

تخمین پارامترهای موثر بر تصادفات رانندگی با استفاده از مدل‌های فضای حالت

مقاله علمی-پژوهشی

*شهریار افندی‌زاده (نویسنده مسئول)، استاد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

حمید بیگدلی‌راد، دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: zargari@iust.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۵/۰۲/۰۱ - پذیرش: ۱۴۰۵/۰۵/۰۵

صفحه ۴۸-۳۱

چکیده

در این پژوهش از روش فضای حالت به منظور مدلسازی تصادفات رانندگی استفاده شده است. این مدل، هم دارای بخش جعبه سیاه بوده و هم از طریق کسب دانش اولیه، به تخمین پارامترها می‌پردازد. این پژوهش به شناسایی یک سیستم فضای حالت تک ورودی تک خروجی می‌پردازد. فضای حالت سیستم تعریف شده و الگوریتم تخمین پارامترها نوشته شده و سپس همگرایی آن و همچنین تخمین بردار حالت بررسی می‌شود. مدلسازی در فضای حالت به منظور برآوردن قیدهای سخت تر بر عملکرد سیستم‌های کنترل، افزایش پیچیدگی و سهولت دسترسی به کامپیوترها بکار گرفته شد. مدلسازی ساده سیستم پیچیده غیرخطی تصادفات رانندگی از دستاوردهای این روش و این مطالعه بود. از جمله مزایای این روش آن است که می‌توان یک دانش اولیه از سیستم را به مدل معرفی نمود تا سرعت همگرایی و دسترسی به نتایج مطلوب را افزایش داد. خروجی میزان خطا نشان می‌دهد که در ابتدا کمی خطا افزایش یافت اما با افزایش داده‌ها خطا روند کاهشی گرفته و به سمت صفر میل می‌کند. مدل‌های پیشین توسط محققین مختلف عموماً به روش‌های شناسایی جعبه سیاه پرداخته‌اند که به علت نداشتن دانش اولیه در این موارد، هم زمان پردازش داده‌ها طولانی شود و هم اینکه دقت مناسب حاصل نشود. روش ارائه شده می‌تواند در مدت زمان کمتر، با دقت بالاتری احتمال تصادفات رانندگی را پیش بینی نماید تا کاربرد مدل برای تصمیم‌گیران حوزه ایمنی رانندگی، جذاب‌تر باشد.

واژه‌های کلیدی: مدل جعبه سیاه، مدل فضای حالت، پارامترهای خطای انسانی، کاهش تصادفات رانندگی

۱- مقدمه

باشد، باید از مدل‌های اصلاح شده خاص (مدل‌های دوجمله‌ای منفی) یا روش‌های شمارش خطی تعمیم یافته استفاده شود (Afandizadeh Zargari et al., 2019). عبدالآتی و رضوان در سال ۲۰۰۰ از رگرسیون پواسون برای مدلسازی تصادفات استفاده کردند، اما به دلیل تفاوت بین میانگین و واریانس متغیر وابسته که باعث پراکندگی بیش از حد شد، مدل مناسبی پیدا نکردند. بنابراین، مدل پواسون گاما یا (دوجمله‌ای‌های منفی) به عنوان گزینه‌ای برای حل این مشکل ارائه شد. مدل دوجمله‌ای منفی بارها و بارها در موضوعات تحلیل تصادفات در

از آنجایی که داده‌های تصادفات داده‌های گسسته هستند، استفاده از توزیع متغیرهای گسسته مانند پواسون یا دوجمله‌ای منفی برای توضیح آنها مناسب‌تر است (Oudani, 2021; Hajisoleimani et al., 2021). برای این مدل سازی، اگر مقادیر میانگین و واریانس داده‌های متغیر پاسخ با یکدیگر برابر باشد، توزیع پواسون مناسب است و اگر مقدار واریانس بیشتر از مقدار میانگین باشد، مدل دوجمله‌ای منفی ترجیح داده می‌شود (Ameri et al., 2021; Afandizadeh et al., 2023). اگر واریانس متغیر پاسخ عددی کمتر از مقدار میانگین این متغیر

آزادراه‌های شهری، جاده‌های شهری و شریان‌ها استفاده شده است (Al-Hasani et al., 2021). برای حل مشکل داشتن تعداد زیادی صفر در داده‌های تصادف، از بسط مدل‌های دوجمله‌ای پواسون و منفی استفاده شده است که به آن‌ها مدل‌های دوجمله‌ای صفر منفی می‌گویند (Khattak et al., 2021). به منظور غلبه بر محدودیت‌های مدل‌های پیشنهادی ذکر شده، از روش جدید شناسایی سیستم در این پژوهش استفاده شده است. می‌تواند مسائل ناهمگنی را در پیش‌بینی تصادف ترافیکی بهتر توضیح دهد و می‌تواند در سایر شبکه‌های جاده‌ای اعمال شود و دقت بیشتری نسبت به سایر شبکه‌ها دارد. اما برای به دست آوردن نتایج دقیق به داده‌های زیادی نیاز است و نیاز به سیستم‌های کامپیوتری به روز و قدرتمند وجود دارد.

منظور از مسئله شناسایی سیستم، به دست آوردن مدل ریاضی یک پدیده (مثلاً سیستم دینامیکی) به کمک اطلاعات آزمایشگاهی می‌باشد (Afandizadeh et al., 2023).

هدف از شناسایی سیستم آن است که ارتباط بین ورودی و خروجی پیدا شود. این رابط می‌تواند شامل مدل‌های مختلفی بشود. هرچه دقت این مدل‌ها بیشتر شود، سیستم با دقت بالاتری شناسایی شده است (Rad et al., 2015). روش شناسایی جعبه خاکستری از دو بخش تشکیل می‌شود. یک بخش به دینامیک (بر اساس قوانین ثابت مانند قوانین نیوتن) سیستم مربوط می‌شود و بخش دیگر به داده‌های تجربی (Ahmed, 2019; Yue et al., 2020; Zheng et al., 2019). برای بدست آوردن بخش نخست برای سیستم‌های غیر ثابت و تصادفی می‌توان به سراغ فضای حالت رفت (Dechsupa et al., 2019; Huang et al., 2019). فضای حالت به سیستم‌های کنترل مربوط می‌شود. اولین گام در فرایند طراحی سیستم‌های کنترل، تشکیل مدل‌های ریاضی مناسب برای سیستمی است که قرار است کنترل شود. این مدل‌ها را می‌توان از قوانین فیزیکی یا داده‌های آزمایش به‌دست آورد (Abdi et al., 2020; Yalniz et al., 2021). پس از آماده سازی داده‌ها، معادلات فضای حالت داده استخراج شده و بهینه‌سازی انجام می‌شود. به منظور انجام روش جعبه خاکستری که در واقع فضایی مابین روش جعبه سیاه و جعبه سفید می‌باشد، با تعیین معادلات فضای حالت سیستم به تخمین بهینه پارامترها توسط داده‌ها پرداخته می‌شود.

مدلسازی سیستم‌های کنترل با استفاده از متغیرهای حالت در سطحی بالاتر از تابع تبدیل عمل می‌نماید (Vikram et al., 2023). مدل تابع تبدیل تنها توصیفی از رفتار ورودی - خروجی سیستم ارائه می‌کند، بنابراین آن را توصیف خارجی می‌نامند. در صورتی که متغیرهای حالت، دینامیک داخلی سیستم را نیز توصیف می‌نمایند، مدلسازی فضای حالت را توصیف داخلی از سیستم می‌نامند. توصیف فضای حالت سیستم، تصویر کاملی از ساختار داخلی آن به دست می‌دهد (Du et al., 2020). این مدل نشان می‌دهد که متغیرهای حالت چگونه با یکدیگر تداخل پیدا

