

پیش‌بینی حجم تقاضای مسافر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

(مطالعه موردی: خط ۱۰ BRT تهران)

مقاله علمی - پژوهشی

محمدامین ابراهیم زاده، گروه مهندسی عمران، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
حسن جوانشیر*، استادیار، دانشکده صنایع، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
عباس آقا علیخانی، دانش آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تهران جنوب، تهران، ایران
*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: h_javanshir@azad.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۰۲ - پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۲۰

صفحه ۲۲۹-۲۴۶

چکیده

حمل و نقل عمومی به عنوان یک سیستم سنگین جابجایی مسافر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، از این رو آسیب‌های وارده به این سیستم چه از نظر مالی یا فنی اهمیت زیادی دارد. در این پژوهش با استفاده از داده‌های تهیه شده از شرکت واحد اتوبوس‌رانی به پیش‌بینی مسافر پرداخته می‌شود. پیش‌بینی یک جزء حیاتی از سیستم‌های حمل و نقل است که می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد تا رفتارهای مسافرتی را به درستی تنظیم کند، باعث کاهش حمل و نقل مسافر و افزایش کیفیت خدمات سیستم‌های حمل و نقل شود. در این تحقیق، پیش‌بینی تعداد مسافر با استفاده از روش شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفته است. روش پیش‌بینی بر اساس مدل شبکه عصبی را می‌توان به صورت خلاصه، بدین نحو بیان نمود: پس از بررسی داده‌ها و انجام یک سری پلایش‌ها احتمالی، نوع تابع تانژانت هیپربولیک و ۶ عدد نورون مشخص شد. بین ساعت ۷:۳۰ تا ۸:۳۰ در این زمان به دلیل اینکه مردم و دانش‌آموز به محل کار یا تحصیل خود می‌روند بیشترین تعداد مسافر را دارد. قله دوم در نمودار که کوتاه‌تر است در ساعات بین ۵:۳۰ تا ۶:۳۰ است. مدل عصبی با خطای ۵٪ توانای مناسبی جهت پیش‌بینی دارد و برای ایستگاه‌های مختلف مقدار صحت پیش‌بینی ۹۲ درصد بوده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی در پیش‌بینی تعداد مسافر موفق است.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی، اتوبوس، پیش‌بینی، مسافر، تقاضا

۱-مقدمه

تغییرات در هدف‌های بهینه‌سازی شود. در نهایت، پیش‌بینی تقاضای مسافر به‌طور دقیق و با توجه به تغییرات زمانی می‌تواند به بهبود بهره‌وری و سود شرکت اتوبوس‌رانی کمک کند و مشکلات مرتبط با پیش‌بینی‌های نادقیق در بلندمدت را کاهش دهد. این مسئله می‌تواند با استفاده از تکنیک‌ها و الگوریتم‌های هوش مصنوعی، پردازش داده‌های مسافران پرداخته می‌شود. در یک سیستم حمل و نقل عمومی مسافرتی، مشکل بهینه‌سازی

بهینه‌سازی سیستم حمل و نقل عمومی مسافرتی با تمرکز بر تعیین استراتژی بهینه برای اتوبوس‌ها و تقاضای مسافران هستند. هدف اصلی از این بهینه‌سازی، حداکثرکردن سود شرکت اتوبوس‌رانی است. برای دستیابی به این هدف، به دنبال پیش‌بینی دقیق‌تر تقاضای مسافران هستید تا بتوانید بهترین الگوی توقف اتوبوس‌ها و بهینه‌سازی زمان‌بندی آن‌ها را تعیین کنید. همچنین، توجه دارید که تغییرات تقاضا در طول زمان می‌تواند باعث

-کدام شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی حجم تقاضای مسافر مناسب است؟-چگونه می‌توان پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی را بهینه کرد؟

-چه نتایجی از پیش‌بینی حجم تقاضای مسافر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در خط ۱۰ بی آر تی تهران به دست می‌آید؟

۲-پیشینه تحقیق

اتوبوس ترانزیت سریع یک سیستم حمل و نقل عمومی با ظرفیت بالا است که مشابه سیستم قطارهای سبک یا مترو، اما با هزینه‌های زیرساختی کمتر عمل می‌کند. سیستم‌های BRT معمولاً از خطوط اتوبوس یا اتوبوس‌های اختصاصی، اولویت سیگنال و جمع‌آوری کرایه خارج از هوایما برای ارائه خدمات سریع، مکرر و قابل اعتماد استفاده می‌کند. سیستم‌های حمل و نقل همچنین می‌توانند شامل ویژگی‌هایی مانند سوار شدن در سطح، سیستم‌های اطلاعات مسافران در زمان واقعی و اشتراک‌گذاری دوچرخه برای بهبود تجربه کاربر باشند. سیستم‌های حمل و نقل به دلیل کارایی، مقرون به صرفه بودن و انعطاف‌پذیری در سراسر جهان محبوبیت فزاینده‌ای پیدا کرده‌اند. آنها را می‌توان نسبتاً سریع اجرا کرد و می‌توان آنها را برای رفع نیازهای شهرها و جوامع مختلف سفارشی کرد. در مقایسه با سیستم‌های اتوبوس سنتی، سیستم‌های حمل و نقل اغلب قابل اطمینان‌تر هستند و طیف وسیع‌تری از سواران را به خود جذب می‌کنند. نشان داده شده است که سیستم‌های حمل و نقل دارای مزایای متعددی از جمله کاهش زمان سفر، افزایش ظرفیت، بهبود کیفیت هوا و کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای هستند. آنها همچنین می‌توانند به کاهش ازدحام در جاده‌ها و بزرگراه‌ها کمک کنند و آنها را به یک جایگزین مناسب برای پروژه‌های پرهزینه و وقت‌گیر توسعه جاده تبدیل کنند. به طور کلی، اتوبوس تندور یک روش کارآمد و رقابتی حمل‌ونقل عمومی است که می‌تواند به شهرها کمک کند تا تحرک را بهبود بخشند، ازدحام را کاهش دهند و کیفیت زندگی ساکنان خود را افزایش دهند. همانطور که شهرها همچنان به رشد خود ادامه می‌دهند و با چالش‌های فزاینده حمل و نقل مواجه می‌شوند، سیستم‌های حمل و نقل اتوبوس تندور احتمالاً نقش مهمی را در برآوردن نیازهای حرکتی جمعیت شهری ایفا می‌کنند. از ۱۹۷۰، با بهبود توسعه اقتصادی و سرانه سطح درآمد، مالکیت وسایل نقلیه موتوری در هر کشور به سرعت در حال افزایش است، که باعث ازدحام ترافیک، بحران انرژی، کمبود منابع زمین، زیست‌محیطی و آلودگی هوا شدید شده است (Wright and Hook, 2007). توسعه شهری نیاز به حمایت

الگوی تعیین استراتژی بهینه کردن هدوی است. با توجه به کلاس‌های اتوبوس، انواع ایستگاه‌ها و تقاضای مبدأ -مقصد مسافر، برای به حداکثر رساندن سود حاصل از یک شرکت اتوبوس رانی، الگوی توقف به طور سنتی باقاعده کلی تصمیم‌گیری می‌شود. برای بهینه‌سازی زمان‌بندی اتوبوس‌ها، نیاز پیش‌بینی تقاضای سفر است. از این‌روی در این مطالعه بر روی پیش‌بینی تعداد مسافر که به دنبال آن سبب پیش‌بینی تقاضا می‌گردد، پرداخته می‌شود. تغییر در تقاضای مسافر در طول زمان تغییر می‌کند. پیش‌بینی تقاضای مسافر به‌طور سنتی که در بلندمدت تمرکز دارد، مشکلاتی در هدوی‌های اتوبوس ایجاد خواهد کرد. بنابراین پیش‌بینی‌ها برای مدیریت اختلال به‌صورت کوتاه‌مدت می‌تواند مؤثر است. [D. Y. Lin & Ku, 2014] [Liyanage.et al, 2022]. پیش‌بینی یک جزء حیاتی از سیستم‌های حمل‌ونقل است که می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد تا رفتارهای مسافرتی را به درستی تنظیم کند، باعث کاهش حمل‌ونقل مسافر و افزایش کیفیت خدمات سیستم‌های حمل‌ونقل شود. نتایج پیش‌بینی کوتاه‌مدت می‌تواند برای حمایت از مدیریت سیستم حمل‌ونقل مانند برنامه‌ریزی عملیات و برنامه‌ریزی تنظیم جمعیت مسافر ایستگاه استفاده شود. به‌منظور تغییر این وضعیت، توسعه حمل‌ونقل و برنامه‌ریزی ساخت‌وساز توسط دولت و شهرداری تهران برای سرعت بخشیدن به ساخت‌وساز حمل‌ونقل عمومی شروع شده است. اتوبوس نقش مهمی در هدایت و حمایت از بهینه‌سازی و تعدیل ساختار فضایی شهری ایفا می‌کند. اولویت توسعه سیستم‌های حمل‌ونقل شهری، بهبود بهره‌وری و افزایش سهم حمل‌ونقل عمومی به‌منظور کاهش مشکلات ناشی از عدم دسترسی به شهر و آلودگی هوا و سروصدا ناشی از استفاده از اتومبیل‌های شخصی ضروری است. دقت پیش‌بینی تأثیر مستقیمی بر بخش‌های مربوطه دارد تا برنامه‌ریزی بلندمدت را در نظر بگیرد، بهره‌وری عملیاتی سیستم حمل‌ونقل شهری را بهبود بخشد، هزینه کرایه بلیت مناسب را افزایش دهد و سیستم درآمد عملیاتی را افزایش دهد. با توجه به ارتباط موضوع و ارتباط مستقیم آن با کیفیت زندگی، این مطالعه با هدف کمک به ارائه یک روش قابل اعتماد برای پیش‌بینی حجم مسافر اتوبوس است و در این مقاله به ۳ سوال پرداخته می‌شود.

