فصلنامه مهندسی ترافیک، سال بیستم، شماره ۸۳، زمستان ۱۳۹۹، ص. ۷۱-۶۳

بررسی تاثیر پوشش داده‌های حجم تردد در تخمین ماتریس سفر

محمدحسین پورغلامعلی، کارشناس ارشد برنامه ریزی حمل‌ونقل، دانشگاه علم و صنعت ایران

افشین شریعت مهیمنی (مسئول مکاتبات)، استاد دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران

E-mail: shariat@iust.ac.ir

چکیده

امروزه ازدحام‌های طولانی مدت و اتلاف زمان ناشی آن، به یکی از مسائل بسیار مهم درمدیریت ترافیک شهرهای بزرگ تبدیل شده است. مدل‌های شبیه ساز پویا ترافیک به عنوان یکی از ابزارهای اصلی در مدیریت ترافیک نقش ایفا می‌کنند که می‌توانند با پیش بینی وضعیت جریان ترافیک، تصمیم گیران را در اتخاذ سیاست‌های کارا کمک کنند. جهت دستیابی به نتایج قابل استفاده از مدل‌های شبیه ساز پویا نیاز است تا ماتریس تقاضای سفر، به عنوان یکی از ورودی‌های اساسی، به صورت به روز شده و حاوی الگوهای سفر جاری در شبکه باشد. به منظور دستیابی به ماتریس تقاضی سفر به روز از روش‌های تخمین ماتریس استفاده می‌شود. فرایند تخمین ماتریس همواره از داده‌های برداشت شده از سطح شبکه برای تخمین ماتریس به روز استفاده می‌کند. از آنجایی که برداشت داده‌های مختلف با هزینه‌هایی همراه است، از مهمترین مسائلی که در تخمین ماتریس وجود دارد، میزان داده‌های ترافیکی است که از سطح شبکه به عنوان داده‌ی واقعی برداشت می‌شود. در این پژوهش، به منظور بررسی تاثیر میزان داده‌ی تردد مورد استفاده بر تخمین ماتریس مبدا-مقصد، به عنوان داده‌های ورودی فرایند تخمین ماتریس، این فرایند بر روی چندین مجموعه داده‌ی حجم تردد بر اساس تفاوت در تعداد نقاط برداشت شده، با بکارگیری الگوریتم بهینه سازی SPSA صورت گرفته است. نتایج حاصل از بررسی پوشش‌های مختلف با یکدیگر مقایسه شده اند و نتایج حاصل از این بررسی‌ها نشان می‌دهد که حتی با برداشت اطلاعات کم از سطح شبکه، می‌توان تخمین ماتریس مناسبی به دست آورد. نتایج این پژوهش می‌توانند در تعیین میزان اطلاعات برداشته شده مورد نیاز برای تخمین ماتریس کمک شایانی کند.

واژه‌های کلیدی: تخمین ماتریس سفر، تاثیر داده‌های ترافیکی، پوشش داده‌های حجم تردد

۱. مقدمه

برای بکارگیری مدیریت پیشرفته ترافیک در یک شهر نیاز است تا از الگو جابجایی افراد در سطح شهر اطلاعات کافی در دسترس باشد؛ به معنای آن‌که از سفرهایی که طی ساعات مختلف روز بین نقاط مختلف یک منطقه انجام می‌شود، اطلاعاتی نظیر مبدا و مقصد سفر، زمان شروع و پایان سفر، نوع وسیله نقلیه در دسترس باشد. این وضعیت جابجایی افراد که با نام ماتریس مبدا–مقصد تقاضای سفر شناخته می‌شود، یکی از ارکان اصلی جهت برنامه‌ریزی‌های حمل‌ونقل و مدیریت ترافیک می‌باشد. به طور سنتی، ماتریس مبدا–مقصد سفر با استفاده از پرسشگری‌های گسترده از افراد در سطح شهر به دست می‌آید (هر ۵ یا ۱۰ سال یکبار) و اطلاعات بسیاری را اعم از اطلاعات اقتصادی–اجتماعی افراد و جزئیات سفرهای آن‌ها در اختیار می‌گذارد. از آنجا که تعیین ماتریس تقاضای سفر با استفاده از این روش بسیار پر هزینه و زمان بر است، هر چند سال یکبار انجام می‌گیرد و امکان به کارگیری این روش برای بازه‌های کوتاه‌تر عملا وجود ندارد. از این رو در سال‌های اخیر از رویکرد تخمین ماتریس مبدا–مقصد با استفاده از داده‌های ترافیکی استفاده می‌شود. ضمن آنکه با گسترش استفاده از سیستم‌های هوشمند جمع آوری اطلاعات، امکان آن وجود دارد تا با جمع‌آوری اطلاعات مورد نظر، تقاضای سفر را در کمترین زمان، با هزینه بسیار کم و دقت مطلوب تخمین زد. این ماتریس به روز شده را می‌توان در تحلیل و ارزیابی وضع موجود و یا بررسی گزینه‌های مختلف حمل‌ونقلی و یا بررسی اثرات سیاست‌های مدیریتی استفاده نمود.

