

یادداشت پژوهشی

مقایسه نتایج مدل‌های آماری و شبکه‌عصبی در پیش‌بینی تعداد

تصادفات در تقاطعات

شهریار افندی‌زاده، استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
محمود احمدی‌نژاد، استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
سیدابراهیم عبدالمنافی، دانش آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
E-mail: zargari@iust.ac.ir

چکیده

تصادفات ترافیکی از عوامل بسیار مهم مرگ‌ومیر بوده و خسارات و آسیب‌های شدید جانی و مالی در پی دارند. تصادفات همچنین آثار و تبعات سنگین اجتماعی، فرهنگی و اقتصادی دارند که موارد ناشی از آنها جوامع بشری را به شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد. اگرچه گسترش روزافزون ترافیک در شهرها موجب افزایش مزایای اقتصادی و رفاهی شده، اما در مقابل، تعداد و شدت تصادفات ترافیکی را افزایش داده است. براساس مطالعات انجام شده، بخش اعظمی از تصادفات ترافیکی در تقاطعات اتفاق می‌افتند. علت اصلی وقوع تصادفات در تقاطعات، همگراسدن جریانهای ترافیکی مختلف در یک نقطه است. به طور کلی مطالعات بیشماری در کشورهای جهان در زمینه مدل سازی تصادفات انجام شده است. در کلیه این مطالعات از مدل‌های آماری برای مدل سازی استفاده شده است. در این مقاله، برای پیش‌بینی تعداد تصادفات براساس پارامترهای ترافیکی، طرح‌هندسی و خصوصیات وسایل کنترل ترافیک علاوه بر مدل‌های آماری از مدل شبکه‌عصبی نیز بهره‌گیری شده است که نتایج حاصل از این دو مدل در این مقاله مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته‌اند.

واژه‌های کلیدی: تصادفات، ایمنی، تقاطعات همسطح تقاطعات چراغ‌دار، مدل لگاریتم طبیعی، مدل لگاریتم خطی و شبکه‌عصبی.

۱. مقدمه

وسایل نقلیه موتوری در زندگی بشر و گسترش کمی آن در حمل‌ونقل کالا و مسافر، دوره پیچیده سازگاری جامعه بشری با یک پدیده تکنیکی جدید آغاز شده و وسایل نقلیه موتوری در حمل‌ونقل زمینی، انقلاب نوینی را ایجاد کرده‌اند. علاوه بر این منافع بیشماری برای جامعه بشری به ارمغان آورده‌اند، اما این منافع با خسارات سنگین جانی و مالی بسیار همراه بوده است [۲].

تصادفات ترافیکی از عوامل بسیار مهم مرگ‌ومیر و دارای آسیب‌های شدید جانی و مالی هستند و آثار سنگین اجتماعی، فرهنگی و اقتصادی ناشی از آنها جوامع بشری را به شدت مورد تهدید قرار داده است. شدت این تصادفات در کشورهای در حال توسعه بیشتر بوده و تعداد و شدت تصادفات در کشورهای مزبور در مقایسه با کشورهای توسعه‌یافته چندین برابر است [۱]. با ظهور

تقاطع‌ها، بخش اجتناب‌ناپذیری از شبکه معابر شهری هستند، به طوری که بسیاری از معابر شهری حداقل در یک تقاطع با یکدیگر سهیم‌اند. براساس مطالعات انجام شده، بخش اعظمی از تصادفات ترافیکی در تقاطعات رخ می‌دهند. علت اصلی وقوع تصادفات در تقاطعات، همگراشدن جریانهای ترافیکی مختلف در یک نقطه است. تصادفات در تقاطعات می‌توانند ناشی از عوامل مختلف باشند که هر یک از آنها نیازمند ارائه راهکارهای متناسب است. شناسایی این عوامل و مدل سازی براساس آنها می‌تواند کمکی برای بهبود ایمنی در تقاطعات باشد. با مروری بر مطالعات گذشته، برای مدل‌سازی تصادفات همواره از مدل‌های آماری استفاده شده است. اما در این مقاله برای مدل‌سازی تعداد تصادفات علاوه بر مدل‌های آماری، شبکه‌های عصبی نیز مورد استفاده قرار گرفته و نتایج حاصل از مدل‌های ساخته‌شده آماری و شبکه‌عصبی مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته‌اند.

۲. مروری بر مطالعات گذشته

بررسی مطالعات گذشته نشان می‌دهد که همواره از مدل‌های آماری برای مدل‌سازی در زمینه تصادفات استفاده شده است. از طرفی، از بین مدل‌های آماری در بیشتر مطالعات گذشته از مدل‌های پواسون و دوجمله‌ای منفی استفاده شده است. در ادامه برخی از مطالعات انجام شده آورده شده‌اند.

هاکرت و مهالل در سال ۱۹۷۸ از مدل پواسون برای مطالعه بر روی تصادفات در تقاطعات استفاده کرده‌اند [۳]. آنها در مطالعات خود تصادفات فوتی و جرحی و تقاطعات چراغ‌دار و بدون چراغ را در نظر گرفته‌اند. مطالعات آنها نشان می‌دهد که بیش از ۵۰ درصد تصادفات در تقاطعات رخ می‌دهند. گریمر، هال و پیچرینگ در سال ۱۹۸۶ در مطالعاتشان بر روی تقاطعات سه‌راهه، از مدل پواسون به همراه مدل خطی چندمتغیره استفاده کرده‌اند [۴]. براساس مطالعات آنها ۳۳ درصد تصادفات جرحی در تقاطعات رخ داده‌اند که ۴۵ درصد آن مربوط به تقاطعات سه‌راهه بوده است. مطالعات آنها همچنین نشان می‌دهد که کانالیزاسیون تنها برای نوع خاصی از تصادفات دارای اثر مثبت است و همه نوع تصادفات را شامل نمی‌شود. مای‌کوک و هال در سال ۱۹۸۴، برای مطالعه بر روی میدان‌ها [۵] و هائور ان‌جی و لوول در سال ۱۹۸۸، برای مطالعه بر روی تقاطعات شهری، از مدل دوجمله‌ای منفی بهره برده‌اند [۶]. آنها در مطالعات خود ۱۴۵

تقاطع واقع در تورتو را مورد بررسی قرار داده‌اند و مواردی چون تعداد خطوط منتهی به تقاطع و کانالیزاسیون را در نظر نگرفته‌اند. مطالعات دیگری که از مدل دوجمله‌ای منفی استفاده کرده‌اند عبارتند از: مایو و همکارانش در سال ۱۹۹۳، برای مطالعه بر روی تصادفات کامیونها [۷]، که مطالعه آنها نشان می‌دهد قوسهای قائم موجب افزایش تعداد تصادفات می‌شوند. آنها همچنین دریافتند که درصد کامیون بیشتر موجب کاهش تصادفات و در نتیجه کل تصادفات می‌شود. آنها همچنین اثر شرایط جوی بر روی تصادفات کامیون را در نظر گرفته‌اند. بونسون و مک‌کوی در سال ۱۹۹۳، برای مطالعه بر روی تصادفات در تقاطعات بین‌شهری [۸]، در مطالعه خود ۱۲۵ تقاطع چهارراهه بین‌شهری در مینه‌سوتا را مورد بررسی قرار داده‌اند. مطالعه آنها نشان می‌دهد که تقاطعات زاویه‌دار با تصادفات بیشتری مواجه می‌شوند. فریداستروم و همکارانش در سال ۱۹۹۵، بر روی تصادفات در تقاطعات [۹] مطالعه کردند که مطالعه آنها نشان می‌دهد که اثر شرایط جوی بر روی تصادفات قابل توجه است، اگرچه شرایط جوی نامناسب همیشه موجب افزایش تصادفات نمی‌شوند. وگت و بارد در سال ۱۹۹۸، در مورد تصادفات در تقاطعات و قطعات جاده‌های بین‌شهری [۱۰] بررسی کردند و نشان دادند که قوسهای قائم موجب افزایش تصادفات می‌شود. آنها همچنین دریافتند که خطرات موجود در حاشیه جاده، در وقوع تصادفات در تقاطعات سه‌راهه نقش دارند.

مایو و همکارانش در سال ۱۹۹۳ [۷]، بوئر و هاروود در سال ۱۹۹۶ [۱۱]، پوچ و منرینگ در سال ۱۹۹۶ برای مطالعه بر روی تصادفات در تقاطعات شهری [۱۲] و وگت و بارد در سال ۱۹۹۸ [۱۰] از هر دو مدل پواسون و دوجمله‌ای منفی برای مطالعات خود استفاده کرده‌اند. مایو و لام در سال ۱۹۹۳ در مطالعات خود دو مدل رگرسیون خطی و دو مدل پواسون را با هم مقایسه کردند و در نهایت نشان دادند که مدل دوجمله‌ای منفی یا پواسون دابل بهتر است. [۱۳].

مایو در سال ۱۹۹۴، مدل‌های پواسون و دوجمله‌ای منفی را مقایسه کرد و نشان داد که هر دو نوع مدل جایگاه و ارزش خود را دارند، اما اگر داده‌ها دارای پراکندگی زیاد باشند، مدل دوجمله‌ای منفی، ترجیح داده می‌شود [۱۴]. تسمر در سال ۱۹۹۶، برای انجام تحلیل مقایسه‌ای بین تصادفات شهری و بین‌شهری [۱۵]، عبدالقدس در سال ۲۰۰۰ [۱۶] و سالیفودر سال ۲۰۰۳ [۱۷] نیز

تصادفات در تقاطعات چراغ‌دار و چهارراه شهر تهران از بانک ترافیک، سرعت و خصوصیات طرح‌هندسی از بانک اطلاعاتی شرکت مطالعات جامع حمل‌ونقل و ترافیک شهر تهران، برای آمار مربوط به سیستم‌های کنترل ترافیک از بانک اطلاعاتی شرکت کنترل ترافیک تهران جمع‌آوری شده است. اطلاعات ناقص نیز از طریق برداشت میدانی تکمیل شده است.

