

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

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 تاثیر 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، همگراشدن 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.

کلمات کلیدی

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

۱- مقدمه

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 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. 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].

تقاطع، 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 مدل سازی تعداد تصادفات علاوه بر مدل‌های آماری شبکه‌های عصبی نیز مورد استفاده قرار گرفته و نتایج حاصل از مدل‌های ساخته شده آماری و شبکه‌عصبی مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته است.

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 شده اند.

هاکرتو مهلدر 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 چراغ دار 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 داده اند 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 اند و همه نوع تصادفات را شامل نمی‌شود. مای کوک و هال در سال ۱۹۸۴، برای مطالعه بر روی میدان‌ها [۵] و هائوران‌جی 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 تورنتو 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 می‌شود. آنها همچنین دریافته‌اند 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. فریداسترومو 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. ووگت 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 دریافته‌اند که خطرات موجود در حاشیه جاده، در وقوع تصادفات در تقاطعات سه‌راهه نقش دارد.

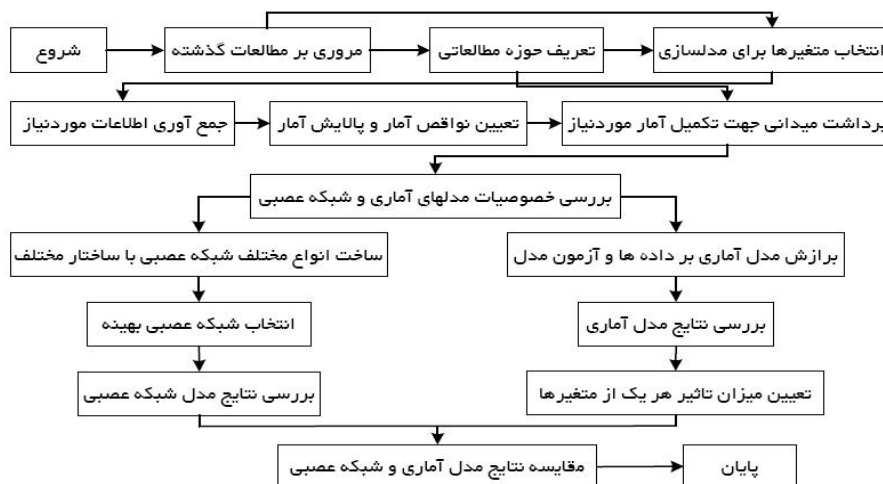
مایو و همکارانش در سال ۱۹۹۳ [۷]، بوئر و هاروود در سال ۱۹۹۶ [۱۱]، پوچ و منرینگ در سال ۱۹۹۶ برای مطالعه بر روی تصادفات در تقاطعات شهری [۱۲] و ووگت و بارد در سال ۱۹۹۸ [۱۰] از هر دو مدل پواسون و دوجمله‌ای منفی برای مطالعات خود استفاده کرده‌اند. مایو و لام در سال ۱۹۹۳ در مطالعات خود دو مدل رگرسیون خطی و دو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

آنالیز مقایسه‌ای بین تصادفات شهری و بین‌شهری [۱۵]، عبدالقدوس در سال ۲۰۰۰ [۱۶] و سالیفودر سال ۲۰۰۳ [۱۷] نیز برای مدل سازی 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 شبکه‌عصبی در پیش‌بینی تعداد تصادفات در تقاطعات چراغ دار و چهارراه شهری است، مراحل انجام تحقیق در شکل (۱) آورده شده است. همان طور که در شکل (۱) مشاهده می‌شود، تحقیقات گذشته در زمینه تصادفات و عوامل موثر بر وقوع تصادفات در تقاطعات مورد بررسی قرار گرفته‌اند. برای انجام این پروژه تحقیقاتی، شهر تهران به عنوان حوزه مطالعاتی انتخاب شده است. سپس آمار تصادفات در تقاطعات چراغ دار و چهارراه 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 طریق برداشت میدانی تکمیل شده است.



شکل ۱. مراحل انجام تحقیق

بعد از تکمیل آمار موردنیاز، از مدل‌های آماری و شبکه‌عصبی برای ساخت مدل استفاده گردیده است. برای ساخت مدل آماری از نرم‌افزار SPSS استفاده شده است و نتایج آن استخراج گردیده است. همچنین برای ساخت مدل شبکه‌عصبی از نرم‌افزار MATLAB، استفاده شده است و انواع مختلف شبکه‌عصبی با ساختار متنوع ساخته شده است. سپس با استفاده از ضریب همبستگی، شبکه‌عصبی مناسب انتخاب گردیده است. بعد از ساخت مدل شبکه‌عصبی نتایج حاصل از مدل شبکه‌عصبی بهینه ساخته شده، استخراج شده است. در نهایت، نتایج حاصل از ساخت مدل‌های آماری و شبکه‌عصبی مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته است. در ادامه این مقاله، ابتدا به بررسی مدل‌های آماری و شبکه‌عصبی پرداخته شده سپس مدلسازی صورت گرفته و نتایج دو مدل مقایسه گردیده است.

۶- مدل‌های آماری و شبکه عصبی

۴-۱-۱- مدل‌های آماری

برای ساخت مدل‌های آماری، ابتدا مدل‌های رگرسیون لگاریتم طبیعی^۱ و لگاریتم خطی^۲ مورد بررسی قرار گرفته است، که بطور گسترده در ساخت مدل‌های پیش‌بینی تعداد تصادفات مورد استفاده قرار می‌گیرند. آنگاه با توجه به خصوصیات مربوط به هریک از این مدل‌ها و تطابق این مدل‌ها با خصوصیات داده‌های آماری موردنظر، 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 موردانتظار مثبت باقی می‌ماند [۱۱]. در این مدل، رابطه بین تعداد تصادفات موردانتظار در تقاطع i و Q متغیر پیش‌بینی کننده، بصورت 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 می‌باشند که بوسیله روش کمترین مربعات خطا محاسبه می‌شوند [۱۱].

۴-۱-۲- 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 موردانتظار 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 م 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. بع عبارت دیگر، پراکنش داده‌های تصادف از آنچه که موردانتظار مدل پواسون است، بزرگ تر است [۱۱]. با فرض توزیع پواسون، ضرایب رگرسیون یعنی $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q$ ، به وسیله روش درست‌نمایی بیشینه، شبه‌درست‌نمایی یا روش کمترین مربعات تعمیم‌یافته

¹ Lognormal regression
² Loglinear regression
³ Lognormal regression models
⁴ Loglinear regression models