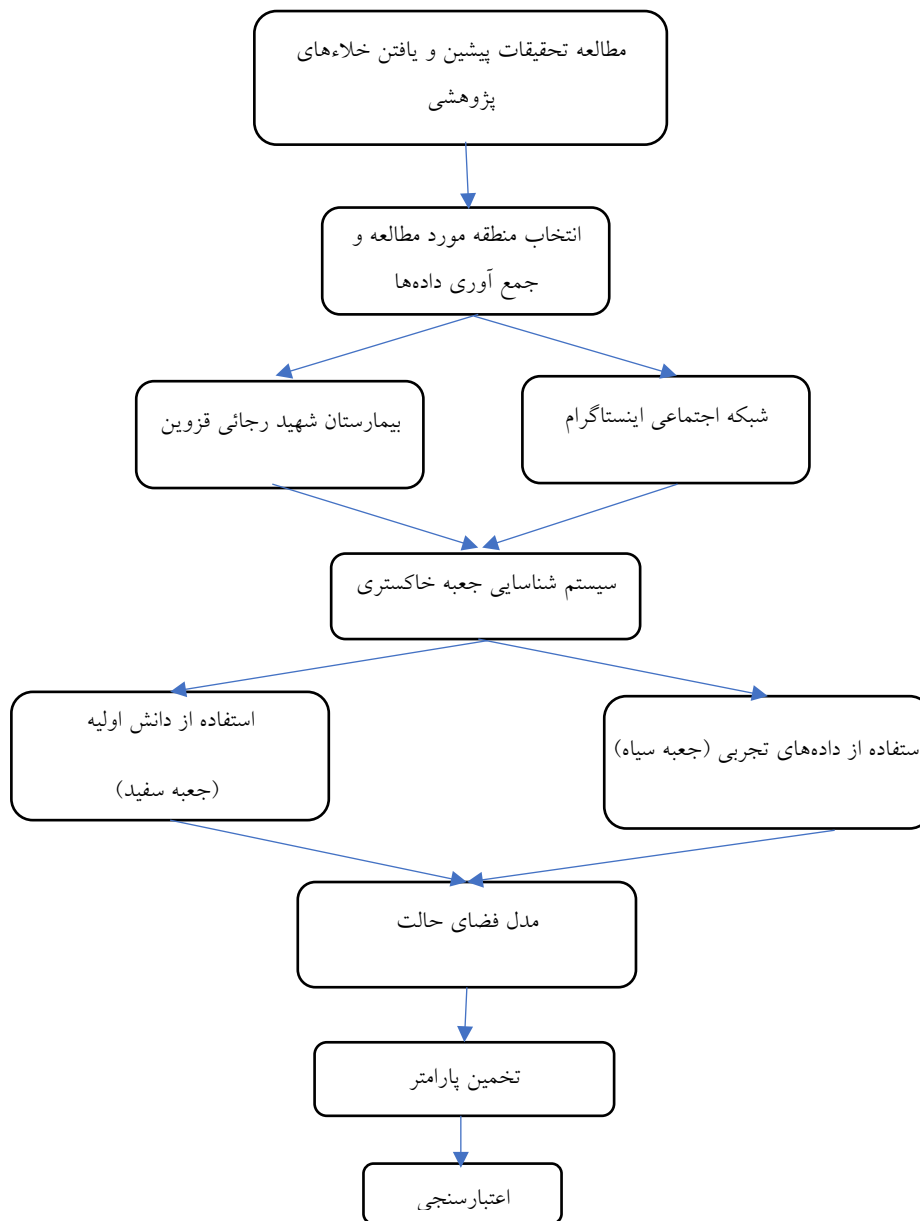
کرده، ورودی سیستم چگونه بر متغیرهای حالت سیستم اثر گذاشته و چگونه می‌توان با ترکیب‌های مختلفی از متغیرهای حالت، خروجی سیستم را محاسبه نمود (Brunot et al., 2017). از دیگر مزایای استفاده از نمایش فضای حالت، وارد کردن دانش اولیه در تحلیل و طراحی سیستم است (Bigdeli Rad et al., 2019). همچنین بهینه سازی عملکرد سیستم حلقه بسته در فرموله سازی فضای حالت به راحتی انجام می‌پذیرد و لذا می‌توان سیستم‌های کنترل بهینه را در فضای حالت طراحی نمود. بیشتر مطالعات اولیه خطای انسانی بر اساس نظریه‌های روان شناختی و رفتاری بود. نظریه‌های روان‌شناختی و رفتاری ثابت کرده‌اند که مبنای خوبی برای نظریه‌های خطای انسانی هستند (Santoso et al., 2019). به طور کلی، هر دو رویکرد فردی و سیستمی برای بررسی خطای انسانی استفاده می‌شود. اکثر تحقیقات اولیه خطای انسانی سیستم‌ها بر اساس خطای انجام شده در مرحله اول حادثه توسط اپراتور بوده و با رویکرد فردی بر خطا تاکید کرده و خطای انسانی را عامل اصلی حوادث می‌دانند. در سال‌های اخیر، برای بررسی خطای انسانی در سیستم حمل‌ونقل جاده‌ای، اغلب به تعامل بین عیوب پنهان یا شرایط خطای پنهان در سیستم و خطاهای فرد راه‌انداز سیستم توجه می‌شود. برای مدت کوتاهی خطای انسانی به جای نقص فردی به عنوان یک نقص سیستم در نظر گرفته شده است (Zhang et al., 2019). انجام تحقیقات خطای انسانی با رویکرد سیستمی یک کار پیچیده است. اگرچه به این رویکرد توجه بیشتری شده است، اما همچنان نگاه اصلی به خطای انسانی در سیستم حمل و نقل جاده‌ای فردی است و جرایم تصادفات فقط متوجه راننده است و نقش شرایط پنهان در نظر گرفته نمی‌شود. این برای مدیریت خطا و بهبود ایمنی نامطلوب است. لذا در این پژوهش با توجه به خلأ موجود در شناسایی سیستم‌ها با دقت مناسب در زمینه ایمنی ترافیک، سعی شده است به روش جعبه خاکستری با توجه به عوامل انسانی پرداخته شود. در این مطالعه از مدل سازی فضای حالت برای کمک به کاهش خطاهای پنهان و نویز با وجود پیچیدگی‌های تحلیل عوامل مؤثر بر تصادفات و ارائه مدل دقیق تر استفاده شده است.

۲- روش‌شناسی تحقیق

هدف از این پژوهش شناسایی سیستم تصادفات رانندگی با توجه به عامل انسانی مؤثر می‌باشد. مطابق شکل ۱ ابتدا خلاء پژوهشی در زمینه تصادفات رانندگی با بررسی ادبیات تحقیق انجام شد. تاکنون مطالعه جامعی در شناسایی سیستم‌های تصادفات رانندگی به روش جعبه خاکستری انجام نگرفته و عموماً بصورت جعبه سیاه می‌باشند. در ادامه منطقه مورد بررسی معرفی و داده‌ها گردآوری شده‌اند. به منظور شناسایی سیستم جعبه خاکستری از مدل فضای حالت استفاده شده است که هم دارای بخش جعبه سیاه (داده‌های تجربی) بوده و هم از طریق کسب

پارامترها به ازای تک تک داده‌های ورودی استفاده شده است. اجرای مراحل روش فضای حالت و خطی سازی آن بطور گام به گام در بخش‌های بعد توضیح داده شده است.

دانش اولیه، به تخمین پارامترها (جعبه خاکستری) پرداخته است. در این سیستم از مدل فضای حالت استفاده شده است. در مدل مطرح شده بجای استفاده از تغییرات در واحد زمان، از تغییرات



شکل ۱. فلوچارت تحقیق حاضر

۲-۱- فضای حالت

معادله کلی فضای حالت مطابق رابطه (۱) می‌باشد.

(۱)

که در آن $\mathbf{x}(p) \in \mathbb{R}^n$ بردار حالت، $\mathbf{u}(p) \in \mathbb{R}$ ورودی سیستم، $\mathbf{y}(p) \in \mathbb{R}$ خروجی سیستم، $\mathbf{A}$ ماتریس حالت، $\mathbf{B}$ ماتریس ورودی، $\mathbf{C}$ ماتریس خروجی و $\mathbf{e}(p) \in \mathbb{R}$ خطا با میانگین صفر می‌باشد. فرض می‌شود که مرتبه n مشخص بوده p بیانگر هر فرد راننده می‌باشد.

$$\mathbf{x}(p+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(p) + \mathbf{B}\mathbf{u}(p)$$

$$\mathbf{y}(p) = \mathbf{C}\mathbf{x}(p) + \mathbf{D}\mathbf{u}(p) + \mathbf{e}(p)$$

بنابراین:

(۵)

$$y(p+1)=cx(p+1)+e(p+1)=c[Ax(p)+bu(p)]+e(p+1)=cAx(p)+cbu(p)+e(p+1),$$

(۶)

$$y(p+2)=cAx(p+1)+cbu(p+1)+e(p+2)=cA[Ax(p)+bu(p)]+cbu(p+1)+e(p+2)=cA^2x(p)+cA bu(p)+cbu(p+1)+e(p+2),:$$

(۷)

$$y(p+n-1)=cA^{n-1}x(p)+cA^{n-2}bu(p)+cA^{n-3}bu(p-1)+\dots+cbu(p+n-2)+e(p+n-1),$$

(۸)

$$y(p+n)=cA^n x(p)+cA^{n-1}bu(p)+cA^{n-2}bu(p-1)+\dots+cbu(p+n-1)+e(p+n).$$

$$u(p)=0, y(p)=0 \text{ and } e(p)=0 \text{ for } p \leq 0$$

اگر درجه صورت تابع تبدیل از مخرج آن کوچکتر باشد، آنگاه $D=0$ خواهد بود.

(۲)

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 & 1 \\ -a_n & -a_{n-1} & -a_{n-2} & \dots & -a_1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

$$B = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{n-1} \\ b_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

$$C = [1, 0, 0, \dots, 0] \in \mathbb{R}^{1 \times n}$$

(۳)

۲-۱-۱- بردارها و ماتریس‌ها

(۹)

$$Y(p+n) = \begin{bmatrix} y(p) \\ y(p+1) \\ \vdots \\ y(p+n-1) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

(۱۰)

$$U(p+n) = \begin{bmatrix} u(p) \\ u(p+1) \\ \vdots \\ u(p+n-1) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

(۱۱)

$$E(p+n) = \begin{bmatrix} e(p) \\ e(p+1) \\ \vdots \\ e(p+n-1) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

(۱۲)

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ cb & 0 & \dots & 0 & 0 \\ cAb & cb & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 & 0 \\ cA^{n-2}b & cA^{n-3}b & \dots & cb & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

$$s = \begin{bmatrix} c \\ cA \\ \vdots \\ cA^{n-1} \end{bmatrix} = I_n$$

هدف این پژوهش ایجاد یک الگوریتم جدید به منظور برآورد پارامتر ماتریس A و b (یعنی پارامترهای ai و bi) و بردار حالت سیستم $x(p)$ با استفاده از داده‌های ورودی-خروجی $\{u(p), y(p)\}$ می‌باشد.

فقط داده‌های ورودی و خروجی $\{u(p), y(p)\}$ در دسترس هستند اما بردار حالت $x(p)$ در دسترس نیست و بنابراین باید بردار حالت $x(p)$ از معادلات (۱) و (۲) حذف شود تا یک مدل شناسایی جدید بدست آید که فقط شامل ورودی‌ها و خروجی‌ها باشد. یک الگوریتم جدید هم برای شناسایی پارامترهای ماتریس A و b (یعنی پارامترهای ai و bi) و برآورد بردار حالت سیستم $x(p)$ از داده‌های ورودی و خروجی موجود $\{u(p), y(p)\}$ ایجاد می‌شود. از روابط (۵) و (۶) داریم.

(۴)

$$y(p)=cx(p)+e(p),$$

رابطه (۸) به صورت رابطه (۱۳) نوشته می شود.

۲-۱-۲- الگوریتم تخمین پارامترها و همگرایی آن

تعریف تابع معیار (۱۳)

$$Y(p+n) = Sx(p) + MU(p+n) + E(p+n) = x(n) + MU(p+n) + E(p+n) \quad (21)$$

Or

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n e^2(i) = \sum_{i=1}^n [y(i) - w^T(i) \theta]^2$$

به حداقل رساندن تابع معیار $L(\theta)$ توسط الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی برای تخمین پارامتر θ به کار برده می شود.

(۲۲)

$$x(n) = Y(p+n) - MU(p+n) - E(p+n)$$

تعیین بردار پارامتر θ با استفاده از اطلاعات بردار $w(p)$:

$$\hat{\theta}(p) = \hat{\theta}(p-1) + G(p) [y(p) - w^T(p) \hat{\theta}(p-1)],$$

(۲۳)

$$G(p) = Z(p)w(p) = \frac{Z(p-1)w(p)}{1 + w^T(p)Z(p-1)w(p)}$$

(۲۴)

$$w(p+n) = \begin{bmatrix} Y(p+n) - E(p+n) \\ U(p+n) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2n}$$

(۱۶)

$$Z(p) = [I - G(p)w^T(p)]Z(p-1), \quad Z(0) = z_0 I,$$

جایی که $G(p) \in \mathbb{R}^{2n}$ بردار سود است و $Z(p) \in \mathbb{R}^{2n \times 2n}$ ماتریس کوواریانس است.