اما به کارگیری تخمین ماتریس سفر خود یک مسئله بسیار پیچیده است که پارامترهای زیادی آن را تحت تاثیر قرار می‌دهند. از جمله‌ی این پارامترها داده‌های ترافیکی مورد استفاده در فرایند تخمین ماتریس و حجم مجموعه داده‌های برداشت شده می‌باشد.

۲. مروری بر ادبیات موضوع

فرایند تخمین ماتریس سفر را می‌توان به عنوان معکوس تخصیص سفر به شمار آورد؛ چرا که در تخمین ماتریس سفر، هدف یافتن ماتریسی است که بتواند شرایط ترافیکی مورد نظر را با توجه به داده‌های ترافیکی جمع آوری شده ایجاد نماید. پژوهشگران مختلف رویکردهای مختلفی برای حل این مسئله ارائه داده‌اند و متناسب با شرایط مسئله می‌توان آن‌ها را به کار گرفت.

آغاز پژوهش در مسئله تخمین ماتریس سفر را می‌توان در پژوهش‌هایی همچون کاستا، کرمر و اوکاتانی و همکاران مشاهده نمود. عمده مسائل تخمین ماتریس مبدا–مقصد سفر با استفاده از چارچوب حل دو سطحی استفاده شده است به طور کلی چارچوب حل دو سطحی را می‌توان به این صورت تعریف نمود که در سطح بالای آن تابع هدف مسئله حل می‌گردد و یک ماتریس پاسخ جدید ارائه می‌دهد؛ و در سطح پایین آن ماتریس پاسخ جدید برای تعیین مقدار تابع هدف، بر روی شبکه تخصیص داده می‌شود. فرایند حل مسائل دو سطحی، دائما بین سطح پایین و بالا تکرار می‌شود تا به یک جواب بهینه برسد. توانا برای اولین بار رابطه‌ی غیر خطی بین احجام پویای مبدا–مقصد و شمارش‌های ترافیکی را بدین صورت در نظر گرفت. او در فرمول‌بندی خود فرایند تخصیص ترافیک را در داخل فرآیند تخمین در نظر گرفت و اثرات متقابل این دو را مورد بررسی قرار داد. پس از ارائه رویکرد ۲ سطحی پژوهش‌های زیادی بر مبنای آن انجام گرفته است که بیشتر آن‌ها با استفاده از داده‌های حجم تردد تخمین ماتریس انجام گرفته است. مسئله تخمین ماتریس مبدا–مقصد شبکه ملبورن استرالیا با استفاده از یک مدل ۲ سطحی حل شده است که در سطح اول این مدل یک مسئله GLS با هدف کاهش خطای میان حجم در نقاط برداشت شده و ماتریس اولیه قرار داشته و در سطح دوم یک مدل تخصیص احتمالی خرد نگر، با استفاده از نرم افزار شبیه ساز AIMSUN حضور دارد.

ماتریس تخمین زده شده با استفاده از داده‌های تردد و زمان سفرهای برداشت شده از Google API ماتریس تخمین زده شده، اعتبار سنجی شده است. همچنین شفیعی و همکاران در پژوهش خود با استفاده از روش گرادیان توسعه یافته و داده‌های تردد برداشت شده، ماتریس مبدا–مقصد را برای شبکه معابر شهر اردبیل، ایران تخمین زدند. در این پژوهش، آن‌ها با استفاده از یک مدل ۲ سطحی که در سطح پایین آن، از مدل تخصیص ایستا برای تخصیص ترافیک استفاده نمودند. پژوهش‌های دیگری نیز وجود دارند که در آن‌ها از داده‌های سرعت، زمان سفر و چگالی، علاوه بر تردد استفاده شده است. بالجس و همکاران یک رویکرد شبیه سازی مبنا دو سطحی برای تخمین ماتریس مبدا–مقصد بر اساس داده‌های تردد و زمان سفر جمع آوری شده از سطح شبکه به کار گرفتند. در این پژوهش آن‌ها با استفاده از داده‌های بلوتوث، زمان سفر معابر مختلف را برای بازه‌ی زمانی مورد بررسی محاسبه نمودند. در سطح بالای این مدل، مسئله بهینه سازی با استفاده از الگوریتم SPSA قرار دارد. رویکرد دوسطحی ارائه شده بر روی دو شبکه از بخشی از نواحی شهری شهر ویکتوریا و بارسلون در اسپانیا به کار گرفته شده است. در پژوهشی دیگر کانتلمو و همکاران با استفاده از یک فرایند ۲ سطحی تطبیق پذیر مسئله تخمین ماتریس را برای یک شبکه کوچک حل نمودند. در این پژوهش آن‌ها با استفاده از داده‌های تردد، ماتریس اولیه را اصلاح نمودند. آن‌ها با بکار گیری الگوریتم SPSAو یک تابع درجه ۳، در هر تکرار پاسخ مناسب را پیدا کردند. با توسعه روش‌های مختلف، در برخی مطالعات روش‌های ارائه شده با یکدیگر به منظور بررسی عملکرد هر یک مقایسه شده است.

