Archive of SID.ir

فصلنامه علمی پژوهشنامه حمل و نقل، سال بیستم، دوره اول، شماره ۷۴، بهار ۱۴۰۲

کنترل هوشمند ترافیک بر مبنای مدل ترکیبی منطق فازی و یادگیری تقویتی

علمی – پژوهشی

نسیم قاسمی، دانشجوی دکتری، دانشکده هنر و معماری، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
علی صفوی*، استادیار، دانشکده هنر و معماری، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
حمیدرضا صارمی، استادیار، دانشکده هنر و معماری، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
علی عسگری، دانشیار، دپارتمان حوادث و مدیریت بحران، دانشگاه یورک، تورنتو، کانادا
*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: sasafavi@modares.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۱/۰۲/۲۷– پذیرش: ۱۴۰۱/۰۹/۱۵
صفحه ۱۵۸-۱۳۵

چکیده

افزایش تعداد وسایل نقلیه در خیابان‌ها، مسئله ازدحام ترافیک شهری نامیده می‌شود. یکی از روش‌های حل این مسئله، کنترل زمان چراغ‌های راهنمایی تقاطع‌هاست. در این پژوهش، مدل مورداستفاده، مدل فضای حالت سبز-قرمز بوده و چراغ زرد به‌عنوان رنگ سوم، به مدل‌سازی اضافه شده است. برای کنترل تقاطع چراغ‌دار از کنترل‌کننده ترکیبی فازی یادگیری تقویتی استفاده شده که هسته اصلی آن، الگوریتم Fuzzy Q-Iteration است. طول صف هر خیابان به‌عنوان متغیر فازی در نظر گرفته می‌شود. کنترل‌کننده با توجه به طول صف پشت چراغ، سیگنال کنترلی را تولید می‌کند. سیگنال کنترلی تولیدی، مدت‌زمان چراغ سبز در هر خیابان در طول یک چرخه است. نتایج به‌دست‌آمده، بیانگر این است که کنترل‌کننده پیشنهادی نسبت کنترل‌کننده زمان ثابت، با معیار زمان انتظار خودروها، عملکردی مشابه یا بهتر داشته است. در نرخ جریان ورودی زیاد، عملکرد کنترل‌کننده دارای بهبود قابل‌ملاحظه‌ای در کاهش زمان انتظارها بوده است. علاوه بر این، طول صف در خیابان‌های دارای نرخ جریان ورودی زیاد، به این علت که عامل سعی می‌کند ، در خیابان‌های با نرخ جریان زیاد، سیگنال کنترلی بزرگ‌تری که به معنی زمان سبز بیشتر برای آن خیابان است، تولید کند، کاهش می‌یابد. طبق مدل پیشنهادی، میزان تعداد خودروها در هر خیابان چهارراه هوشمند از حدود ۳۰ خودرو تجاوز نمی‌کند.

واژه‌های کلیدی: ترافیک، تقاطع، سیستم منطق فازی، یادگیری تقویتی، الگوریتم Fuzzy Q-Iteration

۱-مقدمه

معضل ترافیک شهری و جابه‌جایی در ترافیک‌های سنگین به‌خصوص در ساعت‌های پیک ترافیک یک مشکل اساسی برای تمام شهرها در سراسر جهان محسوب می‌شود. این در حالی است که روز به روز با افزایش جمعیت شهری این ترافیک‌ها سنگین‌تر می‌شوند. (Amirgholy and Gao, 2017) در کشورهای درحال‌توسعه مردم زمان خود را با توجه به ساعت‌های طولانی که در پشت چراغ‌های راهنما می‌ایستند، تنظیم می‌کنند (Geroliminis and Daganzo, 2008)ازدحام در تقاطع‌ها و صف‌های طولانی خودروها در پشت چراغ ها پدیده رایجی است که امروزه در شهرهای بزرگ همه‌روزه قابل‌مشاهده است(Fernandes and Nunes, 2011). این ازدحام که به دو صورت روزمره و غیرمترقبه رخ می‌دهد(Amirgholy, Shahabi and Gao, 2020). در سطوح و جنبه‌های مختلف هزینه‌های بسیار زیادی را به جوامع تحمیل می‌نماید (Roncoli, Papageorgiou and Papamichail, 2014). ازدحام روزمره ناشی از بیشتر

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

بودن تقاضا نسبت به ظرفیت در ساعات اوج عبور و مرور است (Zohdy et al., 2015). درحالی‌که ازدحام غیرمترقبه ناشی از اتفاقات ناگهانی تأثیرگذار بر ترافیک مانند تصادف، بدی آب‌وهوا، نقص فنی و مواردی ازاین‌دست است (Ni et al., 2010). اگرچه احداث راه‌های جدید و افزایش ظرفیت معابر، باعث کاهش معضل ترافیک شهری می‌شوند (Ghiasi et al., 2017)، اما باید در نظر داشت که این راه‌حل خود هزینه‌های بسیاری را در پی خواهد داشت (Geroliminis and Levinson, 2009). از طرف دیگر تجربه نشان داده است که افزایش ظرفیت در یک نقطه ممکن است باعث ایجاد ازدحام در مکان دیگری از شبکه ترافیکی شود (Zito, D'este and Taylor, 1995) و بنابراین پیاده‌سازی چنین راه‌حلی در مقیاس وسیع نیاز به هزینه و زمان زیادی دارد (Lioris et al., 2017). سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند می‌توانند نقش مؤثری در بهبود وضعیت ترافیکی ایفا نمایند (Daganzo, 2007). سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند، سیستم‌هایی هستند که فناوری‌های مخابرات، کنترل، سخت‌افزار و نرم‌افزار را در سیستم‌های حمل‌ونقل زمینی بکار می‌برند (Li, Elefteriadou and Ranka, 2014). این سیستم‌ها روش انعطاف‌پذیری را برای مدیریت و کنترل مؤثر ترافیک فراهم می‌آورند (Chen et al., 2017). در کنترل ترافیک عملکرد شبکه ترافیکی با کنترل جریان ترافیکی بهبود می‌یابد (Geroliminis and Daganzo, 2007). کنترل ترافیک شامل اجزایی ازجمله کنترل هوشمند چراغ‌های راهنمایی در تقاطع‌ها، کنترل جریان ورودی به بزرگراه‌ها، اعمال محدودیت سرعت در نقاط مختلف، سیستم‌های مسیریابی و تابلوهای متغیر خبری است (Geroliminis, Haddad and Ramezani, 2013).

کنترل ترافیک به دو روش مستقیم و غیرمستقیم انجام می‌شود (Varaiya, 1993). در کنترل مستقیم از چراغ‌های راهنمایی و علائمی که راننده باید از آن‌ها اطاعت کند، استفاده می‌شود (Le Vine, Zolfaghari and Polak, 2015). کنترل غیرمستقیم به کنترل تابلوها و علائمی که صرفاً جنبه‌ی راهنمایی دارند، می‌پردازد (Bekiaris-Liberis, Roncoli and Papageorgiou, 2016). به‌طورمعمول، روش کنترل مستقیم، علی‌الخصوص کنترل تقاطع چراغ‌دار برای کنترل ترافیک استفاده می‌شود (Shabanpour et al., 2018).

ساختار کنترل ترافیک از دیدگاه کنترل سیگنال به دو دسته‌ی سیگنال مجزا و مرتبط تقسیم می‌شود (Dulman et al., 2003).

سیگنال مجزا: در کنترل به روش سیگنال مجزا هر تقاطع به‌صورت جداگانه به‌عنوان سیگنال ترافیک در نظر گرفته می‌شود (Fernandes and Nunes, 2015). در این روش هر تقاطع، بدون توجه به وضعیت تقاطع‌های دیگر کنترل می‌شود (Robinson, Chan and Coelingh, 2010). برای کنترل هر تقاطع به‌صورت جداگانه، دو نوع کنترل‌کننده می‌توان به کار برد (Shi and Prevedouros, 2016).

کنترل زمان-ثابت یا پیش زمان‌بندی‌شده: در این کنترل‌کننده، برای چراغ‌های هر تقاطع، زمانی از قبل تعیین می‌شود (Daganzo, Gayah and Gonzales, 2011). زمان چراغ‌ها با استفاده از داده‌های ترافیکی و الگوی ترافیک تقاطع محاسبه می‌شود (Bose, Ioannou, 2003). ممکن است در ساعات مختلف شبانه‌روز، زمان‌های تعیین‌شده برای چراغ، متفاوت باشند (Yan and Bitmead, 2005).

کنترل واکنشی: در این روش تقاطع به حسگرهایی مجهز می‌شود تا وضعیت ترافیک را به کنترل‌کننده اطلاع دهد (Daganzo and Geroliminis, 2008). کنترل‌کننده با توجه به اطلاعات دریافتی از حسگرها، زمان مناسبی را برای تقاطع محاسبه می‌کند (Kockelman et al., 2017).

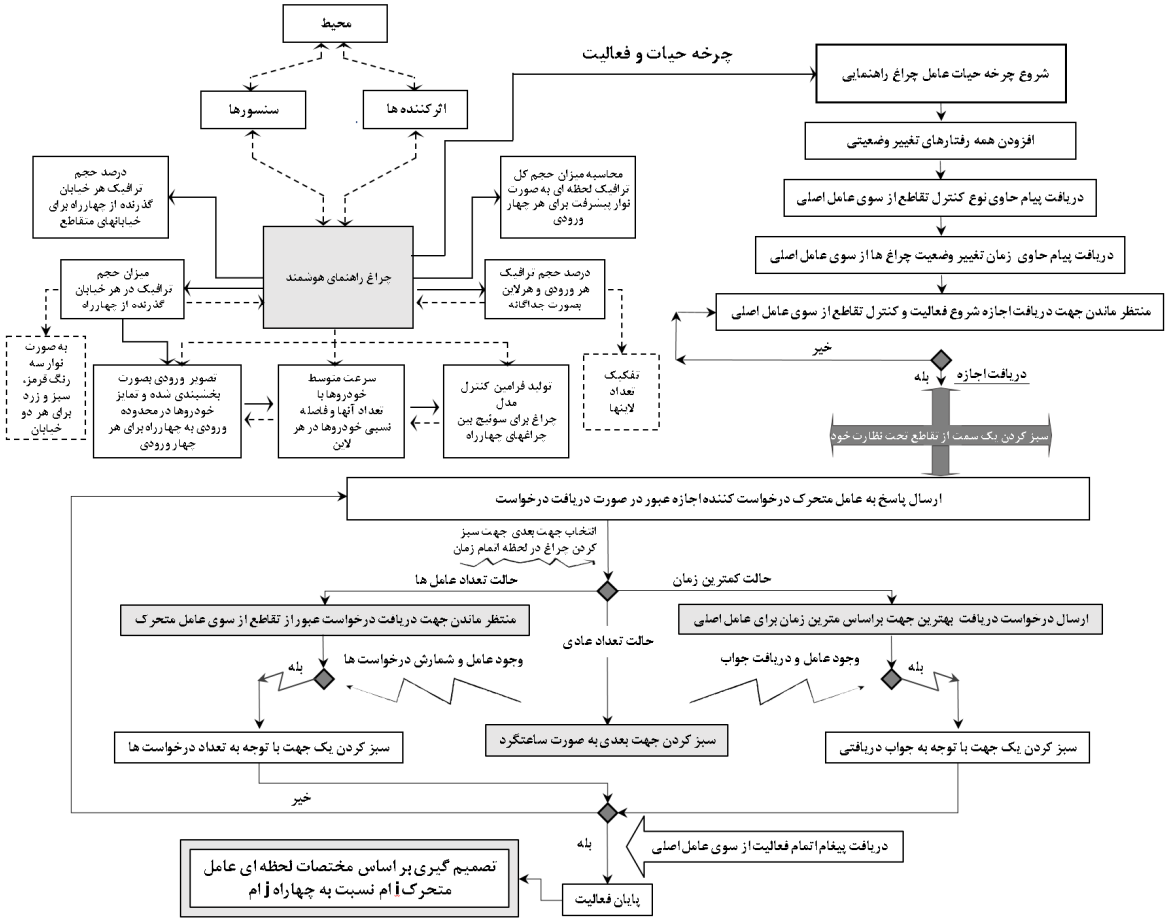
سیگنال مرتبط: در کنترل به روش سیگنال مرتبط، اثر و تداخل تقاطع‌های شبکه‌ی ترافیک بر روی یکدیگر در نظر گرفته‌شده و پس‌ازآن کنترل انجام می‌شود (Fernandes and Nunes, 2012). به دلیل زیاد بودن تقاطع‌های شبکه‌ی ترافیک شهری، این روش با دو رویکرد مختلف اجرا می‌شود (Michael et al., 1998).

رویکرد متمرکز: در روش متمرکز، اطلاعات تمام شبکه به یک کامپیوتر مرکزی فرستاده می‌شود (Aria, Olstam and Schwietering, 2016). کامپیوتر مرکزی با توجه به داده‌های ارسالی تصمیم کنترلی مناسب را گرفته (Amoozadeh et al., 2015) و به کنترل‌کننده‌ی تمام تقاطع‌ها ارسال می‌کند (Van Arem, Van Driel and Visser, 2006).. به دلیل اینکه داده‌ها در یک کامپیوتر متمرکزشده، بهینه‌سازی در سطح گسترده‌تری انجام می‌شود (Lam and Katupitiya, 2013).

