تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۹/۲۲ | تاریخ پذیرش نهایی: ۱۴۰۱/۰۲/۲۸ | تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۱۰/۰۱

نشریه علمی نامه معماری و شهرسازی، ۱۶(۴۱)، ۲۳-۴۴
DOI: 10.30480/AUP.2023.3964.1870
نوع مقاله: پژوهشی

ارائه مدل پیش‌بینی‌کننده ترجیحات نمای مسکونی با بهره‌گیری از یادگیری ماشین بررسی موردی: شهر تهران*

نجمه موسوی
کارشناس ارشد طراحی شهری، دانشکده معماری و شهرسازی، دانشگاه هنر، تهران، ایران

مریم محمدی
دانشیار گروه طراحی شهری، دانشکده معماری و شهرسازی، دانشگاه هنر، تهران، ایران (نویسنده مسئول مکاتبات)
E-mail : m.mohammadi@art.ac.ir

چکیده

میزان ترجیحات نماهای شهری برای کاربران، یکی از موضوعات مهم در حیطه نما و سیمای شهری است. پاسخ به این موضوع در قالب روش‌های متعدد عینی و ذهنی توسط پژوهشگران مورد توجه بوده است. این پژوهش بر آن است تا از روش‌های یادگیری ماشین بهره گیرد. هدف پژوهش، طراحی مدلی پیش‌بینی‌کننده است که خروجی آن میزان ترجیحات کاربران از نماهای مسکونی شهر تهران خواهد بود. تصاویر نمای مسکونی استفاده شده، مربوط به تصاویر ارائه شده به کمیسیون نما و سیمای شهر تهران در سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۸ است که از میان ۸۰۰ تصویر اولیه، در فرایند انتخاب داده ۲۷۸ تصویر انتخاب شده‌اند. ویژگی‌های مورد توجه، با استفاده از رویکرد ترجیحات بصری و پردازش تصویر به‌دست آمده است. میزان ترجیحات از طریق پرسشنامه آنلاین توسط کاربران (۲۱۸نفر) در چهار دسته ترجیحات کم (۰-۲۵٪)، متوسط (۲۶-۵۰٪)، خوب (۵۱-۷۵٪) و خیلی‌خوب (۷۶-۱۰۰٪) به‌دست آمده و به عنوان برچسب به مدل ارائه شده است. براساس نتایج، سه الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و جنگل تصادفی با دقت صددرصد و روش ایکس‌جی‌بوست با دقت نود و هفت درصد بهترین عملکرد را داشته‌اند. همچنین اهمیت تأثیر عناصر در انتخاب آن‌ها توسط کاربران به ترتیب شامل: حداقل فاصله بین پنجره‌ها، نسبت سطح شفاف به کدر در نما، وجود گلشن/باغچه در بالکن، تنوع مصالح، حداکثر فاصله بین پنجره‌ها، تعداد بازشوها، طول و تعداد بالکن‌ها، تعداد طبقات، تنوع رنگ، تزئینات در رخ بام، نوع خطوط بام، تعداد ورودی و نسبت ارتفاع به طول بنا بوده است.

کلیدواژه‌ها: ترجیحات بصری نما، نمای مسکونی، یادگیری ماشین نظارت شده، پردازش تصویر، تهران

* این مقاله برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد نجمه موسوی با عنوان «شناسایی ترجیحات بصری مردم از نماهای خیابان‌های شهری با بهره‌گیری از یادگیری ماشین (نمونه موردی: شهر تهران)» است که با راهنمایی دکتر مریم محمدی در دانشکده معماری و شهرسازی دانشگاه هنر انجام شده است.

مقدمه

تصور هر شخص از منظر شهری تحت تأثیر حس بینایی، مکان و محتوای محیطی است که فرد در آن قرار می‌گیرد (Khastou & Najafi Charmini, 2015, 43). برای داشتن مناظر ترجیحی، معیارهای طراحی باید بر اساس اولویت افراد از مناظر بصری اتخاذ شوند. ترجیحات بصری، رویکردی است برای ارزیابی منظر در مورد چگونگی درک افراد از محیط و آنچه مردم ترجیح می‌دهند (Abkar *et al*., 2011, 1991). آنچه اغلب نادیده گرفته می‌شود، چگونگی تأثیر حس بینایی بر درک خوشایندی یا ناخوشایندی محیط است. دریافت‌های بصری انسان تا حدودی به مکانیسم بینایی بستگی دارد که در تمام انسان‌ها به‌طور یکسان عمل می‌کند. چشمی که انسان با آن به دنیا نگاه می‌کند؛ ساختار همان چشمی را دارد که تمام مردم دنیا با آن به جهان می‌نگرند (پاکزاد و بزرگ، ۱۳۹۵، ۷۰). به‌نظر می‌رسد یکی از بهترین راه‌ها برای بررسی نماهای شهری مطلوب، سنجش مکانیسم بینایی باشد. تاکنون سیستم کامپیوتری که توانایی انسان را بسنجد، به‌اندازه دیدن مورد توجه قرار نگرفته است. همین امر لزوم استفاده از پردازش تصویر برای انجام مطالعات بینایی را نمایان می‌سازد (Pourjafar & Baba Abbasi, 2015, 119). استفاده از پردازش تصویر سبب تشخیص و اندازه‌گیری ویژگی‌های پنهان تصاویر می‌شود. در پژوهش‌های پیشین، برای شناسایی و پیش‌بینی ترجیحات بصری از ابزارهای مختلف دستگاه ردیابی چشم، پاسخ سمپاتیک پوست و پرسشنامه استفاده شده است. این پژوهش به‌منظور شناسایی مطلوبیت نماهای شهری از روش یادگیری ماشین استفاده می‌کند. انتخاب این روش از آن جهت است که قابلیت ارائه مدلی پیش‌بینی کننده را دارد که به‌سرعت و با دقت مناسب می‌تواند میزان مطلوبیت و ترجیحات نماها را شناسایی نماید. بنابراین، منطقی به‌نظر می‌رسد به‌جای روش‌های متداول که نیازمند صرف هزینه و وقت هستند؛ از طریق آموزش ماشین، وضع موجود و نماهای پیشنهادی جدید را در قالب آلترناتیو ارزیابی نمود.

پیشینه پژوهش

پیشینه پژوهش در سه حوزه «ترجیحات بصری»، «یادگیری ماشین» و «پردازش تصویر» بررسی و سپس مبانی نظری ارائه می‌شود.

ترجیحات بصری: ترجیحات بصری اولین‌بار توسط آنتوان نلسن[1] در اواخر سال ۱۹۷۰ تعریف شد و تا سال ۱۹۹۰ به پدیده‌ای مردم‌پسند و روشی مقبول برای ارزیابی بازخورد طرح تبدیل شد. ترجیحات بصری از آن جهت ارزشمند است که انتقال دهنده احساسات و عواطف به‌شمار می‌آید. از دید نلسن این تکنیک به‌عنوان یک ابزار، ساکنین را قادر می‌سازد تا برداشت خود را از وضعیت فعلی بیان کنند و به ایجاد شخصیت آینده جامعه خود کمک نمایند (Rahn, 2014, 8). خستو و نجفی چارمینی در «ساماندهی منظر شهری با تأکید بر خوانایی، با استفاده از تکنیک ترجیحات بصری (مطالعه موردی: خیابان خیام قزوین)» به این مهم دست یافتند که ترکیب نظرات متخصصین و مردم به‌منظور تحلیل منظر شهری مطلوب است (Khastou & Najafi Charmini, 2015, 48). کنگ و باکر[2] در مقاله «ترجیحات منظر شب با استفاده از آنالیز حرکت چشم» نشان دادند که کاربران تصاویر مناظر روشن و باز را به تصاویر تاریک و محصور ترجیح می‌دهند (Kang & Bakar, 2013, 86). نولاند[3] و همکاران در «تکنولوژی ردیابی چشم، بررسی ترجیحات بصری و طراحی شهری: شواهد اولیه از یک روش کارآمد» تأکید کردند که عناصر مختلف تصاویر گرفته شده از مناظر شامل مردم، ویژگی‌های عابر پیاده و فضای سبز، واجد ترجیحات بیشتری هستند؛ درحالی‌که تصاویر با اتومبیل و پارکینگ از ترجیحات بصری کمتری برخوردار هستند (Noland *et al*., 2016, 11). میشرا و کولای[4] در «ترجیح بصری از نما خیابان

یک شهر تاریخی: مطالعه موردی از شهر قدیمی جیپور[۵] هند» نشان دادند که ویژگی‌های معماری عناصر مانند: ستون‌ها، قرنیزها، پنجره‌های هلالی، لبه‌های تزئینی و نقش و نگارها، به تصویر شهر هویت می‌دهند (Mishra & Kolay, 2019, 389). شاه‌حسینی و همکاران در «ترجیحات بصری پارک‌های شهری کوچک بر اساس پیکره‌بندی فضایی مکان» بیان کردند که در میان پیکره‌بندی بصری فضایی، رمزآلودگی بالاترین رتبه ترجیح را در بین ویژگی‌های بصری دارد، درحالی‌که مناظر با چشم‌انداز فضایی گسترده، کمترین میزان اولویت را دارند (Shahhoseini *et al*., 2015, 91).

یادگیری ماشین: در «تشخیص نمای ساختمان با آثار هنری دیوارنگاری» انجام شده توسط نواک[۶] و همکاران، رویکرد جدیدی برای تعیین محل تقریبی آثار هنری نقاشی دیواری (با عدم قطعیت هندسی ۶۰ متر) بر اساس داده‌های فلیکر[۷] (گوگل استریت مپ چینی) پیشنهاد شد. تصاویر از محیط اطراف عکس‌های فلیکر استخراج و توسط یک شبکه عصبی کانولوشن سفارشی، تفسیر شدند. موقعیت احتمالی آن‌ها برای امتیازدهی به نمای ساختمان با توجه به پتانسیل آن‌ها در داشتن آثار هنری قابل مشاهده در تصاویر در نظر گرفته شد. بیش از ۳۶۰۰۰ تصویر و ۵۰۰۰ نما از ساختمان‌های ارائه شده در اوپن استریت مپ پردازش و ارزیابی شدند. میزان دقت برای آستانه‌های مختلف امتیاز نما محاسبه شد. خطاهای مثبت کاذب بیشتر به دلیل تبلیغات و دیوار نوشته‌ها در نما ساختمان و همچنین اشیاء متحرک حاوی آثار هنری دیوارنگاری ایجاد شده است. بااین‌حال، در نظر گرفتن امتیازات بالاتر به‌عنوان آستانه تشخیص نماهای حاوی دیوارنگاری منجر به دقت کامل می‌شود (Novack *et al*., 2020, 15). لوپهایمر[۸] و همکاران در «شبکه‌های عصبی برای طبقه‌بندی ساختمان با استفاده از تصاویر نمای خیابان»، مدل‌های شهری سه بعدی را برای طبقه‌بندی تصاویر سطح خیابان به‌صورت خودکار غنی‌سازی معنایی کردند. نماهای ساختمان در پنج گروه مختلف (تجاری، مختلط، مسکونی، کاربری خاص، تحت ساخت‌وساز) دسته‌بندی شده است. داده‌های پژوهش شامل یک چند ضلعی دو بعدی برای هر ساختمان است که با اطلاعات معنایی مانند: آدرس، ناحیه، اشتراک، شماره بلوک و کاربری ساختمان برچسب زده شده است. آن‌ها با استفاده از چندین معماری شبکه عصبی پیچشی از پیش آموزش دیده، دقت طبقه‌بندی تصاویر نما ساختمان را افزایش داده‌اند (Laupheimer *et al*., 2018, 177). لیو[۹] و همکاران در «رویکرد یادگیری عمیق به تحلیل نما» از روش مبتنی بر یادگیری عمیق برای تقسیم‌بندی نما به دسته‌های معنایی استفاده کرده‌اند. ۱۰۴ تصویر از بناهای سبک هوسمانی در شهر پاریس به‌عنوان نمونه در نظر گرفته شده است. هر تصویر به پیکسل‌های مختلف تقسیم می‌شود و موقعیت قرارگیری هر پیکسل در دسته‌های مختلف نمای ساختمان (پنجره، دیوار، بالکن و...) مشخص خواهند شد. برای بهبود نتایج، از قدرت شبکه‌های عصبی و ساختارهای معماری ساخته شده به‌طور هم‌زمان استفاده شده است. میزان دقت عملکرد این مدل ۹۳٫۴۰٪ است که مطلوبیت این روش را نشان می‌دهد (Liu *et al*., 2012, 2301). در پژوهشی که توسط تیم تحقیقاتی در آزمایشگاه نوکیا بل در کمبریج و دانشگاه تورین در سال ۲۰۱۷ منتشر شده است؛ پلتفرم زندگی شهری خوب برای تحلیل احساسات شهری و مکان‌نگاشت منظر با هدف تهیه «نقشه نواحی شاد» ارائه شد. این پروژه به بررسی داده‌هایی می‌پردازد که زندگی شهری را برای ساکنان لذت بخش‌تر می‌کند. به‌دلیل موفقیت پروژه تیم تحقیقاتی، پروژه را به‌صورت یک پلت‌فرم بزرگ‌تر گسترش دادند. سپس، چندین پروژه نقشه‌برداری حسی در دوازده شهر اروپا و آمریکا با هدف بهبود کیفیت زندگی در مناطق شهری انجام شد. بر اساس داده‌های جمع‌آوری شده، سه نقشه «عرصه‌های شاد»، «فضاهای بد بو» و «فضاهای پر سر و صدا[۱۰]» به‌دست آمد (Quercia & Aiello, 2017). پژوهش دیگری توسط لیو و همکاران برای ارزیابی مقیاس کلان و خودکارِ کیفیت محیط شهری با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری ماشین پیشنهاد شده است. در اینجا، تصاویر نما از نظر ویژگی‌های مختلف فیزیکی که برای تجربه بصری شهر مهم هستند؛ بررسی و تحلیل شده‌اند. دو ویژگیِ کیفیت