بعد از تکمیل آمار موردنیاز، از مدل‌های آماری و شبکه عصبی برای ساخت مدل استفاده شده است. برای ساخت مدل آماری از نرم‌افزار SPSS استفاده و نتایج آن استخراج شده است. همچنین برای ساخت مدل شبکه عصبی از نرم‌افزار MATLAB استفاده شده است و انواع مختلف شبکه عصبی با ساختار متنوع ساخته شده‌اند.

سپس با استفاده از ضریب همبستگی، شبکه عصبی مناسب انتخاب شده است. بعد از ساخت مدل شبکه عصبی نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی بهینه ساخته شده، استخراج شده است. در نهایت، نتایج حاصل از ساخت مدل‌های آماری و شبکه عصبی مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته‌اند.

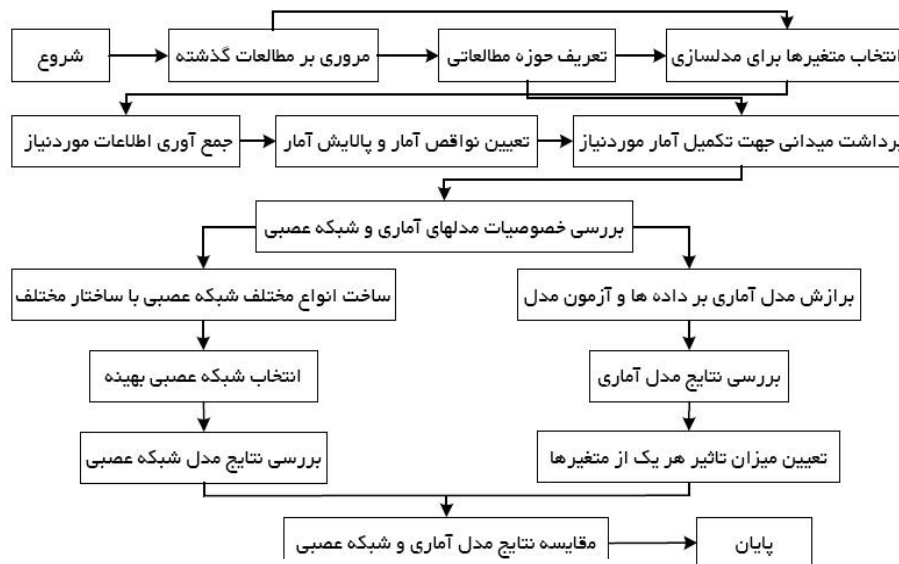
در ادامه این مقاله، ابتدا به بررسی مدل‌های آماری و شبکه عصبی پرداخته شده سپس مدل‌سازی صورت گرفته و نتایج دو مدل مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

برای مدل‌سازی از مدل‌های آماری استفاده کرده‌اند. عبدالقدوس در تحقیقات خود در سال ۲۰۰۰ به این نتیجه رسید که تأثیر مسافت دید در بروز تصادفات در تقاطعات چراغ‌دار شهری بسیار ناچیز است. سالیفو نیز در تحقیقات خود در مورد نوع سیستم کنترل ترافیک در خیابان فرعی به این نتیجه رسید که عدم وجود تابلوهای کنترل ترافیک در خیابان فرعی باعث کاهش ایمنی خواهد شد. همچنین افزایش سرعت لحظه‌ای ورود وسایل نقلیه در تقاطعات بدون چراغ باعث کاهش ایمنی و افزایش تعداد تصادفات خواهد شد.

۳. روش تحقیق

با توجه به هدف تحقیق که مقایسه نتایج مدل‌های آماری و شبکه عصبی در پیش‌بینی تعداد تصادفات در تقاطعات چراغ‌دار و چهارراه شهری است، مراحل انجام تحقیق در شکل (۱) آورده شده است.

همان‌طور که در شکل (۱) مشاهده می‌شود، تحقیقات گذشته در زمینه تصادفات و عوامل مؤثر بر وقوع تصادفات در تقاطعات مورد بررسی قرار گرفته‌اند. برای انجام این پروژه تحقیقاتی، شهر اطلاعاتی اداره راهنمایی و رانندگی شهر تهران و آمار حجم تهران به عنوان حوزه مطالعاتی انتخاب شده است. سپس آمار



شکل ۱. مراحل انجام تحقیق

۴. مدل‌های آماری و شبکه عصبی

۴-۱ مدل‌های آماری

برای ساخت مدل‌های آماری، ابتدا مدل‌های رگرسیون لگاریتم طبیعی^۱ و لگاریتم خطی^۲ مورد بررسی قرار گرفته‌اند، که به طور گسترده در ساخت مدل‌های پیش‌بینی تعداد تصادفات مورد استفاده قرار می‌گیرند. آنگاه با توجه به خصوصیات مربوط به هر یک از این مدل‌ها و تطابق این مدل‌ها با خصوصیات داده‌های آماری مورد نظر، مدل مناسب انتخاب شده است.

۴-۱-۱-۱ مدل رگرسیون لگاریتم طبیعی^۳

مدل رگرسیون لگاریتم طبیعی بر این فرض استوار است که لگاریتم طبیعی Y_i از یک توزیع نرمال با میانگین μ_i و واریانس σ^2 پیروی می‌کند. مدل رگرسیون لگاریتم طبیعی زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که داده‌ها غیرمنفی باشند و توزیع داده‌ها دارای چولگی مثبت باشد. علاوه بر این، میانگین داده‌ها می‌بایست نسبتاً بزرگ باشد. این مدل همچنین تضمین می‌کند که μ_i یعنی تعداد تصادفات مورد انتظار مثبت باقی می‌ماند [۱۱]. در این مدل، رابطه بین تعداد تصادفات مورد انتظار در تقاطع i و q متغیر پیش‌بینی کننده، به صورت رابطه (۱) نوشته می‌شود:

$$\ln(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_q x_{iq} \quad (1)$$

یا به عبارت دیگر به شکل نمایی، به صورت رابطه (۲) نوشته می‌شود:

$$\mu_i = \exp(\beta_0) \exp(\beta_1 x_{i1}) \exp(\beta_2 x_{i2}) \dots \exp(\beta_q x_{iq}) \quad (2)$$

در این مدل فرض می‌شود که لگاریتم تعداد تصادفات از توزیع نرمال با میانگین μ_i و واریانس σ^2 پیروی می‌کند. ضرایب $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q$ ضرایب رگرسیون خطی هستند که به وسیله روش کمترین مربعات خطا محاسبه می‌شوند [۱۱].

۴-۱-۲-۱ مدل رگرسیون لگاریتم خطی^۴

مدل رگرسیون لگاریتم خطی شامل، مدل‌های پواسون و دو جمله‌ای منفی است. در ادامه، این مدل‌ها به اختصار آورده شده‌اند.

الف- مدل پواسون

هنگامی که تعداد متوسط تصادفات در یک تقاطع کم باشد، آنگاه

فرض توزیع لگاریتم طبیعی معتبر نیست. در این شرایط مدل پواسون می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. این مدل به خوبی می‌تواند وقوع پیشامدهای گسسته و کمیاب را مدل کند. رابطه بین تعداد تصادفات مورد انتظار در تقاطع i و q پارامتر تقاطع یعنی $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iq}$ در این مدل به شکل رابطه (۳) است:

$$\ln(\mu_i) = \beta_0 + \sum_{j=1}^q \beta_j x_{ij} \quad (3)$$

نکته قابل توجه اینکه، توزیع پواسون تنها یک پارامتر دارد، که همانا میانگین μ_i است. محدودیت این مدل آن است که واریانس و میانگین توزیع با هم برابرند. اما در بسیاری از موارد، مطالعات گذشته نشان می‌دهد که پراکندگی داده‌های تصادف زیاد است. به عبارت دیگر، پراکنش داده‌های تصادف از آنچه که مورد انتظار مدل پواسون است، بزرگ‌تر است [۱۱]. با فرض توزیع پواسون، ضرایب رگرسیون یعنی $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q$ به وسیله روش درستمایی بیشینه، شبه‌درستمایی یا روش کمترین مربعات تعمیم‌یافته محاسبه می‌شوند.

ب- مدل دو جمله‌ای منفی

همان گونه که اشاره شد، محدودیت توزیع پواسون آن است که می‌بایست میانگین با واریانس توزیع برابر باشد. مطالعات پیشین در زمینه تصادفات نشان می‌دهد که همواره این چنین فرضی صادق نیست. بنابراین در این شرایط از توزیع دو جمله‌ای منفی استفاده می‌شود. توزیع دو جمله‌ای منفی، توزیع گسسته‌ای است که مدل دیگری برای داده‌های با پراکندگی زیاد نظیر داده‌های تصادف را فراهم می‌کند [۱۱]. برخلاف توزیع پواسون، توزیع دو جمله‌ای منفی دو پارامتر دارد. رابطه بین تعداد تصادفات مورد انتظار در تقاطع i و q پارامتر تقاطع مربوطه به صورت رابطه (۴) بیان می‌شود:

$$\text{Function}(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_q x_{iq} \quad (4)$$

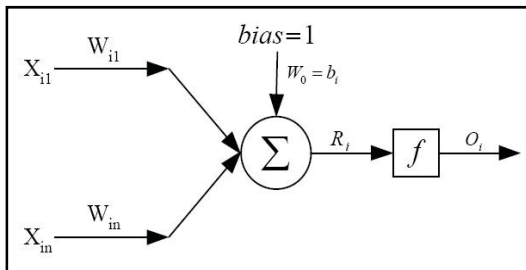
در عین حال، در اینجا فرض بر این است که تعداد تصادفات Y_i از توزیع دو جمله‌ای منفی با پارامترهای α و k پیروی می‌کند (که $0 \leq \alpha \leq 1, k \geq 0$). میانگین و واریانس توزیع دو جمله‌ای منفی داده‌های تصادف می‌تواند بر اساس پارامترهای α و k به صورت روابط (۵) و (۶) بیان شود:

$$E(Y) = \mu_i = k\alpha \quad (5)$$

$$\text{Var}(Y) = k\alpha + k\alpha^2 = \mu_i + \frac{\mu_i^2}{k} \quad (6)$$

۴-۲-۲- مدل ریاضی سلول عصبی

شکل (۳) مدل کامل یک نرون مصنوعی را نشان می‌دهد. سلول مذکور دارای یک ورودی اضافی است که به آن بایاس^۸ می‌گویند، که با b_k نشان داده می‌شود. نقش بایاس افزایش یا کاهش مجموع وزن‌دار است. بایاس به عنوان یک جبران‌کننده عمل می‌کند و به شبکه کمک می‌کند تا الگوهای موجود را بهتر بشناسد [۲۱].