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_a \\ \theta_b \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2n}$$

(۱۷)

$$\theta_a = [cA^n]^T \in \mathbb{R}^n,$$

(۱۸)

$$= [-cA^n H + [cA^{n-1}b, cA^{n-2}b, \dots, cb]]^T \in \mathbb{R}^n \theta_b$$

با جایگزینی معادله (۱۴) در معادله (۸) داریم:

(۱۹)

$$\hat{w}(p) = \begin{bmatrix} Y(p) - \hat{E}(p) \\ U(p) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2n}$$

(۲۶)

$$\hat{E}(p) = \begin{bmatrix} \hat{e}(p-n) \\ \hat{e}(p-n+1) \\ \vdots \\ \hat{e}(p-1) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

$$\text{اگر } \hat{\theta}(p) = \begin{bmatrix} \hat{\theta}_a(p) \\ \hat{\theta}_b(p) \end{bmatrix} \text{ تخمین } \theta = \begin{bmatrix} \theta_a \\ \theta_b \end{bmatrix} \text{ برای فرد } p$$

باشد، بر طبق رابطه (۲۰) تخمین $e(p)$ توسط رابطه (۲۷) محاسبه می شود.

$$\begin{aligned} y(p+n) &= cA^n[Y(p+n) - MU(p+n) - E(p+n)] + \\ &+ cA^{n-1}bu(p) + cA^{n-2}bu(p+1) + \dots + cbu(p+n-1) \\ &+ e(p+n) = cA^n[Y(p+n) - E(p+n)] - cA^n MU(p+n) + \\ &+ [cA^{n-1}b, cA^{n-2}b, \dots, cb]U(p+n) + e(p+n) \\ &= [Y^T(p+n) - V^T(p+n), U^T(p+n)] \begin{bmatrix} \theta_a \\ \theta_b \end{bmatrix} + \\ &+ e(p+n) = w^T(p+n)\theta + e(p+n). \end{aligned}$$

با جایگذاری p در رابطه (۱۹) با $p-n$ داریم:

(۲۰)

$$y(p) = w^T(p)\theta + e(p),$$

(۳۶)

$$\begin{bmatrix} cA \\ cA^2 \\ \vdots \\ cA^n \end{bmatrix} = A$$

طبق تعریف A ، آخرین ردیف معادله (۳۶)، رابطه (۳۹) را ایجاد می‌کند.

(۳۷)

$$cA^n = [-a_n, -a_{n-1}, \dots, -a_1]$$

پس از ضرب هر دو طرف معادله (۳۹) در H داریم:

(۳۸)

$$cA^n H$$

$$= \begin{bmatrix} -(b_1 a_{n-1} + b_2 a_{n-2} + \dots + b_{n-1} a_1) \\ -(b_1 a_{n-2} + b_2 a_{n-3} + \dots + b_{n-2} a_1) \\ \vdots \\ -b_1 a_1 \\ 0 \end{bmatrix}^T$$

با استفاده از معادلات فوق، بردارهای پارامتر θ_b و θ_a در روابط (۱۷) و (۱۸) را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

(۳۹)

$$\theta_a = [cA^n]^T \in [-a_n, -a_{n-1}, \dots, -a_1]^T$$

(۴۰)

$$\theta_b = [-cA^n H + [cA^{n-1} b, cA^{n-2} b, \dots, cb]]^T$$

(۴۱)

$$= \begin{bmatrix} b_1 a_{n-1} + b_2 a_{n-2} + \dots + b_{n-1} a_1 + b_n \\ b_1 a_{n-2} + b_2 a_{n-3} + \dots + b_{n-2} a_1 + b_{n-1} \\ \vdots \\ b_1 a_1 + b_2 \\ b_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{n-1} & a_{n-2} & \dots & a_1 & 1 \\ a_{n-2} & a_{n-3} & \dots & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ a_1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{n-1} \\ b_n \end{bmatrix}$$

اگر $\hat{\theta}_b(p)$ برآورد θ_b باشد، برآورد θ_a عبارتند از:

(۴۲)

$$\hat{b}(p) = \begin{bmatrix} \hat{b}_1(p) \\ \hat{b}_2(p) \\ \vdots \\ \hat{b}_n(p) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

(۴۳)

$$\hat{\theta}_a(p) = \begin{bmatrix} \hat{a}_n(p) \\ -\hat{a}_{n-1}(p) \\ \vdots \\ -\hat{a}_1(p) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

(۲۷)

$$\hat{e}(p) = y(p) - w^T(p) \hat{\theta}(p),$$

جایگزینی $w(p)$ در روابط (۲۲) تا (۲۴) با $\hat{w}(p)$ الگوریتم برآورد پارامتر حداقل مربعات زیر را برای تخمین θ ارائه می‌دهد.

(۲۸)

$$\hat{\theta}(p) = \hat{\theta}(p-1) + G(p) [y(p) - w^T(p) \hat{\theta}(p-1)],$$

(۲۹)

$$G(p) = Z(p) w(p) = \frac{Z(p-1) w(p)}{1 + w^T(p) Z(p-1) w(p)}$$

(۳۰)

$$Z(p) = [I - G(p) w^T(p)] Z(p-1), \quad Z(0) = z_0 I,$$

(۳۱)

$$\hat{e}(p) = y(p) - w^T(p) \hat{\theta}(p),$$

(۳۲)

$$\hat{W}(p) = \begin{bmatrix} y(p-n) - \hat{e}(p-n), y(p-n+1) - \hat{e}(p-n+1), \dots, y(p-1) - \hat{e}(p-1), u(p-n), u(p-n+1), \dots, u(p-1) \end{bmatrix}^T$$

۲-۲- الگوریتم تخمین بردار حالت

رابطه بین عناصر بردار پارامتر θ و ضرایب ماتریس یا بردارهای A ، b و c برقرار شده است.

با ضرب رابطه (۳) در b داریم:

(۳۳)

$$\begin{bmatrix} cb \\ cAb \\ \vdots \\ cA^{n-1}b \end{bmatrix} = b$$

با بررسی ساختار b داریم:

(۳۴)

$$cA^{k-1}b = b_k, \quad k=1, 2, \dots, n.$$

با استفاده از معادلات فوق می‌توان ماتریس H را به صورت زیر بیان کرد:

(۳۵)

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ b_1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ b_2 & b_1 & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 & 0 \\ b_{n-1} & b_{n-2} & \dots & b_1 & 0 \end{bmatrix}$$

با ضرب رابطه (۳) در A داریم:

با استفاده از روابط ۳۵، ۴۲، ۴۳، ۴۵ و ۴۷ می‌توان الگوریتم تخمین حالت را به صورت زیر خلاصه کرد:

(۴۸)

$$\hat{x}(p-n)=Y(p)-\hat{H}U(p)-\hat{E}(p)$$

(۴۹)

$$Y(p)=[y(p-n), y(p-n+1), \dots, y(p-1)]^T \quad (50)$$

$$U(p)=[u(p-n), u(p-n+1), \dots, u(p-1)]^T$$

(۵۱)

$$\hat{E}(p)=[\hat{e}(p-n), \hat{e}(p-n+1), \dots, \hat{e}(p-1)]^T \quad (52)$$

$$\hat{H}(p) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \hat{b}_1(p) & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \hat{b}_2(p) & \hat{b}_1(p) & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 & 0 \\ \hat{b}_{n-1}(p) & \hat{b}_{n-2}(p) & \dots & \hat{b}_1(p) & 0 \end{bmatrix} \quad (53)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{b}_1(p) \\ \hat{b}_2(p) \\ \vdots \\ \hat{b}_{n-1}(p) \\ \hat{b}_n(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{a}_{n-1}(p) & \hat{a}_{n-2}(p) & \dots & \hat{a}_1(p) & 1 \\ \hat{a}_{n-2}(p) & \hat{a}_{n-3}(p) & \dots & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \hat{a}_1(p) & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix}^{-1} \hat{\theta}_b(p) \quad (54)$$

$$\hat{\theta}(p) = \begin{bmatrix} \hat{\theta}_a(p) \\ \hat{\theta}_b(p) \end{bmatrix} \quad (55)$$

$$\hat{\theta}_a(p) = [-\hat{a}_n(p), -\hat{a}_{n-1}(p), \dots, -\hat{a}_1(p)]^T$$

هنگامی که $\hat{\theta}(p) = \begin{bmatrix} \hat{\theta}_a(p) \\ \hat{\theta}_b(p) \end{bmatrix}$ برآورد بردار پارامتر θ

(روابط ۲۸ تا ۳۲) باشد می‌توانیم تخمین $\hat{a}_i(p)$ را در رابطه

(۴۳) بدست آوریم. با جابجایی $\hat{a}_i(p)$ و $\hat{b}_i(p)$ در روابط (۳۹)

تا (۴۱) نتایج زیر حاصل می‌شود.

(۴۴)

$$\begin{bmatrix} \hat{a}_{n-1}(p) & \hat{a}_{n-2}(p) & \dots & \hat{a}_1(p) & 1 \\ \hat{a}_{n-2}(p) & \hat{a}_{n-3}(p) & \dots & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \hat{a}_1(p) & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{b}_1(p) \\ \hat{b}_2(p) \\ \vdots \\ \hat{b}_{n-1}(p) \\ \hat{b}_n(p) \end{bmatrix} = \hat{\theta}_b(p) \quad (45)$$

$$\hat{b}(p) = \begin{bmatrix} \hat{b}_1(p) \\ \hat{b}_2(p) \\ \vdots \\ \hat{b}_{n-1}(p) \\ \hat{b}_n(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{a}_{n-1}(p) & \hat{a}_{n-2}(p) & \dots & \hat{a}_1(p) & 1 \\ \hat{a}_{n-2}(p) & \hat{a}_{n-3}(p) & \dots & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \hat{a}_1(p) & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix}^{-1} \hat{\theta}_b(p)$$

با جایگزینی $p-n$ بجای p در رابطه (۱۸) داریم:

(۴۶)

$$x(p-n)=Y(p)-HU(p)-E(p)$$

با جایگزینی مقادیر H و $E(p)$ با مقادیر تخمین آن‌ها ($\hat{E}$ و $\hat{H}(p)$) بردار برآورد حالت بدست می‌آید:

(۴۷)

$$\hat{x}(p-n)=Y(p)-\hat{H}U(p)-\hat{E}(p)$$

۲-۴- خلاصه الگوریتم شناسایی

-مقدار $p = 1$ را قرار داده؛ مقادیر اولیه $\hat{\theta}(0) = 1_n$ ، $z_0 = 10^6$ ، $Z(0) = z_0 I$ ، z_0 و $y(i)=0$ و $u(i)=0$ ، برای $i \leq 0$ تنظیم می‌شود: یک عدد مثبت کوچک به ε داده می‌شود.