ساخت و نگهداری نمای ساختمان و تداوم جداره خیابان در این پروژه انتخاب و اندازه‌گیری شده‌اند. به‌منظور آزمون اعتبار روش پیشنهادی، امتیاز به‌دست آمده از یادگیری ماشین را با امتیاز رتبه عمومی مکان‌ها که در ۵۶ مکان از ۷۵۲ فضای شهر به‌صورت سنتی جمع‌آوری شده، مقایسه گردیده است. نتایج نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین می‌توانند برآوردی متوسط تا خوب را براساس نتایج محیط واقعی ایجاد کرده و داده‌های حاصل می‌تواند توسط پژوهشگران، برنامه‌ریزان و ساکنان محلی مورد استفاده قرار گیرد (Liu *et al*., 2017, 123). «مدل‌سازی مبتنی بر نمای ساختمان‌های هوسمانی» توسط لیو و گاگالوویچ انجام شده است. در این پژوهش، مدل‌سازی مبتنی بر تصویر از نمای هوسمانی سه بخش عمده را دربرمی‌گیرد: الف) مجموعه‌ای از تصاویر برای بازسازی بهتر، از جمله انواع پنجره‌ها. ب) طراحی یک روش مبتنی بر مشخصات رنگ و لبه برای گونه‌شناسی ساختمان. ج) طراحی یک روش ترکیبی برای تشخیص عناصر معماری. در حالت کلی نما ساختمان به صورت شبکه‌ای از موزائیک‌ها به صورت افقی و عمودی تقسیم‌بندی شده و با استفاده از توصیفگرهای مختلف تصویر، عناصر معماری شناسایی شده است. تشخیص پنجره، بالکن، بام، در ورودی از جمله عناصر قابل تشخیص بوده‌اند (Liu & Gagalowicz, 2010, 122).

پردازش تصویر: پردازش تصویر[11] کلیه روش‌هایی است که یک تصویر دیجیتال را به‌عنوان ورودی دریافت و تصویر دیگر یا اطلاعاتی را به‌صورت مجموعه‌ای از پارامترها در اختیار می‌گذارد. توکر[12] و همکاران در «روشی برای تحلیل بصری مناظر خیابان»، به این نتیجه دست یافتند که می‌توان از ابزارهای مختلف پردازش تصویر برای توصیف ویژگی‌های مناظر خیابانی، بهره برد (Tucker *et al*., 2004, 138). «پیکره‌بندی مورفولوژی تصاویر نمای ساختمان» که توسط هرناندز و مارکوتگی[13] در سال ۲۰۱۳ منتشر شد، یک روش کاملاً خودکار برای پیکره‌بندی تصاویر نمای ساختمان‌ها ارائه شد (Hernandez & Marcotegui, 2013, 4029). پورجعفر و باباعباسی در «طراحی و ساماندهی فضاهای شهری با رویکرد پردازش تصویر در راستا ارتقاء منظر شهری با تحلیل نمونه موردی خیابان ۱۷ شهریور تهران» به این مهم دست یافتند که روش پردازش تصویر می‌تواند ویژگی‌های پنهان بصری را استخراج نموده و به‌عنوان جزئی از مطالعات در تحلیل طرح‌های شهری مورد استفاده قرار گیرد (Pourjafar & Baba Abasi, 2015, 119). رشید قلم در پایان‌نامه خود «سنجش تأثیرگذاری مطلوبیت بصری بر حضورپذیری استفاده‌کنندگان از فضا مبتنی بر تکنیک پردازش تصویر، نمونه موردی خیابان سی تیر، منطقه ۱۲ شهرداری تهران»، ضمن معرفی جایگاه پردازش تصویر و نحوه کاربرد آن در مطلوبیت و میزان حضور، به این نتیجه رسید که مطلوبیت بصری بر تعداد استفاده‌کنندگان از فضا مؤثر است (رشید قلم، ۱۳۹۵، ۶۶).

با توجه به موارد بیان شده، نوآوری پژوهش در به‌کارگیری روش یادگیری ماشین برای پاسخ بهتر و سریع‌تر به مسئله تشخیص میزان ترجیحات بصری کاربران در تصاویر نماهای مسکونی است. همچنین تعیین میزان اهمیت هر یک از ویژگی‌های کالبدی و آماری مؤثر بر ترجیحات بصری نما براساس الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظارت شده از دیگر نوآوری‌های پژوهش است.

مبانی نظری

ترجیحات بصری و تعیین عناصر کالبدی موثر بر طراحی نما: همان‌طورکه بیان شد مسئله این پژوهش، شناسایی میزان ترجیحات نماهای مسکونی از دید شهروندان تهرانی است. بنابراین، ابتدا لازم است تا در مورد ترجیح بصری نما و عوامل مؤثر بر آن بحث شود. همان‌طورکه پیش از این بیان شد، موضوع ترجیحات بصری توسط آنتوان نلسن بیان و آن را به‌عنوان یک روش بینایی توسعه داد (Rahn, 2014, 9). این مفهوم

شامل موارد عینی (کیفیت‌های بصری) و موارد ذهنی (ادراک) است. بر اساس تعاریف، می‌توان ترجیحات بصری را به‌عنوان «درجه‌ای از خوشایندی یا ناخوشایندی بصری و ارزیابی ادراک کاربران برای ایجاد یک چشم‌انداز مشترک (Abkar *et al*, 2011; Rahn, 2014) تعریف نمود. ویژگی‌های ترجیحات بصری با مرور آراء نظریه‌پردازان این حوزه شناسایی شده‌اند. از آنجا که این ویژگی‌ها در فرایند ارتباطات با فرستنده و گیرنده و یا محیط و انسان مرتبط هستند؛ بر همین اساس در جدول زیر دسته‌بندی شده‌اند.

جدول ۱. ویژگی‌های ترجیحات بصری براساس مبانی نظری

		ویژگی‌های ترجیحات بصری از آراء نظریه‌پردازان مختلف
ویژگی‌های مرتبط به انسان	مرتبط به ادراک انسان	**پیشینه فرهنگی جامعه** (Pourdehghan *et al*., 2017; Dacci, 2019) **میزان آشنایی با بستر مطالعه** (Santosa *et al*., 2012; Bin, 1984; Shahhoseini *et al*., 2015 ; Pourdehghan *et al*., 2017; **تفاوت‌های فردی (سن، جنس، از نظر اجتماعی و اقتصادی)** (شاهین راد و همکاران ۱۳۹۴؛ Cohen, 1996 ؛ Stamps, 1999 ؛ Pourdehghan *et al*., 2017)
	مرتبط به چشم انسان	**تثبیت چشم** (Noland *et al*., 2016 ؛ Kang & Bakar, 2013) **میزان حدت بینایی (اختلالات بینایی مرتبط به سن و یا موروثی)** (Krosl *et al*., 2018) **مدت‌زمان مشاهده** (Kang & Bakar, 2013)
ویژگی‌های مرتبط به محرک (محیط)	جنبه ذهنی محرک	**محصوریت و گشودگی فضایی** (شاهین راد و همکاران ۱۳۹۴؛ Bin, 1984 ؛ Kang & Bakar, 2013 ؛ Nelessen & Constantine, 1993) **منحصربه‌فرد بودن** (Kang & Bakar, 2013) **ارزشمندی تاریخی** (شاهین راد و همکاران ۱۳۹۴؛ Nelessen & Constantine, 1993 ؛ Santosa *et al*., 2012) **معنادار بودن** (Pourdehghan *et al*., 2017) **اصالت و هویت عنصر** (Mishra & Kolay, 2019 ؛ Nelessen & Constantine, 1993) **درخشندگی** (Kang & Bakar, 2013) **پیچیدگی** (Cohen, 1996 ؛ شاهین راد و همکاران ۱۳۹۴؛ Shahhoseini *et al*., 2015 ؛ Dacci, 2019) **خوانایی** (شاهین راد و همکاران ۱۳۹۴) **نگهداری مناسب** (Shahhoseini *et al*., 2015) **نظم** (Shahhoseini *et al*., 2015) **پیکربندی و محتوای فضایی** (Shahhoseini *et al*., 2015) **سبک معماری ساختمان و نما** (Santosa *et al*., 2012) **افزونگی (سادگی و قابل ادراک) و آنتروپی (پیچیدگی)** (Pourdehghan *et al*., 2017) **سر پناه**[۱۴] (شاهین راد و همکاران ۱۳۹۴) **انسجام** (Shahhoseini *et al*., 2015) **رازآلودگی** (Shahhoseini *et al*., 2015) **پوشش گیاهی** (Abkar *et al*., 2011 ؛ شاهین راد و همکاران ۱۳۹۴؛ Bin, 1984 ؛ Santosa *et al*., 2012) **تکرارپذیری و جدید بودن** (Cohen, 1996 ؛ Pourdehghan *et al*., 2017) **جنبه‌های تغییرپذیری** (Cohen, 1996)
	جنبه عینی محرک	**بافت و مصالح، نسبت‌ها در ابعاد مختلف فضا** (Bin, 1984؛ Santosa *et al*., 2012) **اندازه، رنگ و موقعیت** (Kang & Bakar, 2013 ؛ Bin, 1984) **شکل و اجزای فضا** (Pourdehghan *et al*., 2017 ؛ Bin, 1984 ؛ Kang & Bakar, 2013 ؛ Santosa *et al*., 2012 ؛ Dacci, 2019)

ویژگی‌های کالبدی مؤثر بر خوشایندی نما از ارتباط بین ویژگی‌های ترجیحات بصری (که در جدول بالا آمده) با ارکان و اجزاء نما شناسایی شده‌اند. این ویژگی‌ها به‌طورکلی شامل: تعداد عناصر، رنگ، فاصله بین عناصر،

مصالح، خطوط، فرم، تناسبات، کنتراست، رخ بام و جزئیات هستند. در جدول (۲) به صورت جزئی بررسی شده‌اند.

جدول ۲. ویژگی‌های کالبدی مؤثر در طراحی نما

ویژگی	جزئیات	منبع
کنتراست	کنتراست	Natalya *et al*., 2014; Zyagina *et al*., 2019
رنگ	تعداد و رنگ	Kozlova, 2016; Natalya *et al*., 2014; Zyagina *et al*., 2019; Tsvetkov *et al*., 2019
فاصله بین عناصر	فاصله بازشوها	Natalya *et al*., 2014; Zyagina *et al*., 2019
مصالح	تعداد و نوع مصالح	Kozlova, 2016; Natalya *et al*., 2014
تناسبات	سطح شفاف/کدر؛ ارتفاع/طول طبقات؛ طول بالکن	Luchinin *et al*., 2018; Natalya *et al*., 2014; Zyagina *et al*., 2019; Tsvetkov *et al*., 2019
خطوط	نوع و پیوستگی خطوط	Kozlova, 2016; Natalya *et al*., 2014; Zyagina *et al*., 2019;Tsvetkov *et al*., 2019
فرم	فرم بازشوها، بالکن‌ها و درب ورودی؛ جلوآمدگی/عقب‌رفتگی طبقات، بازشوها و طبقه همکف؛ فرم کلی بنا	Kozlova, 2016; Zyagina *et al*., 2019; Tsvetkov *et al*., 2019
تعداد عناصر	تعداد طبقات، بازشوها و بالکن‌ها	Luchinin *et al*., 2018; Natalya *et al*., 2014; Glukhova *et al*., 2018; Zyagina *et al*., 2019; Kukhta & Pelvin, 2014; Tsvetkov *et al*., 2019; Tsvetkov *et al*., 2019
رخ بام	رنگ متفاوت، نوع خطوط، جلوآمدگی، تزئینات بام	Luchinin *et al*., 2018
جزئیات	تزئینات سطح بنا، دیوار سبز و گلشن (فلاورباکس)	Kozlova, 2018; Luchinin *et al*., 2018; Kozlova, 2016 ; Glukhova *et al*., 2018; Zyagina *et al*., 2019

روش پژوهش

پارادایم پژوهش حاضر اثبات‌گرایی است. پژوهش از حیث هدف کاربردی بوده و از حیث رویکرد توصیفی-تحلیلی است. همان‌طورکه پیش از این بیان شد، روش پژوهش یادگیری ماشین است. یادگیری ماشین، کلمه‌ای است که در سال ۱۹۵۹ توسط آرتور ساموئل[۱۴] به ثبت رسید (Gupta & Gola, 2020, 2). این روش با توجه به شیوه آموزش به سه دسته: یادگیری نظارت شده، یادگیری بدون نظارت و یادگیری تقویتی تقسیم می‌شود (Abdi, 2016, 1). نوع داده‌های ورودی (داده‌های دارای برچسب و بدون برچسب)، خروجی (طبقه‌بندی، خوشه‌بندی) و یا روند یادگیری (مبتنی بر پاداش) مبنای این دسته‌بندی است. این نوشتار از روش یادگیری نظارت شده بهره برده است.