شکل ۳. مدل کامل سلول مصنوعی

به بیان ریاضی، شکل کامل نرون K به وسیله روابط (۷) و (۸) تعریف می‌شود:

$$u_k = \sum_{j=1}^m W_{kj} X_j \quad (7)$$

$$y_k = f(u_k + b_k) \quad (8)$$

که در آن، X_1, X_2, \dots, X_m ورودی‌ها، W_{kj} وزن‌های اتصال به نرون k ، u_k ترکیب‌کننده خطی ورودیها، b_k بایاس، f تابع انتقال و y_k خروجی سلول است.

۴-۲-۳- مراحل ساخت یک مدل با شبکه عصبی

برای ساخت یک مدل شبکه عصبی و استفاده از آن می‌بایست مراحل زیر طی شود:

الف- مشخص کردن معماری شبکه عصبی

در این مرحله تعداد لایه‌ها و گره‌های شبکه، نوع شبکه و توابع آموزش و انتقال، انتخاب می‌شوند. سپس نرم‌افزار مناسب برای شبکه انتخاب و تهیه می‌شود. معمولاً شبکه‌های عصبی دارای دو نوع معماری به صورت پیش‌خور^۹ و پس‌خورند^{۱۰}، به طوری که در شبکه‌های عصبی پیش‌خور از گره‌های لایه‌های بالاتر به گره‌های لایه‌های پایین‌تر سیگنال منتقل نمی‌شود، اما در شبکه‌های عصبی پس‌خور از گره‌های لایه‌های بالاتر به گره‌های لایه‌های پایین‌تر سیگنال منتقل می‌شود [۲۲]. معمولاً در زمینه‌های مهندسی، شبکه‌های چندلایه پیش‌خور بیشترین کاربرد را دارند.

در رابطه (۶)، جزء μ_i به تابع واریانس پواسون برمی‌گردد و مقدار $\frac{\mu_i^2}{k}$ جزء اضافی برآمده از ترکیب توزیع پواسون با توزیع گاما است که توزیع دو جمله‌ای منفی را ایجاد می‌کند [۱۱]. ضرایب مدل رگرسیون دو جمله‌ای منفی یعنی $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q$ ، نظیر مدل پواسون از طریق روش بیشینه درست‌نمایی محاسبه می‌شوند. علاوه بر این روش‌های دیگری از قبیل شبه درست‌نمایی، کمترین مربعات وزنی و تکنیک‌های تخمینی لحظه‌ای قابل استفاده است.

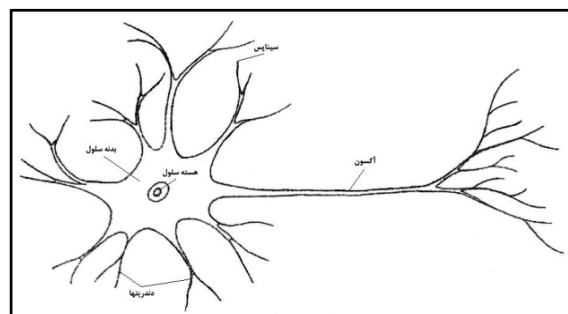
۴-۲- شبکه‌های عصبی

استفاده از شبکه‌های عصبی در سالهای اخیر رواج فراوانی داشته است. شبکه‌های عصبی یکی از موارد شگفتی است که بشر با آن مواجه شده و سعی کرده است تا با استفاده از آن، شبکه‌های عصبی مصنوعی را پدید آورد [۱۹].

در شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه اعصاب بدن ساخته شود تا همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد [۱۸].

۴-۲-۱- اساس بیولوژیکی شبکه‌های عصبی

نرونها، ساده‌ترین واحد ساختار سیستم‌های عصبی هستند. نرونها اطلاعات و پیامها را از یک قسمت بدن به قسمت دیگر منتقل می‌کنند. در شکل (۲) یک مدل شماتیک از سلول عصبی آورده شده است [۲۰].



شکل ۲. یک مدل شماتیک از سلول عصبی

چنان‌که در شکل (۲) مشاهده می‌شود هر سلول عصبی از سه قسمت اساسی تشکیل شده است که عبارتند از: ۱- بدنه سلول^۹ شامل هسته و قسمت‌های حفاظتی دیگر، ۲- دندریت‌ها^{۱۰} و ۳- آکسون^۷. [۲۰]

ب- آموزش شبکه عصبی

که در آن، $d_i(n)$ پاسخ مطلوب و $y_i(n)$ خروجی سلول i است. اگر انرژی خطا برای نورون i ام برابر $e_i(n)$ تعریف شود، انرژی خطای کل (برای تمام نرونهای لایه خروجی) برابر خواهد شد با:

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e_i(n) \quad (10)$$

که در آن، (c) تعداد سلولهای لایه خروجی است. اگر تعداد مثالها در مجموعه آموزشی برابر N فرض شود، میانگین مربعات انرژی خطا با جمع کردن $E(n)$ ها و نرمالیزه کردن آن به تعداد مثالها (N) به صورت رابطه (۱۱) نشان داده می شود:

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (11)$$

که در آن، E_{av} تابعی از تمام پارامترهای آزاد شبکه است. برای یک مجموعه آموزشی E_{av} معرف تابع هزینه است. هدف فرآیند یادگیری کمینه کردن E_{av} است. روش ساده آموزش بهنگام سازی وزنها به صورت (مثال به مثال) در طی یک دوره^{۱۳} (اپوک) است.

الگوریتم پس انتشار، تصحیح وزن $\Delta W_{ij}(n)$ را به وزن $W_{ij}(n)$ اعمال می کند. این تصحیح وزن متناسب است با مشتق جزئی $E(n)$ نسبت به $W_{ij}(n)$ ، یعنی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial W_{ij}} \quad (12)$$

مشتق جزئی مذکور برای جستجو را در فضای وزنها^{۱۴} برای یافتن وزن W_{ij} مناسب تعیین می کند. می توان تصحیح وزن را به صورت رابطه (۱۳) نوشت:

$$\Delta W_{ij}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial W_{ij}(n)} \quad (13)$$

که در آن، η را ضریب یادگیری^{۱۵} است. استفاده از علامت منفی در رابطه (۱۳) به دلیل کاهش گرادیان^{۱۶} در فضای وزنها است (یعنی جستجویی برای تغییر وزن در فضای وزن برای کاهش مقدار $E(n)$). می توان ثابت کرد:

$$\Delta W_{ij}(n) = -\eta \delta_i(n) y_j(n) \quad (14)$$

که در آن، $\delta_i(n)$ گرادیان محلی^{۱۷} است و برابر است با:

$$\delta_i(n) = f_i'(V_i(n)) \sum_k \delta_k(n) W_{ki}(n) \quad (15)$$

که در آن، $f(V_i(n))$ مقدار خروجی نورون i ام است. بنابراین تصحیح وزن $\Delta W_{ij}(n)$ که بر روی وزن اتصال سلول j به سلول i اعمال می شود، مطابق رابطه (۱۴) به صورت زیر تعریف می شود:

منظور از آموزش شبکه، اصلاح مقادیر وزنها و شبکه برای نمونه های متعدد با توجه به نوع الگوریتم یادگیری است. داده های آموزشی برای چندین مرتبه به شبکه ارائه می شوند و شبکه در جریان فرآیند یادگیری برای هر دسته الگوی آموزشی مقدار وزنها را اصلاح می کند و وزنها طوری بهنگام سازی می شوند که بتوانند با ارائه ورودی، پاسخ مناسب را ایجاد کنند. به طور کلی برای آموزش شبکه های عصبی از دو روش، آموزش با سرپرستی^{۱۱} و آموزش بدون سرپرستی^{۱۲} استفاده می شود. در روش آموزش بدون سرپرستی، وزنها تنها براساس ورودیها اصلاح می شوند و خروجی به شبکه اعمال نمی شود، اما در روش آموزش با سرپرستی علاوه بر ورودی، خروجی نیز به شبکه اعمال می شود [۱۹].

ج- ارزیابی شبکه عصبی

پس از اینکه مرحله آموزش کامل شد، برای اطمینان از عملکرد مطلوب شبکه، آن را برای یک دسته اطلاعات معلوم امتحان می کنند و عملکرد شبکه مورد ارزیابی قرار می گیرد. پس از تکمیل این مرحله شبکه آماده استفاده خواهد بود.

۴-۲-۴- الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا

رایج ترین تکنیک یادگیری با سرپرستی، الگوریتم پس انتشار خطا است. یادگیری توسط روش پس انتشار خطا دو مرحله دارد: مرحله پیشروی و مرحله بازگشت. در مرحله پیشروی ورودیها به صورت لایه به لایه در شبکه گسترش می یابند و در پایان یکسری خروجی به عنوان پاسخ حقیقی شبکه به دست می آید. در مرحله بازگشت وزنها اتصال براساس قانون تصحیح خطا تغییر می یابند. تفاضل پاسخ حقیقی شبکه و پاسخ مورد انتظار که خطا نامیده می شود در خلاف جهت اتصالات در شبکه منتشر می شود و وزنها به گونه ای تغییر می یابند که پاسخ حقیقی شبکه به پاسخ مطلوب نزدیک تر شود [۱۸].