ب- مدل دوجمله‌ای منفی

چنانچه 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. لذا در این شرایط از توزیع دوجمله‌ای منفی استفاده می‌شود. توزیع دوجمله‌ای منفی، توزیع گسسته‌ای است که مدل دیگری برای داده‌های با پراکندگی زیاد نظیر داده‌های تصادف را فراهم می‌کند [۱۱]. برخلاف توزیع پواسون، توزیع دوجمله‌ای منفی دو پارامتر دارد. رابطه بین تعداد تصادفات موردانتظار در تقاطع i و q پارامتر تقاطع مربوطه بصورت 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 دوجمله‌ای منفی با پارامترهای α و k پیروی می‌کند (که $0 \leq \alpha \leq 1$, $k \geq 0$). میانگین و واریانس توزیع دوجمله‌ای منفی داده‌های تصادف می‌تواند براساس پارامترهای α و k بصورت روابط (۵) و (۶) بیان شود:

$$\text{میانگین} = E(Y) = \mu_i = k \alpha \quad (5)$$

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

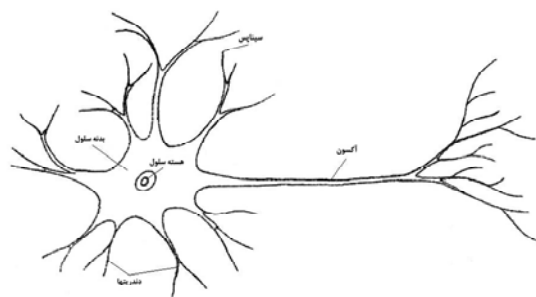
در رابطه (۶)، جزء μ_i به تابع واریانس پواسون برمی‌گردد و مقدار $\frac{\mu_i^2}{k}$ جزء اضافی برآمده از ترکیب توزیع پواسون با توزیع گاما است که توزیع دوجمله‌ای منفی را ایجاد می‌کند [۱۱]. ضرایب مدل رگرسیون دوجمله‌ای منفی یعنی $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q$ ، نظیر مدل پواسون از طریق روش بیشینه 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 سالیان اخیر رواج فراوانی داشته است. شبکه‌های اعصاب طبیعی یکی از موارد شگفتی است که بشر با آن مواجه شده است و سعی کرده است تا با استفاده از آن، شبکه‌های اعصاب 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].

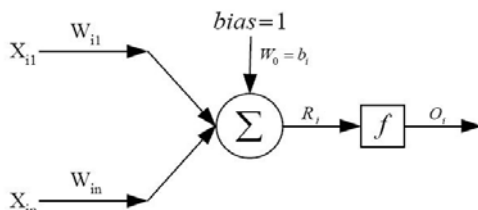


شکل ۲. یک مدل شماتیک از سلول عصبی

چنان چه در شکل (۲) مشاهده می‌شود هر سلول عصبی از سه قسمت اساسی تشکیل شده است که عبارتند از [۲۰]: ۱- بدنه سلول^۵ شامل هسته و قسمت‌های حفاظتی دیگر، ۲- دندریته‌ها^۶ و ۳- اکسون^۷.

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 می‌باشد. 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:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} X_j \quad (۷)$$

$$y_k = f(u_k + b_k) \quad (۸)$$

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

⁵ Cell body
⁶ Dendrites
⁷ Axon
⁸ bias

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 پس‌خور^{۱۰}ند، 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.

ب) آموزش شبکه عصبی

منظور از آموزش شبکه، اصلاح مقادیر وزنه‌های شبکه برای نمونه‌های متعدد با توجه به نوع الگوریتم یادگیری است. داده‌های آموزشی برای چندین مرتبه به شبکه ارائه می‌شوند و شبکه در جریان فرآیند یادگیری برای هر دسته الگوی آموزشی مقدار وزنه‌های خود را اصلاح می‌کند و وزنها طوری به‌هنگام می‌شوند که بتوانند با ارائه ورودی، پاسخ مناسب را ایجاد کنند. به طور کلی برای آموزش شبکه‌های عصبی از دو روش، آموزش با سرپرستی^{۱۱} و آموزش بدون سرپرستی^{۱۲} استفاده می‌شود. در روش آموزش بدون سرپرستی، وزنها تنها براساس ورودی‌ها اصلاح می‌شوند و خروجی به شبکه اعمال نمی‌شود، اما در روش آموزش با سرپرستی علاوه بر ورودی، خروجی نیز به شبکه اعمال می‌شود [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 می‌نمایند و عملکرد شبکه مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. پس از تکمیل این مرحله شبکه آماده استفاده خواهد بود.

۴-۲-۴- الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا

رایج‌ترین تکنیک یادگیری با سرپرستی، الگوریتم پس‌انتشار خطا است. یادگیری توسط روش پس‌انتشار خطا دو مرحله دارد: مرحله پیشروی و مرحله بازگشت. در مرحله پیشروی ورودی‌ها به صورت لایه به لایه در شبکه گسترش می‌یابند و در پایان یکسری خروجی به عنوان پاسخ حقیقی شبکه به دست می‌آید. در مرحله بازگشت وزنه‌های اتصال براساس قانون تصحیح خطا تغییر می‌یابند. تفاضل پاسخ حقیقی شبکه و پاسخ موردانتظار که خطا نامیده می‌شود در خلاف جهت اتصالات در شبکه منتشر می‌شود و وزنها به گونه‌ای تغییر می‌یابند که پاسخ حقیقی شبکه به پاسخ مطلوب نزدیک تر شود [۱۸]. اکنون مراحل انجام الگوریتم پس‌انتشار به صورت ریاضی بیان می‌شود [۲۳]:

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

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

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

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^c e_i^2(n) \quad (10)$$

⁹ Feed-Forward Neural Network

¹⁰ Feed-Back Neural Network

¹¹ Supervised Learning

¹² Unsupervised Learning

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 می‌شود:

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

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 بهنگام‌سازی وزن‌ها به صورت (مثال به مثال) در طی یک دوره^{۱۳} (اپوک) است. الگوریتم پس‌انتشار، تصحیح وزن $\Delta W_{ij}(n)$ را به وزن $W_{ij}(n)$ اعمال می‌کند. 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 جهت جستجو را در فضای وزن‌ها^{۱۴} برای یافتن وزن مناسب تعیین می‌کند. می‌توان 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 جستجوی برای تغییر وزن در فضای وزن برای کاهش مقدار $E(n)$). می‌توان 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 نرون i ام است. بنابراین تصحیح وزن $\Delta W_{ij}(n)$ که بر روی وزن اتصال سلول j به سلول i اعمال می‌شود، مطابق رابطه (۱۴) به صورت زیر تعریف می‌شود:

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.

¹³ Epoch
¹⁴ Weight Space
¹⁵ Learning rate parameter
¹⁶ Gradient descent
¹⁷ Local Gradient

۵- مطالعه موردی

برای مدل سازی تصادفات در تقاطعات، شهر تهران به عنوان حوزه مطالعاتی در نظر گرفته شده است. بنابراین آمار تصادفات در تقاطعات چراغ دار و چهارراه شهر تهران از بانک اطلاعاتی اداره راهنمایی و رانندگی شهر تهران و آمار حجم ترافیک، سرعت و خصوصیات طرح هندسی از بانک اطلاعاتی شرکت مطالعات جامع حمل و نقل و ترافیک شهر تهران، برای آمار مربوط به سیستم های کنترل ترافیک از بانک اطلاعاتی شرکت کنترل ترافیک تهران جمع آوری شده است. اطلاعات ناقص نیز از طریق برداشت میدانی تکمیل شده است.

به دلیل محدودیت و مشکلات جمع آوری آمار و اطلاعات تصادفات، برای مدل سازی از آمار تصادفات در تقاطعات چراغدار و چهارراه شهر تهران در سالهای ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴ استفاده شده است که در جدول (۹) ضمیمه آورده شده است.

۶- مدل سازی تعداد تصادفات

۱-۶-۱- مدل سازی آماری

۱-۱-۶-۱- متغیرها برای مدل آماری

متغیرهای در نظر گرفته شده برای مدل سازی تصادفات در جدول (۱) آورده شده است. در این جدول عوامل کمی بصورت عددی و عوامل کیفی با طبقه بندی و کدگذاری صفر، یک و بعضاً ۲ آورده شده اند.

