

مدل‌های پیش‌بینی شدت تصادف‌های موتورسیکلت در بزرگراه‌های شهری با استفاده از رگرسیون لوجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی

تاریخ دریافت: ۱۳۸۸/۰۸/۰۶

تاریخ پذیرش: ۱۳۸۸/۱۱/۰۳

فرزاد رضائی مقدم^۱

شهریار افندی‌زاده^۲

محمود احمدی‌نژاد^۳

مجتبی زیاری^۴

چکیده

با توجه به خطرپذیر بودن تردد موتورسیکلت‌ها در معابر و بزرگراه‌های شهری و خسارات وارده، در این مقاله بر آن شدیم با ارائه مدل پیش‌بینی شدت تصادف، به بررسی عوامل مؤثر در شدت تصادف موتورسیکلت‌ها بپردازیم، تا بتوان با شناسایی عوامل مؤثر در شدت این تصادف‌ها و با اتخاذ سیاست‌های عملکردی مناسب شدت این تصادف‌ها را تا حد مطلوبی کاهش داد. بر این اساس آمار مربوط به تصادف موتورسیکلت در بزرگراه‌های شهری تهران از سال ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۵ از بانک اطلاعاتی اداره راهنمایی و رانندگی شهر تهران، همچنین داده‌های مربوط به مشخصات ترافیکی از قبیل حجم ترافیک و سرعت جریان ترافیک از سازمان حمل و نقل و ترافیک تهران و مشخصات هندسی بزرگراه‌ها از شرکت مطالعات جامع حمل و نقل و ترافیک تهران جمع‌آوری گردید و در یک بانک اطلاعاتی واحدی که شامل ۵۳۶ مورد تصادف می‌باشد، مورد بررسی قرار گرفت.

در این مقاله، شدت تصادف‌های موتورسیکلت در دو حالت «خسارت جانی» و «خسارت مالی» طبقه‌بندی شده است و از دو روش مدل‌سازی ریاضی با استفاده از نرم‌افزار SPSS و مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی استفاده شده است.

نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی شدت تصادف‌های موتورسیکلت جواب‌های قابل قبولی را ارائه داده است. همچنین با مدل‌سازی، عواملی که تاثیر بیشتری بر روی افزایش و کاهش شدت تصادف‌ها دارند، شناسایی شده‌اند.

کلیدواژه‌ها: موتورسیکلت، شدت تصادف، رگرسیون لوجستیک، شبکه‌های عصبی مصنوعی، خسارت جانی و مالی.

^۱ مربی گروه عمران دانشگاه محقق اردبیلی

^۲ دانشیار دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت ایران

^۳ استادیار دانشکده عمران دانشگاه علم و صنعت ایران

^۴ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی راه و ترابری دانشگاه صنعتی شریف

مقدمه

آسیب‌های تصادف‌های رانندگی به علت مرگ و میر در کشورها مهم هستند [۵ و ۱۱]. با توجه به بررسی‌های صورت گرفته مشخص شده است هر سال بیش از دو میلیون نفر در تصادف‌های جاده‌ای در دنیا جان خود را از دست می‌دهند [۸].

با توجه به اینکه در معابر شهری معمولاً شدت تصادف‌ها برای تصادف‌های موتورسیکلت شدید می‌باشد و تحقیقات زیادی در مورد تصادف‌های موتورسیکلت انجام نگرفته است [۱۴] و با توجه به این نکته که اکثر استفاده‌کنندگان از موتورسیکلت اقشار متوسط و ضعیف جامعه هستند و با بروز تصادف علاوه بر درد و رنج، هزینه‌های زیاد پزشکی، نبود پول و ... خانواده‌های این افراد نیز دچار مشکلات زیادی می‌شوند [۱۳].

لذا در این مقاله به مدل‌سازی تصادف‌های موتورسیکلت در بزرگراه‌های شهری تهران پرداخته شده است و عواملی که تاثیر بیشتری بر روی افزایش و همچنین کاهش شدت این تصادف‌ها دارد شناسایی شده است تا با بررسی و بهبود این عوامل بتوان میزان شدت تصادف‌ها و جراحات وارده به استفاده‌کنندگان از موتورسیکلت را کاهش داد.

مطالعات پیشین

ساوالاین^۱ و مانرینگ^۲ شدت تصادف‌های موتورسیکلت را برای ایالت ایندیانا^۳ با استفاده از مدل‌های احتمالی بررسی نمودند. آنان سرعت زیاد، تاریکی، مصرف الکل، تصادف‌های جلو به جلو، تصادف با مانع ثابت و نگذاشتن کلاه ایمنی را جزء عواملی دانستند که باعث تصادف‌های با شدت زیاد می‌شوند [۱۴].

تورو^۴ و همکاران، تصادف‌های رانندگی برای عابران پیاده، دوچرخه‌سواران و سرنشینان وسائط نقلیه موتوری را با استفاده از تحلیل آماری بررسی کردند. در این بررسی، گروه‌های سنی ۲۹-۲۰ و ۵۹-۵۰ بیشترین تعداد فوتی را داشت، تعداد قربانیان مرد در تمامی گروه‌های سنی از زنان بیشتر بود، جراحات سر در افرادی که از تجهیزات ایمنی مثل کمر بند ایمنی در وسائط نقلیه و کلاه ایمنی در موتورسیکلت استفاده کردند در

¹Savlainen M.

²Mannering. F.

³Indiana State

⁴Turo

قیاس با افراد فاقد این تجهیزات ایمنی خیلی کمتر و همچنین جراحات وارده به عابران پیاده و دوچرخه‌سواران نسبت به سرنشینان وسایل نقلیه بیشتر می‌باشد. در این تصادف‌ها جراحات وارده به عابران پیاده و دوچرخه‌سواران در بسیاری از موارد به جراحات شدید از جمله شکستگی، قطع عضو و ضربه مغزی منجر شده است [۱۷].

در مطالعه‌ی دیگری، ساکومانو^۱ شدت تصادف وسائط نقلیه را با استفاده از مدل‌های لاجیت دوتایی بررسی نمود و عواملی نظیر خطای راننده، شرایط بد راننده (خستگی و مریضی)، عدم دید کافی، خستگی جاده، تصادف در شب، خرابی وسیله نقلیه، مصرف الکل و ... را افزایش دهنده و عواملی نظیر استفاده از کمربند ایمنی و ... را کاهش دهنده شدت تصادف‌ها دانست. او در ارائه مدل‌ها نشان داد در صورتی که در یک دسته (مثلاً تصادف‌های منجر به فوت) تعداد مشاهدات نسبت به کل تصادف کم باشد، ادغام آن با تصادف‌های جرحی و گرفتن آنها به عنوان یک دسته باعث معنی‌دار شدن متغیرهای بیشتر و نتایج بهتر در مدل‌ها می‌شود [۱۵].