جدول ۳. انواع مدل‌های یادگیری ماشین

یادگیری	ورودی	نوع آموزش	پردازش داده‌ها	خروجی
یادگیری نظارت شده	داده‌های دارای برچسب	وظیفه محور	طبقه‌بندی	خروجی مطلوب (نتیجه صحیح)
یادگیری بدون نظارت	داده‌های بدون برچسب	داده‌محور	خوشه‌بندی	خروجی مطلوب (توزیع داده‌ها)
یادگیری تقویتی	داده‌های بدون برچسب	پاداش محور	بهترین تصمیم‌گیری	تعدادی نتیجه (نمره‌ای برای نتیجه)

منبع: کیم، ۱۳۹۹، ۲۹

برای پیش‌بینی کلاس و نتیجه تابع، می‌توان از طبقه‌بندی یا رگرسیون استفاده کرد. تنها تفاوت بین آن‌ها در ماهیت ویژگی‌هایشان است. اگر داده‌ها مطلق باشند؛ الگوریتم‌های طبقه‌بندی و اگر پیوسته باشند مدل

رگرسیونی می‌تواند عملکرد مطلوبی را ایجاد نماید (Leopord *et al*., 2016, 7). تعدادی از الگوریتم‌های رگرسیون شامل: رگرسیون خطی، رگرسیون لاسو[۱۵] و تعدادی از الگوریتم‌های طبقه‌بندی متداول شامل: ماشین بردار پشتیبان[۱۶]، شبکه‌های عصبی مصنوعی[۱۷]، درخت تصمیم‌گیری[۱۸]، رگرسیون لجستیک[۱۹]، جنگل تصادفی[۲۰]، آدابوست[۲۱] و ایکس جی بوست[۲۲] هستند. در این پژوهش از تمامی الگوریتم‌های طبقه‌بندی ذکر شده، استفاده شده است.

ویژگی‌های کالبدی نما مبتنی بر بخش مبانی نظری و ویژگی‌های آماری مبتنی بر تکنیک پردازش تصویر و توسط نگارندگان استخراج شده است. مرحله برچسب‌زنی داده‌ها (نماها ترجیحی و غیرترجیحی) از پرسش‌نامه و رویکرد مردم‌محور استفاده شده و داده‌ها برای آموزش وارد ماشین شده‌اند. برای سنجش میزان اعتبار مدل یادگیری ماشین نظارت شده از ماتریس درهم‌آمیختگی استفاده و جزئیات هر یک از مراحل در بخش‌های بعد ارائه شده است.

تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

مرحله اول، جمع‌آوری و آماده‌سازی داده‌ها

تمیزکردن و پاک‌سازی: داده‌ها با فرمت ناسازگار، ناقص، ساختارهای غیر هم‌تراز و متغایر بر نتیجه تحلیل تأثیر منفی می‌گذارند. همچنین، به‌دست‌آوردن همبستگی مناسب بین ویژگی‌ها مهم است. اطمینان از درستی و مرتبط بودن داده‌ها، فرایند را یک گام به جلو سوق می‌دهد (Ridzuan *et al*., 2019, 732). از آنجا که عکس برداری نما از زاویه مشخص و بدون پرسپکتیو (لازمه پردازش تصویر و یادگیری ماشین) ممکن نیست؛ از تصاویر نماهای ارائه شده به کمیسیون نما و سیمای شهر تهران از سال ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۸ استفاده شده است. داده‌های تکراری، دارای پرسپکتیو و عناصر زائد (افراد و وسایل نقلیه عمومی)، دارای نور زیاد یا کم و نماهای ناقص، توسط نگارندگان حذف و از ۸۰۰ تصویر اولیه ۵۰۰ تصویر باقی ماند.

انتخاب داده‌ها: یکی از مهم‌ترین مراحل، انتخاب داده‌هایی است که در اختیار ماشین قرار داده می‌شود. اگر تعداد داده‌ها برای آموزش کافی نباشد؛ ماشین توانایی پیش‌بینی صحیح نتایج را نخواهد داشت. در اینجا، از متخصصین حوزه معماری و شهرسازی (۵ متخصص) با سابقه کاری میانگین پنج سال نظرسنجی شده و در نهایت ۲۷۸ تصویر انتخاب تا ماشین با کشف الگو میان میزان ترجیح مردم و تصاویر آموزش ببینند. معیار انتخاب نما توسط متخصصان رایج بودن تصاویر نماها است. تصاویر منتخب بین ۲ تا ۸ طبقه، در طیف رنگی سفید تا مشکی و همچنین، با مصالح: شیشه، آجر، سنگ و بتن بوده‌اند که در جدول (۴) آورده شده‌اند.

جدول ۴. جزئیات تصاویر نماهای منتخب در پژوهش

تعداد طبقات	رنگ‌های به‌کار برده شده		مصالح به‌کار برده	تعداد ورودی	جزئیات دیگر	
۳ طبقه: ۰٫۷۱ %	سفید: ۱۹٫۷ %	گلبهی: ۴٫۴۲ %	شیشه: ۴۱٫۳۰ %		درصد سطح کدر به شفاف در نماها:	۴۱٫۳۰ %
۴ طبقه: ۳٫۲۳ %	شیری: ۳٫۸ %	زرد: ۴٫۴۲ %	آجر: ۱۴٫۵۳ %	یک ورودی: ۲۰٫۴۹ %		
۵ طبقه: ۲۲٫۳ %	کرمی: ۱۷٫۲۴ %	خاکستری: ۱٫۹۴ %	سنگ: ۲۹٫۷ %	۲ ورودی: ۶۲٫۲۳ %	درصد نماهای دارای گلشن:	۴۲٫۵ %
۶ طبقه: ۵۹٫۳ %	خاکی: ۴٫۰۶ %	قهوه‌ای: ۱۴٫۴۹ %	کامپوزیت: ۷٫۷۶۵ %	۳ ورودی: ۱۴٫۳۸ %	درصد نماهای دارای تزئینات در سطح:	۳٫۹ %
۷ طبقه: ۱۱٫۵ %	عسلی: ۸٫۸۴ %	ذغالی: ۱٫۶۷ %	بتن: ۲٫۴۳ %	۴ ورودی: ۲٫۱ %	درصد نماهای دارای جدا شدگی بام از سطح بنا:	۳۸٫۸۴ %
۸ طبقه: ۲٫۸۷ %	خردلی: ۱٫۸۰ %	نسکافه‌ای: ۳٫۰۹ %	چوب: ۱٫۴۸ %	۵ و ۶ ورودی: ۰٫۸ %		
	آجری: ۱۱٫۶۴ %	مشکی: ۲٫۸۹ %	گچ: ۲٫۷۹۵ %		درصد نماهایی با رنگ متفاوت بنا از بام:	۳۰٫۹ %

شکل ۱. نمونه تصاویر منتخب توسط متخصصین

استانداردسازی: استانداردسازی شامل یکی کردن فرمت‌ها و سایر مشخصات داده‌های ورودی است که سبب از بین رفتن خطاهای احتمالی مدل در یادگیری ماشین می‌شود. استفاده از قالب ورودی یکسان در فرایند،کدنویسی برای آموزش و تست، موجب نوشتن یک کد خواهد شد. استانداردسازی تصاویر توسط نگارندگان به‌وسیله یکی کردن فرمت‌های مختلف (جی.پی.جی.، پی.ان.جی. و...) و مقیاس تصاویر به صورت دستی و بهبود، متعادل کردن رنگشان با نرم‌افزار فوتوشاپ انجام شده است.

تقسیم‌بندی داده‌ها برای آموزش و تست: داده‌های منتخب پس از غربالگری و استانداردسازی به‌طور مستقیم توسط دیتاست ورودی به دو قسمت داده‌های آموزشی و تست تقسیم‌بندی شده‌اند. داده‌ها می‌توانند به نسبت‌های مختلف ۲۰ به ۸۰، ۳۰ به ۷۰، ۴۰ به ۶۰ و ۵۰ به ۵۰، تقسیم شوند (Prashantha *et al*., 2019, 2445). در این پژوهش از نسبت نرمال ۲۰ به ۸۰ استفاده شده است.

مرحله دوم، مهندسی و استخراج ویژگی

انتخاب ویژگی، به‌عنوان یک تکنیک کاهش ابعاد با هدف انتخاب مجموعه کوچکی از ویژگی‌های مربوط به ویژگی‌های مرتبط اصلی به‌وسیله حذف ویژگی‌های نامرتبط و اضافی است. انتخاب ویژگی منجر به تغییر در دقت آموزش نمی‌شود؛ بلکه با کاهش زمان و جلوگیری از قرار گرفتن الگوریتم‌ها در کمینه‌ها/بیشنه‌های محلی، سرعت کانورژن به پاسخ نهایی را بیشتر می‌کند. ویژگی‌های نامربوط ویژگی‌هایی هستند که نمی‌توانند به تمایز نمونه‌ها از کلاس‌های مختلف (با نظارت) یا خوشه‌ها (بدون نظارت) کمک کنند. حذف ویژگی‌های نامرتبط ممکن است به یادگیری بهتر مدل کمک کند، زیرا ویژگی‌های نامربوط ممکن است سیستم یادگیری را دچار سردرگمی کرده و باعث ناکارآمدی محاسبات شود (Wang *et al*., 2016, 1). برای تشخیص میزان اهمیت ویژگی‌های آماری و کالبدی در فرایند یادگیری ماشین می‌توان نقش هر یک را به صورت جداگانه سنجید. به این معنی که آیا صرفاً ویژگی‌های کالبدی به نتایج مطلوب می‌رسد و یا ویژگی‌های کالبدی در کنار ویژگی‌های آماری می‌تواند به نتایج بهتر رهنمون شود. برای این منظور دو الگوی کلی زیر برای یادگیری ماشین در نظر گرفته شد. در نهایت، الگوی اول نتایج بهتری را ارائه داد.

- استفاده از ویژگی‌های کالبدی؛
- استفاده از ویژگی‌های کالبدی و آماری.

میزان ترجیحات بصری نما: ۲۷۸ تصویر از فیلتر تمیز کردن، انتخاب و استانداردسازی در مرحله قبل رد شدند که از آن‌ها در پرسشنامه تصویری استفاده شد. با توجه به بحران همه‌گیری ویروس کرونا، ۳ لینک پرسشنامه در فضای مجازی به اشتراک گذاشته شد که در هر لینک حدود ۹۰ تصویر قرار داشت. در نهایت، ۵۰۰ پرسشنامه با این شرایط تکمیل شد: الف) در نظر گرفتن افراد با پیشینه فرهنگی و آشنایی یکسان با بستر پژوهش که سبب حذف پاسخ ساکنین غیر تهران شد. ب) عدم وجود پیشینه علمی در حوزه پژوهش (نماهای ساختمان)، نیز

سبب حذف پاسخ افراد متخصص معماری و شهرسازی شد. ج) مشاهده دقیق هر نمای ساختمان و پاسخ دقیق به پرسش‌ها، سبب حذف پاسخ‌هایی با انتخاب کمتر از ۵ گزینه شد. در این پرسشنامه، انتخاب نمای ترجیحی تنها سؤال مورد نظر است. گزینه‌های منتخب می‌توانند شامل تعداد محدودی از تصاویر یا هر ۹۰ تصویر باشند. در مجموع ۲۱۸ پاسخ از بین ۲۳۰ پرسشنامه قابل اتکا باقی ماند. طبق فرمول‌های تعیین حجم نمونه، درصورتی‌که حجم جامعه آماری مشخص نباشد برای رسیدن به اطمینان ۹۵ درصدی، ۱۸۱ پرسشنامه کفایت می‌کند؛ بنابراین تعداد پرسشنامه‌ها مناسب تشخیص داده شد. بازه سنی تعداد ۲۱۸ پاسخ قابل قبول، بین ۲۴ تا ۴۹ سال بوده که در میان آن‌ها افراد ۱۹/۹٪ دیپلم، ۵۳٪ کارشناسی، ۲۴/۹٪ ارشد و ۲/۲٪ دکترا بوده‌اند. با توجه به اینکه مدل پژوهش، یادگیری ماشین نظارت شده است؛ میزان ترجیحات به‌عنوان خروجی ماشین باید دسته‌بندی شود. برای دسته‌بندی بهتر میزان ترجیحات می‌توان با فرمول $Z_i = \left(\frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}\right) \times 100$ آن‌ها را بین صفر تا صد نرمالیزه کرد و سپس در بازه (ترجیح کم، متوسط، خوب و زیاد) تقسیم‌بندی نمود؛ به‌گونه‌ای که میزان ۲۵-۰ در دسته ترجیح کم، ۲۶-۵۰ در دسته ترجیح متوسط و ۷۵-۵۱ در دسته ترجیح خوب، ۱۰۰-۷۶ در دسته ترجیح زیاد قرار گیرند. برای مثال استاندارد سازی میزان ترجیح در پرسشنامه برای فردی با پاسخ ۲۲ درصد ($Z_i = \left(\frac{11-0}{44.5-0}\right) \times 100 Z_i = \left(\frac{11-0}{44.5-0}\right) \times 100$=) ۲۴/۷ محاسبه می‌شود. به همین ترتیب برای هر فرد پاسخ‌دهنده این مقدار محاسبه شده است. تعداد تصاویر نما در هر چهار دسته، به شرح: ۲۱۹ تصویر در دسته اول، ۴۱ تصویر در دسته دوم، ۱۳ تصویر در دسته سوم و ۵ تصویر در دسته چهارم است. این دسته‌ها کاملاً گسسته و جدا از هم هستند.