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

رویکرد توزیع‌شده: به دلیل زیاد بودن تقاطع‌های شبکه‌ی ترافیک شهری، این رویکرد مورداستفاده قرار می‌گیرد (Daganzo, 2007). در شبکه‌ی ترافیک، تقاطع دور از هم بر روی یکدیگر تأثیر ناچیزی می‌گذارند. در رویکرد توزیع‌شده، شبکه‌ی ترافیک به چند ناحیه تقسیم می‌شود (Ramezani, Haddad and Geroliminis, 2015). وظیفه‌ی کنترل هر ناحیه بر عهده یک کامپیوتر محلی است (Biswas, Tatchikou and Dion, 2006) (شکل ۱).



شکل ۱. روند کار چراغ‌های هوشمند (مأخذ: نگارندگان)

۲-روش تحقیق

یکی از روش‌های ترکیبی کنترل هوشمند، تلفیق یادگیری تقویتی و سیستم فازی است. با ترکیب دو روش مذکور، ابزار قدرتمندی به وجود می‌آید که محاسن هر دو روش را داراست. به دلیل ماهیت گسسته الگوریتم‌های یادگیری تقویتی، برای استفاده در محیط های پیوسته، باید تغییراتی در آن اعمال کرد. برای استفاده از یادگیری تقویتی در محیط‌های پیوسته، دو گزینه پیش رو است. راه‌حل اول این است که مدل گسسته سازی شود و حالت‌ها به چندین بازه تقسیم‌بندی شود. سپس با استفاده از روش‌های سنتی یادگیری تقویتی و روش جدولی، مسئله حل شود. راه‌حل دیگر، استفاده از تقریب تابع است. در روش تقریب تابع، پیوستگی متغیرهای حالت محیط در نظر گرفته می‌شود. یکی از روش‌های تقریب تابع، سیستم‌های فازی است. از اولین کارهای انجام شده در تلفیق یادگیری تقویتی و سیستم‌های فازی، روش هوریاچی و همکارانش در سال ۱۹۹۶

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

بود. آن‌ها روش یادگیری Q را فازی ارایه دادند. چندین روش یادگیری تقویتی-فازی معرفی شده است. یکی از روش‌های معرفی‌شده، الگوریتم Fuzzy Q-Iteration است. الگوریتم Fuzzy Q-Iteration، الگوریتمی تلفیقی از سیستم‌های فازی و یادگیری تقویتی است. این الگوریتم بر روی فضای حالت پیوسته یا گسسته تعریف می‌شود. در این الگوریتم، فضای تعریف‌شده برای عمل‌ها گسسته است. به‌بیان‌دیگر عامل با جستجو در محیط های پیوسته، عملی گسسته تولید می‌کند. الگوریتم، نیاز به مدل محیط داشته و مدل مورداستفاده باید دارای دینامیک‌های معین باشد.

الگوریتم Fuzzy Q-Iteration، تابع ارزش عمل را تخمین میزند. مقدار تابع ارزش عمل برای جفت حالت و عمل داده‌شده از مجموع وزن‌دار پارامترها محاسبه می‌شود. وزن‌ها با تابع عضویت های فازی محاسبه می شوند. الگوریتم، بردار پارامتری با نام θ را برای تخمین ذخیره می کند. این الگوریتم، برای یادگیری مقدار پارامترها، عملیاتی را تکرار می‌کند. با تغییر پارامترها در هر تکرار، روند یادگیری بهتر می شود. با توجه به تغییر پارامترها در تکرارها، الگوریتم دارای دو نوع هم زمان و غیرهمزمان است. در روش هم زمان، پارامترها تا پایان یافتن یک تکرار تغییری نمی‌کنند؛ اما در روش غیرهمزمان، پارامترها داخل عملیات هر تکرار تغییر می‌کنند. با توجه به سریع‌تر بودن روش غیرهمزمان، در این پژوهش از آن استفاده می‌شود.

الگوریتم Fuzzy Q-Iteration، بر روی فضای حالت X و فضای عمل U تعریف می‌شود. X و U ممکن است پیوسته یا گسسته باشد. فرض می‌شود این فضاها زیرمجموعه‌ای از فضای اقلیدسی هستند. به دلیل اینکه عمل ها در الگوریتم باید گسسته باشد، ابتدا برای فضای عمل U یک زیرمجموعه‌ی گسسته از عمل‌ها با نام U_d انتخاب می‌شود. این مجموعه شامل M عضو است.

$$U_d = \{u_j | \, u_j \epsilon \, U, j = 1, 2, \dots, M\}$$

هر بعد از فضای حالت $X = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_D$ شامل N_P مجموعه‌ی فازی است. مقدار $p=1, 2, \dots, D$ است. هر مجموعه فازی با یک تابع عضویت، متناظر می‌شود. تعداد تمام توابع عضویت فازی برابر با $N = N_1, N_2, \dots, N_D$ است. هر حالت x در هر مجموعه‌ی فازی درجه‌ی عضویتی دارد. درجه‌ی عضویت x در مجموعه‌ی فازی i ام برابر با $\mu_i(x)$است.

$$\mu_i = X \to [0,1] \qquad i=1, 2, \dots, N$$

یکی از شرایطی که برای همگرایی و اثبات پایداری در نظر گرفته می‌شود؛ شرط بر روی تابع عضویت فازی است. این شرط با «شرط ۱» تعریف‌شده و شرایط تابع عضویت مناسب را شرح می‌دهد.

شرط ۱: تابع عضویت در یک نقطه بیشینه شود. به‌عبارت‌دیگر برای هر i، یک نقطه منحصربه‌فرد مانند x_i وجود دارد که تابع عضویت در آن بیشینه شود. علاوه بر این تابع عضویت‌های دیگر در نقطه x_i مقدار صفر می‌گیرند. به نقطه x_i مرکز تابع عضویت می‌گویند.

$$\mu_i(x_i) > \mu_i(x) \qquad \forall x \neq x_i$$
$$\mu_{i'}(x_i) = 0 \qquad \forall i' \neq i$$

تعمیم شرط ۱: شرط ۱ را می‌توان کمی تعمیم داد. درصورتی‌که مقدار تابع عضویت در مراکز دیگر تابع عضویت‌ها کوچک باشد، هنوز می‌توان اثبات کرد که الگوریتم Fuzzy Q-Iteration به یک جواب نزدیک-بهینه همگرا می‌شود. تابع عضویت‌های مهمی وجود دارند که در مرکز تابع عضویت‌های دیگر، مقداری غیرصفر دارند.

می‌توان تخمین زننده فازی را به‌عنوان سیستم فازی تاکاگی-سوگینو نوع صفر در نظر گرفت. ورودی قوانین، حالت

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_D] = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_D$$

است. خروجی قوانین، پارامترهای یادگیری هستند. سیستم مذکور دارای N قانون به فرم رابطه زیر است.

$$R_1 = IF x_1 \; is L_1^1 AND \dots AND x_D is \; L_D^1 \quad THEN q_1 = \theta_{[1,1]}; q_2 = \theta_{[1,2]}; \dots; q_M = \theta_{[1,M]}$$
$$R_1 = IF x_1 \; is L_1^2 AND \dots AND x_D is \; L_D^2 \quad THEN q_1 = \theta_{[2,1]}; q_2 = \theta_{[2,2]}; \dots; q_M = \theta_{[2,M]}$$
$$R_i = IF x_1 \; is L_1^i AND \dots AND x_D is \; L_D^i \quad THEN q_1 = \theta_{[i,1]}; q_2 = \theta_{[i,2]}; \dots; q_M = \theta_{[i,M]}$$
$$R_N = IF x_1 \; is L_1^N AND \dots AND x_D is \; L_D^N \quad THEN q_1 = \theta_{[N,1]}; q_2 = \theta_{[N,2]}; \dots; q_M = \theta_{[N,M]}$$

i: اندیس قانون فازی است. مقدار آن $i=1,2,\dots,N$ است.

x_p: متغیر زبانی است. این متغیر بسته به مقدار $p=1,2,\dots,D$ یکی از درایه‌های $x = [x_1, x_2, \dots, x_D]$ است.

L_p^i: مقادیر زبانی است. این مقادیر به‌صورت تابع عضویت بر روی X_p تعریف شده است.

$\theta_{[i,j]}$: برداری شامل پارامترهای الگوریتم است. $[i,j]$ درایه بردار را مشخص می‌کند. شماره درایه بردار توسط

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

$[i,j] = i + (j-1)N$ به دست می‌آید. این بردار شامل NM عضو است.

درجه‌ی فعالیت هر قانون از رابطه زیر به دست می‌آید. در این رابطه از عملگر ضرب به‌عنوان T-نرم استفاده می‌شود. به قوانینی که قسمت شرط در آن قانون برقرار شود، قوانین فعال گفته می‌شود. قوانین فعال دارای درجه‌ی فعالیت غیرصفر هستند.

$$\Psi_i(x) = \prod_{p=1}^{D} \mu_{l_p^i}(x_p)$$

درجه‌ی فعالیت قوانین توسط رابطه زیر به شکل نرمالیزه نوشته می‌شود.

$$\emptyset_i = \frac{\Psi_i(x)}{\sum_{i=1}^{N} \Psi_i(x)}$$

تابع ارزش عمل از رابطه به دست می‌آید. می‌توان استنباط کرد، تابع ارزش عمل با میانگین‌گیری وزن‌دار از پارامترها به دست می‌آید. وزن‌ها در این رابطه، مقدار تابع عضویت‌های نرمالیزه شده است.

$$\hat{Q}(x,u) = \sum_{i=1}^{N} \emptyset_i(x)\emptyset_{[i,l]} \quad where\ j \in arg\ min_j \|u-u_j\|_2$$

با تکرار به‌روزرسانی پارامترها، عمل یادگیری اتفاق می‌افتد. میافتد. در این رابطه x_i حالت فعلی محیط، و u_j عملی است که بر روی محیط انجام می‌شود. f دینامیک مدل یا محیط است. درصورتی‌که حالت فعلی x_i باشد، مقدار $f(x_i,u_i)$ حالت به‌دست‌آمده در محیط تحت عمل u_i در حالت x_i است. γ ضریب تخفیف یا تنزیل نامیده می‌شود. مقدار این ضریب در بازه $[0,1]$ است.

$$\theta_{[i,j]} \leftarrow \rho(x_i,u_j) + \gamma_j^{max} \sum_{I=1}^{N} \emptyset_I(f(x_i,u_i))\theta_{[I,j]}$$

یادگیری در الگوریتم Fuzzy Q-Iteration، به‌صورت برون خط است. الگوریتم با دریافت داده‌ها شروع به یادگیری کرده و یادگیری تا زمان همگرایی ادامه پیدا می کند. با همگرا شدن پارامترهای یادگیری (θ) عملیات یادگیری پایان می‌یابد. در مرحله‌ی یادگیری، مقادیر (θ) همگرا می‌شود. حال باید از اطلاعات یاد گرفته شده استفاده کرد. به استفاده از اطلاعات به‌دست‌آمده از مرحله‌ی یادگیری، مرحله آزمایش میگویند. در مرحله آزمایش، عامل به‌صورت مستقیم با محیط تعامل می‌کند. در این مرحله، عامل به‌عنوان کنترل کننده وارد عمل شده و کنترل حلقه بسته‌ای را با تقاطع تشکیل می‌دهد. در حلقه بسته تشکیل شده، عامل با توجه حالت محیط و استراتژی یاد گرفته‌شده، عمل کنترلی مناسب را تولید می‌کند. ورودی‌های الگوریتم Fuzzy Q-Iteration شامل دینامیک مدل (f)، تابع پاداش ρ، ضریب تنزیل γ، توابع عضویت‌های u_i، مجموعه‌ی عمله‌ای قابل‌قبول U_d و مقدار آستانه ε_{QI} است. در ابتدا مقدار اولیه‌ای برای پارامترها در نظر گرفته می‌شود. سپس تکرارهای الگوریتم شروع می‌شود. با هر تکرار الگوریتم، مقادیر پارامترها با رابطه بالا به‌روزرسانی می‌شود. تکرارها تا جایی ادامه پیدا می‌کند که بیشینه‌ی اختلاف پارامترهای بروز شده با مقادیر تکرار قبل، از مقدار آستانه کمتر باشد. بنابراین، با تغییر ε_{QI} می‌توان عملیات یادگیری را تا جایی ادامه داد که مقدار پارامترها به خطای قابل قبولی برسد.

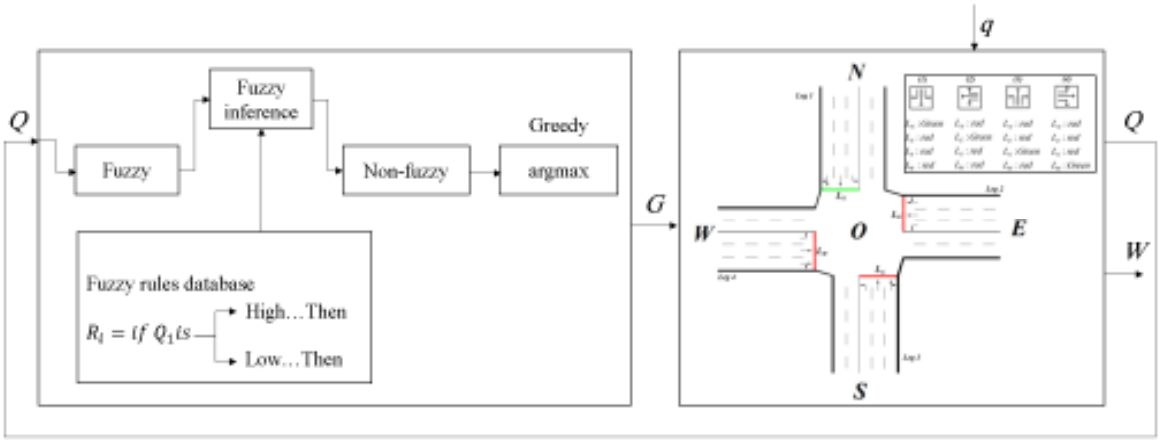
Input: dynamics f, reward function ρ, discount factor γ,
MFs u_i i=1,…,N, set of discrete actions U_d, threshold ε_{QI}.
1: initialize parameter vector, e.g., $\theta_0 \leftarrow 0$
2: **repeat** at every iteration l = 0,1,2,…
3: $\theta \leftarrow \theta_i$
4: **for** i=1,…,N, j=1,…,M **do**
5: $\theta_{[i,j]} \leftarrow \rho(x_i,u_j) + \gamma_j^{max} \sum_{I=1}^{N} \emptyset_I(f(x_i,u_i))\theta_{[I,j]}$
6: **end for**
7: $\theta_{i+1} \leftarrow \theta$
8: **until** $\|\boldsymbol{\theta}_{l+1} - \boldsymbol{\theta}_l\| \le \varepsilon_{QI}$
Output: $\widehat{\boldsymbol{\theta}^*} = \boldsymbol{\theta}_{l+1}$

الگوریتم **Asynchronous Fuzzy Q-Iteration**

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

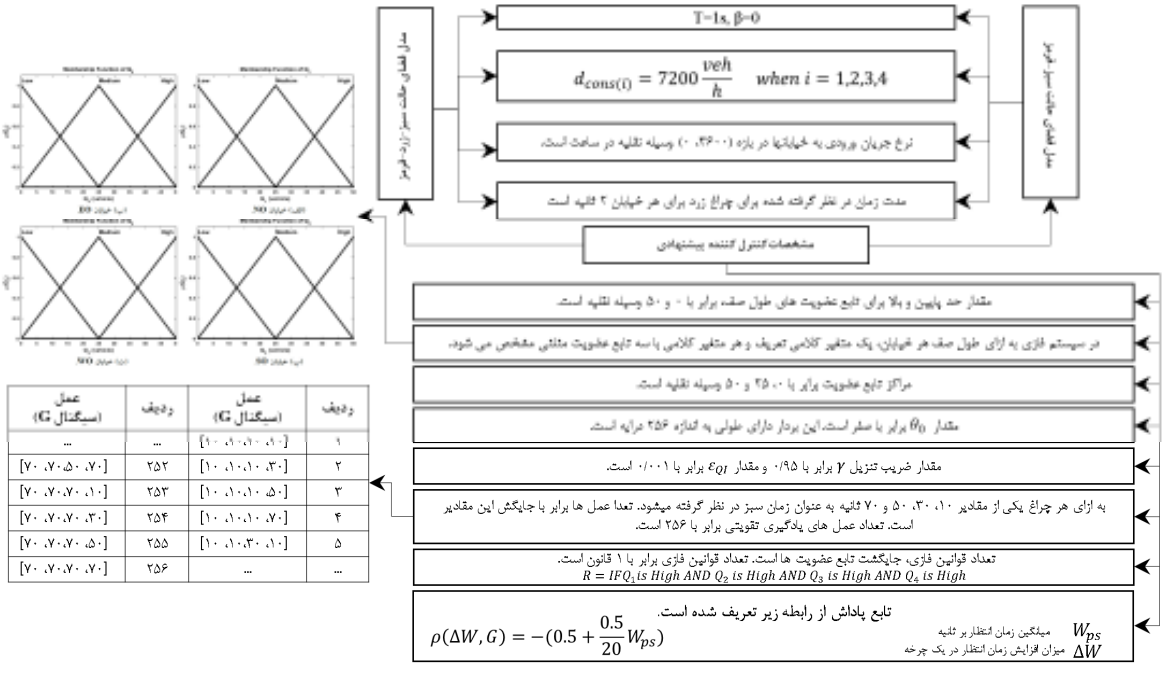
با توجه به رابطه‌ی به‌روزرسانی الگوریتم؟ عملیات یادگیری، توسط ورودی G، متغیر حالت طول صف فعلی Q، متغیرهای حالت طول صف بعدی $f(Q,G)$ و پاداش دریافتی $\rho(W,G)$انجام می‌شود. متغیرهای حالت در نظر گرفته‌شده در سیستم فازی، طول صف‌ها است. باوجوداینکه زمان‌های انتظار W، در مدل فضای حالت به‌عنوان متغیر حالت در نظر گرفته شده اند، اما در سیستم فازی روش پیشنهادی استفاده نمی‌شوند. تابع پاداش ρ در روش پیشنهادی، وابسته به زمان انتظار W و سیگنال ورودی زمان چراغ سبز G تعریف شده است. در تابع پاداش، طول صف Q تأثیر نمی‌گذارد. بعد از اتمام مرحله یادگیری، وارد مرحله آزمایش می‌شود. (شکل ۲).



شکل ۲. تقاطع و فازهای در نظر گرفته شده در این پژوهش

۳-یافته‌های تحقیق

در این پژوهش، مدل ها و کنترل کننده دارای مشخصاتی هستند. اغلب این مشخصات در تمام شبیه‌سازی‌ها ثابت است. مدل تقاطع یکی از مدل های فضای حالت با چراغ سبز-قرمز، فضای حالت با چراغ سبز-زرد-قرمز است (شکل ۳).



ردیف	عمل (سیگنال G)	ردیف	عمل (سیگنال G)
۱	[۹۰ ،۹۰ ،۹۰ ،۹۰]	...	...
۲	[۱۰ ،۱۰ ،۱۰ ،۳۰]	۲۵۲	[۷۰ ،۷۰ ،۵۰ ،۷۰]
۳	[۱۰ ،۱۰ ،۱۰ ،۵۰]	۲۵۳	[۷۰ ،۷۰ ،۷۰ ،۱۰]
۴	[۱۰ ،۱۰ ،۱۰ ،۷۰]	۲۵۴	[۷۰ ،۷۰ ،۷۰ ،۳۰]
۵	[۱۰ ،۱۰ ،۳۰ ،۱۰]	۲۵۵	[۷۰ ،۷۰ ،۷۰ ،۵۰]
...	...	۲۵۶	[۷۰ ،۷۰ ،۷۰ ،۷۰]

شکل ۳. فرایند روش تحقیق

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

عامل قبل از کنترل تقاطع باید به‌صورت برون‌خط شروع به یادگیری کند. پس از همگرایی در یادگیری، می‌توان پارامترهای یاد گرفته شده را در کنترل‌کننده به کار برد. برای یادگیری نیاز به تعدادی داده ورودی–خروجی از مدل است. نرخ جریان‌ها در روند یادگیری به‌صورت جریان‌های ثابت و یکسان در تمام خیابان‌ها مقداردهی می‌شود. برای پیدا کردن نرخ جریان مناسب در روند یادگیری، هشت نرخ جریان تعریف می‌شود. به نرخ جریانی که در روند یادگیری به کار می‌رود «نرخ جریان یادگیری» گفته می‌شود. هشت نرخ جریان یادگیری در جدول ۱ بیان شده است. روند کار به این صورت است که ابتدا عامل با نرخ جریان یادگیری، شروع به یادگیری می‌کند. پس از آن وارد مرحله آزمایش می‌شود. در مرحله آزمایش، به ازای نرخ جریان یادگیری، شبیه‌سازی انجام می‌شود. در مرحله آزمایش نیز، بایستی نرخ جریان ورودی در نظر گرفته شود. نرخ جریان ورودی مورداستفاده در مرحله آزمایش «نرخ جریان آزمایش» نامیده می‌شود. با مقایسه‌ی عملکرد عامل در نرخ جریان‌های یادگیری و آزمایش‌های متفاوت، می‌توان به نرخ جریان یادگیری مطلوب دست یافت. شبیه‌سازی‌ها در دو مدل فضای حالت سبز–قرمز و فضای حالت سبز–زرد–قرمز انجام می‌شود.

جدول ۱. نرخ جریان یادگیری در دو مدل فضای حالت سبز–قرمز و سبز–زرد–قرمز

ردیف	نرخ جریان یادگیری	عنوان در نمودارها
۱	$q([0,0,0,0];[0,0,0,0])$	$q^L(0,0)$
۲	$q([600,600,600,600];[0,0,0,0])$	$q^L(600,0)$
۳	$q([900,900,900,900];[0,0,0,0])$	$q^L(900,0)$
٤	$q([1200,1200,1200,1200];[0,0,0,0])$	$q^L(1200,0)$
٥	$q([1500,1500,1500,1500];[0,0,0,0])$	$q^L(1500,0)$
٦	$q([1800,1800,1800,1800];[0,0,0,0])$	$q^L(1800,0)$
۷	$q([2400,2400,2400,2400];[0,0,0,0])$	$q^L(2400,0)$
۸	$q([3600,3600,3600,3600];[0,0,0,0])$	$q^L(3600,0)$

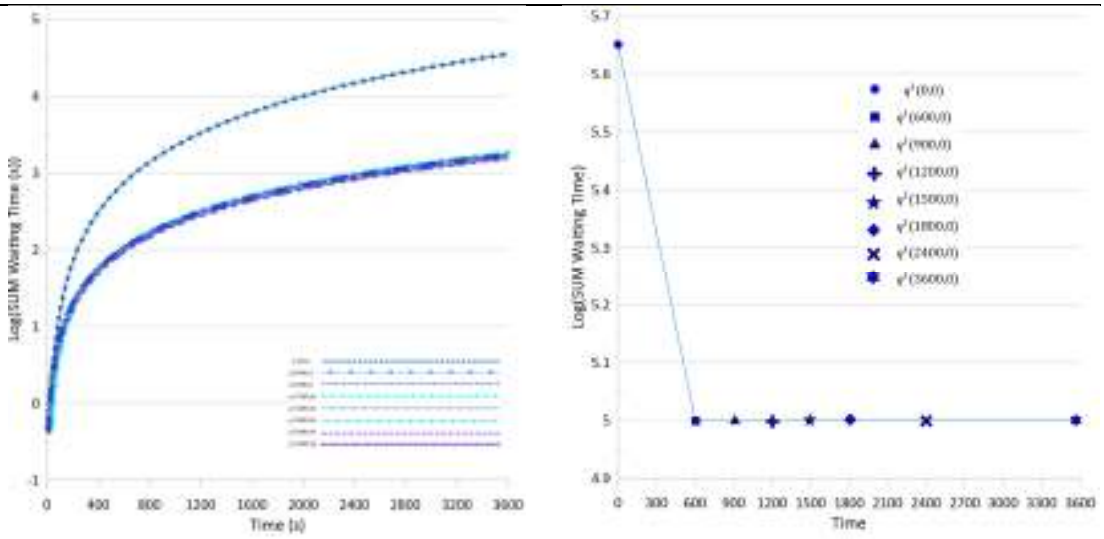
شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز–قرمز در مدت‌زمان یک ساعت (۳٦۰۰ ثانیه) به ازای نرخ جریان آزمایش q $([900,900,900,900];[90,90,90,90])$ انجام شده است. تصاویر زیر مجموع زمان انتظار بر حسب زمان اجرا را نشان می‌دهد. این تصاویر، شبیه‌سازی به ازای هشت نرخ جریان یادگیری را نمایش می‌دهد. معیار عملکرد در روش پیشنهادی مجموع زمان انتظار همه‌ی خیابان‌ها است. در روش پیشنهادی کمینه کردن مجموع زمان انتظارها مطلوب است.

به دلیل بزرگ بودن اعداد زمان انتظار، مقدار آن در نمودارها به‌صورت لگاریتم مقدار نشان داده می‌شود (شکل ٤). سپس شبیه‌سازی در نرخ جریان آزمایش q-$([1700,1700,1700,1700];[170,170,170,170])$ است و نمودار لگاریتمی مجموع زمان انتظار برحسب زمان نمایش داده شده است. با مقایسه بین زمان انتظارها به ازای نرخ جریان‌های یادگیری متفاوت، به‌جز مورد ۱ بقیه موارد کمینه هستند (شکل ٥).

Archive of SID.ir

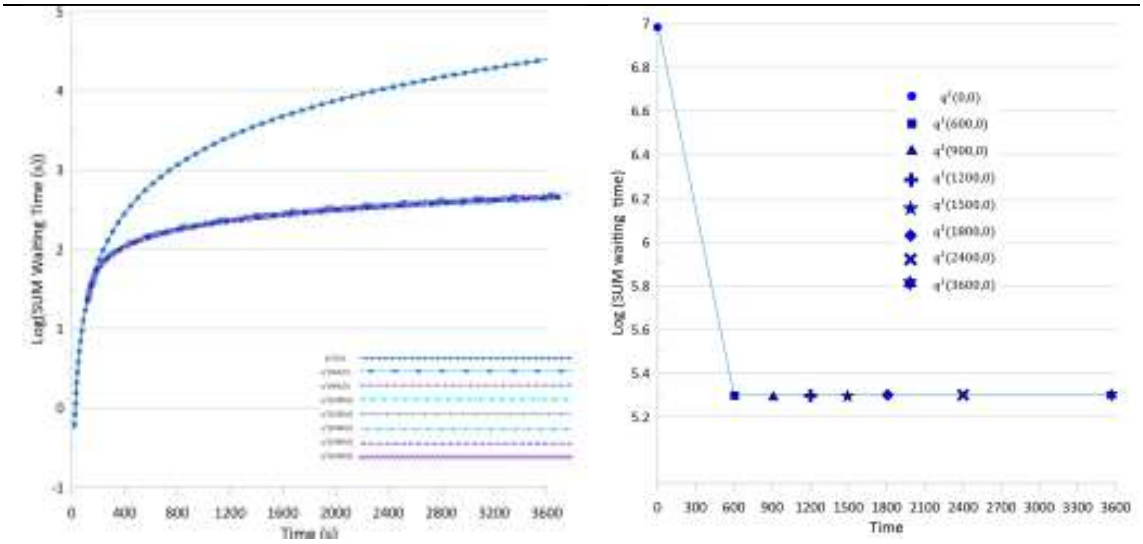
Archive of SID.ir

مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳٦۰۰ ام　　نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا



شکل ٤. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش (q ([900,900,900,900];[90,90,90,90]))

مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳٦۰۰ ام　　نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا



شکل ۵. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش (q ([1700,1700,1700,1700];[170,170,170,170]))

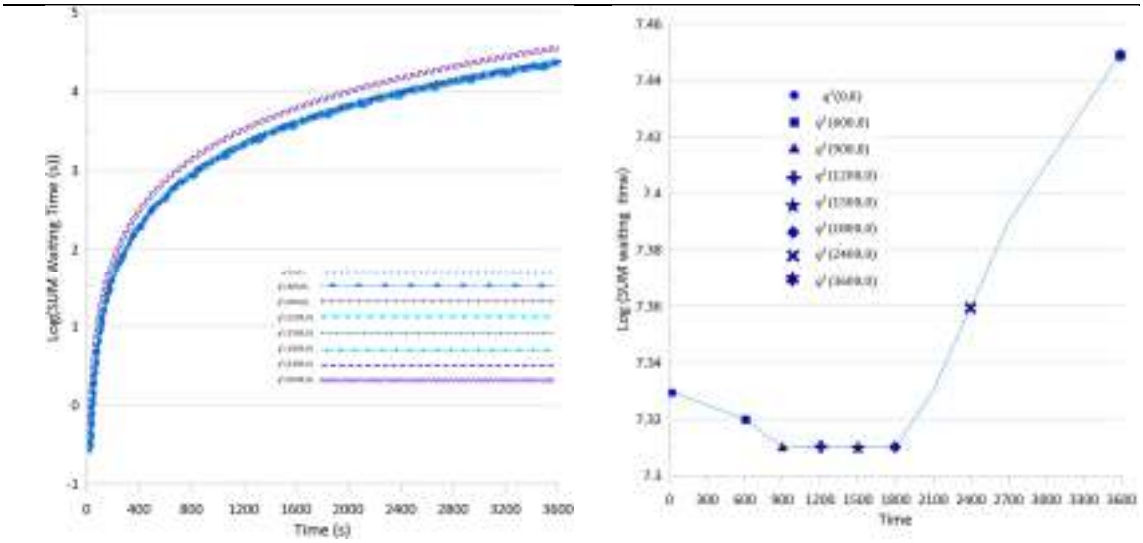
نرخ جریان آزمایش $q([2500,2500,2500,2500];[250,250,250,250])$ است. با مقایسه‌ی بین زمان انتظارها به ازای نرخ جریان‌های یادگیری متفاوت، نتیجه می‌شود یادگیری با نرخ جریان صفر و نرخ جریان‌های بالا مناسب نیست. کمینه مدت‌زمان انتظار در نرخ جریان‌های متوسط اتفاق میافتد (شکل ٦).

شبیه‌سازی برای نرخ جریان آزمایش q ([3600,3600,3600,3600];[360,360,360,360]) است. مقایسه‌ی مقدار نهایی زمان انتظارها به ازای نرخ جریان‌های یادگیری متفاوت، نتیجه می‌شود در نرخ جریان‌های مختلف، نمودارها تقریباً با یکدیگر برابر هستند (شکل ۷).

Archive of SID.ir

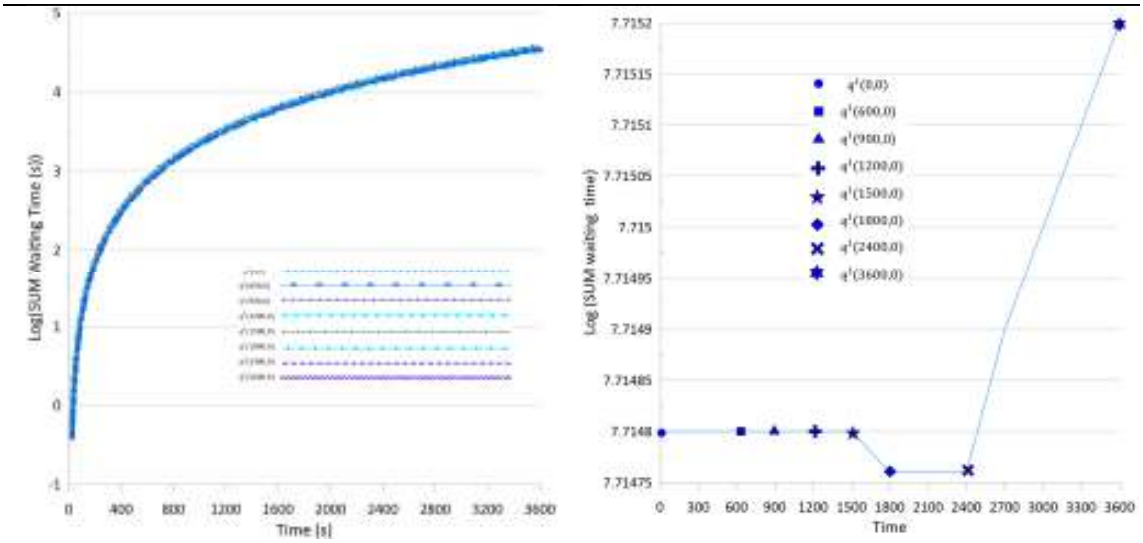
Archive of SID.ir

نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا | مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳٦۰۰ ام



شکل ٦. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش (q([2500,2500,2500,2500];[250,250,250,250])

نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا | مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳٦۰۰ ام



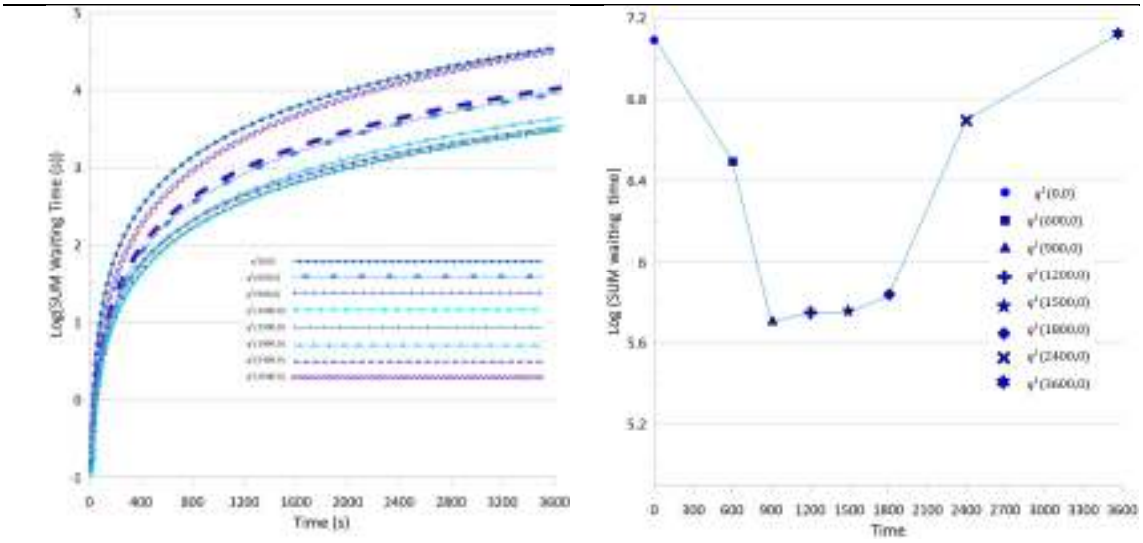
شکل ۷. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش (q([3600,3600,3600,3600];[360,360,360,360])

شکل ۸ شبیه‌سازی برای نرخ جریان آزمایش q ([2500,1800,900,1700];[250,180,90,170]) را نشان می‌دهد. در این تصاویر مقادیر زمان انتظار در نرخ جریان‌های یادگیری مختلف، تفاوت قابل‌ملاحظه‌ای دارند. از این تصاویر نتیجه می‌شود، در نرخ جریان‌های پایین و بالا زمان انتظار خودروها بیشتر از زمان انتظار در نرخ جریان‌های متوسط است. از شکل ۸ می توان نرخ جریان های یادگیری مناسب را ۹۰۰، ۱۲۰۰، ۱۵۰۰ و ۱۸۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت دانست. شکل ۹ با نرخ جریان آزمایش q ([1800,2500,900,1700];[180,250,90,170]) نشان می‌دهد مقدارهای نرخ جریان‌های یادگیری به ازای ۹۰۰، ۱۲۰۰، ۱۵۰۰ و ۱۸۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت مناسب هستند. زمان انتظار خودروها در مقدار نرخ جریان‌های پایین و بالا مناسب نیستند.

Archive of SID.ir

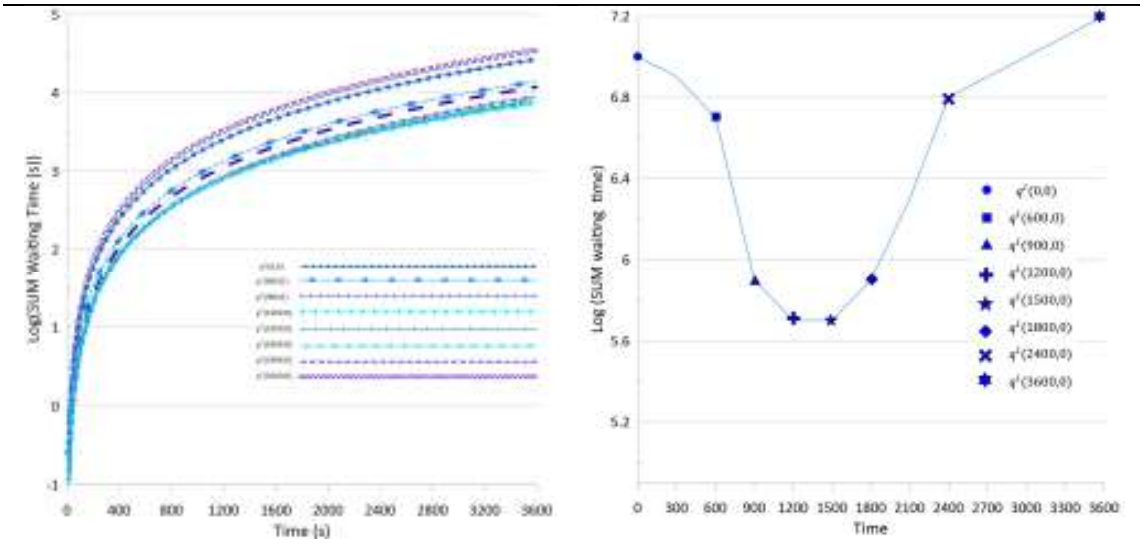
Archive of SID.ir

نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا | مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳۶۰۰ ام



شکل ۸. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش q ([2500,1800,900,1700];[250,180,90,170])

نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا | مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳۶۰۰ ام



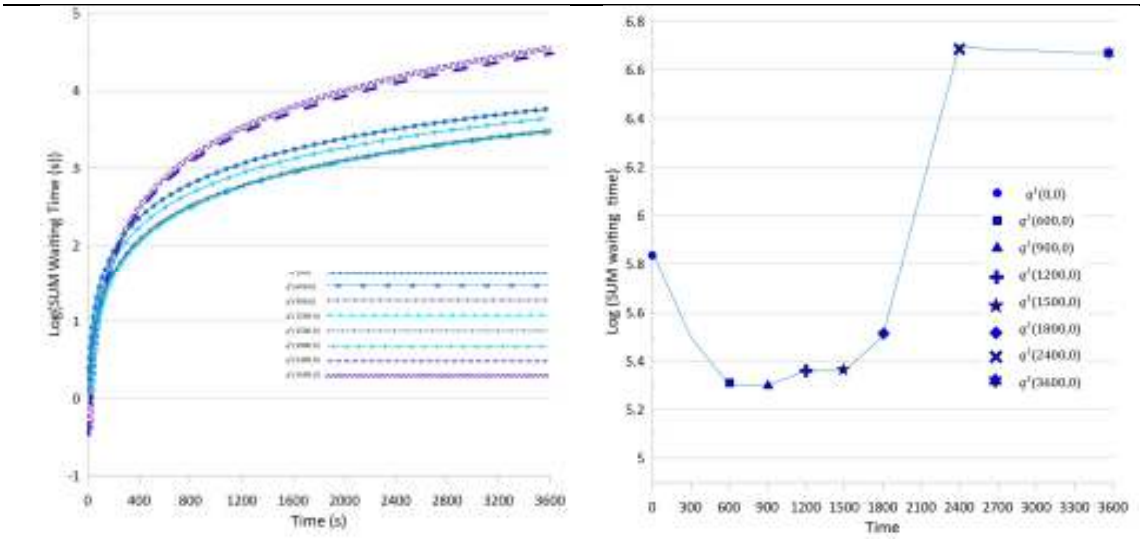
شکل ۹. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش q ([1800,2500,900,1700];[180,250,90,170])

شکل ۱۰ شبیه‌سازی برای نرخ جریان آزمایش q ([2500,1800,900,1700];[250,180,90,170]) را نشان می‌دهد. در این شکل، نرخ جریان‌های یادگیری مناسب در نقاط ۶۰۰، ۹۰۰، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت است و در ادامه، نرخ جریان آزمایش q ([1700,900,1700,2500];[170,90,170,250]) شبیه‌سازی شده است. در شکل ۱۱ می‌توان دو مقدار نرخ جریان یادگیری ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت را مناسب دانست.