اعمال می‌کنند. برای متغیر وابسته (در این مورد ظرفیت مسافر) و متغیرهای مستقل (مانند زمان روز، روز هفته و عوامل فصلی) است، می‌تواند پیش‌بینی‌های دقیقی ارائه دهد. این مطالعه از داده‌های یک خط اتوبوس در ووهان چین برای مدت دو ماه استفاده کرد. این داده‌ها شامل تعداد مسافران، زمان روز، روز هفته و سایر متغیرهای مرتبط بود. نویسندگان یک مدل رگرسیون خطی چندگانه ایجاد کردند که شامل متغیرهای سری زمانی برای دریافت ماهیت وابسته به زمان داده‌ها بود. نویسندگان همچنین از روش‌های آماری برای آزمایش دقت مدل خود، از جمله میانگین درصد مطلق خطا و ریشه میانگین مربعات خطا استفاده کردند. آنها نتایج مدل خود را با سایر روش‌های پیش‌بینی رایج مانند هموارسازی نمایی و میانگین متحرک مقایسه کردند. این مطالعه نشان داد که مدل مبتنی بر رگرسیون شامل متغیرهای سری زمانی دقیق‌ترین پیش‌بینی‌ها را از ظرفیت مسافر اتوبوس ارائه می‌کند. نویسندگان خاطرنشان کردند که این مدل می‌تواند توسط برنامه ریزان حمل و نقل برای تصمیم‌گیری آگاهانه در مورد سطوح خدمات، تخصیص وسیله نقلیه و سایر جنبه‌های عملیات اتوبوس استفاده شود. در نتیجه، این مطالعه اثربخشی مدل‌های مبتنی بر رگرسیون را برای پیش‌بینی ظرفیت مسافر اتوبوس، به ویژه زمانی که متغیرهای سری زمانی گنجانده شده است، نشان داد. نویسندگان پیشنهاد کردند که این رویکرد می‌تواند برای سایر خطوط اتوبوس و سیستم‌های حمل و نقل برای بهبود برنامه ریزی و عملیات اعمال تقاضای مسافران را بهتر درک کنند و بر این اساس، اعزام اتوبوس و برنامه‌ریزی مسیر را بهینه کنند [Vanajakshiet al, 2009].

در مطالعه‌ای بررسی پیش‌بینی ظرفیت مسافر اتوبوس بر اساس تحلیل رگرسیون شامل سری‌های زمانی "توسط سان و همکاران در سال ۲۰۰۹ ارائه شد. این مطالعه بر توسعه یک مدل مبتنی بر رگرسیون برای پیش‌بینی ظرفیت مسافران اتوبوس متمرکز بود. نویسندگان بر اهمیت پیش‌بینی دقیق ظرفیت مسافر اتوبوس برای برنامه‌ریزی موثر حمل و نقل، به ویژه در مناطق شهری تاکید کردند. آنها خاطرنشان کردند که استفاده از تحلیل رگرسیون که شامل مدل‌سازی رابطه بین شود، [Sun et al, 2009]. مقاله «پیش‌بینی جریان مسافر بر اساس الگوریتم‌های جدید اتخاذ شده» توسط پیکل و همکاران که در سال ۲۰۱۷ در هوش مصنوعی کاربردی منتشر شد، رویکرد جدیدی را برای پیش‌بینی جریان مسافر در سیستم‌های حمل و نقل عمومی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین ارائه می‌کند.

در مطالعه‌ای یک روش بلادرنگ برای تخمین و پیش‌بینی جریان مسافر در سیستم‌های حمل و نقل اتوبوس شهری پیشنهاد می‌کند. این روش از داده‌های سیستم‌های مکان خودکار خودرو AVL و سیستم‌های شمارش خودکار سرنشینان APC برای تخمین

عمومی دارد، سیستم‌های حمل و نقل، سیستم راه‌آهن، به دلیل سرمایه‌گذاری زیاد مشکل برای پوشش یک منطقه بزرگ در زمان محدود، ظرفیت محدودی برای انتقال مسافران دارد و اتوبوس دارای محدودیت‌های عملکردی مانند خدمات سرویس‌دهی کم است [Dong et al, 2011] [Cui et al, 2010]. امروزه بسیاری از تصمیم‌گیرندگان شهر به دنبال مدل حمل و نقلی هستند که کیفیت بهتر برای کارایی منابع جاده‌ای و کاهش تراکم‌های ترافیکی باشد. اتوبوس تندرو نوع جدیدی با کارایی بالا و سیستم جامع حمل و نقل جمعی بین سیستم‌های اتوبوسرانی و خط، با سرعت حمل و نقل و ظرفیت نزدیک به حمل و نقل ریلی و هزینه نزدیک به اتوبوس عمومی، محبوب‌تر شده است [Cu et al, 2010]. سیستم‌های اتوبوس تندرو از ترکیبی از خطوط اختصاصی اتوبوس، جمع‌آوری کرایه خارج از هواپیما و سایر ویژگی‌های نوآورانه برای ارائه خدمات حمل و نقل سریع، قابل اعتماد و باکیفیت استفاده می‌کنند که می‌تواند با سیستم‌های سنتی مبتنی بر ریل رقابت کند. عناصر کلیدی سیستم‌های اتوبوس تندرو، از جمله استفاده از خطوط اختصاصی اتوبوس، ایستگاه‌های با سوار شدن سطح، و اولویت سیگنال در تقاطع‌ها. سیستم‌های اتوبوس تندرو همچنین اغلب از فناوری‌های پیشرفته مانند ردیابی وسیله نقلیه مبتنی بر GPS، سیستم‌های اطلاعات مسافران در زمان واقعی و سیستم‌های جمع‌آوری خودکار کرایه استفاده می‌کنند که می‌تواند تجربه کاربر را افزایش داده و کارایی سیستم را بهبود بخشد. سیستم‌های اتوبوس تندرو اغلب مقرون به صرفه‌تر و انعطاف پذیرتر از سیستم‌های مبتنی بر راه آهن هستند، در حالی که سطوح مشابهی از کیفیت خدمات را ارائه می‌دهند. با این حال، پیاده‌سازی سیستم‌های اتوبوس تندرو می‌تواند چالش برانگیز باشد و به سرمایه‌گذاری قابل توجهی در زیرساخت‌ها و مشارکت سهامداران نیاز دارد. سیستم‌های اتوبوس تندرو پتانسیل بهبود قابل توجه خدمات حمل و نقل عمومی در مناطق شهری، ارائه خدمات حمل و نقل سریع، قابل اعتماد و با کیفیت بالا را دارند که می‌تواند سواران جدید را جذب کند و اتکا به وسایل نقلیه شخصی را کاهش دهد. با این حال، اجرای موفقیت‌آمیز سیستم‌های اتوبوس تندرو نیازمند برنامه‌ریزی دقیق، مشارکت ذینفعان، و نظارت و ارزیابی مداوم برای اطمینان از اثربخشی و پایداری سیستم است [Levinson et al, 2002]. در چین یک مدل پیش‌بینی تقاضای مسافر را برای شبکه‌های اتوبوس با استفاده از داده‌های تاریخی مسافران و داده‌های GPS اتوبوس پیشنهاد می‌کند. این مدل از چهار جزء تشکیل شده است: پیش‌پردازش داده‌ها، استخراج ویژگی، آموزش مدل و پیش‌بینی.

در مرحله پیش‌پردازش داده‌ها، نویسندگان تکنیک‌های پاکسازی داده‌ها را برای حذف نقاط پرت و پر کردن مقادیر از دست رفته

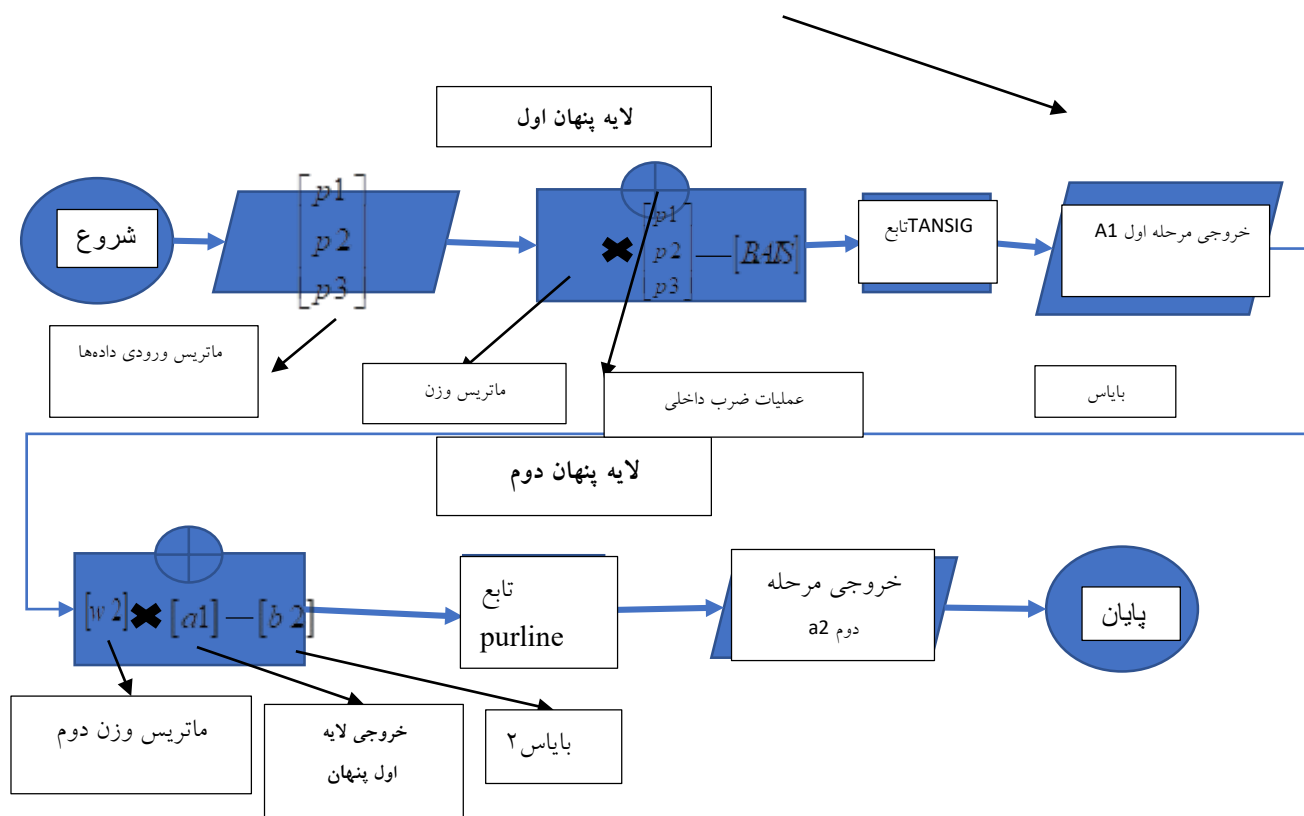
بهرتر عمل می‌کند. این مقاله همچنین رویکرد پیشنهادی را با سایر روش‌های موجود برای پیش‌بینی جریان مسافر، مانند مدل رگرسیون بردار پشتیبان و مدل سیستم خاکستری مقایسه می‌کند و نشان می‌دهد که مدل ترکیبی در بیشتر موارد بهتر عمل می‌کند. رویکرد پیشنهادی می‌تواند برای اپراتورها و برنامه‌ریزان سیستم حمل‌ونقل مفید باشد تا با پیش‌بینی جریان مسافر و تنظیم برنامه‌ها و مسیرها، کارایی سیستم‌های خود را بهبود بخشند. [Zhao et al, 2011]. استخراج ویژگی، آنها تعداد مسافر، زمان سفر، فرکانس اتوبوس و فاصله بین ایستگاه‌های اتوبوس را به عنوان عوامل کلیدی در پیش‌بینی تقاضای مسافر در نظر می‌گیرند. نویسندگان از الگوریتم درخت رگرسیون تقویت گرایان برای آموزش مدل استفاده می‌کنند و از رویکرد پنجره زمانی کشویی برای پیش‌بینی در زمان واقعی استفاده می‌کنند. مدل پیشنهادی با استفاده از داده‌های یک شبکه اتوبوس در شانگهای، چین ارزیابی می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که این مدل می‌تواند به طور موثر تقاضای مسافر را با میانگین خطای پیش‌بینی ۶,۴ درصد برای ساعت بعد و ۱۰,۶ درصد برای نیم روز آینده پیش‌بینی کند. نویسندگان پیشنهاد می‌کنند که مدل پیشنهادی می‌تواند به اپراتورهای اتوبوس کمک کند.