ویژگی‌های کالبدی: این ویژگی‌ها عبارتند از تعداد عناصر، رنگ، فاصله بین عناصر، مصالح، خطوط، فرم، تناسبات، کنتراست، رخ بام و جزئیات. نوشتن این ویژگی‌ها برای هر یک از تصاویر بر عهده پژوهشگران بوده است. ویژگی‌هایی چون: تعداد عناصر، رنگ، خطوط، فرم، کنتراست، رخ بنا و جزئیات به‌طور دستی و ویژگی‌های دیگر مانند: فاصله بین عناصر و تناسبات از طریق محاسبات آماری در نرم‌افزار فتوشاپ محاسبه و سپس در نرم‌افزار اکسل نوشته شدند. نمونه وارد کردن ویژگی‌های یک نمونه از تصاویر در جدول زیر ارائه شده است.

شکل۲. تصویر شماره ۲۶۸

جدول ۵. ویژگی‌های کالبدی برای تصویر شماره ۲۶۸

موقعیت ساختمان		تعداد عناصر		فاصله بین عناصر		فرم					
ردیف	تصویر نما ساختمان ۲۸۶	تعداد طبقات	۵	حداقل فاصله بین بازشوها	۰/۷	فرم بازشوها	دارد	جلوآمدگی یا عقب‌رفتگی سطح طبقات	ندارد	جلوآمدگی یا عقب‌رفتگی بازشوها	دارد
		تعداد بازشوها	۱۲			فرم بالکن ها	دارد				
سال	سال ۱۳۹۷	تعداد بالکن‌ها	۰	حداکثر فاصله بین بازشوها	۱/۷	فرم درب ورودی	دارد	جلوآمدگی یا عقب‌رفتگی طبقه همکف	ندارد		
منطقه	منطقه ۲ تهران	تعداد ورودی‌ها	۱			فرم کلی بنا	مستطیل				
رنگ		تناسبات		خطوط		رخ بام		جزئیات		مصالح	
تعداد رنگ	۳	نسبت سطح کدر به شفاف	۵/۵	نوع خطوط (منحنی یا صاف)	ندارد	جداشدگی بام	دارد	تزئینات سطح بنا	ندارد	تنوع مصالح	۲
						جلوآمدگی بام	ندارد	دیوار سبز	ندارد		
نوع رنگ	خاکی، مشکی، نسکافه‌ای	نسبت ارتفاع به طول طبقات	۱/۵	خط بام (پیوستگی یا عدم پیوستگی)	ندارد	رنگ متفاوت بام	ندارد	گلشن	دارد	نوع مصالح	شیشه، سنگ
						تزئینات در بام	ندارد	کنتراست			
		طول بالکن	۰			خط بام	ندارد	کنتراست	۰/۵		

با درنظر گرفتن این نکته که ماشین نمی‌تواند مقادیر توصیفی را دریافت کند؛ هر ویژگی کالبدی طراحی نما که با مقدار توصیفی تعیین شده، معادل یک عدد ثابت در نظر گرفته شده است. به‌طور مثال در ویژگی کالبدی مصالح که شامل: آجر، سنگ، شیشه، بتن است؛ اعداد ثابت یک تا چهار جایگزین شده‌اند. در حقیقت، ویژگی‌های چند بعدی در قالب چند ویژگی تک بعدی کدنویسی و به الگوریتم‌های یادگیری ماشین آموزش داده شده است.

ویژگی‌های آماری: به کمک پردازش تصویر ویژگی‌های سطح اول تصاویر که پیچیدگی‌های سطوح چند بعدی را ندارد، استخراج شده‌اند. توصیف‌گرهای آماری[۲۳] مرتبه اول شامل میانگین: $\bar{x} = \frac{\sum_i^{N-1} x_i}{N-1}$، واریانس: $\sigma^2 = \frac{\sum_i^{N-1}(x_i-\bar{x})^2}{N-1}$ $\sigma^2 = \frac{\sum_i^{N-1}(x_i-\bar{x})^2}{N-1}$، کشیدگی: $k = \frac{\sum_i^{N-1}(x_i-\bar{x})^4}{(N-1)\times\sigma^4}$ $k = \frac{\sum_i^{N-1}(x_i-\bar{x})^4}{(N-1)\times\sigma^4}$، چولگی: $S_k = \frac{\sum_i^{N-1}(x_i-\bar{x})^3}{(N-1)\times\sigma^3}$ $S_k = \frac{\sum_i^{N-1}(x_i-\bar{x})^3}{(N-1)\times\sigma^3}$، انرژی: $E = \frac{\sum_i^{N} x_i^2}{N-1}$ $E = \frac{\sum_i^{N} x_i^2}{N-1}$ و آنتروپی: $H(x) = -\sum_i^{N-1} p_i \log_2 p_i$ $H(x) = -\sum_i^{N-1} p_i \log_2 p_i$ هستند (گونزالز و وودز، ۱۳۳۳، ۸۸۰). با واردکردن تمام ۲۷۸ تصویر به‌صورت تک‌به‌تک، مقادیر شش پارامتر برای هر تصویر محاسبه و در نرم‌افزار اکسل وارد شدند. بنابراین ویژگی‌های آماری سطح اول که به‌وسیله پردازش تصویر و ویژگی‌های کالبدی که پژوهش‌گران به صورت دستی استخراج کرده‌اند، به‌عنوان ورودی فرایند یادگیری ماشین در نظر گرفته شده و یکبار هم صرفاً ویژگی‌های کالبدی به‌عنوان ورودی فرایند یادگیری ماشین لحاظ شده است. ویژگی‌های آماری سطح اول، پایین‌ترین سطح ویژگی هستند که خروجی‌شان به‌صورت تک عدد و در یک بعد خواهد بود. اما در استخراج ویژگی‌های دیگر، خروجی تصویر یک سیگنال دو بعدی با سطرها و ستون‌های پیکسلی است که خود سبب پیچیدگی محاسبات و کدنویسی در فرایند پژوهش می‌شود. ازآنجاکه نتایج مورد انتظار در این پژوهش با به‌کارگیری ویژگی‌های سطح اول حاصل شده، نیازی به استفاده از ویژگی‌های آماری سطح دوم نبوده است.

مرحله سوم، انتخاب مدل

همان‌طورکه پیش از این بیان شد، در این پژوهش از مدل یادگیری تحت نظارت استفاده شده است. این مدل یک مجموعه داده شامل خروجی‌های دلخواه (برچسب‌ها) است؛ به‌طوری‌که یک تابع می‌تواند خطا را برای یک پیش‌بینی معین محاسبه کند. یکبار تصاویر (همان داده‌ها) به همراه ویژگی‌های آماری سطح اول و ویژگی‌های کالبدی به‌عنوان ورودی و میزان ترجیحات بصری نما برای کاربران (ترجیحات کم، متوسط، خوب

و زیاد) به‌عنوان برچسب در فرایند یادگیری ماشین تحت نظارت در نظر گرفته شدند. و یکبار صرفاً تصاویر به همراه ویژگی‌های کالبدی مورد توجه قرار گرفت. در مرحله آموزش ماشین، میزان ترجیحات به‌عنوان خروجی متناظر با هر تصویر وارد فرایند شد و در مرحله تست مدل، به‌عنوان خروجی ماشین، پیش‌بینی می‌شود. پس از آن، ماشین بر روی مقادیر پیش‌بینی شده از ترجیحات و مقدار واقعی آن نظارت می‌کند.

مرحله چهارم، آموزش مدل یادگیری ماشین بر اساس داده‌های آموزشی

در یادگیری ماشین تلاش می‌شود تا مدلی برای پیش‌بینی داده‌های آزمایشی ایجاد شود. بنابراین از داده‌های آموزشی برای برازش مدل و از داده‌های آزمایشی برای آزمایش آن استفاده می‌شود. مدل‌های تولید شده برای پیش‌بینی نتایج به‌عنوان مجموعه تست نام‌گذاری شده است. داده‌ها به مجموعه آموزش و تست تقسیم می‌شوند تا با آموزش و آزمایش میزان اطمینان مدل بررسی شود (Ray, 2018, 5). در اینجا، تصاویر نماهای مسکونی شهر تهران به دو بخش «داده‌های آموزشی» و «داده‌های آزمایش» با نسبت ۸۰ به ۲۰ تقسیم شده‌اند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحت نظارت از رابطه میان تصاویر و میزان ترجیحات کاربران در هر تصویر یاد می‌گیرد و سعی در کشف رابطه و الگوی میان آن‌ها دارند. با توجه به اینکه خروجی فرایند یادگیری ماشین، چهار کلاس از میزان ترجیحات کاربران است؛ الگوریتم‌های طبقه‌بندی چون: روش‌های ماشین بردار پشتیبان، پرسپترون چندلایه، ایکس جی بوست، درخت تصمیم‌گیری، جنگل تصادفی، رگرسیون لجستیک و آدابوست مناسب هستند.

مرحله پنجم، آزمودن یا تست مدل بر اساس داده‌های آزمون

طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشینی تحت نظارت شامل دو فاز هستند. فاز اول (آموزش) داده‌های آموزشی را تحلیل می‌کند. نتیجه این تحلیل مدلی است که تلاش می‌کند در مورد چگونگی ارتباط ویژگی‌ها با برچسب، تعمیم یا پیش‌بینی کند. درفاز دوم (تست)، مدل به مجموعه داده جدید (داده‌های تست) اعمال می‌شود. در الگوریتم طبقه‌بندی، ماشین تلاش می‌کند تا برچسب هر نمونه را پیش‌بینی کند. یعنی ورودی داده‌های تست یک مورد آزمایشی بدون برچسب است و هدف، تعیین برچسب کلاس آن بر اساس رابطه داده و برچسب آموخته شده از مجموعه نمونه‌های آموزشی است (Xie *et al*., 2011, 454). در اینجا، پس از آموزش ماشین به‌وسیله رابطه بین میزان ترجیحات بصری و ویژگی‌های تصاویر نما در دو الگو، نوبت به آزمایش مجموعه داده‌های تست می‌رسد. در فرایند تست، داده‌های ورودی شامل تصاویر و ویژگی‌هایشان است و میزان مطلوبیت بصری به‌عنوان خروجی توسط ماشین پیش‌بینی می‌شود.

مرحله ششم، ارزیابی اطمینان مدل یادگیری ماشین با استفاده از ماتریس درهم‌ریختگی

طبقه‌بندی چند کلاسه، نوعی از طبقه‌بندی است که در آن هر نمونه داده یا شیء به یک کلاس از مجموعه شناخته شده اولیه اختصاص داده می‌شود. صرف نظر از تعداد کلاس‌های ممکن، آن‌ها متقابلاً انحصاری هستند و هر شیء را می‌توان تنها به یک کلاس نسبت داد. این رویکرد در یادگیری ماشین، همچنین به‌عنوان طبقه‌بندی تک برچسب[۲۴] شناخته می‌شود (Krstinic *et al*., 2020, 1). پیش‌بینی طبقه‌بندی‌کننده تنها در صورتی دقیق است که کلاس پیش‌بینی‌شده با کلاس دادهٔ مبنا[۲۵] یکسان باشد (Krstinic *et al*., 2020, 3). با توجه به کلاس‌های خروجی (ترجیحات کم، متوسط، خوب و خیلی‌خوب)، ماتریس درهم‌ریختگی[۲۶] این پژوهش یک ماتریس ۴ در ۴ است. اگر مدل همه مثبت واقعی و منفی واقعی‌ها را درست تشخیص دهد،

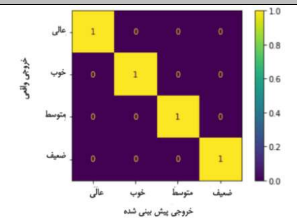
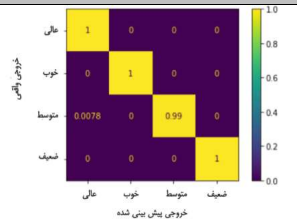
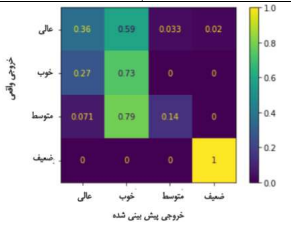
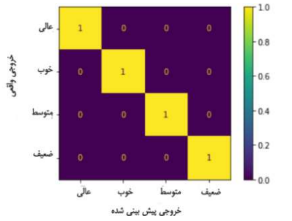
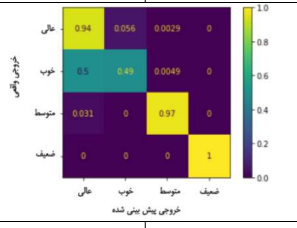
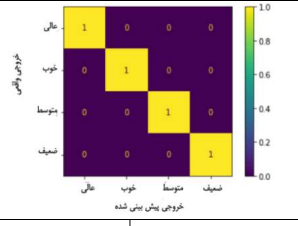
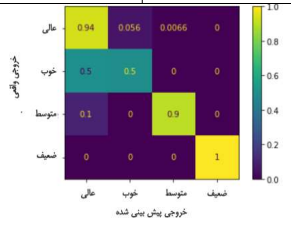
میزان خطا صفر است. در جدول زیر میزان دقت مدل در دو الگو کلی ارائه شده است. الگو دوم (استفاده از ویژگی‌های کالبدی و آماری) نسبت به الگوی اول (صرفاً استفاده از ویژگی‌های کالبدی)، قابلیت پیش‌بینی مدل بیشتر و از اطمینان بالاتری برخوردار است. این نتایج نشان دهنده اهمیت ویژگی‌های آماری سطح اول و مصداقی بر درستی انتخاب آن در فرایند پژوهش است.

