فصلنامه مهندسی ترافیک، سال بیست و چهارم، شماره ۹۹، زمستان ۱۴۰۳، ص. ۲۹-۲۱

تجزیه‌وتحلیل شدت تصادفات استان چهارمحال و بختیاری با استفاده از تکنیک یادگیری ماشینی و پیاده‌سازی شبکه تحت زبان برنامه‌نویسی پایتون

فرزاد میرزایی شتال‌علیا، فارغ‌التحصیل مهندسی عمران گرایش راه و ترابری، دانشکده مهندسی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران

امیرمسعود رحیمی (مسئول مکاتبات)، دانشیار گروه عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران

E-mail: amrahimi@znu.ac.ir

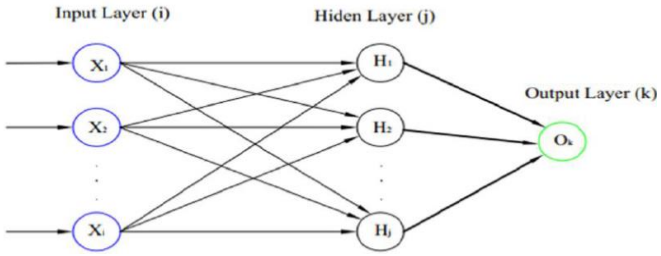
چکیده

اهمیت کاهش تعداد تصادفات باعث شده است تا محققان بسیاری راه‌حل‌هایی برای تعیین عوامل مؤثر در تصادفات ارائه دهند. در این تحقیق از زبان برنامه‌نویسی پایتون برای شناسایی عوامل مؤثر بر میزان تلفات و آسیب‌های ناشی از تصادفات استفاده گردید. همچنین پیش‌بینی شدت تصادفات بر اساس ٤١٥٤ سوابق تصادفات رانندگی در استان چهارمحال و بختیاری در یک دوره ٤ ساله (١٣٩٧ الی ١٤٠٠) انجام شد. این شبکه بر پایه ۵ متغیر مستقل و شدت ۳ کلاسه پیاده‌سازی شد که دقت به‌دست‌آمده مدل ۸۱/۱۱ درصد با درصد خطا ۰/۰۸ بود که پیش‌بینی حاصل نشان داد که این روش کُدنویسی ابزار قدرتمندی برای تجزیه‌وتحلیل و پیش‌بینی تلفات تصادفات است. نتایج حاصل نشان داد که عواملی ازجمله واژگونی و سقوط، برخورد وسیله نقلیه با یک وسیله و برخورد وسیله نقلیه با عابر بر شدت تصادفات می‌افزایند و در مقابل تصادفاتی که در سایر محل‌ها (پل، پیچ و ...) در اثر برخورد با شی ثابت اتفاق می‌افتد با شدت کمتری مواجه هستند.