جریان مسافر در زمان واقعی استفاده می‌کند. این مقاله همچنین یک مدل پیش‌بینی مبتنی بر یک شبکه عصبی برای پیش‌بینی جریان‌های مسافری آینده ارائه می‌کند. روش پیشنهادی با استفاده از داده‌های واقعی از یک سیستم حمل و نقل اتوبوس در چین آزمایش می‌شود و نتایج نشان می‌دهد که این روش هم در تخمین و هم در پیش‌بینی جریان مسافر مؤثر است. روش پیشنهادی می‌تواند برای بهبود کارایی عملیاتی سیستم‌های ترانزیت اتوبوس و ارائه خدمات بهتر به مسافران مفید باشد [Zhang et al., 2017]. در مطالعه ای یک رویکرد جدید برای پیش‌بینی جریان مسافر در یک سیستم حمل و نقل پیشنهاد می‌کند. رویکرد پیشنهادی مبتنی بر یک مدل ترکیبی است که مدل میانگین متحرک یکپارچه اتورگرسیون و مدل شبکه عصبی مصنوعی را ترکیب می‌کند. مدل ARIMA برای ثبت الگوهای زمانی جریان مسافر استفاده می‌شود، در حالی که مدل ANN برای گرفتن روابط غیرخطی بین عوامل مختلفی که بر جریان مسافر تأثیر می‌گذارند، مانند زمان روز، روز هفته، شرایط آب و هوایی و رویدادهای خاص استفاده می‌شود. روش پیشنهادی با استفاده از داده‌های یک سیستم حمل‌ونقل اتوبوس در چین آزمایش می‌شود و نتایج نشان می‌دهد که مدل ترکیبی از نظر دقت و خطای پیش‌بینی از هر دو مدل ARIMA و مدل ANN

۳- روش شناسی

تحقیق از یک شبکه عصبی با دو لایه پنهان استفاده شده است که در لایه اول از تابع سیگموئید تانژانت استفاده شده است، ابتدا متغیرها در وزن w_1 ضرب می‌گردند و منهای بایاس (مشابه عرض از مبدا در معادلات خطی) می‌گردد و سپس وارد تابع می‌گردند. بنابراین خروجی لایه اول پنهان ماتریس a_1 است که وارد مرحله بعد و در لایه پنهان می‌گردد، دوباره همین فرایند برای لایه پنهان دوم اجرا می‌گردد و ماتریس a_1 در ماتریس وزن w_2 ضرب و منهای بایاس b_2 می‌گردد و تابع خطی $purline$ در آن اعمال می‌گردد تا خروجی مدل به صورت y عدد که تعداد مسافر را نشان می‌دهد خارج گردد. توابع شبکه‌های عصبی مقدار خروجی هر شبکه عصبی تحت تأثیر سه عامل قرار دارد، ساختار شبکه عصبی (تعداد سلول‌های هر لایه و نحوه ارتباط سلول‌های لایه‌های مختلف با یکدیگر) مقدار وزن‌ها و آستانه‌های شبکه و در نهایت توابع مختلفی که در یک شبکه عصبی وجود دارند. ساختار شبکه عصبی توسط طراح تعیین می‌شود و در حین آموزش ثابت می‌ماند و نهایتاً ساختار مناسب با انجام سعی و خطا و از بین مجموعه جواب‌های تولید شده انتخاب می‌شود وزن‌ها و آستانه‌های شبکه نیز حین آموزش شبکه ثابت هستند و امکان تغییر آنها وجود دارد.

در این تحقیق، شبکه عصبی پیشرو برای پیش‌بینی حجم تقاضای مسافر برای مسافران اتوبوس استفاده می‌شود. شبکه عصبی پیشرو، یک شبکه عصبی ساده است که از چند لایه تشکیل شده است. در این شبکه، اطلاعات ورودی به لایه‌های پنهان ارسال می‌شوند و در این لایه‌ها، اطلاعات پردازش و تبدیل می‌شوند تا در نهایت، خروجی مورد نظر تولید شود. هر لایه در شبکه عصبی پیشرو، یک مجموعه از گره‌ها یا نورون‌ها دارد که هر یک از آنها وزن‌هایی را با ورودی‌های خود ترکیب می‌کنند تا خروجی لایه را تولید کنند. برای این کار، به ازای هر ورودی، یک وزن نسبت داده می‌شود که بیشترین تأثیر روی خروجی لایه را دارد. در پایان، خروجی‌های تولید شده از لایه‌ها با یکدیگر ترکیب شده و خروجی نهایی تولید می‌شود. برای آموزش شبکه عصبی پیشرو در این تحقیق، از الگوریتم پس‌انتشار خطا استفاده می‌شود. این الگوریتم، با استفاده از ارزیابی خطا بین خروجی تولید شده توسط شبکه و خروجی مورد انتظار، وزن‌های شبکه را به گونه‌ای تغییر می‌دهد که خطای خروجی کمینه شود. با آموزش شبکه عصبی پیشرو بر روی داده‌های جمع‌آوری شده، می‌توان پارامترهای مورد نیاز برای پیش‌بینی حجم تقاضای مسافر را به دست آورد و در نهایت، با ورود داده‌های جدید به شبکه، حجم تقاضای مسافر برای شبکه پیش‌بینی می‌شود. در این



شکل ۱. فلوچارت مدل

۱-۳- متغیرهای اصلی مدل

برای ساخت مدل پیش‌بینی، ابتدا باید متغیرهای آن را تعریف کرد. در فرآیند مدل‌سازی برخی از اطلاعات بصورت پیش فرض در مدل وارد می‌شود. برنامه حرکت اتوبوس درصد مسافرانی که روزانه هر یک از انواع بلیت را تهیه می‌کنند ثابت در نظر گرفته شد. در مدل مسافران خروجی از ایستگاه در نظر گرفته نشده‌اند. از فعال نبودن اپراتورهای فروش در برخی زمان‌ها صرف‌نظر شده است. هیچ محدودیتی برای ظرفیت سکو لحاظ نگردید. منطق ورود مسافران از محل ورود از سطح خیابان تا استقرار مسافر بر روی سکوی اعزام، شامل مقاطع مختلفی است که عبارت از: متغیرهای مستقل: ۱- ساعت زمان ۲- روز هفته ۳- تعطیل بودن یا نبودن روز متغیرهای وابسته: ۱- تعداد مسافر وارد شده به ایستگاه دیگر پارامترهای مورد بررسی در تحقیق: ۱- اطلاعات تعداد ایستگاه ۲- سرعت اتوبوس ۳- زمان پیاده و سوار کردن ۴- طول مسیر ۵- هدوی اتوبوس.

۲-۳- رویایی و پایایی و بررسی قابلیت اطمینان و اعتبار

مدل شبکه عصبی

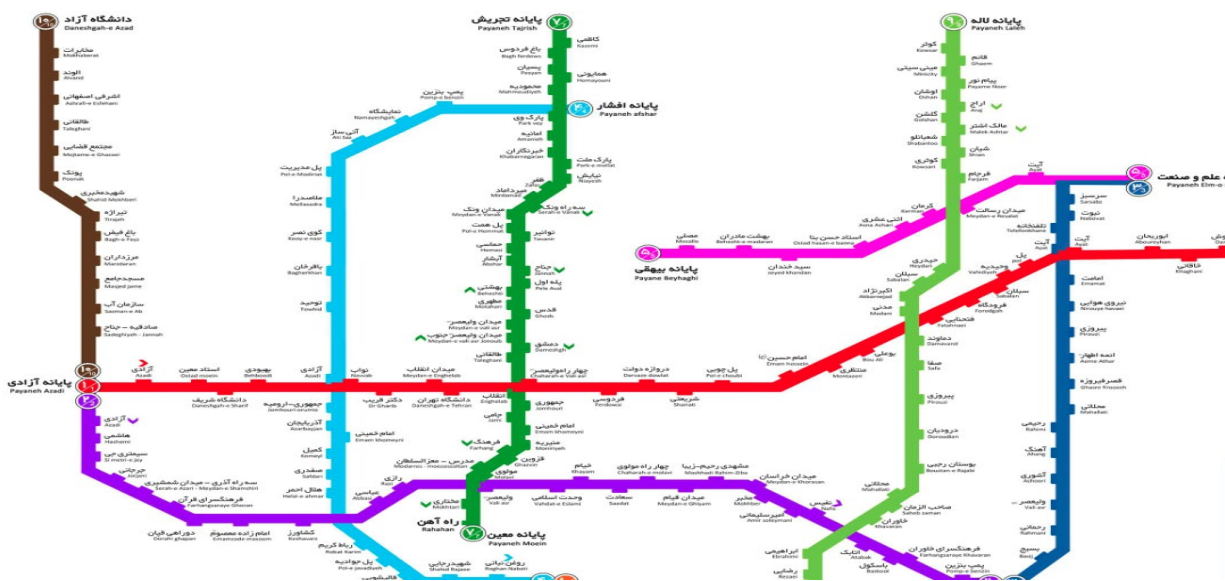
منظور از میزان یادگیری و عملکرد این است که شبکه تا چه حد قادر است به ورودی‌هایی که توسط آن‌ها آموزش داده شده و به ورودی‌های که در مجموعه آموزش آن وجود نداشته است جواب قابل قبول ارائه دهد.

