



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

پیش بینی زمان رسیدن اتوبوس با استفاده از شبکه های عصبی RBF تعدیل

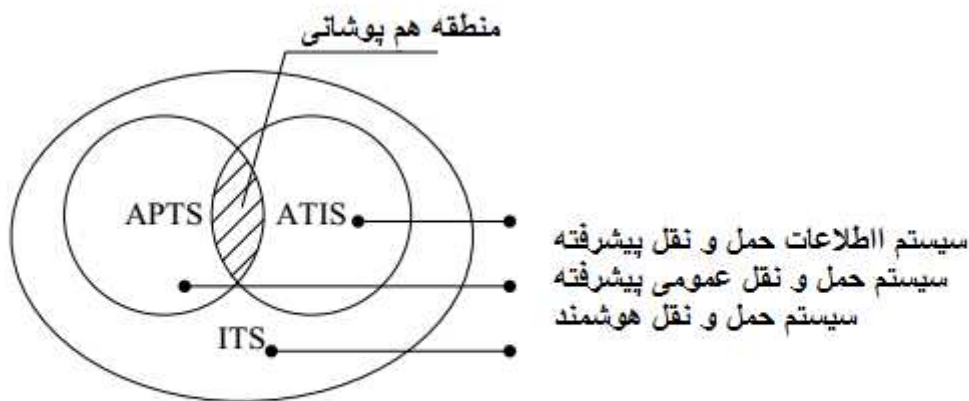
شده با داده های آنلاین

چکیده :

این مقاله رویکردی را ارائه می کند که ترکیبی از داده های تاریخی و اطلاعات زمان واقعی بر ای پیش بینی زمان رسیدن اتوبوس است. این رویکرد شامل دو مرحله است. اولاً، مدل شبکه های عصبی تابع پایه شعاعی (RFBNN) بر ای یادگیری و تقریب رابطه غیر خطی در داده های تاریخی در فاز اول استفاده می شود. سپس در دومین مرحله، یک روش آنلاین بر ای تعدیل وضعیت واقعی معرفی می شود که ابزاری بر ای استفاده از اطلاعات کاربردی بر ای اصلاح نتایج پیش بینی شده RBFNN در مرحله اول است. سپس، مطالعات مربوط به طراحی سیستم بر ای خلاصه سازی ساختار و اجزای سیستم ارائه می شود. یک مطالعه آزمایشی بر روی مسیر شماره 21 اتوبوس در دالیان با استقرار این سیستم بر ای اثبات اعتبار و اثر بخشی این رویکرد انجام شد. به علاوه، مدل رگرسیون خطی چندگانه، شبکه های عصبی BP و RBFNN بدون تعدیل آنلاین استفاده می شود. نتایج نشان می دهد که رویکرد با RBFNN و تعدیل آنلاین دار ای عملکرد پیش بینی بهتری است.

1- مقدمه

با توسعه پیوسته و مداوم سیستم حمل و نقل هوشمند (ITS)، سیستم حمل و نقل عمومی پیشرفته و سیستم اطلاعات ترافیک پیشرفته از اهمیت بیشتری برخوردار بوده است. سیستم پیش بینی زمان ورود اتوبوس متعلق به این سیستم ها است (که در شکل 1 نشان داده شده است). آزاد سازی اطلاعات زمان رسیدن اتوبوس به دستگاه های موبایل مسافر ان به آن ها بر ای برنامه ریزی زمان مسافرت و کاهش زمان انتظار در ایستگاه اتوبوس کمک می کند. به این ترتیب امکان جذب مسافر ان بیشتر با ارائه اطلاعات زمان رسیدن بر ای بهبود کیفیت خدمات سیستم ها ی ترانزیت وجود دارد. به علاوه، اپراتورها قادر به پایش اجر ای برنامه زمانی، واکنش فوری و ارزیابی اثر بخشی عملیاتی بوده اند.