جدول ۶. مقایسه دقت در پیش‌بینی ترجیحات نما با استفاده از ویژگی‌های کالبدی و با استفاده از ویژگی‌های کالبدی و آماری

انواع روش‌های یادگیری ماشین	دقت	
	صرفاً با استفاده از ویژگی‌های کالبدی	با استفاده از ویژگی‌های کالبدی و آماری
روش بردار پشتیبان	% ۹۹	% ۱۰۰
روش درخت تصمیم گیری	% ۱۰۰	% ۱۰۰
روش جنگل تصادفی	% ۹۸	% ۱۰۰
روش ایکس جی بوست	% ۹۸	% ۹۷
روش آدابوست	% ۲۰	% ۴۱
روش شبکه عصبی	% ۸۰	% ۸۲
روش رگرسیون لجستیک	% ۵۵	% ۷۵

با توجه به نتایج بالا، در جدول (۷) میزان اطمینان مدل یادگیری ماشین در الگوریتم‌های طبقه‌بندی استفاده شده در پژوهش، بر حسب پارامترهای ماتریس درهم‌آمیختگی (دقت، صحت، حساسیت و فرمول اف یک) در الگویی که هم ویژگی‌های کالبدی و هم ویژگی‌های آماری لحاظ شده، ارائه شده است. روش ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و جنگل تصادفی با میزان اطمینان صددرصد و روش ایکس جی بوست با اطمینان نود و هفت درصد به‌عنوان بهترین روش‌ها برای پیش‌بینی میزان ترجیح نمای مسکونی از دید کاربران هستند.

جدول ۷. میزان اطمینان مدل یادگیری ماشین در هر الگوریتم‌های متفاوت

روش یادگیری	ماتریس روش یادگیری ماشین		روش یادگیری	ماتریس روش یادگیری ماشین	
الف) روش ماشین بردار پشتیبان			ب) روش ایکس جی بوست		
میزان اطمینان	دقت	۱٫۰۰	میزان اطمینان	دقت	۰٫۹۷
	صحت	۱٫۰۰		صحت	۰٫۹۷
	حساسیت	۱٫۰۰		حساسیت	۰٫۹۷
	فرمول اف یک	۱٫۰۰		فرمول اف یک	۰٫۹۷
ج) روش آدابوست			د) روش درخت تصمیم‌گیری		
میزان اطمینان	دقت	۰٫۳۸	میزان اطمینان	دقت	۱٫۰۰
	صحت	۰٫۵۱		صحت	۱٫۰۰
	حساسیت	۰٫۳۸		حساسیت	۱٫۰۰
	فرمول اف یک	۰٫۴۰		فرمول اف یک	۱٫۰۰
و) روش شبکه عصبی			ه) روش جنگل تصادفی		
میزان اطمینان	دقت	۰٫۸۳	میزان اطمینان	دقت	۱٫۰۰
	صحت	۰٫۸۲		صحت	۱٫۰۰
	حساسیت	۰٫۸۳		حساسیت	۱٫۰۰
	فرمول اف یک	۰٫۸۱		فرمول اف یک	۱٫۰۰
ی) روش رگرسیون لجستیک					
میزان اطمینان	دقت	۰٫۷۳			
	صحت	۰٫۸۰			
	حساسیت	۰٫۷۳			
	فرمول اف یک	۰٫۷۴			

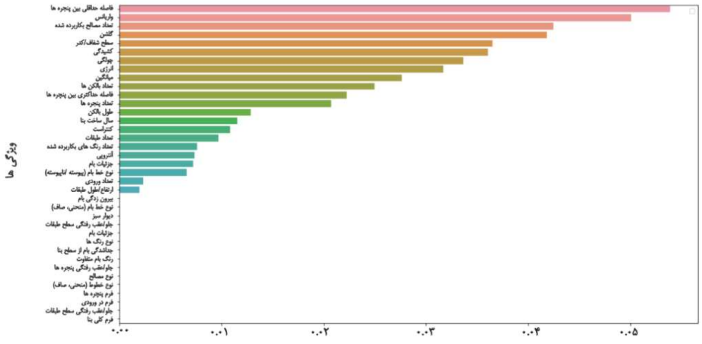
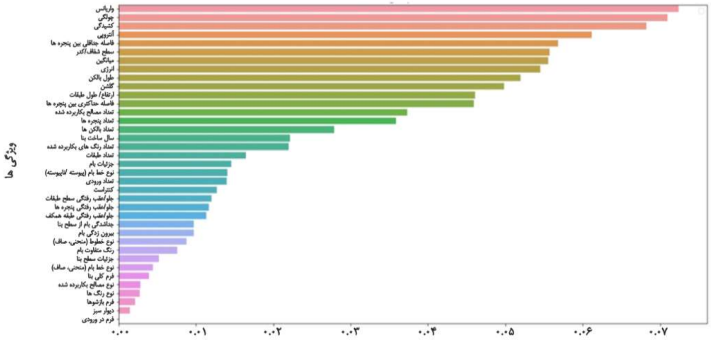
بحث

در این پژوهش، ماشین توسط روش‌های مختلف یادگیری تحت نظارت و الگوریتم دسته‌بند (روش ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی، درخت تصمیم‌گیری، ایکس جی بوست، آدابوست و شبکه‌های عصبی) آموزش

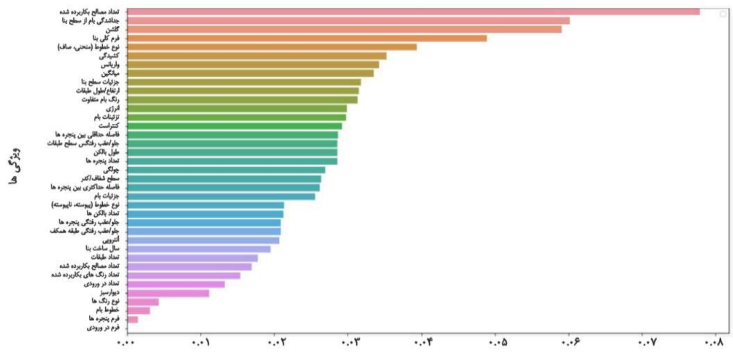
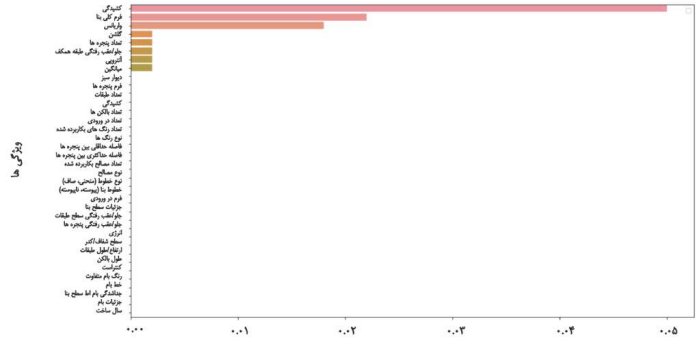
دید و طبق مدل ایجاد شده از هر یک از روش‌ها، میزان ترجیحات بصری نما برای کاربر در تصاویر نماهای شهر تهران پیش‌بینی شد.

شناسایی میزان اهمیت هریک از ویژگی‌های کالبدی و آماری در تعیین ترجیحات بصری نما: به منظور تعیین میزان اهمیت هر یک از ویژگی‌ها از روش‌های ترکیبی[۲۷] استفاده شد. اهمیت ویژگی تنها برای روش‌های ترکیبی: روش‌های مبنی بر ساختار درختی[۲۸] (درخت تصمیم‌گیری، جنگل تصادفی) و روش‌های تقویتی[۲۹] (آدابوست، ایکس جی بوست) قابل محاسبه است. بررسی اهمیت هر یک از ویژگی‌های آماری و کالبدی سبب نمایش نقش آن‌ها در میزان اطمینان ماتریس درهم ریختگی شده است. همچنین، میزان اهمیت بالای ویژگی‌های آماری سطح اول را نمایش می‌دهد. با توجه به در نظر گرفتن میزان تأثیر هر ویژگی در هر روش می‌توان به علت بالا یا پایین بودن میزان دقت آن روش پی برد.

جدول ۸. بررسی و مقایسه میزان تأثیرگذاری هر یک از ویژگی‌ها در پیش‌بینی مدل ایجاد شده توسط روش های مبتنی بر ساختار درختی

<table>
<tr><th>روش‌های یادگیری</th><th colspan="4">میزان اهمیت ویژگی در روش‌های مبتنی بر ساختار درختی</th></tr>
<tr><td>الف) روش درخت تصمیم‌گیری</td><td colspan="4"> 
</td></tr>
<tr><td></td><td>سه اولویت اول</td><td>سه اولویت دوم</td><td>سه اولویت سوم</td><td>ویژگی‌های فاقد اهمیت</td></tr>
<tr><td></td><td>حداقل فاصله بین پنجره‌ها</td><td>نسبت سطح شفاف به کدر</td><td>انرژی</td><td rowspan="3">بیرون‌زدگی و جداشدگی و رنگ متفاوت بام، نوع خطوط بام (منحنی یا صاف)، دیوار سبز، جلوآمدگی یا عقب‌رفتگی سطح طبقات و بازشوها، جزئیات بام، نوع رنگ‌ها و مصالح بکار برده شده در نما، فرم بازشوها و درب ورودی و کل بنا</td></tr>
<tr><td></td><td>واریانس</td><td>کشیدگی</td><td>میانگین</td></tr>
<tr><td></td><td>تعداد مصالح بکار برده شده در نما</td><td>چولگی</td><td>تعداد بالکن‌ها</td></tr>
<tr><td>ب) روش جنگل تصادفی</td><td colspan="4"> 
</td></tr>
<tr><td></td><td>سه اولویت اول</td><td>سه اولویت دوم</td><td>سه اولویت سوم</td><td>ویژگی‌های فاقد اهمیت</td></tr>
<tr><td></td><td>واریانس</td><td>آنتروپی</td><td>میانگین</td><td rowspan="3">فرم درب ورودی</td></tr>
<tr><td></td><td>چولگی</td><td>حداقل فاصله بین پنجره‌ها</td><td>انرژی</td></tr>
<tr><td></td><td>کشیدگی</td><td>نسبت سطح شفاف به کدر</td><td>طول بالکن</td></tr>
</table>

جدول ۹. بررسی و مقایسه میزان تأثیرگذاری هر یک از ویژگی‌ها در پیش‌بینی مدل ایجاد شده توسط روش های مبتنی بر ساختار تقویتی

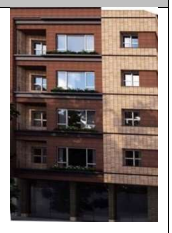
روش‌های یادگیری	میزان اهمیت ویژگی در روش‌های مبتنی بر ساختار تقویتی			
الف) روش ایکس جی بوست	 نمرهٔ اهمیت ویژگی در روش ایکس جی بوست			
	سه اولویت اول	سه اولویت دوم	سه اولویت سوم	ویژگی‌های فاقد اهمیت
	تعداد مصالح به‌کار برده شده در نما	فرم کلی بنا	واریانس	فرم درب ورودی
	جدا شدگی بام از سطح بنا	نوع خطوط (صاف یا منحنی)	میانگین	
	گلشن	کشیدگی	جزئیات سطح بنا	
ب) روش آدابوست	 نمرهٔ اهمیت ویژگی در روش آدابوست			
	سه اولویت اول	سه اولویت دوم	سه اولویت سوم	ویژگی‌های فاقد اهمیت
	کشیدگی	گلشن	آنتروپی	تعداد طبقات و بالکن‌ها و درب ورودی، کشیدگی، بیرون‌زدگی و جداشدگی و رنگ متفاوت بام، نوع خطوط و خطوط بام (منحنی یا صاف)، دیوار سبز، جلوآمدگی یا عقب‌رفتگی سطح طبقات و بازشوها، جزئیات بام و سطح بنا، نوع و تعداد رنگ‌ها و مصالح بکار برده شده در نما، فرم بازشوها و درب ورودی و کل بنا، حداقل و حداکثر فاصله بین بازشوها، انرژی، نسب سطح شفاف به کدر و ارتفاع به طول طبقات، طول و تعداد بالکن، کنتراست
	فرم کلی بنا	تعداد پنجره‌ها	میانگین	
	واریانس	جلوآمدگی یا عقب‌رفتگی طبقه همکف در سطح نما	-	

نمودارهای بالا، میزان اهمیت هر یک از ویژگی‌ها را در روش‌های ترکیبی (جنگل تصادفی، درخت تصمیم‌گیری، ایکس جی بوست و آدابوست) مشخص کرده است. با در نظر گرفتن آنکه تنها دو روش درخت تصمیم‌گیری و جنگل تصادفی جزء روش‌های ترکیبی یادگیری ماشین هستند که به اطمینان بالایی رسیده‌اند. بنابراین میزان اهمیت ویژگی‌ها در این دو روش به‌عنوان میزان اهمیت ویژگی‌ها در شناسایی و پیش بینی مطلوبیت بصری نما برای کاربر محسوب می‌شود. بر این اساس با اهمیت‌ترین ویژگی‌های آماری به‌ترتیب شامل: واریانس، کشیدگی، چولگی، میانگین، انرژی و آنتروپی هستند. ویژگی‌های کالبدی طراحی نما که متغیرهای کاربردی

در طراحی شهری هستند؛ به ترتیب اهمیت شامل: حداقل فاصله بین پنجره‌ها، نسبت سطح شفاف به کدر در نما، گلشن/باغچه در بالکن، تعدد مصالح، حداکثر فاصله بین پنجره‌ها، تعداد بازشوها، طول بالکن، تعداد بالکن‌ها، تعداد طبقات، تعدد رنگ، تزئینات استفاده شده در بام، نوع خطوط بام (پیوسته، ناپیوسته)، تعداد ورودی، نسبت ارتفاع به طول بنا هستند. این ویژگی‌های ذکر شده به ترتیب مهم‌ترین عوامل مؤثر بر مطلوبیت بصری نما برای کاربر در تصاویر نمای مسکونی شهر تهران هستند.