برای این منظور از شاخص‌های مختلفی استفاده می‌شود که در زیر آمده است: ۱- جذر میانگین مربع خطاها ۲- متوسط خطای مطلق ۳- میانگین خطای نسبی ۴- ضریب همبستگی بین خروجی‌های حقیقی و خروجی‌های هدف ۵- متوسط خطا پیش‌بینی از خطای مطلق واقعی.

۴- مطالعه موردی

جامعه آماری، عبارت است از مجموعه کامل اندازه‌های ممکن یا اطلاعات ثبت شده از یک صفت کیفی، در مورد گردآورده کامل واحدها، که می‌خواهیم استنباطهایی راجع به آن انجام دهیم. منظور از عمل گردآوردن داده‌ها، استخراج نتایج درباره جامعه است. یا به بیان ساده‌تر، در هر بررسی آماری، مجموعه عناصر مورد نظر را جامعه می‌نامند، در نتیجه جامعه، مجموعه تمام مشاهدات ممکن است که می‌توانند با تکرار یک آزمایش حاصل شوند. بنابراین تعداد حالات مختلف جامعه آماری

تشکیل می‌دهد. در این پژوهش به بررسی تاخیرات اتوبوس‌های تندرو پرداخته شده است، بنابراین سیستم اتوبوس‌رانی و شبکه آن یک جامعه آماری است، اما در نگاه بزرگ‌تر می‌توان سیستم حمل‌ونقل تندرو در دنیا را جامعه آماری کل دانست، در قسمت بعد به نمونه آماری و انتخاب یک خط از این شبکه اتوبوس تندرو در شهر تهران پرداخته می‌شود. بعد به نمونه آماری و انتخاب یک خط از این شبکه اتوبوس تندرو در شهر تهران پرداخته می‌شود. نقشه مسیر سیستم اتوبوس‌های تندرو در شهر تهران در شکل ۲ آمده است.

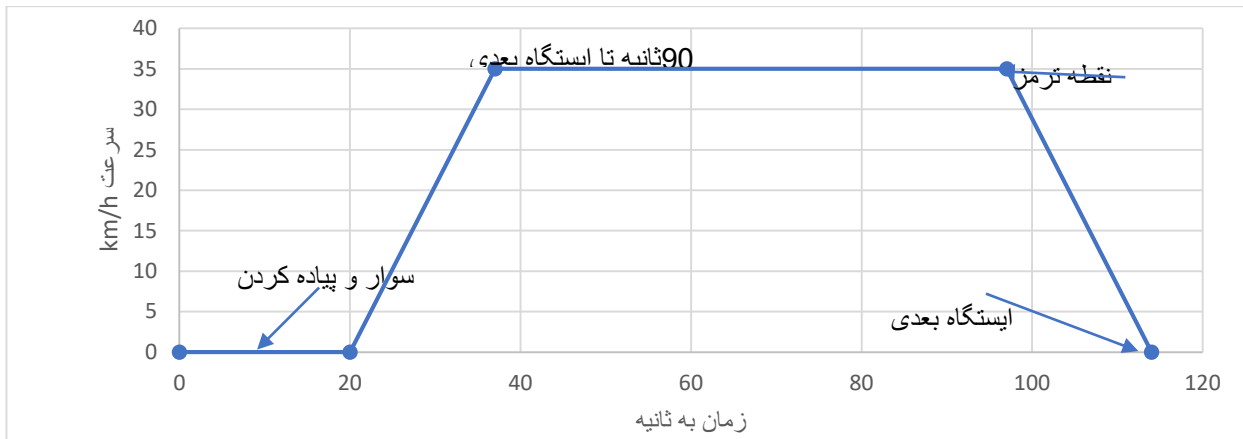


شکل ۲. نقشه مسیر سیستم اتوبوس‌های BRT در شهر تهران

۴-۱- ویژگی‌های خط

در شکل شماره ۳ زمان و سرعت حرکت یک اتوبوس در ایستگاه‌ها در خط ۱۰ تا ایستگاه $i+1$ است. از صفر تا ۲۰ ثانیه اول توقف در ایستگاه برای سوار یا پیاده کردن مسافر است، البته اندازه‌گیری‌ها شده در ایستگاه‌های مختلف عددهای متفاوتی بدست آمد این عدد میانگین اعداد در ساعات مختلف و در ایستگاه مختلف است در حالت مینیمم عدد ۱۰ بدست آمده و در بعضی ساعات در ایستگاه‌های شلوغ عدد ۴۰ یا یک دقیقه

هم ثبت شده است. از ثانیه ۲۰ تا ۴۰ اتوبوس در حال سرعت‌گیری و رسید به ماکزیمم سرعت است. سرعت ماکسیمم اتوبوس بی آر تی در خط ۱۰ به ۴۵ کیلومتر در ساعت هم می‌رسد اما به‌طور متوسط سرعت ۳۵ کیلومتر بر ساعت در مسیر مستقیم است. پس از آن در ثانیه ۱۰۰ برای رسید به ایستگاه بعد راننده سرعت را کاهش می‌دهد تا به توقف کامل در ایستگاه برسد.



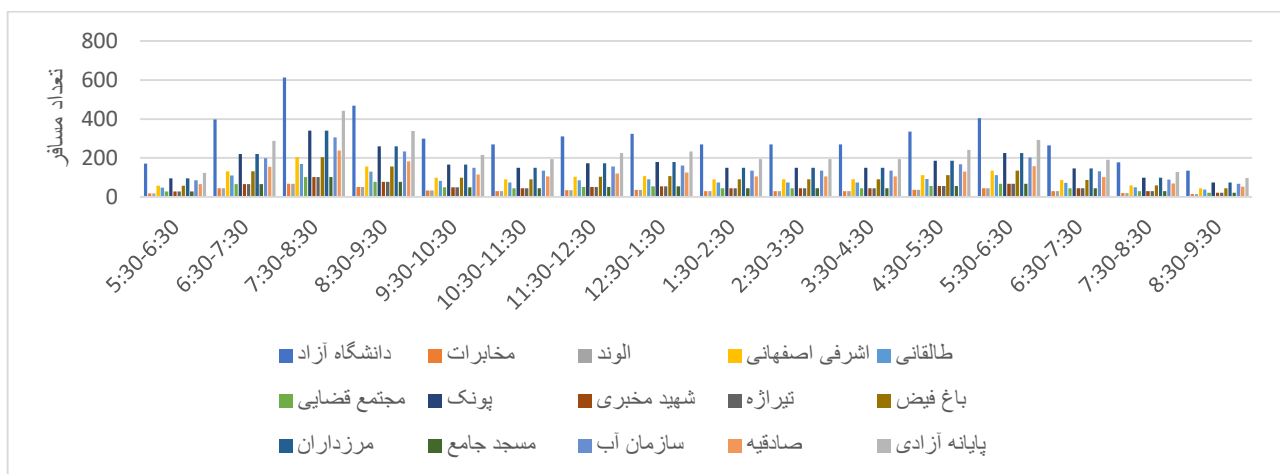
شکل ۳. نمودار سرعت و زمان برای هر ایستگاه

ظرفیت قسمت مردانه به معمولاً قسمت مردانه به ماکسیمم ظرفیت خود می‌رسد. عدد ظرفیت ماکسیمم با توجه به استاندارد نیست این ظرفیت حداکثر افرادی است پژوهشگر در حالت فشرده، افراد را در تایم پیک شمرده است. هدوی در زمان‌های پیک به سه دقیقه می‌رسد.

هرچند شرکت اتوبوس‌رانی طول این مسیر را ۱۰٫۵ کیلومتر اعلام کرده است اما عدد ۱۱٫۲ بدست می‌آید، تفاوت در طول دو دورگردان در مسیر است و در این مطالعه عدد ۱۱٫۲ کیلومتر را به‌عنوان طول مسیر در نظر گرفته شده است. در جدول ۱ ظرفیت اتوبوس در حالت نشسته و ایستاده است، اما علت آوردن