شکل 1: رابطه بین ITS-APTS-ATIS

روش پیش بینی زمان رسیدن اتوبوس یا طراحی الگوریتم، پیچیده ترین بخش مطالعات سابق است. تحقیقات بر روی پیش بینی زمان رسیدن اتوبوس تا اواخر 1990 میلادی با هدف استخراج این اطلاعات از سیستم های پایش وسایل نقلیه (لین و زنگ 1999) انجام شده اند. با ایده ارائه اطلاعات زمان رسیدن اتوبوس به مسافر، تحقیقات مجدداً بر روی این موضوع پرداخته اند. یک مطالعه موردی در چین توسط لین و همکاران انجام شد که آن ها دو مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش بینی رسیدن اتوبوس زمان واقعی بر اساس داده های سیستم موقعیت یابی جهانی و داده های سیستم جمع آوری کرانه اتوماتیک مطرح کرده اند که نشان می دهد مدل های شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی زمان رسیدن اتوبوس اهمیت دارند (لین و همکاران 2013). زو و همکاران یک سیستم مبتنی بر تلاش مشارکتی کاربران شرکت کننده را توسعه داده و مستقل از شرکت های عملیاتی اتوبوس به جای اشاره به جی پی اس می باشد که امکان جمع آوری اطلاعات را از سازمان های حمل و نقل داده است (زو و همکاران 2012). زو و همکاران از تأخیر ایستگاه اتوبوس و تأخیر تقاطع دارای چراغ راهنمای مربوط به زمان کل رسیدن اتوبوس استفاده کردند (زو و همکاران 2011). بیایگینی و همکاران یک الگوریتم دینامیک آنلاین را از پایش و مسیر یابی ترانزیت خودکار، پیش بینی زمان ورود را با استفاده از تلفن هوشمند توسعه داد (بیایگونی و همکاران 2011). اگرچه یو و همکاران از روش های مختلف نظیر ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم نزدیکترین همسایه (K-NN) و رگرسیون خطی استفاده کردند. (یو و همکاران 2011). یک روش اکتشافی توسط یو و همکاران پیشنهاد شد که دارای دو مرحله است

و در آن، SVM بر ای اد ر اک داده های تاریخی آموزش دیده و فیلتر کالمن بر ای استفاده از داده های زمان واقعی استفاده شد (یو و همکاران 2008).

امروزه پیاده سازی کاربرد این سیستم ها با توسعه مهندسی شبکه، نرم افزار گامپیوتری، اطلاعات و ارتباطات افزایش یافته است. به خصوص سود حاصل از توسعه تلفن های هوشمند، موجب شده است تا سیستم پیش بینی زمان ورود اتوبوس به اپراتور ها و مسافر ان استفاده شوند. از سوی دیگر، دستگاه های موقعیت یاب خودکار و رکورد ر داده های اتومبیل در دستگاه های اتوبوس نصب می شود و از این روی موقعیت زمان واقعی دستگاه می تواند مشخص باشد. چندین شهر در چین از سیستم های پیش بینی زمان رسیدن اتوبوس استفاده می کنند، اگرچه آن ها با تعدادی از ایستگاه ها به جای زمان در دالیان چین استفاده کرده اند، امکان توسعه یک سیستم با صحت، پایداری و ساده سازی وجود دارد که موجب پیش بینی زمان دقیق می شود؟