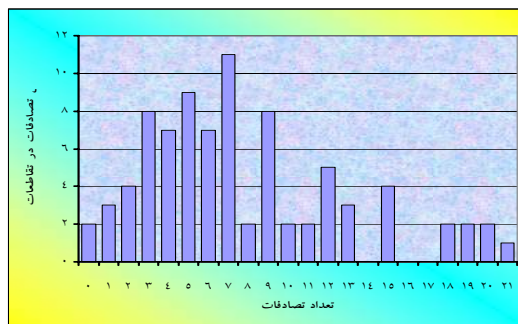
جدول ۱. متغیرهای موثر در مدل سازی آماری

کد متغیرها			نشانه ها	متغیرها	
۲	۱	۰		متغیر وابسته	تعداد تصادفات در سال
متغیر وابسته			y	متغیر وابسته	تعداد تصادفات در سال
لگاریتم طبیعی مقدار کمی			ADT _۱	پارامترهای ترافیکی	متوسط حجم ترافیک روزانه مسیر اصلی
لگاریتم طبیعی مقدار کمی			ADT _۲		متوسط حجم ترافیک روزانه مسیر فرعی
مقدار کمی			S _۱		متوسط سرعت در مسیر اصلی
مقدار کمی			S _۲		متوسط سرعت در مسیر فرعی
بزرگتر یا مساوی ۶ خط	۴ یا ۵ خط	کمتر یا مساوی ۳ خط	NL _۱	پارامترهای طرح هندسی	تعداد خطوط مسیر اصلی
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
--	قائم	مورب	Ang		زاویه تقاطع

--	چندفازه	۲فازه	NPh	تعداد فاز چراغ- راهنمایی	پارامترهای وابسته به خصوصیات وسایل کنترل ترافیک
--	هوشمند	ثابت	ST	زمان بندی چراغ- راهنمایی	

۶-۱-۲- برآزش مدل رگراسیون لگاریتم طبیعی

بعد از جمع آوری داده‌ها و آمار تصادفات، متغیرهای ترافیکی، طرح هندسی و وسایل کنترل ترافیک مربوط به تقاطعات چراغ دار 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 تصادفات از توزیع نرمال و انطباق آن با خصوصیات مدل رگراسیون 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 رگراسیون، همبستگی متغیرها مورد بررسی قرار گرفته است. بعد از بررسی همبستگی داده‌ها، مدل لگاریتم طبیعی بر داده‌های تصادفات برآزش داده 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 بالایی می‌باشند، لذا در مدل از لگاریتم طبیعی این متغیرها استفاده شده است.



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

برای انجام رگراسیون 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 اینصورت از مدل خارج می‌شود.

آنگاه مدل رگراسیون 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 بدست 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

۰/۲۱۴۱۰	۰/۹۰۶	۰/۹۱۱	۰/۹۵۴	۴
۰/۲۰۳۹۷	۰/۹۱۵	۰/۹۲۰	۰/۹۵۹	۵
۰/۱۹۵۹۷	۰/۹۲۱	۰/۹۲۷	۰/۹۶۳	۶
۰/۱۷۹۵۴	۰/۹۳۴	۰/۹۴۰	۰/۹۶۹	۷
۰/۱۷۵۵۶	۰/۹۳۷	۰/۹۴۳	۰/۹۷۱	۸
۰/۱۶۸۴۶	۰/۹۴۲	۰/۹۴۸	۰/۹۷۴	۹
۰/۱۶۱۹۱	۰/۹۴۶	۰/۹۵۳	۰/۹۷۶	۱۰
۰/۱۵۷۹۷	۰/۹۴۹	۰/۹۵۶	۰/۹۷۸	۱۱
۰/۱۵۴۴۸	۰/۹۵۱	۰/۹۵۸	۰/۹۷۹	۱۲

آنالیز واریانس (ANOVA) به دست آمده از مدل در جدول (۳) آورده شده است. چنان که در جدول (۳) مشاهده می شود 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 تاثیر بودن متغیر i ام) رد می شود. یعنی با قطعیت بسیار بالایی ۱۲ متغیر باقیمانده از ۱۳ متغیر اولیه معنی دار می باشند (F Test).

جدول (۳): آنالیز واریانس (ANOVA)

model	Sum of squares	df	Mean Squire	f	Sig.
۱ Regression	۲۸/۹۲۳	۱	۲۸/۹۲۳	/۴۳۵	/۰۰۰
	Residual	۱۰/۵۴۴	۸۰	۰/۱۳۲	.
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱		/۰۰۰
۲ Regression	۳۱/۶۳۳	۲	۱۵/۸۳۲	/۲۶۱	/۰۰۰
	Residual	۷/۸۰۴	۷۹	۰/۰۹۹	.
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱		/۰۰۰
۳ Regression	۳۴/۷۴۶	۳	۱۱/۵۸۲	/۳۵۰	/۰۰۰
	Residual	۴/۷۲۱	۷۸	۰/۰۶۱	.
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱		/۰۰۰
۴ Regression	۳۵/۹۳۷	۴	۸/۹۸۴	/۹۹۲	/۰۰۰
	Residual	۳/۵۳۰	۷۷	۰/۰۴۶	.

	Total	39/467	81			/000 .
5	Regression	36/305	5	7/261	/524 174	/000 .
	Residual	3/162	76	0/042		/000 .
	Total	39/467	81			/000 .
6	Regression	36/587	6	7/98	/783 158	/000 .
	Residual	2/880	75	0/038		/000 .
	Total	39/467	81			/000 .
7	Regression	37/082	7	5/297	/332 164	/000 .
	Residual	2/385	74	0/032		/000 .
	Total	39/467	81			/000 .
8	Regression	37/217	8	4/652	/940 150	/000 .
	Residual	2/250	73	0/031		/000 .
	Total	39/467	81			/000 .
9	Regression	37/424	9	4/158	/520 146	/000 .
	Residual	2/043	72	0/028		/000 .
	Total	39/467	81			/000 .
10	Regression	37/606	10	3/761	/462 143	/000 .
	Residual	1/861	71	0/026		/000 .
	Total	39/467	81			/000 .
11	Regression	37/720	11	3/429	/408 137	/000 .
	Residual	1/747	70	0/025		/000 .
	Total	39/467	81			/000 .

						۰
۱۲	Regression	۳۷/۸۲۱	۱۲	۳/۱۵۲	/۰۷۰	/۰۰۰
	Residual	۱/۶۴۷	۶۹	۰/۰۲۴	۱۳۲	۰
	Total	۳۹/۴۶۷	۸۱			/۰۰۰
						۰

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 ۰/۰۵ می باشد که نشان می دهد ضرایب متغیرهای مدل بدست آمده با واقعیت دارای سنخیت زیادی هستند. (T Test). از طرفی در جدول (۴)، ضریب β استاندارد آورده شده است، که نشان دهنده اهمیت متغیرهای مختلف در مدل ایجاد شده است.