-داده‌های ورودی و خروجی $u(t)$ و $y(t)$ از $\hat{w}(p)$ رابطه (۳۲) و روابط (۴۹) و (۵۰) جمع آوری می‌شوند.

-بردار سود $G(p)$ با استفاده از رابطه (۲۳) و ماتریس کوواریانس $Z(p)$ با استفاده از رابطه (۲۴) محاسبه می‌شود. -بردار برآورد پارامتر $\hat{\theta}(p)$ با استفاده از رابطه (۲۲) به روز می‌شود.

- $\hat{\theta}(p)$ با استفاده از رابطه (۳۱) محاسبه شده و $\hat{E}(p)$ با استفاده از رابطه (۵۱) بدست می‌آید.

- $\hat{\theta}_i(p)$ با استفاده از (۵۵) تعیین شده و $\hat{b}_i(p)$ با استفاده از رابطه (۵۳) محاسبه می‌شود. سپس با استفاده از رابطه (۵۲) $\hat{H}(p)$ حاصل می‌شود.

-با استفاده از رابطه (۴۸) برآورد حالت $\hat{x}(p-n)$ بدست می‌آید.

مقادیر $\hat{\theta}(p)$ با $\hat{\theta}(p-1)$ مقایسه می‌شوند. اگر به اندازه کافی به هم نزدیک باشند.

اگر $\|\hat{\theta}(p) - \hat{\theta}(p-1)\| \leq \varepsilon$ باشد، الگوریتم خاتمه یافته و برآورد $\hat{\theta}(p)$ حاصل می‌شود، در غیر این صورت، p واحد افزایش داده شده و به مرحله ۲ انتقال می‌یابد.

۳- منطقه مورد مطالعه

در این پژوهش تعدادی از تصادفات در جاده‌های منتهی به شهر قزوین (شکل ۲) که مرکز استان قزوین در ایران می‌باشد، بررسی شد. با همکاری اداره راهنمایی و رانندگی و بیمارستان شهید رجایی (حوادث) قزوین به جمع‌آوری داده از پرونده‌های پزشکی و سابقه رانندگی مسافران و مصاحبه با آنها پرداخته می‌شود. همچنین از شبکه اجتماعی اینستاگرام نیز برای تکمیل داده‌ها استفاده شد. بخشی از داده‌ها از طریق بررسی پرونده پزشکی تعدادی از مسافران تصادف کرده حاصل شد. از طریق تماس تلفنی این اعتماد حاصل می‌شد که اطلاعات آنها صرفاً به منظور انجام تحقیقات علمی استفاده می‌شود. بخش دیگر داده‌ها با استفاده از شبکه اجتماعی اینستاگرام بدست آمد. بوسیله

ایجاد جذابیت‌هایی، افراد در این مصاحبه مجازی شرکت کرده و سوالات را پاسخ می‌دادند. با دادن توضیحات در مورد علت استفاده از داده‌های آنها این احساس به آنان تلقین می‌شد که اطلاعات دقیق بدهند و بیشترین همکاری را انجام دهند.

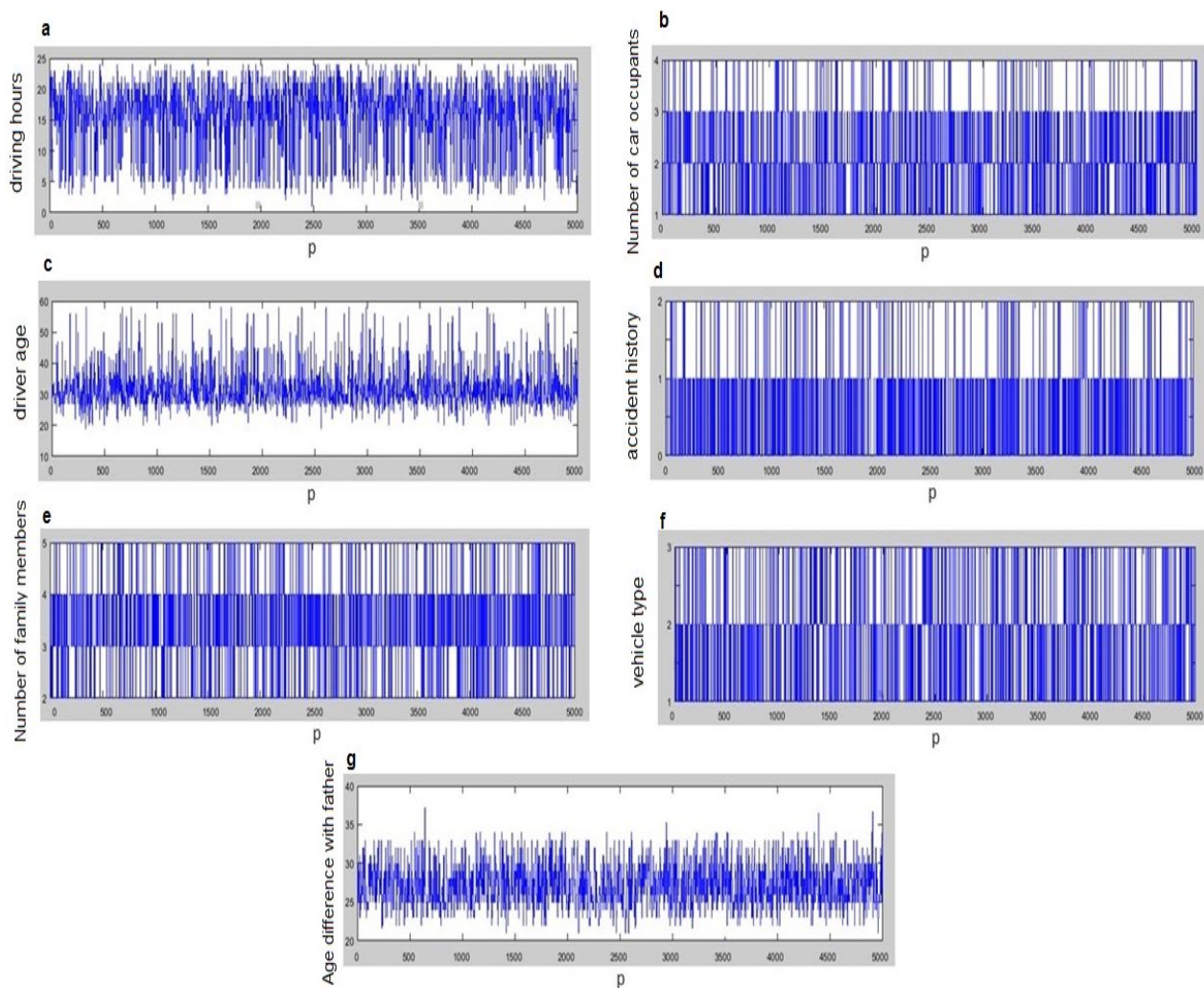


شکل ۲. منطقه مورد مطالعه

۴- نتایج

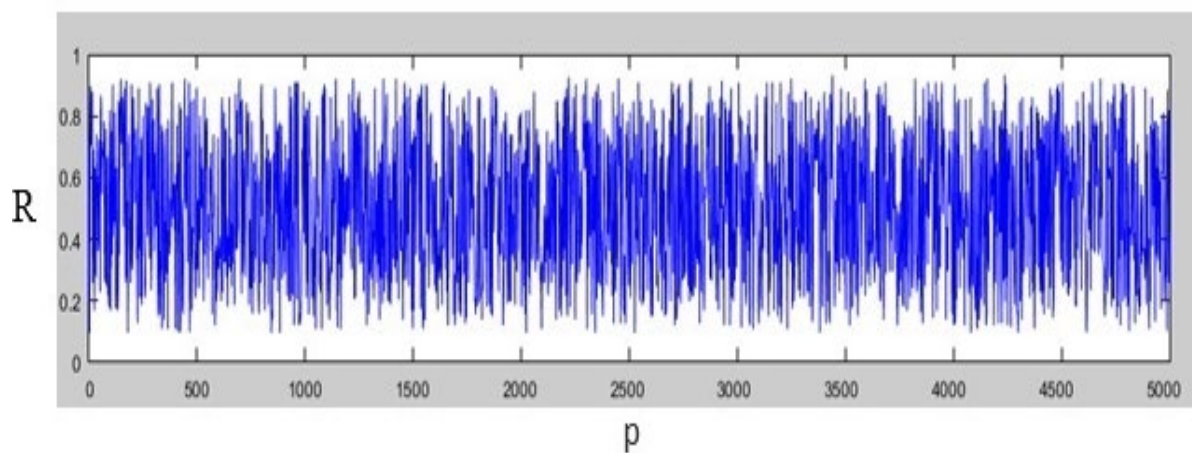
۴-۱- معرفی پارامترها

عوامل موثر بر تصادفات در بخش مرور ادبیات مورد بررسی قرار گرفت و پارامترهای "ساعت رانندگی"، "تعداد سرنشینان"، "سن راننده"، "سابقه تصادف"، "تعداد اعضای خانواده"، "نوع خودرو" و "اختلاف سنی با پدر" به عنوان عوامل انسانی مدنظر قرار گرفته شد. نمودارهای ۳-الف تا ۳-ج، توزیع پارامترها را در داده‌های جمع‌آوری شده نشان می‌دهند. همانطور که از شکل (۳-الف) مشخص است، در ساعات ۱۵ تا ۲۲ محدوده متراکمی از رانندگی مشاهده می‌شود. لذا می‌بایست توجه بیشتری در این ساعات به رانندگان و شرایط حاکم بر جاده‌ها بشود. مطابق شکل (۳-ب) تعداد وسایل نقلیه تک سرنشین سهم بالایی را به خود اختصاص داده و البته خودروهای با دو و سه سرنشین هم تعداد بالایی دارند. با توجه به شکل (۳-ب) بازه سنی ۲۶ تا ۳۹ سال دارای بیشترین تکرار و مطابق شکل (۳-د) بیشتر کاربران یا سابقه تصادف نداشته و یا فقط یک بار سابقه تصادف داشته‌اند. همچنین با توجه به شکل (۳-م) اکثریت افراد در خانواده‌های ۳ یا ۴ نفری زندگی می‌کنند و همانطور که در شکل (۳-ف) دیده می‌شود کیفیت خودرو آنها در هر ۴ گروه (کیفیت کم، متوسط، مناسب و با کیفیت) توزیع شده است. در نهایت پارامتر آخر در شکل (۳-ج) دیده می‌شود که به اختلاف سنی فرد راننده با پدر وی مربوط می‌باشد. به این ترتیب ۲۳ تا ۳۲ سال بالاترین سهم را به خود اختصاص داده است.