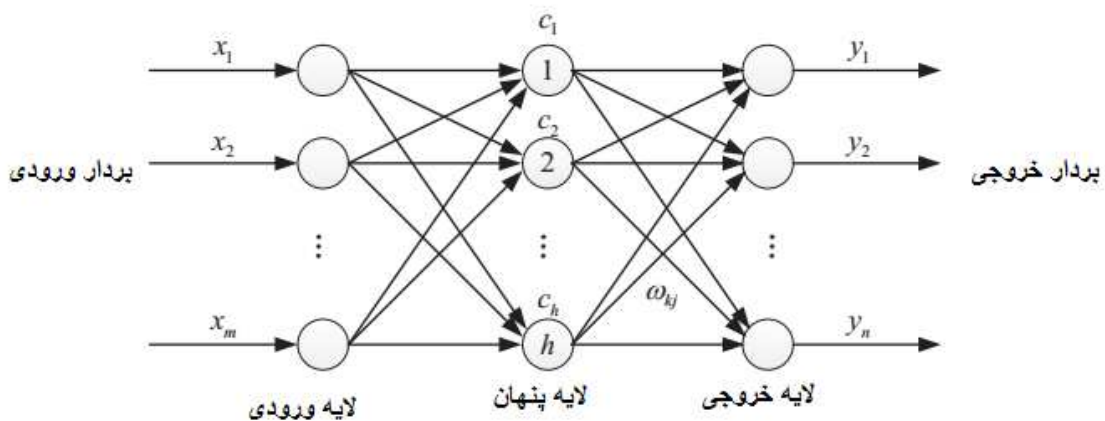
در این مقاله، ما یک رویکرد ترکیبی از داده های تاریخی و اطلاعات وضعیت زمان واقعی را برای پیش بینی زمان واقعی رسیدن اتوبوس ارائه می کنیم. اول، شبکه های عصبی تابع پایه شعاعی بر ای یادگیری و تقریب رابطه غیر خطی در داده های تاریخی استفاده می شوند به طوری که نتایج از طریق شبکه های آموزش دیده به عنوان یک منبع اطلاعاتی استفاده می شوند. سپس در مرحله دوم، بر ای کاهش اثر ناشی از اختلاف بین داده های زمان تاریخی و داده های زمان واقعی، یک روش آنلاین بر ای تعدیل وضعیت واقعی استفاده می شود. در نتیجه، نتایج می توانند اطلاعات مناسبی را در خصوص اپراتور های حمل و نقل، ارائه کند. سپس، رئوس طراحی سیستم بر ای خلاصه سازی ساختار و اجزای سیستم استفاده می شود. یک مطالعه آزمایشی بر روی مسیر شماره 21 در دالیان با استقرار این سیستم بر ای اثبات روایی و اثر بخشی این رویکرد انجام شد. به علاوه، مدل رگرسیون خطی چندگانه، شبکه های عصبی BP و RBFNN بدون تعدیل آنلاین استفاده می شود. نتایج نشان داد که رویکرد با RFBNN و تعدیل آنلاین دار ای عملکرد پیش بینی بهتری است

2- شبکه های عصبی تابع پایه شعاعی

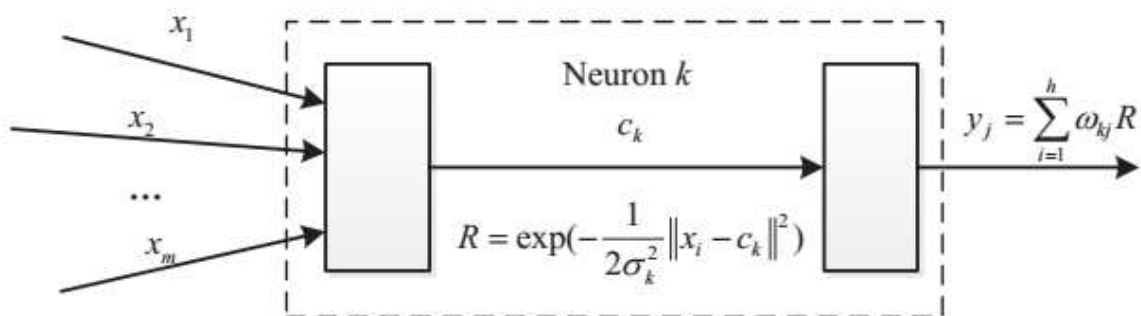
یک روش ایده آل بر ای پیش بینی زمان ورود اتوبوس، آگاهی از قوانین و زمان بندی فعالیت خود رو ها از طریق داده کاوی و اصلاح داده های فوق بر ای ایجاد یک وضعیت زمان واقعی است. اولین مرحله این رویکرد، کسب داده های تاریخی و داده کاوی می باشد زیرا فرض می شود که داده های تاریخی شامل اطلاعات جامعی بوده و

در آینده اهمیت زیادی دارند. با این حال، تحلیل داده ها و داده کاوی یک فرآیند پیچیده است. RBFNN شیوه ای جدید برای شناسایی عوامل موثر و متغیرهای وابسته است.