جدول ۱. مشخصات خط ۱۰ اتوبوس‌های تندروهای تهران سال ۹۷

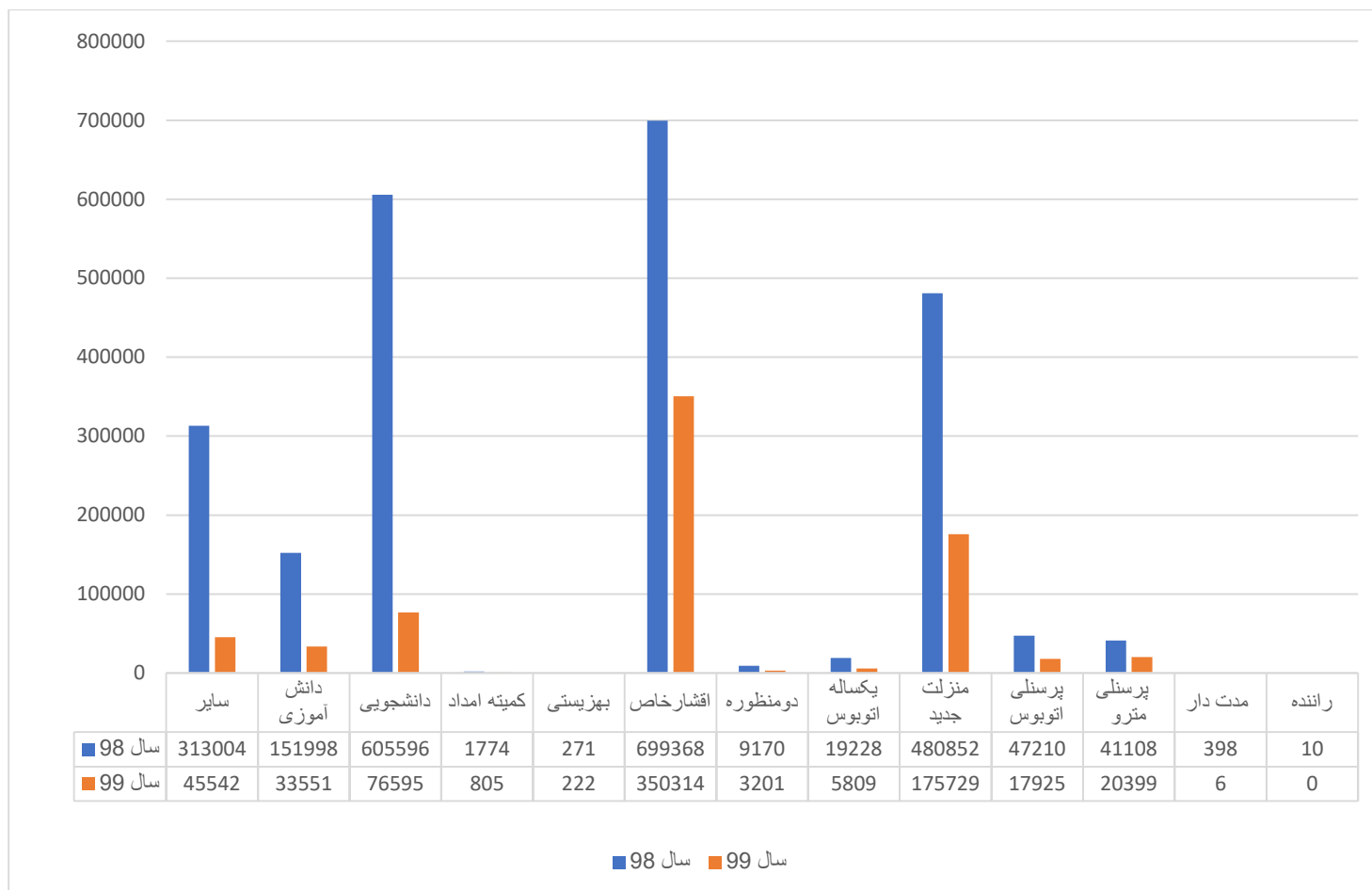
ظرفیت اتوبوس	تعداد ایستگاه‌ها	سرعت متوسط	زمان پیاده و سوار شدن	طول مسیر
۱۲۰ نفر	۱۵	۲۰ کیلومتر بر ساعت	۲۰ ثانیه	۱۱٫۲
ظرفیت قسمت مردانه	زمان متوسط طی مسیر	تعداد اتوبوس‌ها	فاصله بین ایستگاه‌ها	هدوی
۷۵ نفر	۳۰ دقیقه	۳۰ ایستگاه	۷۵۰ متر	۴ دقیقه



شکل ۴. نمودار تردد در ایستگاه‌ها با توجه به ساعت آن

دانشجویان و دانش‌آموزان هستند. همچنین در تمامی انواع تراکنش‌ها شاهد کاهش شدید تراکنش‌ها در زمان بعد از پاندمیک کرونا هستیم.

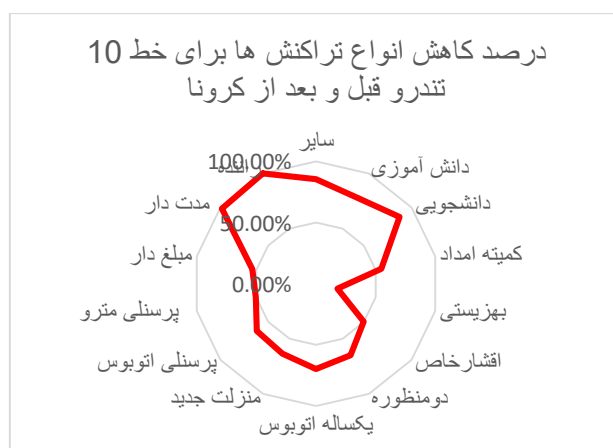
شکل ۵ مقایسه گزارش تعداد انواع تراکنش‌ها برای اپراتوری خطوط تندرو قبل از پاندمیک کرونا و بعد از آن را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، بیشترین مسافران اتوبوس خط تندروی ۱۰ مبلغ‌دار، اقشار خاص، منزلت (افراد بالای ۶۵ سال)،



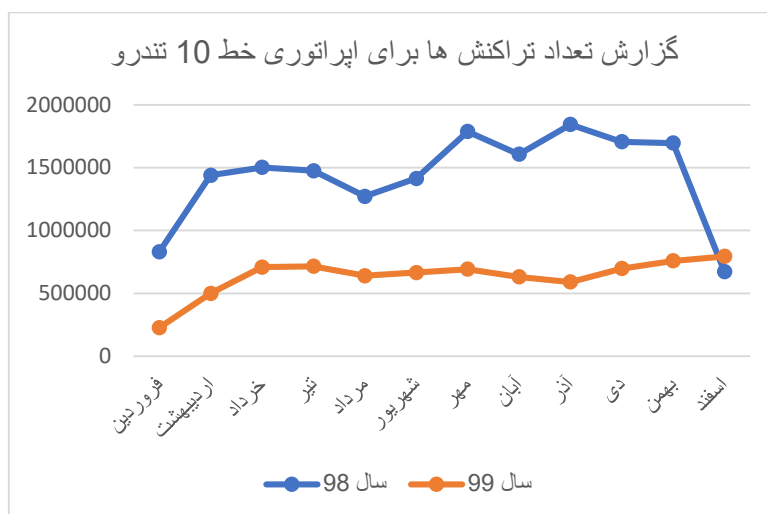
شکل ۵. مقایسه گزارش تعداد انواع تراکنش‌ها برای اپراتوری خطوط تندرو قبل از پاندمیک کرونا و بعد از آن

شکل ۷ مقایسه گزارش تعداد کل تراکنش‌های ماه‌های سال برای اپراتوری خطوط تندرو قبل از پاندمیک کرونا و بعد از آن را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، بیشترین تعداد تراکنش‌ها در ماه‌های مهر تا بهمن است. کاهش شدید تعداد تراکنش‌ها در اسفند ماه به دلیل شروع قرنطینه از این ماه است. همچنین در تمامی ماه‌های سال به نسبت سال ۹۸ به ۹۹ تعداد تراکنش‌ها به مراتب کمتر است. در سال ۱۳۹۹ یک روند رو به افزایش را شاهدیم آن هم به دلیل افزایش فرهنگ رعایت بهداشت فردی و رعایت فاصله ایمنی در اتوبوس‌های تندروی است که فاصله افراد بسیار کم است.

شکل ۶ درصد کاهش انواع تراکنش‌ها برای خط ۱۰ تندرو قبل و بعد از کرونا را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، بیشترین کاهش درصد تراکنش‌ها برای دانشجویان با ۸۷٪ و دانش‌آموزان با ۷۸٪ کاهش است. دلیل بالا بودن کاهش این دسته از مسافران بسته بودن مراکز تحصیلی در سال ۱۳۹۹ که بعد از اپیدمیک کرونا است. همچنین مسافران بالای ۶۵ سال با ۷۰٪، مبلغ‌دار با ۵۳٪ و اقشار خاص با ۵۰٪ کاهش استفاده از اتوبوس تندرو خط ۱۰ بعد از پاندمیک کرونا هستند. دلیل کاهش استفاده افراد بالای ۶۵ سال و اقشار خاص به دلیل پایین بودن سطح ایمنی این افراد در مقایسه افراد دیگر است.



شکل ۶. درصد کاهش انواع تراکنش‌ها برای خط ۱۰ تندرو قبل و بعد از کرونا

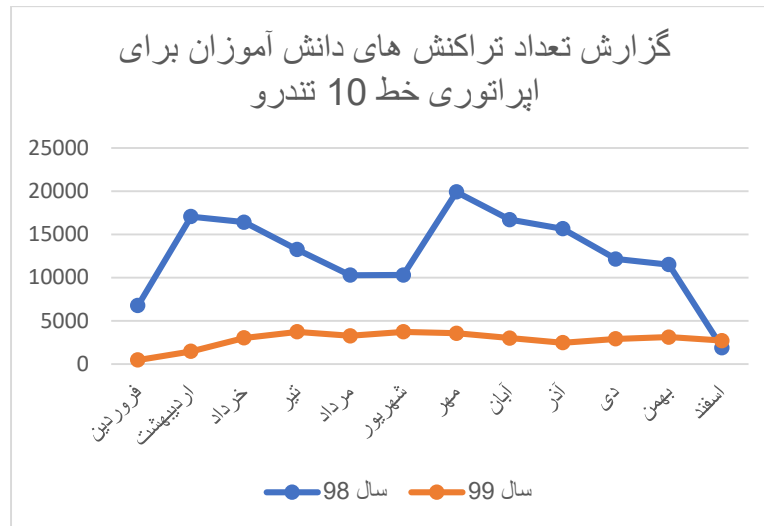


شکل ۷. مقایسه گزارش تعداد کل تراکنش‌های ماه‌های سال برای اپراتوری خطوط تندرو

تمامی ماه‌های سال به نسبت سال ۹۸ به ۹۹ تعداد تراکنش‌ها به مراتب کمتر است آن هم به دلیل بسته بودن مراکز تحصیلی است.

در سال ۱۳۹۹ یک روند رو به افزایش را شاهدیم آن هم به دلیل افزایش فرهنگ رعایت بهداشت فردی و رعایت فاصله ایمنی در اتوبوس‌های تندروی است که فاصله افراد بسیار کم است.