علاوه بر رویکرد ۲ سطحی، فرمول بندی مسئله تخمین ماتریس بر اساس فضای حالت نیز بسیار پرکاربرد بوده است و تاکنون پژوهش‌های زیادی بر مبنای آن انجام گرفته است. داجیک در پایان نامه خود با تشریح کامل مسئله تخمین ماتریس مبدا–مقصد، مسئله تخمین ماتریس در ابعاد شبکه یک را با استفاده از فرمول بندی در فضای حالت و با استفاده از الگوریتم فیلتر کالمن حل نمود. در این پژوهش برای کاهش تعداد متغیرها مسئله از روش تحلیل جزء اصلی (PCA)[1] استفاده شده است. پراکاش و همکاران برای تخمین ماتریس سفر در شبکه های بزرگ مقیاس رویکرد جدیدی را اتخاذ کردند. آن‌ها برای کاهش تعداد متغیرهای مسئله تخمین ماتریس مبدا–مقصد، بر اساس ماتریس‌های پیشین و تغییرات آنها، و با استفاده از تحلیل اجزاء اصلی، تعداد متغیرهای مسئله تخمین ماتریس را کاهش دادند. در نتیجه، تنها متغیرهایی که در میان ماتریس‌های پیشینِ موجود، دچار تغییرات زیادی بودند، برای اصلاح و یا تخمین مورد استفاده قرار می‌گیرند و سفرهای زوج مبدا–مقصدهایی که تغییرات بسیار کمی داشته‌اند ثابت فرض گرفته می‌شوند. در نتیجه‌ی این پژوهش می‌توان با استفاده از روش پیشنهادی ابعاد مسئله تخمین ماتریس مبدا–مقصد را کاهش داد. ژانگ و همکاران یکی از مشکلات بکارگیری فیلتر کالمن تخمین ماتریس مبدا–مقصد در ابعاد بزرگ را بررسی نمودند. آن‌ها برای فائق آمدن بر چالش تحمیل قید بر پارامترهای مسئله، که از محدودیت های روش‌های مبتنی بر فیلتر کالمن موجود به شمار می آید، یک روش فیلتر کالمن توسعه یافته مقید ارائه دادند. آن‌ها روش ارائه شده را برای بررسی عملکرد آن با روش‌های GLS و EKF مقایسه نمودند. علاوه بر رویکردهای پیشین ارائه شده، اوساریو در پژوهش خود با استفاده از بهینه سازی شبیه سازی مبنا، یک متا مدل برای تخمین ماتریس ارائه داد. متا مدل ارائه شده توسط اوساریو، یک رابطه‌ی ریاضی خطی در درون خود داشت که در همسایگی ماتریس در هر مرحله، می‌تواند تابع هدف را به صورت تحلیلی تخمین بزند، در نتیجه این تخمین، این روش عملکرد بهتری از جهت زمان محاسبات و دقت از خود نشان داد. همچنین او در پژوهش خود عملکرد مدل ارائه شده خود را با الگوریتم های SPSA و فیلتر کالمن توسعه یافته مقایسه

نمود. مطالعات گذشته با تشریح روش‌های حل مختلف گام‌های بزرگی در حل مسئله تخمین ماتریس بر داشته اند اما نکته قابل توجه بررسی اجزای تاثیر گذار در این فرایند، مانند میزان پوشش نقاط برداشت حجم از شبکه است که توجه کمی به آن صورت گرفته است.

۳. فرایند تخمین ماتریس

مسئله تخمین ماتریس مبدا–مقصد به زبان ریاضی به صورت یک مسئله بهینه سازی فرمول بندی می‌شود که هدف آن کمینه نمودن تابع هدف تعریف شده است. تابع هدف به صورت رابطه ۱ در نظر گرفته شده است.

$$\hat{x}_k = \arg\min_{x>0} f(v_{real}, v_{estimated}) \qquad (۱)$$

که در آن:

$\hat{x}_k$: ماتریس حاصل از حل مسئله بهینه سازی (ماتریس تخمین زده شده)

v_{real}: بردار حجم جریان واقعی

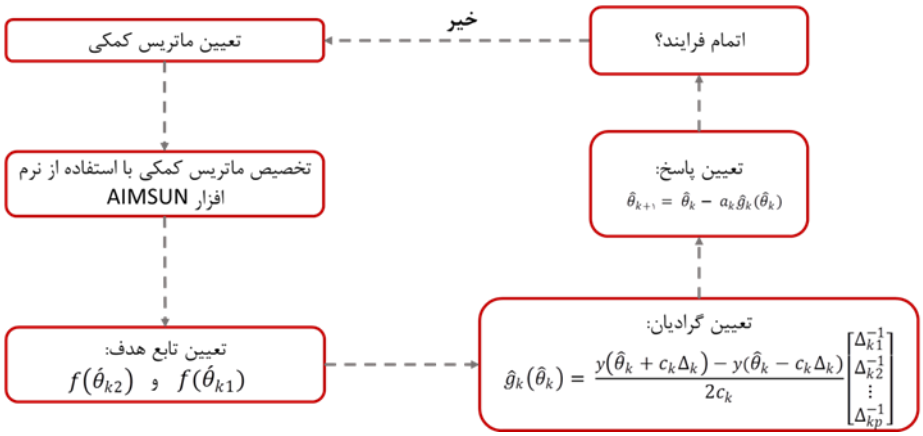
$v_{estimated}$: بردار حجم جریان تخمین زده شده

f: توابع خطا

تابع خطای f در نظر گرفته شده در این پژوهش به صورت NRMSE در نظر گرفته شده که که به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$f = NRMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\left(\frac{A-B}{A}\right)^2} \qquad (۲)$$

که در آن A مقادیر واقعی و B مقادیر شبیه سازی شده حجم هستند.



شکل ۱. فرایند روش بکارگرفته شده در این پژوهش

برای حل فرمول بندی ارائه شده، چارچوبی مطابق شکل ۱ در نظر گرفته شده است. در این چارچوب ارائه شده، با بکارگیری الگوریتم SPSA، تابع هدف مسئله حل می‌گردد و یک پاسخ جدیدی ارائه می‌گردد. در ضمن بکارگیری الگوریتم SPSA، با تخصیص ماتریس تقاضا با استفاده از نرم افزار شبیه سازی AIMSUN، مقادیر تابع هدف در نظر گرفته شده محاسبه می‌گردد.

۳-۱ بکارگیری الگوریتم SPSA

گام های زیر به صورت قدم به قدم نشان می دهد که چگونه الگوریتم SPSA به صورت تکراری، یک توالی از پاسخ‌ها را ایجاد می‌کند. انتخاب پارامترهای الگوریتم از جمله a_k و c_k برای عملکرد الگوریتم SPSA بسیار مهم می‌باشد.

در ابتدا k را به عنوان شمارش گر، که شماره تکرار را نشان می دهد، قرار می‌دهیم. ضرایب اولیه و نامنفی a، c، α، A و γ را برای شروع به کار الگوریتم تعریف می‌کنیم. انتخاب پارامترهای یاد شده بر اساس پژوهش پورغلامعلی انجام گرفته است.

علاوه بر این، رابطه‌ی میان این متغیرها به صورت زیر قابل بیان است:

$$a_k = \frac{a}{(A+k)^{\alpha}} \quad (۳)$$

$$c_k = \frac{c}{k^{\gamma}} \quad (٤)$$

بردار متغیرهای کمکی از طریق بردار Δ_k، هر جزء آن به صورت مستقل با استفاده از توزیع احتمالی برنولی با احتمال موفقیت ۰,۵، با مقادیر ۱± ایجاد می‌شود. با ایجاد دو بردار در نزدیکی نقطه‌ی ابتدایی، می‌توان گرادیان را در مرحله‌ی بعد تخمین زد. دو بردار در همسایگی ماتریس اولیه به صورت زیر به دست می‌آیند:

$$\acute{\theta}_{1,2} = \hat{\theta}_k \pm c_k \Delta_k \quad (۵)$$

که در آن $\acute{\theta}_{1,2}$ دو ماتریس سفر کمکی هستند و Δ_k برداری با مقادیر ۱± می‌باشد.

نکته مهم در این مرحله تعیین گام بهینه سازی، c_k، است که در فضای مناسبی به جست و جوی پاسخ اقدام کند. این مقدار نه باید خیلی زیاد باشد که از فضای جواب مناسب فاصله گیرد و نه بسیار کم باشد که در یک ناحیه بسیار نزدیک به ماتریس اولیه ثابت بماند.

با تخصیص دو ماتریس کمکی محاسبه شده با استفاده از شبیه ساز AIMSUN در شبکه، مقادیر تابع هدف را متناظر با هر کدام به دست می‌آوریم که به ترتیب برابر با $f(\acute{\theta}_{k2})$ و $f(\acute{\theta}_{k1})$ می‌باشد.

با استفاده از مقادیر توابع هدف به دست آمده در مرحله قبل، می‌توان گرادیان نقطه‌ی فعلی را با استفاده از رابطه ٦ به دست آورد:

$$\hat{g}_k(\hat{\theta}_k) = \frac{f(\acute{\theta}_{k2}) - f(\acute{\theta}_{k1})}{2c_k} \begin{bmatrix} \Delta_{k1}^{-1} \\ \Delta_{k2}^{-1} \\ \vdots \\ \Delta_{kp}^{-1} \end{bmatrix} \quad (٦)$$

که در آن:

Δ_{ki}: iامین جزء بردار Δ_k (که شامل متغیرهای ۱± می‌باشد).