اکنون مراحل انجام الگوریتم پس انتشار به صورت ریاضی بیان می شود [۲۳]:

خطای خروجی نورون i ام لایه خروجی در تکرار n ام (یعنی ارائه مثال آموزشی n ام) عبارتست از:

$$e_i(n) = d_i(n) - y_i(n) \quad (9)$$

طریق برداشت میدانی تکمیل شده است. به دلیل محدودیت و مشکلات جمع‌آوری آمار و اطلاعات تصادفات، برای مدل‌سازی از آمار تصادفات در تقاطعات چراغ‌دار و چهارراهه شهر تهران در سالهای ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴ استفاده شده است که در جدول (۹) پیوست آورده شده است.

تصحیح خطا برابر است با حاصلضرب ضریب یادگیری در گرادیان محلی در ورودی نرون i . گرادیان محلی بسته به اینکه سلول i در لایه خروجی یا لایه‌های میانی باشد، به ترتیب از روابط (۱۲) و (۱۴) محاسبه می‌شود.

۵. مطالعه موردی

برای مدل‌سازی تصادفات در تقاطعات، شهر تهران به عنوان حوزه مطالعاتی در نظر گرفته شده است. بنابراین آمار تصادفات در تقاطعات چراغ‌دار و چهارراهه شهر تهران از بانک اطلاعاتی اداره راهنمایی و رانندگی شهر تهران و آمار حجم ترافیک، سرعت و خصوصیات طرح‌هندسی از بانک اطلاعاتی شرکت مطالعات جامع حمل‌ونقل و ترافیک شهر تهران، برای آمار مربوط به سیستم‌های کنترل ترافیک از بانک اطلاعاتی شرکت کنترل ترافیک تهران جمع‌آوری شده است. اطلاعات ناقص نیز از

۶. مدل‌سازی تعداد تصادفات

۶-۱ مدل‌سازی آماری

۶-۱-۱ متغیرها برای مدل آماری

متغیرهای در نظر گرفته شده برای مدل‌سازی تصادفات در جدول (۱) آورده شده است. در این جدول عوامل کمی به صورت عددی و عوامل کیفی با طبقه‌بندی و کدگذاری صفر، یک و بعضاً ۲ آورده شده‌اند.

جدول ۱. متغیرهای مؤثر در مدل‌سازی آماری

کد متغیرها			نشانه‌ها	متغیرها	
۲	۱	۰		متغیر وابسته	متغیر وابسته
متغیر وابسته			y	تعداد تصادفات در سال	متغیر وابسته
لگاریتم طبیعی مقدار کمی			ADT_1	متوسط حجم ترافیک روزانه مسیراصلی	پارامترهای ترافیکی
لگاریتم طبیعی مقدار کمی			ADT_2	متوسط حجم ترافیک روزانه مسیرفرعی	
مقدار کمی			S_1	متوسط سرعت در مسیراصلی	
مقدار کمی			S_2	متوسط سرعت در مسیرفرعی	
بزرگتر یا مساوی خط ۶	۴ یا ۵ خط	کمتر یا مساوی خط ۳	NL_1	تعداد خطوط مسیراصلی	پارامترهای طرح هندسی
بزرگتر یا مساوی خط ۶	۴ یا ۵ خط	کمتر یا مساوی خط ۳	NL_2	تعداد خطوط مسیرفرعی	
--	دارد	ندارد	M_1	میانگین در مسیراصلی	
--	دارد	ندارد	M_2	میانگین در مسیرفرعی	
--	دارد	ندارد	RT_1	گردش به راست مجزا در مسیراصلی	
--	دارد	ندارد	RT_2	گردش به راست مجزا در مسیرفرعی	
--	قائم	مورب	Ang	زاویه تقاطع	
--	چندفازه	۲فازه	NPh	تعداد فاز چراغ‌راهنمایی	
--	هوشمند	ثابت	ST	زمان‌بندی چراغ‌راهنمایی	

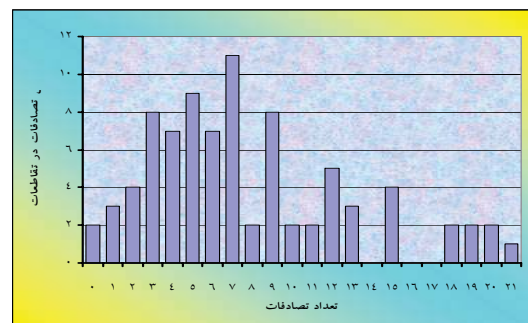
۶-۱-۲-۲ برآزش مدل رگرسیون لگاریتم طبیعی

بعد از جمع آوری داده‌ها و آمار تصادفات، متغیرهای ترافیکی، طرح‌هندسی و وسایل کنترل ترافیک مربوط به تقاطعات چراغ‌دار و چهارراه در شهر تهران، اطلاعات به دست آمده، دسته‌بندی و تکمیل شده است. سپس توزیع فراوانی داده‌های تصادفات ترسیم شده است که در شکل (۴) آورده شده است. با توجه به پیروی توزیع فراوانی داده‌های تصادف از توزیع نرمال و انطباق آن با خصوصیات مدل رگرسیون لگاریتم طبیعی از آن برای مدل سازی آماری استفاده شده است. با فرض پیروی از توزیع نرمال، مدل سازی صورت گرفته است و در نهایت فرض صورت گرفته، مورد ارزیابی قرار گرفته است. قبل از انجام رگرسیون، همبستگی متغیرها مورد بررسی قرار گرفته است. بعد از بررسی همبستگی داده‌ها، مدل لگاریتم طبیعی بر داده‌های تصادف برآزش شده است. با توجه به اینکه متغیرهای متوسط حجم ترافیک روزانه در مسیر اصلی (ADT_1) و متوسط حجم ترافیک در مسیر فرعی (ADT_2) نسبت به مقدار متغیرهای دیگر دارای مقادیر بزرگی هستند، بنابراین در مدل از لگاریتم طبیعی این متغیرها استفاده شده است.

آنگاه مدل رگرسیون لگاریتم طبیعی بر داده‌ها برآزش شده است. مقادیر مربوط به ضریب همبستگی و ضریب همبستگی اصلاح شده (R_a^2) در گام‌های مختلف روش گام به گام در جدول (۲) آورده شده است. با توجه به جدول (۲) ملاحظه می‌شود که ضریب همبستگی اصلاح شده (R_a^2) با ورود متغیر جدید به مدل با روش گام به گام (Stepwise) افزایش یافته است و در نهایت مقدار $R_a^2 = 0.951$ در گام دوازدهم به دست آمده است که بیانگر این است که مدل آماری نهایی در ۹۵/۱٪ موارد برآزش خوبی را به داده‌ها می‌دهد.

جدول ۲. مقادیر R^2 و R_a^2 برای گامهای مختلف

مدل	R	R^2	R_a^2 اصلاح شده	خطای استاندارد
۱	۰/۸۵۶	۰/۷۳۳	۰/۷۲۹	۰/۳۶۳۰۵
۲	۰/۸۹۶	۰/۸۰۲	۰/۷۹۷	۰/۳۱۴۳۰
۳	۰/۹۳۸	۰/۸۸۰	۰/۸۷۶	۰/۲۴۶۰۲
۴	۰/۹۵۴	۰/۹۱۱	۰/۹۰۶	۰/۲۱۴۱۰
۵	۰/۹۵۹	۰/۹۲۰	۰/۹۱۵	۰/۲۰۳۹۷
۶	۰/۹۶۳	۰/۹۲۷	۰/۹۲۱	۰/۱۹۵۹۷
۷	۰/۹۶۹	۰/۹۴۰	۰/۹۳۴	۰/۱۷۹۵۴
۸	۰/۹۷۱	۰/۹۴۳	۰/۹۳۷	۰/۱۷۵۵۶
۹	۰/۹۷۴	۰/۹۴۸	۰/۹۴۲	۰/۱۶۸۴۶
۱۰	۰/۹۷۶	۰/۹۵۳	۰/۹۴۶	۰/۱۶۱۹۱
۱۱	۰/۹۷۸	۰/۹۵۶	۰/۹۴۹	۰/۱۵۷۹۷
۱۲	۰/۹۷۹	۰/۹۵۸	۰/۹۵۱	۰/۱۵۴۴۸



شکل ۴. توزیع تعداد تصادفات در تقاطعات چراغ‌دار و چهارراه شهر تهران

تحلیل واریانس (ANOVA) به دست آمده از مدل در جدول (۳) آورده شده است. چنان که در جدول (۳) مشاهده می‌شود مقدار P-Value برای گامهای مختلف برابر صفر است که به این معناست در هر سطح معنی داری فرض $\beta_i = 0, (i=0,1,\dots,12)$ (بی تأثیر بودن متغیر i ام) رد می‌شود. یعنی با قطعیت بسیار زیادی ۱۲ متغیر باقیمانده از ۱۳ متغیر اولیه معنی دارند (F Test).

برای انجام رگرسیون از روش گام به گام (Stepwise) در نرم افزار SPSS برای ورود متغیرها استفاده شده است. به این منظور، مقدار معنی داری ورودی و خروجی به ترتیب $\alpha = 0.05$ و $\alpha = 0.1$ در نظر گرفته شده است. یعنی هر متغیر ابتدا با سطح معنی داری کمتر از ۰/۰۵ وارد مدل می‌شود و پس از برآزش مدل و تعیین مقدار P-Value برای معنی داری آن، اگر کمتر از α خروجی یعنی ۰/۱ باشد در مدل باقی می‌ماند. در غیر این صورت از مدل خارج می‌شود.

جدول ۳. تحلیل واریانس (ANOVA)

	model	Sum of squares	df	Mean Square	f	Sig.
۱	Regression	۲۸/۹۲۳	۱	۲۸/۹۲۳	۲۱۹/۴۳۵	۰/۰۰۰
	Residual	۱۰/۵۴۴	۸۰	۰/۱۳۲		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۲	Regression	۳۱/۶۳۳	۲	۱۵/۸۳۲	۱۶۰/۲۶۱	۰/۰۰۰
	Residual	۷/۸۰۴	۷۹	۰/۰۹۹		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۳	Regression	۳۴/۷۴۶	۳	۱۱/۵۸۲	۱۹۱/۳۵۰	۰/۰۰۰
	Residual	۴/۷۲۱	۷۸	۰/۰۶۱		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۴	Regression	۳۵/۹۳۷	۴	۸/۹۸۴	۱۹۵/۹۹۲	۰/۰۰۰
	Residual	۳/۵۳۰	۷۷	۰/۰۴۶		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۵	Regression	۳۶/۳۰۵	۵	۷/۲۶۱	۱۷۴/۵۲۴	۰/۰۰۰
	Residual	۳/۱۶۲	۷۶	۰/۰۴۲		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۶	Regression	۳۶/۵۸۷	۶	۶/۰۹۸	۱۵۸/۷۸۳	۰/۰۰۰
	Residual	۲/۸۸۰	۷۵	۰/۰۳۸		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۷	Regression	۳۷/۰۸۲	۷	۵/۲۹۷	۱۶۴/۳۳۲	۰/۰۰۰
	Residual	۲/۳۸۵	۷۴	۰/۰۳۲		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۸	Regression	۳۷/۲۱۷	۸	۴/۶۵۲	۱۵۰/۹۴۰	۰/۰۰۰
	Residual	۲/۲۵۰	۷۳	۰/۰۳۱		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۹	Regression	۳۷/۴۲۴	۹	۴/۱۵۸	۱۴۶/۵۲۰	۰/۰۰۰
	Residual	۲/۰۴۳	۷۲	۰/۰۲۸		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۱۰	Regression	۳۷/۶۰۶	۱۰	۳/۷۶۱	۱۴۳/۴۶۲	۰/۰۰۰
	Residual	۱/۸۶۱	۷۱	۰/۰۲۶		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۱۱	Regression	۳۷/۷۲۰	۱۱	۳/۴۲۹	۱۳۷/۴۰۸	۰/۰۰۰
	Residual	۱/۷۴۷	۷۰	۰/۰۲۵		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰
۱۲	Regression	۳۷/۸۲۱	۱۲	۳/۱۵۲	۱۳۲/۰۷۰	۰/۰۰۰
	Residual	۱/۶۴۷	۶۹	۰/۰۲۴		۰/۰۰۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			۰/۰۰۰

جدول ۴. ضرایب متغیرها در گام آخر (دوازدهم)

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	
	B	Std. Error	Beta			
۱۲	(Constant)	-۷/۳۴۲	۰/۳۱۸		-۲۳/۰۵۸	۰/۰۰۰
	ADT _۱	۰/۵۵۵	۰/۰۲۷	۰/۶۴۲	۲۰/۸۲۷	۰/۰۰۰
	S _۱	۰/۰۱۷	۰/۰۰۲	۰/۲۴۵	۷/۹۹۵	۰/۰۰۰
	ADT _۲	۰/۲۱۴	۰/۰۲۷	۰/۲۵۰	۷/۹۲۵	۰/۰۰۰
	ST	۰/۱۸۰	۰/۰۷۴	۰/۰۸۵	۲/۴۳۷	۰/۰۱۷
	Ang	-۰/۱۱۷	۰/۰۴۰	-۰/۰۸۴	-۲/۸۸۲	۰/۰۰۵
	RT _۲	-۰/۱۸۹	۰/۰۶۲	-۰/۱۳۳	-۳/۰۷۴	۰/۰۰۳
	NL _۲	۰/۱۱۹	۰/۰۳۴	۰/۱۳۰	۳/۴۵۳	۰/۰۰۱
	NPh	-۰/۱۶۳	۰/۰۴۶	-۰/۱۱۷	-۳/۵۵۶	۰/۰۰۱
	NL _۱	۰/۱۵۹	۰/۰۵۰	۰/۱۱۴	۳/۱۸۶	۰/۰۰۲
	S _۲	۰/۰۰۷	۰/۰۰۳	۰/۰۸۶	۲/۷۸۴	۰/۰۰۷
	M _۱	-۰/۱۰۶	۰/۰۵۱	-۰/۰۶۰	-۲/۰۸۵	۰/۰۴۱
	RT _۱	-۰/۱۱۰	۰/۰۵۴	-۰/۰۷۹	-۲/۰۵۰	۰/۰۴۴

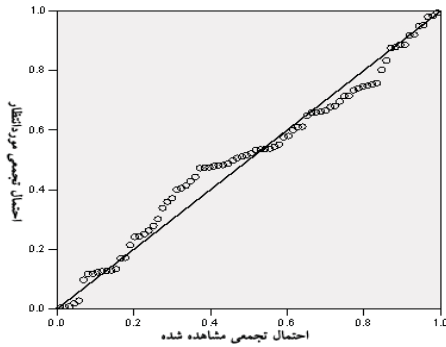
از طرفی در جدول (۴)، ضریب β استاندارد آورده شده است، که نشان‌دهنده اهمیت متغیرهای مختلف در مدل ایجاد شده است. در جدول (۴)، در گام آخر یعنی گام دوازدهم، ۱۲ متغیر مستقل با یک ضریب ثابت باقیمانده‌اند که مدل نهایی آن به شکل رابطه (۱۶) است:

جدول ضرایب متغیرهای مختلف در گام دوازدهم در جدول (۴) آورده شده است. با توجه به جدول (۴)، مقدار **P-Value** برای متغیرهای مختلف کمتر از ۰.۵٪ است که نشان‌دهنده ضرایب متغیرهای مدل به دست آمده، دارای سنخیت زیادی با واقعیت هستند (T Test).

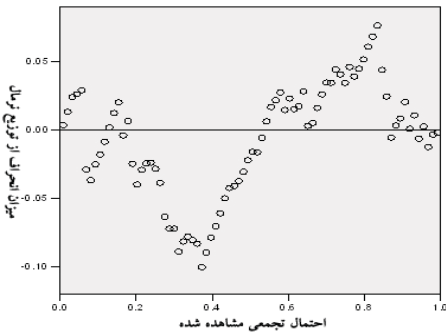
$$\ln(y) = -7/342 + 0/555 \ln(ADT_1) + 0/214 \ln(ADT_2) + 0/017 S_1 + 0/007 S_2 + 0/159 NL_1 + 0/119 NL_2 - 0/106 M_1 - 0/110 RT_1 - 0/189 RT_2 - 0/163 NPh - 0/117 Ang + 0/180 ST \quad (16)$$

و یا می‌توان مدل نهایی را به شکل رابطه (۱۷) نیز نوشت:

$$y = e^{-7/342} \times (ADT_1)^{0/555} \times (ADT_2)^{0/214} \times e^{0/017 S_1} \times e^{0/007 S_2} \times e^{0/159 NL_1} \times e^{0/119 NL_2} \times e^{-0/106 M_1} \times e^{-0/110 RT_1} \times e^{-0/189 RT_2} \times e^{-0/163 NPh} \times e^{-0/117 Ang} \times e^{0/180 ST} \quad (17)$$



شکل ۵. آزمون نرمال بودن باقیمانده‌ها



شکل ۶. میزان انحراف باقیمانده‌ها

۶-۱-۳- نتایج مدل آماری

۱- با توجه به مدل آماری به دست آمده (رابطه (۱۷))، تأثیر هر یک از متغیرها مورد بررسی قرار گرفته است که نتایج آن در جدول (۵) آورده شده است (علامت «+» به معنای افزایش تعداد تصادفات و علامت «-» به معنای کاهش تعداد تصادفات در تقاطعات چراغ دار شهری است).

جدول ۵. نتایج تأثیر متغیرهای مختلف از مدل آماری

تأثیر بر روی تعداد تصادفات	متغیر در مسیر اصلی و فرعی	ردیف
+	متوسط حجم ترافیک روزانه	۱
+	متوسط سرعت وسایل نقلیه	۲
+	تعداد خطوط	۳
-	وجود میانه	۴
-	وجود مسیرهای گردش به راست مجزا	۵
-	تغییر تعداد فاز چراغ راهنمایی از دوفاز به چندفاز	۶
+	تغییر زمان بندی چراغ راهنمایی از ثابت به هوشمند	۷

که در آن:

γ : تعداد متوسط تصادفات در یکسال

ADT_1 : متوسط حجم ترافیک روزانه در مسیر اصلی (وسيله نقلیه در روز)

ADT_2 : متوسط حجم ترافیک روزانه در مسیر فرعی (وسيله نقلیه در روز)

S_1 : متوسط سرعت وسایل نقلیه در مسیر اصلی (کیلومتر بر ساعت)

S_2 : متوسط سرعت وسایل نقلیه در مسیر فرعی (کیلومتر بر ساعت)

NL_1 : تعداد خطوط در مسیر اصلی (خط ۳ یا کمتر = صفر، ۴ یا ۵ خط = یک، ۶ خط یا بیشتر = دو)

NL_2 : تعداد خطوط در مسیر فرعی (خط ۳ یا کمتر = صفر، ۴ یا ۵ خط = یک، ۶ خط یا بیشتر = دو)

M_1 : وجود میانه در مسیر اصلی (ندارد = صفر، دارد = یک)

RT_1 : وجود گردش به راست در مسیر اصلی (ندارد = صفر، دارد = یک)

RT_2 : وجود گردش به راست در مسیر فرعی (ندارد = صفر، دارد = یک)

NPh : تعداد فاز چراغ راهنمایی (دوفاز = صفر، چندفاز = یک)

Ang : زاویه بین دو تقاطع (۹۰ درجه = یک، غیر ۹۰ درجه = صفر)

ST : زمان بندی چراغ راهنمایی (ثابت = صفر، هوشمند = یک)

در نهایت برای بررسی نیکویی برازش مدل آماری به دست آمده، باقیمانده‌های حاصل از اختلاف مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش‌بینی شده، مورد آزمون قرار گرفته است (آزمون باقیمانده‌ها).

برای این منظور نمودار PP-Plot باقیمانده‌ها برای بررسی نرمال بودن آنها ترسیم شده است. با توجه به نمودار به دست آمده که در شکل (۵) آورده شده است، نقاط حاصل از داده‌های باقیمانده حول خط راستی قرار دارند که بیانگر تبعیت آنها از توزیع نرمال است، که یک فرض مهم برای صحت مدل است.

در شکل (۶)، میزان انحراف باقیمانده‌ها از توزیع نرمال آورده شده است. با توجه به شکل (۶) مشاهده می‌شود که تمامی نقاط در داخل یک باند موازی قرار گرفته‌اند و از هیچ روند خاصی پیروی نمی‌کنند، به عبارت دیگر واریانس باقیمانده‌ها نیز ثابت است. بنابراین موارد فوق نشان‌دهنده برازش مناسب مدل بر داده‌ها هستند.

شبکه‌های پس‌انتشار پیش‌خور^{۱۸} در نرم‌افزار MATLAB استفاده شده است.

۶-۲-۲- لایه‌های ورودی، خروجی و پنهان

مطابق قانون ساختاربندی شبکه‌های BP، شبکه‌عصبی باید طوری طراحی شود تا در لایه ورودی به اندازه تعداد متغیرهای ورودی و در لایه خروجی به تعداد متغیرهای خروجی مسئله، نرون وجود داشته باشد.

به همین دلیل در این مقاله برای ساخت شبکه‌عصبی در لایه ورودی به تعداد ۱۳ متغیر ورودی، ۱۳ نرون و در لایه خروجی متناسب با خروجی مسئله، ۱ نرون برای ساخت شبکه‌عصبی در نظر گرفته شده است. متغیرهای ورودی و خروجی برای آموزش و ارزیابی شبکه‌عصبی در جدول (۶) آورده شده‌اند.

۲- با توجه به نتایج به دست آمده از نرم‌افزار SPSS و با در نظر گرفتن وزن هر متغیر (تعداد متغیرهای مربوط به ۳ دسته پارامتر کلی شامل، پارامترهای ترافیکی، طرح هندسی و خصوصیات وسایل کنترل ترافیک) در وقوع تصادفات، سهم پارامترهای ترافیکی، حدود ۶۲٪، سهم طرح‌هندسی، حدود ۱۷٪ و سهم خصوصیات وسایل کنترل ترافیک حدود ۲۱٪ به دست آمده است (با استفاده از جدول ۴).

۶-۲ مدل سازی با شبکه‌عصبی

۶-۲-۱ ساختار شبکه‌عصبی در نرم‌افزار MATLAB

در تشکیل ساختار یک شبکه‌عصبی می‌توان از توابع مختلفی با توجه به موضوع مورد بررسی استفاده کرد. در این مقاله نیز با توجه به توان بالای شبکه‌های بازگشتی BP، از ساختار

جدول ۶. متغیرهای ورودی و خروجی برای شبکه‌عصبی

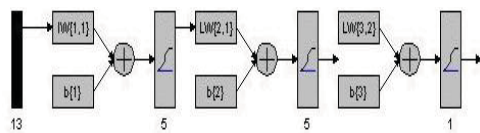
کد متغیرها			نشانه	متغیرها		
۱	۰/۵	۰				
مقداری در بازه [۰,۱]			y	تعداد تصادفات در سال	متغیر وابسته	
مقداری در بازه [۰,۱]			ADT _۱	متوسط حجم ترافیک روزانه مسیر اصلی	پارامترهای ترافیکی	
مقداری در بازه [۰,۱]			ADT _۲	متوسط حجم ترافیک روزانه مسیر فرعی		
مقداری در بازه [۰,۱]			S _۱	متوسط سرعت در مسیر اصلی		
مقداری در بازه [۰,۱]			S _۲	متوسط سرعت در مسیر فرعی		
بزرگتر یا مساوی ۶ خط	۴ یا ۵ خط	کمتر یا مساوی ۳ خط	NL _۱	تعداد خطوط مسیر اصلی		پارامترهای طرح هندسی
بزرگتر یا مساوی ۶ خط	۴ یا ۵ خط	کمتر یا مساوی ۳ خط	NL _۲	تعداد خطوط مسیر فرعی		
دارد	--	ندارد	M _۱	میان در مسیر اصلی		
دارد	--	ندارد	M _۲	میان در مسیر فرعی		
دارد	--	ندارد	RT _۱	گردش به راست مجزا در مسیر اصلی		
دارد	--	ندارد	RT _۲	گردش به راست مجزا در مسیر فرعی		
۹۰ درجه	--	غیر ۹۰ درجه	Ang	زاویه تقاطع		
چندفازه	--	۲ فازه	NPh	تعداد فاز چراغ راهنمایی	پارامترهای وابسته به خصوصیات وسایل کنترل ترافیک	
هوشمند	--	ثابت	ST	زمان‌بندی چراغ راهنمایی		

است. آنگاه با در نظر گرفتن توابع آموزشی TRAINRP و تابع انتقال Logsig، انواع مختلف شبکه‌های عصبی با لایه‌های پنهان متفاوت شامل نرون‌های مختلف، با توابع خطای MSE و SSE، همراه با اپوک‌های آموزشی مختلف ساخته شده است. در جدول (۷) خصوصیات انواع مختلف شبکه‌های عصبی ساخته شده، آورده شده است.

۶-۲-۵ بررسی نتایج خروجی و انتخاب شبکه عصبی بهینه

برای مقایسه بین شبکه‌های مختلف ساخته شده و انتخاب یک شبکه عصبی بهینه از آماره R^2 یعنی ضریب همبستگی استفاده شده است. ضریب همبستگی یکی از معیارها برای مقایسه اعتبار نتایج الگوهای مختلف است [۲۴]. در جدول (۸) ضمیمه نتایج حاصل از ارزیابی شبکه‌های عصبی، همراه با آماره R^2 مربوط به هر یک از شبکه‌های عصبی ساخته شده، آورده شده است.

با توجه به مقایسه شبکه‌های عصبی مختلف براساس آماره R^2 ، شبکه اعصاب ردیف ۱۶ (NN_RP_۴_۵_۵_MSE) با تابع آموزشی TRAINRP، تابع انتقال Logsig و تابع خطا MSE با چهار لایه، یک لایه ورودی با ۱۳ نرون، دو لایه نهانی هر یک با ۵ نرون و یک لایه خروجی با یک نرون و با ضریب همبستگی $R^2 = ۰/۹۶۵۵$ به عنوان شبکه عصبی بهینه انتخاب شده است. ضریب همبستگی (آماره R^2) این شبکه عصبی نشان می‌دهد که شبکه عصبی فوق در ۹۶/۵۵ درصد موارد جوابهای درستی را برآورد می‌کند. در شکل (۷)، ساختار شبکه عصبی بهینه در محیط نرم‌افزاری MATLAB آورده شده است.



شکل ۷. ساختار شبکه عصبی بهینه

در شکل (۸)، آموزش شبکه عصبی بهینه در محیط نرم‌افزاری MATLAB آمده است. چنانچه در شکل (۸) مشاهده می‌شود، پس از ارایه تعداد کافی مثال آموزشی، وزنه‌های شبکه تغییر معنی‌داری نشان نمی‌دهند و خطا هم کاهش بیشتری نشان نمی‌دهد. به عبارت دیگر شبکه عصبی بهینه، ورودی را فرا گرفته است و آموزش پایان یافته است.

همان گونه که در جدول (۶) مشاهده می‌شود، در این مقاله نیز مقادیر ورودی و خروجی زوجهای آموزشی برای رفع مشکل عدم آموزش شبکه عصبی به دلیل آن که در یک شبکه انتشار بازگشتی، اغلب از توابع تحریک سیگموئیدی و یا تانژانت هیپربولیک استفاده می‌شود به بازه [۰،۱] نگاشت شده است. برای این منظور از رابطه (۱۸) استفاده شده است:

$$(18) \quad X = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

که در آن:

X_{min} : کمترین مقدار متغیر

X_{min} : بیشترین مقدار متغیر

تعداد لایه‌های پنهان و همچنین تعداد نرونها در هر یک از لایه‌ها کاملاً به طبیعت مسأله و تجربه کاربر برنامه MATLAB در زمینه شبکه عصبی بستگی دارد. در این مقاله نیز انواع مختلف شبکه عصبی با نرون‌های مختلف در تعداد لایه‌های پنهان مختلف ساخته شده است تا بهینه‌ترین شبکه عصبی ساخته شود.

۶-۲-۳-۲-۳ توابع انتقال، آموزش و خطا

در این مقاله از توابع انتقالی مختلفی در نرونهای هر لایه استفاده شده است و پس از سعی و خطا تابع Logsig برای لایه‌های موجود در شبکه اعصاب انتخاب شده است. لازم به ذکر است که مقدار خروجی حاصل از این تابع انتقال در بازه [۰،۱] است که متناظر با نگاشت داده‌های ورودی و خروجی به بازه [۰،۱] است. برای آموزش شبکه نیز از الگوریتم BP و تابع آموزشی TRAINRP استفاده شده است، زیرا براساس ساخت شبکه‌های عصبی مختلف با در نظر گرفتن توابع آموزشی متفاوت و بررسی آنها، تابع آموزشی TRAINRP دارای جوابهای بهینه نسبت به توابع آموزشی دیگر بوده است. برای ساخت انواع مختلف شبکه‌های عصبی از توابع میانگین مربع خطا^۹ (MSE) و مجموع مربع خطا^{۱۰} (SSE) استفاده شده است.