1-2 شبکه های عصبی RBF



شکل 2: ساختار RBFNN



شکل 3: ساختار نرون RBFNN

شبکه های عصبی تابع پایه شعاعی، شبکه های پیش خور بوده و RBF به عنوان یک تابع فعال سازی است که تقریب کلی را با هر تابع پیوسته پردازش می کند. RBFNN دارای ساختار سه لایه ای می باشد که شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است. در حالی که شبکه های عصبی انتشار پسین قادر به داشتن لایه پنهان بیشتری هستند. RBFNN موثرتر بوده و قادر به اجتناب از مسئله اکسترمم محلی می شود. ساختار نرون در شکل 3 نشان داده شده است.

همان طور که در منبع نشان داده شده است، مدل RBFNN را می توان ایجاد کرد. روش نقشه یابی بین بردار ورودی و بردار خروجی به صورت زیر بدست می آید

$$O = F(I) \quad (1)$$

ا بردار ورودی، و $I = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ است، O بردار خروجی و $O = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ می باشد. F نقشه یابی غیر خطی بین I و O است. فرض کنید که تعداد گره ها در لایه پنهان، h است. برای نورون لایه ورودی، تنها یک اثر، انتقال سیگنال می باشد که به معنی وجود اوزان ارتباطی بین لایه ورودی و لایه پنهان است. با استفاده از تابع گوسی به صورت RBF، تابع فعال سازی به صورت زیر است

$$R(x_i - c_k) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_k^2} \|x_i - c_k\|^2\right) \quad (2)$$

که $\|x_i - c_k\|$ مقدار مرکزی k گره پایه در لایه پنهان، σ واریانس تابع گوسی می باشد. تابع فعال سازی منعکس کننده شرایط فعال سازی نورون با تفاضل فاصله اقلیدسی به جای توابع فعال سازی خطی می باشد.

از این روی مقادیر خروجی به صورت زیر است

$$y_j = \sum_{i=1}^h \omega_{kj} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_k^2} \|x_i - c_k\|^2\right) \quad (3)$$

که ω_{kj} ، $y_j \in O$ ، $j = 1, 2, \dots, n$ اوزان ارتباطی بین نورون k در لایه پنهان و نورون j در لایه خروجی است.

در واقع فرآیند آموزش RBFNN، واسنجی ω_{kj} و c_k ، σ_k است. الگوریتم یادگیری RFBNN را می توان در منابع یافت.

2-2 RBFNN مورد استفاده در پیش بینی زمان ورود اتوبوس

به گفته جانگ و همکاران 2004، روابطی میان زمان مسافرت اتوبوس، زمان اقامت، تعداد مسافران، تاخیر و فاصله بین دو ایستگاه وجود دارد به علاوه، در طی آزمایش، نتایج نشان داد که سرعت اتوبوس منعکس کننده سطح ازدحام جاده می باشد و شرایط ازدحام بر زمان ورود یا رسیدن اتوبوس اثر دارد، در حالی که همبستگی

بین زمان ورود و این عامل مشخص نیست. رگرسیون خطی، وابستگی‌های خطی را نشان می‌دهد که روابط غیر خطی پیشنهاد می‌شود. به این ترتیب فرضیات بین عوامل موثر و زمان رسیدن اتوبوس به شرح زیر است