$\hat{g}_k$: مقدار گرادیان در تکرار k

پس از تخمین مقدار گرادیان، با استفاده از رابطه ٦، ماتریس پاسخ جدید طبق رابطه ۷ محاسبه می‌شود :

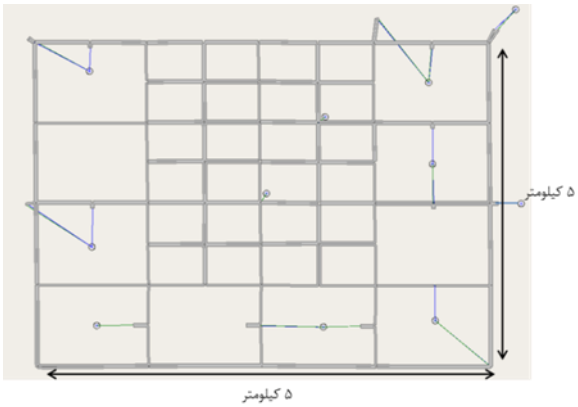
$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k - a_k \hat{g}_k(\hat{\theta}_k) \quad (۷)$$

مقدار $\hat{\theta}_k$ به مقدار $\hat{\theta}_{k+1}$ به روز خواهد شد. در این مرحله بر اساس گرادیان تخمین زده شده، مقدار a_k تعیین می‌کند که چه میزان در راستای گرادیان تخمین زده شده حرکت کند. نکته‌ی بسیار مهم دیگری که وجود دارد تعیین a_k است که تعیین می‌کند به چه میزان در راستای گرادیان تخمین زده شده حرکت کند.

در صورتی که فرایند شرط اتمام با ببینید، فرایند تخمین تمام می‌شود، در غیر این صورت از مرحله‌ی k به مرحله‌ی k+۱ خواهد رفت. در فرایند به کارگرفته شده، رسیدن به بیشترین تعداد تکرار به عنوان شرط پایان فرایند در نظر گرفته شده است.

٤. نمونه مورد بررسی و شناخت وضعیت پایه

فرایند تخمین ماتریس معرفی شده برای بررسی تاثیر پوشش داده‌های حجم تردد مورد بررسی قرار گرفته است. شبکه مورد بررسی شامل ۱۱ ناحیه ترافیکی و ۱۱۰ زوج مبدا–مقصد می‌باشد که به آن یک تقاضای یک ساعته نسبت داده‌شده است. با فرض آنکه رانندگان شبکه آزمون در این پژوهش، مسیرهای خود را بر اساس تعادل پویا کاربر انتخاب می‌کنند، با تخصیص دادن ماتریس واقعی مورد نظر در شبکه آزمون، داده‌های حجم تردد در مسیرهای منتخب برای بازه‌ی مورد بررسی جمع آوری شده است.



شکل۲. شبکه مورد بررسی

جهت بررسی تاثیرات پوشش داده‌های تردد بر تخمین ماتریس مبدا–مقصد، ۲ نوع ماتریس اولیه در نظر گرفته شده است. این ۲ ماتریس اولیه در میزان خطا نسبت به ماتریس واقعی و در وضعیت جریان ترافیک از نظر میزان حجم جریان ترافیک، چگالی و سرعت مسیرهای منتخب با یکدیگر تفاوت دارند.

یکی از ماتریس‌های اولیه از لحاظ مشخصات بیان شده به ماتریس واقعی نزدیک تر است که *ماتریس ۱* نامگذاری می‌شود و ماتریس دیگری که خطای بیشتری نسبت به ماتریس واقعی دارد را *ماتریس ۲* می‌نامیم.

در جدول ۱ میزان خطای ماتریس‌های اولیه نسبت به ماتریس واقعی، حجم های کمان‌ها، چگالی کمان‌ها و زمان سفر مسیرها وجود نمایش داده‌شده است. این میزان خطا به عنوان وضعیت پایه در فرایند تخمین ماتریس شناخته می‌شود.

جدول۱. میزان خطای ماتریس‌های اولیه

	R^2	NRMSE	حجم	چگالی	زمان سفر مسیرها
ماتریس ۱	٪۸۹,٦٦	۰,۲۹٤٤	۰,۳۷۲	۰,۳۸۱	۰,۳٥٦
ماتریس ۲	٪٦۱,۹٦	۰,٥۰۱۸	۰,٥۱٦	۰,٥۲٥	۰,٤۰٦

همچنین، میزان خطای حجم جریان و چگالی به ازای پوشش‌های مختلف در جدول ۲ گزارش شده است.