۶-۲-۴ ساخت مدل شبکه عصبی

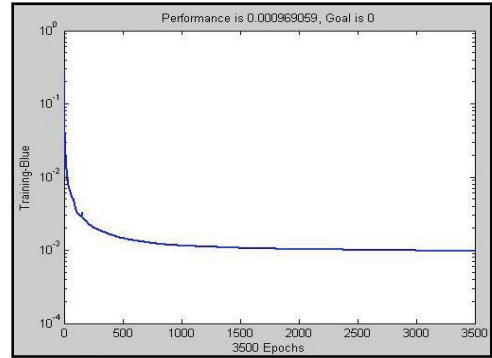
در این مقاله از ۸۴ داده جمع‌آوری شده، ۶۴ داده برای آموزش شبکه عصبی و ۲۰ داده برای ارزیابی و بررسی شبکه استفاده شده است. اطلاعات طبقه‌بندی شده مربوط به ۱۳ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی به محیط نرم‌افزاری MATLAB وارد شده

جدول ۷. انواع مختلف شبکه عصبی ایجاد شده

ردیف	نام شبکه	تابع آموزشی	تعداد لایه‌ها	تعداد نرون‌های لایه پنهان	تعداد اپوکهای آموزشی	تابع خطا	تابع انتقال
۱	_MSE۵_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۵	۱۰۰۰	MSE	Logsig
۲	_MSE۵_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۵	۱۵۰۰	MSE	Logsig
۳	_MSE۵_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۵	۲۰۰۰	MSE	Logsig
۴	_MSE۵_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۵	۲۵۰۰	MSE	Logsig
۵	_SSE۵_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۵	۱۵۰۰	SSE	Logsig
۶	_SSE۵_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۵	۲۰۰۰	SSE	Logsig
۷	_SSE۵_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۵	۲۵۰۰	SSE	Logsig
۸	_MSE۱۰_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۱۰	۲۰۰۰	MSE	Logsig
۹	_MSE۱۰_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۱۰	۲۵۰۰	MSE	Logsig
۱۰	_MSE۱۰_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۱۰	۳۰۰۰	MSE	Logsig
۱۱	_SSE۱۰_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۱۰	۲۰۰۰	SSE	Logsig
۱۲	_SSE۱۰_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۱۰	۲۵۰۰	SSE	Logsig
۱۳	_SSE۱۰_۳NN_RP_	TRAINRP	۳	۱۰	۳۰۰۰	SSE	Logsig
۱۴	_MSE۵_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۵	۲۵۰۰	MSE	Logsig
۱۵	_MSE۵_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۵	۳۰۰۰	MSE	Logsig
۱۶	_MSE۵_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۵	۳۵۰۰	MSE	Logsig
۱۷	_SSE۵_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۵	۲۵۰۰	SSE	Logsig
۱۸	_SSE۵_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۵	۳۰۰۰	SSE	Logsig
۱۹	_SSE۵_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۵	۳۵۰۰	SSE	Logsig
۲۰	_MSE۳_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۳	۲۵۰۰	MSE	Logsig
۲۱	_MSE۳_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۳	۳۰۰۰	MSE	Logsig
۲۲	_MSE۳_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۳	۳۵۰۰	MSE	Logsig
۲۳	_SSE۳_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۳	۲۵۰۰	SSE	Logsig
۲۴	_SSE۳_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۳	۳۰۰۰	SSE	Logsig
۲۵	_SSE۳_۵_۴NN_RP_	TRAINRP	۴	۵_۳	۳۵۰۰	SSE	Logsig
۲۶	_MSE۵_۵_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۵_۵	۳۰۰۰	MSE	Logsig
۲۷	_MSE۵_۵_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۵_۵	۳۵۰۰	MSE	Logsig
۲۸	_MSE۵_۵_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۵_۵	۴۰۰۰	MSE	Logsig
۲۹	_SSE۵_۵_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۵_۵	۳۰۰۰	SSE	Logsig
۳۰	_SSE۵_۵_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۵_۵	۳۵۰۰	SSE	Logsig
۳۱	_SSE۵_۵_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۵_۵	۴۰۰۰	SSE	Logsig
۳۲	_MSE۲_۳_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۳_۲	۲۰۰۰	MSE	Logsig
۳۳	_MSE۲_۳_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۳_۲	۲۵۰۰	MSE	Logsig
۳۴	_MSE۲_۳_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۳_۲	۳۰۰۰	MSE	Logsig
۳۵	_SSE۲_۳_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۳_۲	۲۰۰۰	SSE	Logsig
۳۶	_SSE۲_۳_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۳_۲	۲۵۰۰	SSE	Logsig
۳۷	_SSE۲_۳_۵_۵NN_RP_	TRAINRP	۵	۵_۳_۲	۳۰۰۰	SSE	Logsig

افزایش تعداد تصادفات در تقاطعات چراغ‌دار و چهارراه شهری می‌شوند.

۲) وجود میانه، وجود مسیرهای گردش به راست مجزا در مسیرهای اصلی و فرعی و افزایش تعداد فاز چراغ‌راهنمایی از دوفاز به چندفاز موجب کاهش تعداد تصادفات در تقاطعات چراغ‌دار و چهارراه شهری می‌شوند.



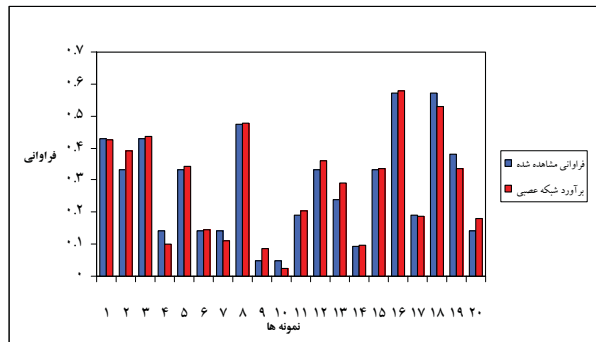
شکل ۸. آموزش شبکه عصبی بهینه

جدول (۹): مقایسه نتایج شبکه عصبی بهینه با مقادیر مشاهده شده

نمونه	فراوانی مشاهده شده	تخمین شبکه عصبی	میزان خطا
۱	۰/۴۲۸۶	۰/۴۲۵۱	۰/۰۰۴
۲	۰/۳۳۳۳	۰/۳۹۳۳	-۰/۰۶۰
۳	۰/۴۲۸۶	۰/۴۳۵۴	-۰/۰۰۷
۴	۰/۱۴۲۹	۰/۱۰۰۸	۰/۰۴۲
۵	۰/۳۳۳۳	۰/۳۴۱۹	-۰/۰۰۹
۶	۰/۱۴۲۹	۰/۱۴۷۲	-۰/۰۰۴
۷	۰/۱۴۲۹	۰/۱۰۹۶	۰/۰۳۳
۸	۰/۴۷۶۲	۰/۴۷۷۰	-۰/۰۰۱
۹	۰/۰۴۷۶	۰/۰۸۶۰	-۰/۰۳۸
۱۰	۰/۰۴۷۶	۰/۰۲۵۰	۰/۰۲۳
۱۱	۰/۱۹۰۵	۰/۲۰۴۳	-۰/۰۱۴
۱۲	۰/۳۳۳۳	۰/۳۵۹۳	-۰/۰۲۶
۱۳	۰/۲۳۸۱	۰/۲۹۰۵	-۰/۰۵۲
۱۴	۰/۰۹۵۲	۰/۰۹۷۲	-۰/۰۰۲
۱۵	۰/۳۳۳۳	۰/۳۳۵۲	-۰/۰۰۲
۱۶	۰/۵۷۱۴	۰/۵۷۹۵	-۰/۰۰۸
۱۷	۰/۱۹۰۵	۰/۱۸۸۶	۰/۰۰۲
۱۸	۰/۵۷۱۴	۰/۵۲۹۷	۰/۰۴۲
۱۹	۰/۳۸۱۰	۰/۳۳۷۴	۰/۰۴۴
۲۰	۰/۱۴۲۹	۰/۱۸۱۳	-۰/۰۳۸

۷. نتایج

برای مدل سازی تعداد تصادفات در تقاطعات چراغ‌دار از مدل‌های آماری و شبکه عصبی استفاده شده است. مقایسه نتایج مدل آماری و شبکه عصبی نشان می‌دهد که:



شکل ۹. مقایسه نتایج شبکه عصبی بهینه با مقادیر مشاهده شده

در شکل (۹) و جدول (۹) نتایج حاصل از ارزیابی شبکه عصبی بهینه (NN_RP_۴_۵_۵_MSE) و مقایسه بین نتایج شبکه عصبی و مقادیر مشاهده شده، آورده شده است.