$$D_u \propto P_u \quad (4)$$

$$T_u \propto S_u \quad (5)$$

$$T_u \propto Delay_u \quad (6)$$

$$Cong_u \rightarrow 1/V_u \quad (7)$$

$$D_u + T_u \propto P_u, S_u, Delay_u, Cong_u \quad (8)$$

$$Y_u = T_u + D_u = F(S_u, P_u, Delay_u, V_u) \quad (9)$$

که T_u زمان رسیدن از ایستگاه U به ایستگاه $u+1$ ، D_u زمان انتظار در ایستگاه، S_u فاصله از ایستگاه U به ایستگاه $u+1$ می‌باشد و P_u تعداد مسافر آن ورودی و خروجی به اتوبوس در ایستگاه می‌باشد که به صورت $P_u = \max\{p_u^{on}, p_u^{off}\}$ می‌باشد که در آن p_u^{on} بیانگر تعداد مسافر آن سوار شونده و p_u^{off} تعداد مسافر آن پیاده شونده می‌باشد. $Delay_u$ تاخیر کلی از ایستگاه U تا $u+1$ ، V_u سرعت مسافرت از ایستگاه U تا $u+1$ است، $Cong_u$ شاخص ازدحام بین دو ایستگاه و Y_u به معنی فاصله زمانی بین اتوبوس در ایستگاه u و $u+1$ است. با این نوع مسئله تقریب غیر خطی پیشرفته، RBFNN استفاده می‌شود. به این ترتیب جمع اوری داده‌های تاریخی، $Delay_u, P_u, S_u, D_u, T_u$ و V_u و سازمان دهی آن‌ها به صورت مجموعه نمونه‌ها ساده است. سپس، مدل RBFNN را می‌توان آموزش داد.

$Delay_u, P_u, S_u, D_u, T_u$ و V_u همگی متغیرهای مستقل اماری هستند که توسط داده‌های عملیات اتوبوس زمان واقعی ارائه می‌شوند. در این مرحله، داده‌های اصلی و داده‌های تولید شده به صورت افلاین هستند و وقتی که نقشه تعیین شد، مدل تهیه نقشه‌قادر به بین ارتباط داده‌های منبع است که ساده‌تر از انجام تحلیل از طریق دیتابیس‌های مختلف می‌باشد. با ارائه این عوامل، می‌توان \hat{T}_u را انتظار داشت

3- مدل تعدیل با استفاده از داده های آنلاین

داده های معیار صادره از اولین مرحله، پارامتر دوره زمانی است که به معنی زمان مسافرت در طی مرحله $U+1$ می باشد. وقتی که کاربر آن درخواست زمان ورود اتوبوس می کنند، به طور کلی اتوبوس بایستی در مسیر در موارد مختلف باشد. از این روی می توان انتظار داشت که روش پیش بینی افلاین قادر به دست یابی به موقعیت فوری اتوبوس بر ای ارایه یک زمان رسیدن دقیق نیست. در مرحله دوم، از یک روشی بر ای تعدیل داده های معیار با پارامترهای عملیاتی آنلاین استفاده می شود.

3-1 استفاده از فیلتر کالمان

سرعت زیاد وسایل نقلیه بر ای نشان دادن وضعیت عملکرد زمان واقعی استفاده می شود که بر ای تعدیل معیار مفید است. $v(t|t)$ یک متغیر وضعیت سیستم به معنی سرعت فوری است که t به صورت نقطه زمانی بوده و به این ترتیب طول T با اندازه گام زمانی Δ تعیین می شود و یک روش پیش بینی سرعت با فیلتر کالکمان به صورت زیر ارایه می شود.

بدون بردار ورودی به سیستم، معادله تبدیل وضعیت سیستم و معادله تکرار کواریانس به صورت زیر است

$$v(t|t-1) = v(t-1|t-1) \quad (10)$$

$$P(t|t-1) = P(t-1|t-1) + Q \quad (11)$$

$$v(t|t) = v(t|t-1) + Kg(t) \cdot (v_r(t) - v(t|t-1)) \quad (12)$$

$$P(t|t) = (1 - Kg(t)) \cdot P(t|t-1) \quad (13)$$

که در آن بهره کالمان به صورت زیر تعریف می شود

$$Kg(t) = \frac{P(t|t-1)}{P(t|t-1) + R} \quad (14)$$

که $v_r(t)$ سرعت مشاهده شده اتوبوس، $P(t|t)$ کواریانس و Q کواریانس در طی تبدیل سیستم است و R کواریانس مشاهده شده می باشد. ما از الگوریتم وزنی بر ای ترکیب داده های معیار با سرعت استفاده می کنیم.

در ابتدا، زمان مسافرت \hat{T}_u با زمان و سرعت v_u به صورت زیر محاسبه می کنیم

$$v_u = S_u / \hat{T}_u \quad (15)$$

برای متغیر سرعت v_u^{aux} ، روش وزن دهی به صورت زیر بدست می آید

$$v_u^{aux} = \frac{a \cdot v(t|t) + b \cdot v_u}{a + b} \quad (16)$$

که a و b اوزان می باشند و $a = S_u^f$ به معنی طول مقطعی است که در ایستگاه u و $u+1$ قرار می گیرد.