آزمایش و کاربرد مدل آموزش دیده در نمونه‌ای از تصاویر نما: به‌منظور تعیین ارزش کاربردی مدل پژوهش، چند نمونه تصویر جدید نما به ماشین به‌عنوان ورودی داده شد تا خروجی بررسی شود. در عین حال با طراحی یک پرسشنامه آنلاین در فضای مجازی و تعیین میزان ترجیح آن توسط ۳۲ نفر، نتایج پیش‌بینی مدل با میزان ترجیح نماها مقایسه و موفقیت آن نمایش داده شده است. در جدول شماره ۱۰ ویژگی‌های کالبدی و آماری این تصاویر که به‌عنوان برچسب وارد فرایند یادگیری ماشین شده و در جدول (۱۱) میزان پیش‌بینی ماشین و ترجیح مردم از تصاویر مقایسه و بررسی شده است.

جدول ۱۰. ویژگی های کالبدی و آماری سه تصویر نمونه (برچسب تصاویر)

تصویر نما	ویژگی های کالبدی نما			ویژگی های آماری
	تعداد طبقات: ۵ تعداد بازشوها: ۱۲ تعداد بالکن ها: ۴ تعداد ورودی: ۳ حداقل فاصله بین بازشوها: ۰٫۶ حداکثرفاصله بین بازشوها: ۱٫۸ فرم بازشوها: مربع، مستطیل فرم بالکن: مستطیل طول بالکن: ۳٫۱	جلوآمدگی یا عقب رفتگی سطح: ندارد جلوآمدگی یا عقب رفتگی همکف: دارد جلوآمدگی یا عقب رفتگی بازشوها: دارد تعداد رنگ: ۳ نوع رنگ: کرمی، آجری، خاکستری نسبت سطح کدر به شفاف: ۶ نسبت تعداد طبقات به طول: ۱٫۵ پیوستگی خط بام: پیوسته نوع مصالح: شیشه، اجر، سنگ	جداشدگی بام: ندارد جلوآمدگی بام: دارد رنگ متفاوت بام: ندارد نوع خطوط بام: صاف تزئینات سطح بنا: ندارد دیوار سبز: ندارد گلشن: دارد تنوع مصالح: ۳ کنتراست: ۰٫۷۵	میانگین: ۸۳٫۰۸۶۵۳۷۱۵ واریانس: ۴۲۰۵٫۱۲۵۳۶۴ کشیدگی: ۲٫۴۹E-۰۶ چولگی: ۱٫۳۰E-۰۷ انرژی: ۰٫۰۰۶۱۲۲۲۲۷ آنتروپی: ۷٫۵۸۶۸۲۳۸۱۶
	تعداد طبقات: ۶ تعداد بازشوها: ۱۵ تعداد بالکن ها: ۸ تعداد ورودی: ۲ حداقل فاصله بین بازشوها: ۰٫۹ حداکثرفاصله بین بازشوها: ۱٫۵۳ فرم بازشوها: مربع، مستطیل فرم بالکن: مستطیل طول بالکن: ۳٫۱	جلوآمدگی یا عقب رفتگی سطح: ندارد جلوآمدگی یا عقب رفتگی همکف: دارد جلوآمدگی یا عقب رفتگی بازشوها: دارد تعداد رنگ: ۲ نوع رنگ: نسکافه ای، قهوه‌ای نسبت سطح کدر به شفاف: ۳٫۶ نسبت تعداد طبقات به طول: ۱٫۶۳ پیوستگی خط بام: پیوسته نوع مصالح: شیشه، سنگ	جداشدگی بام: دارد جلوآمدگی بام: ندارد رنگ متفاوت بام: ندارد نوع خطوط بام: صاف تزئینات سطح بنا: ندارد دیوار سبز: ندارد گلشن: دارد تنوع مصالح: ۳ کنتراست: ۰٫۵	میانگین: ۱۶۳٫۸۱۸۶۸۷۶ واریانس: ۵۹۰۳٫۳۹۶۰۸۴ کشیدگی: -۸٫۹E-۰۷ چولگی: ۵٫۲۹E-۰۸ انرژی: ۰٫۰۵۰۳۱۹۸۵۷ آنتروپی: ۶٫۸۱۵۷۸۹۰۳۱
	تعداد طبقات: ۴ تعداد بازشوها: ۶ تعداد بالکن ها: ۱ تعداد ورودی: ۱ حداقل فاصله بین بازشوها: ۱٫۶ حداکثرفاصله بین بازشوها: ۱٫۶ فرم بازشوها: مستطیل فرم بالکن: مستطیل طول بالکن: ۳٫۱	جلوآمدگی یا عقب رفتگی سطح: دارد جلوآمدگی یا عقب رفتگی همکف: دارد جلوآمدگی یا عقب رفتگی بازشوها: دارد تعداد رنگ: ۳ نوع رنگ: آجری، کرمی، ذغالی نسبت سطح کدر به شفاف: ۵٫۹ نسبت تعداد طبقات به طول: ۱٫۷ پیوستگی خط بام: پیوسته نوع مصالح: شیشه، اجر، سنگ	جداشدگی بام: دارد جلوآمدگی بام: ندارد رنگ متفاوت بام: دارد نوع خطوط بام: صاف تزئینات سطح بنا: ندارد دیوار سبز: ندارد گلشن: دارد تنوع مصالح: ۳ کنتراست: ۱	میانگین: ۱۵۵٫۱۹۴۲۰۰۲ واریانس: ۶۸۶۲٫۴۰۶۸۴۷ کشیدگی: -۳٫۸۱E-۰۷ چولگی: ۳٫۴۰E-۰۸ انرژی: ۰٫۰۵۰۸۷۵۸۲۸ آنتروپی: ۶٫۹۲۵۷۸۱۹۷۳

میزان ترجیح هر سه تصویر نمونه توسط کاربران در فضای مجازی سنجیده شده است. به‌طور مثال تصویر شماره یک و سه به ترتیب با ترجیح ۱۳٫۴ و ۲۳٫۳۷ درصد در بازه ترجیحی کم (بین ۰ تا ۲۵) و تصویر شماره دو با ترجیح ۳۳٫۲ درصد در بازه ترجیحی متوسط (بین ۲۶ تا ۵۰) قرار گرفته‌اند. پس از تعیین میزان واقعی ترجیح هر تصویر، میزان پیش‌بینی هر تصویر توسط ماشین محاسبه خواهد شد. پس از آن، سه تصویر با ویژگی‌های آماری و کالبدی (جدول بالا) برچسب گذاری خواهند شد. به‌طور مثال، در تصویر شماره یک ویژگی‌های کالبدی شامل: تعداد چهار طبقه، شش بازشو، یک بالکن و... و ویژگی‌های آماری شامل:

واریانس۴۲۰۵/۱۲، میانگین ۸۳/۰۸، آنتروپی ۷/۵۸ و... هستند. یادگیری ماشین برای سنجش نمونه‌ها بر مبنی روش‌هایی با قابلیت اطمینان صددرصد (درخت تصمیم‌گیری، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان) مدل‌سازی می‌شود. در نهایت، میزان پیش‌بینی مدل با مقدار واقعی مقایسه و درستی یا نادرستی فرایند یادگیری ماشین مشخص خواهد شد.

جدول ۱۱. آزمایش و تست چند مورد از تصاویر برای شناسایی ترجیحات مردم مبتنی بر یادگیری ماشین

نما	دسته ترجیحات	درصد	میزان پیش‌بینی ماشین در سه روش با اطمینان صددرصد	درستی یا نادرستی
تصویر نما شماره یک	ترجیحات کم و بازه بین ۰ تا ۲۵	۱۳/۴	درخت تصمیم، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان: دسته ترجیحی کم	درست
تصویر نما شماره دو	ترجیحات متوسط و بازه بین ۲۶ تا ۵۰	۳۳/۲	درخت تصمیم، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان: دسته ترجیحی متوسط	درست
تصویر نما شماره سه	ترجیحات کم و بازه بین ۰ تا ۲۵	۲۳/۳۷	درخت تصمیم، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان: دسته ترجیحی کم	درست

نتیجه‌گیری

این پژوهش به منظور ارائه مدلی پیش‌بینی‌کننده برای بررسی میزان ترجیحات نما مسکونی شهر تهران مبتنی بر روش یادگیری ماشین نظارت شده انجام شد. بر اساس نتایج حاصل از ماتریس درهم ریختگی، سه الگوریتم طبقه‌بندی شده درخت تصمیم گیری، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان صددرصد و الگوریتم ایکس جی بوست نود و هفت درصد قابلیت اطمینان دارند. به این معنا که پیش‌بینی ماشین در بازه ترجیحی تعریف شده (۰-۲۵ درصد: دسته ترجیحات کم، ۲۶-۵۰ درصد: متوسط، ۵۱-۷۵ درصد: خوب و ۷۶-۱۰۰ درصد: خیلی خوب)، درست خواهد بود. در ادامه، سه تصویر جدید به همراه برچسب‌شان وارد مدل ایجاد شده توسط الگوریتم‌های سه روش با اطمینان صد (درخت تصمیم گیری، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان) و با پیش‌بینی درستِ دسته ترجیحی توسط ماشین، مدل اعتبار خود را به‌دست آورد. با توجه به آنکه مدل یادگیری همانند یک جعبه سیاه است و فرایند پیش‌بینی قابل مشاهده نیست؛ می‌توان با استفاده از روش‌های ترکیبی، اهمیت ویژگی‌ها مدنظر را بررسی نمود. به این ترتیب، نقش ویژگی‌های آماری در پیش‌بینی قابل توجه است.
این پژوهش با محدودیت‌هایی نیز مواجه بوده است. برای نمونه عدم دسترسی به تصاویر نماهای شهری سال‌های اخیر و نبود تنوع در سبک‌های مختلفِ طراحی نما در تصاویر ارائه شده به کمیسیون سیما و منظر شهرداری تهران را می‌توان از محدودیت‌ها تلقی نمود. همان‌طورکه بیان شد، تأثیر تعداد داده‌ها بر میزان اطمینان مدل آموزشی یادگیری ماشین تأثیر دارد و بنابراین هر چه تعداد تصاویر نما (داده‌ها) بیشتر باشد، نتیجه دقیق‌تری نیز حاصل می‌شود؛ لذا با حجم نمونه بیشتر می‌توان مدل دقیق‌تری را ارائه نمود. بر اساس نتایج به‌دست آمده و با آگاهی از محدودیت‌های پژوهش، برای مطالعات آتی می‌توان موضوع «مطلوبیت بصری نما برای کاربر را با استفاده از روش بینایی کامپیوتر مبتنی بر شبکه‌های عصبی پیچشی» پیشنهاد داد که به‌جای پردازش تصویر از بینایی کامپیوتر بهره برد. به‌واسطه این روش، امکان استخراج ویژگی‌های تصاویر به صورت خودکار و بدون دخالت پژوهشگر از طریق شبکه‌های عصبی پیچشی و سایر روش‌های مشابه وجود دارد.

پی نوشت

1. Anthon Nelson
2. Kang, Bakar
3. Noland
4. Mishra and Kolay

5. Jaipur
6. Novack
7. Flicker
8. Laupheimer
9. Liu
10. Chatty Map

۱۱. پردازش تصویر، شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که هدف آن تقلید از هوش انسان است (گونزالز و وودز، ۱۳۳۳، ۲۰).

