شدت جراحات در تصادفات شهری
بر مبنای ترکیب الگوریتم درخت تصمیم و شبکه بیزین

مقاله علمی – پژوهشی

علی توکلی کاشانی*، دانشیار، دانشکده مهندسی عمران و مرکز تحقیقات ایمنی کاربردی حمل‌ونقل جاده‌ای، دانشگاه علم‌وصنعت ایران، تهران، ایران
مرضیه رخشانی مقدم، دانش آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران و مرکز تحقیقات ایمنی کاربردی حمل‌ونقل جاده‌ای، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: alitavakoli@iust.ac.ir

دریافت: ۱٤۰٤/۰٤/۰۸– پذیرش: ۱٤۰٤/۰۸/۰۲
صفحه ۲۰۰-۱۸۹

چکیده

با رشد سریع شهرنشینی در ایران، تراکم ترافیک و ریسک تصادف برای کاربران راه‌های درون‌شهری افزایش یافته است. این مطالعه به تحلیل شدت جراحت کاربران راه، از جمله عابران پیاده، رانندگان و سرنشینان خودروها و موتورسیکلت‌ها در معابر شهری، با استفاده از داده‌های تصادفات ثبت شده توسط پلیس راهور طی سال‌های ۱۳۹۷ تا ۱٤۰۱ پرداخته است. در این راستا، یک چارچوب دو مرحله‌ای به‌کار گرفته شده است. در مرحله نخست، الگوریتم درخت دسته‌بندی و رگرسیون برای شناسایی عوامل مؤثر بر شدت جراحت استفاده شده است. سپس، با استفاده از این متغیرها، ساختار روابط میان متغیرهای مهم شناسایی شده از طریق شبکه بیزین مدل‌سازی گردیده است. نتایج نشان داده است که متغیرهای نوع گواهینامه، کلاه ایمنی، سن سرنشین، و رنگ لباس عابرپیاده از مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر شدت جراحت کاران راه بوده‌اند. اهمیت نسبی متغیرها بسته به نوع کاربران راه متفاوت بوده است و متغیرهایی مانند روشنایی، هندسه و کاربری محل در اغلب مدل‌ها نقش معناداری داشتند. تحلیل شبکه بیزی نشان داده است که موتورسواران فاقد گواهینامه یا کلاه ایمنی، به ویژه در گروه سنی ۱۶ تا ۲۵ سال، احتمال فوت و مصدومیت بالایی داشته‌اند. کاربران آسیب‌پذیر، مانند کودکان و سالمندان، نیز در صورت عدم استفاده از کلاه ایمنی، احتمال فوت بالایی داشته‌اند. همچنین، عابران پیاده با لباس‌های تیره، به ویژه افراد بالای ۶۰ سال، به دلیل کاهش دید و واکنش دیرهنگام رانندگان، احتمال بیشتری برای تجربه مصدومیت‌های شدید یا فوت داشته‌اند. یافته‌های این پژوهش استراتژی‌های هدفمند برای کاهش آسیب‌ها و تلفات ناشی از تصادفات درون‌شهری را ارائه کرده است.

واژه‌های کلیدی: درخت دسته‌بندی و رگرسیون، شبکه بیزین، شدت مصدومیت، کاربران راه، راه‌های درون‌شهری

۱- مقدمه

در ایران، مصدومیت‌ها و فوتی‌های ناشی از تصادفات ترافیکی بین سال‌های ۱۳۸٤ تا ۱۳۹۷ به عنوان سومین عامل اصلی مرگ‌ومیر ثبت شده و به یکی از مشکلات اصلی بهداشت عمومی تبدیل شده است. تصادفات ترافیکی منجر به مصدومیت شدید بیش از دو میلیون نفر و فوت نزدیک به صد هزار نفر شده است (Faso, 2019). همچنین، تصادفات ترافیکی بار مالی سنگینی را به کشور تحمیل می‌کنند. در سال ۱۳۹۵، هزینه تصادفات منجر به فوت و مصدومیت‌های شدید در ایران حدود ۲۸,۵ میلیارد دلار تخمین زده شده است که معادل ٦,۸ درصد از تولید ناخالص داخلی[1] کشور است (Bank, 2020). این آمارها، بر ضرورت

مطالعه بیشتر در زمینه ایمنی جاده‌های ایران تأکید دارند، کشوری که همواره با چالش‌های جدی در حوزه ایمنی راه‌ها مواجه بوده است. عوامل مختلفی نظیر ویژگی‌های راننده و سرنشینان، مشخصات تصادف، خصوصیات وسیله نقلیه، ویژگی‌های جاده و شرایط محیطی بر وقوع و شدت تصادفات تأثیرگذار هستند. خطاهای انسانی یکی از عوامل اصلی تصادفات به شمار می‌رود. معمولاً رانندگان، سرنشینان، و کاربران آسیب‌پذیر راه (مانند عابران پیاده، دوچرخه‌سواران و موتورسواران) در معرض خطاهای انسانی مانند سرعت غیرمجاز (Breen et al., 2020; Copsey et al., 2010; Høye, 2020)، خستگی ناشی از رانندگی طولانی مدت (Chu, 2014; Connor et al., 2002; Copsey et al., 2010; Høye, 2020; Williamson et al., 2014)، مصرف مواد مخدر و الکل (Shaon et al., 2018; Yadav & Velaga, 2020) و کمبود تجربه رانندگی (Khattak et al., 2021; Wang & Qin, 2015) قرار دارند. علاوه بر این، عواملی مانند حواس‌پرتی رانندگان، عبور غیرمجاز عابران پیاده، یا ورود ناگهانی آن‌ها به مسیر خودروها می‌توانند ریسک تصادفات را افزایش دهند (Beanland et al., 2013; Lee & Abdel-Aty, 2008; Ulak et al., 2018; Vollrath et al., 2002).