چین‌وی پای^۲ و همکارانش ایمنی موتورسواران را در صورت عدم رعایت حق تقدم در گردش به راست در تقاطعات مورد بررسی قرار دادند، آنها از مدل لاجیت مرکب (با پارامترهای تصادفی) برای مدل‌سازی استفاده کردند و نتیجه گرفتند که عدم رعایت حق تقدم در مناطقی که ساختمان در آنها وجود ندارد و روشنایی تقاطع کافی نیست بیشتر اتفاق می‌افتد، همچنین عدم رعایت حق تقدم باعث تصادف موتورسواران در هنگام گردش به راست می‌شود [۶].

در تحقیقی دیگر چین‌وی پای به بررسی عدم توجه رانندگان وسائط نقلیه به تردد موتورسواران در تقاطعات پرداخت. در این بررسی او از مدل لاجیت برای مدل‌سازی استفاده کرد و نتیجه گرفت که بیشتر تصادف‌های مربوط به زمانی است که راننده وسیله نقلیه بدون توجه به حضور موتورسیکلت، با گردش به راست از راه فرعی به راه اصلی وارد می‌شود [۷].

^۱Sacomanno
^۲Chih-Wei Pai

مزهارول حاق^۱ و همکارانش برای بررسی مقصر بودن یا نبودن موتورسواران در تصادفها از مدل لاجیت استفاده کردند، آنها برای این کار داده‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۶ کشور سنگاپور را در محل‌های مختلف وقوع تصادف، از جمله بزرگراه‌ها، تقاطع‌ها و راه‌های عادی مورد بررسی قرار دادند. آنها برای بررسی دقیق‌تر، وضعیت راه و شرایط آب و هوا را نیز در نظر گرفتند. آنها به این نتیجه رسیدند که در بزرگراه‌ها و تقاطعات آمار بی‌گناهی موتورسواران در تصادف‌های رخ داده در شب رو به افزایش می‌باشد، در تصادف‌های راه‌های تک‌خطه یا دوخطه احتمال بی‌گناهی موتورسواران زیاد می‌باشد، در بزرگراه‌ها در تصادف‌ها رخ داده در خطوط میانی درصد موتورسواران مقصر زیاد می‌باشد. موتورسواران جوان و پیر بیشتر از میان‌سالان مقصر می‌باشند، همچنین درصد موتورسیکلت‌ها با قدرت موتور بالا در تصادف‌های رخ داده، در قیاس با موتورسیکلت‌های معمولی، بیشتر می‌باشد [۱۲].

ابوترابی و رضائی مقدم، با مدل‌سازی شدت تصادف‌ها در بزرگراه‌های درون شهری برای وسائینقلیه مختلف نشان دادند که سن کم راننده (زیر ۲۵ سال)، جنسیت راننده (مرد)، تاریکی هوا، عدم توانایی در کنترل وسیله‌نقلیه، انحراف به چپ، تخطی از سرعت مجاز (مطمئنانه)، حجم ترافیک کمتر از ۲۰۰۰ وسیله‌نقلیه در ساعت، حرکت با دنده عقب در بزرگراه، نقص فنی در وسیله‌نقلیه، تصادف‌ها با موتورسیکلت و دوچرخه، تصادف‌های روی پل، تصادف‌های جلو به جلو، تصادف‌های جلو به پهلو و تصادف‌های چند وسیله جزء متغیرهایی هستند که باعث افزایش شدت تصادف‌ها در بزرگراه‌ها می‌شود [۱].

تعریف متغیرهای مدل

جهت مدل‌سازی، شدت تصادف‌های موتورسواران به عنوان متغیر وابسته، به دو حالت «خسارت جانی» و «خسارت مالی» تقسیم شده‌است. داده‌های مربوط به مشخصات ترافیکی از قبیل حجم ترافیک و سرعت جریان ترافیک و مشخصات هندسی بزرگراه‌ها به ترتیب از سازمان حمل و نقل و ترافیک تهران و شرکت مطالعات جامع حمل و نقل و ترافیک تهران جمع‌آوری شده‌است. اطلاعات مربوط به تصادف‌ها نیز از بانک اطلاعاتی

^۱Md. Mazharul Haque

اداره راهنمایی و رانندگی شهر تهران که از طریق جمع‌آوری فرم‌های تکمیل شده توسط پلیس در محل تصادف‌ها تهیه شده (فرم کام ۱۱۳)، به‌دست آمده است. لازم به توضیح است، این بانک اطلاعاتی شامل ۵۳۶ مورد تصادف موتورسیکلت مربوط به سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۵ می‌باشد.

برای مدل‌سازی در این مقاله از متغیرهایی که در جدول یک آورده شده است، استفاده شده است.

جدول یک: متغیرهای مورد استفاده در مدل شدت تصادف‌های موتورسیکلت‌ها

ردیف	شرح متغیر	نام لاتین(علامت اختصاری)	تعداد حالات
۱	شدت تصادف	Accident Severity (Z1,Z2)	۲
۲	روز تصادف	Day (Day1, Day2)	۲
۳	ساعت تصادف	Hour (Hour1, Hour2)	۲
۴	عرض معبر	Lane Width (LW1, LW2, ...)	۶
۵	سن موتورسوار	Age (Age1, Age2, Age3)	۳
۶	جنسیت موتورسوار	Gender (Man, Woman)	۲
۷	وضعیت روشنایی	Light Condition (Light1, Light2)	۲
۸	وضعیت هوا	Weather Condition (WC1, WC2...)	۶
۹	علت تامه تصادف	Accident Reason (C1, C2, ...)	۱۴
۱۰	شرایط معبر	Road Condition (E1, E2, ...)	۱۰
۱۱	نحوه برخورد	Crash State (B1, B2, ...)	۶
۱۲	نوع برخورد	Crash Type (A1, A2, ...)	۶
۱۳	تحصیلات موتورسوار	Degree of Rider (Dg1, Dg2, Dg3)	۳
۱۴	عامل انسانی مؤثر در تصادف	Human Factor (HF1, HF2, ...)	۵
۱۵	حجم ترافیک	Volume (V1, V2, ...)	۴
۱۶	سرعت جریان ترافیک	Speed (S1, S2, ...)	۴

مدل‌سازی

در این مقاله، برای تعریف ارتباط شدت تصادف‌های موتورسیکلت با متغیرهای مستقل جدول ۱، ابتدا با استفاده از نرم‌افزار SPSS و بانک اطلاعاتی تهیه شده در محیط ACCESS، مدل ریاضی‌ای ارائه شده و مورد ارزیابی قرار گرفته است [۴]. سپس با

استفاده از شبکه‌های عصبی و بانک اطلاعاتی تهیه شده در محیط ACCESS، مدل دومی ارائه شده است و نهایتاً با مدل ریاضی ارائه شده مورد مقایسه قرار گرفته است.

مدل‌سازی ریاضی با استفاده از SPSS

بانک اطلاعاتی تهیه شده در ACCESS شامل ۵۳۶ مورد تصادف مربوط به موتورسیکلت در بزرگراه‌های شهری تهران می‌باشد که طی سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۵ اتفاق افتاده است. از این تعداد تصادف ۱۲۷ مورد منجر به خسارت جانی و ۴۰۹ مورد منجر به خسارت مالی شده است. بعد از برازش چندین مدل برای این داده‌ها، معلوم شد که مناسب‌ترین مدل برای تعیین ارتباط شدت تصادف‌ها با عوامل مستقل، مدل رگرسیون لاجیت است که به صورت زیر تعریف می‌شود [۹]:

$$p_{khj} = \frac{1}{1 + e^{y_{kjm} - y_{khj}}} \quad (1)$$

که در آن:

p_{khj} : احتمال وقوع تصادف منجر به خسارت جانی

y_{kjm} : تابع مطلوبیت برای وقوع تصادف‌های مالی

y_{khj} : تابع مطلوبیت برای وقوع تصادف‌های جانی می‌باشد.

تابع مطلوبیت برای وقوع تصادف‌های جانی و یا مالی تابعی از عوامل مؤثر در تصادف‌ها در نظر گرفته شده و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Y = A + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots \quad (2)$$

که در آن:

Y : مطلوبیت

A : ثابت مدل،

B_1, B_2, \dots : ضرایب وزنی متغیرها،

X_1, X_2, \dots : متغیرهای مستقل، می‌باشند.

برای مدل‌سازی، ابتدا تحلیل همبستگی بین پارامترهای مدل انجام شد تا متغیرهای مشابه در یک مدل به طور همزمان مورد استفاده قرار نگیرند. سپس فرایند مدل‌سازی با استفاده از متغیرهای مستقل مطابق با جدول شماره یک، انجام شد.

لازم به ذکر است در این تحقیق از روش انتخاب رو به جلو استفاده شده است. در این روش، در ابتدا مدل تنها مقدار ثابت را شامل می‌شود. سپس در هر قدم، متغیری به مدل اضافه می‌شود که بیشترین تغییر را در ضریب همبستگی R^2 ایجاد کند و این تغییر در R^2 باید به حدی باشد که بتوان این فرضیه صفر را رد کرد که مقدار واقعی تغییر برابر با صفر است. ورود متغیرها به مدل زمانی متوقف می‌شود که متغیر دیگری وجود نداشته باشد که افزایش معنی‌داری در مقدار R^2 ایجاد کند. با توجه به این توضیحات و انتخاب روش رو به جلو ابتدا مدل بعد از ۲۷ مرحله تکرار کالیبره شد. با توجه به P-Value بالای ۰/۰۵ بعضی از متغیرها، با حذف این متغیرها در لیست متغیرهای مستقل، پرداخت مدل مجدداً صورت گرفت که نهایتاً بعد از ۴ مرتبه خارج کردن متغیرهای دارای P-Value بالای ۰/۰۵ مدل نهایی بعد از ۱۲ مرحله تکرار کالیبره شده که در جدول دو، متغیرهای معنی‌دار شده به همراه ضرایب P-Value و آماره مربع کای آورده شده است [۲].

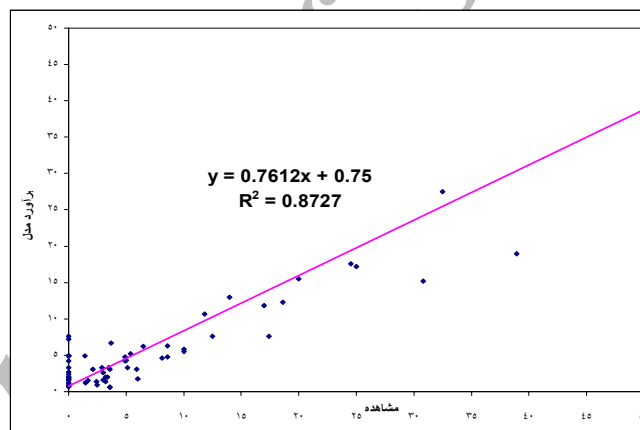
جدول دو: متغیرهای معنی‌دار و ضرایب آنها در مدل نهایی شدت تصادف‌های موتورسیکلت‌ها

نام متغیر	ضریب (B)	EXP(B)	P-Value	Model Log Likelihood
Day2	-۴.۴۵۳	۰.۰۱۲	۰.۰۰۰	-۱۳۷.۹۲۳
LW4	۲.۹۰۰	۱۸.۱۸۲	۰.۰۰۰	-۱۳۲.۰۹۶
LW6	۳.۲۰۷	۲۴.۷۰۵	۰.۰۰۰	-۱۴۳.۲۰۶
Woman	-۲.۳۹۴	۰.۰۹۱	۰.۰۳۳	-۱۱۹.۲۳۰
Age2	۱.۴۷۲	۴.۳۵۷	۰.۰۰۰	-۱۲۴.۳۷۷
A1	۳.۱۶۵	۲۳.۸۱۰	۰.۰۰۰	-۱۴۸.۱۵۶
B1	۲.۴۵۷	۱۱.۶۲۸	۰.۰۰۳	-۱۲۲.۸۵۱
B3	۳.۷۸۹	۴۳.۴۷۸	۰.۰۰۰	-۱۳۲.۱۱۶
C1	۲.۶۵۵	۱۴.۲۲	۰.۰۲۱	-۱۱۹.۳۴۳
C4	۳.۳۷۰	۲۹.۴۱۲	۰.۰۰۰	-۱۳۴.۶۵۷
C12	۲.۲۰۳	۹.۰۵	۰.۰۱۸	-۱۱۹.۷۴۸
Dg1	۳.۳۶۰	۲۸.۷۸۹	۰.۰۰۰	-۱۴۷.۰۳۲
Constant	۷.۵۸۷	۱۹۷۲.۱۵	۰.۰۰۰	-

در این مدل، Day2: متغیر مربوط به تصادف در روز تعطیل، LW4: عرض معبر ۲۲ - ۱۸ متر، LW6: عرض معبر بالای ۲۵ متر، Woman: موتورسواران زن، Age2: موتورسواران گروه سنی ۲۵-۵۰ سال، A1: نوع برخورد به صورت تک‌وسیله، B1: نحوه تصادف به صورت جلو به جلو، B3: نحوه تصادف به صورت جلو به پهلو، C1: عدم رعایت فاصله طولی، C4: عدم توجه به جلو، C12: تغییر ناگهانی مسیر و Dg1: متغیر مربوط به بیسوادی موتورسواران می‌باشد.

در این مدل‌سازی از داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۸۲ تا ۱۳۸۴ برای مدل‌سازی استفاده شده است و در نهایت مدل با ۱۰۷ داده مربوط به تصادف‌های در سال ۱۳۸۵ مورد ارزیابی قرار گرفته است.

تطابق مشاهدات با آنچه از مدل برآورد شده است با استفاده از رگرسیون در شکل یک بررسی شده است و نتایج مربوط به درصد صحیح پیش بینی برای خسارت مالی و جانی در جدول سه آورده شده است.



شکل یک: مقایسه احتمال تصادف‌های منجر به خسارت جانی حاصل از مدل و واقعیت

جدول سه: مقایسه مقادیر واقعی با مقادیر برآورد شده از مدل

شدت تصادف	خسارت جانی		خسارت مالی	
	مشاهده شده	برآورد شده	مشاهده شده	برآورد شده
مدل	۲۹۷	۲۶۹	۹۶	۷۹
درصد تصحیح	٪۹۰/۹		٪۸۱/۴	

تعیین اعتبار مدل

تعیین اعتبار مدل پیش‌بینی شده، یکی از مهم‌ترین مراحل مدل‌سازی است. چرا که تعیین اعتبار یک مدل یعنی پاسخ به این سؤال که: «مدل پیش‌بینی شده برای یک مساله تا چه اندازه می‌تواند آن را توضیح داده و بازسازی کند.» [۱۵].

در رگرسیون لجستیک (مدل‌های لاجیت) علاوه بر ارزیابی مدل با داده‌های سال ۱۳۸۵ و تطابق مدل با واقعیت، از آماره مربع کای به طور گسترده جهت تعیین اعتبار مدل و نشان دادن تاثیر متغیرهای مختلف در مدل استفاده می‌شود که در خروجی مدل به صورت $2\text{Log}(\text{likelihood})$ مشخص می‌شود. مقدار این آمار در مدل نهایی از $405/386$ در مرحله اول به $233/505$ در مرحله دوازدهم کاهش پیدا کرد که اهمیت متغیرهای باقیمانده در مرحله آخر مدل را نشان می‌دهد [۱۵].

نتایج مدل‌سازی ریاضی

در مدل ریاضی ارائه شده در این مقاله، متغیر مربوط به تصادف روز تعطیل (Day2) با علامت منفی ظاهر شده و نشان می‌دهد که در روزهای تعطیل (نسبت به روزهای غیر تعطیل) شدت تصادفها کمتر است. متغیرهای LW4 (عرض معبر ۱۸ تا ۲۲ متری) و LW6 (عرض معبر بالای ۲۵ متر) به صورت مثبت و با تاثیر توانی زیاد ظاهر شده است. در مورد متغیر Woman (موتور سواران زن) با توجه به تعداد کم آنها در ایران در مدل ارائه شده با ضریب منفی معنی‌دار شده است ولی در حالت کلی می‌توان گفت در مورد تاثیر موتورسواران زن در شدت تصادفها در این مدل به دلیل وجود تعداد کم آنها نمی‌توان اظهار نظر کرد.

متغیر Age2 (موتورسواران گروه سنی ۲۵ تا ۵۰ سال) اهمیت زیادی نسبت به گروه‌های سنی دیگر داشته و در مدل با ضریب مثبت معنی‌دار شده است. متغیر مربوط به تک‌وسیله (A1) نسبت به سایر متغیرهای این گروه اهمیت بیشتری داشته و در مدل معنی‌دار شده است. ضرایب مثبت متغیرهای B1 و B3 بیان می‌کنند که شدت تصادف در برخوردهای «جلو به جلو» و «جلو به پهلو» بیشتر است. در مورد علت تامه تصادف، متغیرهای C1 (عدم رعایت فاصله طولی)، C12 (تغییر مسیر ناگهانی) و متغیر

C4 (عدم توجه به جلو) با ضرایب مثبت در مدل ظاهر شده و نشان می دهد عدم رعایت این موارد در تصادفها باعث افزایش شدت تصادفها شده است. همچنین مشخص شده، بیسوادی برخی از موتورسوارها (متغیر Dg1) نیز می تواند تاثیر افزاینده بر روی شدت تصادفها داشته باشد.

مدل سازی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

در شبکه های عصبی مصنوعی¹ از عملکرد مغز انسان در یادگیری استفاده شده است. بدین صورت که برای یافتن رابطه بین تعدادی پارامتر مستقل و پارامترهای وابسته از یک سری داده برای آموزش شبکه استفاده می شود و شبکه رابطه بین پارامترهای مستقل و وابسته را به صورت غیر ریاضی تعیین می کند و در نهایت با داده هایی به عنوان داده های تست شبکه، عملکرد شبکه تست می شود. البته از میان داده های آموزشی تعدادی نیز به عنوان داده های اعتبار سنجی² تعیین می شوند که پاسخ شبکه به این داده ها نشان می دهد که شبکه در برخورد با داده هایی که قبلاً تجربه نکرده (داده های تست شبکه) چه عملکردی را خواهد داشت.

در تربیت شبکه های عصبی از الگوهای آموزشی متعددی استفاده می شود که از جمله این الگوها که در این مقاله نیز استفاده شده اند می توان به MLP³ (پرسپترون چندلایه) و GFF⁴ که شکل عمومی تر MLP می باشد اشاره کرد [۱۶]. نحوه تربیت MLP بدین صورت می باشد که ورودی ها در لایه اول در ضرایب وزنی که به صورت تصادفی، هر عدد دلخواهی می توانند باشند، ضرب شده و در لایه دوم وارد نرون ها می شوند. وظیفه هر نرون محاسبه مجموع حاصل این ضرایب ورودی که با net_i که به صورت رابطه دو تعریف شده، مشخص می شود و وارد کردن این مجموع در تابعی به نام تابع تحریک⁵ طبق رابطه سه می باشد.

¹ Artificial Neural Networks(ANN)

² Cross Validating Data

³ Multi-Layer Perceptron

⁴ General Feed Forward

⁵ Activation Function

$$net_i = \sum w_{ij} \cdot x_i \quad (2)$$

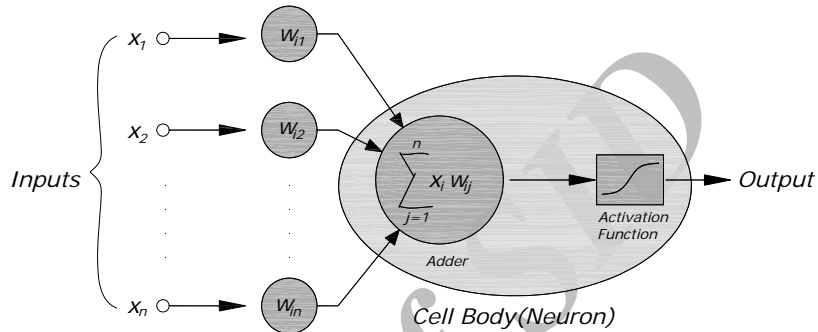
$$out_i = F(net_i) \quad (3)$$

out_i : خروجی نرون

w_{ij} : ضریب وزنی از سلول i لایه اول به سلول j لایه دوم

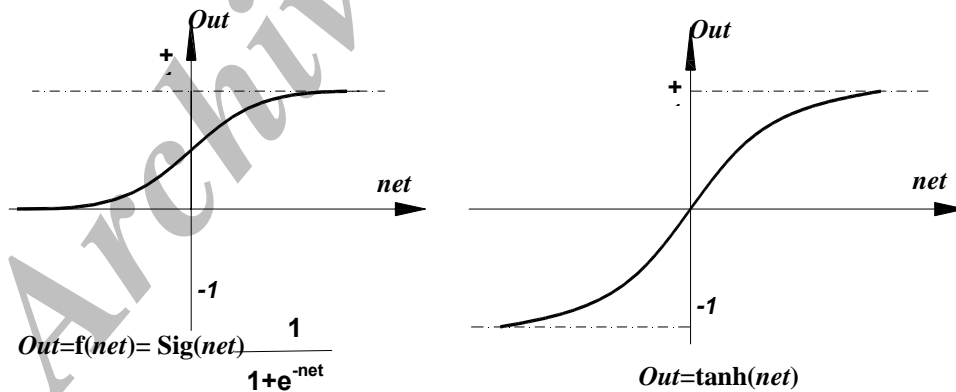
x_i : ورودی سلول i می‌باشد.

در شکل دو عملکرد یک نرون در شبکه آورده شده است.



شکل دو: ساختار سلول عصبی

در این مقاله از دو نوع تابع تحریک، تانژانت هیپربولیک و تابع سیگموئید استفاده شده است که در شکل سه نشان داده شده است.



شکل سه: توابع تحریک

در حین آموزش خطای بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب^۱ محاسبه شده و از آخرین آخرین لایه، این خطا به لایه قبلی ارسال شده و ضرایب وزن بر اساس روابط ۴ یا ۵، اصلاح می‌شوند. دوباره شبکه بر اساس ضرایب وزن جدید خروجی را تولید کرده و دوباره خطا را که رو به کمتر شدن می‌باشد محاسبه کرده و به داخل شبکه پسانتشار می‌کند تا این که بعد از دورهای متعدد این خطا به مقداری خیلی کم که مطلوب و مورد نظر ما می‌باشد، برسد. جزییات کامل مربوط به MLP و GFF را می‌توان در تحقیقات قبلی یافت [۱۰].

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} o_{pj} \quad (۴)$$

$$\delta_{pi} w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pi} o_{pj} + \alpha [w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)] \quad (۵)$$

که در آن:

$w_{ij}(t+1)$: ضریب وزن در مرحله $t+1$ از سلول i به سلول j لایه بعدی

$w_{ij}(t)$: ضریب وزن در مرحله t از سلول i به سلول j لایه بعدی

η : ضریب آموزش

δ_{pi} : اختلاف بین خروجی مطلوب و خروجی شبکه در سلول p لایه j ام

o_{pj} : خروجی شبکه در سلول p لایه j ام

δ_{pi} : خروجی شبکه در سلول p لایه i ام

α : ضریب مومتنم

$w_{ij}(t-1)$: ضریب وزن در مرحله $t-1$ از سلول i به سلول j لایه بعدی می‌باشد.

نتایج شبکه‌های عصبی

برای مدل‌سازی شبکه در این مقاله، تعداد کل ۵۳۶ داده مربوط به تصادف به سه قسمت داده‌های آموزش شبکه (۷۰٪ کل داده‌ها)، داده‌های اعتبار سنجی (۱۰٪ کل داده‌ها) و داده‌های تست شبکه (۲۰٪ کل داده‌ها) تقسیم شده است. برای طبقه‌بندی تصادف در دو سطح «خسارت جانی» و «خسارت مالی» در خروجی شبکه، دو پارامتر Z_1 و Z_2 به ترتیب خسارت جانی و خسارت مالی در نظر گرفته شد. متغیرهای

¹ Target

مستقل مطابق با جدول ۱ به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است، تعداد ۷ متغیر (شامل Wc2,3,5، C5,11، E1,9) به دلیل یکسان بودن در نمونه‌ها و عدم تغییر آن حذف شدند. در این روش برای ارزیابی مدل‌های ساخته شده از آزمون‌های میانگین مربع خطاها^۱، مقدار نرمال شده میانگین مربع خطاها^۲ و ضریب همبستگی (برازش)^۳ طبق فرمول‌های ۶، ۷ و ۸ استفاده شده است.

$$MSE = \frac{\sum_{i=0}^N (d_i - y_i)^2}{N} \quad (۶)$$

$$NMSE = \frac{N^2 \cdot MSE}{N \sum_{i=0}^N d_i^2 - (\sum_{i=0}^N d_i)^2} \quad (۷)$$

$$r = \frac{\sum (y_i - \bar{y})(d_i - \bar{d})}{\sqrt{\frac{\sum (d_i - \bar{d})^2}{N}} \sqrt{\frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{N}}} \quad (۸)$$

که در این روابط:

d_i : خروجی مطلوب داده i ام

y_i : خروجی شبکه داده i ام

N : تعداد داده‌های ورودی شبکه

\bar{d} : میانگین مقادیر خروجی مطلوب

\bar{y} : میانگین مقادیر خروجی شبکه

MSE : میانگین مربع خطاها

$NMSE$: مقدار نرمال شده میانگین مربع خطاها

مدل مناسب مدلی است که هر سه معیار را برآورده نماید. برای مثال در مورد خطای MSE، با ضرب کردن مقادیر خروجی در یک عدد ثابت این خطا نیز تغییر خواهد یافت. هر چه مقادیر خطاهای MSE و NMSE کمتر (نزدیک صفر) و مقدار برازش شبکه به ۱ نزدیک باشد، نتایج به دست آمده از شبکه قابل قبول خواهد بود.

¹ Mean Square Error(MSE)

² Normalized Mean Square Error(NMSE)

³ Correlation

با استفاده از روش‌های مختلف ۶ مدل مطابق با جدول چهار ارائه گردید. همچنین در این جدول نتایج مربوط به تست شبکه شامل ۲۰٪ کل داده‌ها (۱۰۷ داده از ۵۳۶ داده) برای هر مدل ارائه شده است. لازم به ذکر است برای تربیت شبکه از نرم‌افزار (Neurosolutions5(Full Version) استفاده شده است.

با توجه به جدول چهار مشاهده می‌شود که مقادیر پیش‌بینی شده برای Z1، Z2، MSE، NMSE و r برای شش مدل ارائه شده به هم نزدیک بوده و قابل قبول می‌باشند. در نهایت با مقایسه مدل‌های ارائه شده، مدل چهار به عنوان مدل نهایی انتخاب گردید. در این مدل‌سازی از بین ۱۰۷ داده تست، ۸۴ مورد مربوط به خسارت جانی (Z1) و تعداد ۲۳ مورد مربوط به خسارات مالی (Z2) بود که مدل شماره چهار، تعداد ۸۱ مورد را برای Z1 و تعداد ۱۹ مورد را برای Z2 درست پیش‌بینی کرده است و در جدول پنج آورده شده است.

جدول چهار: مدل‌های نهایی شبکه‌های عصبی برای داده‌های تست

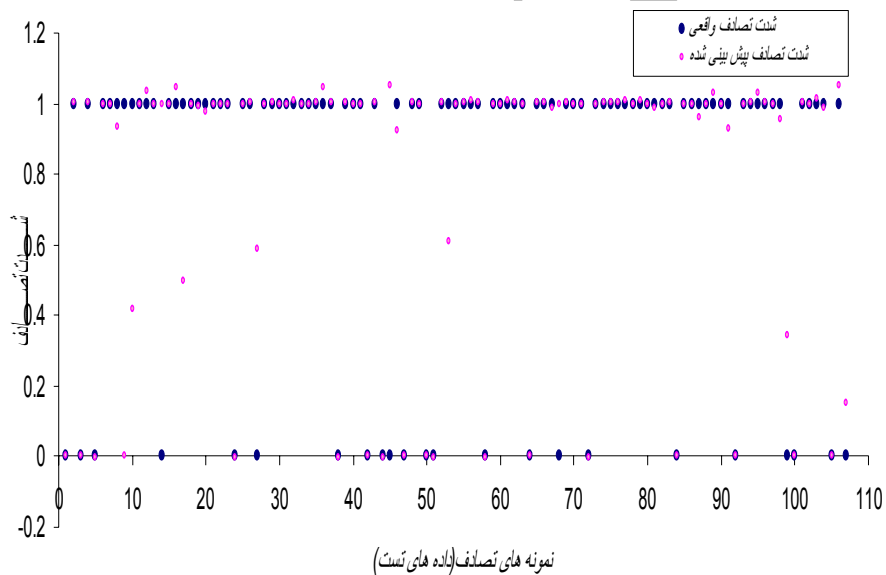
Z2	Z1	Output / Desired	اطلاعات مدل
۶	۸۱	Z1	شماره مدل: ۱
۱۷	۳	Z2	الگوی یادگیری:
Z2	Z1	Performance	MLP
۰/۰۷۰۸	۰/۰۷۱۲	MSE	نرون لایه پنهان:
۰/۴۱۹۷	۰/۴۲۲	NMSE	۹
۰/۷۷۰۵	۰/۷۶۷۵	r	تابع تحریک:
۷۳/۹۱۳	۹۶/۴۲۸۶	Percent Correct	Tanh
Z2	Z1	Output / Desired	اطلاعات مدل
۵	۸۱	Z1	شماره مدل: ۲
۱۸	۳	Z2	الگوی یادگیری:
Z2	Z1	Performance	MLP
۰/۰۵۷۱	۰/۰۵۷	MSE	نرون لایه پنهان:
۰/۳۳۸۵	۰/۳۳۸	NMSE	۱۳
۰/۸۲۰۴	۰/۸۲۰۸	R	تابع تحریک:
۷۸/۲۶۰۹	۹۶/۴۲۸۶	Percent Correct	Sigmoid

Z2	Z1	Output / Desired	اطلاعات مدل
۳	۸۱	Z1	شماره مدل: ۳
۲۰	۳	Z2	الگوی یادگیری:
Z2	Z1	Performance	MLP
۰/۰۵۳۱	۰/۰۵۳	MSE	نرون لایه پنهان:
۰/۳۱۴۵	۰/۳۱۳۹	NMSE	۲۷
۰/۸۴۹۵	۰/۸۴۹۹	r	تابع تحریک:
۸۶/۹۵۶۵	۹۶/۴۲۸۶	Percent Correct	Tanh
Z2	Z1	Output / Desired	اطلاعات مدل
۴	۸۲	Z1	شماره مدل: ۴
۱۹	۲	Z2	الگوی یادگیری:
Z2	Z1	Performance	MLP
۰/۰۴۹۶	۰/۰۵۰۰	MSE	نرون لایه پنهان:
۰/۲۹۳۶	۰/۲۹۶۱	NMSE	۲۱
۰/۸۶۵۹	۰/۸۶۴۶	R	تابع تحریک:
۸۲/۶۰۸۷	۹۷/۶۱۹	Percent Correct	Tanh
Z2	Z1	Output / Desired	اطلاعات مدل
۳	۸۱	Z1	شماره مدل: ۵
۲۰	۳	Z2	الگوی یادگیری:
Z2	Z1	Performance	GFF
۰/۰۶۱۳	۰/۰۵۹۷	MSE	نرون لایه پنهان:
۰/۳۶۳۱	۰/۳۵۳۷	NMSE	۸
۰/۸۵۱۱	۰/۸۵۲۲	r	تابع تحریک:
۸۶/۹۵۶۵	۹۶/۴۲۸۶	Percent Correct	tanh
Z2	Z1	Output / Desired	اطلاعات مدل
۸	۸۱	Z1	شماره مدل: ۶
۱۵	۳	Z2	الگوی یادگیری:
Z2	Z1	Performance	GFF
۰/۰۹۰۸	۰/۰۸۹۹	MSE	نرون لایه پنهان:
۰/۵۳۸۰	۰/۵۳۲۶	NMSE	۹
۰/۶۸۱۹	۰/۶۸۵۶	R	تابع تحریک:
۶۵/۲۱۷۴	۹۶/۴۲۸۶	Percent Correct	Tanh

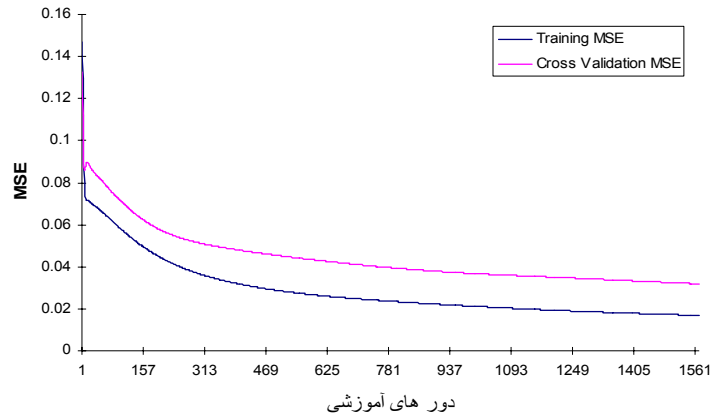
جدول پنج: مقایسه مقادیر واقعی با مقادیر برآورد شده از مدل

شدت تصادف	خسارت جانی		خسارت مالی	
	مشاهده شده	برآورد شده	مشاهده شده	برآورد شده
مدل	۸۴	۸۲	۲۳	۱۹
درصد تصحیح	٪۹۷.۶۲		٪۸۲.۶۱	

در شکل چهار همپوشانی خروجی حاصل از شبکه با خروجی واقعی برای مدل چهار نشان داده شده است. در این شکل عدد ۱ مربوط به خسارت جانی و عدد ۰ مربوط به خسارت مالی است. همچنین در شکل ۵ نیز نمودار خطا در مقابل دوره‌های آموزشی نشان داده شده است.