شکل ۳) تغییرات عوامل موثر بر تصادفات. ساعات رانندگی (الف)، تعداد سرنشینان (ب)، سن راننده (پ)، سابقه تصادفات (د)، تعداد اعضای خانواده (م)، نوع وسیله نقلیه (اف) و تفاوت سنی با پدر (ج)

در شکل ۴ نیز نمودار مقادیر خروجی داده‌های جمع‌آوری شده را به تصویر می‌کشد. احتمال تصادف کردن افراد مورد بررسی (R) در یک قاب آورده شده است.

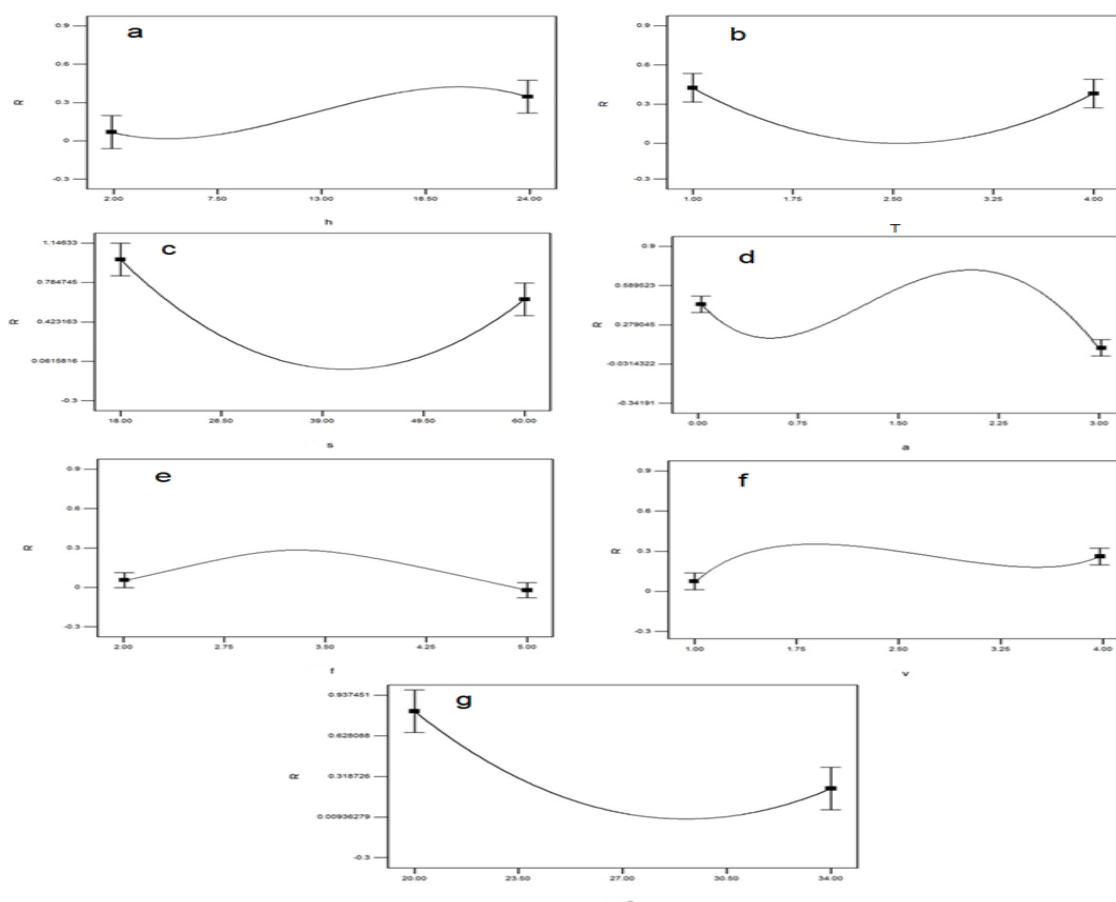


شکل ۴. نمودار تغییرات مقادیر خروجی

۴-۲- دانش اولیه

در گام نخست از اجرای روش جعبه خاکستری به یک دانش اولیه از سیستم موجود نیاز می باشد (Svensson and Schön, 2017; Marconato et al., 2012; Schön et al., 2011). به این ترتیب ارتباط بین عوامل موثر و متغیر پاسخ در شکل های (۹-الف) تا (۱۱-ای) آورده شده است. همانطور که در شکل (۹-الف) مشاهده می شود، احتمال تصادف از ساعت ۱۷ تا ۲۲ افزایش می یابد. همچنین از شکل (۵-ب) این نتیجه حاصل می شود که وسایل نقلیه تک سرنشین و ۴ سرنشین بیشترین احتمال تصادف را نسبت به دو و سه سرنشین دارند. همانطور که در شکل (۹-پ) مشاهده می شود، احتمال تصادف برای رانندگان در سنین ۱۸ و ۱۹ سالگی زیاد بوده و با افزایش سن، این روند نزولی شده و سپس مجدداً صعودی می شود.

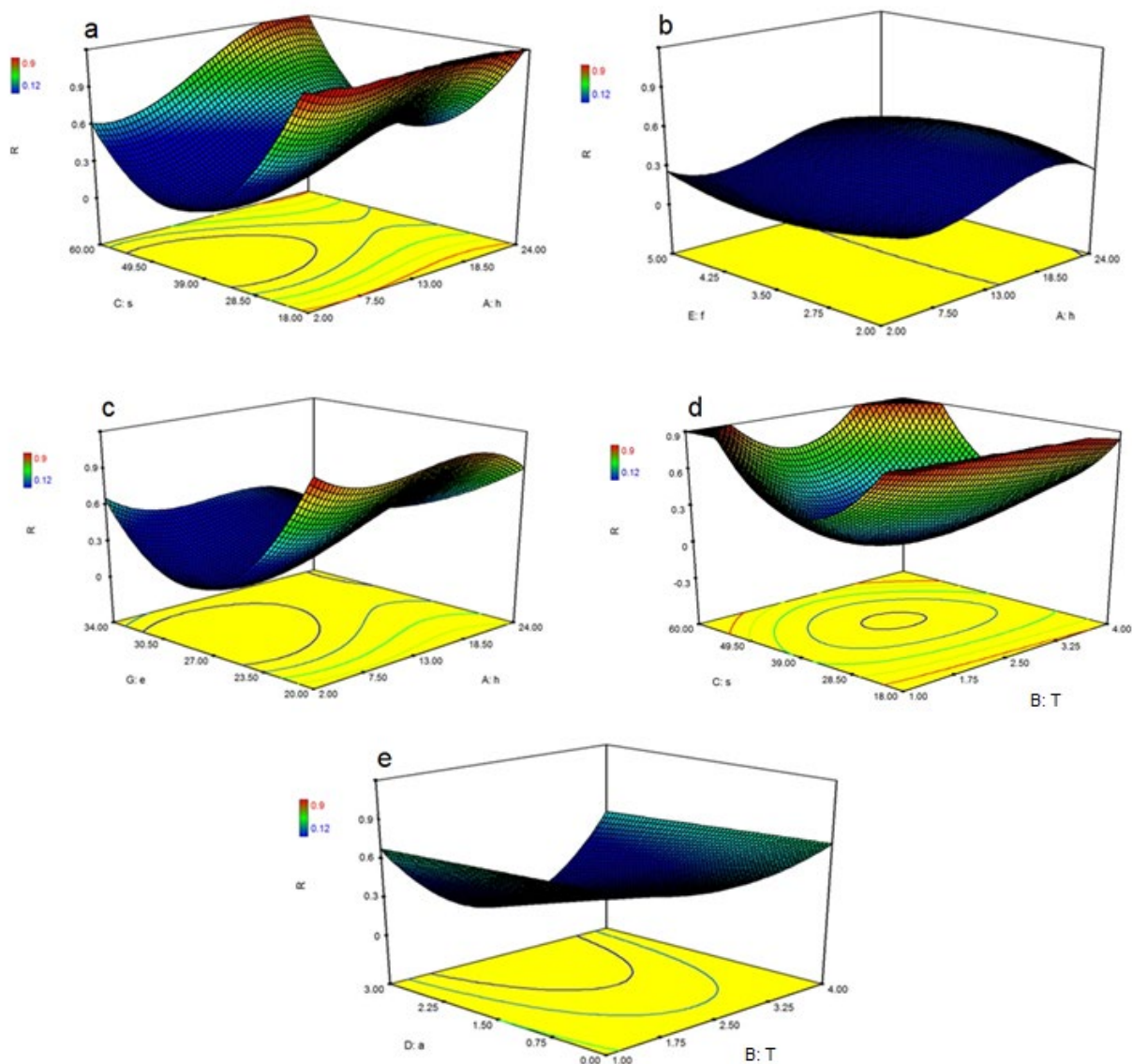
همچنین از شکل (۵-د) این نتیجه حاصل می شود که افرادی که دو بار سابقه تصادف دارند مجدد احتمال تصادف بالایی دارند و نکته جالب آن جا است که افراد بدون سابقه تصادف، احتمال تصادف بیشتری نسبت به کسانی که یک بار سابقه تصادف دارند، داشته اند. مطابق شکل (۵-ای)، احتمال تصادف با افزایش تعداد اعضای خانواده تا ۳ نفر افزایش می یابد و سپس این روند نزولی می شود. همچنین از شکل (۵-اف) این نتیجه حاصل می شود که خودروهای با کیفیت کم و کیفیت زیاد احتمال کمتری برای تصادف دارند، خودروهای در گروه ۲ بیشتر درگیر در تصادفات بوده اند. همانطور که در شکل (۵-ج) مشاهده می شود، افرادی که اختلاف سنی (با پدر) کمتری دارند احتمال تصادف بیشتری دارند و سپس این روند نزولی شده تا اختلاف ۳۰ ساله و سپس مجدداً این روند صعودی می شود.



