

ارایه روشی برای تشخیص گره‌های ترافیکی در جهت افزایش عملکرد بهینه

شبکه ترافیکی

سید فرزین فائزی، استادیار، گروه علمی عمران، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

محمدرضا الیاسی، استادیار، گروه علمی عمران، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران

سروش علیزاده، دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه علمی عمران، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

سید رضا موسوی، دانشجوی دکتری، گروه علمی عمران، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

پست الکترونیکی نویسنده مسئول: Farzin_faezi@yazdpnu.ac.ir

دریافت: 95/05/01 - پذیرش: 95/09/18

چکیده

بروز گره‌های ترافیکی همواره به‌عنوان یکی از مهمترین معضلات جریان ترافیکی آزادراه‌ها شناخته شده‌اند. کشف سریع این گره‌های ترافیکی و رفع هر چه سریع‌تر آنها همواره به‌عنوان یکی از دغدغه‌های مسئولین و محققین در شریانیهای اصلی بوده است. بنابراین ارایه مدلی مناسب برای تشخیص این گره‌ها و انجام اقدامات لازم جهت تسریع در روان‌سازی جریان ترافیک به‌منظور کاهش اثرات ثانویه از اهمیت خاصی برخوردار است. از این رو هدف از تحقیق حاضر پیش‌بینی و تشخیص خودکار گره‌های ترافیکی با استفاده از قابلیت‌های مدل شبکه عصبی می‌باشد. روش تحقیق در این مطالعه استفاده از سه نوع شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی و کشف خودکار گره‌های ترافیکی می‌باشد که شامل شبکه عصبی چند لایه پرسپترون، شبکه عصبی نروفازی و شبکه عصبی تابع مبنای شعاعی می‌باشد. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق از اطلاعات واقعی مرکز کنترل ترافیک آزادراه تهران- کرج به‌صورت روزانه، هفتگی و ماهیانه می‌باشد. نتایج بر اساس شاخص‌های ارزیابی نشان می‌دهد که شبکه پرسپترون با سه پارامتر ورودی با دو لایه پنهان 15 نرونی در لایه‌های پنهان بهترین عملکرد را نسبت به مدل‌های دیگر دارد که به‌عنوان مدل با کارایی بهینه معرفی شده است. کاربرد تحقیق حاضر در کاهش خسارت‌های ناشی از ایجاد گره‌های ترافیکی و مشکلات ثانویه ناشی از این گره‌ها می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: گره ترافیکی، شبکه عصبی مصنوعی، کشف خودکار، چند لایه پرسپترون، نروفازی

1- مقدمه

ترافیکی یا روان‌سازی جریان حمل‌ونقل عملاً زمانی امکان‌پذیر است که دستگاه‌های ذریبط از وقوع این پدیده آگاهی یابند. روش‌های معمول با استفاده از سیستم‌های مشاهده‌ای بوده که اکثراً مستلزم گذشت زمان می‌باشند. این گذشت زمان سبب افزایش تبعات ناشی از تشکیل گره ترافیکی می‌گردد. بنابراین کاهش زمان حل مشکل گره ترافیکی می‌تواند مهم‌ترین عامل

کشف خودکار گره ترافیکی به‌صورت مستقیم بر سرعت حل مشکل گره ترافیکی اثر دارد. در واقع هر چه زمان تشخیص گره ترافیکی کاهش یابد مشکلات ناشی از ایجاد گره برای خودروهای عبوری سریعتر حل شده و عواقب ثانویه ناشی از ایجاد آن کاهش می‌یابد. منظور از عواقب ثانویه می‌تواند شامل تصادفات مجدد، کاهش سرعت، افزایش زمان سفر، کاهش حجم عبوری خودروها و ... باشند. رفع گره

از بین بردن تبعات ناشی از وقوع این پدیده و تسریع در عادی سازی جریان عبور و مرور باشد.

2- پیشینه تحقیق

در سالیان اخیر شاهد حرکتی مستمر از تحقیقات صرفاً تئوری به تحقیقات کاربردی به خصوص در زمینه پردازش اطلاعات برای مسائلی که برای آنها راه‌حلی موجود نیست یا به راحتی قابل حل نیستند بوده‌ایم. با عنایت به این امر علاقه فزاینده‌ای در توسعه تئوریک سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل آزاد¹ که مبتنی بر داده‌های تجربی هستند، ایجاد شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی² جزء این دسته از سیستم‌های دینامیکی قرار دارند که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در فرای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین خاطر به این سیستم‌ها هوشمند³ می‌گویند، چراکه بر اساس محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند (شرما و همکاران، 2014). شبکه‌های عصبی مصنوعی یا به زبان ساده‌تر شبکه‌های عصبی سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوینی برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند (فاست، 1994). شبکه‌های عصبی مصنوعی الگوهایی برای پردازش اطلاعات هستند که با تقلید از شبکه عصبی مغزی انسان ساخته شده‌اند. این شبکه‌ها با استفاده از داده‌های آموزشی، خروجی مورد نظر را تشخیص داده و در مورد داده‌های هدف با موفقیت، عمل پیش‌بینی را انجام می‌دهند. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی و کنترل ترافیک از دیرباز مورد توجه محققین مختلف بوده است. استفاده از سیستم‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدیریت ترافیک به سال 1991 میلادی بر می‌گردد. در تحقیقی از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی تصادفات جاده‌ای بزرگراه‌ها استفاده کردند. در این تحقیق با در نظر گرفتن نوع خودروها، حجم سفر بزرگراه‌ها و ... تعداد تصادفات جاده‌ای و احتمال وقوع آنها به عنوان پارامترهای خروجی در نظر گرفته شدند (شرما و همکاران، 2014).

در تحقیقی دیگر نشان داده شد که جریان ترافیک در راه‌های شریانی شهری دارای یک رفتار زمانی- مکانی خاص بوده که حالت تصادفی را نمایش می‌دهد که درک و دریافت نظم تناوبی سنتی (ماهانه، هفتگی، روزانه و یا حتی ساعتی) را از بین برده است (یوری و الپی، 2011). همچنین ویلیامز برای مدل‌سازی و پیش‌بینی کوتاه مدت جریان ترافیک از آنالیزهای آماری سری زمانی در فرم مدل‌های خانواده آرما استفاده کرد (ویلیامز، 2015). در تحقیقی از مدلی ماکروسکوپی جهت مدیریت ترافیک بزرگراه‌ها استفاده شد. در این مدل‌سازی از مدل‌های خطی و غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش-بینی جریان ورودی به بزرگراه استفاده شد (ژانگ، ریتچی و لو، 2001). در تحقیقی دیگر با تکیه بر مدلی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی به طبقه‌بندی حجم خودروهای موجود در جاده‌ها پرداخته شد. حجم خودروهای ورودی از اطلاعات مهم در پیش‌بینی ترافیک و ساخت روستا و سایر پارامترهای مربوطه است. این مدل‌سازی با تکیه بر ساختار شبکه عصبی چند لایه پرسپترون انجام شد (وانگ، وی و ژانگ، 2009). سیرینواسان و همکاران کنترل چراغ‌های راهنمایی رانندگی را به وسیله مدلی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی انجام دادند. در این تحقیق اساس کار مدل شبکه عصبی بر مبنای کنترل سیگنال می‌باشد. شبکه‌های عصبی با ساختارهای مختلف در این تحقیق مورد سعی و خطا قرار گرفتند (سیرینواسان، چوی، چو، 2006).

بینقام از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی حجم ترافیک استفاده کرد. شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده از نوع نروفازی می‌باشد. این مدل‌سازی بر اساس منطق فازی با استفاده از شبکه‌های نروفازی انجام شده است. شش پارامتر ورودی بر اساس سرعت و حجم عبوری خودروها انتخاب شده و تنها یک پارامتر به عنوان خروجی در نظر گرفته شده است (بینقام، 2014). کومار و همکاران از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی آلودگی صوتی بزرگراه‌های دهلی‌نو هند استفاده کردند. آلودگی صوتی همواره به عنوان یکی از دغدغه‌های مدیریت ترافیک شهری محسوب می‌شود. در این

مدل نیز حجم ترافیک و سرعت متوسط پارامترهای ورودی در نظر گرفته شده است، ولی علاوه بر این دو پارامتر نوع خودرو نیز به عنوان پارامتر ورودی دیگر در نظر گرفته شد (کومار، پریدا و کتیار، 2012).

بهبهانی و حقیقی کنترل زمان بندی چراغ راهنمایی را به وسیله شبکه های عصبی مطرح کردند. شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده از نوع چند لایه پرسپترون با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا می باشد (بهبهانی و حقیقی، 1389). در تحقیقی دیگر که توسط عباسی و یعقوبی انجام شده است، رویکردی نو در بررسی پیش بینی پذیری ترافیک شهری مبتنی بر تئوری آشوب و پیش بینی جریان ترافیک شهر مشهد مبتنی بر سیستم فازی-عصبی تطبیقی چندگانه معرفی شد (عباسی و یعقوبی، 1392). در تحقیق دیگری به یکی از مهمترین سیگنالهای کنترلی شبکه های ترافیک شهری، بهینه سازی مدت زمان چراغهای راهنمایی پرداخته شده است. در این تحقیق از پترینت های هایبرید به عنوان ابزار ریاضی جهت مدل سازی شبکه ترافیک شهری استفاده شده است. در این روش با ارائه روش هایی جهت کاهش مرتبه مدل شبکه ترافیک و همچنین تجزیه آن به زیر شبکه ها با استفاده از شبکه های عصبی، به طراحی یک ساختار کنترلی سلسله مراتبی مبتنی بر MPC جهت بهینه سازی تابع هدف مجموع زمان های تلف شده در شبکه ترافیک پرداخته شده است. نتایج نشان داد که ساختار کنترل سلسله مراتبی مبتنی بر MPC، سیگنال های کنترلی بهینه برای کل شبکه ترافیک شهری ابعاد وسیع را تولید می کند که باعث افزایش عملکرد بهینه شبکه و کاهش ازدحام ترافیکی آن می شود [امینی، دوست محمدی، 1386].

در تحقیق دیگری با کاربرد روش های ترکیبی استنتاجی هوشمند عصبی-فازی، نسبت به ساده سازی توصیف رفتاری کمی-کیفی، بستر سازی و ارزیابی کمی-کیفی و استنتاج شرطی جهت تصمیم سازی های چند منظوره در ارزیابی سوانح ریلی پرداخته شده است. در این تحقیق یک مدل پیش بینی ارایه شده است که زمینه مناسب جهت برنامه ریزی مدیریت ایمنی در سوانح ریلی را فراهم خواهد ساخت (پور معلم، دزفولیان،

1388). در تحقیقی طبقه بندی و تحلیل نتایج حاصله از استفاده هوش جمعی SI برای مدل های پیچیده ترافیک و فرایندهای حمل و نقل ارائه می کند. نتایج تحقیقات نشان می دهد SDS, ACO, PSO, BCO یک متمم خوب (بر حسب زمان محاسبه و کیفیت راه حل های کشف شده) برای رویکردهای فرا ابتکاری برای حل مسائل مسیریابی وسیله نقلیه و زمان بندی می باشد و مسائل زمان بندی و مسیریابی وسیله نقلیه به وسیله رویکرد هوش جمعی حل می شوند (جوانشیر، ناصر علوی، مبشری، 1388).

در تحقیقی به کاهش زمان نقل و انتقال در امداد رسانی و در مواقع بحرانی با استفاده از هوش مصنوعی و اصلاح الگوریتم های مسیریابی نوین پرداخته شده است. نتایج نشان دادند که در وهله اول، نبود پایگاه اطلاعات مکانی مشترک بین سازمان های امدادی، باعث می شود خدمات رسانی آنها در کمترین زمان، امکان پذیر نباشد و در صورت ایجاد پایگاه اطلاعات مکانی و استفاده از آن، با توجه به وسعت کم شهر مورد مطالعه یعنی سمنان، زمان دستیابی به مسیر بهینه با استفاده از الگوریتم تئوری بازی ها، در مقایسه با استفاده از سایر الگوریتم ها، کوتاه تر است (ذوالفقاری، کرکه آبادی، 1392). در مطالعه دیگر از یک رویکرد جدید به منظور تخصیص بهینه اتوبوس ها به خطوط شبکه اتوبوس رانی موجود استفاده شده است. در این روش، مدلی تهیه شده است که از طریق آن می توان با در نظر گرفتن پارامترهای مختلف موثر بر این امر در کنار یکدیگر تعداد اتوبوس های مورد نیاز یک خط را تعیین نمود. برای این منظور نیز از شبکه های عصبی مصنوعی استفاده شده است. شبکه های عصبی مصنوعی به علت قابلیت یادگیری به کمک مثال و با استفاده از داده های موجود می توانند برای مدل سازی های غیر خطی که حل عددی دقیقی آنها به سختی قابل حصول است، مورد استفاده قرار گیرند. در نهایت، مدل به دست آمده بر روی شبکه اتوبوس رانی شهر مشهد آزمایش گردید، که نتایج به دست آمده با استفاده از شبکه عصبی در مقایسه با وضعیت موجود نیز به دلیل انطباق کامل وضعیت موجود با نتایج بدست آمده از شبکه مورد نظر،

نشان‌دهنده دقت بالای این شبکه‌ها در شبیه‌سازی شرایط ایده‌آل می‌باشد (شفاابخش، نادرپور، 1389). همچنین در تحقیقی تقاطع چهار فاز بلوار کوشش - بلوار فرودگاه در شهر مشهد، به‌عنوان محدوده مورد مطالعه آماری، انتخاب شد. با خوشه‌بندی داده‌ها به‌عنوان ورودی سیستم کنترل و همچنین ارائه رهیافت جدید برای تعیین فاز بهینه و زمان بندی بهینه، نحوه عملکرد تقاطع با روش هوشمند فازی در محیط متلب شبیه‌سازی شد. این الگوریتم با حفظ سادگی و عدم پیچیدگی‌های محاسباتی، عملکرد چراغ راهنمایی را بهبود بخشید (شمسی‌نژاد، 1392).

3- روش تحقیق

وقوع گره ترافیکی به‌صورت مستقیم و خیلی سریع بر روی دو پارامتر اصلی جریان ترافیکی یعنی سرعت عبوری و حجم عبوری خودروها اثر مستقیم می‌گذارد. محققین با بررسی گره‌های ترافیکی متعدد دریافتند که با تحلیل مقدار و رابطه این دو پارامتر در نقاط مشخص از مسیر می‌توان به پیش‌بینی و کشف خودکار گره ترافیکی پرداخت. بنابراین در این تحقیق ابتدا گره ترافیکی با استفاده از شبکه عصبی به‌صورت خودکار تشخیص و سپس کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی گره ترافیکی با مدل‌های دیگر موجود در این زمینه تحقیقاتی مانند مدل‌های مبتنی بر الگوریتم ژنتیک یا منطق فازی مقایسه می‌گردد.

در این تحقیق از داده‌های حاصل از بررسی آزادراه تهران - کرج استفاده شده‌است. آزادراه تهران کرج مهمترین جاده ارتباط بین غرب کشور و تهران می‌باشد. تردد در این مسیر با حجم و سرعت بالا در 24 ساعت شبانه روز پیوسته ادامه دارد. همچنین به دلیل حجم بالای ترافیک موجود در مسیر، گره‌های ترافیکی زیادی بنا به دلایل مختلف در جریان عبور و مرور اخلاص ایجاد می‌کند. بنابراین برای استخراج داده‌های مورد استفاده در مدل‌ها از سازمان کنترل ترافیک و مرکز کنترل ترافیک آزادراه تهران - کرج واقع در پیکان‌شهر

استفاده شده‌است، به عبارتی از نتایج حاصل از دوربین‌های کنترل سرعت و همچنین کنترل ترافیک آزادراه تهران - کرج استفاده شده‌است. در این مرحله داده‌های مربوط به اطلاعات خودروها به صورت روزانه، هفتگی و ماهیانه مورد بررسی تا جمع‌بندی مناسبی در استفاده از داده‌ها در زمان‌های مناسب صورت گیرد.

3-1- پارامترهای ورودی و خروجی

در این تحقیق از سه نوع شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور پیش‌بینی و کشف خودکار گره‌های ترافیکی استفاده شد. در ابتدا از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون⁴، یکی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی، استفاده شد.

شبکه چندلایه پرسپترون به طور کلی از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده‌است. در این تحقیق از دو نوع شبکه چند لایه پرسپترون یک و دو لایه استفاده شده‌است. تفاوت این دو نوع شبکه در تعداد پارامترهای ورودی آنهاست. هر دو مدل یک خروجی دارند. ساختار به ترتیب با یک لایه پنهان و دو لایه پنهان برای هر دو مدل ارائه شده است. بنابراین دو نوع شبکه عصبی پرسپترون به ترتیب با یک و دو لایه پنهان به همراه تعداد نرونهای مختلف در لایه‌های پنهان ساخته و از سرعت عبوری خودروها به‌عنوان پارامترهای ورودی مدلها استفاده شد.

شبکه عصبی دیگری که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته، شبکه نروفازی است. در این شبکه نیز از یک پارامتر به‌عنوان خروجی استفاده شد و در نهایت از شبکه عصبی تابع مبنای شعاعی به‌منظور بررسی موفقیت دو شبکه قبلی استفاده شد. تعداد پارامترهای ورودی و خروجی در این شبکه نیز مانند شبکه‌های پرسپترون و نروفازی است.

- پارامترهای سرعت عبوری: یکی از مهمترین پارامترهایی که در بررسی و مدل‌سازی جریان ترافیک مورد استفاده محققین مختلف است، سرعت خودروهای عبوری می‌باشد. در این تحقیق نیز با توجه به داده‌های موجود سه پارامتر سرعت

بیشینه، سرعت متوسط و واریانس سرعت عبوری به‌عنوان پارامترهای ورودی در نظر گرفته‌شد.

- پارامتر حجم عبوری: حجم خودروهای عبوری نیز یکی دیگر از پارامترهای تأثیرگذار بر روی مدل‌سازی جریان ترافیکی می‌باشد. از آنجایی که در این تحقیق پیش‌بینی گره ترافیکی مهم است بنابراین این پارامتر نیز به‌عنوان ورودی مهم استفاده شد.

بر مبنای بررسی داده‌های روزانه و ماهیانه سرعت و حجم و پس از پردازش اطلاعات حاصله، سرعت عبوری خودروها در ابتدا و انتهای بازه و تعداد خودروها به‌عنوان مهمترین پارامترهای تأثیرگذار بر جریان ترافیک و ایجاد و تشخیص گره

ترافیکی شناخته شده‌اند. به این ترتیب با دسته‌بندی داده‌ها بر اساس سرعت و تعداد خودرو، داده‌ها و پارامترهای ورودی مدل‌ها مطابق جداول 1 تا 4 ارائه می‌گردند. در این جداول سرعت پایین (0 تا 30 کیلومتر در ساعت)، سرعت متوسط (30 تا 60 کیلومتر در ساعت) و سرعت بالا (بیش از 60 کیلومتر در ساعت) منظور گردیده است. همچنین جریان عادی و غیرعادی به نسبت سرعتها در ابتدا و انتهای مسیر بستگی دارد. به‌عنوان مثال چنانچه سرعت در ابتدای مسیر بالا بوده ولی در انتهای مسیر پایین باشد، نشان دهنده حالت غیرعادی جریان ترافیکی و در نتیجه وجود گره ترافیکی می‌باشد.

جدول 1. پارامتر حداکثر سرعت خودروهای عبوری

		حداکثر سرعت در ابتدای مسیر			
		پایین	متوسط	بالا	
حداکثر سرعت در انتهای مسیر	پایین	عادی	غیرعادی	غیرعادی	
	متوسط	عادی	عادی	عادی	
	بالا	غیرعادی	عادی	عادی	

جدول 2. پارامتر سرعت متوسط خودروهای عبوری

		سرعت متوسط در ابتدای مسیر			
		پایین	متوسط	بالا	
سرعت متوسط در انتهای مسیر	پایین	عادی	غیرعادی	غیرعادی	
	متوسط	عادی	عادی	عادی	
	بالا	غیرعادی	عادی	عادی	

جدول 3. پارامتر واریانس سرعت خودروهای عبوری

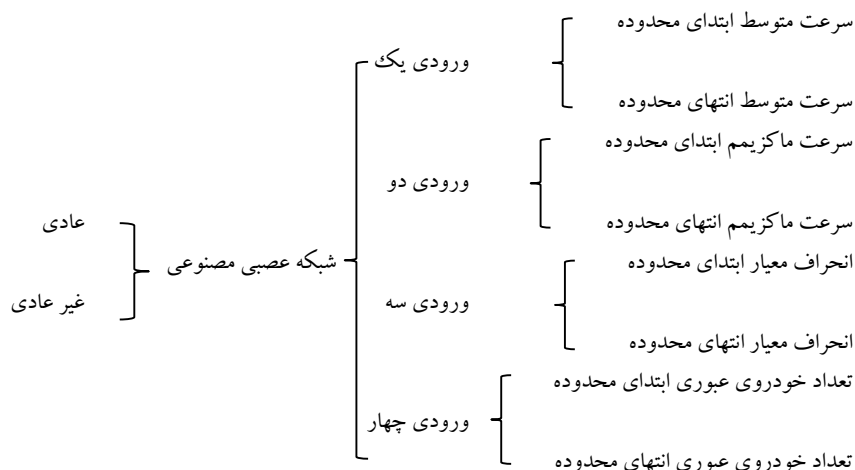
		واریانس سرعت در ابتدای مسیر			
		پایین	متوسط	بالا	
واریانس سرعت در انتهای مسیر	پایین	عادی	غیرعادی	غیرعادی	
	متوسط	غیرعادی	عادی	غیرعادی	
	بالا	غیرعادی	غیرعادی	عادی	

جدول 4. پارامتر تعداد خودروهای عبوری

تعداد خودروهای عبوری در ابتدای مسیر	تعداد خودروهای عبوری در ابتدای مسیر		
	پایین	متوسط	بالا
تعداد خودروهای عبوری در انتهای مسیر	پایین	عادی	غیرعادی
	متوسط	عادی	غیرعادی
	بالا	عادی	عادی

شکل 1 می‌باشد. چهار پارامتر ورودی و دو خروجی مطابق شکل مشاهده می‌گردد.

همانگونه که در جداول 1 تا 4 مشخص است دو حالت عادی و غیر عادی به معنای وقوع گره ترافیکی تعیین شده است. فلوجارت الگوریتم آموزشی شبکه عصبی مصنوعی مطابق



شکل 1. الگوریتم آموزشی شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی

جزئیات تمامی سه مدل شبکه عصبی مورد استفاده در جدول 5 ارایه شده است. در این جدول تعداد پارامترهای ورودی و خروجی مدل‌های مختلف نشان داده شده است.

جدول 5. جزئیات ساختاری مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده

پارامترهای خروجی	پارامترهای ورودی	شبکه
جریان ترافیکی	سرعت بیشینه، سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	پرسیترون یک
جریان ترافیکی	سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	پرسیترون دو
جریان ترافیکی	سرعت بیشینه، سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	نروفازی یک
جریان ترافیکی	سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	نروفازی دو
جریان ترافیکی	سرعت بیشینه، سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	شعاعی یک

شعاعی دو	سرعت میانگین، انحراف معیار سرعت، تعداد خودرو	جریان ترافیکی
----------	--	---------------

4- نتایج تحقیق

داده‌های مورد استفاده در مدل‌ها از سازمان کنترل ترافیک و مرکز کنترل ترافیک آزادراه تهران- کرج واقع در پیکان‌شهر استفاده شده‌است. رفت و آمد خودروها در این مسیر توسط ردیاب‌های مرکز کنترل ترافیک مورد بررسی قرار گرفته‌است. نمونه‌ای از داده‌های اخذ شده به صورت روزانه، هفتگی و ماهیانه در جدول 6 ارائه شده‌است.

جدول 6. خلاصه‌ای از داده‌های ساعتی اخذ شده

استان تهران-محور 114501-آزادراه تهران - کرج (عوارضی قدیم)			
زمان شروع	زمان پایان	سرعت متوسط	
93/06/01 00/00/00	93/06/01 01/00/00	84/2	
93/06/01 01/00/00	93/06/01 02/00/00	88/4	

همچنین جهت بررسی پارامترهای ترافیکی غالب محدوده مورد مطالعه، داده‌های ترافیکی ماهیانه این مسیر نیز اخذ گردید. در جدول 7 نمونه‌هایی از این داده‌های ترافیکی مشاهده می‌گردد. البته داده‌های اخذ شده به مراتب بیشتر از این جداول می‌باشد. پس از بررسی داده‌ها، داده‌های مناسب جداسازی و دسته بندی شده‌اند.

جدول 7. خلاصه‌ای از داده‌های ماهیانه اخذ شده

استان تهران-محور 114551-آزادراه کرج - تهران (عوارضی قدیم)				
شروع	پایان	مدت زمان کارکرد(دقیقه)	تعداد کل وسیله نقلیه	سرعت متوسط
93/06/01	93/06/02	1350	115003	97/95
93/06/02	93/06/03	1395	109797	99/89

مختلف بین 3000 خودرو تا 13000 خودرو می‌باشد. البته تعداد خودرو بسته به بازه زمانی مورد بررسی و به‌عنوان یک عدد ورودی لحاظ شده است و شبکه عصبی در آموزش خود تغییرات حجم عبوری را بدون توجه به بازه زمانی و بر اساس سرعت عبوری خودروها می‌آموزد.

حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی در جدول 8 ارائه شده است. این اعداد محدوده هر کدام از این پارامترها را نشان می‌دهند به‌عنوان مثال سرعت متوسط خودروهای عبوری بین 5 کیلومتر بر ساعت تا 111 کیلومتر بر ساعت متغیر می‌باشد. همچنین تعداد خودروهای عبوری در زمان‌های

جدول 8. حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی

پارامترهای خروجی	پارامترهای ورودی				محدوده
	تعداد خودرو	انحراف معیار سرعت	سرعت میانگین کیلومتر بر ساعت	سرعت بیشینه کیلومتر بر ساعت	
جریان ترافیکی	3000	0	5	5	کمترین
	13000	900	111	130	بیشترین

1-4- پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی

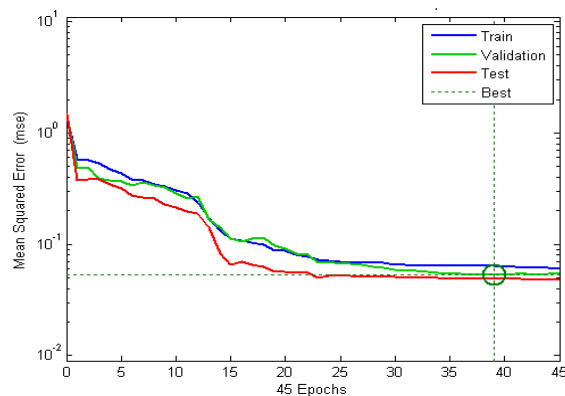
برای پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی مورد استفاده همچنین آموزش و ارزیابی آنها از جعبه ابزار شبکه عصبی متلب⁵ استفاده شده است.

- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه - آموزش و توقف

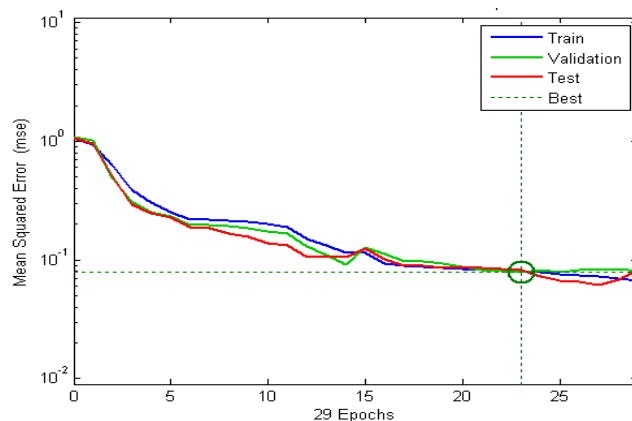
آموزش

در این تحقیق از شبکه‌های دو و سه لایه پرسپترون با تعداد ورودی متفاوت برای پیش‌بینی استفاده شده است. برای

بالا بردن قدرت تعمیم شبکه از روش یادگیری ارزیابی برای توقف آموزش استفاده شده است. تعداد 350 داده برای آموزش، 70 داده برای مجموعه ارزیابی و تعداد 80 داده برای مجموعه آزمایشی استفاده شده است. در شکل‌های 2 و 3 منحنی‌های آموزشی به ترتیب برای شبکه پرسپترون یک و پرسپترون دو با یک لایه پنهان نشان داده شده است. پس از پایان آموزش مقادیر وزن‌ها ذخیره شده و شبکه مورد نظر آماده است.



شکل 2. منحنی آموزش شبکه پرسپترون یک با یک لایه پنهان 11 نورونی



شکل 3. منحنی آموزش شبکه پرسپترون دو با یک لایه پنهان 11 نرونی

بهرتری دارند انتخاب شده‌اند. این چهار شبکه در مقابل مجموعه آموزشی و آزمایشی مورد ارزیابی قرار گرفته و در انتها شبکه با 15 نرون در لایه پنهان با شاخص‌های همبستگی و مقدار خطای بهتر در مجموعه آموزشی، ضریب همبستگی بهتر در مجموعه ارزیابی و آموزشی، میانگین قدرمطلق خطا و جذر متوسط مربعات خطا بهتر در مجموعه‌های ارزیابی و آزمایشی و با وجود مقدار بیشینه خطای بیشتر در مجموعه ارزیابی در مجموع نسبت به سه شبکه دیگر به عنوان بهترین ساختار مدل پرسپترون یک با یک لایه پنهان انتخاب شده‌است. جدول 10 شاخص‌های خطای شبکه در مقابل مجموعه ارزیابی، آموزشی و آزمایشی برای شبکه پرسپترون یک با دو لایه پنهان با تعداد نرون‌های متفاوت را نشان می‌دهد. در این مدل اکثر ساختارها در مقایسه با مدل اول از کارایی کمتری برخوردارند. ولی در این ساختارها دو ساختار به ترتیب با 20 و 25 نرون در لایه پنهان عملکرد بسیار مناسبی از خود نشان داده‌اند. بدین ترتیب شبکه‌ها با ساختارهای متفاوت نشان داده‌اند که در این میان شبکه با 20 نرون در هر دو لایه پنهان با ضریب همبستگی بالا در مجموعه‌های آموزشی، ارزیابی و آزمایشی و همچنین شاخص‌های خطای پایتتر در مقایسه با ساختارهای دیگر مدل، عملکرد بسیار مناسبی از خود نشان داده‌است. ساختارهای بهینه مدل پرسپترون یک با چهار پارامتر ورودی با تعداد لایه‌ها و نرون‌های پنهان مختلف در جدول 11 ارائه شده‌اند. مشاهده می‌شود که مدل پرسپترون یک با دو لایه پنهان با 20 نرون در لایه‌های پنهان بهترین عملکرد را در شبکه‌های مدل پرسپترون یک با چهار پارامتر ورودی از خود نشان می‌دهد. همچنین این ساختار بالاترین ضریب همبستگی و پایین‌ترین شاخص‌های خطا را داراست. بنابراین شبکه مذکور عملکرد قابل قبولی در مرحله پیش‌بینی از خود نشان داد. ساختارهای بهینه مدل پرسپترون دو با سه پارامتر ورودی با تعداد لایه‌ها و نرون‌های پنهان مختلف در جدول 12 ارائه شده‌اند. مشاهده می‌شود که مدل پرسپترون دو با دو لایه پنهان با 15 نرون در لایه‌های پنهان بهترین عملکرد را در شبکه‌های

مجموعه ارزیابی به عنوان بخشی از داده‌های تجربه نشده در کنترل فرآیند آموزشی استفاده نشده‌است، می‌تواند توأمأ نشان‌دهنده قدرت شبیه‌سازی شبکه (در مقابل داده‌های تجربه شده آموزشی) و قدرت پیش‌بینی شبکه (در مقابل داده‌های تجربه نشده آزمایشی و ارزیابی) در بررسی‌های اولیه باشد. از این رو ابتدا کارکرد شبکه‌های آموزش دیده با تعداد نرون‌های میانی متفاوت با توجه به شاخص‌های خطا مورد ارزیابی قرار گرفته است. برای انتخاب دقیق‌تر، شبکه‌هایی که در مقابل داده‌های ارزیابی عملکرد خوبی نشان داده‌اند، در مقابل مجموعه آزمایشی و آموزشی نیز مورد مطالعه قرار می‌گیرند و در نهایت هر شبکه‌ای که بهترین کارایی را در شبیه‌سازی (در مقابل مجموعه آموزشی) و در پیش‌بینی (در مقابل مجموعه ارزیابی و آزمایشی) از خود نشان دهد، به عنوان شبکه دارای تعداد نرون‌های بهینه انتخاب می‌گردد. پس از انتخاب تعداد نرون‌های بهینه برای هر دو ساختار چهار ورودی و سه ورودی، این دو ساختار نیز با استفاده از شاخص‌های خطا با هم مقایسه شده و ساختار مناسب هر مدل انتخاب می‌شود. در مرحله بعد نیز مدل‌ها با توجه به ساختار بهینه هر مدل با هم مقایسه می‌شوند. در قضاوت در مورد عملکرد و کارایی مدل‌ها از دو دسته شاخص استفاده شده‌است: ضریب همبستگی و شاخص‌های مقدار خطا. شبکه و مدلی دارای کارایی بهتر در مجموعه مورد نظر است که دارای ضریب همبستگی و شاخص‌های خطای مناسب‌تری باشد. برای قضاوت درباره ضریب همبستگی، از محدوده اسمیت استفاده شده‌است. به‌عنوان مثال اگر برای هر کدام از مجموعه‌های سه‌گانه آموزشی، ارزیابی و آزمایشی $R \leq 0.8$ بدست آید، شبکه کارایی خوبی در آن مجموعه داده ندارد [امامی، یثربی، 1393]. در مدل اول، شاخص‌های خطای شبکه در مقابل مجموعه ارزیابی، آموزشی و آزمایشی برای شبکه پرسپترون یک با یک لایه پنهان در جدول 9 نشان داده شده‌است. تمام شبکه‌ها عملکرد نسبتاً قابل قبولی از خود نشان می‌دهند. به این ترتیب 4 شبکه با تعداد 11، 15، 20 و 30 نرون در لایه پنهان که عملکرد

مدل پرسپترون دو با سه پارامتر ورودی از خود نشان می‌دهد. همچنین این ساختار بالاترین ضریب همبستگی و پایبندترین شاخص‌های خطا را داراست. لازم به ذکر است که این ساختار در ضریب همبستگی و جذر متوسط مربعات خطا در مجموعه آموزشی و ارزیابی ساختارهای شبکه پرسپترون یک با یک لایه پنهان با تعداد نرون‌های مختلف برابر است. بنابراین شبکه مذکور عملکرد قابل قبولی در مرحله پیش‌بینی از خود نشان داده‌است.

جدول 9. شاخص‌های ارزیابی ساختارهای شبکه پرسپترون یک با یک لایه پنهان با تعداد نرون‌های مختلف

مجموعه داده‌های ارزیابی						
تعداد نرون‌های لایه پنهان	ضریب همبستگی	جذر متوسط مربعات خطا	میانگین قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	مجموع مربعات خطا
3	0/67	0/12	0/095	0/75	0/1	4/5
5	0/8	0/1	0/085	0/42	0/095	2/7
8	0/73	0/11	0/09	0/59	0/085	3/3
11	0/9	0/083	0/063	0/35	0/05	1/5
15	0/93	0/067	0/05	0/2	0/049	0/99
20	0/92	0/072	0/055	0/31	0/045	1/1
25	0/9	0/088	0/064	0/3	0/06	1/6
30	0/89	0/08	0/055	0/46	0/058	1/4
مجموعه داده‌های آموزشی						
11	0/92	0/08	0/055	0/45	0/051	6/8
15	0/97	0/056	0/039	0/38	0/045	3/1
20	0/96	0/055	0/036	0/36	0/043	3/1
30	0/95	0/056	0/037	0/35	0/051	3/2
مجموعه داده‌های آزمایشی						
11	0/9	0/085	0/07	0/44	0/065	1/8
15	0/91	0/079	0/055	0/22	0/056	1/3
20	0/9	0/08	0/057	0/3	0/057	1/35

1/4	0/059	0/27	0/06	0/081	0/87	30
-----	-------	------	------	-------	------	----

جدول 10. شاخص‌های ارزیابی ساختارهای شبکه پرسپترون یک با دو لایه پنهان با تعداد نرونهای مختلف

مجموعه داده‌های ارزیابی							
مجموع مربعات خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	میانگین قدرمطلق خطا	جذر متوسط مربعات خطا	ضریب همبستگی	تعداد نرونهای لایه پنهان دوم	تعداد نرونهای لایه پنهان اول
3/91	0/1	0/63	0/098	0/13	0/6	5	5
3	0/086	0/44	0/09	0/12	0/75	8	5
1/5	0/065	0/48	0/056	0/085	0/89	8	8
2	0/068	0/31	0/075	0/098	0/82	11	8
2/35	0/084	0/4	0/076	0/1	0/83	11	11
1/08	0/064	0/27	0/051	0/072	0/93	15	11
1/95	0/073	0/5	0/065	0/097	0/88	15	15
1/46	0/077	0/56	0/046	0/083	0/86	20	15
0/75	0/056	0/37	0/033	0/061	0/94	20	20
0/48	0/055	0/15	0/033	0/048	0/96	25	20
0/44	0/056	0/16	0/032	0/046	0/97	25	25
مجموعه داده‌های آموزشی							
2/65	0/051	0/32	0/037	0/054	0/96	8	8
3/5	0/045	0/39	0/039	0/06	0/96	15	11
2/11	0/035	0/3	0/029	0/046	0/98	15	15
0/48	0/021	0/27	0/007	0/022	0/99	20	20
0/82	0/024	0/34	0/01	0/029	0/99	25	25
مجموعه داده‌های آزمایشی							
2/12	0/085	0/48	0/065	0/099	0/8	8	8
1/42	0/07	0/27	0/059	0/082	0/88	15	11
1/11	0/057	0/28	0/049	0/071	0/93	15	15

0/64	0/045	0/21	0/033	0/055	0/96	20	20
0/85	0/055	0/27	0/039	0/063	0/95	25	25

جدول 11. مقایسه بین ساختارهای بهینه شبکه‌های پرسپترون یک

مجموعه داده‌های ارزیابی								
مجموع مربعات خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	میانگین قدرمطلق خطا	جذر متوسط مربعات خطا	ضریب همبستگی	تعداد نرونهای لایه پنهان		ساختار شبکه
0/99	0/049	0/2	0/05	0/067	0/93	15		پرسپترون یک (تک لایه)
1/1	0/045	0/31	0/055	0/072	0/92	20		
1/4	0/058	0/46	0/055	0/08	0/89	30		
0/75	0/056	0/37	0/033	0/061	0/94	20	20	پرسپترون یک (دو لایه)
0/44	0/056	0/16	0/032	0/046	0/97	25	25	
مجموعه داده‌های آموزشی								
3/1	0/045	0/38	0/039	0/056	0/97	15		پرسپترون یک (تک لایه)
3/1	0/043	0/36	0/036	0/055	0/96	20		
3/2	0/051	0/35	0/037	0/056	0/95	30		
0/48	0/021	0/27	0/007	0/022	0/99	20	20	پرسپترون یک (دو لایه)
0/82	0/024	0/34	0/01	0/029	0/99	25	25	
مجموعه داده‌های آزمایشی								
1/3	0/056	0/22	0/055	0/079	0/91	15		پرسپترون یک (تک لایه)
1/35	0/057	0/3	0/057	0/08	0/9	20		
1/4	0/059	0/27	0/06	0/081	0/87	30		
0/64	0/045	0/21	0/033	0/055	0/96	20	20	پرسپترون یک (دو لایه)
0/85	0/055	0/27	0/039	0/063	0/95	25	25	

شبکه نروفازی - الگوریتم یادگیری

مدل شبکه نروفازی با استفاده از محیط گرافیکی نرم‌افزار مطلب استفاده شده است. این مدل از یک سیستم فازی⁶ با استفاده از فرآیند یادگیری پس‌انتشار خطا استفاده می‌کند. در این سیستم مشابه شبکه عصبی ورودی‌ها وارد توابع عضویت ورودی شده و پس از عبور از توابع عضویت خروجی، خروجی شبکه تولید می‌شود. پارامترهای توابع عضویت در

حین فرآیند یادگیری تنظیم می‌شوند. انواع توابع عضویت در لایه ورودی و خروجی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. بهترین کاربرد در استفاده از تابع عضویت مثلثی با رابطه 1 در لایه ورودی مشاهده شده است. (1)

$$\mu(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right), a \neq b \text{ and } c \neq b$$

بانک اطلاعاتی مورد استفاده به دو دسته داده آموزشی و

آزمایشی تقسیم شده‌اند. تعداد 400 داده در مرحله آموزش و تعداد 100 داده برای آزمایش در نظر گرفته شده‌اند. شاخص‌های ارزیابی در این مدل مانند مدل چند لایه پرسپترون هستند. دو مدل شبکه نروفازی یک و نروفازی دو جهت پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفته‌است. در مجموع با مقایسه دو ساختار بهینه مدل‌های نروفازی یک و دو مشاهده می‌شود که شبکه نروفازی یک با 3 تابع عضویت ورودی و خروجی بهترین کارایی را در میان این دو مدل از خود نشان می‌دهد. در شکل 5 و 4 منحنی آموزشی به ترتیب برای شبکه نروفازی یک و دو نشان داده شده‌است.

- شبکه تابع مبنای شعاعی

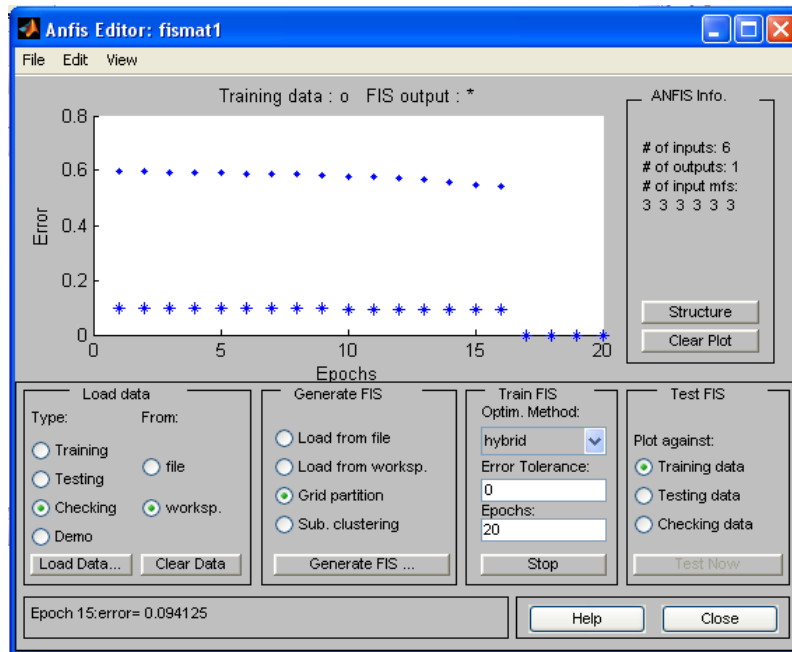
این شبکه‌ها دولایه دارند و حالت خاصی از شبکه‌های پس انتشار هستند. هر واحد در لایه پنهان یک تابع پایه شعاعی⁸ مانند یک هسته گاوسی را به عنوان تابع فعال‌سازی به کار

می‌برد، در حالی که واحدهای خروجی تابع همانی را به عنوان تابع فعال‌سازی به کار می‌برند. در این تحقیق از دو نوع شبکه تابع مبنای شعاعی یک و تابع مبنای شعاعی دو استفاده شده است. تفاوت این دو نوع شبکه مانند شبکه‌های چند لایه پرسپترون، در تعداد پارامترهای ورودی آنها است و هر دو شبکه یک خروجی دارند. شاخص‌های ارزیابی برای مدل‌های تابع مبنای شعاعی مانند شبکه‌های نروفازی هستند. بانک اطلاعاتی مورد استفاده به دو دسته داده آموزشی و آزمایشی تقسیم شده‌اند. تعداد 400 داده در مرحله آموزش و تعداد 100 داده برای آزمایش در نظر گرفته شده‌اند. در شکل 7 و 6 منحنی آموزشی به ترتیب برای شبکه تابع مبنای شعاعی یک و دو نشان داده شده است. مقادیر خروجی شبکه پس از آموزش با نتایج تجربی حاصل مقایسه می‌شوند.

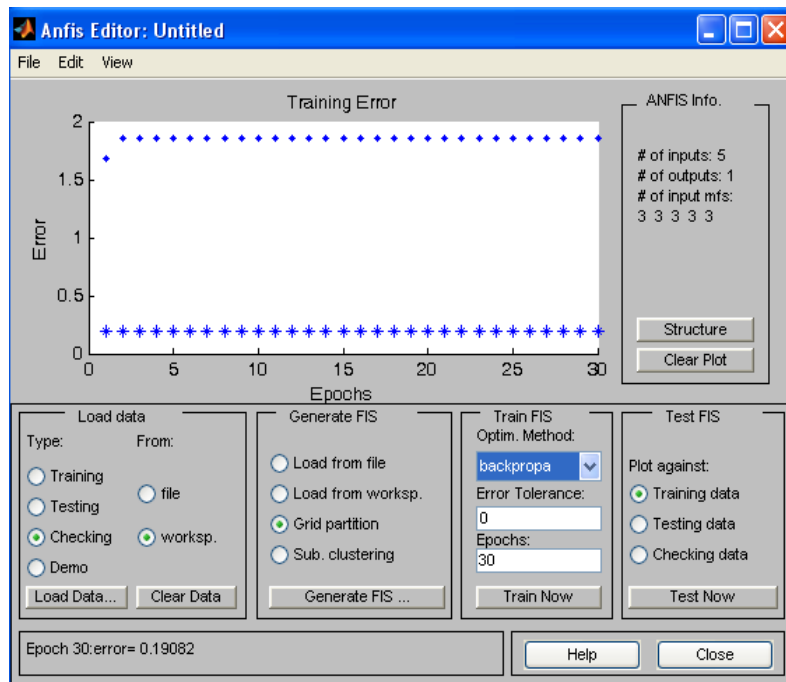
جدول 12. مقایسه بین ساختارهای بهینه شبکه‌های پرسپترون دو

مجموعه داده‌های ارزیابی								
مجموع مربعات خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	میانگین قدرمطلق خطا	جذر متوسط مربعات خطا	ضریب همبستگی	تعداد نرونهای لایه پنهان		ساختار شبکه
1/6	0/068	0/34	0/066	0/089	0/90	20		پرسپترون دو (تک لایه)
0/95	0/048	0/20	0/046	0/068	0/94	25		
1/1	0/058	0/33	0/049	0/070	0/93	30		
0/73	0/048	0/30	0/036	0/059	0/95	15	15	پرسپترون دو (دو لایه)
0/65	0/041	0/26	0/039	0/053	0/93	20	20	
0/75	0/050	0/32	0/041	0/062	0/94	25	25	
مجموعه داده‌های آموزشی								
3/6	0/042	0/41	0/041	0/061	0/95	20		پرسپترون دو (تک لایه)
1/6	0/045	0/33	0/027	0/040	0/98	25		
2/6	0/048	0/49	0/033	0/051	0/96	30		
1/3	0/028	0/32	0/018	0/037	0/98	15	15	پرسپترون دو (دو لایه)
1/8	0/020	0/31	0/020	0/036	0/99	20	20	
1/6	0/038	0/33	0/024	0/041	0/98	25	25	
مجموعه داده‌های آزمایشی								
1/7	0/063	0/33	0/064	0/091	0/84	20		پرسپترون دو (تک لایه)
1/5	0/068	0/32	0/049	0/083	0/91	25		

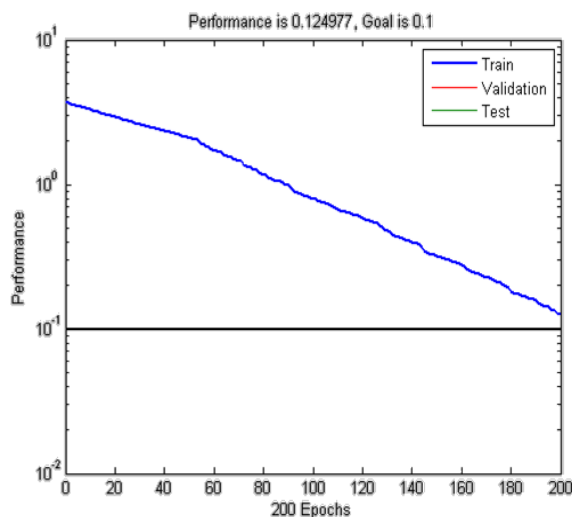
1/7	0/072	0/44	0/062	0/089	0/85	30		پرسپترون دو (دو لایه)
0/61	0/051	0/33	0/036	0/062	0/94	15	15	
1/5	0/063	0/47	0/047	0/085	0/90	20	20	
1/1	0/058	0/33	0/048	0/072	0/90	25	25	



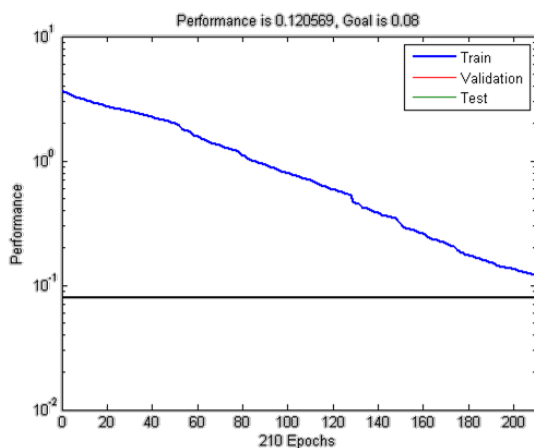
شکل 4. منحنی آموزش شبکه نروفازی یک با تابع عضویت⁷ مثلثی



شکل 5. منحنی آموزش شبکه نروفازی دو با تابع عضویت مثلثی



شکل 6. منحنی آموزش شبکه تابع مبنای شعاعی یک



شکل 7. منحنی آموزش شبکه شعاعی دو

از خود نشان می‌دهد. البته در مجموعه آموزشی شبکه پرسپترون یک با دو لایه پنهان 20 نرونی از بهترین عملکرد برخوردار است. ولی در سایر شاخص‌های خطا شبکه پرسپترون دو مقادیر پایین‌تری را به خود اختصاص داده است. بنابراین شبکه مذکور به عنوان موفق‌ترین مدل در پیش‌بینی گره ترافیکی انتخاب می‌شود.

3-4- آنالیز حساسیت

اگرچه شبکه عصبی ابزاری قوی در یادگیری رابطه ناشناخته و پیچیده بین یک فضای ورودی به فضای خروجی است اما بر خلاف مدل‌های ریاضی به خودی خود اثر پارامترهای ورودی به خروجی و چگونگی به دست آمدن خروجی مدل را

در مجموع با مقایسه دو ساختار بهینه مدل‌های شعاعی یک و دو مشاهده می‌شود که شبکه شعاعی دو با تعداد نصف تعداد پیشینه نرونهای پیش‌فرض بهترین عملکرد را داراست. بنابراین در مدل‌های شبکه تابع مبنای شعاعی مدل سه ورودی عملکرد بهتری دارد.

4-2- مقایسه کارایی ساختارهای بهینه سه مدل شبکه

عصبی مورد استفاده

در جدول 13 شاخص‌های خطا برای سه مدل مربوطه برای مجموعه‌های آموزشی، آزمایشی و ارزیابی نشان داده شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود شبکه پرسپترون دو با دو لایه پنهان 15 نرونی بهترین عملکرد را نسبت به سه مدل دیگر

توضیح نمی‌دهد. به عبارت دیگر پیش‌بینی شبکه عصبی مبتنی بر یک رابطه کور برای مثال‌های جدید با استفاده از آنالیز مثال‌های آموزشی بدون هیچ توضیحی در مورد اثر متغیرهای ورودی بر خروجی است. به همین دلیل، از آنجایی که اعتبار روش‌های هوش مصنوعی کاملاً بستگی به توضیح نتیجه بدست آمده دارد، عدم توانایی شبکه در توضیح رابطه حاکم، مانع از استفاده کامل از پتانسیل آن در کارهای عملی مهندسی شده است. برای رفع این مشکل، تاکنون مطالعات متعددی بر روی توضیح رابطه حاکم بر محیط یک شبکه عصبی و همچنین چگونگی اثر پارامترهای ورودی و خروجی انجام شده است که از جمله این روش‌ها آنالیز حساسیت است [منهاج، 1383].

مطالعه اینکه چگونه عدم قطعیت‌ها در خروجی مدل می‌تواند به منابع مختلف عدم قطعیت در ورودی مدل نسبت داده شود آنالیز حساسیت نامیده می‌شود. موضوع مرتبط با این امر تحلیل عدم قطعیت است که بر آشکار ساختن کمیت این عدم قطعیت‌ها تمرکز دارد. برای آنالیز حساسیت و عدم قطعیت، می‌توان هر چیزی که در خروجی مدل ایجاد تغییر می‌کند را به عنوان ورودی در نظر گرفت.

زمانی که بین ورودی و خروجی‌ها مدلی برقرار گردید، می‌توان آنالیز حساسیت را بر روی آن انجام داد. یک راه انجام آن، استفاده از تحلیل مونت کارلو است که در آن به توابع توزیع پارامترهای ورودی و خروجی‌های شبکه توجه می‌شود.

