی (یعنی متغیر وابسته) و ویژگی‌های تبدیل‌شده (یعنی متغیرهای توضیحی) با استفاده از مزایای آن از نظر مدل‌سازی روابط غیرخطی بین متغیرهای توضیحی و متغیر وابسته، مدل انعطاف‌پذیر استفاده می‌شود. مشخصات، و یادگیری تعاملات پیچیده بین متغیرهای توضیحی به روش داده محور. با در نظر گرفتن مثال در جدول 3 برای نشان دادن، ویژگی های ورودی در الگوریتم ML، ویژگی های تبدیل شده یک گزینه در سناریوی انتخاب است، و خروجی احتمال انتخاب گزینه توسط تصمیم گیرنده در سناریوی انتخاب از طریق طبقه بندی نرم که در بخش 3.1 نشان داده شده است. پس از آن، فرآیند توضیح داده شده در آخرین پاراگراف بخش 3.1 برای تعیین اینکه کدام گزینه انتخاب پیش بینی شده در سناریوی انتخاب است، استفاده می شود. تازگی چارچوب پیشنهادی، ادغام نظریه های رفتاری در الگوریتم های ML با بازسازی ویژگی است. رویکرد پیشنهادی مزایای تئوری‌های رفتاری در تفاسیر رفتاری و برون‌یابی، و برتری الگوریتم‌های ML در مدل‌سازی روابط پیچیده را با هم ترکیب می‌کند. انتظار می‌رود رویکرد پیشنهادی هم قدرت مدل‌سازی و هم دقت پیش‌بینی را برای به تصویر کشیدن تصمیم‌گیری سفر بهبود بخشد. به خصوص، رویکرد پیشنهادی تئوری‌های رفتاری را در ساختار مدل تعبیه می‌کند تا برون‌یابی مدل را افزایش دهد، که یک نیاز بسیار مهم در مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر است.

ما به‌ویژه توانایی برون‌یابی مدل‌های پیشنهادی را در پیش‌بینی تصمیم‌گیری مسافران در سناریوهای انتخابی که خارج از محدوده نمونه‌های آموزشی مبتنی بر مجموعه داده‌های تجربی هستند، آزمایش خواهیم کرد.

3.3. ادغام تئوری های تصمیم گیری مبتنی بر دانش در الگوریتم های ML مجموعه ای درختی

برای ادغام نظریه‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش در الگوریتم‌های ML در مرحله 2 از شکل 1، از سه نوع مختلف تئوری رفتار معروف، از جمله تصمیم‌گیری چند معیاره، نظریه حداقل‌سازی پشیمانی، و نظریه حداکثرسازی سودمندی استفاده و بررسی می‌کنیم. این سه نظریه معیارهای تصمیم گیری را از دیدگاه های مختلف از پیش تعریف می کنند. با این حال، شایستگی‌های مشترک این سه نظریه می‌توانند برتری یا حقارت نسبی را در ویژگی‌های یک جایگزین در مقایسه با سایرین در سناریوی انتخاب منعکس کنند و مکانیسم‌های رفتاری قابل قبولی را که در انتخاب‌های مسافران نهفته است، منعکس کنند. این نظریه های رفتاری به طور گسترده در مدل های مختلف تصمیم گیری مورد استفاده قرار گرفته اند. بنابراین، در اینجا برای بازسازی ویژگی‌های جایگزین‌ها در هر سناریوی انتخابی برای جاسازی مکانیسم‌های رفتاری در چارچوب مدل‌سازی، همانطور که در بخش 3.2 نشان داده شده است، استفاده می‌شوند. ما عملکرد استفاده از سه نظریه را بر اساس تحلیل تجربی مقایسه می کنیم.



	ادغام نظریه های تصمیم گیری مبتنی بر دانش از طریق تبدیل ویژگی ها با استفاده از رویکرد پیشنهادی	رویکرد MCDM – topsis رویکرد RMT رویکرد UMT

تصمیم گیری چند معیاره (MCDM) فرآیندی را نشان می دهد که چگونه تصمیم گیرندگان به طور صریح معیارهای متضاد متعدد را در تصمیم گیری ارزیابی می کنند و به طور گسترده برای تصمیم گیری در حوزه های مختلف به کار رفته است [25]. اساس MCDM این است که تصمیم گیرندگان تصمیمات خود را بر اساس اختلاف بین ویژگی های گزینه ها اجرا می کنند [26]. فرمول های مدل های مختلفی از MCDM وجود دارد

[25،26]. تکنیک برای ترتیب اولویت بر اســاس شــباهت به راه حل ایده آل (TOPSIS) یکی از رایج ترین روش های MCDM در هر دو کاربرد تحقیقاتی و عملی اســت [27،28]. TOPSIS بر اســاس این مفهوم ساخته شده است که گزینه ترجیحی تصمیم گیرنده باید کمترین فاصله هندسی را از بهترین گزینه و دورترین فاصله هندسی را از بدترین گزینه داشته باشد [27،28]. در اینجا، ما TOPSIS را برای نشان دادن کاربرد MCDM در رویکرد پیشــنهادی خود به دلیل ســازگاری و شــیوع عالی آن اتخاذ می‌کنیم. با این حال، هنگام اســتفاده از TOPSIS در تصــمیم گیری چند ویژگی، به وزن های قبلی ویژگی های مختلف (یعنی درجه اهمیت یک ویژگی در تصمیم گیری) نیاز است. به طور کلی، وزن ویژگی های مختلف در TOPSIS شناخته شده است. با این وجود، وزن ویژگی ها از قبل در موارد ما شناخته نشده است (به عنوان مثال، وزن زمان سفر در تصمیم گیری انتخاب حالت) و در واقع پارامترهای مدل هستند که باید تخمین زده شوند. بنابراین، ما نمی‌توانیم TOPSIS را برای MCDM با وزن مشخصی از ویژگی‌ها، همانطور که بیشتر ادبیات انجام می‌دهند، اعمال کنیم. ما، در اینجا، از مفهوم TOPSIS برای مقایسه برتری یک ویژگی واحد از یک گزینه در مقایسه با ویژگی مشابه سایر گزینه‌ها در یک سناریوی انتخاب استفاده می‌کنیم. بر اساس TOPSIS، یک ویژگی از یک جایگزین در هر سناریوی انتخاب نشان داده شده در جدول 2 می تواند با استفاده از

$$T_{TOPSIS}(x_{ijqm}) = \frac{|x_{ijqm} - x^*_{ijm}|}{|x^\#_{ijm} - x^*_{ijm}|}$$
$$x^*_{ijm} = \max\{x_{ijqm} | q = 1, 2, \ldots, n\}$$
$$x^\#_{ijm} = \min\{x_{ijqm} | q = 1, 2, \ldots, n\} \qquad (1)$$

جایی که $T_{TOPSIS}(x_{ijqm})$ مقدار تبدیل شده برای ویژگی mth گزینه qth در سناریوی انتخاب j برای فرد i را نشان می دهد بازسازی شو X^*_{ijm} i. و $X^\#_{ijm}$ به ترتیب بدترین و بهترین موقعیت‌های ویژگی mth از همه گزینه‌ها در سناریوی انتخاب j هستند.

در زمینه انتخاب حالت ســفر، بدترین و بهترین مقادیر به ترتیب حداکثر و حداقل مقادیر در بین همه گزینه ها هستند. زیرا ویژگی های در نظر گرفته شده مانند هزینه سفر و زمان تأثیرات منفی بر سودمندی یک جایگزین نشان می دهد.

به عنوان مثال، بدترین و بهترین مقادیر هزینه سفر در مثال جدول 3 به ترتیب 30 یوان و 3 یوان است. لازم به ذکر است که فرآیند تبدیل ویژگی نشان داده شده در معادله (1) به صورت ویژگی به ویژگی اجرا می شود زیرا

ما وزن ویژگی ها را از قبل نمی دانیم. مقدار تبدیل شده هزینه پارک و سوار شدن در مثال جدول 3 برابر با $\frac{|16-30|}{|2-30|} = 0.5$ مقدار تبدیل شده زمان سفر Park and Ride در مثال جدول 3 برابر با $\frac{|35-50|}{|25-50|} = 0.6$ اوزان تبدیل شده است

ویژگی ها خروجی های الگوریتم ML مورد استفاده هستند و بر اساس داده های تجربی تخمین زده می شوند. همین فرآیند برای رویکردهای تبدیل ویژگی زیر انجام می شود.