$b = S_u^l$ به معنی طول مقطعی است که بین ایستگاه u و $u+1$ قرار گرفته است

به این ترتیب می توان آن را به صورت زیر اصلاح کرد

$$v_u^{aux} = \frac{S_u^f \cdot v(t|t) + S_u^l \cdot v_u}{S_u^f + S_u^l} \quad (17)$$

به این ترتیب می توان کشف کرد که با استفاده از اوزان متغیر امکان بدست آوردن متغیر وابسته به وجود می آید.

وقتی که اتوبوس نزدیک ایستگاه است، بستگی به v_u دارد در حالی که ایستگاه نزدیک به $u+1$ است و

v_u^{aux} وابسته به $v(t|t)$ می باشد

وقتی که اتوبوس در مقطع بین $u0-1$ و $u0$ قرار دارد، پیش بینی زمان مسافرت T_{pred} از محل زمان واقعی

تا ایستگاه $U1$ به صورت زیر بدست می آید

$$T_{pred} = \frac{S_{u0-1}^l}{v_{u0-1}^{aux}} + \sum_{u=u0}^{u1-1} \frac{S_u}{v_{u0-1}^{aux}} + \sum_{u=u0}^{u1-1} D_u \quad (18)$$

4- طراحی سیستم

در این تحقیق، ما یک مجموعه از الگوی سیستم نرم افزار کامپیوتری را بر اساس روش پیش بینی زمان رسیدن

اتوبوس توسعه داده ایم. ساختار سیستم در شکل 4 نشان داده شده است. معرفی مختصری از هر یک از اجزا در

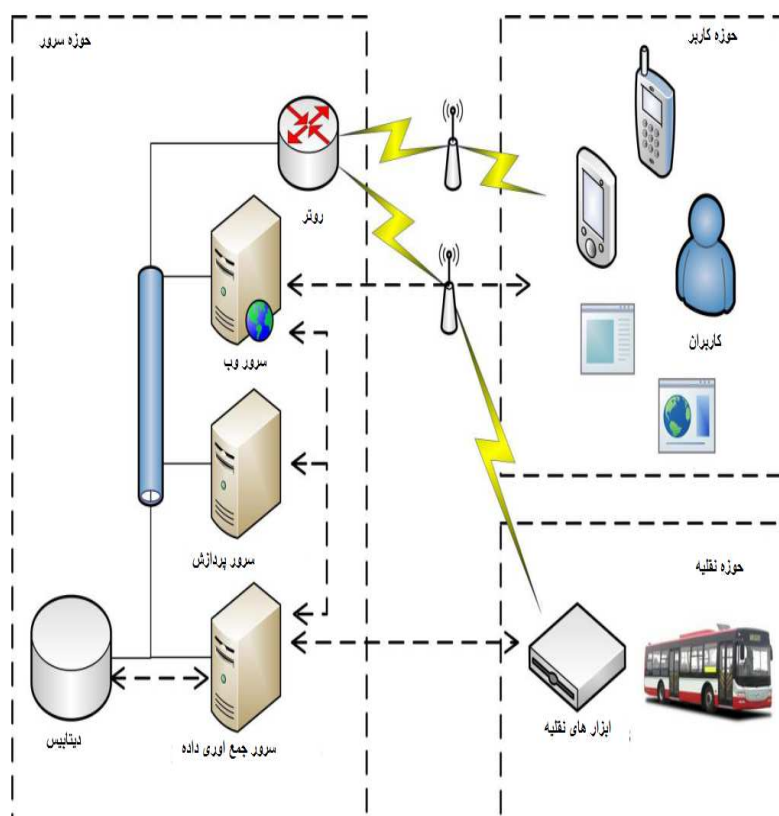
زیر نشان داده شده است

- حوزه سرور

- 1- سرور جمع اوری داده ها: مدیریت حجم زیادی از داده ها از دستگاه های مختلف با دیتابیس
- 2- وب سرور: پاسخ به سوالات یا درخواست های کاربر و مدیریت سایر درخواست های اطلاعاتی
- 3- سرور پردازش: استفاده از داده ها در دیتابیس برای آموزش خود کار مدل و انجام پیش بینی آنلاین برای هر درخواست