در این مطالعه، آنالیز حساسیت بر روی چهار ورودی شامل سرعت متوسط، بیشینه سرعت، انحراف معیار سرعت و حجم خودروی عبوری انجام شده است. در این آنالیز تعداد 200 نقطه داده در فضای پنج بعدی پارامترهای ورودی متناظر با تابع توزیع نرمال توسط نرم‌افزار سیملب ورژن 3 انتخاب شده است. در هر کدام از این نقاط که دارای مقادیر ورودی مربوط به خودش است، مقادیر مشتق نسبی خروجی نسبت به هر ورودی محاسبه شده است. خصوصیات آماری این مقادیر در جدول 14 ارائه شده است. به عنوان پارامترهای دیگر، مقدار میانگین حساسیتها نیز می‌تواند به عنوان برآیند اثر ورودی بر خروجی مد نظر قرار گیرد. در واقع تغییرات در مقادیر خروجی در اثر تغییرات ورودی تحت تأثیر برآیند مقدار تغییرات خروجی نسبت به یک واحد متغیر در ورودی یا به عبارتی حساسیت خروجی نسبت به ورودی در هر نقطه از مسیر تغییر ورودی (از یک مقدار اولیه به مقدار ثانویه) است.

جدول 13. مقایسه ساختارهای بهینه مدلها بر اساس شاخص‌های خطا

مجموعه داده‌های ارزیابی								
مجموع مربعات خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	بیشینه مقدار قدرمطلق خطا	میانگین قدرمطلق خطا	جذر متوسط مربعات خطا	ضریب همبستگی	تعداد نرون یا توابع فازی		ساختار تحقیق
0/75	0/056	0/37	0/033	0/061	0/94	20	20	پرسپترون یک (دو لایه)
0/73	0/048	0/30	0/036	0/059	0/95	15	15	پرسپترون دو (دو لایه)
مجموعه داده‌های آموزشی								
0/48	0/021	0/27	0/007	0/022	0/99	20	20	پرسپترون یک (دو لایه)
1/3	0/028	0/32	0/018	0/037	0/98	15	15	پرسپترون دو (دو لایه)
2/5	0/055	0/55	0/042	0/050	0/94	3		نرو فازی یک
1/1	0/027	0/32	0/018	0/033	0/98	250		شعاعی یک
مجموعه داده‌های آزمایشی								

1/35	0/045	0/30	0/057	0/080	0/90	20	20	پرسپترون یک (دو لایه)
0/61	0/051	0/33	0/036	0/062	0/94	15	15	پرسپترون دو (دو لایه)
3/7	0/065	0/50	0/065	0/080	0/90	3		نروفازی یک
1/8	0/053	0/46	0/042	0/072	0/92	250		شعاعی یک

جدول 14. خصوصیات آماری حساسیت مطلق خروجی نسبت به ورودی‌های مورد نظر

میانگین	کمینه	بیشینه	ورودی
-0/36	-1/294	0/166	سرعت متوسط
0/384	0/246	0/452	بیشینه سرعت
1/585	1/104	1/795	حجم خودروی عبوری
-0/034	-0/416	0/256	انحراف معیار سرعت

D75 و D90) مقادیر حساسیت نسبی خروجی‌ها نسبت به ورودی مورد نظر محاسبه می‌شود. به وسیله این روش می‌توان اثر افزایش و یا کاهش هر ورودی را به خروجی و روند کلی حاکم را در کل فضای ورودی براساس نمونه‌های تصادفی گرفته شده تعیین کرد. ورودی که دارای پخش مقادیر درصدی حساسیت نسبی حول خط پایه باشد، دارای اثر کمتری روی خروجی نسبت به ورودی است که دسته درصدی حساسیت نسبی آن دورتر از خط پایه است. بدین صورت باتوجه به فاصله دسته و مقادیر درصدی آماری می‌توان درجه تأثیر هر متغیر را بر روی خروجی بررسی کرده و اثر آنها را با هم مقایسه کرد.

برای مقایسه درجه اثر متغیرهای ورودی بجای استفاده از مقادیر حساسیت مطلق بهتر است از حساسیت نسبی استفاده شود. در جدول 15 مقادیر میانگین حساسیت‌های نسبی تغییر حجم و ضریب پرسپترون نسبت به ورودی‌های مورد بحث ارائه شده است.

به عنوان مثال برای یک متغیر ورودی در 50٪ نقاط فضای ورودی مقادیر حساسیت مقادیر بزرگ مثبت و در 50٪ بقیه مقادیر بزرگ منفی است، مقدار میانگین حساسیت تقریباً صفر شده و از این نتیجه گرفته می‌شود که این متغیر بر روی خروجی تأثیر چندانی ندارد. در حالی که ممکن است در بخشی از فضای ورودی متغیر تأثیر افزایشی زیاد و در بخشی دیگر تأثیر کاهشی زیادی داشته باشد. بنابراین نمی‌توان به مقدار میانگین به عنوان شاخص اولیه نشان دهنده حساسیت خروجی نسبت به ورودی تکیه کرد.

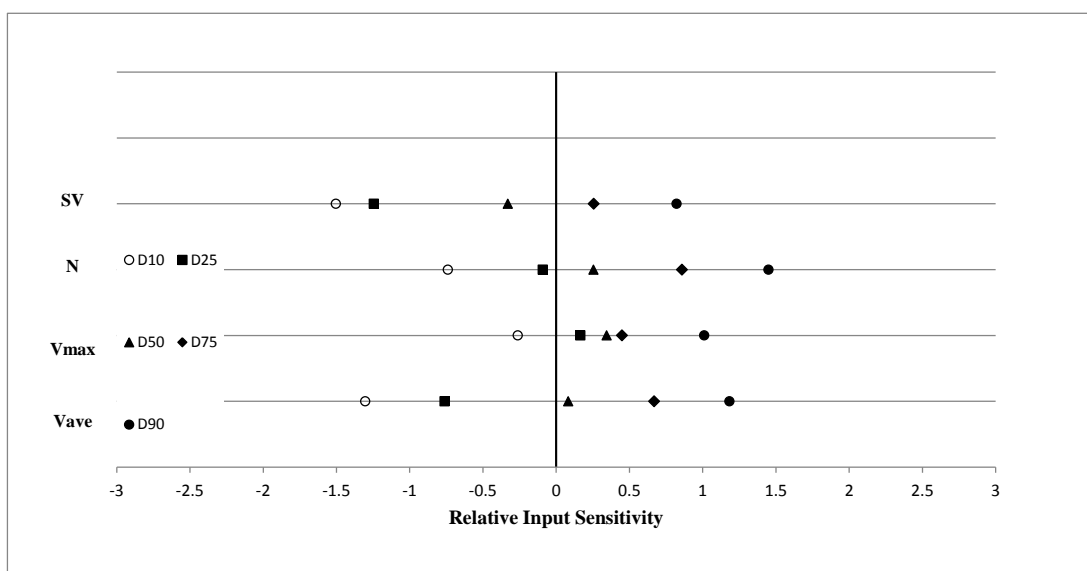
با توجه به مطالب ذکر شده و متغیر بودن مقادیر حساسیت، برای آنالیز حساسیت نیاز به روشی است که پراکندگی و احتمال مقادیر مختلف حساسیت خروجی نسبت به یک ورودی را در فضای ورودی به طور همزمان نشان دهد. با این هدف از روش آماری مقادیر حساسیت نسبی استفاده شده است. در این روش پنج درصد آماری (D10, D25, D50,

جدول 15. مقادیر میانگین حساسیت نسبی خروجی نسبت به ورودی‌های مورد نظر

حالت جریان ترافیکی				خروجی
انحراف معیار	حجم خودروی عبوری	بیشینه سرعت	سرعت متوسط	ورودی
سرعت	0/341	0/346	-0/399	میانگین حساسیت نسبی
-0/025				

درصد مقادیر حساسیتهای نسبی خروجی برای حجم خودروی عبوری مثبت است. این امر نشان دهنده افزایش خروجی در اثر افزایش این پارامتر است. در مورد پارامتر ورودی دیگر یعنی اندازه بیشینه (Dmax) بیش از 50 درصد مقادیر حساسیتهای نسبی ضریب پرسیمتری در برابر این پارامتر مثبت است. حدود 60 درصد مقادیر حساسیت نسبی برای انحراف معیار سرعت منفی است. این امر نشان دهنده کاهش مقادیر حالت جریان در اثر افزایش مقادیر انحراف معیار سرعت می‌باشد.

مقادیر درصدهای آماری مربوط به حساسیتهای نسبی مقادیر خروجی در مقابل هر چهار ورودی برای شبکه بهینه در شکل 8 ارایه شده است. همانطور که در این شکل مشخص است بیشتر از 80٪ مقادیر حساسیت نسبی در پارامتر سرعت بیشینه مثبت است که نشان دهنده افزایش مقادیر حالت جریان در اثر افزایش مقادیر سرعت بیشینه می‌باشد. 50 درصد مقادیر حساسیت نسبی برای خروجی در پارامتر ورودی سرعت متوسط مثبت هستند. که این امر نشان دهنده افزایش مقادیر خروجی در اثر افزایش مقادیر این پارامتر است. همچنین 75



شکل 8. آنالیز حساسیت شبکه عصبی

آن و تسریع در روان‌سازی جریان ترافیک بسیار ضروری می‌باشد و استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با قابلیت ویژه خود در کشف چنین پدیده‌هایی بسیار منطقی می‌باشد و نتایج موفقیت آمیزی حاصل می‌گردد.