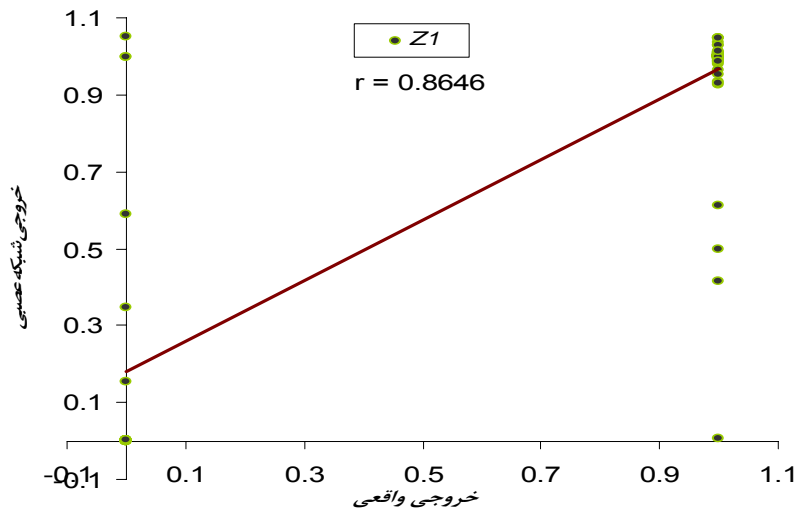


شکل چهار: همپوشانی خروجی حاصل از شبکه با خروجی واقعی برای مدل Z1

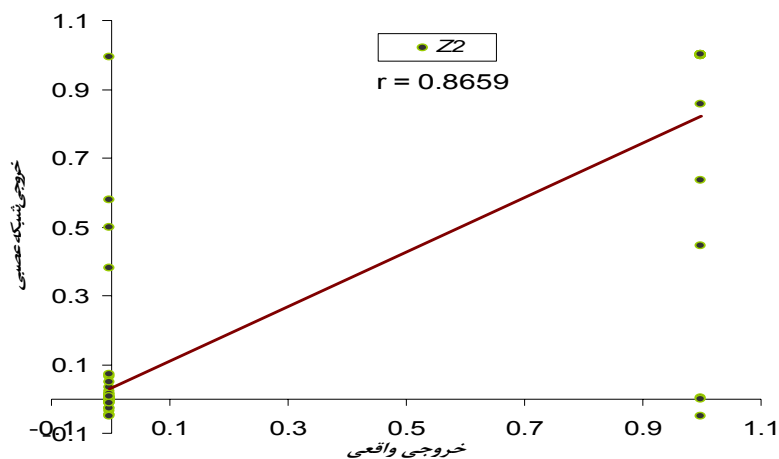


شکل پنجم: نمودار خطا در مقابل دورهای آموزشی

اشکال شش و هفت به ترتیب مربوط به همبستگی (برازش) داده‌های تست شبکه برای $Z1$ و $Z2$ از مدل چهار می‌باشند. در شکل شش عدد ۱، تصادف از نوع خسارت جانی و عدد ۰، تصادف از نوع خسارت مالی تعریف شده است و در شکل هفت، عدد ۱، تصادف از نوع خسارت مالی و عدد ۰، تصادف از نوع خسارت جانی در نظر گرفته شده است.

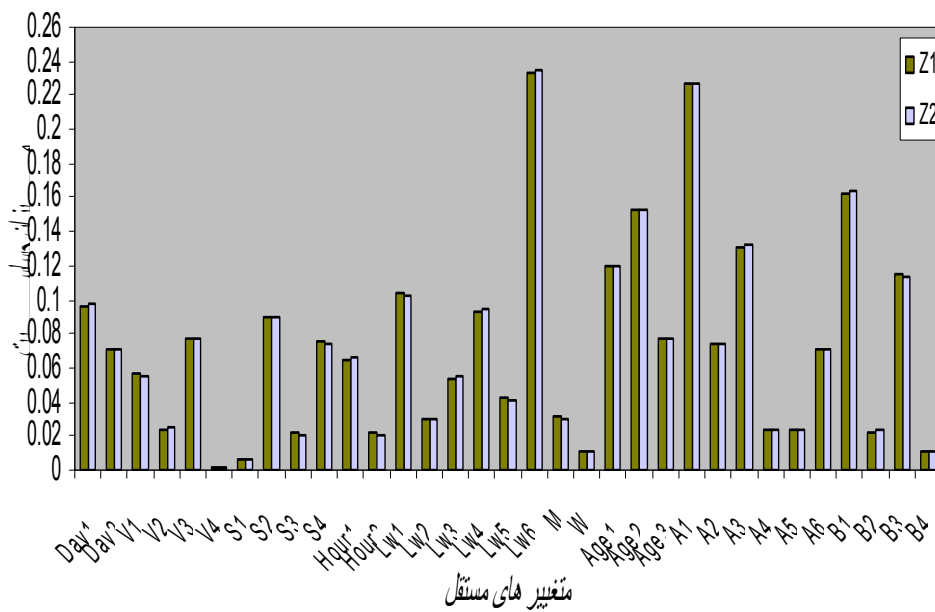


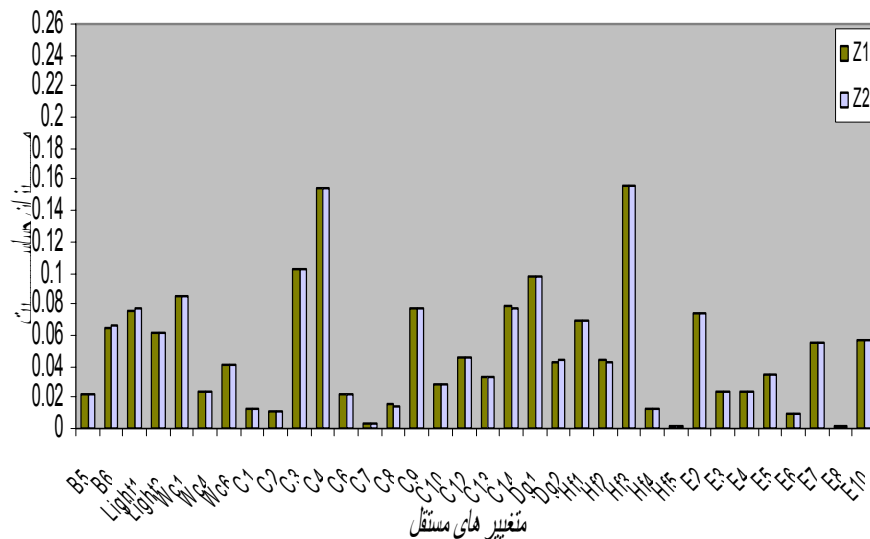
شکل شش: همبستگی داده‌های تست برای $Z1$



شکل هفت: همبستگی داده‌های تست برای Z2

همچنین در این مقاله، پس از طراحی اولیه مدل‌ها، بر روی مدل‌ها آنالیز حساسیت نیز انجام شد تا پارامترهای با تاثیر کم شناسایی شده و در مدل‌های بعدی حذف شوند که در شکل هشت نتایج آنالیز حساسیت در دو قسمت نشان داده شده است.