- حوزه وسایل نقلیه:

- 1- جمع اوری داده های عملیاتی اتوبوس ها و ارسال داده ها به سرور جمع اوری داده ها در زمان واقعی
- حوزه کاربر ان:
- 1- چندین نوع رابط برای رفع درخواست برای اطلاعات پیش بینی زمان ورود اتوبوس از طریق اس ام اس، نرم افزار های تلفن همراه و مرورگر های وب که توسط وب سرور مدیریت می شود، حفظ می گردد



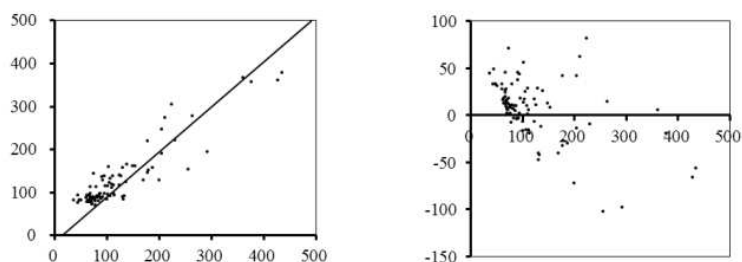
شکل 4: طراحی ساختار سیستم

5- مطالعه آزمایشی

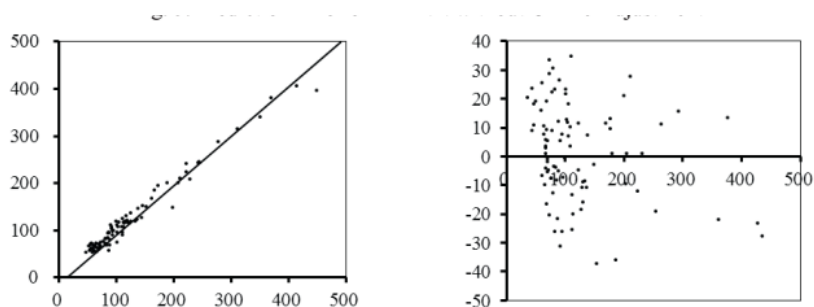
اتوبوس شماره 21 در دالیان به صورت مسیر آزمایشی برای جمع آوری داده های پایه انتخاب شد. چون رابطه داده های پایشی برای همه باز نبوده است ما از وسایل نقلیه این سیستم استفاده کردیم. داده های یک هفته ای ذخیره شده و در دیتابیس قرار گرفت و سپس برای آموزش مدل های RBFNN استفاده گردید. ما از 3 تلفن هوشمند استفاده کردیم که نرم افزاری را برای تایید اثر پایش بینی ارائه می کند. 90 مجموعه از درخواست های پایش بینی تصادفی پردازش شده و نتایج پایش بینی زمان مسافرت ارائه شده است. با ثبت زمان عملیات واقعی از موقعیت تعیین نشده، که در آن درخواست پایش بینی ارسال شده و پاسخ نتایج پایش بینی دریافت شده است، اثر بخشی و کارایی این روش توسط خطای باقی مانده و خطای نسبی هر درخواست ارزیابی شد. اندازه گیری صحت هر رویکرد، خطای درصد مطلق میانگین می باشد. به علاوه مدل رگرسیون خطی چندگانه، شبکه های عصبی BP و RBFNN بدون تعدیل آنلاین به صورت مقایسه استفاده می شود.