12. Tucker
13. Hernandez and Marcotegui
14. Refuge
15. Arthur Samuel
16. Lasso Regression

۱۷. **ماشین بردار پشتیبان:** فرایند آموزش تابع تصمیم‌گیری ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machin) به معنای شناسایی یک ابر صفحه (Hyperplane) قابل تکرار است که فاصله (Margin) بین بردارهای پشتیبانی هر دو برچسب کلاس را حداکثر می‌کند؛ بنابراین ابر صفحه مطلوب آن است که «حداکثر فاصله» بین کلاس‌ها را ایجاد کند. ماشین بردار پشتیبان می‌تواند خطی یا غیر خطی باشد (Mechelli & Vieira, 2020, 102).

۱۸. **شبکه‌های عصبی مصنوعی** (Artificial Neral Networks): سعی می‌کنند عملکرد نورون‌های مغز را تا حد اندکی شبیه‌سازی کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی از اتصال نورون‌های مصنوعی که به‌صورت ریاضی شبیه‌سازی شده‌اند؛ پدید می‌آیند. تعداد این نورون‌ها و نحوه اتصال آن‌ها به یکدیگر می‌تواند بسیار متغیر باشد. بدین ترتیب شبکه‌های مصنوعی مشابه یک جعبه سیاه عمل می‌کنند که به ورودی‌های خود پاسخ مناسبی را می‌دهد (مقسمی و علیزاده سواره، ۱۳۹۷، ۱۰).

۱۹. **درخت تصمیم‌گیری** (Decisio Tree)**:** ایده اصلی درگیر در هر رویکرد چند مرحله‌ای این است که یک تصمیم پیچیده را به چندین تصمیم ساده‌تر پیوسته تقسیم کند، به این امید که راه‌حل نهایی به‌دست‌آمده از این راه شبیه راه‌حل مورد نظر باشد (Safavian & Landgrebe, 1991, 670) .

۲۰. **رگرسیون لجستیک** (Logistic Regression): رگرسیون لجستیک برای توصیف داده‌ها و توضیح رابطه بین یک متغیر دوتایی وابسته و یک یا چند متغیر مستقل از فاصله یا نسبت استفاده می‌شود. رگرسیون لجستیک زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که متغیر وابسته (هدف) طبقه‌بندی شده باشد. مقادیر ورودی به‌صورت خطی با استفاده از وزن یا مقادیر ضریب برای پیش‌بینی مقدار خروجی ترکیب می‌شوند (Malhotra & Semwal, 2019, 5).

۲۱. **جنگل تصادفی** (Random Forest)**:** جنگل‌های تصادفی ترکیبی از درخت‌های تصمیم‌گیری هستند؛ به‌طوری‌که هر درخت به مقادیر بردار تصادفی که به‌طور مستقل نمونه‌برداری شده‌اند، بستگی دارد و با همان توزیع برای همه درختان جنگل است (Anurag & Xiaodai, 2016, 1).

۲۲. **آدابوست** (Ada Boost)**:** اولین‌بار توسط یاو فروند و رابرت شاپیر (1997) الگوریتم آدابوست معرفی شد. برخلاف این الگوریتم، اکثر الگوریتم‌های تقویت‌کننده برای کاهش مشکل طبقه‌بندی چند کلاس به دو کلاس با مشکلات متعدد محدود شده‌اند. فریدمن در سال ۲۰۰۱، نشان داد که آدابوست معادل یک الگوریتم مدل‌سازی افزایشی مرحله به مرحله است که ضرر نمایی را به حداقل می‌رساند (Zou *et al*., 2009, 349).

۲۳. **ایکس جی بوست:** این الگوریتم یادگیری برای مدیریت داده‌های پراکنده مناسب است و به عنوان یک روش طرح‌بندی کمی وزن‌دار از لحاظ نظری، امکان کنترل وزن نمونه را در یادگیری درخت تقویتی فراهم می‌کند. محاسبه موازی و توزیع شده یادگیری را سریع‌تر می‌کند که امکان کاوش سریع‌تر مدل را فراهم می‌کند (Chen & Guestrin, 2016, 785).

۲۴. ویژگی‌های آماری، هر یک از ویژگی‌های ثبت شده از جسم یا هر داده‌ای که به ارائه مؤلفه‌های توصیف‌کننده ویژگی‌های آن بپردازد، می‌باشد. توصیف‌گرهای آماری مرتبه اول، میزان شباهت یک درجه خاکستری که به‌صورت تصادفی انتخاب شده را به پیکسل‌های همسایه در یک ناحیه از تصویر محاسبه می‌کند و می‌توان آن‌ها را با استفاده از هیستوگرام شدت روشنایی تصویر استخراج کرد. دو توصیف‌گر میانگین و واریانس درجات خاکستری به‌عنوان توصیف‌گرهای آماری به صورت $\bar{x} = \frac{\sum_{i}^{N-1} x_i}{N-1}$ و $\sigma^2 = \frac{\sum_{ij=0}^{n}(I(ij)-\mu)^2}{n-1}$ محاسبه می‌شوند که در این روابط I (i,j) بزرگی درجات خاکستری پیکسل‌ها در پنجره همسایگی پیکسل است (رنجبر و همکاران، ۱۳۹۱، ۲۳۱).

25. Singlelabel classification
26. Ground Truth

۲۷. ماتریس درهم‌ریختگی (Confusion Matrix): یک معیار بسیار محبوب است که هنگام حل مسائل طبقه‌بندی استفاده می‌شود. می‌توان آن را برای طبقه‌بندی باینری و همچنین برای مسائل طبقه‌بندی چند کلاسه اعمال کرد. نمونه‌ای از یک

ماتریس درهم‌ریختگی برای طبقه‌بندی باینری در جدول زیر نشان داده شده است. این ماتریس شمارش مقادیر پیش‌بینی‌شده و واقعی را نشان می‌دهند. خروجی : TN مخفف True Negative است که تعداد نمونه‌های منفی طبقه‌بندی شده را به دقت نشان می‌دهد. به‌طور مشابه، : TP مخفف True Positive است که تعداد نمونه‌های مثبت طبقه‌بندی شده را به‌طور دقیق نشان می‌دهد؛ و: FP مقدار مثبت کاذب را نشان می‌دهد، به‌عنوان مثال، تعداد نمونه‌های منفی واقعی طبقه‌بندی شده به‌عنوان مثبت و : FN به معنای یک مقدار منفی کاذب است که تعداد نمونه‌های مثبت واقعی طبقه‌بندی شده به‌عنوان منفی است (Batarseh & Yang, 2020, 90).

۲۸. یادگیری ترکیبی، یک الگوی یادگیری ماشین است که در آن چندین یاد گیرنده برای حل یک مشکل آموزش می‌بینند. برخلاف روش‌های یادگیری ماشین معمولی که سعی در یادگیری یک فرضیه از داده‌های آموزشی دارند، روش‌های ترکیبی سعی می‌کنند مجموعه‌ای از فرضیه‌ها را بسازند و آن‌ها را برای استفاده ترکیب کنند. پیش‌بینی‌های انجام شده توسط ترکیب مجموعه‌ای از طبقه‌بندی‌کننده‌ها اغلب دقیق‌تر از پیش‌بینی‌های انجام شده توسط بهترین طبقه‌بندی‌کننده منفرد هستند (Zhou & Liu, 2022, 270).

۲۹. تقریباً تمام معیارهای اهمیت ویژگی که در مدل‌های مبتنی بر درخت استفاده می‌شوند به دو دسته تعلق دارند: بهبود تقسیم یا اهمیت جایگشت. به‌طور شهودی، اگر پیوند بین متغیر Xj و y را قطع کنیم، خطا پیش‌بینی افزایش می‌یابد، سپس متغیر j را می‌توان مهم در نظر گرفت. اگر مجموعه آموزشی را به‌عنوان یک ماتریس X به‌اندازه n × p مشاهده کرد که در آن هر ردیف xi مشاهده می‌شود. فرض کنید Xπ,j ماتریسی باشد که با جابه‌جایی ستون j بر اساس مکانیزم π به‌دست می‌آید. اهمیت ویژگی j به صورت زیر تعریف می‌شود:

درحالی‌که معیارهای اهمیت جایگشت به‌طورکلی می‌تواند برای هر تابع پیش‌بینی اعمال شود، بهبود تقسیم برای روش‌های مبتنی بر درخت منحصر به فرد است و می‌تواند مستقیماً از فرایند آموزش محاسبه شود. هر بار که یک گره بر روی متغیر j تقسیم می‌شود، ناخالصی ترکیبی برای دو گره پایین‌تر کمتر از گره اصلی است. جمع کردن وزن ناخالصی برای هر شکاف در یک درخت کاهش می‌یابد و به طور میانگین برای همه درختان در جنگل امتیاز مهمی برای هر ویژگی به‌دست می‌آید (Zhou & Hooker, 2020, 4).

۳۰. تقویت گرادیان از یک معیار قوی به اسم ویژگی/اهمیت استفاده می‌کند تا نمرات هر ویژگی را بر اساس اهمیت‌شان پس از ساخته شدن درخت تقویت بازیابی کند. این مدل نمره‌دهی، اهمیت هر ویژگی را از نظر تصمیم‌گیری کلیدی در هنگام ساخت درخت‌های تصمیم‌گیری ارائه می‌دهد. به‌طورکلی، اهمیت ویژگی امتیازی را ارائه می‌دهد که نقش مهم هر ویژگی را مشخص می‌کند. این اهمیت به صراحت با مقایسه و رتبه‌بندی همه ویژگی‌ها در میان یکدیگر در مجموعه داده محاسبه می‌شود. اهمیت یک درخت تصمیم منفرد با مقدار هر نقطه تقسیم ویژگی محاسبه می‌شود که با تعداد مشاهدات آن گره وزن می‌شود. این نقطه تقسیم برای بهبود عملکرد و کارایی الگوریتم استفاده می‌شود. به‌طورخاص، شاخص جینی برای انتخاب نقاط تقسیم یا شناسایی یک تابع خطا خاص‌تر استفاده می‌شود. اهمیت ویژگی هر درخت در تمام درخت‌های تصمیم‌گیری در مدل به‌طور میانگین محاسبه می‌شود. کلاس انتخاب ویژگی مبتنی بر مدل برای تبدیل یک مجموعه داده به زیرمجموعه‌ها با استفاده از امیدوارکننده‌ترین ویژگی‌ها استفاده می‌شود. نقطه کانونی این رویکرد تعبیه پیش‌پردازش با این مدل برای کاهش زمان آموزش با حذف ویژگی‌های نامربوط از مجموعه داده‌های ارائه شده است. هنگامی که مرتبط‌ترین آن‌ها استخراج شوند، می‌توان به‌طور مؤثر از آن‌ها برای آموزش و آزمایش مدل استفاده کرد. (Upadhyay *et al*., 2017, 5)

منابع

- پاکزاد، جهانشاه، و بزرگ، حمیده (۱۳۹۵). الفبای روان‌شناسی محیط برای طراحان، چاپ چهارم. تهران: انتشارات آرمان‌شهر.
- رنجبر، هادی، حق‌دوست، علی‌اکبر، صلصالی، مهوش، خوشدل، علیرضا، سلیمانی، محمدعلی، و بهرامی، نسیم (۱۳۹۱). نمونه‌گیری در پژوهش‌های کیفی: راهنمایی برای شروع. مجله علمی پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی ارتش جمهوری اسلامی ایران، ۱۰(۳)، ۲۳۸- ۲۵۰.
- رشید قلم، پریچهر (۱۳۹۵). سنجش تأثیرگذاری مطلوبیت بصری بر حضورپذیری استفاده‌کنندگان از فضا مبتنی بر تکنیک پردازش تصویر، نمونه موردی خیابان سی تیر، منطقه ۱۲ شهرداری تهران. پایان‌نامه برای دریافت درجه کارشناسی شهرسازی، دانشگاه هنر.
- شاهین راد، بهنوش، رفیعیان، مجتبی، و پورجعفر، محمدرضا (۱۳۹۴). ارزیابی ترجیحات بصری زنان از فضاهای شهری تهران. فصلنامه تازه‌های علوم‌شناختی، ۱۷(۱)، ۲۴-۱۰.
- گونزالز، رافائل، و وودز، ریچارد یوجین (۱۳۳۳). پردازش دیجیتالی تصاویر، (مترجمان: مجتبی لطفی‌زاده، امیرمسعود عموئی، حمیدرضا محمدشیرازی، سعید میرقاسمی). چاپ پنجم، تهران: انتشارات نیاز دانش.