جدول ۴. ضرایب متغیرها در گام آخر (دوازدهم)

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

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) می‌باشد:

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

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

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

که در آن:

y : تعداد متوسط تصادفات در یکسال

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

ADT_2 : متوسط حجم ترافیک روزانه در مسیر فرعی (وسیله‌نقلیه 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)

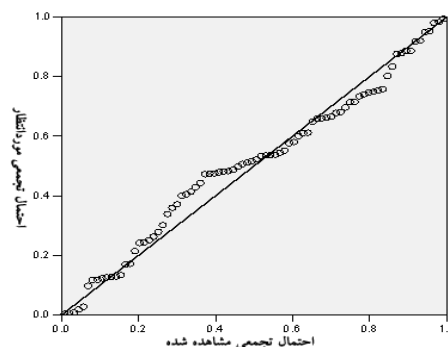
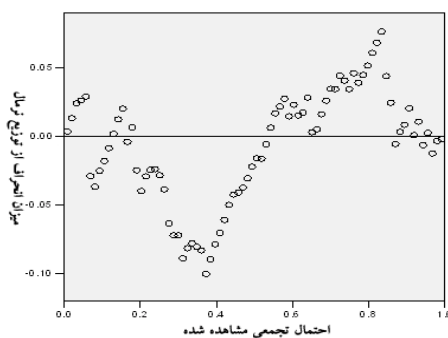
RT_2 : وجود گردش به راست در مسیر فرعی (ندارد = صفر، دارد = یک)

NPh : تعداد فاز چراغ‌راهنمایی (دوفازه = صفر، چندفازه = یک)

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

ST : زمان‌بندی چراغ‌راهنمایی (ثابت = صفر، هوشمند = یک)

در نهایت برای بررسی نیکویی برازش مدل آماری بدست‌آمده، باقیمانده‌های حاصل از اختلاف مقادیر مشاهده‌شده و مقادیر پیش‌بینی‌شده، مورد آزمون قرار گرفته است (آزمون باقیمانده‌ها). برای این منظور نمودار PP-Plot باقیمانده‌ها برای بررسی نرمال‌بودن آنها ترسیم شده است. با توجه به نمودار بدست‌آمده که در شکل (۵) آورده شده است، نقاط حاصل از داده‌های باقیمانده حول خط راستی قرار دارند که بیانگر تبعیت آنها از توزیع نرمال می‌باشد، که یک فرض مهم برای صحت مدل می‌باشد.



شکل ۵. آزمون نرمال بودن باقیمانده‌ها

شکل ۵. میزان انحراف باقیمانده‌ها از توزیع نرمال

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، بعبارت دیگر واریانس باقیمانده‌ها نیز ثابت است. بنابراین موارد فوق نشان‌دهنده برازش مناسب مدل بر داده‌ها هستند.

۳-۱-۶- نتایج مدل آماری

۱- با توجه به مدل آماری به دست آمده (رابطه (۱۷))، تاثیر 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 تاثیر متغیرهای مختلف از مدل آماری

تاثیر 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

۲

- با توجه به نتایج به دست آمده از نرم افزار 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 طرح هندسی، حدود ۱۷٪ و سهم خصوصیات وسایل کنترل ترافیک حدود ۲۱٪ بدست آمده است (با استفاده از جدول (۴)).

۲-۲-۶- مدل سازی با شبکه عصبی

۱-۲-۶- ساختار شبکه عصبی در نرم افزار MATLAB

در تشکیل ساختار یک شبکه عصبی می‌توان از توابع مختلفی با توجه به موضوع مورد بررسی استفاده نمود. در این مقاله نیز با توجه به توان بالای شبکه‌های بازگشتی BP، از ساختار شبکه‌های پس انتشار پیش خور^{۱۸} در نرم افزار MATLAB استفاده شده است.

۲-۲-۶- لایه های ورودی، خروجی و پنهان

مطابق قانون ساختار بندی شبکه‌های BP، شبکه عصبی 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 شبکه عصبی

¹⁸ Feed Forward Back-Propagation Network

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

جدول ۶. متغیرهای ورودی و خروجی برای شبکه عصبی

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	میانه در مسیر اصلی		
دارد	--	ندارد	M _۲	میانه 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	زمان بندی چراغ راهنمایی		

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 آنکه 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:

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

که در آن:

X_{\min} : کمترین مقدار متغیر و

X_{\max} : بیشترین مقدار متغیر

تعداد لایه‌های پنهان و همچنین تعداد نرونها در هر یک از لایه‌ها کاملاً به طبیعت مساله 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- 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^{۱۹} (MSE) و مجموع مربع خطا^{۲۰} (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 مورد استفاده قرار گرفته است. اطلاعات طبقه‌بندی شده مربوط به ۱۳ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی به محیط نرم‌افزاری MATLAB وارد شده 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.

جدول ۷. انواع مختلف شبکه عصبی ایجاد شده

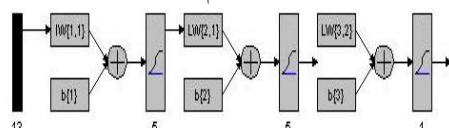
ردیف	نام شبکه	تابع آموزشی	تعداد لایه‌ها	تعداد نرون‌های لایه پنهان	تعداد اپوک‌های آموزشی	تابع خطا	تابع انتقال
۱	NN_RP_۳_۵_MSE	TRAINRP	۳	۵	۱۰۰۰	MSE	Logsig
۲	NN_RP_۳_۵_MSE	TRAINRP	۳	۵	۱۵۰۰	MSE	Logsig
۳	NN_RP_۳_۵_MSE	TRAINRP	۳	۵	۲۰۰۰	MSE	Logsig
۴	NN_RP_۳_۵_MSE	TRAINRP	۳	۵	۲۵۰۰	MSE	Logsig
۵	NN_RP_۳_۵_SSE	TRAINRP	۳	۵	۱۵۰۰	SSE	Logsig
۶	NN_RP_۳_۵_SSE	TRAINRP	۳	۵	۲۰۰۰	SSE	Logsig
۷	NN_RP_۳_۵_SSE	TRAINRP	۳	۵	۲۵۰۰	SSE	Logsig
۸	NN_RP_۳_۱۰_MSE	TRAINRP	۳	۱۰	۲۰۰۰	MSE	Logsig
۹	NN_RP_۳_۱۰_MSE	TRAINRP	۳	۱۰	۲۵۰۰	MSE	Logsig
۱۰	NN_RP_۳_۱۰_MSE	TRAINRP	۳	۱۰	۳۰۰۰	MSE	Logsig
۱۱	NN_RP_۳_۱۰_SSE	TRAINRP	۳	۱۰	۲۰۰۰	SSE	Logsig
۱۲	NN_RP_۳_۱۰_SSE	TRAINRP	۳	۱۰	۲۵۰۰	SSE	Logsig
۱۳	NN_RP_۳_۱۰_SSE	TRAINRP	۳	۱۰	۳۰۰۰	SSE	Logsig
۱۴	NN_RP_۴_۵_۵_MSE	TRAINRP	۴	۵_۵	۲۵۰۰	MSE	Logsig
۱۵	NN_RP_۴_۵_۵_MSE	TRAINRP	۴	۵_۵	۳۰۰۰	MSE	Logsig
۱۶	NN_RP_۴_۵_۵_MSE	TRAINRP	۴	۵_۵	۳۵۰۰	MSE	Logsig

¹⁹ Mean Squared Error Performance Function
²⁰ Sum Squared Error Performance Function

Logsig	SSE	۲۵۰۰	۵_۵	۴	TRAINRP	NN_RP_۴_۵_۵_SSE	۱۷
Logsig	SSE	۳۰۰۰	۵_۵	۴	TRAINRP	NN_RP_۴_۵_۵_SSE	۱۸
Logsig	SSE	۳۵۰۰	۵_۵	۴	TRAINRP	NN_RP_۴_۵_۵_SSE	۱۹
Logsig	MSE	۲۵۰۰	۵_۳	۴	TRAINRP	NN_RP_۴_۵_۳_MSE	۲۰
Logsig	MSE	۳۰۰۰	۵_۳	۴	TRAINRP	NN_RP_۴_۵_۳_MSE	۲۱
Logsig	MSE	۳۵۰۰	۵_۳	۴	TRAINRP	NN_RP_۴_۵_۳_MSE	۲۲
Logsig	SSE	۲۵۰۰	۵_۳	۴	TRAINRP	NN_RP_۴_۵_۳_SSE	۲۳
Logsig	SSE	۳۰۰۰	۵_۳	۴	TRAINRP	NN_RP_۴_۵_۳_SSE	۲۴
Logsig	SSE	۳۵۰۰	۵_۳	۴	TRAINRP	NN_RP_۴_۵_۳_SSE	۲۵
Logsig	MSE	۳۰۰۰	۵_۵_۵	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۵_۵_MSE	۲۶
Logsig	MSE	۳۵۰۰	۵_۵_۵	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۵_۵_MSE	۲۷
Logsig	MSE	۴۰۰۰	۵_۵_۵	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۵_۵_MSE	۲۸
Logsig	SSE	۳۰۰۰	۵_۵_۵	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۵_۵_SSE	۲۹
Logsig	SSE	۳۵۰۰	۵_۵_۵	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۵_۵_SSE	۳۰
Logsig	SSE	۴۰۰۰	۵_۵_۵	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۵_۵_SSE	۳۱
Logsig	MSE	۲۰۰۰	۵_۳_۲	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۳_۲_MSE	۳۲
Logsig	MSE	۲۵۰۰	۵_۳_۲	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۳_۲_MSE	۳۳
Logsig	MSE	۳۰۰۰	۵_۳_۲	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۳_۲_MSE	۳۴
Logsig	SSE	۲۰۰۰	۵_۳_۲	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۳_۲_SSE	۳۵
Logsig	SSE	۲۵۰۰	۵_۳_۲	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۳_۲_SSE	۳۶
Logsig	SSE	۳۰۰۰	۵_۳_۲	۵	TRAINRP	NN_RP_۵_۵_۳_۲_SSE	۳۷

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

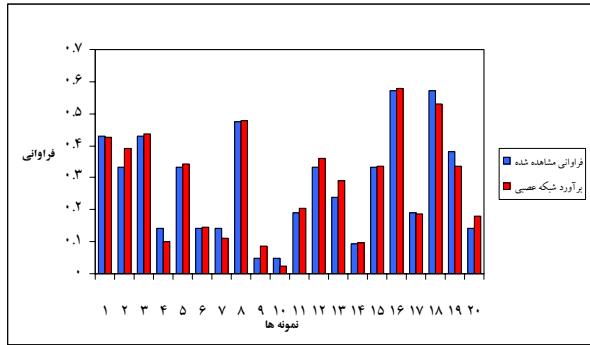
برای مقایسه بین شبکه‌های مختلف ساخته شده و انتخاب یک شبکه عصبی بهینه از آماره R^2 یعنی ضریب همبستگی استفاده شده است. ضریب همبستگی یکی از معیارها برای مقایسه اعتبار نتایج الگوهای مختلف است [۲۴]. در جدول (۸) ضمیمه نتایج حاصل از ارزیابی شبکه‌های عصبی، همراه با آماره R^2 مربوط به هر یک از شبکه‌های عصبی ساخته 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 ۹۶/۵۵ درصد ($R^2 = ۰/۹۶۵۵$) 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 می‌نماید. در شکل (۷)، ساختار شبکه عصبی بهینه در محیط نرم‌افزاری MATLAB آورده شده است.



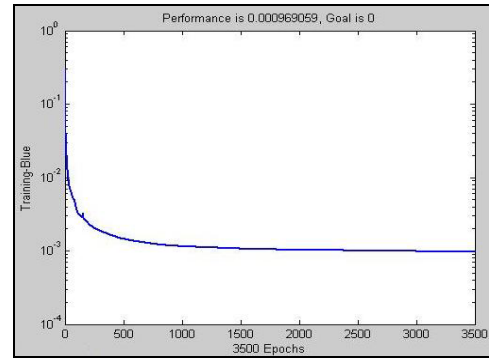
شکل ۷. ساختار شبکه عصبی بهینه

در شکل (۸)، آموزش شبکه عصبی بهینه در محیط نرم‌افزاری MATLAB آمده است. چنانچه در شکل (۸) مشاهده می‌گردد، پس از ارائه تعداد کافی مثال آموزشی، وزنهای شبکه تغییر معنی‌داری نشان نمی‌دهند و خطا هم کاهش بیشتری نشان نمی‌دهد. بعبارت

دیگر شبکه عصبی بهینه، ورودی را فرا گرفته است و آموزش پایان یافته است.



شکل (۹): مقایسه نتایج شبکه عصبی بهینه با



شکل ۸. آموزش شبکه عصبی بهینه

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.

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

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

۶-۲-۶- نتایج مدل شبکه عصبی بهینه

با توجه به مقایسه شبکه های 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 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.

۷- نتایج

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

- با توجه به نتایج به دست آمده از مدل آماری و شبکه‌عصبی، ضریب همبستگی برای مدل آماری، ۹۵٪ و برای مدل شبکه‌عصبی 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 پیش‌بینی مدل، دقت جوابهای هر دو مدل خوب است و جوابهای مدل شبکه‌عصبی تا حدودی دقیق‌تر است.

- برای ساخت مدل آماری، می‌بایست از یک تابع و رابطه مشخصی استفاده گردد که با توزیع فراوانی داده‌ها تطابق داشته باشد. در صورت عدم تطابق، مدل آماری ساخته شده معتبر نیست. اما ساخت مدل شبکه‌عصبی نیازمند تعریف تابع مشخصی نیست، بلکه شبکه‌عصبی با کمک تعدادی داده و نمونه خود آموزش دیده و فرا می‌گیرد. بنابراین از جهت ساخت مدل، مدل سازی با شبکه‌عصبی راحت‌تر است.

- بکارگیری و استفاده از مدل آماری آسان‌تر است، به طوری که با در نظر گرفتن مقادیر مختلف برای هر یک از متغیرهای مستقل، متغیر وابسته متناسب به سهولت به دست می‌آید. از طرفی ضرایب به دست آمده از مدل، قابل درک و قابل فهم اند. اما شبکه‌عصبی، ابزاری مناسب برای زمینه‌هایی است که جوابها مهمتر از درک آن هستند، یعنی ضرایب به دست آمده، نشان‌دهنده اهمیت متغیرها نیستند و می‌بایست بررسی صورت گیرد. از طرفی برای بکارگیری مدل شبکه‌عصبی می‌بایست مقادیر ورودی به نرم‌افزار 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 شبکه‌عصبی 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 intersection from a knowledge of the traffic flows on the approaches", Accident Analysis and Prevention 10 pp. 69-79.

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, Crowthome, 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, Crowthome, 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 Regressions", Accident Analysis and Prevention 25(4):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؛ 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.