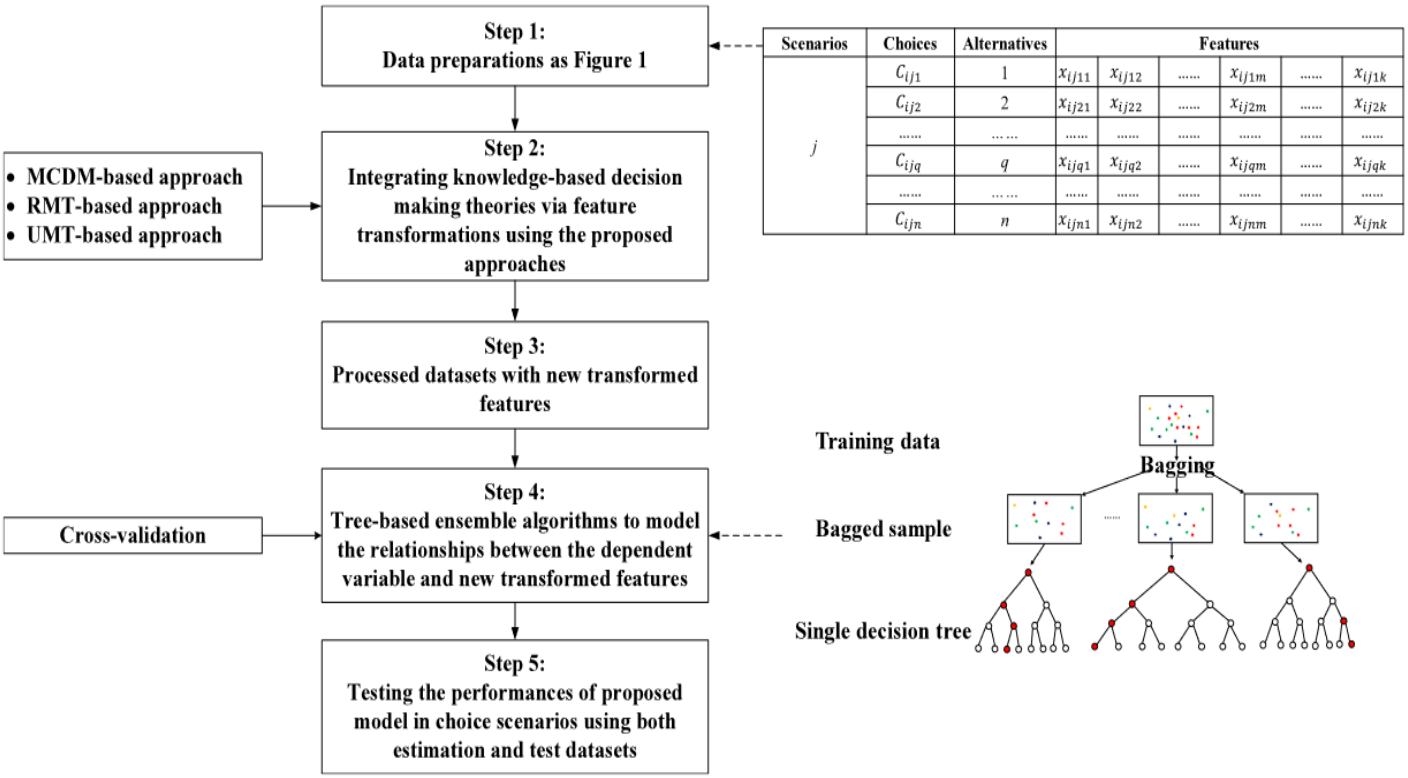


Fig. 1. The proposed framework.

Table 3
An illustrative example of a choice scenario about mode choice.

Scenarios	Alternatives (e.g., transport modes)	Features				Choices
		Cost	Travel time	Travel time reliability	Passenger density in the carriage	
j	1 (car)	30 CNY	25 min	8	0	C_{ij1}
	2 (metro)	4 CNY	50 min	2	0	C_{ij2}
	3 (Park and Ride)	16 CNY	35 min	10	0	...
	4 (bus)	3 CNY	35 min	14	6	C_{ij4}

دومین نظریه مورد استفاده نظریه کمینه سازی پشیمانی (RMT) است. RMT پیشنهاد شده توسط لومز و ساگدن [29] بر اساس این تصور است که تصمیم گیرندگان برای اجتناب از موقعیت هایی که در آن گزینه های

از دست رفته بهتر از گزینه انتخاب شده هستند، انتخاب می کنند، که منجر به پشیمانی پس از انتخاب می شود. به عبارت دیگر، RMT معتقد است که افراد پشیمانی پیش بینی شده در انتخاب را با اجرای مقایسه بین گزینه ها به حداقل می رساند. RMT در چارچوب مدل‌های انتخاب گسسته برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر مانند مدل کمینه‌سازی پشیمانی [23،30،31] استفاده شده است. بر اساس RMT، ما دو رویکرد متفاوت مبتنی بر RMT را برای بازسازی ویژگی‌های گزینه‌ها در یک سناریوی انتخاب پیشنهاد می‌کنیم تا مکانیسم‌های رفتاری را منعکس کنند.

اولین رویکرد مبتنی بر RMT فرض می‌کند که افراد پشیمانی مرتبط با یک گزینه را با جمع‌آوری پشیمانی از هر یک از ویژگی‌های گزینه، با مراجعه به Chorus و همکاران، ارزیابی می‌کنند. [23] و کویگین [32]. پشیمانی یک ویژگی یک گزینه در سناریوی انتخاب با مقایسه آن با بهترین ارزش ویژگی در بین همه گزینه ها به دست می آید. بر اساس RMT، فرمول بازسازی ویژگی های گزینه ها است

$$T_{RMT\ 1}(x_{ijqm}) = \max\{\max\{0, x_{ijqm} - x_{ijq'm}\} | q' = 1, 2, \ldots, n\} \quad (2)$$

که در آن $T_{RMT\ 1}(x_{ijqm})$ مقدار تبدیل شده برای ویژگی mth گزینه qth را در سناریوی انتخاب j نشان می دهد. با توجه به اینکه ویژگی های در نظر گرفته شده در زمینه تصمیم گیری سفر با سودمندی یک گزینه ارتباط منفی دارد، هر چه ویژگی یک گزینه بزرگتر باشد، تصمیم گیرنده در صورت انتخاب گزینه، پشیمان بیشتری خواهد داشت. رویکرد دوم مبتنی بر RMT همچنین پشیمانی یک گزینه را بر اساس ویژگی به ویژگی محاسبه می کند. با این حال، دومین رویکرد مبتنی بر RMT فرض می‌کند که r'-gret یک گزینه به جای بهترین گزینه، به همه جایگزین‌های قبلی مرتبط است [30]. بر اساس این فرض، پشیمانی یک ویژگی یک گزینه با مقایسه ویژگی گزینه با همان ویژگی‌های همه گزینه‌های دیگر در یک سناریوی انتخاب، به عنوان مجموع پشیمانی‌های دوتایی در نظر گرفته می‌شود، همانطور که در معادله نشان داده شده است. (3).

$$T_{RMT\ 2}(x_{ijqm}) = \sum_{q'=1}^{n} (max \{ 0 , X_{ijqm} - X_{ijq'm} \}) \quad (3)$$

TRM که در آن $T_{RMT\ 2}(x_{ijqm})$ مقدار تبدیل شده برای ویژگی mth از جایگزین qth با استفاده از روش دوم مبتنی بر RMT است. سومین نظریه مورد استفاده، نظریه حداکثرسازی سودمندی (UMT) است که رایج‌ترین نظریه رفتاری است که برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر استفاده می‌شود. مدل‌های سودمند تصادفی معروف و مدل‌های مشتق شده آن‌ها همگی بر اساس UMT [33] پایه‌گذاری شده‌اند. به طور خلاصه، UMT معتقد است که افراد در طول فرآیند تصمیم گیری به دنبال کسب بالاترین رضایت یا مطلوبیت های مثبت هستند. فرض بر این است که تصمیم گیرندگان پس از ایجاد معاوضه در میان ویژگی های همه گزینه های موجود در

یک سناریوی انتخاب، گزینه را با بالاترین سودمندی ذهنی انتخاب می کنند. رویکرد مبتنی بر UMT پیشنهادی برای بازسازی ویژگی‌ها، مکانیسم رفتاری را منعکس می‌کند که مسافران تصمیم می‌گیرند تا پس از مقایسه، گزینه‌ای را با بالاترین سودمندی ذهنی انتخاب کنند. اگر یکی از ویژگی های گزینه انتخابی برتر (یعنی کوچکتر) نسبت به ویژگی های مشابه سایر گزینه های فراموش شده باشد، به یک مطلوبیت مثبت منجر می شود. میانگین مطلوبیت مثبت یک ویژگی یک گزینه در سناریوی انتخاب با فرمول زیر محاسبه می شود

$$T_{UMT}(x_{ijqm}) = \sum_{q'=1}^{n} \left(min\{0,\ X_{ijqm} - X_{ijq'm}\} \right) / (n-1) \qquad (4)$$

که در آن $T_{UMT}(x_{ijqm})$ ویژگی تبدیل شده برای ویژگی mth از جایگزین qth با استفاده از رویکرد مبتنی بر UMT است.

برای الگوریتم ML در مرحله 4 از شکل 1، این مطالعه از جنگل تصادفی (RF) [34] استفاده می کند که یک روش رایج یادگیری گروهی مبتنی بر درخت برای طبقه بندی است. اگرچه چندین الگوریتم طبقه‌بندی ML دیگر مانند ANN، SVM و DTs می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند، RF به دلیل مزایای آن در ساختار مدل، ویژگی‌های مجموعه و تفسیرهای رفتاری در مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر برتر شناخته شده است [35،6] . برخلاف یک درخت تصمیم واحد، RF به طور متناوب مجموعه ای از درختان تصمیم گیری تصادفی ساده را ترکیب می کند تا به خوبی کلیت مدل را افزایش دهد و واریانس پیش بینی ها را کاهش دهد [35،6]. به روش بوت استرپینگ، RF تخصیص کلاس ها را در پیش بینی ها بر اساس رای اکثریت همه درخت های تصمیم در جنگل تعیین می کند و می تواند احتمال یک نقطه داده متعلق به یک کلاس (یعنی طبقه بندی نرم) را خروجی دهد. علاوه بر این، متفاوت از الگوریتم‌هایی مانند ANN و SVM، یکی از ویژگی‌های جذاب RF برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر، توانایی آن در استخراج اهمیت ویژگی، یعنی وزن‌های فوق‌الذکر ویژگی‌ها در مدل است.

شایستگی RF می تواند وزن ویژگی عوامل مختلف را بدست آورد و بنابراین برای تفسیرهای رفتاری (به عنوان مثال، استخراج ارزش زمان بر اساس نتایج) استفاده می شود.

برای هر درخت تصمیم در RF، یک زیرمجموعه با گزینه نمونه‌های آموزشی به‌طور تصادفی انتخاب می‌شود تا درخت تصمیم (یعنی بسته‌بندی) را آموزش دهد، و مجموعه‌ای جزئی از ویژگی‌های به‌طور تصادفی انتخاب‌شده در هر گره تقسیم در درخت تصمیم استفاده می‌شود.