این تحقیق نشان داد که عملکرد تمامی مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده در پیش‌بینی گره ترافیکی به‌جز در چند ساختار قابل قبول بوده و شبکه عصبی توانسته در این زمینه موفقیت‌آمیز عمل کند. در نهایت به مقایسه کارایی ساختارهای بهینه سه مدل شبکه عصبی مورد استفاده پرداخته شده است. در جدول 10 شاخص‌های خطا برای سه مدل مربوطه برای مجموعه‌های آموزشی، آزمایشی و ارزیابی نشان داده شده است.

در مقایسه اثر این چهار پارامتر ورودی بر روی خروجی می‌توان گفت که با توجه به فاصله دسته‌های آماری از خط پایه، مقادیر درصدها (شکل 8) و مقادیر میانگین نسبی (جدول 15) می‌توان گفت که سرعت بیشینه و حجم خودروی عبوری بیشترین تأثیر را دارا هستند. ولی باتوجه به مقادیر مثبت بالای 80 درصد سرعت بیشینه در حساسیت نسبی این پارامتر به عنوان تأثیر گذارترین پارامتر ورودی بر روی جریان ترافیکی انتخاب می‌شود.

5- نتیجه‌گیری

با ضرورت کشف سریع گره‌های ترافیکی ارایه مدلی مناسب برای شناخت این گره‌ها به‌منظور کاهش اثرات ثانویه

همانگونه که مشاهده می‌شود شبکه پرسپترون دو (با سه پارامتر ورودی) با دو لایه پنهان 15 نرونی در لایه‌های پنهان بهترین عملکرد را نسبت به سه مدل دیگر از خود نشان می‌دهد. البته در مجموعه آموزشی شبکه پرسپترون یک (با چهار پارامتر ورودی) با دو لایه پنهان 20 نرونی در هر لایه پنهان از عملکرد بهتری برخوردار است ولی در سایر شاخص‌های خطا شبکه پرسپترون دو مقادیر پایین‌تری را به خود اختصاص داده است. بنابراین شبکه مذکور به‌عنوان موفق‌ترین مدل در پیش‌بینی گره ترافیکی انتخاب می‌شود.

6- پی‌نوشت

- 1-Model Free
- 2-Artificial Neural Networks (Anns)
- 3-Intelligent
- 4- Multi Layer Perceptron
- 5- Matlab
- 6- Fuzzy Inference System
- 7- Membership Function
- 8- Radial Basis Function

7-مراجع

-امامی، م. و یثربی، س. ش. الف.، (1393)، "کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تفسیر نتایج آزمایش پرسپومتري" فصلنامه عمران مدرس، دوره چهاردهم، ص. 11-25.

-امینی، س. دوست‌محمدی، ع.، (1386) "مدلسازی و کنترل نظارتی شبکه‌های ترافیک شهری ابعاد وسیع با استفاده از پتری نت های هایبرید"، دهمین کنفرانس مهندسی حمل و نقل و ترافیک ایران، ص. 77-80.

-بهبهانی، ح. و حقیقی، ف. ر.، (1389)، "کنترل زمان بندی چراغ راهنمایی بوسیله شبکه‌های عصبی"، دوازدهمین کنفرانس مهندسی حمل و نقل و ترافیک ایران، ص. 52-55.

-پورمعلم، ن. و دزفولیان، ر.، (1388)، "ارایه الگوریتم و مدل ارزیابی تحلیل سوانح ریلی با استفاده از سیستم‌های هوشمند

عصبی- فازی (مطالعه موردی خروج از خط)"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، دوره 1، شماره 1، ص. 11-23.

-جوانشیر، ح.، ناصرعلوی، م.، و مبشری، ح.، (1388)، "اصول و کاربردهای سیستم‌های هوش جمعی در مهندسی حمل و نقل"، ششمین کنگره ملی مهندسی عمران، سمنان، ص. 111-114.

-ذوالفقاری، الف.، و کرکه‌آبادی، ز.، (1392)، "مسیریابی هوشمند اکیپ‌های امدادی با استفاده از الگوریتم ثوری بازی ها نمونه موردی: شهر سمنان"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، دوره 5، شماره 1، ص. 19-32.

-شفابخش، غ.ع. و نادریور، ح.، (1389)، "مدلسازی تخصیص ناوگان اتوبوسرانی شهری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: مشهد مقدس)"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، دوره 1، شماره 3، ص. 67-79.

-شمسی‌نژاد، پ. (1392)، "کنترل ترافیک یک تقاطع ایزوله با روش هوشمند فازی"، اولین کنفرانس ایده‌های نو در مهندسی برق، دانشگاه آزاد خوارسگان- اصفهان، ص. 44-47.

-عباسی، س. ح. و یعقوبی، م. (1392)، "رویگردی نو در بررسی پیش‌بینی پذیری ترافیک شهری مبتنی بر ثوری آشوب و پیش‌بینی جریان ترافیک شهر مشهد مبتنی بر سیستم فازی-عصبی تطبیقی چندگانه"، فصلنامه مهندسی حمل و نقل، سال چهارم، شماره سوم، ص. 233-246.

-منهاج، م.ب.، (1383) "هوش محاسباتی (جلد اول)"، دانشگاه صنعتی امیرکبیر واحد تفرش، مرکز نشر پروفیسور حسابی.

-Bingham, E. (2014), "Reinforcement learning in neural fuzzy traffic signal control," Eur. J. Oper. Res., vol. 131, no. 2, pp. 232-241.

Traffic Signal Control", IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, VOL. 7, NO. 3.

-Williams, B. M. (2015), "Multivariate vehicular traffic flow prediction: An evaluation of ARIMAX modeling", Transportation Research Record, 1776, pp. 194–200.

-Wang, H. Wei, H. and Zhang, G. (2009), "An Artificial Neural Network Method for Length-based Vehicle Classification Using Single-Loop Outputs", Transportation Research Center at the Beijing University of Technology.

-ZHANG, H. RITCHIE, S. G. and Lo, K. L. (2001), "Macroscopic Modeling of Freeway Traffic Using an Artificial Neural Network", transportation research record 1588.

-Fausett, L. V. (1994), "Fundamentals neural networks: Architecture, algorithms, and applications, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, and New Jersey.

-Kumar, K. Parida, M. and Katiyar, V. K., (2014), "Prediction of urban traffic noise using artificial neural network approach ", Environmental Engineering & Management Journal (EEMJ), Vol. 13 Issue 4, pp.817-826.

-Piuri, V. and C. Alippi; (2011), "Artificial neural networks"; Journal of system Architecture; Vol. 44, No.8; pp.565-567.

-Sharma, M. Dahiya, M. Saini, P. K. and Garg, N., (2014), "Application of Artificial Neural Network for Modeling of Traffic Noise on Roads in Delhi", IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering, PP: 31-36.

-Srinivasan, D. Choy, M. Ch. Cheu, R. L. (2006), " Neural Networks for Real-Time

Provides a Method for Detecting Traffic Nodes in Order to Increase the Optimum Performance of the Traffic Network

S. Farzin Faezi, Assistant Prof, Department of Civil Engineering, Payame Noor University (PNU), Tehran, Iran.

M. R. Elyasi, Assistant Prof, Department of Civil Engineering, Malayer University, Malayer, Iran.

S. Alizadeh, M.Sc. Grad., Department of Civil Engineering, Payame Noor University (PNU), Tehran, Iran.

S. R. Moosavi, Ph.D. Student, Department of Civil Engineering, Payame Noor University (PNU), Tehran, Iran.

E-mail: Farzin_faezi@yazdpnu.ac.ir

Received: June 2016-Accepted: Sep. 2016

ABSTRACT

The traffic nodes are one of the most traffic-flow problems have been known to freeways. Discover the traffic nodes and fix are one of the main arteries, authorities and researchers in concerns has been. So presenting a suitable model for the detecting of nodes and taking necessary measures to accelerate the traffic-flowing has certain importance. The purpose of the present research is forecasting and finding of automatically nodes by using neural network capabilities. Research methodology in this study is using three kinds of artificial neural network in order to discover the outcome of auto traffic nodes. That includes some laminated prspetron neural network, neural network of radial basis function and neural network neuro-fuzzy. The data which used in this research are actual data that obtained from control center of Tehran-Karaj freeway traffic daily, weekly and monthly. Finally the results which based on the evaluation indicators show that the perceptron network with three entrance parameters with two hidden layers of 15 neural in hidden layers has the best performance at comparing to the other models that optimize performance as the model which introduced. The research application is reducing the damages and problems which their causes are traffic nodes.

Keywords: Traffic Node, Artificial Neural Network, Auto-Discovery, Multiple-Layer Prspetron, Neuro-Fuzzy