۹- ضامم

جدول (۸): نتایج حاصل از ارزیابی شبکه‌های عصبی مختلف ساخته شده و آماره R^2 مربوطه

شبکه ۱۶ عصبی	شبکه ۱۵ عصبی	شبکه ۱۴ عصبی	شبکه ۱۳ عصبی	شبکه ۱۲ عصبی	شبکه ۱۱ عصبی	شبکه ۱۰ عصبی	شبکه ۹ عصبی	شبکه ۸ عصبی	شبکه ۷ عصبی	شبکه ۶ عصبی	شبکه ۵ عصبی	شبکه ۴ عصبی	شبکه ۳ عصبی	شبکه ۲ عصبی
۰,۴۲۵۱	۰,۴۲۴۳	۰,۴۱۴۵	۰,۴۲۵۶	۰,۴۲۵۰	۰,۴۲۵۹	۰,۴۲۷۴	۰,۴۲۴۴	۰,۴۲۷۶	۰,۴۲۴۴	۰,۴۳۷۶	۰,۴۲۶۰	۰,۳۸۶۶	۰,۴۳۰۲	۰,۴۳۰۲
۰,۳۹۳۳	۰,۴۴۵۲	۰,۳۷۸۰	۰,۴۶۹۴	۰,۴۳۸۸	۰,۴۵۲۲	۰,۴۳۷۸	۰,۴۸۰۹	۰,۴۸۹۴	۰,۴۴۳۶	۰,۴۳۵۸	۰,۴۴۹۷	۰,۴۰۰۸	۰,۴۷۷۸	۰,۴۷۷۸
۰,۴۳۵۴	۰,۴۲۱۸	۰,۴۱۴۰	۰,۴۹۵۳	۰,۴۵۳۰	۰,۴۱۵۴	۰,۴۳۳۸	۰,۴۲۷۱	۰,۴۳۶۷	۰,۴۹۲۵	۰,۴۳۶۲	۰,۴۵۳۶	۰,۴۴۶۳	۰,۴۳۳۶	۰,۴۳۳۶
۰,۱۰۰۸	۰,۱۳۱۸	۰,۱۴۵۸	۰,۱۲۱۶	۰,۱۴۳۰	۰,۱۲۹۴	۰,۱۵۷۴	۰,۱۳۷۰	۰,۲۴۶۶	۰,۱۳۸۶	۰,۱۴۵۷	۰,۱۴۴۷	۰,۱۵۷۵	۰,۱۳۹۹	۰,۱۳۹۹
۰,۳۴۱۹	۰,۳۳۶۶	۰,۳۳۵۱	۰,۳۳۰۲	۰,۳۳۷۰	۰,۳۳۳۹	۰,۳۲۹۸	۰,۳۳۵۶	۰,۳۳۱۲	۰,۳۳۷۴	۰,۳۴۰۹	۰,۳۳۵۰	۰,۳۳۴۰	۰,۳۴۲۱	۰,۳۴۲۱
۰,۱۴۷۲	۰,۱۴۴۰	۰,۱۴۳۵	۰,۱۴۴۰	۰,۱۴۷۳	۰,۱۴۳۳	۰,۱۴۱۸	۰,۱۴۶۳	۰,۱۴۵۳	۰,۱۴۳۱	۰,۱۴۷۱	۰,۱۴۰۲	۰,۱۳۶۴	۰,۱۴۳۲	۰,۱۴۳۲
۰,۱۰۹۶	۰,۱۱۹۱	۰,۱۲۴۰	۰,۱۰۴۹	۰,۱۱۰۹	۰,۱۰۹۱	۰,۰۹۲۵	۰,۱۰۰۰	۰,۱۲۴۸	۰,۱۳۷۷	۰,۱۰۸۷	۰,۱۲۲۹	۰,۰۹۷۰	۰,۱۱۵۷	۰,۱۱۵۷
۰,۴۷۷۰	۰,۴۷۹۲	۰,۴۷۵۹	۰,۴۸۰۹	۰,۴۷۷۹	۰,۴۷۶۱	۰,۴۸۸۷	۰,۴۷۳۷	۰,۴۸۳۹	۰,۴۸۰۳	۰,۴۸۲۸	۰,۴۷۶۴	۰,۴۸۵۷	۰,۴۸۳۶	۰,۴۸۳۶
۰,۰۸۶۰	۰,۰۸۷۸	۰,۰۸۷۱	۰,۰۷۶۴	۰,۰۹۲۴	۰,۰۶۳۵	۰,۰۸۰۳	۰,۰۷۶۴	۰,۰۹۰۴	۰,۰۷۰۰	۰,۰۸۷۹	۰,۰۹۳۲	۰,۰۸۱۲	۰,۰۶۴۴	۰,۰۶۴۴
۰,۰۲۵۰	۰,۰۳۵۱	۰,۰۳۹۵	۰,۰۴۳۱	۰,۰۳۰۵	۰,۰۳۵۶	۰,۰۴۵۰	۰,۰۴۸۳	۰,۰۴۸۶	۰,۰۴۰۳	۰,۰۳۹۶	۰,۰۴۸۵	۰,۰۴۳۸	۰,۰۲۸۲	۰,۰۲۸۲
۰,۲۰۴۳	۰,۱۸۹۵	۰,۱۵۸۷	۰,۱۸۰۲	۰,۱۸۰۲	۰,۱۹۰۹	۰,۱۷۶۶	۰,۱۹۶۴	۰,۱۷۸۲	۰,۱۴۵۷	۰,۱۸۸۹	۰,۱۶۰۵	۰,۱۷۲۷	۰,۲۰۳۳	۰,۲۰۳۳
۰,۳۵۹۳	۰,۳۴۵۶	۰,۳۷۵۹	۰,۳۵۵۵	۰,۳۵۰۴	۰,۳۵۱۲	۰,۳۳۵۹	۰,۳۴۸۶	۰,۳۸۷۲	۰,۳۵۳۳	۰,۳۳۷۹	۰,۳۴۱۰	۰,۳۵۱۰	۰,۳۵۳۴	۰,۳۵۳۴