خطای پایش بینی RBFNN بدون رویکرد تعدیل آنلاین در شکل 5 نشان داده شده و خطای پایش بینی RBFNN با رویکرد تعدیل آنلاین در شکل 6 نشان داده شده است که در آن ها عرض از مبدا نشان دهنده زمان مسافرت مشاهده شده در الف و ب می باشد. شکل 5 الف نشان می دهد که نقاط به صورت قطری پراکنده است، اگرچه نقاط در شکل 6 الف مطابق موارد مختلف است. خطای باقی مانده RBFNN تعدیل نشده از 100 تا 100 متغیر است، در حالی که RBFNN تعدیل شده در 50 تا 50 توزیع می شود. این نشان می دهد که مدل RBFNN دارای صحت بهتری از RBFNN بدون تعدیل است

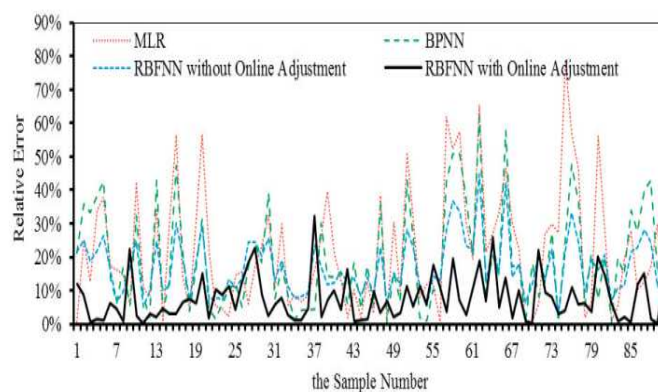
ما MLR, BPNN و RBFNN را بدون تعدیل آنلاین مقایسه کرده و RBFNN با تعدیل آنلاین توسط خطای نسبی MAPE مقایسه می شود. برای رویکرد های بدون تعدیل آنلاین، زمان مسافرت از موقعیت اتوبوس به ایستگاه بعدی با روش میان یابی محاسبه گردید. رویکرد RBFNN تعدیل شده با خطاهای نسبی و MAPE تعیین شد



شکل 5: خطای پیش بینی RBFNN بدون تعدیل آنلاین



شکل 6: خطای پیش بینی RBFNN با تعدیل آنلاین



شکل 7: تشابه میان MLR, BPNN و RBFNN با تعدیل آنلاین

جدول 1: مقایسه رویکرد ها با MAPE

	MLR	BPNN	RBFNN	Adjusted RBFNN
MAPE	22.87%	17.41%	15.98%	7.59%

6-نتیجه گیری

این مقاله یک رویکرد پیش بینی زمان رسیدن را با دو مرحله ارائه کرده است که شامل مدل تعدیل آنلاین و RBFNN است. اولاً، مدل شبکه های عصبی تابع پایه شعاعی (RBFNN) برای یادگیری و تقریب رابطه غیر خطی داده های تاریخی در فاز اول استفاده می شود. سپس در دومین مرحله، یک روش آنلاین برای تعدیل

وضعیت واقعی معرفی می شود که ابزاری بر ای استفاده از اطلاعات کاربردی بر ای اصلاح نتایج پیش بینی شده RBFNN در مرحله اول است. سپس، مطالعات مربوط به طراحی سیستم بر ای خلاصه سازی ساختار و اجزای سیستم ارائه می شود. یک مطالعه آزمایشی بر روی مسیر شماره 21 اتوبوس در دالیان با استقرار این سیستم بر ای اثبات اعتبار و اثر بخشی این رویکرد انجام شد. به علاوه، مدل رگرسیون خطی چندگانه، شبکه های عصبی BP و RBFNN بدون تعدیل آنلاین استفاده می شود.

به عنوان بخشی از فنون اطلاعاتی، پیشنهاد و انتشار اطلاعات صحیح زمان رسیدن اتوبوس از اهمیت زیادی بر ای برنامه ریزی زمان مسافرت و کاهش انتظار برخوردار است. اگرچه تعداد جدیدی از رویکرد های پیش بینی شده با تحلیل صحت در این مقاله پیشنهاد شده است و اطمینان پذیری نتایج پیش بینی و وضعیت عملیات اتوبوس می تواند به مسافر ان بگوید که آیا آنها باید اعتماد کنند یا خیر. در نهایت ما یک سیستم اطلاعات یکپارچه را پیشنهاد کردیم که شامل پیش بینی زمان رسیدن، پایش عملیات اتوبوس، مسیر اتوبوس و انتقال اطلاعات به صورت زیر سیستم ها بوده است و یک ماژول مفید و منحصر به فرد در پلتفرم اطلاعات انتقال شهری است.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی