

## اولویت بندی اصلاح نقاط پر حادثه راهها با کمک شبکه عصبی مصنوعی

غلامعلی شفابخش<sup>۱\*</sup>، فربیرز فتحی<sup>۲</sup>، علی زایرزاده<sup>۳</sup>

### چکیده

روش‌های اولویت بندی اصلاح مقاطع پر تصادف، عمدتاً بر اساس روش‌های تک معیاره استوار بوده‌اند. به این ترتیب که با تعریف یک معیار مستقل و مجزا، شناسایی و اولویت بندی مقاطع مختلف انجام می‌شده است. با توجه به کمبود بودجه برای انجام اقدامات ایمن سازی، اولویت بندی مقاطع غیر ایمن از همیت خاصی برخوردار است. در این راستا روش‌های متفاوت و متعددی توسط کارشناسان ارائه شده که هر یک بر مبنای خاصی استوار بوده‌اند. در این بین می‌توان به دو ساختار کلی مبتنی بر بررسی‌های اقتصادی و فنی اشاره کرد. از طرفی به دلیل ضعف موجود در آمار تصادفات (ناقص، غلط یا بلا استفاده بودن آمار)، بهتر است تا روش‌های شناسایی و اولویت بندی ارائه شده، تا حد امکان بدون توجه به آمار تصادفات پایه‌گذاری و مطرح شوند و در اینجاست که روش‌های نو و فرا ابتکاری اهمیت ویژه‌ای پیدا می‌کنند. در این تحقیق که عنوان مطالعه جدیدی در زمینه ایمنی راه در کشور محسوب می‌گردد، از ابزار قدرتمند شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه پیش‌خواند برای پیش‌بینی اولویت اصلاح نقاط حادثه خیز محورهای استان مازندران، استفاده شده است و سعی شده است تا ضمن بررسی مزایای استفاده از شبکه عصبی، با در نظر گرفتن تاریخچه تصادفات نقاط و هزینه‌های اصلاح آن‌ها روش دستیابی به اولویت بندی بهینه مورد تحلیل و بررسی قرار گیرد.

### اطلاعات مقاله

دربافت مقاله: شهریور ۱۳۸۸  
پذیرش مقاله: بهمن ۱۳۸۸

**واژگان کلیدی:**  
اولویت بندی  
مقاطع پر تصادف  
هزینه‌های اصلاحی  
تصادفات  
شبکه عصبی

بررسی‌های اقتصادی و فنی اشاره کرد. از طرفی به دلیل ضعف موجود در آمار تصادفات (ناقص، غلط یا بلا استفاده بودن آمار)، بهتر است تا روش‌های شناسایی و اولویت‌بندی ارائه شده، تا حد امکان بدون توجه به آمار تصادفات پایه‌گذاری و مطرح شوند. روش‌های اولویت بندی اصلاح مقاطع پر تصادف، عمدتاً بر اساس روش‌های تک معیاره استوار بوده‌اند. به این ترتیب که با تعریف یک معیار مستقل و مجزا، شناسایی و اولویت بندی مقاطع مختلف انجام می‌شده است. [۱]

### ۱- مقدمه

با توجه به کمبود بودجه برای انجام اقدامات ایمن سازی، اولویت‌بندی مقاطع غیر ایمن از اهمیت خاصی برخوردار است. در این راستا روش‌های متفاوت و متعددی توسط کارشناسان ارائه شده که هر یک بر مبنای خاصی استوار بوده‌اند. در این بین می‌توان به دو ساختار کلی مبتنی بر

\* پست الکترونیک نویسنده مسئول: ghshafabakhsh@semnan.ac.ir

۱. استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان

۲. کارشناس ارشد راه و ترابری، دانشگاه سمنان

۳. کارشناس ارشد راه و ترابری، دانشگاه تهران

هر ناحیه مورد نظر با هم جمع می شوند و به هر ناحیه یک رتبه فراوانی تصادفات نسبت داده می شود و ناحیه‌ای که بیشترین تعداد تصادفات را داشته باشد رتبه ۱ را احراز می کند. در این روش پس از تعریف جمعیت آماری، برای هر جمعیت آماری، تعداد تصادفات برای هر نقطه و متوسط تصادفات در جمعیت آماری محاسبه می شود [۳].

#### ۲-۲- روش نرخ تصادفات<sup>۵</sup>

این روش هم برای حجم ترافیک و هم مجموع تعداد تصادفات منظور گردیده است. نرخ تصادفات نسبتی است بین تعداد تصادفات و میزان تردد وسایل نقلیه. نرخ تصادف عمدهاً بر حسب تعداد تصادفات به ازای میلیون وسیله نقلیه کیلومتر پیموده شده برای مقاطع طولی جاده و تعداد تصادفات به ازای میلیون وسیله وارد شده به گره یا تقاطع بیان می شود. در این روش پس از تعیین دوره تحلیل موقعیت همه تصادفات گزارش شده، سپس جوامع آماری مختلف تعریف می شود [۴].

#### ۳-۲- روش هزینه از دست رفته

این روش میزان افت پولی و هدر رفتن سرمایه ناشی از تصادفات را با وزن دادن به تصادفات در یک نقطه بر مبنای نتایج حاصل از جراحات، بررسی میکند. در این روش به تصادفات فوتی معمولاً وزن بیشتری نسبت به تصادفات با جراحات اندک و خسارتخانه داده می شود، بدین ترتیب شدت تصادفات را نیز در نظر می گیرد. مقدار کل ارزش از دست رفته از رابطه ۱ محاسبه می شود:

= ارزش از دست رفته

هزینه تلفات + هزینه جراحات سنگین + هزینه جراحات محتمل و سبک + هزینه خسارت مالی

$100 \times \text{هزینه یک جراحت سبک} = \text{هزینه یک کشته}$

= هزینه یک جراحت

$15 \times \text{هزینه یک جراحت سنگین سبک}$

که خسارت مالی مقدار واقعی خسارت را محاسبه می کند.

<sup>5</sup> Accident Rate

مهمترین عوامل مؤثر در پر حادثه ی نقاط شامل موارد زیر می باشد:

۱. فاصله از مراکز جمعیت
۲. نقاط خاص
۳. قوس افقی و قائم نامناسب
۴. عرض کم جاده
۵. مشکل وضعیت دید
۶. تعداد وسایل نقلیه عبوری
۷. ترکیب ترافیک
۸. یکطرفه یا دوطرفه بودن جاده
۹. مشکل روسازی
۱۰. مشکل زهکشی
۱۱. مشکل علائم افقی و عمودی

### ۲- روش‌های اولویت بندی نقاط حادثه خیز<sup>۱</sup>

اصولاً به منظور شناسایی نقاط حادثه خیز در یک مسیر ۲ روش کلی مطرح می شود: روش واکنشی<sup>۲</sup> یا بر پایه تصادفات و روش پیشگیرانه<sup>۳</sup> یا بر پایه مشاهدات که این روش بر اساس ویژگی‌ها و خصوصیات عملکردی جاده و به منظور شناسایی معضلات ایمنی جاده مورد استفاده قرار می گیرد [۲]. در ادامه روش‌های مختلف شناسایی و اولویت بندی نقاط حادثه خیز ارائه گردیده است:

#### ۱-۲- روش فراوانی تصادفات<sup>۴</sup>

این روش ساده‌ترین روش جهت شناسایی نقاط حادثه خیز می باشد. هر تصادف در محل وقوع خودش در شبکه جاده واقع شده است، تعداد کل تصادفات گزارش شده در

<sup>1</sup> Black spot

<sup>2</sup> Accident – Based Approach

<sup>3</sup> Observation – Based Approach

<sup>4</sup> Crash Frequency

### ۳- مروری بر تحقیقات گذشته

از سال ۱۹۳۳ اتحادیه اروپا مسئله ایمنی جاده‌ای را به عنوان زمینه‌ای کلیدی در بحث سیاست‌های حمل و نقل اروپا شناسایی کرد [۲]. در واقع از این تاریخ، کمیسیون اروپایی یک سری برنامه‌های ایمن سازی جاده‌ای را برای بررسی تأثیر آن‌ها بر وضعیت ایمنی آغاز نمود. ایمنی جاده‌ای بر سه اصل استوار است: رفتار راننده، عملکرد خودرو و زیرساخت‌های راه. بر این اساس، روش مهندس ایمنی راه شامل سه متغیر گوناگون می‌شود. مدیریت نقاط پرحداده و استراتژی‌های مربوط، ممیزی ایمنی راه و نظارت بر ایمنی جاده‌ای که منجر به تکنیک‌های پیشگیری کننده می‌گردد و در نهایت طرح عمومی ایمنی جاده‌ای [۶].

در اصطلاح فنی، تعریف پذیرفته شده همگانی و جهانی برای نقطه پرحداده وجود ندارد. بر اساس مطالعات گذشته، بعضی از محققان نقاط را بر اساس نرخ تصادف (تصادف بر کیلومتر - وسیله نقلیه یا بر وسائل نقلیه) برخی دیگر بر اساس فرکانس تصادف (تصادف بر کیلومتر - سال یا تصادف در سال) و عدمای نیز بر اساس ترکیبی از دو روش نقاط را رتبه بندی می‌کنند [۷]. اخیراً درصد انواع تصادفاتی که مرتبط با ساماندهی راهها هستند نیز در رتبه بندی نقاط به کار می‌رودن. دو روش مکمل برای کار تحقیقاتی در مورد تصادفات وجود دارد. کاهش تصادفات، که شامل اتخاذ راهکارهایی در جهت کاهش تعداد و شدت تصادفات است و دیگری جلوگیری از وقوع تصادفات. پیشگیری از تصادفات شامل اجرای اقدامات مؤثری است تا از وقوع تصادفات در آینده جلوگیری گردد. پدیده تجمع تصادفات از سال‌ها پیش شناسایی شده است و شواهد بسیاری وجود دارد که نشان می‌دهد شناسایی و بهسازی نقاط پرحداده به کمک راهکارهای کم هزینه مهندسی می‌توانند بسیار سودمند و مؤثر باشد. موقعیت اغلب برنامه‌های کاهش تصادفات تا حد زیادی وابسته به وجود یک پایگاه داده‌های قابل تحلیل آسان و قابل اعتماد است.

### ۴-۲- روش چگالی تصادفات

در این روش نواحی حادثه خیز توسط معیارهای چگالی نظری تعداد تصادفات در کیلومتر، تعداد تصادفات در ناحیه و تعداد تصادفات به ازای جمعیت رتبه بندی می‌شوند. این روش ارتباط نزدیکی با روش تعداد تصادفات دارد به طوری که تعداد تصادفات را به ازای هر کیلومتر برای مقاطع مختلف جاده بررسی می‌کند. این مقاطع به عنوان یک حداقل طول از جاده که دارای خصوصیات ثابتی می‌باشند با حداقل فاصله یک کیلومتر تعریف می‌شوند. آن دسته از نقاط که چگالی آن‌ها بیش از حد تعیین شده باشد، با منظور کردن ملاحظات اهمیت آماری شان بعنوان نقاط حادثه خیز طبقه بندی می‌شوند.

در این روش ابتدا چگالی تصادفات از طریق محاسبه تعداد تصادفات سالیانه به ازای هر کیلومتر محاسبه می‌شود. سپس چگالی بحرانی تصادفات بر اساس داده‌های تصادفات برای کلیه مناطق و نواحی محاسبه می‌گردد [۲].

### ۵-۲- بازرسی ایمنی جاده

اصول این روش بر پایه بازرسی‌های موجود و شناخت نقاط ضعف و کاستی مسیر است. به طور معمول هزینه‌های بازرسی کمتر از  $0.5$  درصد هزینه‌های کل پروژه راهسازی را شامل می‌شود اما بازگشت سرمایه قابل توجهی را به دنبال خواهد داشت. بازرسی ایمنی قبل یا بعد از انجام پروژه امکان پذیر است. در این روش مسیر مربوطه مستقیماً مورد بازرسی قرار می‌گیرد و اطلاعات کلی درباره هر عملیات بازرسی نظیر: موقعیت مکانی، تاریخ برداشت، گروه بازرسان، نوع شبکه راه، خطرات و مشکلات و روش‌های اصلاحی پیشنهادی بیان می‌شود. بسته به تناوب و تعداد خطرات نسبی و شدت تصادفات محتمل «بایین، متوسط، بالا و اضطراری» موارد مورد بازرسی مطابق با یک مقیاس موضوعی رتبه بندی می‌شود [۵].

با انتشار کتابی تحت عنوان پرسپترون توسط مینسکی و پاپرت<sup>۱۱</sup> در سال ۱۹۷۹ و بر ملا شدن ناتوانی پرسپترون در حل مسائل ساده چون XOR (یا حذفی)، مسائل شبکه عصبی در حدود ۱۵ سال از جذابیت افتاده و بودجه پژوهشی قابل توجهی صرف آن نشد. در خلال دهه ۸۰ که رشد تکنولوژی میکروپروسسورها روند صعودی داشت، تحقیقات روی شبکه‌های عصبی فرونی یافت و ایده‌های بسیار جدیدی مطرح شدند. در این تحول درباره شبکه‌های عصبی دو نگرش جدید قابل تأمل می‌باشند. ایده نخست توسط جان هاپفیلد<sup>۱۲</sup> فیزیکدان آمریکایی در سال ۱۹۸۲ مطرح شد. مطابق این ایده می‌توان از مکانیسم تصادفی جهت توضیح عملکرد یک طبقه وسیع از شبکه‌های برگشتی که می‌توان آن‌ها را جهت ذخیره‌سازی اطلاعات استفاده نمود، بهره برد. دومین ایده مهم که کلید توسعه شبکه‌های عصبی در دهه ۸۰ شد، الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد که توسط دیوید راملهارت<sup>۱۳</sup> و جیمز مکلنند<sup>۱۴</sup> در سال ۱۹۸۶ مطرح گردید. شبکه‌های عصبی با بروز این دو ایده متحول شدند.

#### ۴- کاربرد شبکه‌های عصبی

در سال‌های اخیر درباره شبکه‌های عصبی مصنوعی مقالات متعددی نوشته شده است و شبکه‌های عصبی کاربردهای زیادی در رشته‌های مختلف علوم در هر دو جهت نظری و عملی پیدا کرده‌اند. بیشتر پیشرفت‌ها در شبکه‌های عصبی به ساختارهای نوین و روش‌های یادگیری جدید مربوط می‌شود. باید توجه داشت که در حال حاضر اطلاعات موجود درباره نحوه عملکرد مغز بسیار محدود است و مهم‌ترین پیشرفت‌ها در شبکه‌های عصبی در آینده و زمانی که اطلاعات بیشتری از چگونگی عملکرد

معمولأً اصلی‌ترین و ارزشمندترین منبع اطلاعات تصادفات، فرم گزارش تصادفی است که توسط افسر پلیس حاضر در صحنه تصادف تکمیل می‌گردد. جزئیات حیاتی که در یک فرم گزارش تصادف باید موجود باشد عبارتند از اطلاعات دقیق و واقعی از محل وقوع تصادف، مصدومین و وسایل نقلیه درگیر به همراه وضعیت محیطی و گفته‌های شاهدان حادثه [۶].

ایده شبکه‌های عصبی از سال ۱۸۹۰ بر اساس نظریات ویلیامز جیمز<sup>۱</sup> آغاز شد. فعالیت‌های هرمان فون هلمهلتز<sup>۲</sup>، ارنست ماخ<sup>۳</sup> و ایوان پاولف<sup>۴</sup> از اواخر قرن نوزده به شکل گیری این نظریات کمک کرد. دیدگاه جدید شبکه‌های عصبی در دهه ۴۰ قرن بیستم زمانی که وارن مک کلوث<sup>۵</sup> والتر پیترز<sup>۶</sup> شان دادند که شبکه‌های عصبی می‌توانند هر تابع حسابی و منطقی را محاسبه نمایند آغاز شد. کار این افراد را می‌توان نقطه شروع حوزه علمی شبکه‌های عصبی مصنوعی نامید و این موضوع با دونالد هب<sup>۷</sup> ادامه یافت؛ شخصی که عمل شرط گذاری<sup>۸</sup> کلاسیک را که توسط پاولف مطرح شده بود، به عنوان خواص نرون‌ها معرفی نمود و سپس مکانیسمی را جهت یادگیری نرون‌های بیولوژیکی ارائه داد. وی در سال ۱۹۴۹ قانونی را برای آموزش وزن‌ها معرفی کرد که امروزه به نام قانون آموزش هب شناخته می‌شود. نخستین کاربرد علمی شبکه‌های عصبی در اواخر دهه ۵۰ قرن بیستم مطرح شد، زمانی که فرانک روزن بلات<sup>۹</sup> در سال ۱۹۵۸ شبکه عصبی پرسپترون<sup>۱۰</sup> را معرفی نمود. روزن بلات و همکارانش شبکه‌ای ساختند که قادر بود الگوها را از هم شناسایی نماید [۸].

<sup>۱</sup> Williams James

<sup>۲</sup> Hermann Von Helmholtz

<sup>۳</sup> Ernest Mach

<sup>۴</sup> Ivan Pavlov

<sup>۵</sup> Warren Mc Culoch

<sup>۶</sup> Walter Pitts

<sup>۷</sup> Donald Hebb

<sup>۸</sup> Conditioning

<sup>۹</sup> Frank Rosenblatt

<sup>۱۰</sup> Perceptron

<sup>11</sup> Minseky and Papert

<sup>12</sup> John Hopfield

<sup>13</sup> David Rummelhurt

<sup>14</sup> James Mcland

همچون دید مصنوعی، تشخیص و تولید پیوسته گفتار، فرآگیری ماشینی و نظایر آن با مشکلاتی روبرو بوده‌اند. در حال حاضر شبکه‌های عصبی کاملاً وابسته به سرعت پردازندۀ سیستم اجرا کننده هستند [۹].

- کاربردهای مهم شبکه‌های عصبی عبارتند از:
- سیستم آنالیز ریسک
  - شبیه سازی مسیر
  - سیستم راهنمایی اتوماتیک اتومبیل
  - پیش‌بینی کیفیت
  - پیشنهاد پروژه
  - مدیریت و برنامه ریزی
  - کنترل سیستم فرایند شیمیایی و دینامیکی
  - طراحی اعضای مصنوعی
  - کاهش هزینه
  - بهبود کیفیت
  - سیستم‌های بصری
  - تشخیص صدا
  - اختصار سخن
  - آنالیز بازار
  - اختصار اطلاعات و تصاویر
  - مترجم لحظه‌ای زبان
  - سیستم‌های تشخیص ترمز کامیون
  - زمانبندی وسیله نقلیه
  - سیستم‌های مسیریابی
  - تشخیص دارو
  - بازبینی امضا
  - پیش‌بینی وضعیت بازار
  - پیش‌بینی شاخص‌های اقتصادی
  - پیش‌بینی هوا
  - مدل کردن کنترل فرایند
  - تشخیص چهره

مغز و نرون‌های بیولوژیک در دست باشد مطرح خواهد شد [۹]. شبکه‌های عصبی را می‌توان با اغماس زیاد، مدل‌های الکترونیکی از ساختار عصبی مغز انسان نامید. مکانیسم فرآگیری و آموزش مغز اساساً بر تجربه استوار است. مدل‌های الکترونیکی شبکه‌های عصبی طبیعی نیز بر اساس همین الگو بنا شده‌اند و روش برخورد چنین مدل‌هایی با مسائل، با روش‌های محاسباتی که به طور معمول توسط سیستم‌های کامپیوتری در پیش گرفته شده‌اند، تفاوت دارد.

تصور عموم کارشناسان IT بر آن است که مدل‌های جدید محاسباتی که بر اساس شبکه‌های عصبی بنا می‌شوند، جهش بعدی صنعت IT را شکل می‌دهند. تحقیقات در این زمینه نشان داده است که مغز، اطلاعات را همانند الگوها (pattern) ذخیره می‌کند یک شبکه عصبی مصنوعی<sup>۱</sup> (ANN) ایده‌ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می‌پردازد. عنصر کلیدی این ایده، ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق العاده بهم پیوسته تشکیل شده (neurons) که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کند. ANN، نظریه انسان‌ها، با مثال یاد می‌گیرند. یک ANN برای انجام وظایف مشخص، مانند شناسایی الگوها و دسته بندی اطلاعات، در طول یک پروسه یادگیری، تنظیم می‌شود [۱۰].

شبکه‌های عصبی در مسیری گام برمی‌دارند که ابزارها توانایی فرآگیری و برنامه‌ریزی خود را داشته باشند. ساختار شبکه‌های عصبی به گونه‌ای است که قابلیت حل مسئله را بدون کمک فرد متخصص و برنامه ریزی خارجی داشته باشند. شبکه‌های عصبی قادر به یافتن الگوهایی در اطلاعات هستند که هیچ‌کس، هیچ‌گاه از وجود آن‌ها اطلاع نداشته است.

در حالی که سیستم‌های خبره در عمل به موفقیت‌های بسیاری دست یافته‌اند، شبکه‌های عصبی در کاربردهای

<sup>۱</sup> Artificial Neural Network

نقطه مورد نظر است که از رابطه ۲ به دست آمده است و نقطه‌ای که در شرایط تعداد تصادفات برابر، تصادفات جرحی و فوتی بیشتری داشته باشد در اولویت اصلاح قرار خواهد داشت [۱۱].

(۲)  $P = (فوتی) ۷ + (جرحی) ۵ + (\text{خسارتی})$   
پس از مرحله جمع آوری و مرتب سازی داده‌ها عملیات مدلسازی آن با شبکه عصبی آغاز گردید که در زیر مقدمات و روند انجام این پروسه تشریح گردیده است.

## ۵- اولویت بندی اصلاح نقاط پرحداده با شبکه عصبی مصنوعی

### ۱-۵ جمع آوری اطلاعات

قبل از هر کار لازم است تا داده‌های مربوط به تصادفات نقاط پرحداده در مناطق مورد نظر جمع آوری گردد که در این تحقیق ۶۶ نقطه پرحداده استان مازندران به عنوان نمونه موردی انتخاب گردید که در جدول زیر تعدادی از آن‌ها آورده شده است. مقدار  $p$  شاخص شدت تصادفات در

جدول ۱- نقاط پرحداده استان مازندران [۵]

ردیف	ابنای محور	انتهای محور	طول محور	فاصله از مبدأ	تعداد تصادفات X	تعداد تصادفات Y	فوتی Z	مقدار p	برآورد (میلیون ریال)
۱	خروجی نور	سه راهی محمودآباد	۲۰	۵	۳۴	۲۱	۲	۱۵۳	۵۰۰۰
۲	خروجی نور	سه راهی محمودآباد	۲۰	۲۰	۷۵	۳۹	۵	۳۰۵	۵۰۰۰
۳	پل نور	انتهای کمریندی نوشهر	۲۷	۲۱	۴۳	۱۸	۲	۱۴۷	۵۰۰۰
۴	آمل	محمودآباد	۲۵	۱۷	۲۰	۱۰	۱	۷۷	۴۱۰۰
۵	آمل	محمودآباد	۱۵	۲۰	۲۴	۱۵	۳	۱۲۰	۴۱۰۰
۶	آمل	محمودآباد	۱۵	۲۳	۱۵	۹	۱	۶۷	۱۲۱۰۰
۷	کندوان	کندوان	۷۰	۱	۴۲	۱۷	۵	۱۶۲	۱۶۰۰
۸	کندوان	کندوان	۷۰	۲	۵۳	۲۵	۵	۲۱۳	۲۱۰۰
۹	کندوان	کندوان	۷۰	۳	۴۳	۲۲	۴	۱۸۱	۲۱۰۰
۱۰	کندوان	کندوان	۷۰	۴	۵۲	۲۸	۶	۲۳۴	۲۱۰۰
۱۱	کندوان	کندوان	۷۰	۵	۳۹	۲۲	۳	۱۷۰	۲۱۰۰
....	....	....	....	....	....	....	....	....	....
۶۱	قائمشهر	فیروزکوه	۸۷	۲۷	۱۶	۳	۰	۳۱	۴۰۰۰
۶۲	قائمشهر	فیروزکوه	۸۷	۲۸	۴۲	۷	۱	۸۴	۲۰۰۰
۶۳	قائمشهر	فیروزکوه	۸۷	۳۱	۳۰	۴	۱	۵۷	۳۰۰۰
۶۴	قائمشهر	فیروزکوه	۸۷	۴۲	۷	۰	۱	۱۴	۲۵۰۰
۶۵	قائمشهر	فیروزکوه	۸۷	۶۰	۴۰	۱۳	۳	۱۲۶	۳۰۰۰
۶۶	قائمشهر	فیروزکوه	۸۷	۷۰	۶۰	۲۷	۳	۲۱۶	۳۰۰۰

پیش‌خواند، شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت فزاینده‌ای در انواع مسائل مهندسی و پیش‌بینی مورد توجه و استفاده قرار گرفته‌اند. توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی

۵-۲- مدلسازی اصلاح نقاط پرحداده استان تحت مطالعه با شبکه عصبی مصنوعی  
پس از تلاش‌های راملهارت و همکاران (۱۹۸۶) در توسعه الگوریتم پس انتشار خطأ برای آموزش شبکه عصبی

با خطای پیش‌بینی کمتر پیوسته تغییر می‌کنند. همچنین خروجی‌های هر نرون بعد از عبور از توابع تبدیل به نرون‌های لایه بعد منتقل می‌شوند [۱۲].

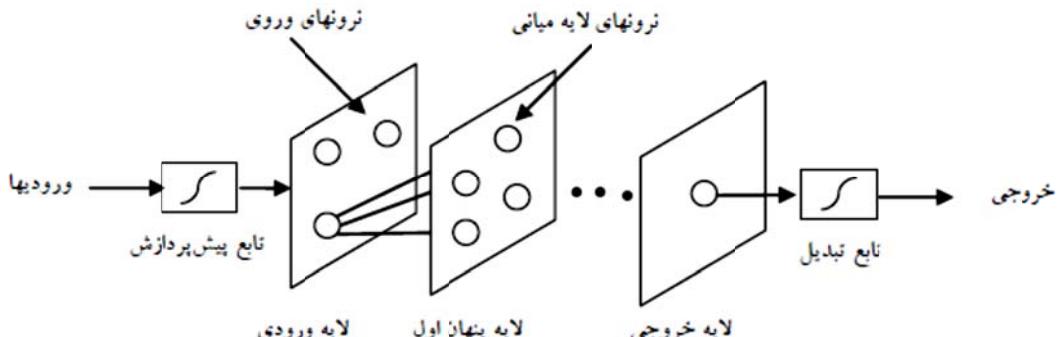
در این تحقیق از شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه پیش‌خوراند برای پیش‌بینی اولویت اصلاح نقاط حادثه‌خیز، استفاده شده است. شکل ۱ نمایی ساده از یک شبکه عصبی پیش‌خوراند و اجزاء آن را نشان می‌دهد.

طراحی معماری شبکه‌های عصبی یکی از بخش‌های مهم و تاثیرگذار بر عملکرد و نتایج شبکه است. منظور از معماری شبکه عصبی، تعیین پارامترهایی نظیر تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها در هر لایه و توابع انتقال در شبکه است.

در کشف روابط غیر خطی متغیر پیش‌بینی و در نتیجه افزایش دقت پیش‌بینی مهمترین مزیت استفاده از آن‌ها بر استفاده از روش‌های آماری نظیر رگرسیون و آنالیز سری‌های زمانی است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی الهام گرفته از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی، دارای ساختار و انواع مختلفی هستند.

نرون، کوچکترین واحد پردازش اطلاعات است، که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. هر شبکه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و تعدادی لایه میانی با تعدادی نرون درون هر لایه تشکیل شده است. و نرون‌های هر لایه با وزن‌هایی به نرون‌های لایه بعد متصل شده‌اند. طی فرآیند آموزش، این وزن‌ها جهت دستیابی به شبکه‌ای



شکل ۱- اجزاء یک شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خوراند [۹]

هیچکدام از روابط فوق برای تمامی مسائل کارایی ندارد. بنابراین بهترین روش برای تعیین تعداد نرون‌های هر لایه آزمون و سعی و خطا پیشنهاد شده است. همچنین نشان داده شده که حداقل  $2n+1$  نرون در هر لایه که در آن  $n$  تعداد نرون‌های لایه ورودی است، در کاربردهای شبکه عصبی کافی به نظر می‌رسد. در این تحقیق، شبکه در حالت‌های مختلف با حداقل تعداد ۲۵ نرون در هر لایه آزمون شده است تا بهترین مقدار این پارامتر در شبکه حاصل شود [۱۳].

**تابع تبدیل:** تابع تبدیل ارتباط بین ورودی و خروجی یک نرون و شبکه را تعیین می‌کند، که در این مدل‌سازی، از تابع تبدیل هایپربولیک سیگموئید، در لایه‌های پنهان استفاده گردید.

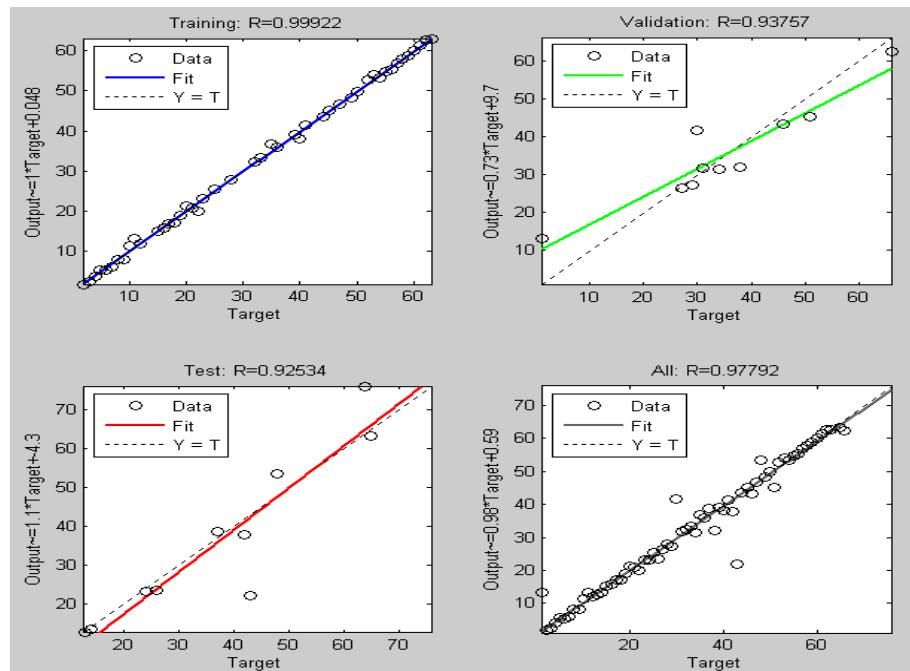
**تعداد لایه‌های پنهان:** لایه‌های پنهان نقش مهمی در توصیف روابط غیر خطی حاکم بر ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه دارند. محققین روابط مختلفی را برای تعیین تعداد لایه‌های پنهان پیشنهاد داده‌اند، اما هیچکدام از آن‌ها برای تمام مسائل کارایی ندارند. بهترین روش برای تعیین تعداد لایه‌های پنهان، استفاده از روش سعی و خطاست. اما استفاده از یک لایه و دو لایه پنهان در طراحی شبکه در بسیاری از تحقیقات پیشنهاد شده است. در این تحقیق نیز ارزیابی شبکه با یک و دو لایه پنهان، آموزش داده شده، تا بهترین نتیجه حاصل شود.

**تعداد نرون‌های هر لایه:** محققین از روابط مختلفی برای تعیین تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان استفاده کرده‌اند، که

**تعیین معنای مناسب شبکه عصبی:** معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی با معنای های مختلف تغییر می کند. اما این سؤال مطرح می شود که شبکه عصبی با چه معنای (چه ترکیبی) از سطوح مختلف هر پارامتر تاثیرگذار بر شبکه نتایج بهتری در پیش بینی دارد؟ جهت دستیابی به معنای مناسب شبکه، تعدادی از سطوح مختلف پارامترهای طراحی، جهت آزمون سعی و خطا انتخاب شد.

**تابع آموزش:** آموزش شبکه عصبی مصنوعی، یک بهینه سازی غیر خطی بدون محدودیت است که در آن اوزان در دفعات متعدد اصلاح می شوند تا میانگین و یا جمع مربuat خطای بین خروجی شبکه و مقادیر مورد انتظار به حداقل برسد. که در این اینجا، از تابع Levenberg-Marquardt در آموزش شبکه استفاده شده است. از مشخصه های این تابع این است که داده ها را به سه بخش آموزش، دقت و تست تقسیم می کند [۶].

در این تحقیق، ۷۰٪ داده ها جهت آموزش، ۱۵٪ سنجش دقت و ۱۵٪ نیز برای تست شبکه در نظر گرفته شد.

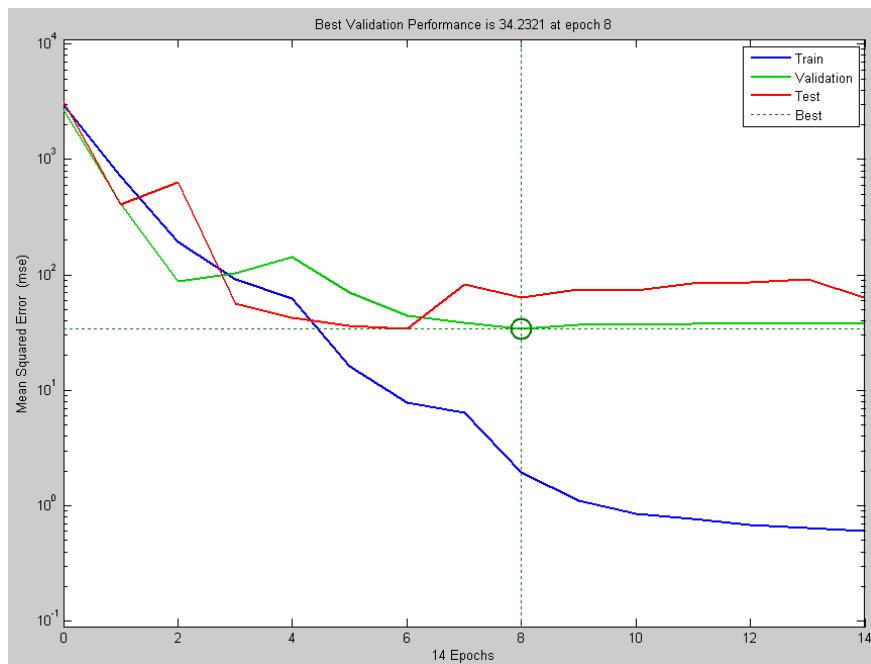


شکل ۲- معیار عملکرد شبکه

مثال ضریب همبستگی کل داده ها، برابر ۰/۹۷۷ است. در نهایت، بهترین عملکرد در شبکه های با معنای، تابع تبدیل تائزات سیگموئید (Tansig)، تابع آموزش Trainlm و تعداد یک لایه پنهان با ۱۰ نرون، حاصل گردید. از این رو در این تحقیق، پس از تعیین مقادیر MSE برای شبکه های مختلف، شبکه های با مقدار  $MSE = \frac{34}{232} = 0.15$  انتخاب گردید، که در شکل ۳ نشان داده شده است.

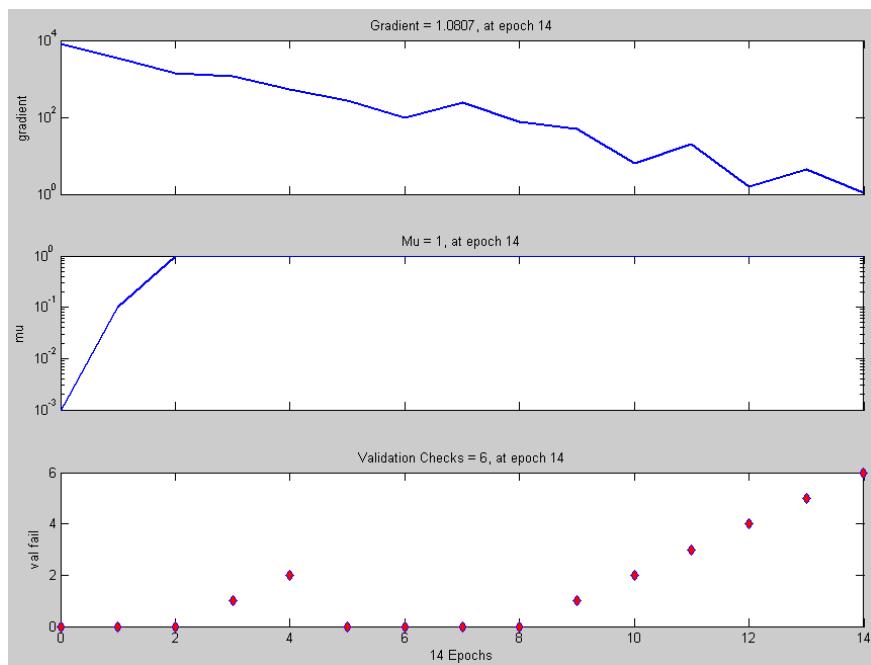
**اعتبارسنجی مدل ها:** به منظور تعیین شبکه قابل قبول از معیار میانگین خطای مربعی (MSE) استفاده گردید. این معیار در شبکه های مختلف تعیین شده و در نهایت شبکه های که بتوانند کمترین مقدار این خطا را به خود اختصاص دهد، به عنوان شبکه بهینه انتخاب می گردد.

شکل ۲، معیار عملکرد شبکه یعنی ضریب همبستگی هر یک از داده ها را در آزمون نهایی نشان می دهد. به عنوان



شکل ۳- میانگین خطای مربعی

همچنین در شکل ۴، روند رسیدن به مقدار MSE بدست آمده، در پروسه آموزش، برای داده‌های مختلف نشان داده شده است.



شکل ۴- روند یادگیری شبکه

بر اساس آنچه ذکر گردید و در نهایت بر اساس نتایج توجه به پارامترهای هزینه تقریبی اصلاحی و تاریخچه حاصل از مدل شبکه عصبی اولویت‌بندی نقاط پرحداده با تصادفات مطابق ذیل پیشنهاد گردید:

جدول ۲- اولویت‌بندی نقاط پرحداده براساس نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی

اولویت نهایی	انتهایی محور	ابتدایی محور	مدار <b>p</b>	مدار <b>Z</b>	تصادفات فوتی	تصادفات <b>Y</b>	تصادفات <b>X</b>	تصادفات خسارتی	فاصله از مبدا	طول محور	برآورد (میلیون ریال)
۱	سوادکوه	قائمشهر	۳۲	۱	۲	۱۵	۱۹,۵	۸۷	۱۰۰		
۲	سوادکوه	قائمشهر	۱۹۲	۵	۲۱	۵۲	۱۹	۳۵	۱۶۰۰		
۳	کندوان	کندوان	۲۳۴	۶	۲۸	۵۲	۴	۷۰	۲۱۰۰		
۴	کندوان	کندوان	۲۳۳	۸	۲۲	۶۷	۱۲	۷۰	۲۱۰۰		
۵	کندوان	کندوان	۲۱۴	۶	۲۴	۵۲	۷	۷۰	۲۱۰۰		
۶	کندوان	کندوان	۲۱۳	۵	۲۵	۵۳	۲	۷۰	۲۱۰۰		
۷	کندوان	کندوان	۱۶۲	۵	۱۷	۴۲	۱	۷۰	۱۶۰۰		
۸	کندوان	کندوان	۲۵۹	۸	۲۷	۶۸	۱۷	۷۰	۲۶۰۰		
۹	کندوان	کندوان	۱۸۹	۳	۲۴	۴۸	۱۵	۷۰	۲۱۰۰		
۱۰	کندوان	کندوان	۱۸۱	۴	۲۲	۴۲	۳	۷۰	۲۱۰۰		
۱۱	فیروزکوه	قائمشهر	۴۳	۱	۲	۲۶	۱۹	۸۷	۵۰۰		
۱۲	کندوان	کندوان	۱۷۵	۳	۲۰	۵۴	۲۰	۷۰	۲۱۰۰		
۱۳	کندوان	کندوان	۱۷۰	۳	۲۲	۳۹	۵	۷۰	۲۱۰۰		
۱۴	سوادکوه	قائمشهر	۱۶۴	۵	۱۶	۴۹	۱۵	۳۵	۲۱۰۰		
۱۵	کندوان	کندوان	۱۶۳	۴	۱۶	۵۵	۱۰	۷۰	۲۱۰۰		
۱۶	سه راهی	خروجی	۱۵۳	۴	۱۶	۴۵	۱۲	۳۵	۲۱۰۰		
۱۷	فیروزکوه	قائمشهر	۲۱۶	۳	۲۷	۶۰	۷۰	۸۷	۳۰۰۰		
۱۸	سوادکوه	قائمشهر	۱۱۰	۲	۱۲	۳۶	۷	۳۵	۱۶۰۰		
۱۹	کندوان	کندوان	۱۳۳	۲	۱۵	۴۴	۱۹	۷۰	۲۱۰۰		
۲۰	کندوان	کندوان	۱۳۲	۴	۱۲	۴۴	۹	۷۰	۲۱۰۰		
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
۶۰	فیروزکوه	قائمشهر	۵۷	۱	۶	۲۰	۱۵	۲۵	۶۱۰۰		
۶۱	آمل	بابل	۵۶	۱	۷	۱۴	۴	۲۵	۶۶۵۰		
۶۲	فیروزکوه	قائمشهر	۳۱	۰	۳	۱۶	۲۷	۸۷	۴۰۰۰		
۶۳	فیروزکوه	قائمشهر	۱۴	۱	۰	۷	۴۲	۸۷	۲۵۰۰		
۶۴	محمودآباد	آمل	۶۷	۱	۹	۱۵	۲۳	۱۵	۱۲۱۰۰		
۶۵	پل سفید	دوا آب	۳۹	۱	۳	۱۷	۲۰	۲۵	۷۱۵۰		
۶۶	سوادکوه	قائمشهر	۳۷	۰	۴	۱۷	۴	۳۵	۷۱۰۰		

## تبديل هایپربولیک سیگموئید، در لایه‌های پنهان

استفاده گردید.

❖ در این تحقیق، ۲۰٪ داده‌های جهت آموزش، ۱۵٪ سنجش دقت و ۱۵٪ نیز برای تست شبکه در نظر گرفته شد.