۰,۲۹۰۵	۰,۳۲۵۷	۰,۳۰۹۹	۰,۳۲۱۶	۰,۳۲۸۶	۰,۳۵۹۱	۰,۳۲۹۵	۰,۳۲۸۲	۰,۳۲۹۰	۰,۳۲۲۸	۰,۳۲۳۵	۰,۳۱۶۸	۰,۳۷۰۱	۰,۲۹۹۸	۰,۳۰۰۰
۰,۰۹۷۲	۰,۰۹۳۵	۰,۱۰۹۱	۰,۰۹۶۵	۰,۰۹۵۶	۰,۰۹۲۳	۰,۰۹۵۰	۰,۰۹۳۱	۰,۰۹۰۲	۰,۰۹۳۱	۰,۰۹۱۶	۰,۰۹۱۲	۰,۰۹۳۴	۰,۰۸۹۳	۰,۰۸۹۳
۰,۳۳۵۲	۰,۳۳۱۴	۰,۳۹۶۸	۰,۳۲۹۹	۰,۳۳۲۲	۰,۳۲۹۷	۰,۳۲۶۰	۰,۳۲۷۱	۰,۳۲۵۷	۰,۳۳۷۴	۰,۳۱۹۶	۰,۳۲۶۵	۰,۳۴۸۵	۰,۳۲۱۸	۰,۳۲۱۸
۰,۵۷۹۵	۰,۵۵۵۴	۰,۵۵۳۶	۰,۵۷۰۰	۰,۵۶۱۹	۰,۵۶۳۵	۰,۵۷۵۹	۰,۵۶۰۷	۰,۵۷۱۶	۰,۵۷۱۴	۰,۵۵۶۱	۰,۵۵۷۵	۰,۵۶۲۵	۰,۵۷۶۵	۰,۵۷۶۵
۰,۱۸۸۶	۰,۲۰۶۸	۰,۲۱۱۶	۰,۱۹۰۱	۰,۱۹۵۰	۰,۱۸۰۶	۰,۱۸۳۷	۰,۱۷۵۹	۰,۱۹۵۰	۰,۱۹۰۷	۰,۱۹۹۴	۰,۱۸۷۳	۰,۱۹۰۹	۰,۲۰۵۴	۰,۲۰۵۴
۰,۵۲۹۷	۰,۵۴۷۰	۰,۵۳۹۵	۰,۵۲۵۹	۰,۵۳۲۳	۰,۵۵۷۹	۰,۵۴۲۴	۰,۵۲۷۰	۰,۵۳۸۱	۰,۵۴۶۳	۰,۵۴۲۱	۰,۵۳۴۸	۰,۵۴۸۵	۰,۵۰۹۲	۰,۵۰۹۲
۰,۳۳۷۴	۰,۳۳۴۷	۰,۳۴۱۱	۰,۳۳۹۰	۰,۳۳۴۲	۰,۳۳۷۲	۰,۳۴۰۶	۰,۳۳۲۳	۰,۳۳۷۸	۰,۳۳۶۰	۰,۳۲۷۶	۰,۳۳۸۴	۰,۳۸۳۵	۰,۳۳۵۴	۰,۳۳۵۴
۰,۱۸۱۳	۰,۱۴۰۰	۰,۱۰۵۰	۰,۱۳۶۰	۰,۱۳۵۰	۰,۱۳۹۷	۰,۱۵۱۹	۰,۱۳۸۷	۰,۱۳۳۷	۰,۱۴۹۲	۰,۱۳۹۶	۰,۱۳۸۰	۰,۱۱۸۰	۰,۱۱۴۳	۰,۱۱۴۳
۰,۹۶۵۵	۰,۹۴۷۸	۰,۹۵۶۵	۰,۹۳۲۰	۰,۹۴۵۹	۰,۹۳۷۸	۰,۹۴۹۵	۰,۹۲۶۷	۰,۸۹۸۰	۰,۹۴۶۲	۰,۹۴۹۹	۰,۹۴۵۹	۰,۹۴۳۲	۰,۹۳۶۱	۰,۹۳۶۱

جدول (۸): نتایج حاصل از ارزیابی شبکه‌های عصبی مختلف ساخته شده و آماره R^2 مربوطه (ادامه)

شبکه عصبی ۲۱	شبکه عصبی ۲۲	شبکه عصبی ۲۳	شبکه عصبی ۲۴	شبکه عصبی ۲۵	شبکه عصبی ۲۶	شبکه عصبی ۲۷	شبکه عصبی ۲۸	شبکه عصبی ۲۹	شبکه عصبی ۳۰	شبکه عصبی ۳۱	شبکه عصبی ۳۲	شبکه عصبی ۳۳	شبکه عصبی ۳۴
۰,۴۱۰۰	۰,۴۳۵۴	۰,۴۲۰۳	۰,۳۸۱۹	۰,۴۲۷۴	۰,۴۹۳۸	۰,۴۲۵۷	۰,۴۲۸۷	۰,۴۰۶۱	۰,۴۱۸۷	۰,۴۳۲۳	۰,۴۳۵۹	۰,۴۱۷۸	۰,۴۲۳۱
۰,۴۲۰۰	۰,۴۴۹۵	۰,۴۳۱۴	۰,۴۰۹۴	۰,۴۷۶۸	۰,۴۱۳۴	۰,۴۲۸۶	۰,۴۴۳۸	۰,۳۶۶۷	۰,۴۲۴۱	۰,۴۷۷۸	۰,۴۵۳۹	۰,۴۸۸۱	۰,۴۵۶۷
۰,۴۴۰۰	۰,۳۹۹۶	۰,۴۸۸۴	۰,۴۴۰۳	۰,۴۳۵۴	۰,۴۵۸۲	۰,۴۴۹۵	۰,۴۲۴۵	۰,۴۴۶۴	۰,۴۳۷۰	۰,۴۳۲۰	۰,۴۸۶۱	۰,۴۷۳۹	۰,۴۱۶۰
۰,۱۲۰۰	۰,۱۶۱۲	۰,۱۷۰۰	۰,۱۳۸۱	۰,۱۴۱۵	۰,۱۳۸۴	۰,۱۲۲۹	۰,۱۴۴۸	۰,۱۴۳۹	۰,۱۴۸۷	۰,۱۳۹۱	۰,۱۹۹۲	۰,۱۳۲۳	۰,۱۲۶۰
۰,۳۳۰۰	۰,۳۴۱۴	۰,۳۴۰۵	۰,۳۳۴۵	۰,۳۳۱۳	۰,۳۵۹۰	۰,۳۴۵۴	۰,۳۲۹۶	۰,۳۲۸۵	۰,۳۱۳۸	۰,۳۳۵۰	۰,۳۱۹۱	۰,۳۴۱۰	۰,۳۲۳۷
۰,۱۴۰۰	۰,۱۴۳۷	۰,۱۴۲۶	۰,۱۳۷۰	۰,۱۴۰۹	۰,۱۴۷۱	۰,۱۴۱۶	۰,۱۵۱۸	۰,۱۵۸۱	۰,۱۵۹۲	۰,۱۴۸۸	۰,۲۳۱۷	۰,۱۲۷۲	۰,۱۴۲۶
۰,۰۹۰۰	۰,۰۸۱۵	۰,۱۲۰۷	۰,۱۰۸۳	۰,۱۷۰۱	۰,۰۶۶۰	۰,۱۰۴۷	۰,۱۱۶۲	۰,۱۰۲۷	۰,۰۹۵۲	۰,۱۱۳۹	۰,۰۵۲۲	۰,۱۲۸۷	۰,۱۱۳۲
۰,۴۸۰۰	۰,۴۸۴۶	۰,۴۷۸۳	۰,۴۸۰۰	۰,۴۷۳۷	۰,۴۸۲۷	۰,۴۷۹۹	۰,۴۷۲۰	۰,۴۷۹۰	۰,۴۷۱۴	۰,۴۷۴۵	۰,۴۸۵۸	۰,۴۷۱۵	۰,۴۶۸۸
۰,۰۷۰۰	۰,۰۹۱۳	۰,۰۹۰۴	۰,۰۷۶۳	۰,۰۵۵۹	۰,۰۷۲۱	۰,۱۰۱۵	۰,۰۳۶۸	۰,۰۵۶۹	۰,۰۶۰۱	۰,۰۴۴۵	۰,۰۸۹۷	۰,۰۵۷۱	۰,۰۹۹۴
۰,۰۴۰۰	۰,۰۴۱۴	۰,۰۱۲۰	۰,۰۵۱۱	۰,۰۲۷۵	۰,۰۴۴۳	۰,۰۵۰۶	۰,۰۳۶۵	۰,۰۳۳۱	۰,۰۷۲۹	۰,۰۳۵۰	۰,۰۷۷۰	۰,۰۳۴۰	۰,۰۲۸۸
۰,۱۸۰۰	۰,۱۸۶۷	۰,۱۸۲۴	۰,۲۱۵۰	۰,۲۱۲۲	۰,۱۸۴۶	۰,۱۸۵۱	۰,۱۹۵۴	۰,۱۷۰۰	۰,۱۹۲۳	۰,۱۶۳۳	۰,۱۸۹۳	۰,۱۹۸۳	۰,۱۶۹۳
۰,۳۸۰۰	۰,۳۱۹۲	۰,۳۳۹۵	۰,۳۳۲۸	۰,۳۴۲۶	۰,۳۲۷۵	۰,۳۴۱۴	۰,۳۴۶۹	۰,۳۴۲۴	۰,۳۲۱۹	۰,۳۵۴۰	۰,۲۵۲۳	۰,۳۴۵۳	۰,۳۴۱۹
۰,۳۵۰۰	۰,۳۲۳۰	۰,۳۲۹۵	۰,۳۳۸۸	۰,۳۲۱۸	۰,۳۰۵۹	۰,۲۸۸۵	۰,۳۳۹۱	۰,۳۳۱۸	۰,۳۵۲۱	۰,۳۲۸۲	۰,۳۵۹۴	۰,۳۲۸۲	۰,۳۲۷۴
۰,۰۹۰۰	۰,۰۹۲۲	۰,۰۱۱۶	۰,۰۸۹۵	۰,۱۰۰۰	۰,۱۰۳۵	۰,۰۹۷۵	۰,۰۹۶۳	۰,۰۹۸۱	۰,۱۰۲۳	۰,۰۹۸۷	۰,۰۵۶۷	۰,۰۹۴۸	۰,۰۸۷۱
۰,۳۴۰۰	۰,۳۱۷۷	۰,۳۲۵۸	۰,۳۶۱۱	۰,۳۱۳۵	۰,۳۴۲۰	۰,۳۲۸۹	۰,۳۴۵۰	۰,۳۸۲۱	۰,۳۳۸۲	۰,۳۲۸۱	۰,۳۳۶۸	۰,۳۲۸۳	۰,۴۱۵۱
۰,۵۴۰۰	۰,۵۶۷۴	۰,۵۶۱۳	۰,۵۵۶۵	۰,۵۶۵۷	۰,۵۵۲۲	۰,۵۷۰۵	۰,۵۷۰۷	۰,۵۵۰۵	۰,۵۷۷۲	۰,۵۶۴۷	۰,۵۷۷۷	۰,۵۶۹۸	۰,۵۳۳۴
۰,۱۸۰۰	۰,۱۹۴۹	۰,۱۸۵۰	۰,۱۸۱۴	۰,۱۹۴۲	۰,۱۸۷۷	۰,۱۸۷۰	۰,۱۹۸۹	۰,۱۸۰۹	۰,۱۸۸۶	۰,۱۹۶۸	۰,۲۱۹۰	۰,۱۸۵۹	۰,۲۰۸۵
۰,۵۳۰۰	۰,۵۵۷۰	۰,۵۴۲۳	۰,۵۵۸۵	۰,۵۵۳۱	۰,۵۲۲۱	۰,۵۲۶۵	۰,۵۴۴۴	۰,۵۲۰۸	۰,۶۵۲۷	۰,۵۳۱۱	۰,۵۱۴۹	۰,۵۱۴۹	۰,۵۶۹۴
۰,۳۳۰۰	۰,۳۳۸۵	۰,۳۴۸۴	۰,۳۵۰۰	۰,۳۴۵۸	۰,۳۲۹۸	۰,۳۳۹۸	۰,۳۳۹۹	۰,۳۴۳۴	۰,۳۳۲۶	۰,۳۳۷۸	۰,۳۳۳۰	۰,۳۳۶۱	۰,۳۴۵۸
۰,۱۳۰۰	۰,۱۴۰۹	۰,۱۳۲۰	۰,۱۳۸۴	۰,۱۲۸۳	۰,۱۴۵۰	۰,۱۳۹۸	۰,۱۳۴۲	۰,۱۳۱۸	۰,۱۳۳۳	۰,۱۳۳۵	۰,۱۳۸۴	۰,۱۴۶۶	۰,۱۶۵۵
۰,۹۳۰۰	۰,۹۴۱۲	۰,۹۳۷۶	۰,۹۵۴۴	۰,۹۳۹۴	۰,۹۴۵۶	۰,۹۵۸۴	۰,۹۵۰۰	۰,۹۵۹۰	۰,۹۳۹۳	۰,۹۳۵۱	۰,۸۶۵۷	۰,۹۲۴۳	۰,۹۲۵۵