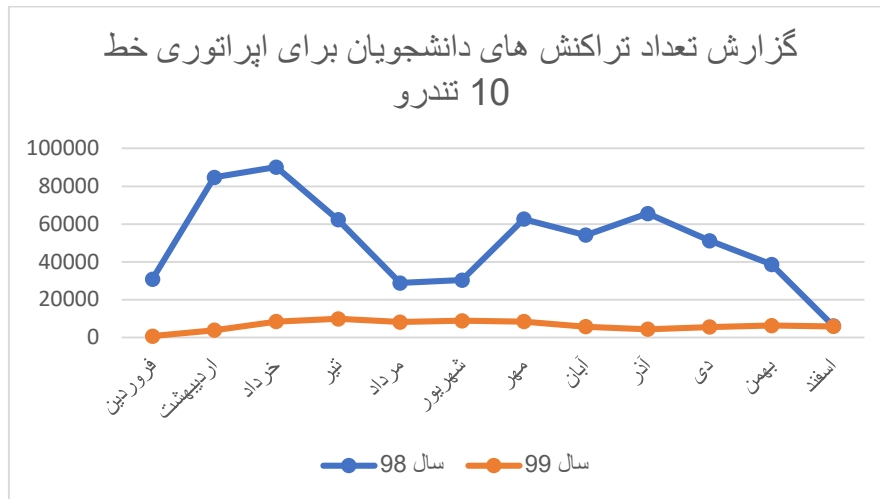
شکل ۸ مقایسه گزارش تعداد تراکنش‌های دانش‌آموزان در ماه‌های سال برای اپراتوری خطوط تندرو قبل از پاندمیک کرونا و بعد از آن را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، بیشترین تعداد تراکنش‌ها دانش‌آموزان در ماه‌های مهر، آبان، اردیبهشت و خرداد است. کمترین تعداد تراکنش دانش‌آموزان در ماه‌های مرداد و شهریور است. کاهش شدید تعداد تراکنش‌ها در اسفند ماه به دلیل شروع قرنطینه از این ماه است. همچنین در



شکل ۸. مقایسه گزارش تعداد تراکنش های دانش آموزان در ماه های سال برای اپراتوری خطوط تندرو

همچنین در تمامی ماه های سال به نسبت سال ۹۸ به ۹۹ تعداد تراکنش ها به مراتب کمتر است آن هم به دلیل بسته بودن مراکز تحصیلی است. در سال ۱۳۹۹ یک روند رو به افزایش را شاهدیم آن هم به دلیل افزایش فرهنگ رعایت بهداشت فردی و رعایت فاصله ایمنی در اتوبوس های تندروی است که فاصله افراد بسیار کم است.

شکل ۹ مقایسه گزارش تعداد تراکنش های دانشجویان در ماه های سال برای اپراتوری خطوط تندرو قبل از پاندمیک کرونا و بعد از آن را نشان می دهد. همانطور که مشاهده می شود، بیشترین تعداد تراکنش ها دانشجویان در ماه های اردیبهشت، خرداد، مهر و آبان است. کمترین تعداد تراکنش دانشجویان در ماه های فروردین، مرداد، شهریور و اسفند است. کاهش شدید تعداد تراکنش ها در اسفند ماه به دلیل شروع قرنطینه از این ماه است.

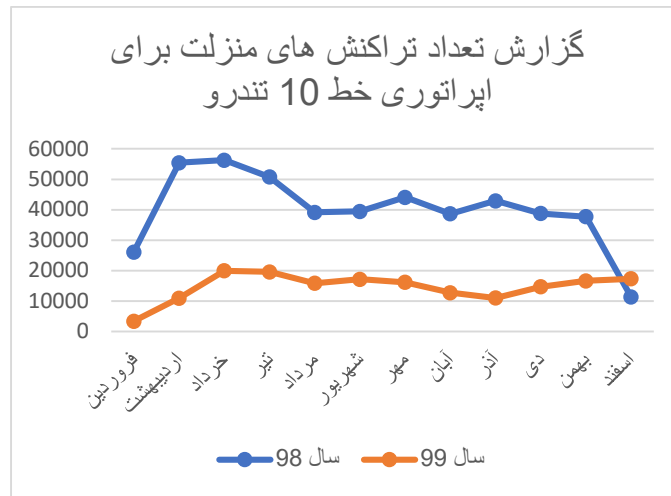


شکل ۹. مقایسه گزارش تعداد تراکنش های دانشجویان در ماه های سال برای اپراتوری خطوط تندرو قبل از پاندمیک کرونا و بعد از آن

تیر است. کمترین تعداد تراکنش منزلت در ماه های فروردین و اسفند است. در مابقی ماه ها یک روند ثابت را در تعداد تراکنش ها شاهدیم. کاهش شدید تعداد تراکنش ها در اسفند ماه به دلیل شروع قرنطینه از این ماه است. همچنین در تمامی ماه های سال

شکل ۱۰ مقایسه گزارش تعداد تراکنش های منزلت در ماه های سال برای اپراتوری خطوط تندرو قبل از پاندمیک کرونا و بعد از آن را نشان می دهد. همانطور که مشاهده می شود، بیشترین تعداد تراکنش ها افراد بالای ۶۵ در ماه های اردیبهشت، خرداد،

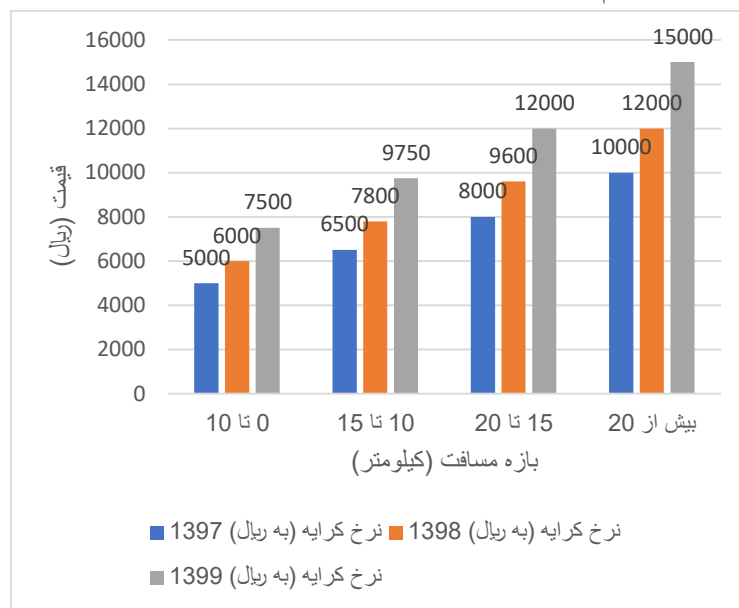
به نسبت سال ۹۸ به ۹۹ تعداد تراکنش‌ها به مراتب کمتر است. به دلیل افزایش فرهنگ رعایت بهداشت فردی و رعایت فاصله در سال ۱۳۹۹ یک روند رو به افزایش را شاهدیم مخصوصاً از ماه خرداد به بعد که دوره اول قرنطینه به اتمام رسیده بود. آن هم ایمنی در اتوبوس‌های تندروی است که فاصله افراد بسیار کم است.



شکل ۱۰. مقایسه گزارش تعداد تراکنش‌های منزلت در ماه‌های سال برای اپراتوری خطوط تندرو

افزایش ۲۰ درصدی و از سال ۹۸ تا ۹۹ افزایش ۲۵ درصدی را شاهد هستیم.

شکل ۱۱ نرخ قیمت بلیط اتوبوس تندرو در سال‌های قبل و بعد از اپیدمیک کرونا را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، از سال ۹۷ تا ۹۹ افزایش قیمت را شاهدیم. از سال ۹۷ به ۹۸



شکل ۱۱. نرخ قیمت بلیط اتوبوس تندرو در سال‌های قبل و بعد از اپیدمیک کرونا

نتایج مدل شبکه عصبی

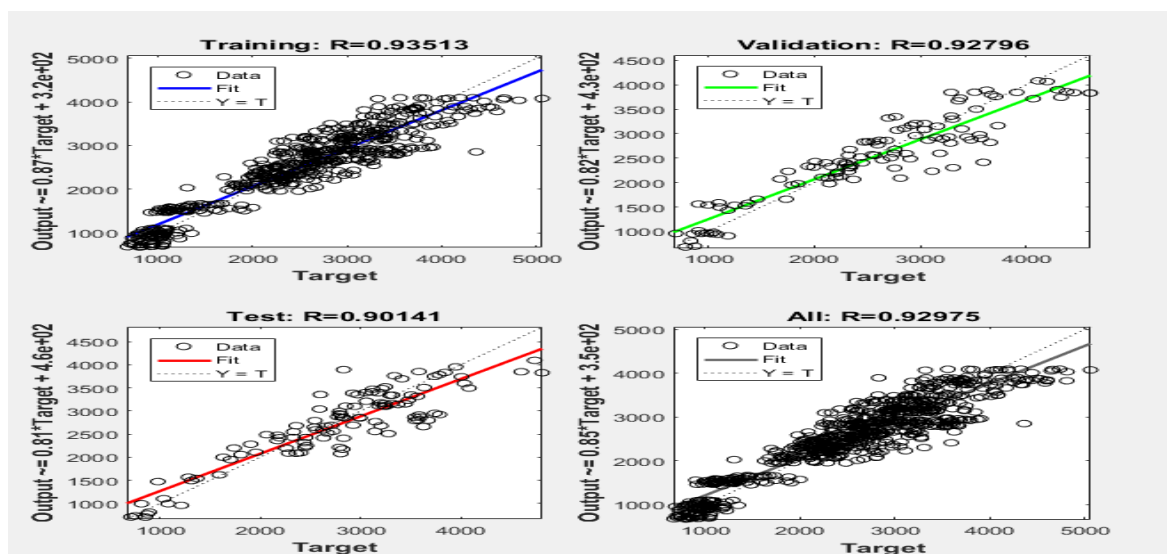
منطقه اضافه شده است، برای همین سه نرون در لایه ورودی وجود دارد و ماتریس $W1$ دو در شش است که در شکل ۱۲ نمودار فلوچارت خروجی نرم‌افزار متلب است که نشان داده شده است. در جدول ۲ مدل عددی

مدل عددی شبکه عصبی برای تردد یک ماتریس وزن است که در آن وزن‌ها و بایاس‌ها آمده است. توجه شود که این ماتریس وزن را برای مدل پیش‌بینی برای حالتی بدست آمده است، که پارامترهای روزهای هفته، ساعت و

ساخته شده برای پیش بینی است در قسمت ستون $w(1,1)$ ماتریس وزن برای لایه پنهان (مرحله اول) که یک ماتریس $[3,6]$ است که به دلیل آنکه سه متغیر و ۶ نورون عصبی دارد. در ستون $w(1,2)$ که یک ماتریس $[1,6]$ است و در ستون‌های بعدی بایس مربوط به لایه اول و دوم است.