❖ جهت افزایش دقت اندازه‌گیری عملکرد هر شبکه، آموزش هر شبکه ۵ بار تکرار شده، و شبکه با

## ۶- نتیجه گیری

❖ در این تحقیق، شبکه در حالت‌های مختلف با حداقل تعداد ۲۵ نرون در هر لایه آزمون شده است تا بهترین مقدار این پارامتر در شبکه حاصل شود.

❖ تابع تبدیل ارتباط بین ورودی و خروجی یک نرون و شبکه را تعیین می‌کند، که در این مدل‌سازی، از تابع

شبکه‌های مختلف، شبکه‌ای با مقدار  $=\frac{34}{232}$  انتخاب گردید.

❖ بر اساس آنچه ذکر گردید و در نهایت براساس نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی اولویت بندی نقاط پرحداده با توجه به پارامترهای هزینه تقریبی اصلاحی و تاریخچه تصادفات پیشنهاد گردید که در برخی موارد اولویت بندی اولیه تحت تأثیر هزینه اصلاح نقطه قرار گرفته است و بنابراین لازم است تا تخمین دقیقی از هزینه اصلاح نقطه بر اساس تجربیات قبلی موجود باشد تا خروجی سیستم شبکه عصبی کمترین خطا را داشته باشد.

❖ هرچه نقاط و مشخصات آن‌ها با جزئیات بیشتری در دسترس باشد با اطمینان بیشتری اولویت بندی و اصلاح نقاط حادثه خیز صورت خواهد پذیرفت.

ترکیبات مختلف اجرا و ضریب همبستگی خروجی شبکه و مقدار واقعی اندازه گیری شده است.

❖ ضریب همبستگی کل داده‌ها، برابر  $\cdot 977$  است. در نهایت، بهترین عملکرد در شبکه‌ای با معماری،تابع تبدیل تانژانت سیگموئید (Tansig)، تابع آموزش Trainlm، و تعداد یک لایه پنهان با  $10$  نرون، حاصل گردید.

❖ به منظور تعیین شبکه قابل قبول از معیار میانگین خطای مربعی (MSE) استفاده گردید. این معیار در شبکه‌های مختلف تعیین شده و در نهایت شبکه‌ای که بتواند کمترین مقدار این خطای خود را به این اختصاص دهد، به عنوان شبکه بهینه انتخاب می‌گردد. از این‌رو در این تحقیق، پس از تعیین مقادیر MSE برای

## مراجع

- [۱] تحقیقات و فن آوری. (۱۳۸۳). تعیین نقاط پرحداده برای راههای ایران، وزارت راه و ترابری، پژوهشکده حمل و نقل.
- [۲] قربانی، م.، نوری امیری، م. (۱۳۸۴). راهنمای ایمنی راه (مجمع جهانی راه – پیارک)، وزارت راه و ترابری، معاونت آموزش، تحقیقات و فناوری، دفتر مطالعات فن آوری و ایمنی.
- [۳] Pawlovich, M.D. (2008). “Safety Improvement Candidate Location (SICL) Methods, Iowa Department of Transportation Highway Division, Engineering Bureau, Office of Traffic & Safety.
- [۴] Koorey, G., Carpenter, M., Appleton. (2008) I., “Safety Audit of Existing Roads Database”. IPENZ TransportationGroup Technical Conference.
- [۵] پیردوانی، ع. (۱۳۸۵). طراحی مدل تعیین و اولویت بندی نقاط پرحداده، پایان نامه کارشناسی ارشد راه و ترابری، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی.
- [۶] زایرزا، ع. (۱۳۸۴). بررسی تحلیلی نقاط حادثه خیز شبکه راههای کشور، پایان نامه کارشناسی ارشد راه و ترابری، دانشگاه تهران.
- [۷] Rokytova, J. (2009). “Black Spots Treatments on Routes in Rural Areas”, CZECH Republic.
- [۸] Sayer, I.A. (2008). “Accident Black Spot Investigation”, TRL.
- [۹] آمارنامه سازمان راهداری و حمل و نقل جاده‌ای، ۱۳۸۹
- [۱۰] خدادادیان، م. (۱۳۸۵). کاربرد تحقیق در عملیات در حل مسائل حمل و نقل، سمینار کارشناسی ارشد مهندسی برنامه ریزی حمل و نقل، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران.
- [۱۱] [۱] “Identifying Hazardous Road Location, Transportation Safety Analysis”, Portland State University, USA, Spring 2009.
- [۱۲] Mandloi, D., Gupta, R., (2010). “Evaluation of accident Black Spots on Roads using Geographical InformationSystem (GIS)”.Map India Conference.
- [۱۳] K.Geurts, G.Wets. (2009). “Black Spot Analysis Methods: Literature Review”,

## PRIORITIZATION OF EVENTFUL ROADS CORRECTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Gh. A. Shafabakhsh<sup>1,\*</sup>, F. Fathi<sup>2</sup> A. Zayerzadeh<sup>3</sup>

1. Assistant Professor, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan
2. M.Sc., Highway and Transportation, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan
3. M.Sc., Highway and Transportation, Faculty of Civil Engineering, Tehran University, Tehran

\*Corresponding Author: ghshafabakhsh@semnan.ac.ir

---

### ARTICLE INFO

Keywords:

Prioritization,  
Eventful sections,  
Corrective costs,  
Accidents,  
Neural Networks.

---

### ABSTRACT

Eventful sections prioritization methods usually have been based on single-criterion methods. Therefore, with respect to a separate and distinct criterion, identifying and prioritization of different sections have been done. Due to budget deficiency for immunization actions, prioritization non-immune sections are of great importance. In this regard, several different methods were presented by experts that were based on a specific basis. Among these, we can point to two general structures based on economic and technical studies. On the other hand due to weakness in accidents data (incomplete, incorrect or unused data), It is better to identify and prioritize the proposed methods, evaluated as far as possible without regard to the accidents data, here the new and innovative methods have special significance. In this study which is new in the field of road immune in the country, we use powerful device named multilayer Artificial Neural Networks for predicting prioritization of eventful MAZANDARAN road networks modifying. And tried to investigate the advantages of using neural networks, considering the history of accidents and the costs of their modifying, achieving method to optimal prioritization should be analyzed.

---