مطالعات مختلفی به بررسی عوامل موثر بر شدت تصادفات پرداخته‌اند. به عنوان مثال، تحقیقات نشان داده‌اند که عواملی مانند سن، جنسیت، و عدم استفاده از تجهیزات ایمنی نقش مهمی در ایجاد آسیب‌های شدید دارند (Copsey et al., 2010; Shaon et al., 2018). همچنین، مطالعه‌ی عارف‌خانی و همکاران نشان داده است که برخی ویژگی‌های خاص تصادف، از جمله راه‌های برون‌شهری، زمان طلوع خورشید، و یا برخوردهای از جلو (شاخ به شاخ)، تأثیر قابل توجهی بر افزایش شدت مصدومیت و مرگ دارند (Arefkhani et al., 2021). بیشتر پژوهش‌های پیشین به طور عمده بر شدت جراحات تصادفات در انواع خاصی از برخوردها (مانند تصادفات تک‌وسیله‌ای، دووسیله‌ای، و یا چند وسیله‌ای) یا بر راه‌های خاص تمرکز داشته‌اند. این مطالعات نشان داده‌اند که احتمال وقوع تصادفات ترافیکی با آسیب‌های خفیف و جدی در مناطق شهری بیشتر است (Cabrera-Arnau et al., 2020). علاوه‌براین، رشد سریع شهرنشینی در ایران موجب افزایش تراکم ترافیک و تشدید خطرات برای کاربران آسیب‌پذیر راه‌ها، از جمله عابران پیاده، دوچرخه‌سواران و موتورسواران شده است (Razzaghi et al., 2019). بر این اساس، پژوهش حاضر به بررسی شدت مصدومیت کاربران راه (عابران پیاده، رانندگان و سرنشنیان خودرو، موتورسواران و سرنشینان آن‌ها) در راه‌های درون‌شهری پراخته است. با توجه به موارد گفته شده، بیشتر پژوهش‌های صورت گرفته در حوزه‌ی شدت جراحت با استفاده از روش‌های آماری قدیمی مانند رگرسیون لجستیک چند جمله-ای، رگرسیون پروبیت و لوجیت پرداخته‌اند. به عنوان مثال، از مدل پروبیت چندمتغیره[۲] برای تحلیل شدت مصدومیت رانندگان در تصادفات دو وسیله‌ای در دانمارک استفاده شده است (Abay et al., 2013). علاوه بر این، رگرسیون لوجیت چندجمله‌ای[۳] برای تحلیل سطح‌های شدت مصدومیت، و مدل-های لوجیت آشیانه‌ای[۴] و ترکیبی چندگانه[۵] نیز به طور گسترده برای پیش‌بینی سطح شدت مصدومیت‌ها و شناسایی روابط بین متغیرهای پیش‌بینی و وابسته استفاده شده‌اند (Celik & Oktay, 2014; Haleem & Gan, 2013; Patil et al., 2012; Savolainen & Mannering, 2007; Wu et al., 2014; Wu et al., 2016). با این حال، این مدل‌ها معمولاً روابط پیش فرضی میان متغیرهای وابسته و مستقل فرض می‌کنند که ممکن است همیشه درست نباشند و به نتایج نادرست منجر شود. از طرف دیگر، روش‌های شبکه بیزی[۶] در پژوهش-های اخیر تصادفات ترافیکی مورد توجه ویژه‌ای قرار گرفته‌اند (Borg et al., 2014; Chen et al., 2015; Hänninen, 2014; Hossain & Muromachi, 2012; Mbakwe et al., 2016). روش‌های شبکه بیزین از توپولوژی شبکه برای تعریف ساختار و از احتمالات شرطی برای تعیین روابط بین متغیرها استفاده می‌کنند. ویژگی‌های این مدل‌ها امکان مدل‌سازی مؤثر متغیرهای مستقل همبسته و درک دقیق‌تری از تأثیرات متنوع آن‌ها بر نتایج شدت تصادفات را فراهم می‌سازد (Gregoriades & Mouskos, 2013; Mujalli & De Oña, 2011). علاوه بر روش‌های شبکه بیزی، این پژوهش همچنین از روش درخت طبقه بندی و رگرسیون (کارت)[۷] استفاده کرده است. روش کارت یکی از تکنیک‌های داده‌کاوی است که نیاز به تعریف روابط پیش‌فرض میان متغیرها ندارد و برای شناسایی و نمایش الگوهای پیچیده در تصادفات ترافیکی استفاده می‌شود که به طور مؤثر در پژوهش‌های تصادفات ترافیکی استفاده شده است (Kashani & Mohaymany, 2011). به عنوان مثال، چانگ و وانگ[۸] با استفاده از روش کارت

نشان دادند که عابران پیاده، دوچرخه‌سواران و موتورسواران آسیب‌پذیر هستند (Chang & Wang, 2006).

همچنین، اکحدر و همکاران[9] به مقایسه روش کارت با شبکه‌های بیزی و ماشین بردار پشتیبان[10] خطی پرداخته‌اند و نتایج نشان داده است که شبکه‌های بیزی پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه می‌دهند (Alkheder et al., 2020).

در این پژوهش، به‌منظور پیش‌بینی دقیق‌تر شدت مصدومیت کاربران راه‌های درون‌شهری، از روش درخت طبقه‌بندی و رگرسیون (کارت) برای شناسایی متغیرهای مهم و از مدل شبکه بیزی برای تحلیل شدت مصدومیت‌ها با بررسی تعاملات میان این متغیرهای مهم شناسایی شده، از جمله خصوصیات راننده و سرنشینان، ویژگی‌های تصادف و وسیله نقلیه، خصوصیات جاده و شرایط محیطی، استفاده شده است. این چهارچوب دیدگاه جامعی نسبت به عوامل مؤثر بر شدت مصدومیت‌ها در راه‌های درون‌شهری ارائه می‌دهد و کمک به طراحی استراتژی‌ها برای کاهش آسیب‌ها و تلفات ناشی از تصادفات ترافیکی کرده است.

۲- داده‌های مورد استفاده

داده‌های این پژوهش شامل داده‌های تصادفات ترافیکی در راه‌های درون‌شهری برای سال‌های ۱۳۹۷ تا ۱٤۰۱ است که از پایگاه داده تصادفات پلیس راهور استخراج شده است. این داده‌ها در قالب جداولی در فایل اکسس[11] ذخیره شده‌اند که شامل جداول تصادف، وسیله‌نقلیه و راننده، سرنشین، و عابر هستند. اطلاعات مربوط به تصادفات شامل مشخصات رانندگان و سرنشینان (سن، جنسیت، وضعیت گواهی‌نامه و ...) و مشخصات صحنه تصادف (شرایط سطح راه، وضعیت روشنایی، هندسه محل و ...) است که در فرمی به نام "کام ۱۱٤" توسط افسر پلیس در محل حادثه ثبت می‌گردد. پس از تکمیل فرم‌ها، اطلاعات وارد پایگاه داده‌ی پلیس می‌شود. با توجه به ثبت دستی داده‌ها، احتمال وجود خطا وجود دارد. شدت جراحت تصادف نیز همان چیزی است که پلیس در صحنه‌ی تصادف مشاهده می‌کند. به عبارت دیگر، اطلاعات مربوط به وضعیت پزشکی مصدومان پس از حادثه (فوت مصدوم پس از ۳۰ روز) در دسترس نیست. بنابراین، تحلیل‌ها بر اساس شدت جراحت ثبت‌شده در صحنه تصادف انجام می‌شود. متغیرهای مورد استفاده در مدل‌سازی در جدول ۱ ارائه شده‌اند.

۳- روش تحقیق

در این پژوهش، با استفاده از روش‌های داده‌کاوی، به تحلیل عوامل مؤثر بر شدت جراحت کاربران راه‌های درون‌شهری (شامل سرنشین موتورسیکلت, سرنشین وسیله‌نقلیه، عابرپیاده، راننده وسیله نقلیه و راننده موتورسیکلت) پرداخته شده‌است. بدین منظور، از یک چهارچوب دو مرحله‌ای استفاده شده است. در مرحله اول، درخت طبقه‌بندی و رگرسیون (کارت) برای شناسایی متغیرهای مهم مؤثر بر شدت جراحت کاربران راه در تصادفات درون‌شهری استفاده شده است. در مرحله دوم، با استفاده از متغیرهای مهم شناسایی شده در مرحله اول، مدل‌سازی ارتباطات بین متغیرها از طریق شبکه بیزین انجام شده است.

جدول ۱. متغیرهای استفاده شده و سطوح هر متغیر

متغیر	سطوح متغیر	متغیر	سطوح متغیر	متغیر	سطوح متغیر
شدت جراحت	جراحت	کاربری زمین	مسکونی (مرجع)	وضعیت آب-وهوا	صاف
	فوت		غیرمسکونی		مه
جنسیت	مذکر (مرجع)		اداری/تجاری/ آموزشی		باران
	مونث		تولیدی/صنعتی		برف
کمربند ایمنی	استفاده کرده (مرجع)		تفریحی		ابری
	استفاده نکرده		کشاورزی		سایر
	نامشخص		سایر	شرایط سطح راه	خشک (مرجع)
گروه سنی راننده	زیر ۲۵	نوع شانه راه	شانه دارد (مرجع)		خیس
	۲۵ تا ٤٤ (مرجع)		شانه ندارد		یخبندان برفی
	٤۵-٦٤		نامشخص	هندسه راه	مستقیم، مسطح (مرجع)

	بالای ٦٥		هوشیاری کامل (مرجع)		پیچ، مسطح
نوع رنگ لباس عابر	روشن	وضعیت هوشیاری	عدم هوشیاری (مصرف الکل، مواد مخدر یا خواب آلودگی)		مستقیم، سربالایی یا سرپایینی
	تیره				پیچ، سربالایی یا سرپایینی
	نامعلوم		روز (مرجع)		نامشخص
تحصیلات	زیر دیپلم (مرجع)	وضعیت روشنایی	شب		
	فوق دیپلم تا دکتری		طلوع		
	نامشخص		غروب		

۳-۱- درخت تصمیم و رگرسیون

روش درخت تصمیم برای هر دو نوع متغیر هدف، قابل استفاده است. درخت ایجاد شده به گونه‌ای است که در ابتدا همگی داده‌ها در گره ریشه (اولین گره) که در بالا قرار می‌گیرد، وجود دارند. سپس، براساس متغیری که می‌تواند بیشترین همگنی را برای هر شاخه ایجاد کند، در گره ریشه، انشعاب ایجاد می‌شود. این عمل آن قدر ادامه می‌یابد تا داده‌های موجود در هر گره، بیشترین همگنی را داشته و به یک دسته خاص تعلق گیرند. چنین گره‌ای که در انتها قرار می‌گیرد و از آن انشعابی ایجاد نمی‌شود، گره نهایی یا برگ نامیده می‌شود (Breiman, 2017). برای جداسازی هر گره به دو زیر گره، شاخص‌های مختلفی وجود دارد که معروف‌ترین آن برای داده‌های اسمی، شاخص جینی است که به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$P(j\mid m)=\frac{p(j,m)}{p(m)}, p(j,m)=\frac{\pi(j)N_j(m)}{N_j}, \quad (۱)$$

$$p(m)=\sum_{j=1}^{J} p(j,m)$$

$$Gini(m)=1-\sum_{j=1}^{J} p^2(j\mid m) \quad (۲)$$

که در این فرمول j تعداد دسته‌ها یا همان متغیرهای هدف است، $\pi(j)$، احتمال اولیه مربوط به دسته j است و توسط تصمیم گیرنده مشخص می‌شود. $Nj(m)$ تعداد مشاهدات مربوط به دسته j در گره m و N_j تعداد کل مشاهدات مربوط به کلاس j در گره ریشه است. همچنین، $P(j|m)$ احتمال قرارگیری مشاهدات مربوط به دسته j در کلاس m و $Gini(m)$ که همان شاخص جینی است، معرف عدم خلوص یا ناهمگنی در گره m است (Kurgan et al., 2007). به این معنی که مثلاً اگر همه مشاهدات در یک گره از یک دسته باشد، $Gini(m)$، برابر صفر شده و مبین کمترین ناخالصی و به عبارتی بیشترین خلوص در گره است؛ و بر عکس، بیشترین مقدار $Gini(m)$، زمانی حاصل می‌شود که از همه مشاهدات به یک نسبت، در گره وجود داشته باشند. شاخص جینی در هر گره برای تمام متغیرها محاسبه شده و متغیری به عنوان متغیر جداکننده انتخاب می‌شود که کمترین مقدار برای جینی از آن به دست آید. احتمال اولیه، مبین سهم هر یک از دسته‌ها در جامعه مرجع است. اهمیت متغیرها به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$VIMX=\sum_{i=1}^{h}\frac{nx_i}{n}(I(C\mid X=x_i)-(c)) \quad (۳)$$

در این فرمول، زمانی که متغیر کلاس به عنوان C در نظر گرفته شود، nx_i تعداد مواردی است که در آن $X=x_i$ برقرار است. همچنین، n و I به ترتیب نشان‌دهنده تعداد کل موارد و شاخص جینی هستند (Pande & Abdel-Aty, 2006).

۳-۲- شبکه بیزین

شبکه بیزین یک الگوی نموداری احتمالاتی است که مجموعه‌ای از متغیرها و احتمالات مربوط به هر یک را نشان می‌دهد (Khosbayar et al., 2021). یک گراف مستقیم و چرخه‌ای است که در آن، گره‌ها در حکم متغیرهای مسئله هستند. ساختار یک شبکه بیزین در واقع یک نمایش نموداری از اثرات متقابل متغیرهایی است که باید الگوبندی شوند؛ و علاوه بر اینکه کیفیت

رابطه بین متغیرهای مسئله را نشان می‌دهد، کمیت ارتباط بین این متغیرها را نیز به نمایش می‌گذارد که به صورت عددی از توزیع احتمال مشترک آن‌ها استفاده می‌کند. این روش بر مبنای محاسبات احتمالات شرطی (قانون بیز) بوده که معادله زیر رابطه بیز را نشان می‌دهد (Su & Zhang, 2006).

$$P(a \mid b) = \frac{P(b \mid a) * P(a)}{P(b)} \qquad (٤)$$

که در آن P(a) احتمال وقوع پیشامد a، P(b) احتمال وقوع پیشامد b. P(a|b) احتمال وقوع پیشامد a به شرطی که پیشامد b اتفاق بیافتد، P(b|a) احتمال وقوع پیشامد b به شرطی که پیشامد a اتفاق بیافتد. هر شبکه بیزین از سه جزء اصلی شامل مجموعه‌ای از احتمالات تشکیل شده است.

٤- نتایج تفسیرها

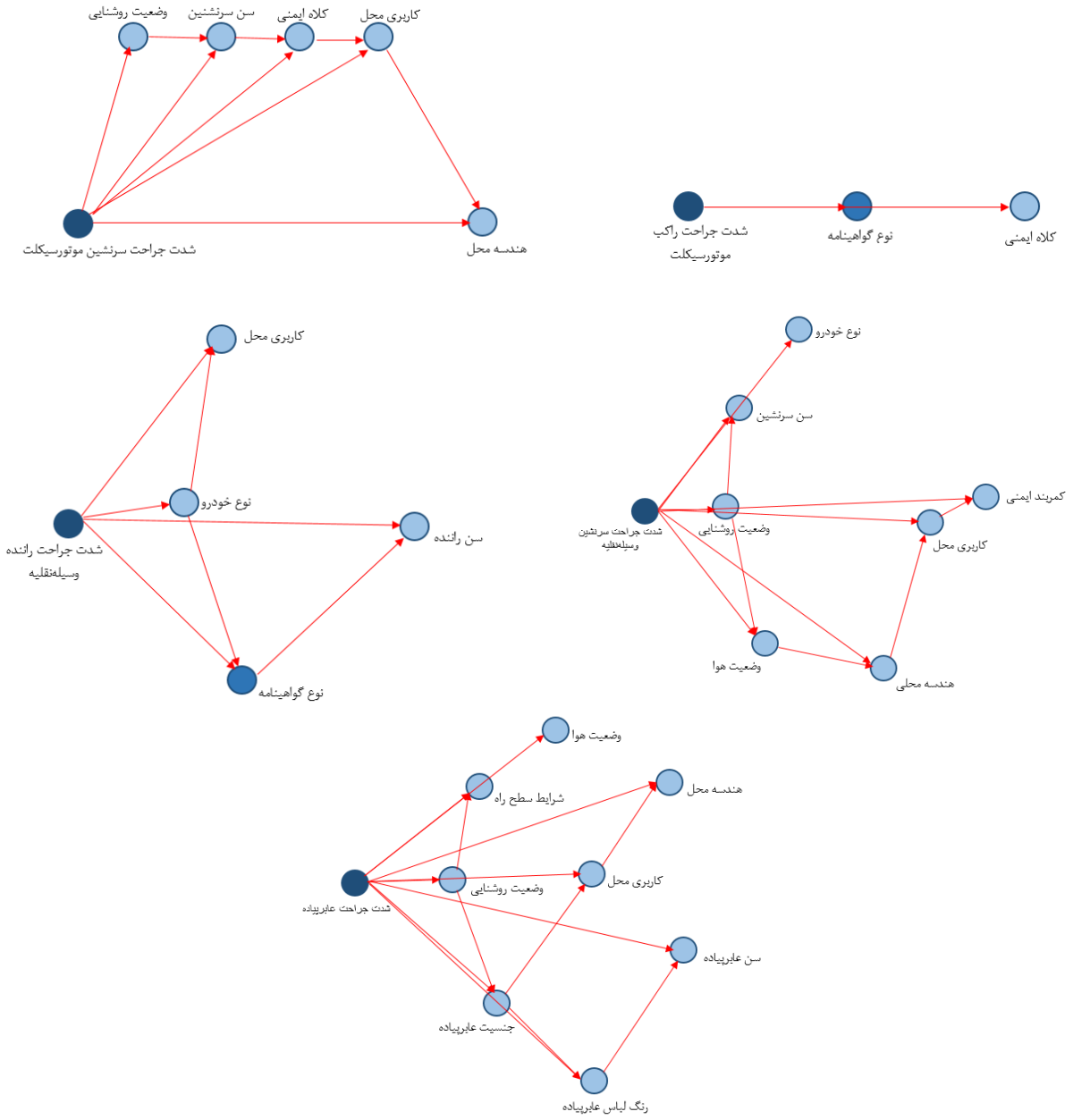
مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر شدت جراحت کاربران راه (عابران پیاده، رانندگان و سرنشنیان وسیله نقلیه و موتورسیکلت) با استفاده از روش طبقه بندی و رگرسیون (کارت) در جدول ۲ ارائه شده است. همچنین، ساختار شبکه بیزین برای مدل‌سازی شدت جراحت، به تفکیک مدل‌های ساخته شده، در شکل‌های ۱ و ۲ نشان داده شده است.

در مجموع، مهم‌ترین اثرات شناسایی شده در رابطه با افزایش شدت مصدومیت کاربران راه‌های درون‌شهری به این صورت است که احتمال فوت و مصدومیت موتورسوارانی که فاقد گواهینامه رانندگی بوده‌اند، بالا بوده است.

همچنین، موتورسوارانی که از کلاه ایمنی استفاده نکرده‌اند، احتمال فوت و مصدومیت بالایی داشته‌اند. نتایج نشان داده است که احتمال مصدوم و فوت شدن سرنشینان موتورسیکلت بین ۱٦ تا ۲۵ سال بیشتر از سایر سنین بوده است. علاوه بر این، احتمال فوت سرنشینان موتورسیکلت در صورت عدم استفاده از کلاه ایمنی برای دو گروه سنی ٦ تا ۱۵ سال و بالای ٦۵ سال بیشتر از سایر گروه‌های سنی است.

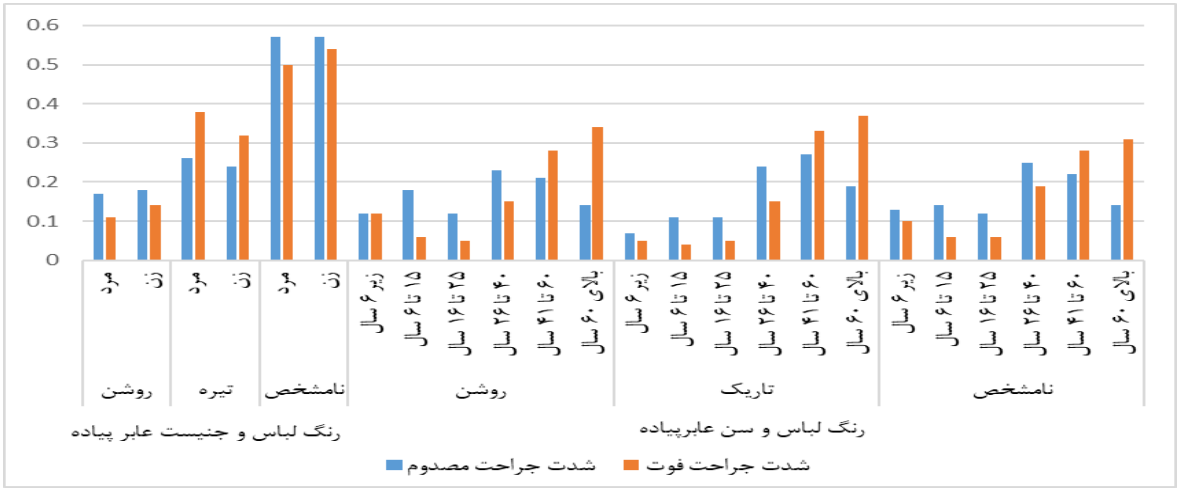
جدول ۲. مهم‌ترین متغیرهای شناسایی شده در رابطه با شدت جراحت کاربران راه در تصادفات درون‌شهری

مدل ۱		مدل ۲		مدل ۳		مدل ٤		مدل ۵	
متغیر وابسته: شدت جراحت راکب موتورسیکلت		متغیر وابسته: شدت جراحت سرنشین موتورسیکلت		متغیر وابسته: شدت جراحت راننده وسیله‌نقلیه		متغیر وابسته: شدت جراحت سرنشین وسیله‌نقلیه		متغیر وابسته: شدت جراحت عابر	
متغیر	اهمیت (٪)	متغیر	اهمیت (٪)	متغیر	اهمیت (٪)	متغیر	اهمیت (٪)	متغیر	اهمیت (٪)
نوع گواهینامه	۱۰۰	سن سرنشنین	۱۰۰	نوع گواهینامه	۱۰۰	سن سرنشین	۱۰۰	رنگ لباس عابرپیاده	۱۰۰
کلاه ایمنی	۲٦	کاربری محل	۷۳	کاربری محل	۳۰	کمربند ایمنی سرنشنین	٦٦	سن عابرپیاده	۹۹
تحصیلات راننده	۱۸	کلاه ایمنی سرنشین	۵۹	نوع خودرو	۲٦	کاربری محل	٦۳	روشنایی	٦۷
		روشنایی	٤۲	سن راننده	۲۳	نوع خودرو	٤۹	هوا	٦۰
		هندسه محل	۳٦	هندسه محل	۱۹	روشنایی	٤۲	هندسه محل	٦۰
						هندسه محل	۳٤	کاربری محل	٤۸
						هوا	۲۵	جنسیت عابرپیاده	٤۱
								شرایط سطح راه	۳٦



شکل ۱. ساختارهای شبکه بیزی برای شدت جراحت کاربران راه در راه‌های درون‌شهری

شکل ۲ تعامل بین رنگ لباس، جنسیت و سن عابران پیاده را نشان می‌دهد. نتایج نشان داده است که عابران پیاده با لباس‌های تیره، صرف نظر از جنسیت، بیشتر در معرض مصدومیت شدید یا فوت قرار دارند نسبت به عابران پیاده‌ای که لباس روشن می‌پوشند. این احتمال به ویژه برای عابران پیاده بالای ۶۰ سال بیشتر است، چرا که در مقایسه با سایر گروه‌های سنی، احتمال فوت بالاتری داشته‌اند. در واقع، لباس‌های تیره دید راننده را کاهش می‌دهد و باعث افزایش زمان واکنش راننده و سرعت برخورد و در نهایت احتمال شدت مصدومیت را افزایش می‌دهد این یافته‌ها با مطالعه زاجاک و ایوان[۱۲] که نشان داده است که احتمال فوت در میان عابران پیاده، به ویژه سالمندان، بیشتر است، مطابقت دارد (Zajac & Ivan, 2003).



شکل ۲. اثر تعامل رنگ لباس با سن و جنسیت عابرپیاده بر شدت جراحت عابرپیاده

۵- نتیجه‌گیری

این پژوهش به بررسی مصدومیت کاربران راه در تصادفات راه‌های درون‌شهری بین سال‌های ۱۳۹۷ تا ۱۴۰۱ پرداخته است. در این مطالعه از روش‌های درخت طبقه‌بندی و رگرسیون (کارت) و شبکه بیزین استفاده شده است. بدین منظور، ابتدا متغیرهای مهم مؤثر بر شدت جراحت کاربران راه در تصادفات درون‌شهری با استفاده از روش کارت شناسایی شدند. سپس، با به‌کارگیری از این متغیرها، ارتباطات بین متغیرها از طریق شبکه بیزین مدل‌سازی شده است.

تحلیل تصادفات راه‌های درون‌شهری نشان داده است که موتورسواران، به ویژه افرادی که فاقد گواهینامه یا کلاه ایمنی هستند، احتمال فوت و مصدومیت بالایی داشته‌اند. این احتمال در میان موتورسواران ۱۶ تا ۲۵ ساله و افرادی که از کلاه ایمنی استفاده نمی‌کنند، بیشتر بوده است. کاربران آسیب‌پذیر، مانند کودکان و سالمندان، نیز در صورت عدم استفاده از کلاه ایمنی، احتمال فوت بالایی داشته‌اند. نتایج همچنین نشان داده است که عابران پیاده با لباس‌های تیره، به ویژه افراد بالای ۶۰ سال، به دلیل کاهش دید و واکنش دیرهنگام رانندگان، احتمال بیشتری برای تجربه مصدومیت‌های شدید یا فوت داشته‌اند. بر این اساس، اجرای تدابیری نظیر تشویق موتورسواران به استفاده از کلاه ایمنی و اعمال قوانین سختگیرانه برای صدور و نظارت بر گواهینامه می‌تواند مؤثر باشد. این تدابیر پیش‌تر نیز به عنوان راهکاری مؤثر برای کاهش مصدومیت‌های جدی شناسایی شده‌اند (Araujo et al., 2017). همچنین، برگزاری کمپین‌های آگاهی‌بخش عمومی درباره اهمیت دیده شدن عابران پیاده، به ویژه سالمندان، نقش مهمی در کاهش شدت آسیب‌ها دارد (Olowosegun et al., 2022). لباس‌های تیره، به ویژه در شرایط دید محدود، شناسایی عابران پیاده را برای رانندگان دشوار می‌کند (Wood et al., 2003). از طرف دیگر، توصیه به استفاده از لباس‌های روشن می‌تواند خطر آسیب‌های شدید را برای کاربران آسیب‌پذیر کاهش دهد (Hagel et al., 2012).

به طور کلی، مدل‌های کارت و شبکه‌های بیزین در شناسایی عوامل تأثیرگذار و الگوها مرتبط با شدت آسیب‌های ناشی از تصادفات در راه‌های درون‌شهری مؤثر بوده‌اند. یافته‌های این پژوهش امکان طراحی استراتژی‌های هدفمند برای کاهش آسیب‌ها و تلفات ناشی از تصادفات را فراهم می‌کند. بااین‌حال، یکی از محدودیت‌های این پژوهش اتکا به داده‌های گزارش شده توسط پلیس است. پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آینده، علاوه بر داده‌های پلیس، اطلاعات بیمه و بیمارستان‌ها، که شامل تمامی مصدومیت‌های گزارش شده هستند، نیز لحاظ شوند تا دقت پیش‌بینی‌ها افزایش یابد و درک جامع‌تری از شدت تصادفات و مصدومیت‌ها به دست آید.

٦- پی‌نوشت‌ها

1. Gross Domestic Product (GDP)
2. Multivariate Probit Model
3. Multinomial Logit Regression
4. Nested Logit
5. Mixed Logit
6. Bayesian Network (BN)
7. Classification and Regression Trees (CART)
8. Chang and Wang
9. Alkheder et al
10. Linear Support Vector Machines
11. Access
12. Zajac and Ivan

۷- مراجع

-Abay, K. A., Paleti, R., & Bhat, C. R. (2013). The joint analysis of injury severity of drivers in two-vehicle crashes accommodating seat belt use endogeneity. *Transportation Research Part B: Methodological*, 50, 74-89.