Archive of SID.ir

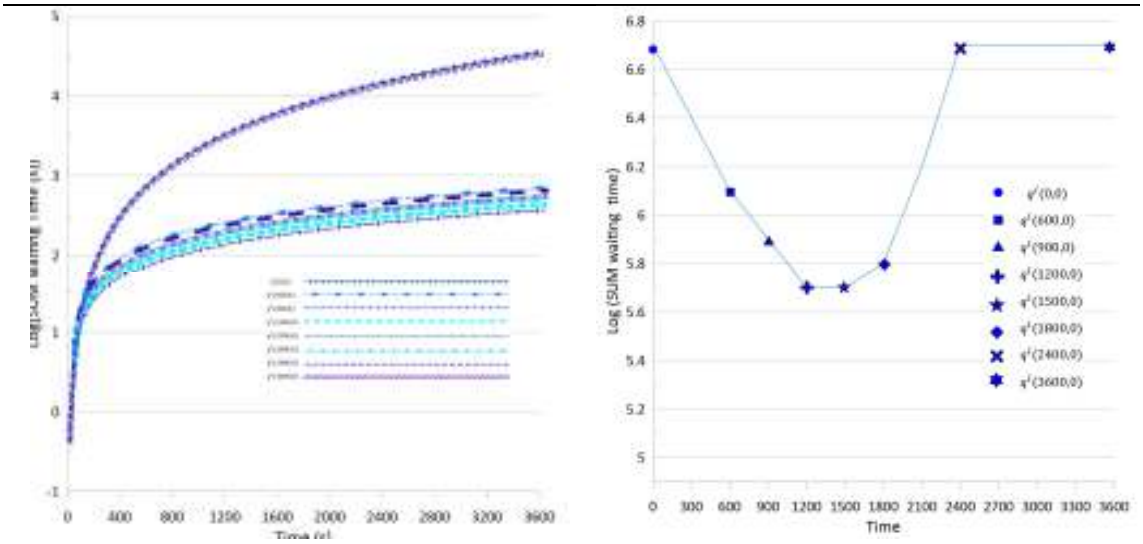
Archive of SID.ir

نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا | مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳٦۰۰ ام



شکل ۱۰. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش(q ([2500,1800,900,1700];[250,180,90,170]))

نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا | مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳٦۰۰ ام



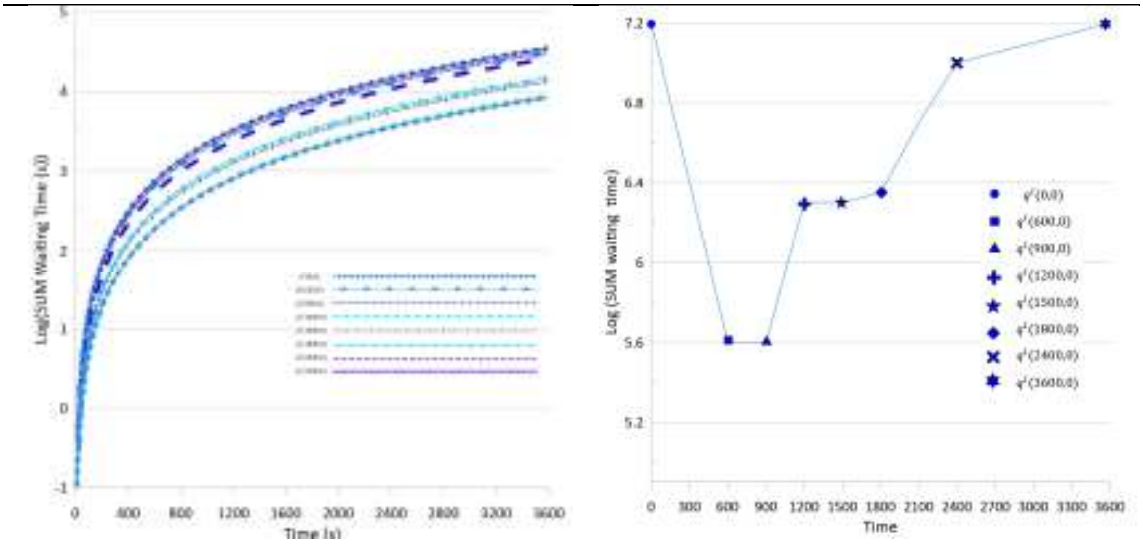
شکل ۱۱. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش(q ([1700,900,1700,2500];[170,90,170,250]))

شکل ۱۲ شبیه‌سازی برای نرخ جریان آزمایش (q ([2500,2500,900,900];[250,250,90,90]) را نشان می‌دهد. در این شکل، نرخ جریان‌های یادگیری مناسب در نقاط ٦۰۰، ۹۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت است و در شکل ۱۳، نرخ جریان آزمایش (q ([2500,1700,1700,2500];[250,170,170,250]) شبیه‌سازی شده است. با مقایسه‌ی مقدار نهایی زمان انتظارها به ازای نرخ جریان‌های یادگیری متفاوت، نتیجه می‌شود نمودارها تقریباً مشابه هستند. البته سه نرخ جریان یادگیری ۹۰۰، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ با اختلاف کمی از سایر نقاط پایین‌تر هستند.

Archive of SID.ir

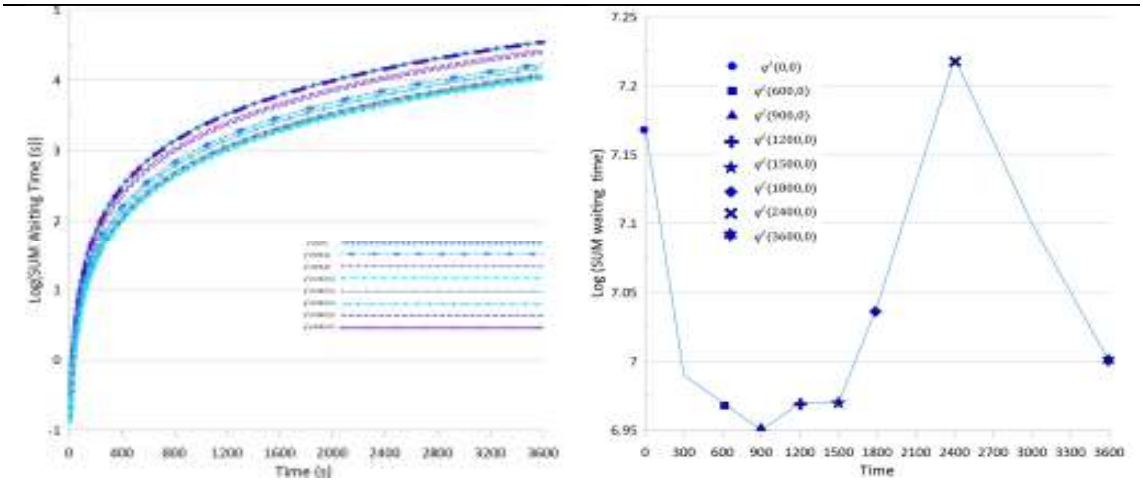
Archive of SID.ir

مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳٦۰۰ ام | نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا



شکل ۱۲. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش(q ([2500,2500,900,900];[250,250,90,90])

مقدار نهایی مجموع زمان انتظار در ثانیه ۳٦۰۰ ام | نمودار مجموع زمان انتظار بر حسب اجرا



شکل ۱۳. شبیه‌سازی در مدل فضای حالت سبز-قرمز به ازای نرخ جریان آزمایش(q ([2500,1700,1700,2500];[250,170,170,250])

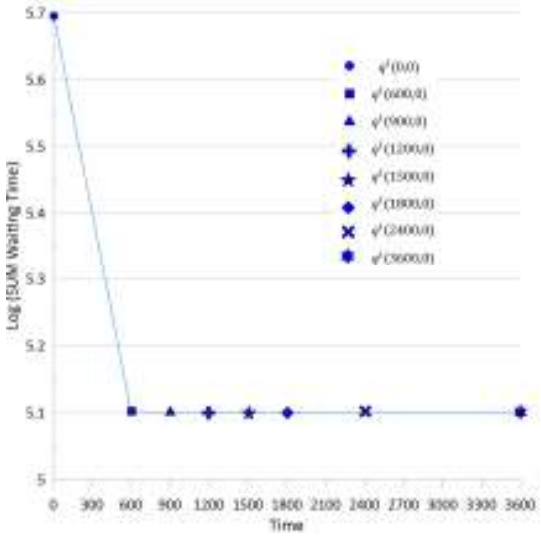
از نتایج بیان‌شده می‌توان نقطه‌ای را به‌عنوان نرخ جریان یادگیری مناسب انتخاب کرد. با توجه نقاط مناسب بیان‌شده، مقادیر نرخ جریان یادگیری ۹۰۰، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت را می‌توان انتخاب کرد.

در این پژوهش، نرخ جریان ۱۲۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت یا q ([1200,1200,1200,1200];[0,0,0,0]) به‌عنوان نرخ جریان یادگیری برای مدل فضای حالت سبز-قرمز انتخاب شد. به همین ترتیب، می‌توان روند پیدا کردن نرخ جریان یادگیری مناسب را برای مدل فضای حالت سبز-زرد-قرمز تکرار کرد؛ مانند مدل فضای حالت سبز-قرمز، ۱۰ نرخ جریان آزمایش، برای پیدا کردن نرخ جریان یادگیری مناسب شبیه‌سازی می‌شود. در هر شبیه‌سازی زمان شبیه‌سازی یک ساعت (۳٦۰۰ ثانیه) در نظر گرفته شده است. تصاویر ۱٤ تا ۲۳ تمام شبیه‌سازی‌ها را نشان می‌دهند. در این شکل‌ها فقط نمودارهای زمان تأخیر در ثانیه ۳٦۰۰ ام نشان داده شده است.

Archive of SID.ir

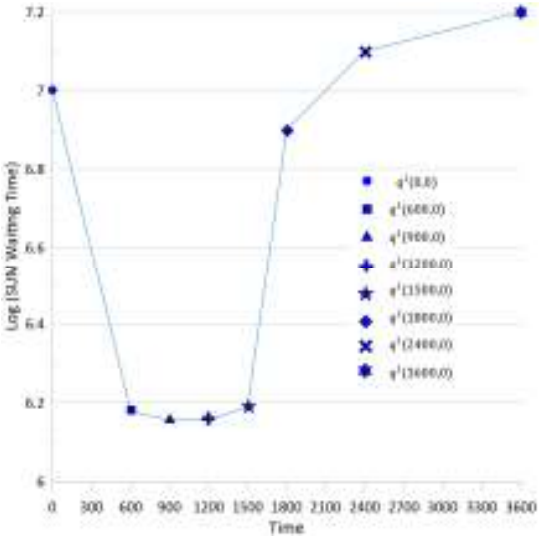
Archive of SID.ir

شکل ۱٤، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([900,900,900,900];[90,90,90,90]) را نشان می‌دهد. روند یادگیری توسط روش پیشنهادی با مدل فضای حالت سبز-زرد-قرمز انجام شده است. شبیه‌سازی‌ها نیز با مدل فضای حالت سبز-زرد-قرمز اجرا شده‌اند. در این شکل به‌جز نرخ جریان یادگیری ۱، سایر موارد مشابه یکدیگرند.



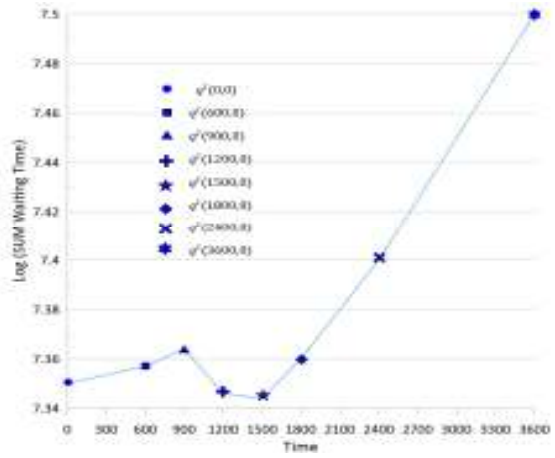
شکل ۱٤. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([900,900,900,900];[90,90,90,90

شکل ۱۵، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([1700,1700,1700,1700];[170,170,170,170]) را نشان می‌دهد. نرخ جریان‌های مناسب برای یادگیری، در این شکل برابر با ٦۰۰، ۹۰۰، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ است.

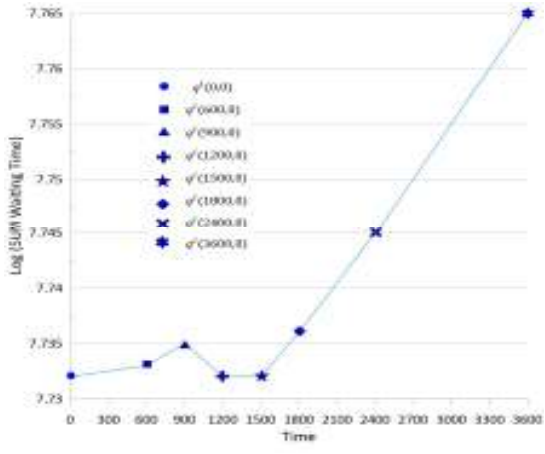


شکل ۱۵. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([1700,1700,1700,1700];[170,170,170,170])

شکل ۱٦، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([2500, 2500,2500,2500];[250,250,250,250]) را نشان می‌دهد. مقدار زمان انتظارها تقریباً یکسان است. نرخ جریان یادگیری پایین و متوسط مناسب است. شکل ۱۷، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([3600, 3600,3600,3600];[360,360,360,360]) را نشان می‌دهد. مقدار زمان انتظارها تقریباً یکسان است. نرخ جریان یادگیری پایین و متوسط مناسب است.



شکل ۱٦. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([2500, 2500,2500,2500];[250,250,250,250])

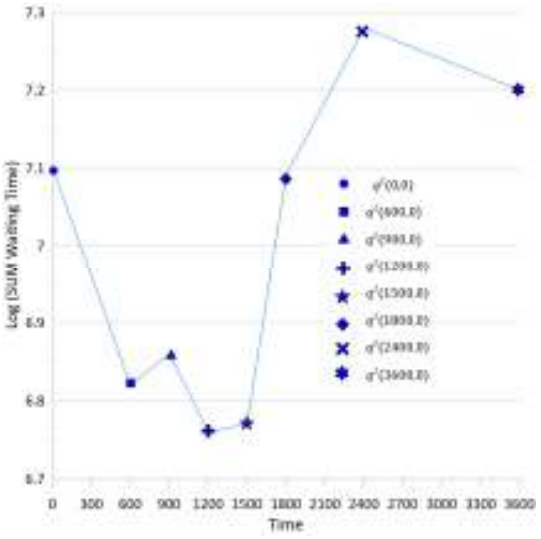


شکل ۱۷. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([3600, 3600,3600,3600];[360,360,360,360])

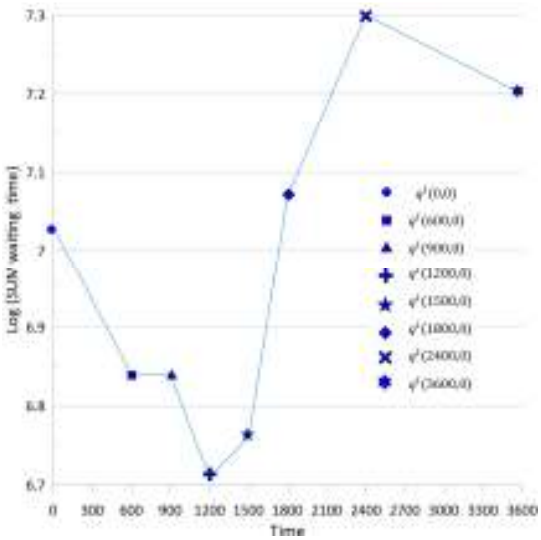
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

شکل ۱۸، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([2500, 1800,900,1700];[250,180,90,170]) را نشان می‌دهد. در این شکل، نرخ جریان مناسب برای یادگیری، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت است. شکل ۱۹، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([1800, 2500,900,1700];[180,250,90,170]) را نشان می‌دهد. در این شکل، نرخ جریان مناسب برای یادگیری، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت است.



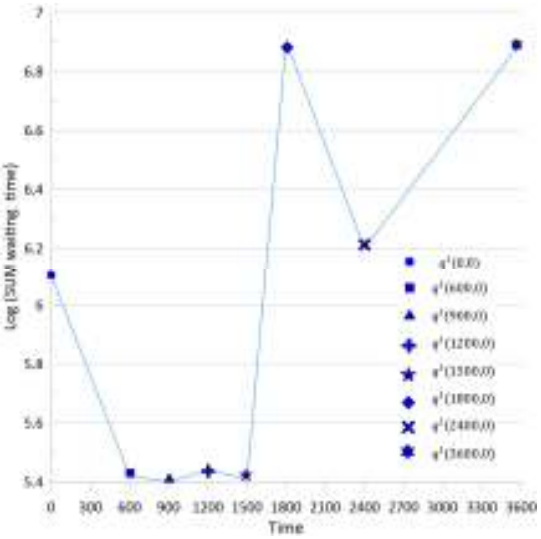
شکل ۱۸. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش
q ([2500, 1800,900,1700];[250,180,90,170])



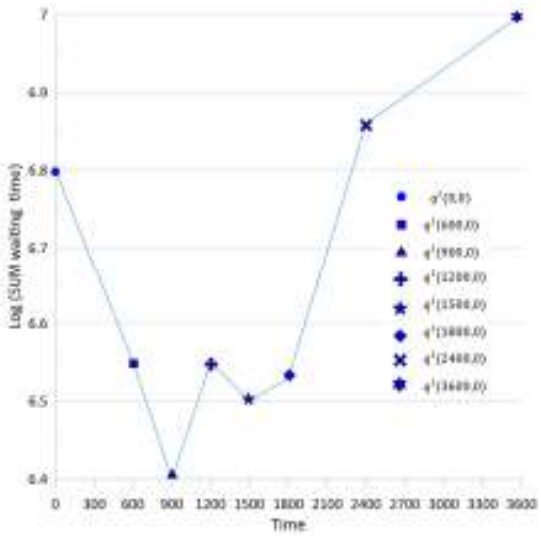
شکل ۱۹. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش
q ([1800, 2500,900,1700];[180,250,90,170])

شکل ۲۰، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([900, 900,2500,900];[90,90,250,90]) را نشان می‌دهد. در این شکل، نرخ جریان مناسب برای یادگیری، ٦۰۰، ۹۰۰، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت است.

شکل ۲۱، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([1700, 900,1700,2500];[170,90,170,250]) را نشان می‌دهد. در این شکل، نرخ جریان مناسب برای یادگیری، ۹۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت است.



شکل ۲۰. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش
q ([900, 900,2500,900];[90,90,250,90])

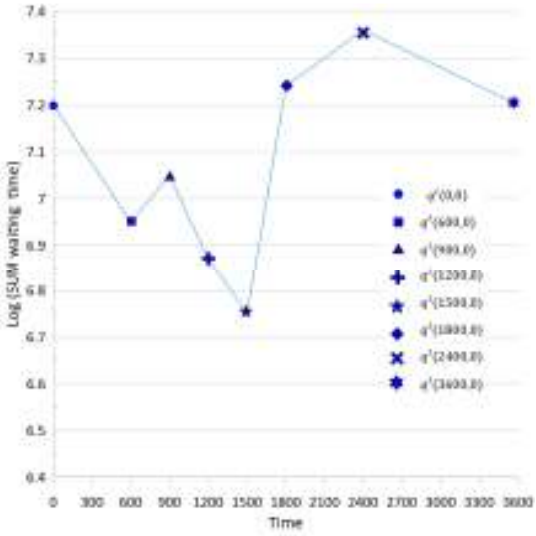


شکل ۲۱. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش
q ([1700, 900,1700,2500];[170,90,170,250]

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

شکل ۲۲، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([2500, 2500,900,900];[250,250,90,90]) را نشان می‌دهد. در این شکل، نرخ جریان مناسب برای یادگیری، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت است.



شکل ۲۲. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([2500, 2500,900,900];[250,250,90,90])

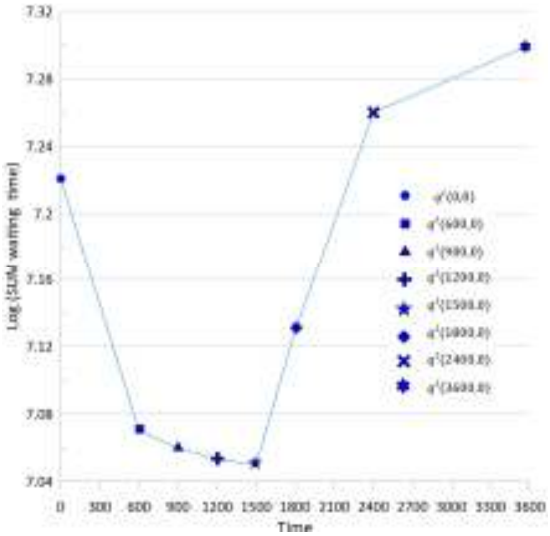
از نتایج بیان دو نرخ جریان یادگیری ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت را می‌توان به‌عنوان نرخ مناسب انتخاب کرد. در این پژوهش نرخ جریان ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت q ([1500, 1500,1500,1500];[0,0,0,0]) به‌عنوان نرخ جریان یادگیری بر روی مدل فضای حالت سبز-زرد-قرمز انتخاب شد.

مقایسه کنترل‌کننده‌ها بر روی مدل فضای حالت سبز-قرمز و حالت سبز-زرد-قرمز

در بخش یادگیری عامل، نرخ جریان مناسب برای روند یادگیری پیدا شد. مدل استفاده‌شده در این بخش مدل فضای حالت سبز-قرمز و حالت سبز-زرد-قرمز است. نرخ جریان یادگیری برای مدل برابر با q ([1200, 1200,1200,1200];[0,0,0,0]) در نظر گرفته شد. در این بخش کنترل‌کننده‌های زمان ثابت ۱۰، ۳۰ و ۷۰ ثانیه و روش پیشنهادی به‌صورت FQI نام‌گذاری می‌شود. شبیه‌سازی برای نرخ ورودی زیاد (پیک ترافیک) شبیه‌سازی شد.

نرخ جریان ورودی برابر با q ([900, 900,1900,2100];[90,90,190,210]) در نظر گرفته شد. شکل ۲٤، مجموع زمان انتظارها در شبیه‌سازی با نرخ جریان

شکل ۲۳، نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([2500, 1700,1700,2500];[250,170,170,250]) را نشان می‌دهد. در این شکل، نرخ جریان مناسب برای یادگیری، ۶۰۰، ۹۰۰، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ وسیله نقلیه بر ساعت است.



شکل ۲۳. نتایج شبیه‌سازی به ازای جریان آزمایش q ([2500, 1700,1700,2500];[250,170,170,250])

ورودی زیاد، در چهار کنترل‌کننده را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در نرخ جریان ورودی زیاد کنترل‌کننده پیشنهادی نسبت به سایر کنترل‌کننده‌ها دارای زمان انتظار کمتری است. این کنترل‌کننده با معیار زمان انتظار، از سایر کنترل‌کننده‌ها بهتر عمل کرده است.

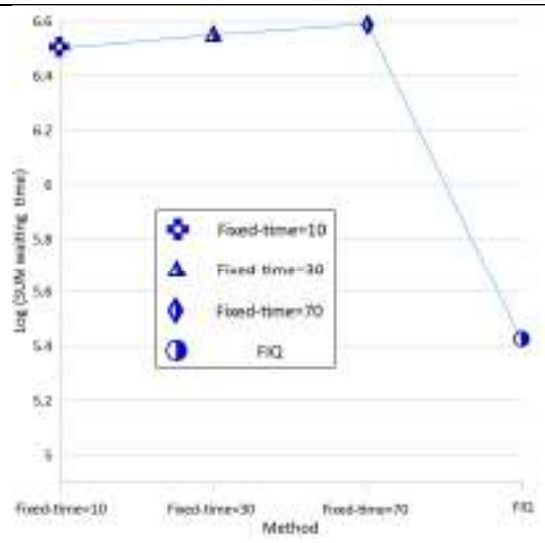
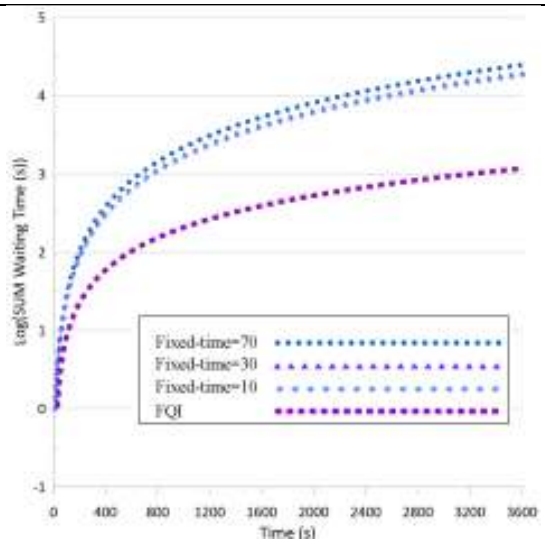
شکل ۲۵، طول صف در خیابان‌های مختلف در ۳۶۰۰ ثانیه را نشان می‌دهد. در شکل ۲۵، طول صف خیابان NO پشت چراغ L_N و به ترتیب طول صف خیابان‌های EO، SO و WO در پشت چراغ‌های چراغ L_E، L_S و L_W است. دو خیابان SO و WO دارای نرخ جریان بالا هستند.

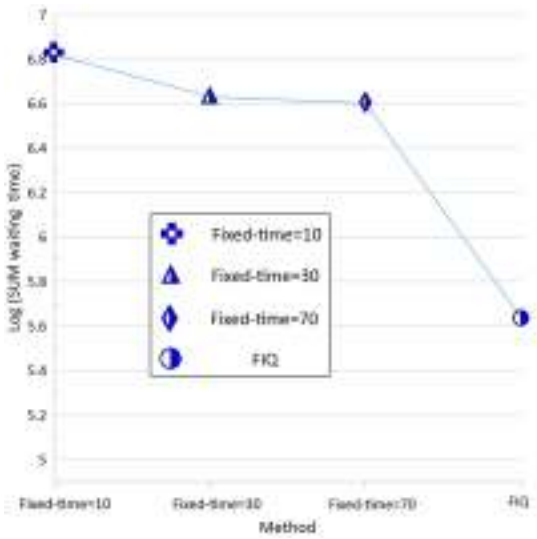
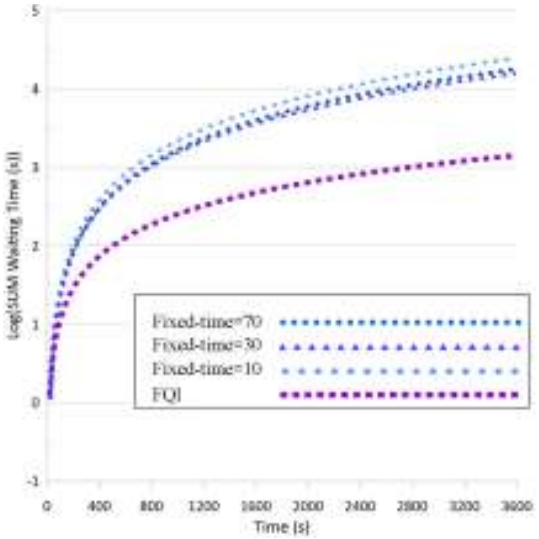
طول صف در این خیابان‌ها با کنترل زمان ثابت دائماً در حال افزایش است؛ اما کنترل‌کننده پیشنهادی در این خیابان‌ها توانایی محدودسازی طول صف‌ها را داراست. کنترل‌کننده پیشنهادی، طول صف این خیابان‌ها را به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای کاهش داده و اجازه‌ی افزایش به سمت بینهایت را نمی‌دهد؛ اما در ازای این کاهش طول صف، طول صف‌های خیابان‌های NO و EO نسبت به کنترل‌کننده زمان ثابت ۱۰ کمی افزایش یافته است.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

٤-۱- تحلیل‌های انجام‌شده در حالت سبز-قرمز و حالت سبز-زرد-قرمز چراغ‌راهنما

حالت سبز-قرمز	
مجموع زمان انتظار	نمودار لگاریتم مجموع زمان انتظار برحسب زمان اجرا
	

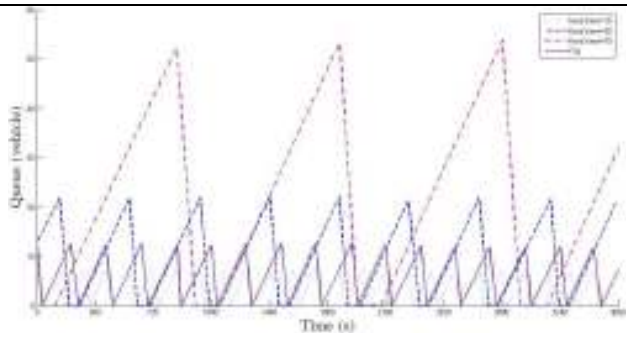
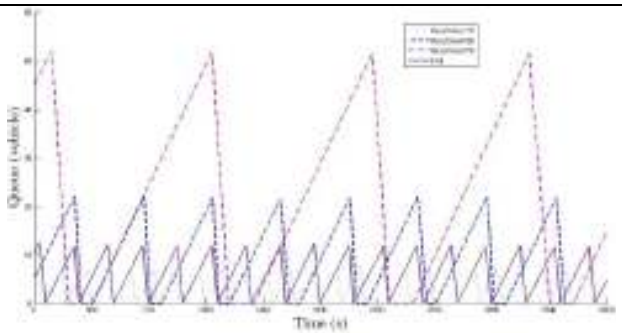
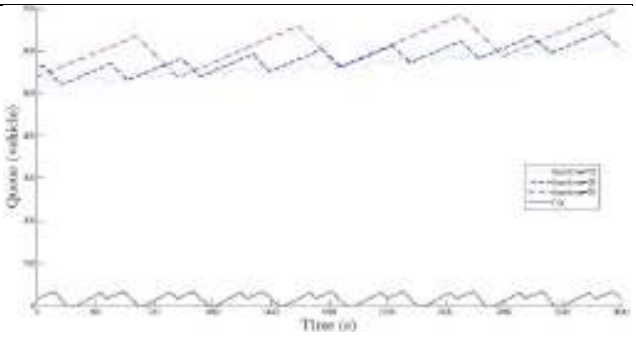
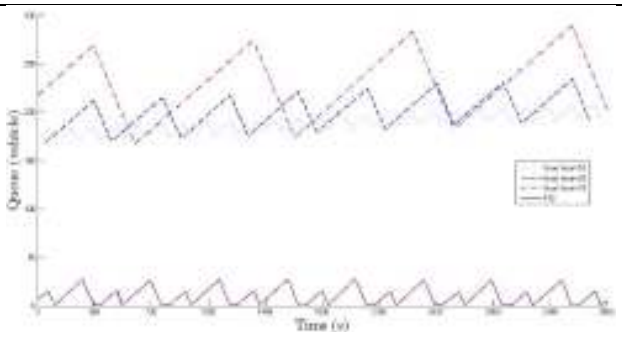
حالت سبز-زرد-قرمز	
مجموع زمان انتظار	نمودار لگاریتم مجموع زمان انتظار برحسب زمان اجرا
	

شکل ۲٤. مقایسه مجموع زمان انتظار در شبیه‌سازی فضای حالت سبز-قرمز و سبز-زرد-قرمز با نرخ جریان ورودی زیاد q ([900, 900,1900,2100];[90,90,190,210]) در روش پیشنهادی و روش زمان ثابت

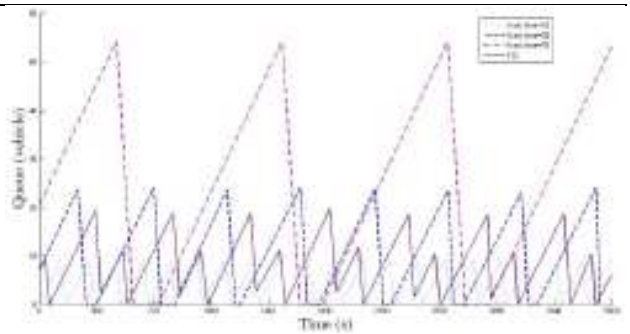
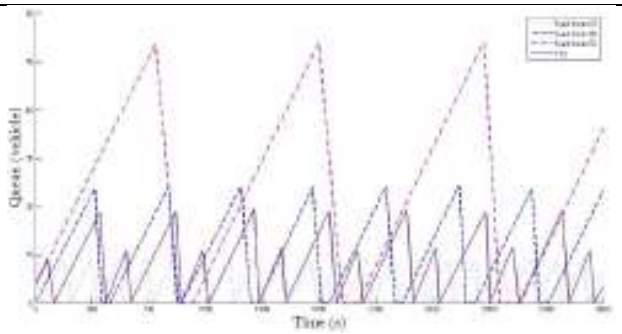
Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

حالت سبز-قرمز

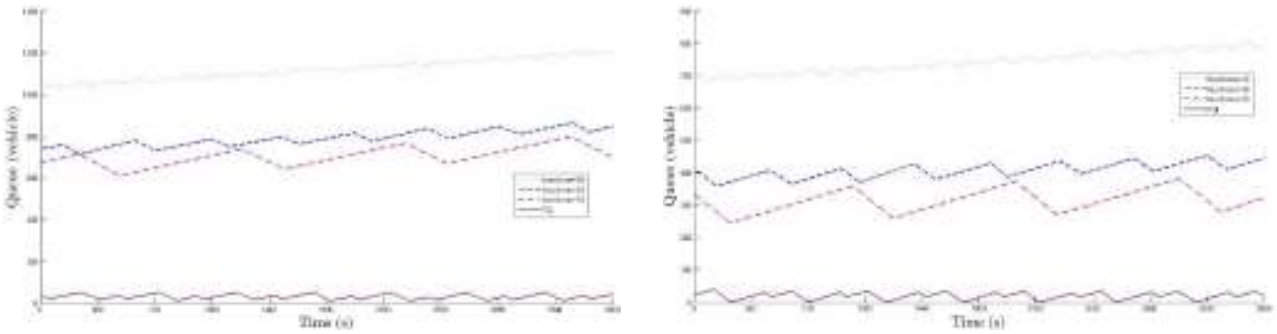
خیابان NO پشت چراغ L_N	خیابان EO پشت چراغ L_E
	
خیابان SO پشت چراغ L_S	خیابان WO پشت چراغ L_W
	

حالت سبز-زرد-قرمز

خیابان NO پشت چراغ L_N	خیابان EO پشت چراغ L_E
	
خیابان SO پشت چراغ L_S	خیابان WO پشت چراغ L_W

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

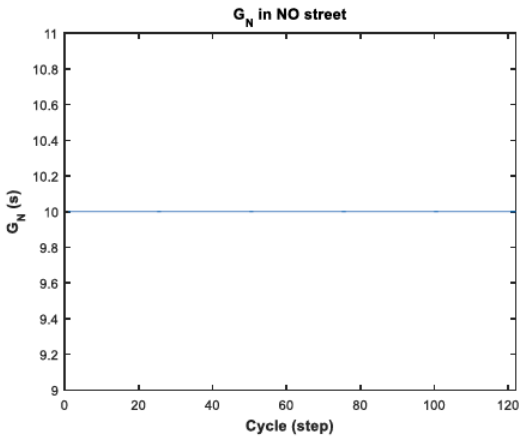


شکل ۲۵. مقایسه طول صف در شبیه‌سازی مدل فضای حالت سبز – قرمز و سبز–زرد–قرمز به ازای نرخ جریان ورودی زیاد q ([900, 900,1900,2100];[90,90,190,210]) در روش پیشنهادی و روش زمان ثابت

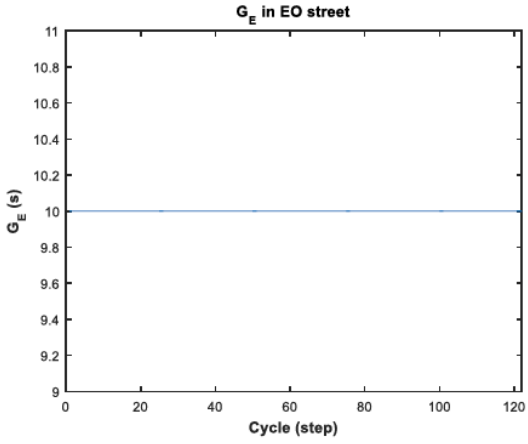
شکل ۲۶، سیگنال کنترلی تولیدی سیگنال کنترلی مربوط به چراغ L_N در خیابان NO، چراغ L_E در خیابان EO، چراغ L_S در خیابان SO، چراغ L_W در خیابان WO در روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود سیگنال کنترلی در خیابان‌های NO و EO مشابه سیگنال کنترل‌کننده زمان ثابت ۱۰ ثانیه در هر دو حالت سبز–قرمز و سبز–زرد–قرمز است، اما در خیابان‌های SO و WO کنترل‌کننده پیشنهادی سیگنالی متفاوت از کنترل‌کننده‌های زمان ثابت تولید کرده است. توجه به تصاویر مربوط به نرخ جریان ورودی زیاد نتیجه می‌شود، کنترل‌کننده پیشنهادی از کنترل‌کننده‌های زمان ثابت بهتر عمل کرده است. معیار عملکرد بهتر، مجموع زمان انتظارها است. کنترل‌کننده پیشنهادی در خیابان هایی که نرخ جریان ورودی زیادی دارند، سیگنال کنترلی مناسبی را تولید می‌کند. این سیگنال اجازه افزایش طول صف‌ها در خیابان‌های با نرخ جریان ورودی زیاد را نمی‌دهد؛ اما در خیابان‌های با نرخ جریان ورودی کم تأثیر منفی دارد.

حالت سبز–قرمز

سیگنال چراغ L_N در خیابان NO



سیگنال چراغ L_E در خیابان EO

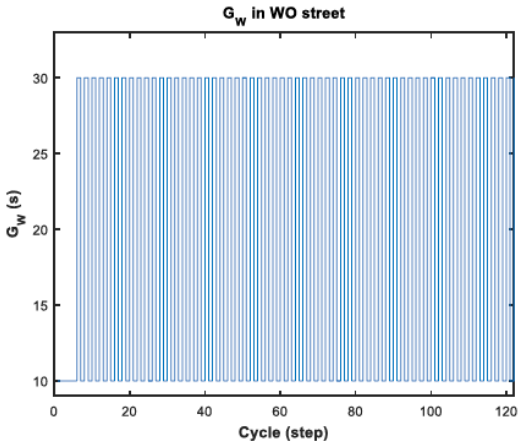


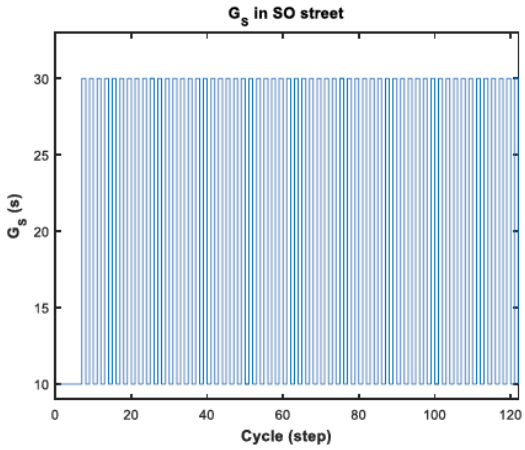
سیگنال چراغ L_S در خیابان SO

سیگنال چراغ L_W در خیابان WO

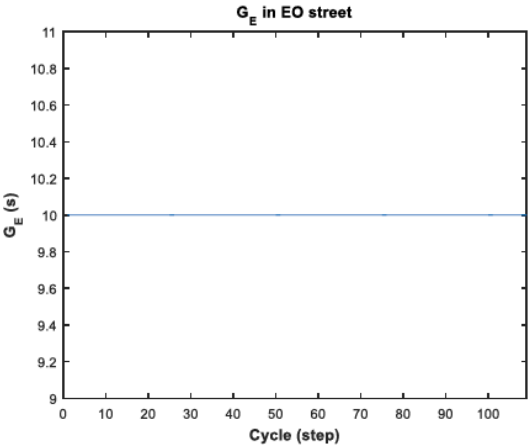
Archive of SID.ir

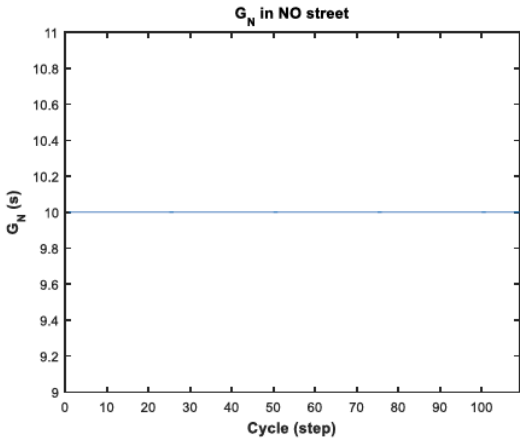
Archive of SID.ir





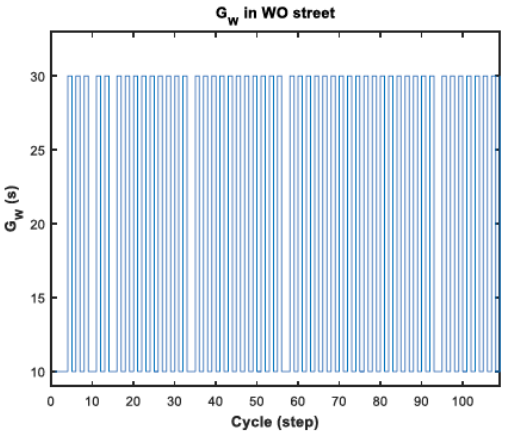
حالت سبز-زرد-قرمز	
سیگنال چراغ L_N در خیابان NO	سیگنال چراغ L_E در خیابان EO