جدول۲. خطای های حجم و چگالی کمان‌ها به ازای میزان پوشش

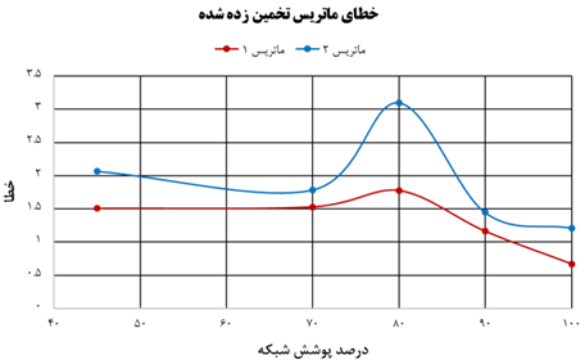
	خطای حجم		خطای چگالی	
درصد پوشش	**ماتریس۲**	**ماتریس ۱**	**ماتریس۲**	**ماتریس ۱**
۱۰۰	۰,۴۵۹	۰,۳۱۱	۰,۴۶۹	۰,۳۱۹
۹۰	۰,۴۳۱	۰,۲۹۲	۰,۴۴۳	۰,۳۰۱
۸۰	۰,۴۴۶	۰,۳۰۲	۰,۴۵۹	۰,۳۱۴
۶۰	۰,۴۰۲	۰,۲۶۳	۰,۴۱۸	۰,۲۷۷
۴۵	۰,۴۴	۰,۳۱۷	۰,۴۵۸	۰,۳۳۴

۵. بررسی تاثیر پوشش داده‌های حجم برداشت شده از سطح شبکه

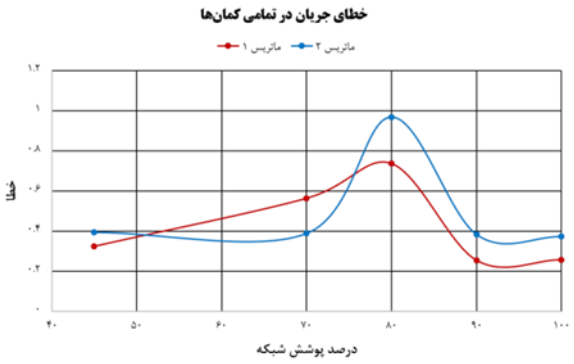
تعداد داده‌های برداشت شده با معیاری به نام سطح پوشش معرفی شده است. سطح پوشش به معنای آن است که چه میزان از خودروهای منحصر به فرد شبکه توسط شمارنده‌ها شناسایی شده اند. به منظور تعیین کمان‌هایی از شبکه که سطح پوشش مد نظر را ایجاد می‌کنند، فرایندی را بدین ترتیب دنبال می‌کنیم. در ابتدا ماتریس سفر موجود را در شبکه تخصیص می‌دهیم. پس از اتمام فرایند تخصیص، کمانی را که بیشتری حجم عبوری را دارد را به عنوان اولین کمان انتخاب می‌کنیم. پس از انتخاب این کمان، تمامی خودروهایی را که از این کمان عبور می‌کنند را از نتیجه‌ی تخصیص انجام شده حذف می‌گردند. پس از حذف این خودروها و تغییر در میزان خودروهای عبوری هر کمان، کمان با بیشتری تعداد خودرو به عنوان کمان

بعدی انتخاب می‌گردد. این فرایند انتخاب کمان و حذف حجم عبوری تا رسیدن به میزان پوشش دلخواه تکرار می‌گردد.

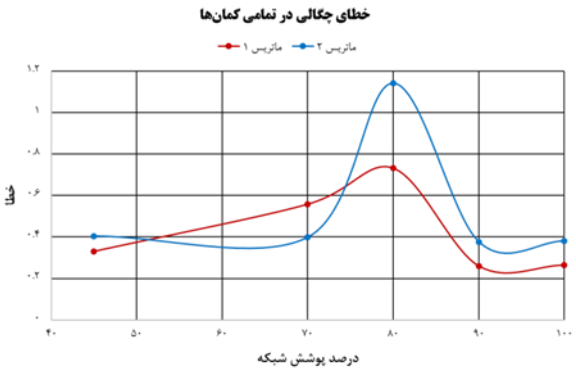
پنج میزان پوشش حجم شبکه شامل ٤٥٪، ٧٠٪، ٨٠٪، ٩٠٪ و ١٠٠٪ برای بررسی میزان پوشش داده‌های حجم مورد بررسی قرار گرفته‌اند. سناریوهای مختلف بر اساس معیار NRMSE، که به عنوان معیار اصلی مورد استفاده قرار گرفته است، با یکدیگر مقایسه شده‌اند و نتایج آن‌ها در شکل ٣ نمایش داده‌شده است.