واژه‌های کلیدی: تصادفات، پیش‌بینی، شبکه عصبی مصنوعی

۱. مقدمه

حمل‌ونقل مانند هر صنعت و پدیده دیگری در کنار مزایایی که دارد، معایب و محدودیت‌هایی نیز برای کاربران جاده دارد. ترافیک و مشکلات مربوط به آن در سراسر جهان رو به افزایش بوده و تأثیرات مخربی بر جان و مال افراد جامعه گذاشته است. آلودگی شهری، افزایش مصرف سوخت و انرژی، اتلاف میلیون‌ها ساعت در روز در ازدحام ترافیک، هدر دادن امکانات خدمات اجتماعی و سرمایه‌های ملی و درنهایت وقوع تصادفات منجر به جراحت، فوت و خسارت مالی ازجمله اثرات منفی حمل‌ونقل است. تقریباً پس از دهه هفتاد میلادی، تحقیقات مربوط به تصادفات جاده‌ای از کارهای علمی و تحلیل‌های منسجم سرچشمه گرفت. محققان به این واقعیت پی بردند که تصادفات صرفاً نتیجه یک علت نبوده بلکه پیامد زنجیره‌ای باعث وقوع تصادف می‌شود، این زنجیره شامل علل و عوامل جاده‌ای، انسانی، وسیله نقلیه و محیط اطراف است که هر یک از آن‌ها نیز مشتمل بر اجزای متعدد دیگری هستند؛ بنابراین یافتن علل واقعی تصادفات از میان سلسله عوامل جمع‌آوری‌شده، اولین قدم در راه ایمن‌سازی حمل‌ونقل جاده‌ای مبتنی بر تحقیقات علمی است. این اظهارات، پژوهشگران را به تحقیق و بهبود فرآیندهایی با هدف افزایش سطح ایمنی جاده‌ها در زیرساخت‌ها، تعدیل تعداد تصادفات و ارزیابی عوامل کلیدی که عامل یا عوامل مؤثر در تصادف هستند، سوق داد. تاکنون پژوهش‌های زیادی برای مدلسازی فراوانی و شدت تصادفات ترافیکی به روش‌های گوناگون صورت گرفته است تا عوامل مؤثر بر رخداد تصادفات و شدت آن‌ها را شناسایی و میزان تأثیر هر یک را در رخداد تصادفات تعیین کنند؛ اما همیشه نتایج و مدل‌های ساخته‌شده در برآورد این عوامل و وزن آن‌ها با یکدیگر تفاوت‌هایی داشته است که گاهاً بحث‌برانگیز است. این تفاوت‌ها همیشه ناشی از تفاوت در نوع راه، طرح هندسی، ترافیک، روسازی راه، آب‌وهوا، کاربری حریم و اطراف راه و حتی زمان گردآوری داده‌های تصادفات و معیارهایی ازاین‌دست نیست بلکه این تفاوت‌ها ناشی از ناهمسانی در روش‌های مدلسازی است. به‌طورکلی چهار روش کلی شناخته‌شده برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی تصادفات وجود دارد که عبارت‌اند از: روش‌های تحلیل چندمتغیره، روش‌های بیز، روش‌های شبکه عصبی و روش‌های بر پایه منطق فازی. از میان این روش‌ها، روش‌های تحلیل چندمتغیره سالیان درازی به‌طور موفقیت‌آمیز برای مدلسازی تصادفات بکار رفته است اما امروزه این روش‌ها جای خود را به روش‌های مدلسازی به‌روزتر و کارآمدتر مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی[1]، منطق فازی، روش‌های بیز تجربی و کامل و روش‌های تلفیقی توانمند داده‌اند. شبکه‌های عصبی از عناصر ساده‌ای تشکیل شده‌اند که به‌موازات سیستم‌های عصبی زیستی عمل می‌کنند. همانند طبیعت که ارتباطات بین عناصر تا حد زیادی عملکرد شبکه را تعیین می کنند. یک شبکه عصبی می‌تواند با تنظیم مقادیر اتصالات (وزن‌ها) بین عناصر، برای انجام یک تابع خاص آموزش داده شود. در طول چند دهه گذشته پیشرفت قابل‌توجهی در شبکه عصبی حاصل شده است و بسیاری از معماری‌های مدل نیز برای پیش‌بینی تصادفات جاده‌ای توسط تعداد زیادی از محققان در سطح جهان، توسعه یافته و پیشنهاد شده است. یک شبکه عصبی دسته‌ای از الگوریتم‌ها است که نحوه کار مغز انسان را شبیه‌سازی می‌کند و سعی می‌کند روابط زیربنایی را در مجموعه‌ای از داده‌ها مشخص کند. (شکل ۱) ساختار مدل شبکه عصبی را نشان می‌دهد که این ساختار یک لایه ورودی (دریافت سیگنال‌های خارجی مختلف)، یک لایه خروجی (ارسال سیگنال‌های خارجی مختلف) و یک یا چند لایه پنهان (تبدیل‌های ورودی غیرخطی که وارد شبکه شده‌اند) دارد.