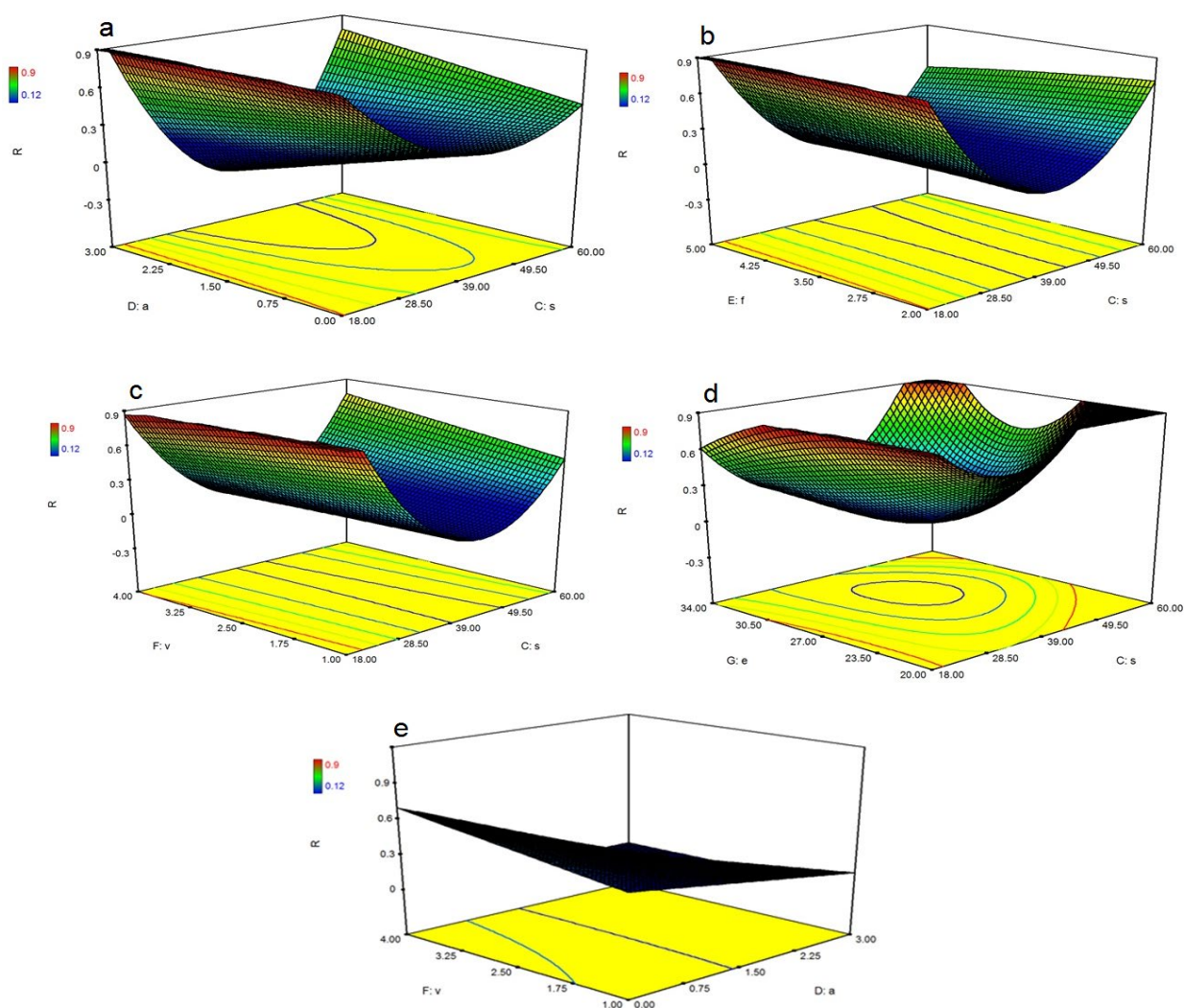
شکل ۵. دانش اولیه از ارتباط (a) متغیر ساعت رانندگی (h) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (b) متغیر تعداد سرنشین (T) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (c) متغیر سن راننده (s) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (d) متغیر سابقه تصادف (a) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (e) متغیر تعداد اعضای خانواده (f) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (f) متغیر نوع خودرو (v) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (g) متغیر اختلاف سنی با پدر (e) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف)

متغیر پاسخ در کمترین مقدار خود قرار داشته و احتمال تصادف کم را گزارش می‌کنند. با افزایش یا کاهش این دو متغیر مقادیر R افزایش می‌یابند.

در شکل‌های (۶) و (۷) ارتباط دو به دو متغیرهای ورودی و متغیر پاسخ آورده شده‌اند. به طور مثال در شکل (۶-د) مشاهده می‌شود که در مقادیر متوسط تعداد سرنشین و سن راننده، مقدار



شکل ۶. دانش اولیه از ارتباط سه بعدی (a) متغیر ساعت رانندگی (h) و متغیر سن راننده (s) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (b) متغیر ساعت رانندگی (h) و متغیر تعداد اعضای خانواده (f) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (c) متغیر ساعت رانندگی (h) و متغیر اختلاف سنی با پدر (e) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (d) متغیر سن راننده (s) و متغیر تعداد سرنشین (T) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (e) متغیر تعداد سرنشین (T) و متغیر سابقه تصادف (a) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف)



شکل ۷. دانش اولیه از ارتباط سه بعدی (a) متغیر سن راننده (s) و متغیر سابقه تصادف (a) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (b) متغیر سن راننده (s) و متغیر تعداد اعضا خانواده (f) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (c) متغیر سن راننده (s) و متغیر نوع خودرو (v) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (d) متغیر سن راننده (s) و متغیر اختلاف سنی با پدر (e) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف); (e) متغیر سابقه تصادف (a) و متغیر نوع خودرو (v) با متغیر پاسخ R (احتمال تصادف)

از طریق آزمون و خطای ترکیبات مختلف توسط نرم افزار طراحی آزمایشات (RSM-Design Expert) برترین ترکیب مطابق رابطه (۵۶) به عنوان دانش اولیه به دست آمد.

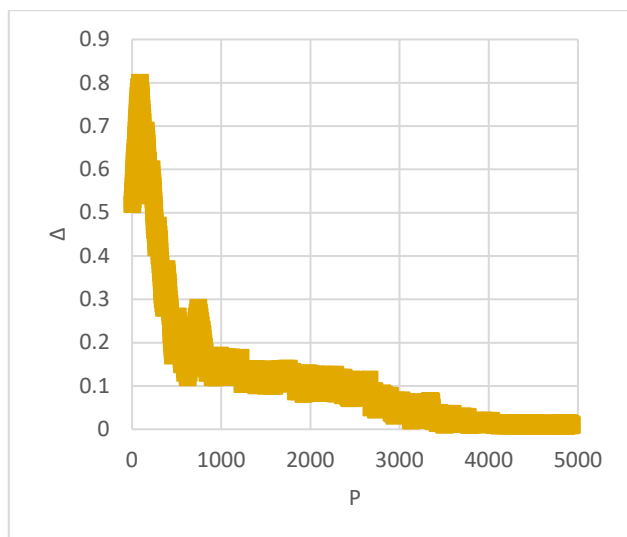
(۵۶)

$$R = \theta_1 h + \theta_2 t + \theta_3 s + \theta_4 a + \theta_5 f + \theta_6 v + \theta_7 e + \theta_8 h s + \theta_9 h f + \theta_{10} h e + \theta_{11} t s + \theta_{12} t a + \theta_{13} s a + \theta_{14} s f + \theta_{15} s v + \theta_{16} s e + \theta_{17} a v + \theta_{18} h^2 + \theta_{19} t^2 + \theta_{20} s^2 + \theta_{21} f^2 + \theta_{22} e^2 + \theta_{23} h f^2 + \theta_{24} h e^2 + \theta_{25} t^2 s + \theta_{26} t^2 a + \theta_{27} s^2 a + \theta_{28} s e^2 + \theta_{29} h^3$$

a: سن راننده	R: احتمال تصادف
f: تعداد اعضای خانواده	θ_i : مقدار پارامترها
v: نوع خودرو	h: ساعت رانندگی
e: سابقه تصادف	t: تعداد سرنشینان

۳-۴- اجرای مدل

پس از ساخت و اجرای مدل جعبه خاکستری فضای حالت بر روی داده‌های مربوطه، مقدار خطای تخمین پارامترها در نمودار ۸ به تصویر کشیده شده است. در ابتدا کمی خطا افزایش یافت اما پس از آن در یک روند نوسانی نزولی قرار گرفته و با افزایش داده‌ها خطا به سمت صفر میل می‌کند. در ادامه مقدار پارامترها و میزان خطا در جدول (۲) آورده شده است. مقادیر θ_i ها با کاهش مقدار δ ، به همگرایی رسیده و مقادیر نهایی در سطر True Value گزارش شده است.