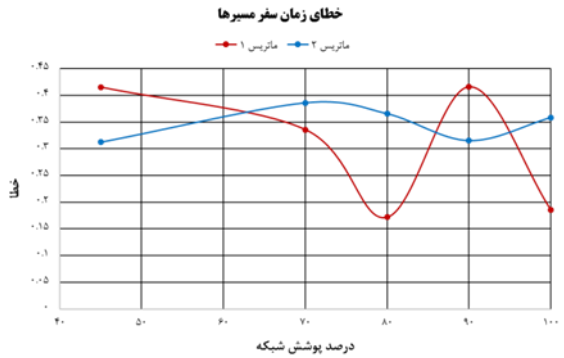
الف- تغییرات خطای ماتریس تخمین زده شده در هر تکرار نسبت به ماتریس واقعی



ب- تغییرات خطای حجم تخمین زده شده کمان‌ها در هر تکرار نسبت به مقادیر واقعی



ج- تغییرات خطای چگالی ماتریس تخمین زده شده در هر تکرار نسبت به ماتریس واقعی



د- تغییرات خطای زمان سفر مسیر ماتریس تخمین زده شده در هر تکرار نسبت به ماتریس واقعی

شکل٣: روند تغییرات خطا در تاثیر پوشش داده‌های حجم در تخمین با استفاده از حجم جریان

با بررسی نتایج نمایش داده‌شده در شکل ٣- الف درمی‌یابیم که با افزایش میزان پوشش داده‌های حجم سطح شبکه میزان خطای ماتریس تخمین زده شده کاهش می یابد. این مقدار کاهش از میزان ١,٥ برای ماتریس١ و ٢,٠٦٨ برای ماتریس ٢ در پوشش ٤٥٪ به ترتیب به مقادیر ٠,٦٧٢ و ١,٢١٣در پوشش ١٠٠٪ می رسد. اگرچه یک روند کاهشی کلی بر تاثیر میزان پوشش حجم شبکه حاکم است، اما در پوشش ٨٠٪ برای هر دو نوع ماتریس، یک افزایش در میزان خطای ماتریس تخمین زده شده مشاهده می‌شود. این افزایش نشانگر آن است که در مسئله پیچیده بهینه سازی تخمین ماتریس، احتمالا نقاطی وجود دارند که ممکن است تحت آن شرایط عملکرد فرایند تخمین ماتریس به تحت تاثیر منفی قرار گیرد؛ به علاوه آنکه اهمیت میزان داده‌های برداشت شده را تاکید می‌کند.

در شکل ٣ - ب با بررسی خطای کل جریان شبکه الگویی مشابه به آن چه که در رابطه با تغییرات خطای ماتریس تخمین زده بیان شد به چشم میخورد. به صورت کلی الگوی تغییرات

را می‌توان روندی کاهشی دانست که در پوشش ٤٥٪ میزان خطا برای ماتریس‌های ۱ و ۲ به ترتیب برابر با ۰,۳۲ و ۰,۳۹ است که این مقادیر در پوشش ۱۰۰٪ برابر با ۰,۲۵ و ۰,۳۷ می‌باشند. نظیر آنچه که در تغییرات خطای ماتریس تخمین زده شده بحث شد، در تغییرات خطای حجم کل شبکه نیز شاید یک افزایش قابل توجه، تقریبا ۳ برابر مقادیر نظیر در پوشش ٤٥ و ۱۰۰٪، در میزان پوشش ۸۰٪ می باشیم. همچنین چنین الگوی تغییرات مشابهی در شکل ۳ – ج برای تغییرات چگالی کل کمان‌های شبکه نیز مشاهده می‌شود. علاوه بر این، با توجه به شکل ۳ – د، در تغییرات زمان سفر مسیرها الگوها به نوعی از رفتار نوسانی پیروی می‌کنند و در برابر میزان پوشش‌های گوناگون دارای نوسان می‌باشند؛ که نشانگر پیچیدگی بیشتر تغییرات خطای زمان سفر مسیرها در برابر تغییرات پوشش حجم در شبکه مورد بررسی می‌باشد.