از طریق دو تصادفی (یعنی کیسه‌بندی و انتخاب تصادفی ویژگی‌ها برای یک گره تقسیم‌کننده)، RF به تنوع درخت‌های تصمیم‌گیری مختلف، استحکام در برابر داده‌های پر سر و صدا، و ظرفیت مدیریت پیش‌بینی اضافی دست می‌یابد [34]. RF همچنین می‌تواند متغیرهای عددی و طبقه‌ای را در مدل جای دهد [6،35]. در هر درخت تصمیم، هر گره داخلی یک فرآیند تقسیم را برای دسته بندی داده ها به گره های فرزند اجرا می کند. با تکرار بازگشتی فرآیند تقسیم، درخت تصمیم مجموعه داده‌های آموزشی را به زیر منطقه‌هایی با مشاهدات کمتر تقسیم می‌کند و تا زمانی که قوانین توقف از پیش تعریف‌شده برآورده شوند، متوقف می‌شود. بوت استرپ کردن، RF بسیاری از درختان تصمیم را آموزش می دهد و پیامدهای نهایی را با میانگین گیری بیش از همه پیش بینی ها از رای اکثریت به دست می آورد [34]. در نهایت، RF احتمال انتخابی هر گزینه را در یک سناریوی انتخابی خروجی خواهد داد. آموزش RF عبارت است از انتخاب متمایزترین ویژگی‌ها و آستانه‌ها برای هر گره در درخت‌های تصمیم برای به حداقل رساندن ناخالصی در مناطق فرعی تقسیم‌بندی شده. معمولاً از دو معیار ناخالصی استفاده می شود که شامل GINI و ناخالصی آنتروپی می شود [36]. ناخالصی GINI در مورد ما برای محاسبه سریع آن انتخاب شده است و تفاوت قابل توجهی در نتایج استفاده از این دو معیار وجود ندارد. ناخالصی GINI (GIM) یک گره توسط

$$GIM = \sum_{i=1}^{N} f_i(1 - f_i) \quad (5)$$

که در آن fi بسامد برچسب i (یعنی حالت حمل و نقل در زمینه مدل‌سازی انتخاب‌های حالت سفر) در یک گره است و N تعداد برچسب‌های منحصربه‌فرد است.

4. مجموعه داده ها، آموزش مدل و تست

4.1. آزمایش ها و مجموعه داده های جمع آوری شده

سه مجموعه داده شامل یک مجموعه داده برای تخمین مدل و دو مجموعه داده دیگر برای آزمایش‌های مدل، برای بررسی کامل عملکردهای پیش‌بینی مدل‌های پیشنهادی در سناریوهای مختلف انتخاب استفاده می‌شوند. مجموعه داده برآورد برای آموزش مدل‌های پیشنهادی با اعتبارسنجی متقابل استفاده می‌شود. در مجموعه داده تخمینی، داده‌ها به نمونه‌های آموزشی و نمونه‌های اعتبارسنجی از طریق فرآیند اعتبارسنجی متقابل 10 پوشه‌ای تقسیم می‌شوند. اگرچه اعتبار سنجی متقابل به طور تصادفی نمونه های آموزشی و اعتبار سنجی را انتخاب می کند، متغیرهای توضیحی (یعنی ویژگی ها) در نمونه های اعتبار سنجی عموماً در مقیاس ها یا محدوده هایی مشابه با نمونه های آموزشی هستند. بنابراین، عملکردهای پیش‌بینی‌کننده در اعتبارسنجی متقابل

بر اساس مجموعه داده‌های تخمینی، صرفاً توانایی مدل‌های آموزش‌دیده برای پیش‌بینی تصمیم‌گیری سفر در سناریوهای انتخابی را نشان می‌دهند که در آن ویژگی‌ها محدوده‌های مشابهی با نمونه‌های آموزشی دارند. به عبارت دیگر، تنها با استفاده از اعتبارسنجی متقاطع در مجموعه داده برآورد، قادر به آزمایش عملکرد پیش‌بینی مدل‌های آموزش‌دیده در پیش‌بینی تصمیم‌گیری در سناریوهای انتخاب با ویژگی‌های خارج از محدوده، یعنی برون‌یابی مدل‌های آموزش‌دیده نیست. با این وجود، همانطور که در بالا ذکر شد، یکی از ظرفیت‌های اساسی مورد نیاز برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر در سناریوهای انتخابی است که در مجموعه داده‌های برآورد وجود ندارد. این محدودیت ما را تشویق می‌کند تا از دو مجموعه داده آزمایشی دیگر برای بررسی بیشتر برون‌یابی روش‌های پیشنهادی استفاده کنیم. دو مجموعه داده آزمایشی شامل سناریوهای انتخابی است که در مجموعه داده تخمینی وجود ندارد و ویژگی‌هایی که خارج از محدوده مجموعه داده‌های برآورد هستند. تا آنجا که به ما مربوط می‌شود، هیچ ادبیاتی در زمینه مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر وجود ندارد که توانایی برون‌یابی مدل الگوریتم‌های ML را بررسی کند. الگوریتم های آموزش دیده ML بر اساس مجموعه داده های تخمینی برای آزمایش قدرت پیش بینی آنها در دو مجموعه داده آزمایشی استفاده می شود.

مجموعه داده تخمینی از یک نظرسنجی اولویت اعلام شده (SP) در مورد انتخاب حالت رفت و آمد در سال 2017، شانگهای چین بدست آمد. در سناریوهای انتخابی این نظرسنجی، چهار حالت رفت و آمد رایج (ماشین، مترو، پارک و سوار، مترو و اتوبوس) گنجانده شد و چهار متغیر کلیدی سطح خدمات شامل هزینه، زمان سفر، قابلیت اطمینان زمان سفر و درون شلوغی وسایل نقلیه در نظر گرفته شد. از پاسخ دهنده خواسته می شود که حالت حمل و نقل ترجیحی خود را در سناریوهای SP داده شده انتخاب کند (برای جزئیات بیشتر به پیوست مراجعه کنید). علاوه بر ویژگی‌های سطح خدمات شیوه‌های حمل‌ونقل، ویژگی‌های شخصی پاسخ‌دهندگان از جمله ویژگی‌های جمعیت شناختی (به عنوان مثال، جنسیت، سن، تحصیلات، شغل، درآمد، مالکیت خودرو) و زمینه‌های رفت‌وآمد (مانند حالت رایج و مسافت) جمع‌آوری شد. و همچنین به دلیل تأثیر آنها بر تصمیم گیری سفر

هجده سناریوی انتخاب مختلف با استفاده از روش های طراحی کارآمد طراحی شده است [37]. از یک پاسخگو خواسته شد تا شش سناریوی انتخاب SP را که به طور تصادفی از میان هجده سناریو انتخاب شده بودند، به پایان برساند. ویژگی ها و توضیحات در مورد سناریوها و بررسی های SP در پیوست خلاصه شده است. مجموعه داده دارای 2316 مشاهدات موثر از 386 پاسخ دهنده با پوشش گسترده ای از ویژگی های اجتماعی-اقتصادی است. شرح مفصل تر از نظرسنجی و پاسخ دهندگان جمع آوری شده در [37] موجود است. ویژگی های در نظر

گرفته شـده هر گزینه شـامل متغیرهای عددی و دسـته بندی می شـود. تعاریف و کدگذاری آنها برای تجزیه و تحلیل در جدول 4 نشـان داده شـده اسـت. برای متغیرهای سـطح خدمات جایگزین ها در یک سـناریوی انتخاب (به عنوان مثال، زمان سـفر، هزینه، ازدحام خودرو، و قابلیت اطمینان زمان سـفر)، رویکردهای پیشـنهادی شـرح داده شـده در بخش 3.3 برای انجام تبدیل ویژگی ها، که با هدف ادغام مکانیسـم های رفتاری مبتنی بر دانش انجام می شود، استفاده می شود. علاوه بر ویژگی‌های متغیرهای سطح خدمات، ما عوامل ذهنی مانند ویژگی‌های جمعیت شـناختی (به عنوان مثال، سـن و درآمد) و زمینه‌های سـفر را نیز در نظر می‌گیریم زیرا آنها نیز از عوامل تأثیرگذار مهم در تصـمیم‌گیری مسـافران هسـتند. به عنوان مثال، افراد مختلف تمایلات متفاوتی به حالت‌های حمل و نقل مختلف دارند (مثلاً افراد با درآمد بالا معمولاً خودروهای شـخصـی را بیشـتر ترجیح می‌دهند) و وزن‌های متفاوتی نسـبت به متغیرهای سـطح خدمات دارند (مثلاً افراد با درآمد بالا وزن کمتری نسـبت به هزینه نشـان می‌دهند). متفاوت از متغیرهای سـطح خدمات گزینه‌ها، عوامل ذهنی تصـمیم‌گیرنده برای همه گزینه‌ها در سناریوهای انتخاب یکسان است، زیرا همان تصمیم‌گیرنده همه گزینه‌ها را ارزیابی می‌کند. عوامل ذهنی به عنوان متغیرهای طبقه بندی شده با اشاره به گائو و همکاران در نظر گرفته می شوند. [37]. قوانین طبقه بندی دقیق برای عوامل ذهنی در جدول 4 توضیح داده شده است. برای متغیرهای طبقه بندی شده در جدول 4، رمزگذاری یک داغ برای تبدیل یک متغیر طبقه ای به ماتریسی از متغیرهای ساختگی برای مدیریت متغیرهای طبقه بندی در مدل جنگل تصادفی استفاده می شود.

اولین مجموعه داده آزمایشی یک مجموعه داده ترکیبی است که بر اساس مجموعه داده برآورد بالا ساخته شده اسـت. مجموعه داده ترکیبی برای آزمایش توانایی برون یابی مدل های آموزش دیده سـفارشـی شـده اسـت. برای دسـتیابی به هدف آزمایش برون یابی، ما به طور مصـنوعی یک گزینه نرکیب شـده برای هر سـناریوی انتخابی در مجموعه داده تخمین ایجاد می کنیم. جدول 5 نمونه ای از نحوه ایجاد مجموعه داده ترکیبی بر اسـاس مجموعه داده های برآورد بالا را نشان می دهد. محتویات با سایه ها یک سناریوی انتخاب واقعی در مجموعه داده تخمینی هسـتند. مشـاهده کردیم که پاسـخ‌دهنده خودرو را در سـناریوی انتخاب بر اسـاس ترجیحات ذهنی خود انتخاب کرد.

این نشان می دهد که خودرو در سناریوی انتخاب جدول 5 بیشترین سود ذهنی را برای پاسخ دهنده در مقایسه با سـایر گزینه ها داشـته اسـت. محتویات بدون سـایه سـناریوی انتخاب ترکیبی مرتبط هسـتند. سـناریوی ترکیبی مربوطه یک گزینه ترکیبی جدید اضـافه می‌کند که متغیرهای سـطح سـرویس 75 درصـد مقادیر گزینه انتخاب شده در سـناریوی انتخاب واقعی هسـتند. همانطور که در جدول 5 نشـان داده شـده اسـت، متغیرهای سـایر گزینه

ها بدون تغییر باقی می مانند. بنابراین، گزینه ترکیبی اضافه شده بسیار بهتر از جایگزین انتخاب شده در موقعیت انتخاب قبلی است. با توجه به اینکه مخاطب در سناریوی انتخاب واقعی خودرو را انتخاب کرده است، می توان نتیجه گرفت که همان پاسخ دهنده در صورت مواجهه با سناریوی انتخاب ترکیبی، گزینه ترکیبی را انتخاب می کند. با همان فرآیند، یک سناریوی انتخاب ترکیبی می تواند برای هر سناریوی انتخاب واقعی در مجموعه داده تخمینی ایجاد شود، که مجموعه داده سنتز را تشکیل می دهد. سناریوهای سنتز شامل ویژگی‌هایی هستند که خارج از محدوده سناریوهای انتخابی در مجموعه داده‌های برآورد (یعنی گزینه سنتز) هستند و برای بررسی برون‌یابی مدل‌های پیشنهادی استفاده می‌شوند. مدل‌های آموزش‌دیده بر اساس مجموعه داده‌های برآورد بیشتر برای پیش‌بینی تصمیم‌گیری سفر در سناریوهای انتخاب ترکیبی آزمایش می‌شوند.

مجموعه داده آزمایشی دوم از نظرسنجی SP دیگری در مورد رفتار انتخاب حالت برای رفت و آمد است که در سال 2019 و همچنین در شانگهای چین جمع آوری شد. سناریوهای انتخاب در نظرسنجی فرض می‌کردند که شرکت پاسخ‌دهنده محل کار را به مکان جدیدی تغییر داده است و چندین حالت حمل‌ونقل در دسترس برای رفت و آمد به محل کار جدید وجود دارد. پاسخ دهندگان انتخاب کردند که از کدام حالت حمل و نقل در سناریوهای SP داده شده استفاده کنند (برای جزئیات به پیوست مراجعه کنید). گزینه های ممکن شامل ماشین، مترو، اتوبوس و تاکسی است. متغیرهای سطح خدمات در نظر گرفته شده شامل هزینه سفر، زمان سفر و ازدحام داخل وسیله نقلیه است.

همان ویژگی‌های شخصی موجود در مجموعه داده‌های برآورد نیز در نظرسنجی جمع‌آوری شد. لازم به ذکر است که برخلاف سناریوهای موجود در مجموعه داده تخمینی، مجموعه داده آزمایشی دوم ویژگی «قابلیت اطمینان زمان سفر» را در سناریوها شامل نمی‌شود، بنابراین ویژگی قابلیت اطمینان زمان سفر به صورت مقادیر پیش‌فرض تنظیم می‌شود (یعنی ، 0) در مجموعه داده آزمایشی دوم. سی و شش سناریو مختلف انتخاب SP برای این نظرسنجی طراحی شد [38]. یک پاسخ دهنده پنج سناریو را به طور تصادفی از این سناریوها انتخاب کرد. ویژگی ها و محدوده آنها در سناریوهای SP در جدول .2A پیوست توضیح داده شده است. جزئیات بیشتر در مورد طراحی نظرسنجی و جمع آوری داده ها در [38] موجود است. مجموعه داده شامل 2405 سناریو انتخاب از 481 پاسخ دهنده معتبر با پوشش جمعیتی گسترده است [38]. سناریوهای انتخاب در مجموعه داده آزمون دوم با مجموعه داده تخمینی از نظر مقادیر ویژگی متفاوت است و بنابراین می‌تواند برای آزمایش برون‌یابی مدل‌های پیشنهادی استفاده شود. با این حال، دامنه ویژگی‌های گزینه‌های جایگزین در مجموعه داده

آزمایشی دوم در مقایسه با ویژگی‌های موجود در مجموعه داده‌های تخمین بسیار متمایز نیست (توضیحات بیشتر را در ضمیمه ببینید).

4.2. تنظیم، آموزش و تست مدل

سه فراپارامتر اصلی در RF بر عملکرد آن تأثیر می‌گذارند: تعداد درخت‌های تصمیم، حداکثر عمق هر درخت، و حداکثر تعداد ویژگی‌ها برای هر گره تقسیم‌کننده.

تعداد درختان باید به طور مناسب انتخاب شود تا پیچیدگی مدل و هزینه محاسبات را متعادل کند.

ساختار درختی عمیق‌تر و ویژگی‌های بیشتر در هر گره تقسیم‌کننده پیش‌بینی می‌شود که ناخالصی زیرمنطقه‌های تقسیم‌بندی شده را بهبود بخشد، اما منجر به مشکلات بیش از حد برازش می‌شود [34،4].

بنابراین، سه فراپارامتر باید تنظیم شوند. ما از چندین معیار عملکرد برای اندازه‌گیری کمی عملکردهای پیش‌بینی مدل‌ها از جمله دقت، دقت، یادآوری و امتیاز F1 استفاده می‌کنیم که معادلات آنها در معادله نشان داده شده‌اند. (6).

یک ماتریس سردرگمی نشان داده شده در شکل 2، تعاریف نمادهای استفاده شده در معادله را نشان می دهد. (6). منظور از مثبت های واقعی (TP)، منفی های واقعی (TN)، مثبت های کاذب (FP) و منفی های کاذب (FN) به Stehman [40] اشاره دارد.

امتیاز منحنی ناحیه زیر گیرنده عامل مشخصه (AUROC) نیز برای اندازه گیری عملکرد یک مدل طبقه بندی در آستانه های طبقه بندی مختلف استفاده می شود.

برای تنظیم مدل‌ها، ابتدا شماره درخت را از طریق اعتبارسنجی متقابل 10 پوشه بر اساس مجموعه داده تخمینی آزمایش می‌کنیم. نتیجه نشان می دهد که تعداد درختان بیش از 200 به بهبودهای اضافی در عملکرد منجر نمی شود، اما به طور قابل توجهی زمان محاسبه را افزایش می دهد. بنابراین، اندازه جنگل را 200 تنظیم می کنیم.

پس از تأیید اندازه جنگل، عمق درخت و حداکثر تعداد ویژگی‌ها را در یک گره تقسیم می‌کنیم. مقدار پیشنهادی برای تعداد ویژگی‌ها در هر حالت تقسیم \log_2{p} است که p تعداد ویژگی‌های استفاده شده است. ما حداکثر تعداد ویژگی‌ها را در یک گره تقسیم‌کننده از 1 تا 33 با افزایش 1 و حداکثر عمق یک درخت از 1 تا 100 با افزایش 2 با اعتبارسنجی متقاطع بر اساس مجموعه داده‌های تخمینی آزمایش کردیم.

عملکرد با امتیاز AUROC اندازه‌گیری می‌شود و نتایج تجربی در شکل 3 نشان داده شده‌اند. مشخص می‌شود که ترکیب 10 ویژگی حداکثر در یک گره شکاف با حداکثر عمق 10 برای هر درخت، بهترین عملکرد را نشان می‌دهد.

ما همچنین ابرپارامترها را با استفاده از سایر معیارهای عملکرد تنظیم کردیم و نتایج مشابهی را نشان دادیم. بنابراین، ما فراپارامترهای فوق را در پیاده سازی های خود حل و فصل کردیم.

علاوه بر این، شایان ذکر است که کلاس متغیرهای وابسته (یعنی Cij) نامتعادل است زیرا یک سناریوی انتخاب در مجموعه داده تخمین دارای چهار گزینه است و تنها یکی از آنها توسط تصمیم گیرنده در سناریوی انتخاب انتخاب می شود. بنابراین ما از یک RF متعادل برای کنترل عدم تعادل با ترکیب وزن‌های کلاس استفاده می‌کنیم. وزن یک کلاس با فرکانس‌های کلاس در داده‌های ورودی نسبت معکوس دارد، که طبقه‌بندی اشتباه کلاس اقلیت را سخت‌تر می‌کند [41]. میانگین عملکرد یک مدل در نمونه های اعتبارسنجی برای اندازه گیری عملکرد پیش بینی آن استفاده می شود. لازم به ذکر است که مجموعه داده در اعتبار سنجی متقاطع بر اساس سناریوهای انتخاب تقسیم بندی می شود تا گزینه های جایگزین. یک سناریوی انتخاب در جدول 2 به عنوان یک نقطه نمونه در فرآیند تقسیم تصادفی اعتبارسنجی متقابل در نظر گرفته شده است.

$$\text{Accuracy}=(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)$$

$$\text{Precision}=TP/(TP+FP) \quad (6)$$

$$\text{Recall}=TP/(TP+FN)$$

$$F1-\text{score}=2\cdot(\text{Recall}\cdot\text{Precision})/(\text{Recall}+\text{Precision})$$

بر اساس چارچوب پیشنهادی، شش مدل مختلف برای مقایسه کامل عملکرد آنها در پیش‌بینی تصمیم‌گیری سفر در سناریوهای انتخاب مختلف با تمرکز بر برون‌یابی مدل‌ها، توسعه و بررسی می‌شوند. ما از دو مجموعه داده آزمایشی دیگر که متفاوت از مجموعه داده های تخمینی هستند برای بررسی برون یابی مدل ها در پیش بینی سناریوهای انتخابی استفاده می کنیم که در مجموعه داده برآورد وجود ندارند و ویژگی هایی فراتر از محدوده ویژگی در مجموعه داده برآورد دارند.

• RF-TOPSIS: این مدل چارچوب پیشـــنهادی را اعمال می کند و از رویکرد مبتنی بر TOPSIS برای ادغام تئوری های تصمیم گیری مبتنی بر دانش استفاده می کند.

• RF-RMT1 و RF-RMT2: دو مدل از چارچوب پیشـنهادی اسـتفاده می کنند و از RMT برای در نظر گرفتن مکانیسـم های رفتاری بهره می برند. با این حال، همانطور که در معادله نشـان داده شـده اسـت، تفاوت هایی در تبدیل ویژگی ها دارند. (2) و (3)

• RF-UMT: این مدل بر اسـاس چارچوب پیشـنهادی بنا شـده اسـت و از UMT برای ادغام مکانیسـم های رفتاری در الگوریتم های طبقه بندی ML استفاده می کند.

• RF-UMT-RMT2: این مدل ترکیبی از RF-UMT و RF-RMT2 است. در این مدل، یک ویژگی یک گزینه توسـط معادله پردازش می‌شـود. (3) و (4) برای به دسـت آوردن دو ویژگی مشـتق، که هر دو در الگوریتم های ML استفاده می شوند. این ایده از این تصور سرچشمه می‌گیرد که قوانین تصمیم‌گیری زیربنای رفتار افراد ممکن اسـت به حداکثر رسـاندن مطلوبیت یا به حداقل رسـاندن پشـیمانی نباشـد، بلکه ترکیبی از حداکثرسـازی مطلوبیت و به حداقل رسـاندن پشـیمانی باشـد [42]. بنابراین، این مشـخصـات مدل برای آزمایش عملکرد در مقایسه با استفاده صرفاً UMT یا RMT استفاده می شود.

• RF: این مدل از روش موجود در ادبیات موجود پیروی می کند (به عنوان مثال، [4،6]) و مسـتقیماً از ویژگی های گزینه در مدل بدون در نظر گرفتن مکانیسم های رفتاری استفاده می کند. این مدل به عنوان معیار مقایسه در نظر گرفته می شود.

5. نتایج و بحث

این بخش نتایج دقت پیش‌بینی مدل‌های پیشـــنهادی را ارائه می‌کند. به ویژه، ما مدل‌های مبتنی بر رویکرد پیشـنهادی از این مطالعه و روش موجود در ادبیات را که مسـتقیماً RF را برای مدل‌سـازی تصـمیم‌گیری سـفر اعمال می‌کند، مقایســـه می‌کنیم. در تجزیه و تحلیل، دقت پیش‌بینی در مجموعه داده‌های برآورد و در دو مجموعه داده آزمایشـــی به طور جداگانه مورد بحث قرار می‌گیرد. نتایج حاصـــل از مجموعه داده تخمین نشـــان دهنده توانایی مدل‌ها برای پیش‌بینی تصـــمیم‌گیری ســـفر در ســـناریوهای انتخابی اســـت که در آن گزینه‌ها ویژگی‌های مشـابهی با نمونه‌های آموزشـی دارند. نتایج دو مجموعه داده آزمایشـی برای آزمایش برون یابی مدل های پیشـنهادی در سـناریوهای انتخابی که در مجموعه داده برآورد وجود ندارند و دارای ویژگی های برون یابی هستند، سفارشی می شوند.

5.1. عملکردهای پیش بینی در مجموعه داده های برآورد

نتایج عملکردهای پیش‌بینی در مجموعه داده‌های برآورد در شکل 4 نشان داده شده است.

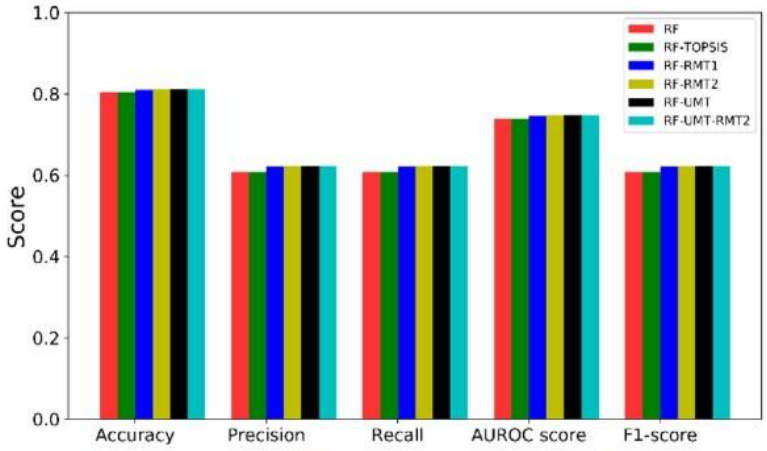


Fig. 4. Predictive performances in the estimation dataset.

میانگین دقت پیش‌بینیaccuracy ، دقت precisionو نمرات یادآوریrecall scores مدل‌های پیشنهادی شامل RF-RMT1، RF-RMT2، RF-UMT و RF-UMT-RMT2 در اعتبارسنجی متقاطع 10 پوشه‌ای به ترتیب حدود 0.8، 0.6 و 0.6 است. امتیاز دقت نشان می‌دهد که مدل‌ها می‌توانند به درستی گزینه را برای انتخاب یا انتخاب نشدن در یک سناریوی انتخاب خاص با احتمال حدود 80٪ پیش‌بینی کنند. با این حال، در یک سناریوی انتخاب، بیش از یک گزینه قبلی (یعنی گزینه‌های انتخاب نشده) وجود دارد. به طور کلی، مدل‌سازان رفتار سفر بیشتر به احتمال پیش‌بینی صحیح گزینه انتخابی در سناریوی انتخابی اهمیت می‌دهند تا گزینه‌های انتخاب نشده. احتمال پیش‌بینی صحیح گزینه انتخاب شده در سناریوی انتخاب با دقت precisionو امتیازات یادآوری recall scoresمنعکس می‌شود. دقتprecision و نمرات یادآوری recall scores یک مدل یکسان است زیرا چارچوب پیشنهادی تنها اجازه می دهد تا یک گزینه در سناریوی انتخاب توسط تصمیم گیرنده انتخاب شود. اگر گزینه انتخاب شده در یک سناریوی انتخاب به درستی توسط مدل پیش‌بینی نشود، منجر به افزایش یک واحدی مقادیر هر دو مثبت کاذب و منفی کاذب به طور همزمان خواهد شد. بنابراین، مقادیر مثبت کاذب و منفی کاذب در تمام سناریوهای انتخاب برای یک مدل یکسان است، که منجر به دقتprecision و امتیازهای یادآوریrecall scores یکسان مطابق با معادله می‌شود. (6). نمرات یادآوریrecall scores مدل‌ها نشان می‌دهد که آنها می‌توانند گزینه انتخابی را در سناریوی انتخابی با احتمال حدود 60 درصد به طور متوسط پیش‌بینی کنند، که در زمینه مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر به دلیل

واریانس‌های رفتاری بزرگ بسیار خوب است. امتیاز AUROC مدل های پیشنهادی بیش از 0.7 است که نشان می دهد مدل ها عملکرد بسیار خوبی دارند [43].

هنگام مقایسه مدل‌های مبتنی بر چارچوب پیشنهادی ما با روش موجود در ادبیات (به عنوان مثال، RF)، عملکرد پیش‌بینی‌کننده رویکردهای پیشنهادی در مجموعه داده‌های تخمینی از نظر دقت، دقت، یادآوری و امتیازات AUROC مشابه RF است.

همانطور که در شکل 4 نشان داده شده است، RF-RMT1، RF-RMT2، RF-UMT، و RF-UMT-RMT2 فقط عملکردهای پیش‌بینی‌کننده کمی بالاتری ارائه می‌کنند.

به نظر می‌رسد که چارچوب پیشنهادی ادغام نظریه‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش در RF، برخلاف RF، قدرت پیش‌بینی قابل‌توجهی بهتری را در مجموعه داده‌های برآورد ارائه نمی‌کند. با این حال، اینها منطقی و حتی تا حدی قابل انتظار است.

دلایل اساسی سناریوهای انتخاب در مجموعه داده های برآورد و ساختار RF هستند. هجده سناریو انتخاب مختلف در داده های برآورد وجود دارد. در مجموعه داده برآورد، سناریوهای انتخاب در نمونه‌های آموزشی انتخاب شده توسط فرآیند اعتبارسنجی متقابل، اکثر سناریوهای انتخابی در نمونه اعتبارسنجی را پوشش می‌دهند.

بنابراین، یک RF با اندازه 200 درخت، حداکثر 10 ویژگی در یک گره شکاف، و حداکثر عمق 10، می تواند به طور کامل تصمیم گیری سفر را در تمام سناریوهای انتخاب ممکن به روشی نزدیک به شمارش مطابقت دهد و بنابراین پیش بینی می شود که انجام شود. در پیش‌بینی سناریوهای انتخاب مشابه در نمونه اعتبارسنجی بسیار خوب است. بنابراین، استفاده مستقیم از RF برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر به روشی صرفاً مبتنی بر داده‌ها بدون در نظر گرفتن مکانیسم‌های رفتاری، همچنان قادر به پیش‌بینی انتخاب‌ها در نمونه‌های اعتبارسنجی است. در چنین مواردی، چارچوب پیشنهادی در این مطالعه مزیت قابل‌توجهی در قدرت پیش‌بینی در مقایسه با RF ارائه نمی‌کند. با این حال، همانطور که ذکر شد، نادیده گرفتن مکانیسم‌های رفتاری زیربنای رفتار انتخاب مشاهده‌شده منجر به کمبود مدل برای پیش‌بینی سناریوهای انتخابی خارج از محدوده در نمونه‌های آموزشی، یعنی مسائل برون یابی مدل می‌شود. انتظار می رود چارچوب پیشنهادی برتری خود را در برون یابی به دست

آمده از ادغام اصول تصمیم گیری مبتنی بر دانش نشان دهد. اینها ما را تشویق می کنند تا قدرت پیش بینی شش مدل در مجموعه داده های آزمایشی را بیشتر بررسی کنیم.

5.2. عملکرد پیش بینی در پیش بینی سناریوهای انتخاب برون یابی

5.2.1. عملکرد در اولین مجموعه داده آزمایشی

عملکرد پیش‌بینی‌کننده شش مدل در اولین مجموعه داده آزمایشی در جدول 6 خلاصه شده و در شکل 5 نشان داده شده است. در مجموعه داده‌های آزمایشی اول، هر سناریوی انتخابی دارای یک گزینه ترکیبی جدید است که دارای ویژگی‌های خارج از محدوده است در مقایسه با نمونه های آموزشی کاربرد مستقیم RF فقط دارای امتیاز دقت 0.2174 است، به این معنی که RF تنها می تواند گزینه انتخاب شده را در سناریوی انتخابی به درستی با احتمال 21.74٪ پیش بینی کند. با توجه به اینکه پنج گزینه در هر سناریوی انتخابی از مجموعه داده آزمایشی اول وجود دارد، یک پیش‌بینی تصادفی می‌تواند احتمال پیش‌بینی درستی در حدود 20٪ ارائه دهد. این نشان می‌دهد که کاربرد مستقیم RF عملکرد وحشتناکی را در پیش‌بینی سناریوهای انتخابی که خارج از محدوده نمونه‌های آموزشی هستند، ارائه می‌دهد. امتیاز AUROC RF 0.5108 است که نزدیک به 0.5 است و نشان می دهد که RF تقریباً هیچ ظرفیت تمایزی برای پیش بینی گزینه انتخاب شده در سناریوهای انتخاب مجموعه داده آزمایش ترکیبی ندارد.

Table 6
Predictive performances in two test datasets.

Models	Datasets	Accuracy	Precision	Recall	AUROC score	F1-score
RF	First test dataset	0.6869	0.2174	0.2174	0.5108	0.2174
RF-TOPSIS		0.8483	0.6208	0.6208	0.7630	0.6208
RF-RMT1		0.9014	0.7537	0.7537	0.8460	0.7537
RF-RMT2		0.9260	0.8151	0.8151	0.8844	0.8151
RF-UMT-RMT2		0.9110	0.7776	0.7776	0.8610	0.7776
RF-UMT		0.8257	0.5643	0.5643	0.7277	0.5643

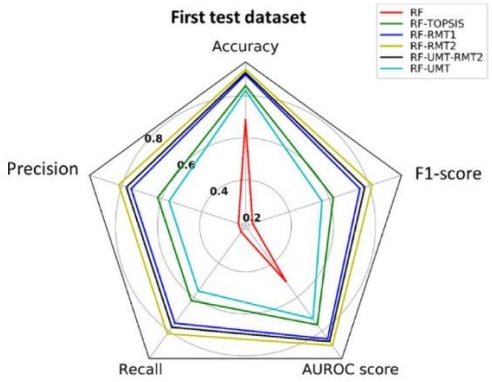


Fig. 5. The predictive performances in the first test dataset.

در مقابل، مدل‌های مبتنی بر چارچوب پیشنهادی از این مطالعه، همگی عملکردهای پیش‌بینی بسیار بهتری را در مجموعه داده آزمایشی اول در مقایسه با RF ارائه می‌کنند، همانطور که در شکل 5 نشان داده شده است.

RF-TOPSIS دقت پیش‌بینی و دقت RF را به ترتیب از 0.6869 تا 0.8483 و از 0.2174 تا 0.6208 بهبود می‌بخشد. امتیاز دقت 0.6208 به این معنی است که RF-TOPSIS می تواند جایگزین انتخابی را در سناریوهای انتخابی با احتمال 62 درصد به درستی پیش بینی کند. در مورد رویکردهای مبتنی بر RMT، RF-RMT1 و RF-RMT2 هر دو توانایی پیش‌بینی بهتری نسبت به RF-TOPSIS دارند. RF-RMT2 بهترین توانایی پیش بینی را در بین شش مدل ارائه می دهد. RF-RMT2 دارای امتیاز دقت 0.9260 و امتیاز دقت 0.8151 است که نشان می دهد RF-RMT2 می تواند پیش بینی های صحیحی از گزینه انتخاب شده در تمام سناریوهای انتخابی مجموعه داده آزمایشی اول با احتمال 81.51٪ انجام دهد.

دقت پیش بینی RF-RMT2 دقت RF را از 21.74٪ به 81.51٪ با 274.79٪ بهبود می بخشد که بسیار قابل توجه است.

مدل مبتنی بر UMT RF-UMT نیز در مقایسه با RF نیز پیش‌بینی‌های بهتری ارائه می‌دهد، اما نسبت به مدل‌های مبتنی بر RMT و RF-TOPSIS پایین‌تر است. امتیاز دقت 0.8257 RF-UMT و امتیاز دقت 0.5643 است که امتیاز دقت RF را تا 159.56 درصد ارتقا می دهد. مدل RF-UMT-RMT2 با امتیاز دقت 0.911 و امتیاز دقت 0.7776 دارای دومین عملکرد پیشگویانه برتر است.

نتایج فوق نشان می‌دهد که کاربرد مستقیم RF بدون در نظر گرفتن مکانیسم‌های رفتاری پنهان انتخاب‌های تصمیم‌گیرندگان، توانایی برون‌یابی بسیار ضعیفی برای پیش‌بینی سناریوهای انتخاب با ویژگی‌هایی دارد که خارج از محدوده نمونه‌های آموزشی هستند. نتایج یک مفهوم مهم برای ادبیات مربوطه ارائه می دهد که فقط عملکردهای پیش بینی را بر اساس یک مجموعه داده برآورد و اعتبار متقابل آزمایش می کند. به طور کلی در ادبیات مربوطه گزارش شده است که الگوریتم‌های مجموعه‌ای مبتنی بر درخت مانند RF دقت پیش‌بینی بسیار بهتری را در مقایسه با مدل‌های مرسوم مانند مدل لوجیت چند اسمی (به عنوان مثال [4،6،8،10]) ارائه می‌کنند. با این حال، همیشه باید در نظر داشت که به اصطلاح دقت پیش‌بینی به عملکردهای پیش‌بینی‌کننده در نمونه‌های اعتبارسنجی از فرآیند اعتبارسنجی متقاطع اشاره دارد که سناریوهای انتخاب مشابهی با نمونه‌های آموزشی از نظر مقادیر ویژگی دارند. از طریق استنتاج نظری، RF که مکانیسم‌های رفتاری را نادیده می‌گیرد، نمی‌تواند تصمیم‌گیری در سفر را در سناریوهای انتخاب با ویژگی‌های خارج از محدوده به درستی پیش‌بینی

کند. نتایج تجربی ما این استنتاج را تایید می کند. کاربرد مستقیم RF در واقع در پیش بینی سناریوهای انتخاب خارج از محدوده ناقص است.

دلایل اساسی کمبود اساسی برونیابی الگوریتم‌های ML مانند مدل‌های مجموعه مبتنی بر درخت و نادیده گرفتن مکانیسم‌های رفتاری در تأسیسات مدل است. کاربرد دلخواه الگوریتم‌های ML مبتنی بر داده‌ها ممکن است در سناریوهای انتخابی که ویژگی‌های مشابهی با نمونه‌های آموزشی دارند، عملکرد قابل قبولی داشته باشد، اما اساساً در توانایی برون‌یابی کمبود دارند. در مقابل، مدل‌های مبتنی بر چارچوب پیشنهادی ما توانایی پیش‌بینی بسیار بالاتری را در مقایسه با RF ارائه می‌کنند. دلیلش سرراست است.

با ادغام نظریه‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش، چارچوب پیشنهادی مکانیسم‌های رفتاری در پس تصمیم‌گیری سفر را منعکس می‌کند که منجر به برون‌یابی قوی‌تر برای پیش‌بینی سناریوهای انتخاب فراتر از نمونه‌های آموزشی می‌شود.

5.2.2. عملکرد در مجموعه داده آزمایشی دوم

ما همچنین از مجموعه آزمایشی دیگری که در آزمایش‌های واقعی جمع‌آوری شده است برای بررسی عملکرد مدل‌های مختلف استفاده می‌کنیم. عملکرد پیش‌بینی شش مدل در مجموعه داده آزمایشی دوم در جدول 7 و شکل 6 نشان داده شده است.

Table 7
Predictive performances in the second test dataset.

Models	Datasets	Accuracy	Precision	Recall	AUROC score	F1-score
RF		0.6471	0.4706	0.4706	0.6030	0.4706
RF-TOPSIS		0.6598	0.4898	0.4898	0.6173	0.4898
RF-RMT1	Second test dataset	0.6693	0.5039	0.5039	0.6279	0.5039
RF-RMT2		0.7036	0.5555	0.5555	0.6666	0.5555
RF-UMT-RMT2		0.7158	0.5738	0.5738	0.6803	0.5738
RF-UMT		0.7078	0.5617	0.5617	0.6713	0.5617

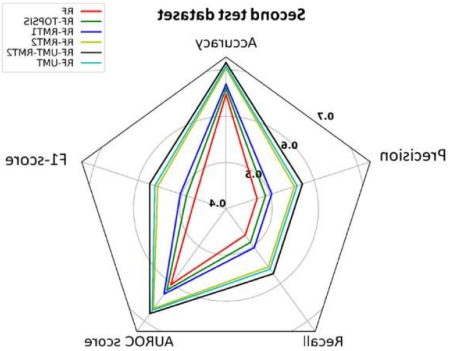


Fig. 6. Comparisons among the predictive performances in the synthesis test dataset.

مجموعه داده RF-TOPSIS و RF-RMT1 عملکرد پیش‌بینی کمی بهتری نسبت به RF ارائه می‌کنند، اما تفاوت‌های قابل توجهی ندارند. با این حال، RF-RMT2، RF-UMT، و RF-UMT-RMT2 در مقایسه با RF مزایای بیشتری در عملکردهای پیش بینی کننده دارند، همانطور که در شکل 6 نشان داده شده است. RF-UMT-RMT2 بهترین عملکرد را در بین سه مدل دارد و دارای امتیاز دقت 0.5738 است که ٪21.9 بزرگتر از امتیاز دقت RF (0.4706) است. RF-RMT2 و RF-UMT امتیاز دقت را به ترتیب ٪19.3 (از 0.4706 به 0.5617) و ٪17.9 (از 0.4706 تا 0.5555) در مقایسه با RF بهبود می بخشند. امتیازات AUROC RF-RMT2، RF-UMT، و RF-UMT-RMT2 مقادیر قابل توجهی بزرگتر را در مقایسه با RF نشان می دهد. همه اینها نشان می دهد که RMT2، RF-UMT، و RF-UMT-RMT2 توانایی های پیش بینی بسیار بهتری در سناریوهای انتخاب مجموعه داده آزمایشی دوم در مقایسه با RF دارند. بهترین مدل RF-UMT-RMT2 دارای احتمال 57.38 درصد برای پیش‌بینی صحیح جایگزین انتخابی در سناریوهای انتخاب مجموعه داده آزمایشی دوم و دارای امتیاز AUROC 0.6713 است که نشان می‌دهد طبقه‌بندی قابل قبولی برای تعیین جایگزین انتخابی در انواع مختلف است. سناریوهای انتخاب

مدل‌های مبتنی بر چارچوب پیشنهادی عملکردهای پیش‌بینی بهتری را در مجموعه داده آزمایشی دوم در مقایسه با RF ارائه می‌کنند، اما به اندازه مجموعه داده‌های آزمایشی اول برتر نیستند.

دلیل بالقوه این است که دامنه ویژگی‌های گزینه‌های موجود در مجموعه داده آزمایشی دوم بسیار متمایز از نمونه‌های آموزشی نیست (جزئیات را در ضمیمه ببینید). از این رو، RF که با انتخاب‌های سفر به روشی صرفاً مبتنی بر داده مطابقت دارد، نسبت به چارچوب پیشنهادی در این مطالعه فرودستی آشکاری نشان نمی‌دهد. به طور خاص تر، در مقایسه با سناریوهای انتخاب در نمونه های آموزشی، سناریوهای انتخاب برون یابی شده زیادی در مجموعه داده آزمون دوم وجود ندارد. با این وجود، RMT2، RF-UMT و RF-UMT-RMT2 هنوز مزایای قابل توجهی در پیش‌بینی رفتار انتخاب در مجموعه داده آزمون دوم نشان می‌دهند، که اثرات مثبت ادغام نظریه‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش را در بهبود توانایی پیش‌بینی و برون‌یابی نشان می‌دهد. .

6. سخنان پایانی

رواج یادگیری ماشینی محققان را جذب کرده است تا از آنها برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری در سفر با توجه به مزایای آنها در در نظر گرفتن روابط پیچیده مانند اثرات و تعاملات غیرخطی استفاده کنند. با این حال، الگوریتم‌های طبقه‌بندی یادگیری ماشینی که با تصمیم‌گیری در سفر به شیوه‌ای صرفاً مبتنی بر داده مطابقت

دارند، مکانیسم‌های رفتاری زیربنای انتخاب‌های مسافران را نادیده می‌گیرند. چنین مدل‌هایی قادر به پیش‌بینی تصمیم‌گیری در سناریوهای انتخابی که دارای ویژگی‌های خارج از محدوده نمونه‌های آموزشی، یعنی مسئله برون یابی هستند، نیستند. با این حال، توانایی برون یابی در زمینه های مدل سازی تصمیم گیری سفر بسیار مهم است.

در این مطالعه، ما یک رویکرد مبتنی بر برون یابی را برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر با ادغام نظریه‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش در الگوریتم‌های گروهی ML پیشنهاد کردیم، که طبق بهترین دانش ما، اولین کار ارائه چنین روشی برای مدل‌سازی تصمیم سفر است. ساخت.

رویکرد پیشنهادی از الگوریتم‌های ML مجموعه مبتنی بر درخت برای پرداختن به روابط پیچیده و غیرخطی بین متغیر وابسته و متغیرهای توضیحی، و همچنین تعاملات پیچیده بین متغیرهای توضیحی استفاده می‌کند.

همزمان، این رویکرد تئوری‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر دانش شناخته‌شده را از علوم رفتاری ادغام می‌کند تا مکانیسم‌های رفتاری زیربنای تصمیم‌گیری سفر برای افزایش توانایی برون‌یابی مدل را به طور کامل در نظر بگیرد.

به این ترتیب، این رویکرد می‌تواند مکانیسم‌های رفتاری را منعکس کند که تصمیم‌گیرندگان با ایجاد معاوضه بین گزینه‌ها به جای بسته به ویژگی‌های یک جایگزین در یک سناریوی انتخاب خاص، گزینه بهینه ذهنی را انتخاب می‌کنند.

عملکردهای پیش‌بینی‌کننده رویکرد پیشنهادی با روش موجود از طریق سه مجموعه داده مختلف شامل یک مجموعه داده برآورد و دو مجموعه داده آزمایشی مقایسه می‌شوند. مجموعه داده برآورد برای آموزش مدل‌ها با اعتبارسنجی متقابل و آزمایش عملکرد پیش‌بینی مدل‌ها در پیش‌بینی تصمیم‌گیری در سناریوهای انتخاب در محدوده مشابهی از نمونه‌های آموزشی استفاده می‌شود.

مهمتر از آن، ما تمرکز ویژه ای بر توانایی پیش بینی مدل ها در سناریوهای انتخاب با ویژگی هایی خارج از محدوده نمونه های آموزشی، یعنی توانایی برون یابی داریم.

اینها به سختی در ادبیات مربوطه بررسی شده اند. دو مجموعه داده آزمایشی به ویژه برای آزمایش توانایی برون یابی مدل های مختلف استفاده می شود.

نتایج نشان می‌دهد که هر دو مدل پیشنهادی و روش موجود در ادبیات (یعنی کاربرد مستقیم RF) هر دو می‌توانند عملکردهای پیش‌بینی‌کننده بسیار خوبی را در سناریوهای انتخابی که محدوده ویژگی‌های مشابه با نمونه‌های آموزشی دارند، ارائه دهند.

با این حال، RF عملکردهای پیش‌بینی بسیار بدی دارد، که نزدیک به یک پیش‌بینی تصادفی است، در مجموعه داده‌های آزمایشی اول با سناریوهای انتخابی که دارای ویژگی‌های خارج از محدوده در مقایسه با نمونه‌های آموزشی هستند.

نتایج تجربی توانایی برونیابی ناقص استفاده مستقیم از الگوریتم‌های مجموعه مبتنی بر درخت را در مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر نشان می‌دهد. در مقابل، رویکرد پیشنهادی در مقایسه با کاربرد مستقیم RF در سناریوهای انتخابی که دارای ویژگی‌های خارج از محدوده هستند، یعنی توانایی برون یابی بسیار قوی‌تر، عملکردهای پیش‌بینی‌کننده قابل‌توجهی را ارائه می‌کند.

در مجموعه داده آزمایشی اول، مدل مبتنی بر رویکرد پیشنهادی ما (یعنی RF-RMT2) می‌تواند امتیاز دقت را به 81.51٪ افزایش دهد که 274.93٪ بزرگتر از RF است. در مجموعه آزمایشی دیگری، مدل مبتنی بر رویکرد پیشنهادی ما (یعنی RF-UMT-RMT2) می‌تواند امتیاز دقت را تا 21.9٪ در مقایسه با کاربرد مستقیم RF نیز بهبود بخشد. اینها برتری رویکرد پیشنهادی را از نظر برون یابی مدل برای مدل سازی تصمیم گیری سفر تایید می کنند.

اگرچه مطالعه حاضر رویکرد جدیدی را برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری سفر برای حمایت از بهینه‌سازی سیستم حمل‌ونقل پیشنهاد می‌کند، برخی محدودیت‌ها و کارهای آینده وجود دارد که می‌تواند در کارهای آینده مورد توجه قرار گیرد.

تلاش در هر دو جنبه نظری و عملی برای بهبود مدل‌سازی دقیق تصمیم‌گیری سفر بر اساس تکنیک‌های یادگیری ماشین مورد نیاز است. روش‌های یادگیری ماشین اساساً برای اولویت‌بندی پیش‌بینی به جای تحلیل رفتاری طراحی شده‌اند.

بنابراین، توسعه روش‌هایی برای استخراج بینش‌های رفتاری بیشتر از نتایج الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مانند کشش‌های تمایل به پرداخت و تقاضا برای تحلیل عملی ضروری است. در واقع، یکی از مزیت های RF به دست آوردن اهمیت ویژگی بعد از تمرین است. به دلیل محدودیت های متنی، نتایج در مقاله حاضر ارائه و بحث نشده است.

با این حال، دریافت تفسیرهای رفتاری بر اساس نتایج جالب است. علاوه بر این، استفاده از چارچوب پیشنهادی برای مدل‌سازی تجربی رفتار انتخاب در زمینه‌های دیگر مانند انتخاب مسیر، انتخاب‌های زمان عزیمت و سایر موقعیت‌های تصمیم‌گیری فراتر از انتخاب‌های سفر جالب است. بررسی مجدد عملکرد رویکرد پیشنهادی بر اساس مجموعه داده‌های کافی و متنوع‌تر نیز ضروری است.

بیانیه مشارکت نویسنده CRediT

Kun Gao: مفهوم سازی، جمع آوری داده ها، روش شناسی، تجزیه و تحلیل رسمی، نوشتن - پیش نویس اصلی.

ییننگ یانگ: مفهوم سازی، روش شناسی، نوشتن - بررسی و ویرایش.

تیانشو ژانگ: جمع آوری داده ها، روش شناسی، تجزیه و تحلیل رسمی.

Aoyong Li: بازبینی نسخه خطی، نوشتن، پیشنهادات.

Xiaobo Qu: مفهوم‌سازی، روش‌شناسی، اعتبارسنجی، منابع، نظارت، نوشتن - بررسی و ویرایش.

اعلامیه منافع رقابتی

نویسندگان اعلام می کنند که هیچ منافع مالی رقیب یا روابط شخصی شناخته شده ای ندارند که به نظر می رسد بر کار گزارش شده در این مقاله تأثیر بگذارد.

تصدیق

این پروژه توسط پروژه JPI اتحادیه اروپا SMUrTS حمایت مالی می شود.

ضمیمه

ویژگی های مورد استفاده و سطوح آنها برای طراحی سناریوی اولویت اعلام شده (SP) در مجموعه داده برآورد در جدول A.1 فهرست شده است.

یک روش طراحی کارآمد برای تولید محتویات آماری سناریوها استفاده شد [37]. طراحی محتوای آماری به تعیین ویژگی‌های جایگزین در یک سناریوی SP از طریق روش‌های خاص مانند طراحی متعامد یا رویکردهای کارآمد اشاره دارد [44]. روش طراحی کارآمد، ابزارهای جایگزین های مختلف را متعادل می کند تا از تسلط بر گزینه ها در سناریوهای ارجاع به رز و همکاران جلوگیری کند. [44].

به عنوان مثال، در سناریوی انتخاب باید از این نکته صرف نظر کرد که ویژگی های یک جایگزین بهتر از سایرین است.

از گزینه غالب در یک سناریو باید اجتناب شود زیرا نمی تواند منعکس کننده مبادلات بین ویژگی ها باشد و اطلاعات ارزشمندی در مورد نحوه تصمیم گیری افراد ارائه دهد. شکل A.1 یک سناریوی SP مورد استفاده در نظرسنجی را نشان می دهد.

Table A.1
Features and levels used in SP scenario design of estimation dataset [37].

Transport mode	Features	Possible levels (values)
Car	Mean travel time	{15, 25, 35, 40} min
	Travel time unreliability	{4, 8, 12, 18} min
	Cost (oil, parking fare, and tolls)	{10, 25, 35, 45} CNY
	Crowding inside car	None
Metro	Mean travel time	{30, 40, 50, 60} min
	Travel time unreliability	{2, 4, 6, 8} min
	Cost (ticket)	{3, 4, 5} CNY
	Crowding inside metro	{Level 1, 2, 3}
Park&Ride	Mean travel time	{25, 35, 45, 55} min
	Travel time unreliability	{2, 6, 8, 10} min
	Cost (oil, parking fare, and ticket)	{12, 16, 18, 22} CNY
	Crowding inside transit	3 (Level 1, 2, 3}
Bus	Mean travel time	{30, 40, 50, 60} min
	Travel time unreliability	{4, 8, 14, 20} min
	Cost (ticket)	{1, 2, 3} CNY
	Crowding inside bus	{Level 1, 2, 3}

Note: The travel time reliability is measured by the standard deviation of travel time distribution. For the in-vehicle crowding, three levels reflecting three typical situations during commuting in Shanghai were set in the survey. Crowding Level 1, 2, 3 represent the standing passenger density is 0, 3 and 6 persons/m^2, respectively.

سناریوی SP یک سناریوی فرضی را برای پاسخگو فراهم می کند که در آن ویژگی های همه گزینه ها ارائه می شود. از پاسخ دهنده خواسته می شود که گزینه مورد نظر خود را در سناریوی SP داده شده انتخاب کند.
هجده سناریو ایجاد شد.

هر پاسخگو با شش سناریو به طور تصادفی انتخاب شده در یک پرسشنامه ارائه شد تا از تندروی جلوگیری شود. جزئیات بیشتر در مورد طرح نظرسنجی در [37] موجود است.

برای سناریوهای SP در مجموعه داده آزمایشی دوم، از

ویژگی ها و سطوح مربوطه در جدول A.2 خلاصه شده است.

Table A.2
The features and levels used for SP scenarios in the second test dataset [38].

Transport modes	Features	Possible levels (values)
Short-time commuting		
Car	Travel time Cost (oil, parking fare, and tolls) Crowding inside car	{10, 20, 30} min {5, 15, 25} CNY None
Metro	Travel time Cost (ticket) Crowding inside metro	{15, 25, 35} min {3, 4, 5} CNY {Level 1, Level 2, Level 3}
Bus	Travel time Cost (ticket) Crowding inside bus	{15, 25, 35} min 2 CNY {Level 1, Level 2, Level 3}
Taxi	Travel time Cost Crowding inside taxi	{10, 20, 30} min {10, 20, 30} CNY None
Medium-time commuting		
Car	Travel time Cost (oil, parking fare, and tolls) Crowding inside car	{20, 30, 40} min {10, 20, 30} CNY None
Metro	Travel time Cost (ticket) Crowding inside metro	{25, 35, 45} min {3, 4, 5} CNY {Level 1, Level 2, Level 3}
Bus	Travel time Cost (ticket) Crowding inside bus	{25, 35, 45} min 2 CNY {Level 1, Level 2, Level 3}
Taxi	Travel time Cost Crowding inside taxi	{20, 30, 40} min {15, 25, 35} CNY None
Long-time commuting		
Car	Travel time Cost (oil, parking fare, and tolls) Crowding inside car	{30, 40, 50} min {15, 25, 35} CNY None
Metro	Travel time Cost (ticket) Crowding inside metro	{35, 45, 55} min {4, 5, 6} CNY {Level 1, Level 2, Level 3}
Bus	Travel time Cost (ticket) Crowding inside bus	{40, 50, 60} min 2 CNY {Level 1, Level 2, Level 3}
Taxi	Travel time Cost Crowding inside taxi	{30, 40, 50} min {25, 35, 45} CNY None

سناریوی SP فرض می کند که شرکت پاسخ دهنده محل کار را تغییر داده است. پاسخ دهندگان پاسخ دادند که کدام حالت حمل و نقل را در سناریوهای SP انتخاب می کنند. نمونه ای از سناریوی SP مورد استفاده در شکل A.2 نشان داده شده است. اگر پاسخ دهنده به ماشین شخصی دسترسی داشت، سه گزینه عبارت بودند از ماشین، مترو و اتوبوس. در غیر این صورت، سه گزینه تاکسی، مترو و اتوبوس بود. سناریوهای SP مطابق با زمینه های سفر واقعی یک پاسخ دهنده طراحی شده اند. یک پاسخ دهنده بر اساس زمان رفت و آمد مشترکشان به یکی از سه گروه تقسیم شد: رفت و آمد کوتاه مدت (<25 دقیقه)، رفت و آمد متوسط (25 تا

40 دقیقه)، رفت و آمد طولانی مدت (< 40 دقیقه). برای هر گروه، سناریوهای SP مربوطه با استفاده از روش طراحی کارآمد تولید شد. ویژگی ها و سطوح آنها برای سناریوهای SP هر گروه در جدول A.2 نشان داده شده است. دوازده سناریو برای هر گروه تولید می شود و پنج سناریو به طور تصادفی برای هر پاسخ دهنده در نظرسنجی انتخاب می شود. جزئیات بیشتر در مورد پاسخ دهندگان جمع آوری شده در [38] موجود است.

با مقایسه جداول A.1 و A.2، می توان دریافت که ویژگی های جایگزین در سناریوهای SP مجموعه داده تخمینی با ویژگی های موجود در سناریوهای SP مجموعه داده های آزمایشی دوم متفاوت است. بنابراین، زمینه‌های انتخاب در سناریوهای SP در مجموعه داده آزمایشی دوم با مجموعه داده‌های برآورد متفاوت است.

به عبارت دیگر، سناریوهای انتخاب در مجموعه داده آزمون دوم، نمونه های آزمایشی قابل قبول و خوبی برای بررسی برون یابی مدل هستند. با این حال، دامنه ویژگی‌های گزینه‌ها در تخمین و مجموعه داده آزمایشی دوم بسیار متفاوت نیست.

به عنوان مثال، محدوده زمان سفر در سناریوهای SP مجموعه داده برآورد از 15 تا 60 دقیقه است. محدوده زمان سفر در سناریوهای مجموعه داده آزمایشی دوم از 10 تا 55 دقیقه است.