-Alkheder, S., AlRukaibi, F., & Aiash, A. (2020). Risk analysis of traffic accidents' severities: An application of three data mining models. *ISA Transactions,* 106, 213-220.

-Araujo, M., Illanes, E., Chapman, E., & Rodrigues, E. (2017). Effectiveness of interventions to prevent motorcycle injuries: systematic review of the literature. *International Journal of Injury Control and Safety Promotion,* 24(3), 406-422.

-Arefkhani, H., Besharati, M. M., Azizi Bondarabadi, M., & Tavakoli Kashani, A. (2021). How does the incompatibility of different vehicle types affect the odds of driver injury? *Journal of Transportation Safety & Security,* 13(8), 860-876.

-Bank, W. (2020). Guide for Road Safety Opportunities and Challenges: Low and Middle Income Country Profiles.

-Beanland, V., Fitzharris, M., Young, K. L., & Lenné, M. G. (2013). Driver inattention and driver distraction in serious casualty crashes: Data from the Australian National Crash In-depth Study. *Accident Analysis & Prevention,* 54, 99-107.

-Borg, A., Bjelland, H., & Njå, O. (2014). Reflections on Bayesian Network models for road tunnel safety design: A case study from Norway. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 43, 300-314.

-Breen, J. M., Næss, P. A., Hansen, T. B., Gaarder, C., & Stray-Pedersen, A. (2020). Serious motor vehicle collisions involving young drivers on Norwegian roads 2013–2016: Speeding and driver-related errors are the main challenge. *Traffic Injury Prevention,* 21(6), 382-388.

-Breiman, L. (2017). Classification and regression trees. *Routledge.*

-Cabrera-Arnau, C., Prieto Curiel, R., & Bishop, S. R. (2020). Uncovering the behaviour of road accidents in urban areas. *Royal Society Open Science,* 7(4), 191739.

-Celik, A. K., & Oktay, E. (2014). A multinomial logit analysis of risk factors influencing road traffic injury severities in the Erzurum and Kars Provinces of Turkey. *Accident Analysis & Prevention,* 72, 66-77.

-Chang, L.-Y., & Wang, H.-W. (2006). Analysis of traffic injury severity: An application of non-parametric classification tree techniques. *Accident Analysis & Prevention,* 38(5), 1019-1027.

-Chen, C., Zhang, G., Tarefder, R., Ma, J., Wei, H., & Guan, H. (2015). A multinomial logit model-Bayesian network hybrid approach for driver injury severity analyses in rear-end crashes. *Accident Analysis & Prevention,* 80, 76-88.

-Chu, H.-C. (2014). Assessing factors causing severe injuries in crashes of high-deck buses in long-distance driving on freeways. *Accident Analysis & Prevention,* 62, 130-136.

-Connor, J., Norton, R., Ameratunga, S., Robinson, E., Civil, I., Dunn, R ,.Bailey, J., & Jackson, R. (2002). Driver sleepiness and risk of serious injury to car occupants: population based case control study. *Bmj,* 324(7346), 1125.

-Copsey, N., Drupsteen, L., van Kampen, J., Kuijt-Evers, L., Schmitz-Felten, E., & Verjans, M. (2010). A review of accidents and injuries to road transport drivers.

-Faso, B. (2019). Institute for Health Metrics and Evaluation. Institute for Health Metrics and Evaluation.

-Gregoriades, A., & Mouskos, K. C. (2013). Black spots identification through a Bayesian Networks quantification of accident risk index.

-Mbakwe, A. C., Saka, A. A., Choi, K., & Lee, Y. J. (2016). Alternative method of highway traffic safety analysis for developing countries using delphi technique and Bayesian network. *Accident Analysis & Prevention,* 93, 135-146.

-Mujalli, R. O., & De Oña, J. (2011). A method for simplifying the analysis of traffic accidents injury severity on two-lane highways using Bayesian networks. *Journal of Safety Research*, 42(5), 317-326.

-Olowosegun, A., Babajide, N., Akintola, A., Fountas, G., & Fonzone, A. (2022). Analysis of pedestrian accident injury-severities at road junctions and crossings using an advanced random parameter modelling framework: The case of Scotland. *Accident Analysis & Prevention,* 169, 106610.

-Pande, A., & Abdel-Aty, M. (2006). Assessment of freeway traffic parameters leading to lane-change related collisions. *Accident Analysis & Prevention,* 38(5), 936-948.

-Patil, S., Geedipally, S. R., & Lord, D. (2012). Analysis of crash severities using nested logit model—accounting for the underreporting of crashes. *Accident Analysis & Prevention*, 45, 646-653.

-Razzaghi, A., Soori, H., Kavousi, A., Abadi, A., & Khosravi, A. (2019). Factors with the highest impact on road traffic deaths in Iran; an ecological study. *Archives of Academic Emergency Medicine*, 7(1).

-Savolainen, P., & Mannering, F. (2007). Probabilistic models of motorcyclists' injury severities in single-and multi-vehicle crashes. *Accident Analysis & Prevention*, 39(5), 955-963.

-Shaon, M. R. R., Qin, X., Chen, Z., & Zhang, J. (2018). Exploration of contributing factors related to driver errors on highway segments. *Transportation Research Record,* 2672(38), 22-34.

-Su, J., & Zhang, H. (2006). Full Bayesian network classifiers. Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning,

-Ulak, M. B., Ozguven, E. E., Vanli, O. A., Dulebenets, M. A., & Spainhour, L. (2018). Multivariate random parameter Tobit modeling of crashes involving aging drivers, passengers, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies,* 28, 28-43.