جدول ۲. مدل عددی ماتریس وزن‌های شبکه عصبی

شماره نورون	$w(1,1)$	$w(1,2)$	bias1	bias2
۱	۰,۰۲۲۶۹۱	-۰,۱۳۸۲۶	۲,۷۲۵۳	۰,۰۳۲۹۲۵
۲	۵,۸۷۳۶	-۰,۱۸۴۴۹	۰,۱۶۴۶۸	-۱,۱۰۵۰۴
۳	۰,۰۲۸۳۹۸	۱۰,۱۱۶	-۱,۸۰۸۸۱	۰,۸۰۷۴۲۹
۴	-۰,۱۲۸۵۲	۵,۳۶۵۳	-۲,۳۷۸۹	-۰,۵۵۴۱۵
۵	۰,۰۲۳۹۱۴	-۷,۶۴۷۸	-۳,۳۵۷۱	۰,۶۴۰۶۷۳
۶	۰,۱۵۱۷۸	۱,۴۹۴۸	۰,۶۳۰۳۹	۳,۳۸۲۱۳۱



شکل ۱۲. ضریب رگرسیون شبکه عصبی برای یکی از ایستگاه‌ها

مدل و سیستم فیزیکی مورد مطالعه از طریق پارامترهای مدل وجود دارد که این رابطه، دقت مقادیر پارامترها را برای خوبی برازش، بین خروجی مدل و خروجی ثبت شده تعیین می‌کند. ایده‌آل، آن است که مدل تا حد امکان واقعیت را منعکس کند. چنانچه مدل برای یک محل ناشناخته بکار رود. مقادیر پارامترها باید از طریق اندازه‌گیری خواص فیزیکی سیستم تعیین شود. چنین پارامترهایی را پارامترهای فرایندی می‌نامند. به منظور مقایسه نتایج حاصل در سه سناریو معیارهای میانگین قدر مطلق

هر مقدار نقطه‌های برو روی خط باشد نشان می‌دهد، که مدل ساخته شده بهتر کالیبره شده است. اعداد بالا و نزدیک یک، دقت و موفقیت مدل در پیش‌بینی تعداد مسافر را نشان می‌دهد. کالیبره کردن مدل با اعتبار سنجی که در قسمت‌ها بعد می‌آید متفاوت است. به عبارت دیگر هدف از کالیبراسیون حداقل کردن اختلاف بین خروجی پیش‌بینی شده و مشاهده شده است و این کار ممکن است به وسیله اندازه‌گیری دقیق پارامترها و یا به وسیله روش‌های بهینه‌سازی انجام شود. معمولاً رابطه خاص بین شکل عمومی

صحت سنجی استفاده شده که پیشتر در آورده شد. در داخل مدل برای بهینه کردن از خطای MSE استفاده شده است، دیگر خطاها بعد از اجرای مدل و مقایسه آن با نتایج حاصل است، به این معنا که مقدار پیش‌بینی شده X' با مقدار که مشاهده شده X اختلاف این دو ایجاد خطای را منجر می‌شود که با روش‌های مختلف در جدول شماره ۳ نوشته شده است.

نسبی خطاها (MARE)، ریشه مربعات نسبی خطاها (RRSE) و حداکثر خطای نسبی (MRE) مربوطه با یکدیگر علاوه بر R در جدول شماره ۳ مقایسه شده‌اند. مقدار R برای تمامی ایستگاه مقدار مناسب و زیادی است این نشان از کارآمدی شبکه عصبی در پیش‌بینی تردد مسافر می‌دهد در ردیف آخر جدول شماره ۳ میانگین خطاها و R آمده است. مقدار R میانگین ۰٫۹۵ بدست آمده است. در مورد خطاها نیز از چهار خطا برای درستی و

جدول ۳. نتایج خطاها و ضریب خط رگرسیون برای ایستگاه‌های مختلف

نام ایستگاه	R	MSE	MRE	RRSE	MARE
دانشگاه آزاد	۰٫۹۸	۰٫۲۳	۰٫۴۳	۰٫۶۴	۰٫۶۸
مخابرات	۰٫۹۶۵	۰٫۰۲	۰٫۵۵	۰٫۵۱	۰٫۱۱
الوند	۰٫۹۶۶	۰٫۵۶	۰٫۶۷	۰٫۸۴	۰٫۸۴
اشرفی اصفهانی	۰٫۹۳	۰٫۹۶	۰٫۵۷	۰٫۲۸	۰٫۶۴
طالقانی	۰٫۹۶	۰٫۹۱۷	۰٫۱۱	۰٫۶۱	۰٫۵۶
مجتمع قضایی	۰٫۹۵۸	۰٫۹۶۳	۰٫۸۴	۰٫۵۴	۰٫۹۸
پونک	۰٫۹۵۱	۰٫۹۶۴	۰٫۵۵	۰٫۲	۰٫۶۵
شهید مخبري	۰٫۹۵۶	۰٫۹۳	۰٫۶۷	۰٫۳	۰٫۴
تیرازه	۰٫۹۶	۰٫۵۷	۰٫۶	۰٫۰۲	۰٫۸
باغ فیض	۰٫۹۱۷	۰٫۱۱	۰٫۶	۰٫۶۴	۰٫۵
مرزداران	۰٫۹۶۳	۰٫۸۴	۰٫۸۴	۰٫۵۷	۰٫۶
مسجد جامع	۰٫۹۶۴	۰٫۵۵	۰٫۵۱	۰٫۱۱	۰٫۶
سازمان آب	۰٫۹۳	۰٫۶۷	۰٫۸۴	۰٫۸۴	۰٫۸۴
صادقیه	۰٫۹۸	۰٫۳۲	۰٫۲۸	۰٫۶۴	۰٫۷۰
پایانه آزادی	۰٫۹۶	۰٫۳۹	۰٫۶۱	۰٫۵۷	۰٫۶۲

ارزیابی درستی الگوریتم و اعتبار سنجی

نتیجه پیش‌بینی در جدول شماره ۴ آورده شده است. در ظاهر عدد کوچک‌تر میانگین خطای مطلق برای سرعت این گمان را ایجاد می‌کند که مدل برای پیش‌بینی بهتری تولید کرده است. اما باید به دامنه و بزرگی اعداد تردد توجه کرد. بنابراین با تقسیم

میانگین خطای مطلق بر دامنه دید بهتری به درستی پیش‌بینی بدست می‌آید. برای نشان دادن متوسط خطا پیش‌بینی از خطای مطلق واقعی استفاده شده است.

جدول ۴. ارزیابی درستی پیش بینی مدل‌ها

احتمال درستی پیش بینی به درصد	واریانس خطا	میانگین خطا	MAE/R	دامنه خطا R	MAE-خطا	نام ایستگاه
			۱۰۰٪			
۹۳	۳۲۵۵,۳	۵۱	۱۰	۴۰	۳۹۸	دانشگاه آزاد
۹۵	۳۵۴۷,۴	۵۹	۰	۷۸	۳۸	مخابرات
۹۳	۳۲۵۲,۳	۵۲	۴	۸۱	۳۲۸	الوند
۹۴	۳۵۴۳	۵۷	۴	۴۴	۱۹۵	اشرفی اصفهانی
۹۸	۳۲۰۲,۴	۶۰	۱۲	۵۷	۶۷۸	طالقانی
۹۷	۳۳۱۷,۵	۷۰	۶	۶۲	۳۹۸	مجتمع قضایی
۹۲	۳۴۴۲,۵	۷۸	۰	۹۵	۳۴	پونک
۹۳	۳۵۶۷,۶	۶۸	۲	۲۳	۴۲	شهید مخبري
۹۴	۳۲۷۲,۶	۷۹	۱۱	۳	۳۴	تیراژه
۹۲	۳۵۴۷,۷	۲۱	۱	۳۷	۴۴	باغ فیض
۹۲	۳۲۱۲	۱۵	۱۲	۲۸	۳۲۸	مرزداران
۹۱	۳۲۵۵,۴	۴۷	۴	۴۸	۱۹۵	مسجد جامع
۹۴	۳۱۴۷,۵	۶۲	۱۳	۵۲	۶۲۸	سازمان آب
۹۴	۵۲۱۵۲,۴	۶۵۲	۱	۶۶	۴۹	صادقیه
۹۵	۳۵۴۷,۵	۵۱	۱	۲۴	۳۴	پایانه آزادی

تحلیل نتایج

در پیش بینی تعداد مسافر موفق است. روش پیش بینی با استفاده از شبکه عصبی به صورت خلاصه چنین بود که در قسمت پیش بینی و آموزش حلقه تکراری اتفاق می‌افتد که داده‌های پیش بینی به مقدار آخرین تغییرات حساسیت بیشتری نشان می‌دهد. در واقع وظیفه قسمت آموزش الگوریتم همین وظیفه روزرسانی را دارد. در مدل دو متغیر ساعت تردد مسافر و روزهای هفته مدل با دقت به بطور میانگین $r=95$ را ایجاد کرد، افزودن پارامتر

سناریوها و مدل‌های مختلف برای پیش بینی تردد بررسی شد. هر چند ضریب تشخیص رگرسیون R ملاک مناسبی جهت تشخیص کارایی مدل است. اما برای پاسخ به این سوال که چه مقدار مدل، توانایی پیش‌بینی، از تابع احتمال استفاده شد و مشخص شد که مدل عصبی با خطای ۵٪ توانای مناسبی جهت پیش بینی دارد و برای ایستگاه‌های مختلف مقدار صحت پیش بینی ۹۲ درصد بوده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی

به نظر می‌رسد، بنابراین اضافه کردن پارامتری که مکان ایستگاه ارتباط داشته باشد سبب افزایش دقت مدل می‌گردد.