٦. نتیجه گیری

در این پژوهش تلاش شده است تا تاثیر حجم داده‌های تردد برداشت شده از سطح بر نتیجه تخمین ماتریس مورد بررسی قرار گرفت. با تعریف یک شبکه آزمون و ایجاد تقاضای سفر به عنوان شبکه و تقاضای حاضر واقعی، سعی شد تا بر اساس میزان داده‌های تردد برداشت شده، نتایج فرایند تخمین ماتریس با یکدیگر مقایسه شود. نتایج حاصل از این بررسی‌ها نشان می‌دهد که در فرایند تخمین ماتریس، با افزایش میزان داده‌های برداشت شده به صورت کلی می‌توان انتظار داشت تا کیفیت ماتریس تخیمن زده شده، در معیار میزان خطا نسبت به ماتریس واقعی و داده‌های ترافیکی برداشت شده، بهبود یابد. از طرفی امکان دارد تا میزان پوششی وجود داشته باشد که میزان خطای آن بسیار بیشتر از سناریوهای دیگر باشد. به عبارتی در مسئله پیچیده تخمین ماتریس، با تغییر تعداد نقاط برداشت داده‌ی تردد، شرایطی ممکن است پدید آید که در آن خروجی فرایند تخمین ماتریس تحت تاثیر منفی قرار گیرد؛ که این اهمیت انتخاب نقاط برداشت داده‌های تردد را بیشتر می‌کند. همچنین نتایج نشان می‌دهد که با افزایش میزان پوشش داده‌های تردد برداشت شده، دقت ماتریس تخمین زده شده به میزان نسبی کم افزایش می‌یابد. در نتیجه، در فرایند تخمین ماتریس می‌توان با انتخاب نقاط کم برداشت داده‌ی تردد، ماتریس تخمین زده شده مناسبی به دست آورد که با شناسایی این نقاط برداشت داده، در کاربردهای واقعی، می‌توان فرایند تخمین ماتریس را با صرف هزینه بهینه در جمع‌آوری اطلاعات انجام داد. از طرفی، پیش از تخمین ماتریس در مسائل واقعی، نیاز است تا تغییرات خطای مولفه‌های مختلف در برابر تغییرات پوشش داده‌های حجم تردد شناسایی شود تا با شناخت کامل از مسئله مورد بررسی، در نقاط تعیین شده جمع آوری داده‌های حجم صورت گیرد.

۷. پی‌نوشت‌ها

1. Principal component analysis

۸. مراجع

– شفیعی, م.س., تصحیح ماتریس تقاضای مبدا–مقصد وابسته به زمان در مدل‌های تخصیص ترافیک پویا. پایان نامه کارشناسی ارشد, ۱۳۹۲.

– پورغلامعلی, م., بررسی تاثیر نوع داده‌های ترافیکی بر تخمین ماتریس مبدا–مقصد سفر. پایان نامه کارشناسی ارشد, ۱۳۹۸.

- Cascetta, E., D. Inaudi, and G. Marquis, Dynamic estimators of origin-destination matrices using traffic counts. Transportation science, 1993. 27(4): p. 363-373.

- Cremer, M. and H. Keller, A new class of dynamic methods for the identification of origin-destination flows. Transportation Research Part B: Methodological, 1987. 21(2): p. 117-132.

- Okutani, I. and Y.J. Stephanedes, Dynamic prediction of traffic volume through Kalman

destination matrix estimation on congested networks. Transportation Research Record, 2011. 2263(1): p. 19-25.

- Cao, P., et al., Bilevel generalized least squares estimation of dynamic origin–destination matrix for urban network with probe vehicle data. Transportation Research Record, 2013. 2333(1): p. 66-73.

- Kostic, B. and G. Gentile. Using traffic data of various types in the estimation of dynamic OD matrices. in 2015 International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems (MT-ITS). 2015. IEEE.

- Djukic, T., Dynamic OD demand estimation and prediction for dynamic traffic management. 2014.

- Prakash, A.A., et al., Reducing the dimension of online calibration in dynamic traffic assignment systems. Transportation Research Record, 2017. 2667(1): p. 96-107.

- Zhang, H., et al., Improved calibration method for dynamic traffic assignment models: Constrained extended kalman filter. Transportation Research Record, 2017. 2667(1): p. 142-153.

- Osorio, C., Dynamic origin-destination matrix calibration for large-scale network simulators. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019. 98: p. 186-206.

- Osorio, C., High-dimensional offline origin-destination (OD) demand calibration for stochastic traffic simulators of large-scale road networks. Transportation Research Part B: Methodological, 2019. 124: p. 18-43.

filtering theory. Transportation Research Part B: Methodological, 1984. 18(1): p. 1-11.

- Tavana, H., Internally-consistent estimation of dynamic network origin-destination flows from intelligent transportation systems data using bi-level optimization. 2001.

- Bell, M.G., The estimation of origin-destination matrices by constrained generalised least squares. Transportation Research Part B: Methodological, 1991. 25(1): p. 13-22.

- Bierlaire, M. and F. Crittin, An efficient algorithm for real-time estimation and prediction of dynamic OD tables. Operations Research, 2004. 52(1): p. 116-127.

- Shafiei, M., M. Nazemi, and S. Seyedabrishami, Estimating time-dependent origin–destination demand from traffic counts: extended gradient method. Transportation Letters, 2015. 7(4): p. 210-218.

- Bullejos, M., J. Barceló Bugeda, and L. Montero Mercadé. A DUE based bilevel optimization approach for the estimation of time sliced OD matrices. in Proceedings of the International Symposia of Transport Simulation (ISTS) and the International Workshop on Traffic Data Collection and its Standardisation (IWTDCS), ISTS'14 and IWTCDS'14. 2014.

- Cantelmo, G., et al., An adaptive bi-level gradient procedure for the estimation of dynamic traffic demand. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014. 15(3): p. 1348-1361.

- Frederix, R., et al., New gradient approximation method for dynamic origin–