شکل ۸. مقدار خطای تخمین پارامترها

جدول ۱. مقدار پارامترها

δ	θ_{10}	θ_9	θ_8	θ_7	θ_6	θ_5	θ_4	θ_3	θ_2	θ_1	P
۶,۲۴۵۷	۰,۰۲۱۸	۰,۰۱۶۸	۰,۰۰۰۵	۰,۰۶۷۵	-۰,۰۴۰۵	۰,۰۴۴۸	۰,۵۸۶۹	۰,۲۱۳۵	۰,۷۵۴۱	-۰,۴۲۵۳	۲۰۰
۲,۱۱۴۳	۰,۰۲۲۳	۰,۰۱۷۳	۰,۰۰۰۵۲	۰,۰۶۷۲	-۰,۰۴۲۶	۰,۰۴۶	۰,۵۸۵۲	۰,۲۱۳۶	۰,۷۴۹۱	-۰,۴۲۱۱	۵۰۰
۱,۸۵۶۳	۰,۰۲۲۹	۰,۰۱۷۹	۰,۰۰۰۵۳	۰,۰۶۶۴	-۰,۰۴۳۲	۰,۰۴۵۵	۰,۵۸۴۵	۰,۲۱۲۸	۰,۷۴۹۹	-۰,۴۲۱۴	۱۰۰۰
۱,۲۸۱۴	۰,۰۲۳۴	۰,۰۱۸۴	۰,۰۰۰۵۶	۰,۰۶۷۱	-۰,۰۴۴۹	۰,۰۴۷۹	۰,۵۸۵۶	۰,۲۱۳۲	۰,۷۴۰۲	-۰,۴۱۸۱	۲۰۰۰
۰,۷۹۲۱	۰,۰۲۳۸	۰,۰۱۸۹	۰,۰۰۰۵۵	۰,۰۶۷۴	-۰,۰۴۴۱	۰,۰۴۸۸	۰,۵۸۱۹	۰,۲۱۱۱	۰,۷۳۸۸	-۰,۴۱۸۳	۳۰۰۰
۰,۷۱۳۸	۰,۰۲۴	۰,۰۱۹۶	۰,۰۰۰۵۹	۰,۰۶۹۹	-۰,۰۴۴۵	۰,۰۴۹۳	۰,۵۸۳۲	۰,۲۱۱۶	۰,۷۳۶۴	-۰,۴۱۶۱	۴۰۰۰
۰,۶۵۸۷	۰,۰۲۴۱	۰,۰۱۹۹	۰,۰۰۰۵۸	۰,۰۶۸۹	-۰,۰۴۴۲	۰,۰۴۹۸	۰,۵۷۹۱	۰,۲۰۷۱	۰,۷۳۴۵	-۰,۴۱۵۱	۵۰۰۰
	۰,۰۲۳۹	۰,۰۱۹۷	۰,۰۰۰۵۹	۰,۰۶۹۷	-۰,۰۴۴۷	۰,۰۵۰۲	۰,۵۷۷	۰,۲۰۴۵	۰,۷۳۲۴	-۰,۴۱۵۲	مقدار صحیح

جدول ۲. مقدار پارامترها

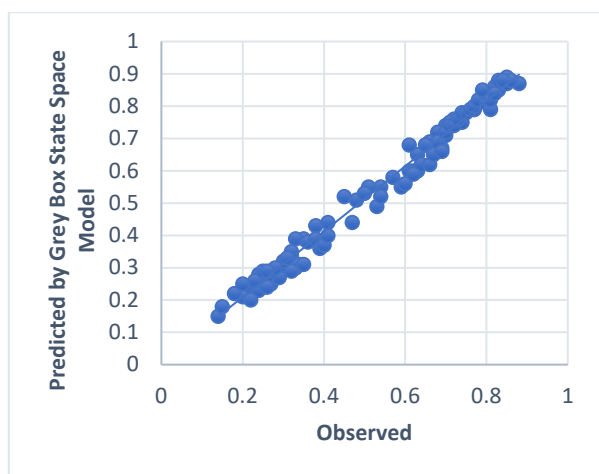
δ	θ_{20}	θ_{19}	θ_{18}	θ_{17}	θ_{16}	θ_{15}	θ_{14}	θ_{13}	θ_{12}	θ_{11}	P
۶,۲۴۵۷	۰,۰۰۰۵۶	-۰,۰۱۶۵۹	۰,۰۰۷۳	-۰,۰۱۸۴	-۰,۰۱۵۱	۰,۰۰۳۱۸	-۰,۰۰۰۸	-۰,۰۱۸۹	-۰,۰۱۶۳۳	-۰,۰۲۰۲	۲۰۰
۲,۱۱۴۳	۰,۰۰۰۵۸	-۰,۰۱۶۶۹	۰,۰۰۷۶	-۰,۰۱۷۵	-۰,۰۱۵۴	۰,۰۰۳۰۳	-۰,۰۰۱۱	-۰,۰۲۰۲	-۰,۰۱۶۳۷	-۰,۰۲۱۰	۵۰۰
۱,۸۵۶۳	۰,۰۰۰۵۴	-۰,۰۱۶۶۶	۰,۰۰۷۹	-۰,۰۱۸۰	-۰,۰۱۵۷	۰,۰۰۳۱۳	-۰,۰۰۱۹	-۰,۰۲۱۲	-۰,۰۱۶۴۵	-۰,۰۲۱۰۹	۱۰۰۰
۱,۲۸۱۴	۰,۰۰۰۶۵	-۰,۰۱۶۷۷	۰,۰۰۶۱	-۰,۰۱۷۲	-۰,۰۱۵۸	۰,۰۰۲۹۳	-۰,۰۰۱۷	-۰,۰۲۲۰	-۰,۰۱۶۲۴	-۰,۰۲۲۱	۲۰۰۰
۰,۷۹۲۱	۰,۰۰۰۶۲	-۰,۰۱۶۷۲	۰,۰۰۶۵	-۰,۰۱۹۶	-۰,۰۱۶۵	۰,۰۰۲۹۸	-۰,۰۰۱۴	-۰,۰۲۳۴	-۰,۰۱۶۶۸	-۰,۰۲۴۸	۳۰۰۰
۰,۷۱۳۸	۰,۰۰۰۷	-۰,۰۱۶۸۱	۰,۰۰۶۶	-۰,۰۱۹۹	-۰,۰۱۶۸	۰,۰۰۳۰۵	-۰,۰۰۱۸	-۰,۰۲۳۱	-۰,۰۱۶۵۲	-۰,۰۲۳۱	۴۰۰۰
۰,۶۵۸۷	۰,۰۰۰۶۹	-۰,۰۱۶۷۶	۰,۰۰۷۵	-۰,۰۲۰۵	-۰,۰۱۷۱	۰,۰۰۳۱۱	-۰,۰۰۲۲	-۰,۰۲۲۶	-۰,۰۱۶۵۷	-۰,۰۲۴۱	۵۰۰۰
	۰,۰۰۰۶۸	-۰,۰۱۶۸۳	۰,۰۰۷۴	-۰,۰۲۱۶	-۰,۰۱۷۴	۰,۰۰۳۱۵	-۰,۰۰۲۰	-۰,۰۲۲۹	-۰,۰۱۶۶۵	-۰,۰۲۴۴	مقدار صحیح

ادامه جدول ۲. مقدار پارامترها

δ	θ_{29}	θ_{28}	θ_{27}	θ_{26}	θ_{25}	θ_{24}	θ_{23}	θ_{22}	θ_{21}	P
۶,۲۴۵۷	-۰,۰۰۰۱۵	۰,۰۰۰۲۶	۰,۰۰۰۲۵	۰,۰۳۵۹	۰,۰۰۴۳	-۰,۰۰۰۲۷	-۰,۰۰۰۳۵	-۰,۰۰۰۱۴	۰,۰۰۰۴۸	۲۰۰
۲,۱۱۴۳	-۰,۰۰۰۲۴	۰,۰۰۰۲۷	۰,۰۰۰۲۲	۰,۰۳۴۲	۰,۰۰۴۸	-۰,۰۰۰۳۲	-۰,۰۰۰۳۶	-۰,۰۰۰۰۹	۰,۰۰۰۵۲	۵۰۰
۱,۸۵۶۳	-۰,۰۰۰۱۴	۰,۰۰۰۳۴	۰,۰۰۰۲۶	۰,۰۳۴۹	۰,۰۰۰۵	-۰,۰۰۰۳۸	-۰,۰۰۰۲۱	-۰,۰۰۰۱۱	۰,۰۰۰۵۶	۱۰۰۰
۱,۲۸۱۴	-۰,۰۰۰۱۶	۰,۰۰۰۳۹	۰,۰۰۰۲۹	۰,۰۳۳۳	۰,۰۰۰۵۹	-۰,۰۰۰۴۱	-۰,۰۰۰۲۲	-۰,۰۰۰۱۶	۰,۰۰۰۶۳	۲۰۰۰
۰,۷۹۲۱	-۰,۰۰۰۱۷	۰,۰۰۰۲۹	۰,۰۰۰۳۸	۰,۰۳۴۸	۰,۰۰۰۵۵	-۰,۰۰۰۴۳	-۰,۰۰۰۲۶	-۰,۰۰۰۱۲	۰,۰۰۰۵۹	۳۰۰۰
۰,۷۱۳۸	-۰,۰۰۰۱۸	۰,۰۰۰۳۱	۰,۰۰۰۳۱	۰,۰۳۴۱	۰,۰۰۰۶۲	-۰,۰۰۰۴۴	-۰,۰۰۰۲۸	-۰,۰۰۰۱۳	۰,۰۰۰۵۳	۴۰۰۰
۰,۶۵۸۷	-۰,۰۰۰۲۱	۰,۰۰۰۳۵	۰,۰۰۰۳۷	۰,۰۳۴۰	۰,۰۰۰۵۲	-۰,۰۰۰۴۸	-۰,۰۰۰۳۳	-۰,۰۰۰۱۵	۰,۰۰۰۵۵	۵۰۰۰
	-۰,۰۰۰۱۹	۰,۰۰۰۳۲	۰,۰۰۰۳۳	۰,۰۳۳۶	۰,۰۰۰۵۵	-۰,۰۰۰۴۶	-۰,۰۰۰۲۸	-۰,۰۰۰۱۴	۰,۰۰۰۵	مقدار صحیح

۴-۵- اعتبارسنجی

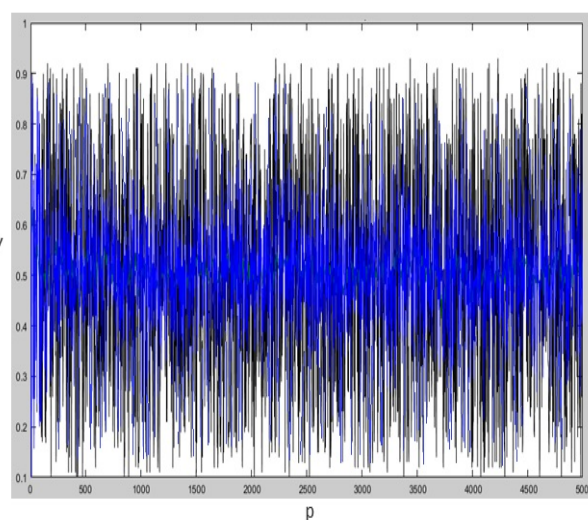
به منظور تست و اعتبارسنجی مدل، دسته دیگری از داده‌ها (بجز داده‌های مورد استفاده در ساخت مدل) وارد مدلسازی شدند و نتایج در شکل‌های ۹ و ۱۰ گزارش شد. در نمودار ۹، مقادیر مشاهده شده متغیر پاسخ و مقادیر پیش بینی شده توسط مدل جعبه خاکستری فضای حالت، به تصویر کشیده شده است. همانطور که دیده می‌شود مقادیر مشکی و آبی که به ترتیب بیانگر مقادیر مشاهده شده و مدل شده هستند، همپوشانی خوبی داشته و خطای محدودی را گزارش می‌نماید.