R خط رگرسیون حدود ۰٫۹۵ است. دو سناریو مختلف را بررسی کرد، که سناریو یک بدون در نظر گرفتن نوع جمعیتی ایستگاه و با در نظر گرفتن این پارامتر، نتیجه آن شد چه در پیش‌بینی با در نظر گرفتن نوع جمعیت ایستگاه، پیش‌بینی بهتری ایجاد می‌گردد. مقدار زیاد حجم مسافر در ایستگاه‌های پر تردد برخی از شاخص‌های خطا را کاهش می‌دهد، در ایستگاه‌های خلوت تعداد مسافر در ساعات پیک صبح و عصر به حداکثر میزان خود می‌رسد و در سایر ساعات‌های روز با اختلاف زیادی کاهش می‌یابد که این نوسان شدید، باعث افزایش دامنه‌ی خطا می‌گردد. هر چند ضریب تشخیص رگرسیون R ملاک مناسبی جهت تشخیص کارایی مدل است. اما برای پاسخ به این سؤال که چه مقدار مدل، توانایی پیش‌بینی، از تابع احتمال استفاده شد و مشخص شد که مدل عصبی با خطای ۵٪ توانای مناسبی جهت پیش‌بینی دارد و برای ایستگاه‌های مختلف مقدار صحت پیش‌بینی ۹۲ درصد بوده است. جدول شماره ۴ نشان می‌دهد که شبکه عصبی در پیش‌بینی تعداد مسافر موفق است. روش پیش‌بینی با استفاده از شبکه عصبی به صورت خلاصه چنین بود که در قسمت پیش‌بینی و آموزش حلقه تکراری اتفاق می‌افتد که داده‌های پیش‌بینی به مقدار آخرین تغییرات حساسیت بیشتری نشان می‌دهد. در واقع وظیفه قسمت آموزش الگوریتم همین وظیفه به‌روزرسانی را دارد.

در مدل دو متغیر ساعت تردد مسافر و روزهای هفته مدل با دقت به‌طور میانگین $r=95$ را ایجاد کرد، بعضی ایستگاه سبب کاهش دقت مدل گشته و به نظر می‌رسد، بنابراین اضافه کردن پارامتری که مکان ایستگاه ارتباط داشته باشد سبب افزایش دقت مدل می‌گردد. علاوه بر موارد فوق برای بازبینی مدل پیش‌بینی از معیار MRE و MARE، RRSE استفاده شد که نتایج به دست آمده، قدرت بالا و دقت مدل در امر پیش‌بینی را تایید می‌نماید. بین ساعت ۷:۳۰ تا ۸:۳۰ در این زمان به دلیل اینکه مردم و دانش‌آموز به محل کار یا تحصیل خود می‌روند بیشترین تعداد مسافر را دارد. قله دوم در نمودار که کوتاه‌تر است در ساعات بین ۵:۳۰ تا ۶:۳۰ است.

نوع منطقه بر حسب جمعیتی در بیشتر ایستگاه‌ها سبب افزایش دقت مدل و در بعضی ایستگاه سبب کاهش دقت مدل گشته

۵- نتیجه‌گیری

حمل و نقل عمومی به عنوان یک سیستم سنگین جابجایی مسافر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، از این رو آسیب‌های وارده به این سیستم چه از نظر مالی یا فنی اهمیت زیادی دارد در این تحقیق، پیش‌بینی تعداد مسافر با استفاده از روش شبکه عصبی مورد بررسی قرار گرفته است. روش پیش‌بینی بر اساس مدل شبکه عصبی را می‌توان به صورت خلاصه، بدین نحو بیان نمود: پس از بررسی داده‌ها و انجام یک سری پالایش‌ها احتمالی، نوع تابع و تعداد نوروها مشخص می‌شود و داده‌ها وارد تابع می‌شود و از آن تحت عنوان خروجی مدل می‌شوند در صورتی که با داده‌های واقعی مدل نزدیک است و R خط رگرسیون عدد مناسبی باشد وزن‌ها بدست آمده در لایه مورد پنهان مورد تأیید و برای پیش‌بینی قابل استفاده است. با بکارگیری این وزن‌ها برای هفته بعد پیش‌بینی به صورت گرفت که مقادیر پیش‌بینی با داده‌های واقعی تطبیق خوبی داشت. کلان‌شهر تهران سال‌هاست که با مسئله و مشکل ترافیک و حمل‌ونقل شهری به‌ویژه در حوزه حمل‌ونقل همگانی مواجه است که در سال‌های اخیر برای رفع این معضلات، مدیران شهری راه‌حل‌های چندی را ارائه و اعمال کرده‌اند که مهم‌ترین آن‌ها را می‌توان گرایش و روی‌آوری به مدل‌های حمل‌ونقل سریع درون‌شهری همچون مترو و اتوبوس تندرو عنوان کرد. در این بین، اتوبوس تندرو یک سیستم حمل‌ونقل مشتری محور و با کیفیت بالاست که حمل‌ونقل شهری سریع و راحت و مقرون به صرفه‌ای را ارائه می‌دهد. بررسی‌های صورت گرفته در پژوهش حاضر نشان می‌دهد که سیستم حمل‌ونقل اتوبوس تندرو در کلان‌شهر تهران دارای عملکرد مناسب و مطلوبی نیست و به‌خصوص در مقایسه با سیستم معمولی اتوبوس‌رانی شهر، کارایی بسیار بالایی ندارد. زمان انتظار زیاد در ایستگاه‌ها، علی‌رغم افزایش سرعت دسترسی به مقصد یا کاهش زمان سفر، ایمنی مسافران، جذب مسافران سایر سیستم‌ها و مواردی از این دست، باعث نشده است که سیستم اتوبوس تندرو از نظر شاخص‌های حمل‌ونقل عمومی مطلوب، سیستم کارآمدی باشد و سطح رضایتمندی شهروندان و مسافران نیز از این سیستم بالا نیست. این سیستم توانسته است حجم عظیمی از مسافران را به‌سوی خود جذب کند. در این مطالعه به پیش‌بینی تعداد مسافر با استفاده از شبکه عصبی پرداخته شد نشان داده شد، که این مدل کارآمد است و مقدار

- passenger rail transportation. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 29(4), 264-278.
- Liyanage, S., Abduljabbar, R., Dia, H., & Tsai, P. W. (2022). AI-based neural network models for bus passenger demand forecasting using smart card data. *Journal of Urban Management*, 11(3), 365-380.
- Sun, W. X., Song, T., & Zhong, H. (2009, April). Study on bus passenger capacity forecast based on regression analysis including time series. In *2009 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, IEEE. Vol. 2, 381-384.
- Zhang, J., Shen, D., Tu, L., Zhang, F., Xu, C., Wang, Y. & Li, Z. (2017). A real-time passenger flow estimation and prediction method for urban bus transit systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(11), 3168-3178.
- Zhao, S. Z., Ni, T. H., Wang, Y., & Gao. X. T. (2011). A new approach to the prediction of passenger flow in a transit system. *Computers & Mathematics with Applications*, 61(8), 1968-1974.
- Yang, Y., Yuan, Z. Z., Li, J. Y., Wang, Y. H., & Wang, W. C. (2018). Multi-mode public transit OD prediction and scheduling model. *Advances in Transportation Studies*, 3(Special Issue 2018).
- Cui, X., Gao, J., & Wang, Y. (2010). Research of Bus Rapid Transportation based on "Public transportation first". In *2010 International Conference on Future Information Technology and Management Engineering*, IEEE. Vol. 1, 174-177.
- Dong, X., Xiong, G., Fan, D., Zhu, F., & Lv. Y. (2011). Research on bus rapid transit (BRT) and its real-time scheduling. In *Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Service Operations, Logistics and Informatics*, IEEE. 342-346.
- Firozbakht, E., Ebrahimzadeh, M. A., & Koulivand, H. (2025). Optimizing the Placement of Bus Stations in Urban Transportation Using Neural Network Algorithms to Minimize Traffic Delays. *Road*.
- Gong, Z., Du, B., Liu, Z., Zeng, W., Perez, P., & Wu, K. (2020). *SD-seq2seq: a deep learning model for bus bunching prediction based on smart card data*. Paper presented at the *2020 29th International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN)*.
- Hook, W., & Wright, L. (2007). *Bus rapid transit: planning guide* (Institute for Transportation and Development Policy: ITDP).
- Levinson, H. S., Zimmerman, S., Clinger, J., & Rutherford, H. C. S. (2002). Bus rapid transit: An overview. *Journal of Public Transportation*, 5(2), 1-30.
- Lin, D. Y., & Ku, Y. H. (2014). Using genetic algorithms to optimize stopping patterns for

Prediction of Passenger Demand Using Artificial Neural Network Model (Case Study: Tehran BRT Line 10)

Mohammad Amin Ebrahimzadeh, Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Hassan Javanshir, Assistant Professor, Faculty of Industrial Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Abbas Aghaalikhani, M.Sc., Grad., Department of Civil Engineering, University of Tehran South, Tehran, Iran.

E-mail: h_javanshir@azad.ac.ir

Received: April 2025- Accepted: November 2025

ABSTRACT

Public transportation, as a mass passenger mobility system, has a particular significance; therefore, any financial or technical damage to this system is of great importance. In this study, passenger demand prediction is conducted using data obtained from the Bus Company. Forecasting is a vital component of transportation systems that can be utilized to properly adjust travel behaviors, reduce passenger transport disruptions, and enhance the quality of transportation services. In this research, passenger demand forecasting is examined using the artificial neural network (ANN) method. The prediction method based on the ANN model can be summarized as follows: after analyzing the data and conducting a series of preprocessing steps, the hyperbolic tangent activation function and 6 neurons were identified as optimal. The highest passenger volume occurs between 7:30 and 8:30 a.m., as people and students commute to workplaces and schools. The second, smaller peak occurs between 5:30 and 6:30 p.m. The ANN model, with an error rate of 5%, demonstrates suitable capability for prediction, achieving 92% accuracy for different stations. The results indicate that the neural network is successful in predicting passenger demand.

Keywords: Neural Network, Bus, Prediction, Passenger, Demand