۶-۲-۶ نتایج مدل شبکه عصبی بهینه

با توجه به مقایسه شبکه‌های عصبی مختلف براساس آماره R^2 ، شبکه اعصاب (NN_RP_۴_۵_۵_MSE) با تابع آموزشی TRAINRP، تابع انتقال Logsig و تابع خطا MSE با چهار لایه، یک لایه ورودی با ۱۳ نرون، دو لایه نهانی هر یک با ۵ نرون و یک لایه خروجی با یک نرون و با ضریب همبستگی ۹۶/۵۵ درصد ($R^2 = ۰/۹۶۵۵$) به عنوان شبکه عصبی بهینه انتخاب شده است. براساس مدل شبکه عصبی بهینه، نتایج زیر قابل برداشت است:

۱) افزایش متوسط حجم ترافیک روزانه، افزایش تعداد خطوط، افزایش متوسط سرعت وسایل نقلیه در مسیرهای اصلی و فرعی و تغییر زمان بندی چراغ‌راهنمایی از ثابت به هوشمند موجب

4. Pickering, D., Hall, R.D. and Grimmer, M. (1986) "Accidents at rural T-junctions", Research Report 65, Transport and Road Research Laboratory, Department of Transport, Crowthorne, Berkshire, United Kingdom.
5. Maycock, G. and Hall, R.D. (1984) "Accident at 4-Arm roundabouts", Laboratory Report 1120, Transport and Road Research Laboratory, Department of Transport, Crowthorne, Berkshire, United Kingdom.
6. Hauer, E., Ng, J.C.N. and Lovell, J. (1988) "Estimation of safety at signalized intersections", (Transportation Research) Record 1185, pp. :48-61.
7. Miaou, S.P., Hu, P.S., Wright, T., Davis, S.C. and Rathi, A.k. (1993) "Development of relationship between truck accident and geometric design: Phase I", Report No. FHWA-RD-91-124, Federal Highway Administration, McLean, Vs..
8. Bonneson, J.A. and McCoy, P.T. (1993) "Estimation of safety at two-way stop-controlled intersections on rural highways", Transportation Research Record, 1401: pp.83-89.
9. Fridstrom, L., Ifver, J., Ingebrigtsen, S., Kulmala, R. and Thomsen, L.K. (1995) "Measuring the contribution of randomness, exposure, weather, and daylight to the variation in road accident counts", Accident Analysis and Prevention, 27(1), pp.1-20.
10. Vogt, A. and Bared, J.G. (1998) "Accident models for two-lane rural roads: Segment and intersections", Report No. FHWA-RD-98-133, Federal Highway Administration, McLean.
11. Bauer, K.M. and Harwood, D. (1996) "Statistical models of at-grade intersection Accidents", Report No. FHWA-RD-96-125, Federal Highway Administration, McLean .
12. Poch, M. and Mannering, F. (1996) "Negative binomial analysis of intersection-accident frequencies", Journal of Transportation Engineering, 122(2), pp.105-113.
13. Miaou, S.P. and Lum, H. (1993) "Modeling vehicle accident and highway geometric design relationship", Accident analysis and prevention 25(6), pp.689-709.
14. Miaou, S.P. (1994) "The relationship between truck accident and geometric design of road sections: poisson versus negative binomial

با توجه به نتایج به دست آمده از مدل آماری و شبکه عصبی، ضریب همبستگی برای مدل آماری، ۹۵٪ و برای مدل شبکه عصبی ۹۷٪ به دست آمده است. نکته قابل توجه اینکه، در مدل آماری ضریب همبستگی ۹۵٪ با حذف یکی از متغیرها به دست آمده است. چه بسا با در نظر گرفتن متغیر حذف شده از مدل، ضریب همبستگی کاهش خواهد یافت. بنابراین برای دقت پیش بینی مدل، دقت جوابهای هر دو مدل خوب است و جوابهای مدل شبکه عصبی تا حدودی دقیق تراند.

- برای ساخت مدل آماری، می بایست از یک تابع و رابطه مشخصی استفاده شود که با توزیع فراوانی داده ها تطابق داشته باشد. در صورت عدم تطابق، مدل آماری ساخته شده معتبر نیست. اما ساخت مدل شبکه عصبی نیازمند تعریف تابع مشخصی نیست، بلکه شبکه عصبی با کمک تعدادی داده و نمونه خود آموزش دیده و فرا می گیرد. بنابراین از جهت ساخت مدل، مدل سازی با شبکه عصبی راحت تر است.

- بکارگیری و استفاده از مدل آماری آسان تر است، به طوری که با در نظر گرفتن مقادیر مختلف برای هر یک از متغیرهای مستقل، متغیر وابسته متناسب به سهولت به دست می آید. از طرفی ضرایب به دست آمده از مدل، قابل درک و قابل فهم اند. اما شبکه عصبی، ابزاری مناسب برای زمینه هایی است که جوابها مهمتر از درک آن هستند، یعنی ضرایب به دست آمده، نشان دهنده اهمیت متغیرها نیستند و می بایست بررسی صورت گیرد. از طرفی برای بکارگیری مدل شبکه عصبی می بایست مقادیر ورودی به نرم افزار MATLAB وارد و اجرا شده و تا خروجی مناسب به دست آید. با توجه به موارد ذکر شده از جهت کاربرد و قابلیت درک، مدل آماری بهتر از مدل شبکه عصبی است.

۸. مراجع

۱. آیتی، اسماعیل (۱۳۸۱) "بررسی جامع تصادفات ترافیکی شهر مشهد"، انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد.
۲. آیتی، اسماعیل (۱۳۸۱) "هزینه تصادفات ترافیکی ایران"، انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد.
3. Hakkert, A.S. and Mahalel, D. (1978) "Estimating the number of accidents at intersections from a knowledge of the traffic flows on the approaches", Accident Analysis and Prevention, 10, pp. 69-79.

پانویس‌ها

1. Lognormal regression
 2. Loglinear regression
 3. Lognormal regression models
 4. Loglinear regression models
 5. Cell body
 6. Dendrits
 7. Axon
 8. Bias
 9. Feed-Forward Neural Network
 10. Feed-Back Neural Network
 11. Supervised learning
 12. Unsupervised learning
 13. Epoch
 14. Weight space
 15. Learning rate parameter
 16. Gradien descent
 17. Local gradient
 18. Feed Forward Back-Propagation Network
 19. Mean Squared Error Performance Function
 20. Sum Squared Error Performance Function
- regressions", Accident Analysis and Prevention, 25(4), pp. 471-482.
15. Tessmer, J.M. (1996) "Rural and urban crashes: A comparative analysis", Report No. DOT-HS-808-450, U.S. Department of Transportation, National Highway Traffic Safety Administration Technical Report, Washington, D.C.
16. Abdul Quddus, M. and Chor Chin, H. (2000) "Applying the random effect negative binomial model to examine traffic accident occurrence at signalized intersection", Department of Civil Engineering, The National University of Singapore, Accident Analysis and Prevention 35, pp.253-259.
17. Salifu, M. (2003) "Accident predication models for unsignalized urban junction in Ghana," Building and Road Research Institue, Kumasi, Ghana.
۱۸. منہاج، محمدباقر (۱۳۸۱) "مبانی شبکه‌های عصبی"؛ جلد اول، هوش محاسباتی؛ مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
۱۹. کاوه، علی و ثروتی، همایون (۱۳۸۰) "شبکه‌های عصبی مصنوعی در تحلیل و طراحی سازه‌ها، انتشارات مرکز تحقیقات ساختمان و مسکن.
20. Hola, J. and Schabowicz, K. (2005) "Application of artificial neural networks to determine concrete compressive strength based on non-destructive tests", Feb, 21.
21. Jain, A.K. (1996) "Artificial neural networks: a tutorial", March.
22. Giri, V. and Upadhyay, A. (2006) "Pigeaud's curves modeling by using artificial neural networks", March, pp- 25.
23. Heykin, S. (2001) "Neural network: a comprehensive foundation", Prentice Hall, New Jersey, 2nd ed.
۲۴. مونتگمری، داگلاس و پک، الیزابت (۱۳۸۲) "مقدمه‌ای بر تحلیل رگرسیون خطی" مترجم، سید ابراهیم رضوی پالیزی، انتشارات دانشگاه شهید باهنر کرمان.

Research Note:

Comparison of the Results of Statistical Models and Neural Networks Models in Prediction of the Number of Accidents at Intersections

Sh. Afandizadeh, Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

M. Ahmadi Nejad, Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.

E-mail: zargari@iust.ac.ir

ABSTRACT

Traffic accidents are among the important factors of fatalities and injuries that bring indispensable harms to social, cultural, and economic aspects of human societies. Also the increase in trip and traffic movements in the city provides economic improvements and social welfare but in return, the rate of accidents in the city increases proportionally. On the basis of well-accomplished studies, great part of accidents happens at intersections. The main factor of traffic accidents at intersections is convergence of traffic streams at one point. In many countries numerous studies have been accomplished to construct a statistical model for prediction of traffic accidents. In this paper, for the first time in Iran, in addition to construction of statistical model, neural network was employed to obtain the model for accidents prediction at intersections through some parameters such as traffic volume, geometric design and characteristics of traffic control devices for an intersection. Finally the result of statistical models and neural networks model are examined and compared.

Results of the statistical and neural network models show that:

1. The correlation coefficient is %95 for statistical models and %97 for neural network models. The interesting point is that the %95 has been obtained by omitting one of the variables. It means that considering the omitted variable from the model, the correlation coefficient will be reduced. Therefore for more accuracy of the prediction model, the accuracy of both models responses is satisfactory and the neural model responses are even more accurate.
2. For construction of the statistical model, a specific function and relation that are compatible with the frequency of data should be used. In case of non-compatibility of the models, the constructed statistical model is not valid. But constructing of the neural model does not require description of a specific function, and the neural network is self-trained by contribution of some data. Therefore modeling with neural networks is more comfortable and easier.
3. Utilization of statistical model is more comfortable in a way that considering various weights for each of the independent variables, the dependent variable is obtained easily. At the other hand the obtained coefficients in statistical models are more comprehended, compared to neural network models, but the neural networks are suitable tools for applications where the responses are important factors compared to the comprehension of the model. It means that for the latter, the obtained coefficients are not illustrative of the significance of variables, and therefore studies should be implemented for such applications. For application of neural network models the inputs should be applied to MATLAB Software so that the satisfactory output is obtained.

Keywords: Accidents, safety, signalized intersections, lognormal regression models, Loglinear regression models, neural networks