-Hagel, B. E., Ruest, N., Morgunov, N., Embree, T., Couperthwaite, A. B., Voaklander, D., & Rowe, B. H. (2012). Do visibility aids reduce the risk of motor-vehicle injury in bicyclists? *Injury Prevention*, 18(Suppl 1), A36-A37.

-Haleem, K., & Gan, A. (2013). Effect of driver's age and side of impact on crash severity along urban freeways: A mixed logit approach. *Journal of Safety Research,* 46, 67-76.

-Hänninen, M. (2014). Bayesian networks for maritime traffic accident prevention: Benefits and challenges. *Accident Analysis & Prevention,* 73, 305-312.

-Hossain, M., & Muromachi, Y. (2012). A Bayesian network based framework for real-time crash prediction on the basic freeway segments of urban expressways. *Accident Analysis & Prevention,* 45, 373-381.

-Høye, A. (2020). Speeding and impaired driving in fatal crashes—Results from in-depth investigations. *Traffic Injury Prevention,* 21(7),425-430.

-Kashani, A. T., & Mohaymany, A. S. (2011). Analysis of the traffic injury severity on two-lane, two-way rural roads based on classification tree models. *Safety Science,* 49(10), 1314-1320.

-Khattak, A. J., Ahmad, N., Wali, B., & Dumbaugh, E. (2021) .A taxonomy of driving errors and violations: Evidence from the naturalistic driving study. *Accident Analysis & Prevention,* 151, 105873.

-Khosbayar, A., Valluru, J., & Huang, B. (2021). Multi-rate Gaussian Bayesian network soft sensor development with noisy input and missing data. *Journal of Process Control,* 105, 48-61.

-Kurgan, R. W. S. L. A., Cios, K. J., & Pedrycz, W. (2007). Data Mining: A Knowledge Discovery Approach. *Springer.*

-Lee, C., & Abdel-Aty, M. (2008). Presence of passengers: does it increase or reduce driver's crash potential? *Accident Analysis & Prevention,* 40(5), 1703-1712.

single-and multi-vehicle crashes on rural two-lane highways. *Accident Analysis & Prevention,* 72, 105-115.

-Wu, Q., Zhang, G., Ci, Y., Wu, L., Tarefder, R. A., & Alcántara, A. D. (2016). Exploratory multinomial logit model–based driver injury severity analyses for teenage and adult drivers in intersection-related crashes. *Traffic Injury Prevention,* 17(4), 413-422.

-Yadav, A. K., & Velaga, N. R. (2020). An investigation on the risk factors associated with driving errors under the influence of alcohol using structural equation modeling. *Traffic Injury Prevention,* 21(4), 288-294.

-Zajac, S. S., & Ivan, J. N. (2003). Factors influencing injury severity of motor vehicle–crossing pedestrian crashes in rural Connecticut. *Accident Analysis & Prevention,* 35(3), 369-379.

bicyclists, and pedestrians: Spatiotemporal variations. *Accident Analysis & Prevention,* 121, 1-13.

-Vollrath, M., Meilinger, T., & Krüger, H.-P. (2002). How the presence of passengers influences the risk of a collision with another vehicle. *Accident Analysis & Prevention,* 34(5), 649-654.

-Wang, K., & Qin, X. (2015). Exploring driver error at intersections: key contributors and solutions. *Transportation Research Record,* 2514(1), 1-9.

-Williamson, A., Friswell, R., Olivier, J., & Grzebieta, R. (2014). Are drivers aware of sleepiness and increasing crash risk while driving? *Accident Analysis & Prevention,* 70, 225-234.

-Wood, J. M., Tyrrell, R. A., & Carberry, T. P. (2003). Pedestrian visibility at night: Effects of pedestrian clothing, driver age, and headlamp beam setting. *TRB 2003 Annual Meeting.*

-Wu, Q., Chen, F., Zhang, G., Liu, X. C., Wang, H., & Bogus, S. M. (2014). Mixed logit model-based driver injury severity investigations in

Predicting Injury Severity in Urban Traffic Crashes
A Hybrid Method Integrating Decision Tree and Bayesian Network

Ali Tavakoli Kashani, Associate Professor, School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran and Road Safety Research Center, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.

Marzeia Rakhshani Moghadam, M.Sc., Grad., School of Civil Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran and Road Safety Research Center, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.

E-mail: alitavakoli@iust.ac.ir

Received: April 2025- Accepted: November 2025

ABSTRACT

The impact of fast urbanization in Iran has led to increasing traffic congestion and crash risk for urban road users. Therefore, this study investigated factors influencing injury severity among road users (including pedestrians, vehicle drivers and passengers, and motorcyclists) using police-reported crash data from 2018 to 2022. For this purpose, a two-step framework was developed. Firstly, the Classification and Regression Tree (CART) method was applied to identify the most important factors affecting injury severity. In the second step, a Bayesian network model was employed to analyze the interactions among these important factors. The CART analysis highlighted license type, helmet usage, passenger age, and pedestrian clothing color as the most important factors affecting injury severity. The relative importance of these variables varied across user groups (pedestrians, vehicle occupants, and motorcyclists), and also factors such as lighting conditions, road geometry, and land use demonstrated significant effects across most models. The Bayesian network analysis further revealed that motorcyclists without a valid license or helmet, especially those aged 16 to 25, faced the highest risks of severe injury or fatality. Vulnerable users, including children and the elderly, were also more likely to experience fatal injuries when not wearing helmets. Additionally, elderly pedestrians wearing dark clothing were more likely to experience severe outcomes due to reduced visibility and delayed driver reaction times. These findings provide valuable insights for designing targeted strategies to reduce injuries and fatalities in urban traffic crashes.

Keywords: Injury Severity, Urban Areas, Road Users, Classification and Regression Trees (CART), Bayesian Network Model