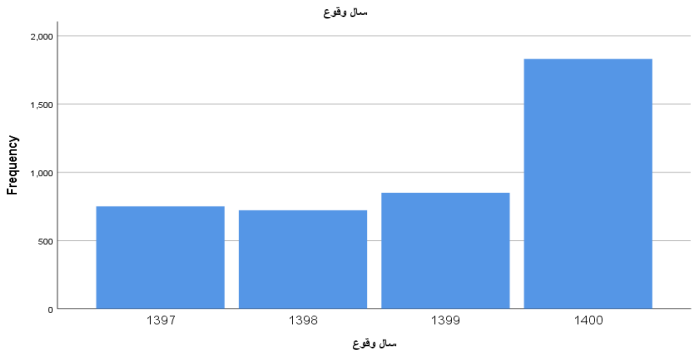


شکل ۱. ساختار شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی توانایی‌های قابل‌توجهی برای تشخیص روابط پیچیده داده‌ها دارند و می‌توانند برای استخراج الگوها و روش-هایی استفاده شوند که درک آن‌ها برای انسان و سایر روش‌های رایانه‌ای بسیار دشوار است. شبکه‌های عصبی به‌عنوان یک سیستم غیرخطی بر اساس فعالیت مغز انسان تفسیر شده‌اند. محققان می‌توانند از توانایی ارزشمند این شبکه‌ها در تشخیص رابطه ناشناخته سیستم‌های طبیعی و پیچیده بهره ببرند. با توجه به رابطه نزدیک بین تصادفات و رفاه جامعه و تأثیرات مستقیم و غیرمستقیم آن‌ها بر زندگی انسان‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی رویکردی قدرتمند و دقیق برای مقابله با معضل حوادث در نظر گرفته شده‌اند.

۱-۱ مطالعه موردی و اهداف پژوهش

هر نویسنده ایمنی ترافیک مسئولیت بررسی دلایل تصادفات رانندگی و کمک به مدیریت در حل مسئله کاهش احتمال تصادفات ترافیکی را بر عهده دارد. محققان چندین مدل پیش‌بینی شدت تصادفات ترافیکی را از دیدگاه‌های مختلف در طول سال‌ها ارزیابی کرده‌اند. این مطالعات نشان می‌دهند که شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی شدت تصادفات برتری دارند. مدل‌های پیش‌بینی شدت تصادف، برای افزایش عملکرد ایمنی سیستم‌های ترافیک حیاتی هستند چراکه معیار سطح ایمنی ترافیک نه‌تنها فراوانی تصادفات، بلکه پیامدهای شدت تصادفات نیز است. با توجه به متفاوت بودن شرایط مربوط به رانندگان، وسایل نقلیه، جاده و محیط در کشورهای مختلف و همچنین بالا بودن تلفات جانی تصادفات، لازم است که در کشور ما نیز برای انواع و اقسام راه‌های موجود در کشور، مدل‌های پیش‌بینی شدت تصادفات و بررسی عوامل توسعه داده شوند تا نقش عوامل مختلف در بُروز تصادفات مشخص شده و راهکارهایی مناسب برای کاهش آن‌ها ارائه شود. شکل ۲ نرخ رشد تصادفات استان چهارمحال و بختیاری را نشان می‌دهد که به‌مرورزمان این نرخ رو به افزایش و بسیار نگران‌کننده واقع شده است لذا هدف اصلی این تحقیق ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی شدت تصادفات در جاده‌های برون‌شهری استان چهارمحال و بختیاری در یک دوره ۴ ساله با استفاده از پارامترهای مشخص و سه درجه شدت تصادف به‌عنوان متغیر وابسته است. این پژوهش به دنبال رویکردهای پیش‌بینی است که برای به دست آوردن دقت مورد انتظار بالا مورداستفاده قرار می‌گیرد.



شکل ۲. نرخ تصادفات استان چهارمحال و بختیاری

۲. ادبیات پژوهش

شبکه عصبی در بسیاری از زمینه‌ها کارایی زیادی دارد. این شبکه عموماً برای مدلسازی و پیش‌بینی غیرخطی استفاده می‌شود. جدول ۱، به برخی از مطالعات شبکه عصبی اشاره می‌کند.

جدول ۱. مروری بر مطالعات پیشین شبکه عصبی

نام محققان	سال	کشور	ورودی	خروجی	نتیجه
عبدالوهاب و عبدالعطی[۲]	۲۰۰۱	آمریکا	سن راننده، جنسیت، استفاده از الکل، خطا راننده، نوع وسیله نقلیه، نسبت سرعت، روز، نوع منطقه، آب‌وهوا، استفاده از کمربند ایمنی	شدت جراحت	سطح شدت افزایش می‌یابد = تقاطع‌های برون-شهری، رانندگان زن، نسبت سرعت، نوع وسیله نقلیه و مسافران در خودروهای سواری، سطح شدت کاهش می‌یابد = بستن کمربند ایمنی
عبدالوهاب و عبدالعطی	۲۰۰۴	آمریکا	ویژگی‌های مختلف راننده، وسیله نقلیه، محیط جاده	شدت جراحت	بدون آسیب = ٪۶,۶ آسیب احتمالی = ٪۳۶,۲ آسیب مشهود = ٪۴۴,۲
کانت و همکاران[۳]	۲۰۱۱	ایران	سن و جنسیت (راننده)، استفاده از کمربند ایمنی، نوع وسیله نقلیه و ایمنی، جریان، شرایط آب و هوایی، سطح جاده، نسبت سرعت، زمان و نوع تصادف، نوع برخورد	شدت تصادفات	صدمات کشنده = ٪۱۴ جراحات = ٪۳۸,۴، بدون جراحات = ٪۴۷,۶
الخدر و همکاران[۴]	۲۰۱۷	امارات	جمعیت‌شناسی راننده، جاده و وسیله نقلیه، شرایط آب و هوایی	شدت جراحت	مرگ= ۳٪، آسیب شدید= ٪۷ آسیب متوسط= ٪۳۱ آسیب جزئی = ٪۵۹

۳. روش پژوهش

داده‌های تصادف، یک پایگاه داده عظیم را تشکیل می‌دهد که ویژگی‌های مختلف تصادف را پوشش می‌دهد. در این پژوهش نیز برای انجام مدلسازی، داده‌های استان چهارمحال و بختیاری از سال ۹۷ الی ۱۴۰۰ استفاده شد که این داده‌ها از سازمان راهداری و حمل‌ونقل جاده‌ای کشور گردآوری شده است. تعداد این داده‌ها ۴۴۱۱ رکورد با ۷ متغیر مستقل بود که بعد از پاکسازی، تعداد آن‌ها به ۴۱۵۴ و ۵ متغیر مستقل تبدیل شد. متغیر وابسته در این مدل به سه حالت فوتی، جرحی و خسارتی تقسیم شد. طبق جدول ۲؛ متغیرهای وابسته شامل علت برخورد، نوع برخورد، محل برخورد، فصل وقوع و زمان وقوع است که هرکدام از این متغیرها دارای زیرگروه‌هایی هستند. متغیرهای مستقلی که از این چارچوب حذف شدند شامل عرض جغرافیایی، طول جغرافیایی بودند.

جدول ۲. معرفی متغیرهای مستقل

زمان وقوع	نوع برخورد	علت برخورد	فصل وقوع	محل برخورد
۰۰: ۰۶ – ۰۰: ۰۰	– واژگونی و سقوط	-انحراف به چپ	بهار	قطعه عادی

زمان وقوع	نوع برخورد	علت برخورد	فصل وقوع	محل برخورد
۰۰: ۱۲ – ۰۰:۰۶	–وسیله نقلیه با شی ثابت	–عدم توانایی در کنترل وسیله نقلیه	تابستان	سایر
۰۰: ۱۸– ۰۰:۱۲	–وسیله نقلیه با وسیله دوچرخ	–عدم توجه به جلو	پاییز	
۰۰: ۰۰ – ۰۰: ۱۸	–وسیله نقلیه با عابر	–عدم رعایت حق تقدم	زمستان	
	–وسیله نقلیه با یک وسیله	–عدم هوشیاری راننده		
	–سایر	–عدم رعایت فاصله طولی یا عرضی		
		–تغییر مسیر ناگهانی		
		–تخطی از سرعت مطمئنه		
		–سایر		

۴. تحلیل داده‌ها

پس از پاکسازی داده‌ها، جهت پیاده‌سازی شبکه از زبان برنامه-نویسی پایتون استفاده شد که در وهله اول هرکدام از متغیرها و زیرگروه‌های آن کدبندی شدند. ویژگی‌های ورودی و برچسب-های خروجی مورداستفاده در رویکرد یادگیری ماشینی مانند متغیرهای ذکرشده در جدول ۲ است. شایان‌ذکر است همان‌طور که در بخش "پالایش و معرفی داده" مشخص شد، متغیر وابسته (کلاس خروجی) سطوح مختلف شدت حادثه است.

جزئیات ورود اطلاعات تصادف به نرم‌افزار به این صورت است که ۷۵ درصد از داده‌ها برای آموزش شبکه و ۲۵ درصد باقیمانده به‌عنوان تست شبکه ساخته‌شده در نظر گرفته می‌شود. طبق شکل ۳، این شبکه از چهار لایه مخفی با تابع فعالساز relu[۵] با نورون-های ورودی مختلف جهت جلوگیری از بیش برازش مدل و تابع فعالساز خروجی softmax[۶] با شدت سه کلاسه پیاده‌سازی شده است. کتابخانه‌ای که در این شبکه استفاده شد، کتابخانه مشهور tensorflow[۷] است. این کتابخانه یک کتابخانه نرم‌افزاری متن‌باز برای یادگیری ماشین است که در حال حاضر توسط ۵۰ تیم تحقیقاتی و محصولات مختلف گوگل ازجمله بازشناسی گفتار، جیمیل، گوگل فوتوز و جستجو که بسیاری از آن‌ها سابقاً از دیست‌بلیف استفاده کرده بودند، استفاده می‌شود.

```
In [138]:
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y_scaled, test_size= 0.25, random_state=62)

In [139]:
X_train.shape

Out[139]: (3115, 5)

In [140]:
import tensorflow
y_train = tensorflow.keras.utils.to_categorical(y_train, 3)
y_test = tensorflow.keras.utils.to_categorical(y_test, 3)

In [148]:
import tensorflow
from tensorflow import keras
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

model = Sequential()
model.add(Dense(64, input_dim=5, activation='relu'))
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dense(16, activation='relu'))
model.add(Dense(2, activation='relu'))

model.add(tensorflow.keras.layers.Dense(3, activation='softmax'))
model.summary()
```

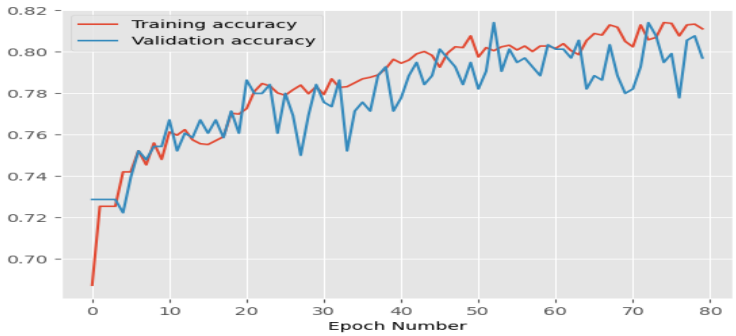
شکل ۳. ساختار شبکه عصبی مصنوعی

دقت مدل به‌دست‌آمده از این ساختار شبکه طبق شکل ۴، گویای این مسئله است که مقدار دقت مدل برای داده‌های آموزش ۸۱/۱۱ درصد و برای داده‌های آزمون ۷۹/۷۰ درصد است. مقدار خطا به‌دست‌آمده برای داده‌های آموزشی ۰/۰۸۲ درصد و برای داده‌های آزمون ۰/۰۸۹ است.

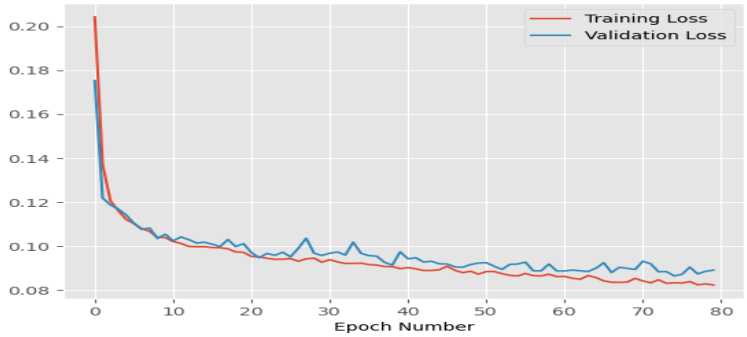
```
]: 1 epochs_hist = model.fit(X_train, y_train, epochs=80, batch_size=17,  verbose=1, validation_split=0.15)
   2
0.8077
Epoch 75/80
156/156 [==============================] - 0s 2ms/step - loss: 0.0832 - accuracy: 0.8141 - val_loss: 0.0863 - val_accuracy:
0.7949
Epoch 76/80
156/156 [==============================] - 0s 2ms/step - loss: 0.0831 - accuracy: 0.8138 - val_loss: 0.0871 - val_accuracy:
0.7991
Epoch 77/80
156/156 [==============================] - 0s 2ms/step - loss: 0.0838 - accuracy: 0.8077 - val_loss: 0.0904 - val_accuracy:
0.7778
Epoch 78/80
156/156 [==============================] - 0s 2ms/step - loss: 0.0823 - accuracy: 0.8130 - val_loss: 0.0873 - val_accuracy:
0.8056
Epoch 79/80
156/156 [==============================] - 0s 2ms/step - loss: 0.0827 - accuracy: 0.8134 - val_loss: 0.0884 - val_accuracy:
0.8077
Epoch 80/80
156/156 [==============================] - 0s 2ms/step - loss: 0.0822 - accuracy: 0.8111 - val_loss: 0.0890 - val_accuracy:
0.7970
```

شکل ۴. دقت و خطا مدل

طبق شکل ۵ و ۶، نمودار داده‌های آزمون همسو با نمودار داده‌های آموزش حرکت می‌کند. جهت جلوگیری از بیش برازش، تعداد نورون‌های شبکه در هر لایه پنهان متفاوت بوده چراکه در هنگام بیش برازش مدل به‌جای یادگیری داده‌ها و روابط بین متغیرها، شروع به حفظ کردن می‌کند یعنی مدل فقط در مجموعه داده‌های آموزشی مفید خواهد بود و نه در مجموعه‌ی داده‌های دیگر که هنوز آن‌ها را ندیده است قادر به پیش‌بینی نخواهد بود.



شکل ۵. نمودار دقت مدل در حین یادگیری و آزمون

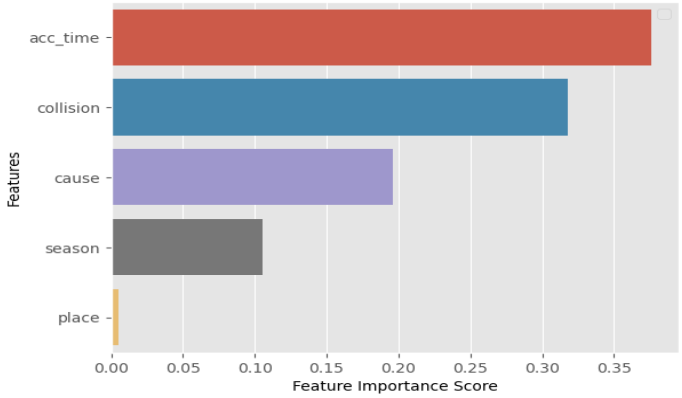


شکل ۶. نمودار خطا مدل در حین یادگیری و آزمون

۴-۱ متغیرهای تأثیرگذار در مدل

با توجه به شکل ۷ و جدول ۳، تأثیر هریک از متغیرهای مستقل بر شدت تصادفات مشهود است. با توجه به نتایج رتبه‌بندی به ترتیب زمان وقوع، نوع برخورد، علت برخورد بیشترین تأثیر بر شدت تصادفات را دارند و در مقابل فصل وقوع و محل وقوع تأثیر نسبتاً کمتری بر شدت آسیب تصادفات دارند. همچنین

مطابق شکل ۸ تأثیر هریک از زیرگروه‌های متغیر مستقل بر شدت تصادفات به دست آمده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد در متغیر زمان وقوع، تصادفاتی که در ساعات ۰۰:۰۰ الی ۱۸ رخ می‌دهند بیشترین تأثیر را بر شدت تصادفات دارند. همچنین با توجه به زیرگروه‌های علت تصادف، مواردی که باعث شدت تصادفات می‌شوند شامل تغییر مسیر ناگهانی و عدم رعایت فاصله طولی و عرضی می‌باشند.



شکل ۷. شکل تأثیر متغیرهای مستقل بر شدت تصادفات

جدول ۳. تأثیر متغیرهای مستقل بر شدت تصادفات

متغیرها	اهمیت	درصد اهمیت
علت برخورد	۰/۱۰۸	٪۲۸/۱
محل برخورد	۰/۰۳۰	٪۷/۹
نوع برخورد	۰/۳۶۴	٪۹۴/۵
فصل وقوع	۰/۱۱۲	٪۲۹/۱
زمان وقوع	۰/۳۸۵	٪۱۰۰/۰

In [66]:
```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
model = DecisionTreeClassifier().fit(squeeze_data, targets)
importance = model.feature_importances_
for i,v in enumerate(importance):
    print(f'{features[i]}: -->  Score: {v}')
plt.bar([x for x in range(len(importance))], importance)
plt.show()
```

```
cause6: -->  Score: 0.04377361755807676
cause8: -->  Score: 0.0147436600576052
cause4: -->  Score: 0.014294419766761202
cause5: -->  Score: 0.01441455676259168
cause3: -->  Score: 0.006203073201603925
cause1: -->  Score: 0.01273590234666844
cause2: -->  Score: 0.00975338677446992
cause9: -->  Score: 0.01782668060450941
cause7: -->  Score: 0.020958271381327952
place_1: -->  Score: 0.01210276620680654
place_2: -->  Score: 0.00012794721994869657
collision_5: -->  Score: 0.02015564952549322
collision_1: -->  Score: 0.03998344088590372
collision_3: -->  Score: 0.0067752838362695
collision_6: -->  Score: 0.014987356742803458
collision_4: -->  Score: 0.19805420947197264
collision_2: -->  Score: 0.03656136964577901
season1: -->  Score: 0.008664387798429816
season2: -->  Score: 0.030545439260923114
season3: -->  Score: 0.04886877880312346
season4: -->  Score: 0.02181696174101246
acc_time4: -->  Score: 0.005267014286547596
acc_time3: -->  Score: 0.015970592110957697
acc_time2: -->  Score: 0.07389942370737393
acc_time1: -->  Score: 0.3115158103030407
```

شکل ۸. تأثیر زیرگروه‌های متغیرهای مستقل بر شدت تصادفات

۵. نتیجه‌گیری

صدمات جدی ناشی از تصادفات جاده‌ای ممکن است منجر به معلولیت دائمی شود که به‌نوبه خود می‌تواند بر رشد اقتصادی یک کشور تأثیر بگذارد. در استان چهارمحال و بختیاری، روند تصادفات در حال افزایش است که این مسئله به‌نوبه خود نگران‌کننده است لذا اینجاست که پیش‌بینی شدت تصادفات نقش مهمی ایفا می‌کند. در این مطالعه، یک تکنیک یادگیری ماشینی به نام شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی شدت تصادفات جاده‌ای پیاده‌سازی شده است. پنج ویژگی در توسعه مدل مورداستفاده قرار گرفت و شدت تصادفات به‌عنوان پارامتر هدف که باید پیش‌بینی شود. مشخص شد با توجه به دقت مدل به دست آمده این مدل قادر است شدت تصادفات را به‌خوبی و با دقت ۸۱/۱۱ درصد پیش‌بینی کند. در آینده این کار می‌تواند با جمع‌آوری داده‌های جدید پیاده‌سازی شود و همچنین می‌توان از مدل‌های طبقه‌بندی جدید برای افزایش کیفیت طبقه‌بندی همان‌طور که در متن اشاره شد، استفاده کرد. نتایج حاصل به شرح زیر می‌باشند:

۱- حضور بیشتر پلیس و راهکارهای کنترل سرعت به‌ویژه در روز یکی از بهترین راهکارها برای کاهش تصادفات رانندگی است.

۲- وقوع تصادفات در فصل بهار با شدت کمتری برخوردار است و در مقابل تصادفاتی که در فصل پاییز و زمستان رخ می‌دهند دارای شدت بیشتری می‌باشند که این احتمال به دلیل شرایط آب و هوایی است. هرچند متغیر فصل وقوع در پیش-بینی شدت تصادفات کم تأثیر بود.

۳- عواملی ازجمله واژگونی و سقوط، برخورد وسیله نقلیه با یک وسیله و برخورد وسیله نقلیه با عابر بر شدت تصادفات می‌افزایند.

۴- تصادفاتی که در سایر محل‌ها (پل، پیچ و ...) در اثر برخورد با شی ثابت اتفاق می‌افتد با شدت کمتری مواجه هستند.

۶. پی‌نوشت‌ها

۱. شبکه‌های عصبی مصنوعی که به‌اختصار شبکه‌های عصبی نیز گفته می‌شوند.

2. Abdelwahab & Abdel-Aty
3. Kunt et al
4. Alkheder et al

۵. تابع فعالساز واحد خطی اصلاح‌شده

۶. تابع بیشینه هموار

۷. کتابخانه متن باز در حوزه هوش مصنوعی

۷. مراجع

– افندی زاده، ش، مدلسازی نقش عامل انسانی در تصادفات با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، ۱۳۹۳، مهندسی ترافیک، ص ۱۲-۲۱.

– Journal of Mathematical problems in engineering, 2021, Data-driven urban traffic accident analysis and prediction using logit and machine learning-based pattern recognition models: p .1-11.

– Journal of Infrastructures, 2020, Handling Imbalanced Data in Road Crash Severity Prediction by Machine Learning Algorithms, p. 61.

– Journal of HumanEcology, 2023, Evaluation Of The Effectiveness Of Neural Network Models In The Modeling Of Intra-City Highway Accidents.

– Journal of Transport, 2011, Prediction for traffic accident severity: comparing the artificial neural network, genetic algorithm, combined genetic algorithm and pattern search methods, p. 353-366.

– Shaik, M.E., M.M. Islam, and Q.S. Hossain,2021, A review on neural network

techniques for the prediction of road traffic accident severity. Asian Transport Studies, p. 100040.

– International journal of environmental research and public health, 2020, Predicting crash injury severity with machine learning algorithm synergized with clustering technique : A promising protocol, p. 5497.

– Mathew, J., 2022, Accident Severity Prediction: Comparing ANN and Pattern search methods, Dublin, National College of Ireland.

– Journal of Applied Sciences, 2017, Severity prediction of traffic accidents with recurrent neural networks, p. 476.

– Journal of Advanced Transportation, 2021, Spatial and Temporal Distribution Analysis of Traffic Accidents Using GIS-Based Data in Harbin, p. 1-10.

– Anastasopoulos, P.C., V.N. Shankar, J.E. Haddock, and F.L, 2012, Mannering, A multivariate tobit analysis of highway accident-injury-severity rates. Accident Analysis & Prevention, p. 110-119.

– Moradi, A., et al.,2018, Human factors influencing the severity of traffic accidents related to pedestrians in Tehran. Iran Occupational Health, p. 55-65.