- کیم، فیل (۱۳۹۹). یادگیری عمیق با متلب، (مترجمان: جواد وحیدی و محمد رحیمی). بابل: انتشارات فناوری نوین.
- مقسمی، حمیدرضا، و علیزاده سواره، بهروز (۱۳۹۷). شبکه‌های عصبی با متلب و سی پلاس. تهران: نیاز دانش.
- Abdi, A. (2016). *Three types of Machine Learning Algorithms*, Netherlands, Enschede: University of Twente, 1-50.
- Anurag, V. Xiaodai, D. (2016). Detection of Ventricular Fibrillation Using Random Forest Classifier. *Journal of Biomedical Science and Engineering*, 9(5), 1-33.
- Batarseh, F. & Yang, R. (2020). *Data Democracy: At the Nexus of Artificial Intelligence, Software Development, and Knowledge Engineering*. Durham City: Academic Pess.
- Bin, I. (1984). Visual Preferences in Enclosed Urban An Exploration of a Scientific Approach to Environmental Design. *Environment and Behavior Journal*, 16 (2), 235-262.
- Chen, T. & Guestrin, C. (2016). Xgboost: A Scalable Tree Boosting Syste*22 .nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, New York.
- Cohen, L. (1996). Observing Responses, Visual Preferences and Habituation to Visual Stimuli in Infants. *Journal of Experimental Child Psychology*, 7, 419-433.
- Dacci, L. (2019). Aesthetical cognitive perceptions of urban street form, Pedestrian preferences towards straight or curvy route shapes. *Journal of Urban Design*, 24(6), 896-912.
- Gupta, R. & Gola, K. (2020). Analysis of Machine Learning for Processing Big Data in High Performance Computing. *EAI Endorsed Transactions on Cloud Systems*, 6(19), 1-12.
- Glukhova, D. Katilova, J. Krupina, A. (2018). Graphic-Analytical Method in Architectural Assessment Urban Visual Environment, *MATEC Web of Conferences* 245.
- Hernandez, J. & Marcotegui, B. (2013). Morphological Segmentation of Building Facade Images*16 . th IEEEI nternational Conference on Image Processing*, Le Caire.
- Khastou, M. & Najafi charmini, H. (2015). Organizing The Urban landscape with Emphasis on legibility, Using Visual Preference Technique (V.P.T) (case study: Khayyam Street of Qazvin). *International journal of architecture and urban development*, 5(2), 43-56.
- Kang, K. Bakar, A. (2013). A Nightscape Preference Study Using Eye Movement Analysis. *Journal Universiti Putra Malaysia*, 6(2), 85-99.
- Kozlova, N. (2018). Architectural Organization Of Facades According to The Principle of Variability: Videoecological Aspect. *Journal of Architecture and Urbanism*, 42(1), 52-62.
- Kozlova, N. (2016). Contemporary Facades Of Multistorey Residential Building In Kiev: Videoecological Aspect. *Journal of Spaium*,1(36) , 24-33.
- Krstinic, D., Braovic, M., Seric, L., & Bozic-Stulic, D. (2020). Multi-Label Classifer Performance Evaluation with Confusion Matrix. *AIRCC Publishing Corporation*, 10(18), 1-14.
- Krosl, K., Bauer, D., Schwarzler, M., Fuchs, H., Suter, G., & Wimmer, M. (2018). A VR-Based User Study On The Effects Of Vision Impairments On Recognition Distances Of Escape-route Signs In Buildings. *The Visual Computer Journal*, 34(6), 911-923.
- Kukhta, M., & Pelvin, Y. (2014). The Specifics Of Creating Emotional Comfort By Means Of Modern Design. *Social and Behavioral Sciences Journal*, 166, 199 - 203.
- Leopord, H., Kipruto Cheruiyot, W., & Kimani, S. (2016). A Survey and Analysis on Classification and Regression Data Mining Techniques for Diseases Outbreak Prediction in Datasets. *The International Journal Of Engineering And Science*, 5(9), 1-11.
- Liu, C., & Gagalowicz, A. (2010). Image-based Modeling of Haussmannian Facades. *The International Journal of Virtual Reality*, 9(1), 13-18.

- Liu, l. Silva, E. Wu, Ch. Wamg, H. (2017). A machine learning-based method for the large-scale evaluation of the qualities of the urban environment, Computers. *Environment and Urban Systems Journal*, 65, 113-125.
- Liu, H. Zhang, J. Zhu, J. C.H. Hoi, S. (2012). DeepFacade: A Deep Learning Approach to Facade Parsing. *Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Melbourne.
- Laupheimer, D., Tutzauer, P., Haala, N. & Spicker, M. (2018). Neral Networks For the Classification of Building Use From Srteet: View Imagery, ISPRS Annals of the Photogrammetry. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2, 177-184.
- Luchinin, N., Asylgaraeva, M., Startsev, S., & Samosudova, N. (2018). Characterization Of The New Dormitory Towns Visual Environments And Its Perceptual Influence On Their Residents. *MATEC Web of Conferences*,
- Malhotra, V., & Semwal, M. (2019). *Comparison of 3 Supervised Machine Learning Models*. Phd Thesis, University of Windsor.
- Mishra, S., & Kolay, S. (2019). Visual Perception of the Street Facade of a Historic Town, Case Study of the Walled City of Jaipur, India. *Springer Nature Singapore*, 2, 377-389.
- Mechelli, A., & Vieira, S. (2020). *Machine Learning Methods and Applications to Brain Disorders*. Durham City: Academic Press.
- Natalya, Z., Lyudmila, S., Lyudmila, M., Svetlana, L., & Anna, Ch. (2014). Eye Tracking and Autonomic Nervous System Reactivity During Perception of Visual Environments of Different Comfort. *European Scientific Journal*, 3, 1857 -7881.
- Nelessen, A., & Constantine, J. (1993). Understanding & Making Use of People's Visual Preferences. *Planning cimmissioners journal* , 9, 12-14.
- Noland, R., Weiner, M., Gao, D., Cook, M., & Nelessen, A. (2016). Eye-Tracking Technology, Visual Preference Surveys, and Urban Design :Preliminary Evidence of an Effective Methodology. *Journal of Urbanism*: *International Research on Placemaking and Urban Sustainability*, 10(1), 1-11.
- Novack, T., Vorbeck, L., Lorei, H., & Zipf, A. (2020). Towards Detecting Building Facades with Graffiti Artwork Based on Street View Images. *International Journal of Geo-Information*, 9(2), 1-17.
- Pourjafar, M. & Baba Abbasi, M. (2015). Improving the Quality of Urban Spaces Through Image Processing, Case Study: 17th-Shahrivar Street of Tehran. *Journal of Armanshahr Architecture & Urban Development*, 8(14), 119-130.
- Pourdehghan, H., Shahcheraghi, A., Mokhtabad, M., & Majedi, H. (2017). Evaluating Visual Preferences of Architects and People Toward Housing Facades, Using Multidimensional Scaling Analysis. *Space Ontology International Journal*, 6(4), 7585.
- Quercia, D, Aiello, L.(2017). *Good City Life*: *Crowdsourcing Satellite Data and Emotions to Map Our Urban Landscape*, Retrieved, 2017 from https://www.eurisy.eu/stories/good-city-life-crowdsourcing-satellite-data-and-emotions-to-map-our-urban-landscape_241. Pdf.
- Prashantha, D., Mehta, V., & Sharma, N. (2019). Classification of Handwritten Devanagari Number -An analysis of Pattern Recognition Tool using Neural Network and CNN. *International Conference on Computational Intelligence and Data Science*, India, 1672445-2457.
- Rahn, S. (2014). *Visualizing Living Streets in North St. Paul, A Visual Preference Survey in the Casey Lake Neighborhood,* Minneapolis City, Hubert H. Humphrey School of Public Affairs.
- Ray, S. (2018). *A* Comparative Analysis and Testing of Supervised Machine Learning Algorithms. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications,* 10(12) , 1-8.

- Ridzuan, F., Nazmee, W., & Zainon, W. (2019). *A Review on Data Cleansing Methods for Big Data*. *The Fifth Information Systems International Conference 2019, Penang*, 731-738.
- Safavian, R., & Landgrebe, D. (1991). A Survey Of Decision Tree Classifier Methodolog. *Reprinted From IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics*, 21(3), 660-674.
- Santosa, H., Kobayashi, Sh., & Kobayashi, T. (2012). Study of visual preferences on the growth of urban commercial streetscape through building owners assessment. *11 International Conference on Design & Decision Support Systems 2012 in Architecture and Urban Planning,* Eindhoven.
- Shahhoseini, H., Bin, M.K., & Bin Maulan, S. (2015). Visual Preferences of Small Urban Parks Based on Spatial Configuration of Place. *International Journal of Architectural Engineering & Urban Planning*, 25(2), 84-91.
- Stamps, A. (1999). Sex, Complexity, And Preferences For Residential Facades. *Institute of Environmental Quality*, *SAGE Journal*, 88(3),1301-1312.
- Tucker, C., Ostwald, M., & Marshall, J. (2004). A Method For The Visual analysis of The Streetscape. *38th Annual Conference of the Architectural Science Association ANZAScA and the International Building Performance Simulation Association*, Australia.
- Tsvetkov, O., Simankina, T., & Karmokova, K. (2019). Video-Ecological Coefficient Of Real Estate Objects. *E3S Web of Conferences* , Moscow.
- Upadhyay, D., Manero, J., Zaman, M., & Sampalli, S. (2017). Gradient Boosting Feature Selection with Machine Learning Classifiers for Intrusion Detection on Power Grids. *IEEE transactions on network and service management*, 18(1), 1-14.
- Wang, S., Liu, H., & Tang, J. (2016). *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*. New York City : Springer New York, NY publisher.
- Xie, X., Murphy, C., Kaiserc, G., Xue, B., & Yueh Chena, T. (2011). Testing and Validating Machine learning Classifiers by Metamorphic Testing. *The Journal of Systems and Software*, 84(4), 544-558.
- Zou, H., Zhu, J., Hastie, T., & Rosset, S. (2009). Multi-Class Adaboost. *Statistics and its Interface Journal*, (2)1, 349-360.
- Zhou, Z. Liu, J. (2022). A Review of Ensemble Learning Algorithms Used in Remote Sensing Applications. *MDPI Journals*, (12)7, 270-281.
- Zhou, Z., & Hooker, G. (2020). Unbiased Measurement of Feature Importance in Tree-Based Methods. *Journal of ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, (15)2, 1-21.
- Zyagina, N., Taleeva, A., & Kuznetsova, D. (2019). Physiological Markers Of Visual Environment Comfort In The North. *Earth and Environmental Science,* 263, 1-7.

COPYRIGHTS

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted to Journal of Architecture and Urban Planning. This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

نحوه ارجاع به این مقاله

موسوی، نجمه و محمدی، مریم (۱۴۰۲). ارائه مدل پیش‌بینی‌کننده ترجیحات نما مسکونی با بهره‌گیری از یادگیری ماشین؛ بررسی موردی: شهر تهران. *نشریه علمی نامه معماری و شهرسازی*، ۱۶(۴۱)، ۲۳-۴۴.

DOI: 10.30480/AUP.2023.3964.1870
URL: http://aup.journal.art.ac.ir/article_1142.html

Vol. 16 • No. 41 • Winter 2024

Received: 13 December, 2021 | Accepted: 18 May, 2022 | Published: 22 December, 2023

Journal of Architecture and Urban Planning, 16(41), 23-44
DOI: 10.30480/AUP.2023.3964.1870
Document Type: Research Paper

Presenting a Predictive Model of Residential Facade Preferences Using Machine Learning Case Study: Tehran

Najmeh Moosavi
MA in Urban Design, Faculty of Architecture and Urban Planning, University of Art, Tehran, Iran

Maryam Mohammadi
Associate Professor, Department of Urban Design, Faculty of Architecture and Urban Planning, University of Art, Tehran, Iran (Corresponding Author)

Abstract

The issue of urban facade preferences for users is one of the most important issues in the field of urban design. The answer to this question has been considered by researchers in the form of various objective and subjective methods. This study intends to use machine learning method as a predictable approach to evaluate the preferences and also desirability of urban facades for users. Therefore, the aim of the research is to design a predictive model that its output is the level of user preferences of residential facades in Tehran. According to the expected output, the data provided to the model consists of residential facade image. Due to the necessity of standard data in the machine learning process, residential facade images submitted to the Tehran City Facade and Landscape Commission in the years 2016 to 2019 have been used. Out of the original 800 images, 278 images were chosen in selection process. The input of this predictive model is images along with features. The features considered in this research have been obtained using the approach of visual preferences and image processing. The issue of whether the physical characteristics related to the visual preferences approach and the statistical characteristics obtained with the image processing technique both have an effect on the level of visual preference was tested with machine learning and the results showed that the use of both the feature provide better results. Since the supervised machine learning method has been used, it was necessary to present the labels to the machine. Therefore the number of preferences were carried out through an online questionnaire by users (218) in four categories of low preferences (0–25%), medium (50–26%), good (51–75%) and very good (100–76%). By selecting the models and determining the amount of 80 to 20 as the training to test data volume, the learning process was carried out and then using the confusion matrix, the validity of the models used in machine learning was tested. Also, to ensure the predictability of the machine, at the end, some new facades which were neither training nor test data were presented to the machine and the degree of predictability of their visual preference was checked by the machine and with the result of the survey. Based on the results, three algorithms of support vector machine, decision tree and random forest with 100% accuracy and X–G–Boost method with 97% accuracy have performed best. Based on the results, the importance of the influence of elements on users' preferences, includes the minimum distance between windows, the ratio of transparent to opaque surface in the facade, the presence of gardens in the balcony, the variety of materials, the maximum distance between windows, the number of openings, the length of the balcony, the number of balconies, the number of floors, the variety of colors, the decorations used on the roof, the type of roof lines (continuous, discontinuous), the number of entrances, and the ratio of the height to the length of the building.

Keywords: Visual facade preferences, residential facade, supervised machine learning, image processing, Tehran