جدول (۹): آمار تصادفات در تقاطعات چراغدار چهارراهه شهر تهران در سالهای ۱۳۸۳ و ۱۳۸۴

ردیف	نام تقاطع	فراوانی تصادف		ردیف	نام تقاطع	فراوانی تصادف	
		۱۳۸۳	۱۳۸۴			۱۳۸۳	۱۳۸۴
۱	فرحزادی- دریا	۵	۵	۲۲	باقری- فرجام	۲۰	۱۵
۲	هنگام- استقلال	۵	۵	۲۳	بهشتی- سهند(اندیشه)	۹	۹
۳	کارگر- جمهوری	۱۲	۱۳	۲۴	جمهوری- اسکندری	۹	۷
۴	گمنام- کارگر	۱۳	۱۲	۲۵	کشاورز- کارگر	۹	۹
۵	نبرد- آهنگ	۵	۶	۲۶	الغدیر- معلم	۳	۳
۶	ایرانپارس- جنت- آباد	۸	۷	۲۷	باقری- خیابان ۱۹۶	۷	۷
۷	باقری- رسالت	۱۹	۱۸	۲۸	فرجام- نیروی دریایی	۳	۳
۸	ستاری- لاله	۶	۱۵	۲۹	شاهین- لاله	۲	۳
۹	فردوس- شقایق	۴	۳	۳۰	انقلاب- ۱۶ آذر	۱۰	۱۰
۱۰	حقانی- آفریقا	۱۵	۱۵	۳۱	سردار جنگل- گلستان	۲	۱
۱۱	قریب- فرصت	۶	۷	۳۲	سردار جنگل- میرزابابایی	۱	۱
۱۲	گلبرگ(جانبازان)- دردشت	۶	۶	۳۳	دلاوران- سراج	۴	۴
۱۳	کشاورز- جمالزاده	۹	۹	۳۴	طالقانی- ایران شهر	۷	۷
۱۴	میرزابابایی- عدل	۰	۱	۳۵	ولی عصر- زرتشت	۶	۵
۱۵	نیایش- سهول	۲۰	۱۸	۳۶	ایوانک- فلامک	۲	۲
۱۶	شریعتی- گل نبی	۱۹	۲۱	۳۷	آفریقا- دستگردی	۷	۷
۱۷	ائمه اطهار- ابوذر	۶	۵	۳۸	ولی عصر- مطهری	۱۲	۱۳
۱۸	نبرد- ائمه اطهار	۵	۵	۳۹	جیحون-	۴	۵

		آشنا(بهنود)					
۱۲	۱۱	جانبازان - مسيل باختر	۴۰	۸	۹	آفريقا- اسفنديار	۱۹
۸	۷	امام خميني - خوش	۴۱	۴	۴	ثاني (ايگه اي) - آيت	۲۰
۳	۳	استاد معين - دامپزشكي	۴۲	۱۱	۱۳	دماوند- آيت	۲۱

Sh. Afandizade; M. Ahmadinezhad; S.E. Abdolmanafi, Lognormal regression models, Loglinear regression models, and neural network.