شکل هشتم: نتایج آنالیز حساسیت

در نهایت، مشخص شد که مدل MLP با الگوی یادگیری تانژانت هیپربولیک در این تحقیق نتایج قابل قبولی را ارائه می‌کند و برای مدل‌های ارائه شده، مقادیر مربوط به ضریب همبستگی، میزان پیش‌بینی صحیح مدل‌ها و میزان خطا به ترتیب برابر با ۰/۸۵، ۹۰٪ و ۵٪ می‌باشد که حاکی از نتایج بسیار خوب و قابل اطمینان این مدل‌هاست. با توجه به جداول حساسیت، متغیرهای LW6 (عرض معبر بیش از ۲۵ متر)، Age2 (سن راننده بین ۲۵ تا ۵۰ سال)، A1 (برخورد تک‌وسپله)، A3 (برخورد با عابر)، B1 (برخورد جلو به جلو)، B3 (برخورد جلو به پهلو)، C4 (عدم توجه به جلو)، Dg1 (سطح تحصیلات بیسواد) و Hf3 (عجله و شتاب بی‌مورد) در شدت تصادف‌های از اهمیت بیشتری برخوردار می‌باشند.

نتیجه‌گیری

بررسی‌های صورت گرفته در این مقاله نشان‌دهنده رابطه بین شدت تصادف‌های موتورسیکلت در بزرگراه‌های شهری و متغیرهای ترافیکی شامل حجم ترافیک و سرعت جریان ترافیک، مشخصات هندسی، عوامل انسانی، جاده، وسیله‌نقلیه و عوامل جوی

می‌باشند. با توجه به اینکه در مطالعات پیشین، مدلی که بتواند تأثیر تمام متغیرها بر روی شدت تصادف‌های موتورسیکلت در بزرگراه‌های شهری را نشان دهد وجود نداشت، مدل‌های ارائه شده در این مقاله، این امکان را می‌دهد که تأثیر تمام متغیرها به صورت همزمان بر روی شدت تصادف‌های موتورسیکلت بررسی شود، لذا این مدل‌ها می‌توانند مدل‌های مناسبی برای شناسایی عوامل مؤثر در شدت تصادف‌ها باشند. همچنین این مدل‌ها نشان می‌دهند که تغییرات در شدت تصادف‌ها، لزوماً توسط هریک از پارامترهای مستقل اتفاق نمی‌افتد بلکه این تغییرات نتیجه تأثیرات توأم این پارامترهای مستقل است. در این مقاله از دو روش مدل‌سازی ریاضی با استفاده از نرم‌افزار SPSS و مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی استفاده شده است. با توجه به نتایج به‌دست آمده در این مقاله، مشخص شده است که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی شدت تصادف‌های موتورسیکلت جواب‌های قابل قبولی را ارائه داده است و در واقع برای مدل‌سازی شدت تصادف موتورسیکلت در صورت عدم امکان مدل‌سازی ریاضی، می‌توان از نتایج شبکه‌های عصبی بهره گرفت. در این مقاله، با استفاده از مدل‌های ریاضی و شبکه‌های عصبی مشخص شد متغیرهای مربوط به تصادف در روز تعطیل کاهنده شدت تصادف، سن موتورسوار بین ۲۵-۵۰ سال، عرض معبر بالای ۱۸ متر، تصادف موتورسیکلت با تک وسیله‌نقلیه، تصادف‌های جلو به جلو، تصادف‌های جلو به پهلو، عدم رعایت فاصله طولی، تغییر ناگهانی مسیر حرکت، عدم توجه به جلو و بی‌سوادی موتورسواران در بزرگراه‌های درون‌شهری جزء عواملی هستند که همواره باعث افزایش شدت تصادف‌های موتورسیکلت در بزرگراه‌های شهری می‌شوند.

منابع

- [۱] ابی‌ترابی، مسعود، رضائی مقدم، فرزاد، (۱۳۸۸)، "مدل‌سازی شدت تصادف‌های در بزرگراه‌های درون شهری: مطالعه موردی بزرگراه‌های شهر تهران"، پژوهشنامه حمل و نقل، سال ۶، شماره ۱، بهار ۱۳۸۸.

[۲] رضائی مقدم، فرزاد، (۱۳۸۵)، "تعیین عوامل مؤثر بر تصادف‌های درون‌شهری و طراحی مدل آنها"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

[۳] ساجد، یوسف، (۱۳۸۱)، "بررسی و شناسایی عوامل مؤثر بر تصادف‌های عابرین پیاده در ایران و مدل‌سازی رفتار آنها به هنگام عبور از عرض خیابان"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شریف، تهران.

[۴] فتوحی اردکانی، اکبر، (۱۳۸۷)، "کتاب آموزشی SPSS15"، انتشارات شایگان، چاپ اول.

[5] The Centers for Disease Control and Prevention, (1999), "Motorvehicle safety: a 20th century public health achievement", JAMA, Vol 281, No, 22, pp. 2080-2082.

[6] Chih-Wei, P., Kevin, p.h., Waffa, S., (2009), "A mixed logit analysis of motorists' right-of-way violation in motorcycle accidents at priority T-junctions", Accident analysis and prevention 41, pp .565-573.

[7] Chih-Wei, P., (2009), "Motorcyclist injury severity in angle crashes at T-junctions: Identifying significant factors and analyzing what made motorists fail to yield to motorcycles", Safety Science, 2009, Vol.47, Issue8, pp. 1097-1106.

[8] Del Rio, M.C., Alvarez, F.J., (1999), "Alcohol use among fatally injured drivers in Spain", Forensic Sei. Int. 104, pp. 117-125.

[9] Kweon Y. j., K. M. Kochelman, (2005) "The Safety Effects of Speed Limit Changes: Use of Panel Models, Including Speed, Use, and Design Variables", The 84th Annual Meeting of Transportation Research Board, Washington D. C.

[10] Laurene V. Fausett, "Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications", Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1994.

[11] Macpherson, A., Roberts, L., Pless, I.B., (1999), "Children`s exposure to traffic and pedestrian injuries", Am. J. Public Health 89, pp. 1840-1843.

- [12] Mazharul, H.M., Hoong, C.C., Huang, H., (2009), "Modeling fault among motorcyclists involved in crashes", Accident analysis and prevention, Vol. 41, Issue 2, pp. 327– 335.
- [13] Pai, C.W., Saleh, W., "Exploring motorcyclist injury severity in approach-turn collisions at T-junctions: Focusing on the effects of driver's failure to yield and junction control measures", Accident Analysis and Prevention, Vol. 40, 2008, pp. 479 – 486.
- [14] Savolainen, P., Mannering, F., (2007), "Probabilistic model of motorcyclists injury severities in single- and multi- vehicle crashes", Accident Analysis and Prevention 39, pp. 955-963.
- [15] Saccomanno, F. F., Nassar, S.A., Shortreed, J.H., (1996), "Reliability of Statistical Road Accident Injury Severity Models", Transportation Research Record, Issue 1542, pp. 14– 23.
- [16] Schalkoff, r.j, (1997), "Artificial Neural Networks", Mcgraw-hill, New York, PP.146-188.
- [17] Toro, K., Hubay, M., Sotonyi, P., Keller, E., "fatal traffic injuries among pedestrians, bicyclists and motor vehicle occupants", Forensic Science International, 2005, 151(2), pp. 151– 156.