شکل ۱۰. برازش مقادیر مشاهده شده متغیر پاسخ و مقادیر پیش بینی شده توسط مدل جعبه خاکستری فضای حالت

۵- نتیجه گیری

هدف از این پژوهش شناسایی سیستم تصادفات رانندگی با توجه به عامل انسانی می‌باشد. منطقه مورد بررسی معرفی و داده‌ها گردآوری شده‌اند. به منظور شناسایی سیستم جعبه خاکستری از مدل فضای حالت استفاده شده است که هم دارای بخش جعبه سیاه (داده‌های تجربی) بوده و هم از طریق کسب دانش اولیه،



شکل ۹. مقایسه مقادیر مشاهده شده (مشکی R) متغیر پاسخ و مقادیر پیش بینی شده توسط مدل جعبه خاکستری فضای حالت (آبی Y)

-Afandizadeh Zargari, S., Bigdeli Rad, H., & Shaker, H. (2019). Using optimization and metaheuristic method to reduce the bus headway (Case study: Qazvin Bus Routes). *Quarterly Journal of Transportation Engineering*, 10(4), 833-849.

-Afandizadeh, S., Aziz Jalali, D., & Bigdeli Rad, H. (2023). Optimal routing for shared autonomous vehicles feeder services in urban networks. *Journal of Transportation Research*.

-Afandizadeh, S., Ourmazdi Khoramshahi, S., & Bigdeli Rad, H. (2023). Evaluation of road diet strategy as one of the methods of demand management for non-motorized vehicles and pedestrians in the cities center. *Road*.

-Ahmed, T. T. (2019). Statistical Approaches to Crash Frequency Modelling: An overview of Poisson and Negative Binomial Models. *Journal of Advances in Civil Engineering and Management*, 2(3).

-Al-Hasani, G., Asaduzzaman, M., & Soliman, A. H. (2021). Geographically weighted poisson regression models with different kernels: Application to road traffic accident data. *Communications in Statistics: Case Studies, Data Analysis and Applications*, 7(2), 166-181.

-Ameri, A., Bigdeli Rad, H., Shaker, H., & Ameri, M. (2021). Cellular Transmission and Optimization Model Development to Determine the Distances between Variable Message Signs. *Journal of Transportation Infrastructure Engineering*, 7(1), 1-16.

-Bigdeli Rad V, Najafpour H, Shieh E, Bigdeli Rad H. Questionnaire Design: *Relation of Physical Activity and Safety*. Iust 2019 Jun 10; 29(1):113-123.

-Brunot, M., Janot, A., & Carrillo, F. (2017). State space estimation method for the identification of an industrial robot arm. *IFAC-PapersOnLine*, 50(1), 9815-9820.

-Dechsupa, C., Vatanawood, W., & Thongtak, A. (2019). Hierarchical verification for the BPMN design model using state space analysis. *IEEE Access*, 7, 16795-16815.

-Du, L., Goerlandt, F., & Kujala, P. (2020). Review and analysis of methods for assessing maritime waterway risk based on non-accident critical events detected from AIS

به تخمین پارامترها پرداخته شده است. به عنوان مطالعه موردی تعدادی از تصادفات در جاده‌های منتهی به شهر قزوین (این شهر مرکز استان قزوین در ایران می‌باشد) مورد بررسی قرار گرفت. پس از ساخت و اجرای مدل جعبه خاکستری فضای حالت بر روی داده‌های مربوطه، مقدار خطای تخمین پارامترها محاسبه و ترسیم شد. خروجی خطا نشان می‌دهد که در ابتدا کمی خطا افزایش یافت اما پس از آن در یک روند نوسانی نزولی قرار گرفته و با افزایش داده‌ها خطا به سمت صفر میل می‌کند. همچنین نتایج بیانگر برازش خوب این دو نوع داده بوده و بیانگر دقت مطلوب مدل مذکور می‌باشد. مدلسازی در فضای حالت به منظور برآوردن قیده‌های سخت‌تر بر عملکرد سیستم‌های کنترل، افزایش پیچیدگی و سهولت دسترسی به کامپیوترها بکار گرفته شد. مدلسازی ساده سیستم پیچیده غیرخطی تصادفات رانندگی از دستاوردهای این روش و این مطالعه بود. از جمله مزایای این روش آن است که می‌توان یک دانش اولیه از سیستم را به مدل معرفی نمود تا سرعت همگرایی و دسترسی به نتایج مطلوب را افزایش داد. این ویژگی نقطه متمایز و برتر روش جعبه خاکستری می‌باشد که علاوه بر داده‌های تجربی و تاریخی می‌توان یک شناخت و دید مناسب را به الگوریتم و سیستم داد. در نهایت این امکان ایجاد شد که به کمک رابطه ۵۶ و مقادیر پارامترهای مذکور در جدول (۲) یک مدل مطلوب با خطای کمینه (۰,۶۵۸) ایجاد شود. در این مطالعه تلاش بر این بود که مدل‌های تصادفات رانندگی بهبود داده شوند و دقت آن‌ها افزایش یابد. مدل‌های قبلی توسط محققین مختلف عموماً به روش‌های شناسایی جعبه سیاه پرداخته‌اند که به علت نداشتن دانش اولیه در این موارد، هم زمان پردازش داده‌ها طولانی شود و هم اینکه دقت مناسب حاصل نشود. روش ارائه شده در این مطالعه می‌تواند در مدت زمان کمتر، با دقت بالاتری احتمال تصادفات رانندگی را پیش بینی نماید تا کاربرد مدل برای تصمیم‌گیران حوزه ایمنی رانندگی، جذاب‌تر باشد.

۶- مراجع

-Abdi, A., Mosadeq, Z., & Bigdeli Rad, H. (2020). Prioritization of factors affecting suburban road safety by fuzzy hierarchical analysis. *Journal of Transportation Research*.

- Santoso, G. P., & Maulina, D. (2019). Human Error in Traffic Accidents: Differences between Car Driver and Motorcyclist Experiences. *Psychological Research on Urban Society*, 2(2), 12.
- Vikram, V., Laybourn, I., Li, A., Nair, N., OBrien, K., Sanna, R., & Padhye, R. (2023, July). Guiding Greybox Fuzzing with Mutation Testing. In *Proceedings of the 32nd ACM SIGSOFT International Symposium on Software Testing and Analysis*, 929-941.
- Yalnız, G., Hof, B., & Budanur, N. B. (2021). Coarse graining the state space of a turbulent flow using periodic orbits. *Physical Review Letters*, 126(24), 244502.
- Yue, T., Wang, P., Tang, Y., Wang, E., Yu, B., Lu, K., & Zhou, X. (2020). {EcoFuzz}: Adaptive {Energy-Saving} greybox fuzzing as a variant of the adversarial {Multi-Armed} bandit. In *29th USENIX Security Symposium (USENIX Security 20)*, 2307-2324.
- Zhang, Y., Jing, L., Sun, C., Fang, J., & Feng, Y. (2019). Human factors related to major road traffic accidents in China. *Traffic Injury Prevention*, 20(8), 796-800.
- Zheng, Y., Davanian, A., Yin, H., Song, C., Zhu, H., & Sun, L. (2019). {FIRM-AFL}: {High-Throughput} greybox fuzzing of {IoT} firmware via augmented process emulation. In *28th USENIX Security Symposium (USENIX Security 19)*, 1099-1114.
- data. *Reliability Engineering & System Safety*, 200, 106933.
- Hajisoleimani, M. M., Abdi, A., & Bigdeli Rad, H. (2021). Intermodal Non-Motorized Transportation Mode Choice; Case Study: Qazvin City. *Space Ontology International Journal*, 10(3), 31-46.
- Huang, Z., Liu, F., & Su, H. (2019). Mapping state space using landmarks for universal goal reaching. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 32.
- Khattak, M. W., Pirdavani, A., De Winne, P., Brijs, T., & De Backer, H. (2021). Estimation of safety performance functions for urban intersections using various functional forms of the negative binomial regression model and a generalized Poisson regression model. *Accident Analysis & Prevention*, 151, 105964.
- Oudani, M. (2021). A simulated annealing algorithm for intermodal transportation on incomplete networks. *Applied Sciences*, 11(10), 4467.
- Rad, V. B., Najafpour, H., Ngah, I., Shieh, E., Rashvand, P., & Rad, H. B. (2015). What Are The Safety Factors Associating with Physical Activity in Urban Neighborhoods? (A Systematic Review). *J. Appl. Environ. Biol. Sci*, 5(3), 259-266.

Estimation of Parameters Affecting Traffic Accidents Using State Space Models

*Shahriar Afandizadeh, Professor, School of Civil Engineering,
Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.*

*Hamid Bigdeli Rad, Ph.D., Student, School of Civil Engineering,
Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.*

E-mail: zargari@iust.ac.ir

Received: March 2026- Accepted: August 2026

ABSTRACT

In this research, the state space method has been used to model traffic accidents. This model, which has both a black box section and through the acquisition of basic knowledge, parameters have been estimated. This study deals with the identification of a single input single output state space system. Modeling in state space was used in order to meet stricter restrictions on the performance of control systems, increasing complexity and ease of access to computers. The simple modeling of the complex nonlinear system of traffic accidents was one of the achievements of this method and this study. One of the advantages of this method is that it is possible to introduce a basic knowledge of the system to the model in order to increase the speed of convergence and access to the desired results. The output of the error rate shows that the error increased a little at first, but with the increase of the data, the error starts to decrease and tends to zero. Previous models by various researchers have generally dealt with black box identification methods, which, due to the lack of basic knowledge in these cases, will prolong the data processing time and not achieve proper accuracy. The presented method can predict the probability of traffic accidents with higher accuracy in a shorter period of time, so that the application of the model is more attractive for decision makers in the field of driving safety.

Keywords: Black Box Model, State Space Model, Human Error Parameters, Traffic Accident Reduction