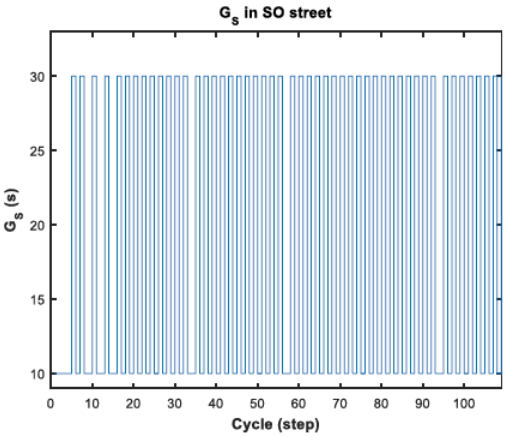




سیگنال چراغ L_S در خیابان SO

سیگنال چراغ L_W در خیابان WO





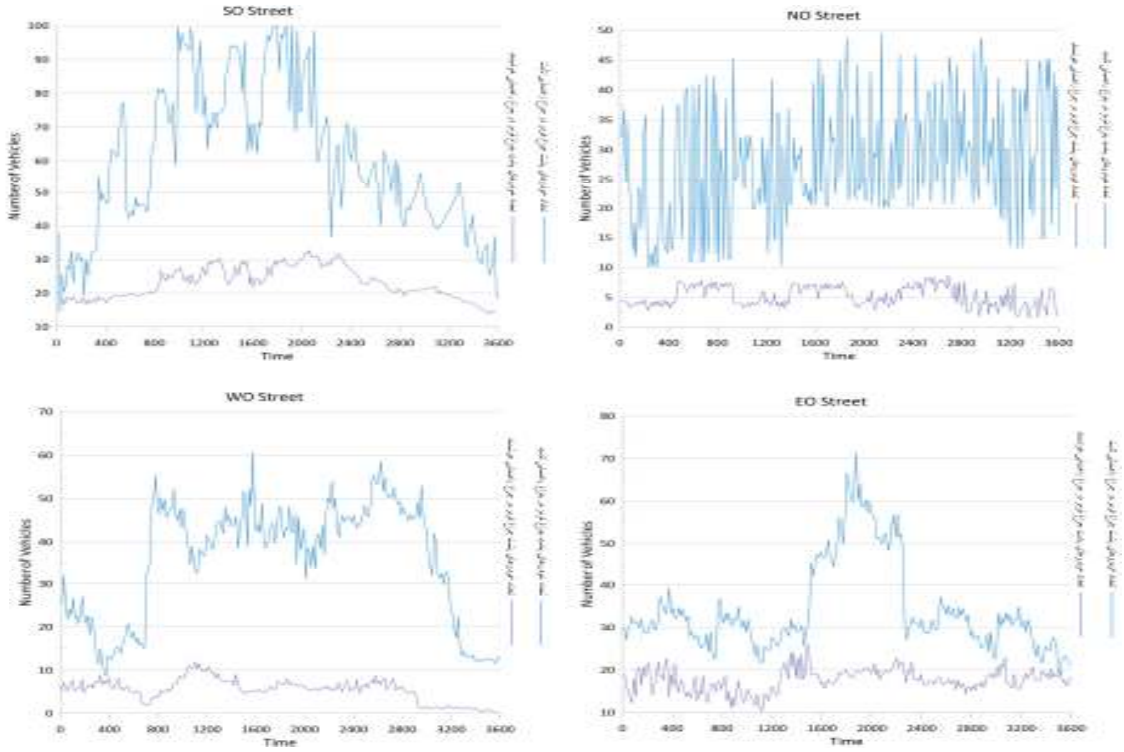
شکل ۲٦. سیگنال کنترلی G تولیدی توسط روش پیشنهادی در شبیه‌سازی مدل فضای حالت سبز-قرمز و سبز-زرد-قرمز به ازای نرخ جریان ورودی زیاد (q ([900, 900,1900,2100];[90,90,190,210]))

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

سپس میزان تعداد خودروهـا خروجـی و ورودی در هـر گـام زمانی در چهار خیابان شمالی، جنوبی، شرقی و غربی است کـه نمودار دارای خط های پیوسته مربوط بـه سیسـتم بـا یـادگیری تقویتی است مورد بررسی قرار گرفت و مشاهده شد که تعـداد خودروها در هر خیابان چهارراه هوشمند از حدود ۳۰ خـودرو تجاوز نمی‌کند.

جدول ۲. تفاوت تعداد خودرو پشت چراغ‌قرمز در دو حالت هوشمند و غیرهوشمند



۵-نتیجه‌گیری

سپس میزان تعداد خودروها خروجی و ورودی در هر گام زمانی در چهار خیابان شمالی، جنوبی، شرقی و غربی است کـه نمودار دارای خط های پیوسته مربوط بـه سیسـتم بـا یـادگیری تقویتی است موردبررسی قرار گرفت و مشاهده شد کـه تعـداد خودروها در هر خیابان چهارراه هوشمند از حدود ۳۰ خـودرو تجاوز نمی‌کند. روش پیشـنهادی ارایـه‌شـده در ایـن پـژوهش، دارای دو قسمت مدل پیشنهادی و کنترل‌کننده پیشنهادی است. با توجه به‌ضرورت نمایش زمان چراغ‌ها قبل از شروع چرخـه، مدل پیشنهادی به‌صورت چرخه‌ای در نظر گرفتـه شـده اسـت. مدل تقاطع در مدل پیشنهادی، یکی از مدل‌های فضـای حالـت سبز–قرمز، مدل فضای حالت سبز–زرد–قرمز است. نرخ جریان ورودی خیابـان‌هـا بـه‌عنـوان یکـی از پارامترهـای مهـم مـدل معرفی‌شده و تأثیر این پارامتر بر وضعیت مـدل بررسـی شـده است. مقدار این پارامتر می‌تواند در پایـدار یـا ناپایـدار کـردن تقاطع نقش مهمـی داشـته باشـد. در کنتـرل‌کننـده پیشـنهادی، الگوریتمFIQ هسته اصلی کنترل‌کننده اسـت. ایـن الگـوریتم روشی ترکیبی از سیستم‌های فازی و یادگیری تقـویتی اسـت. سیستم فازی و عامل یادگیری تقویتی، بـه‌صـورت دو قسـمت کاملاً مستقل از هم عمل نمی‌کنند؛ بااین‌حال، دارای مشخصاتی به‌صورت جداگانـه هسـتند. نقطـه اشـتراک ایـن دو قسـمت، در قوانین فازی تعریف شده اسـت. عامـل یـادگیری تقـویتی، قوانین فازی را به‌صورت حالت‌هایی پیوسته در نظر می‌گیرد که درجه‌ی فعالیت هر قانون فازی، تعیین‌کننده میزان قرارگیری در حالت موردنظر اسـت. در الگـوریتم FIQ، عملیـات یـادگیری به‌صورت برون‌خط انجام می‌شود. عامل با گذشـت هـر گـام و با توجه به داده‌هـای دریـافتی از مـدل پیشـنهادی، شـروع بـه یادگیری قوانین فازی می‌کند. با توجه به همگرا بودن الگوریتم، درنهایت پارامترهای همگرا شده‌ای به دست می‌آید. کنترل‌کننده

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

پیشنهادی، با طول صف فازی شده و با توجه به پایگاه قواعد، سیگنال کنترلی را تولید می‌کند. این کنترل‌کننده به‌صورت مستقیم به نرخ جریان‌های ورودی وابستگی ندارد. در نرخ جریان ورودی زیاد در هر خیابان، طول صف آن خیابان افزایش می‌یابد. با توجه به افزایش طول صف، کنترل‌کننده در جهت کاهش مجموع زمان انتظار عمل می‌کند. برای کاهش مجموع زمان انتظار، عامل سعی می‌کند، طول صف‌های بزرگ‌تر را کم کند؛ بنابراین، در خیابان‌های با نرخ جریان زیاد، سیگنال کنترلی بزرگ‌تری که به معنی زمان سبز بیشتر برای آن خیابان است، تولید می‌شود.

٦-مراجع

-Amirgholy, M., Gao, H.O., (2017), "Modeling the dynamics of congestion in large urban networks using the macroscopic fundamental diagram: user equilibrium, system optimum, and pricing strategies", Transp. Res. Part B: Methodol. 104, pp. 215–237.

-Amirgholy, M., Shahabi, M., Gao, H.O., (2020), "Traffic automation and lane management for communicant, autonomous, and human-driven vehicles", Transp. Res. Part C: Emerg. Technol., (In Press).

-Amoozadeh, M., Deng, H., Chuah, C.N., Zhang, H.M., Ghosal, D., (2015), "Platoon management with cooperative adaptive cruise control enabled by vanet", Veh. Commun. 2 (2), pp.110–123.

-Aria, E., Olstam, J., Schwietering, C., (2016), "Investigation of automated vehicle effects on driver's behavior and traffic performance", Transp. Res. Proc. 15, pp.761–770.

-Bekiaris-Liberis, N., Roncoli, C., Papageorgiou, M., (2016), "Highway traffic state estimation with mixed connected and conventional vehicles", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 17 (12), pp. 3484–3497.

-Biswas, S., Tatchikou, R., Dion, F., (2006), "Vehicle-to-vehicle wireless communication protocols for enhancing highway traffic safety", IEEE Commun. Mag. 44 (1), pp. 74–82.

-Bose, A., Ioannou, P., (2003), "Mixed manual/semi-automated traffic: a macroscopic analysis", Transp. Res. Part C: Emerg. Technol. 11 (6), pp. 439–462.

-Chen, D., Ahn, S., Chitturi, M., Noyce, D.A., (2017), "Towards vehicle automation: roadway capacity formulation for traffic mixed with regular and automated vehicles", Transp. Res. Part B: Methodol. 100, pp. 196–221.

-Daganzo, C.F., (2007), "Urban gridlock: macroscopic modeling and mitigation approaches", Transp. Res. Part B 41 (1), pp.49–62.

-Daganzo, C.F., Geroliminis, N., (2008), "An analytical approximation for the macroscopic fundamental diagram of urban traffic", Transp. Res. Part B: Methodol. 42 (6), pp. 771–781.

-Daganzo, C.F., Gayah, V.V., Gonzales, E.J., (2011), "Macroscopic relations of urban traffic variables: bifurcations, multivaluedness and instability", Transp. Res. Part B: Methodol. 45 (1), pp. 278–288.

-Dulman, S., Nieberg, T., Wu, J., Havinga, P., (2003), "Trade-offbetween traffic overhead and reliability in multipath routing for wireless sensor networks", In: Proceedings of the 2003 IEEE Wireless Communications and Networking, WCNC 2003, 3. IEEE, pp. 1918–1922.

-Fernandes, P., Nunes, U., (2015), "Multiplatooning leaders positioning and cooperative behavior algorithms of communicant automated vehicles for high traffic capacity", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 16 (3), pp. 1172–1187.

-Fernandes, P., Nunes, U., (2012), "Platooning with IVC-enabled autonomous vehicles: strategies to mitigate communication delays,

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

autonomous vehicles: traffic impacts and infrastructure needs "(No. FHWA/TX-17/0-6847-1). University of Texas at Austin, Center for Transportation Research, https://rosap.ntl.bts.gov/view/dot/3190.

-Lam, S., Katupitiya, J., (2013), "Cooperative autonomous platoon maneuvers on highways", In: Proceedings of the Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), 2013 IEEE/ASME International Conference on. IEEE, pp. 1152–1157.

-Le Vine, S., Zolfaghari, A., Polak, J., (2015), "Autonomous cars: the tension between occupant experience and intersection capacity", Transp. Res. Part C: Emerg. Technol. 52, pp. 1–14.

-Li, Z., Elefteriadou, L., Ranka, S., (2014), "Signal control optimization for automated vehicles at isolated signalized intersections", Transp. Res. Part C: Emerg. Technol. 49, pp.1–18.

-Lioris, J., Pedarsani, R., Tascikaraoglu, F.Y., Varaiya, P., (2017), "Platoons of connected vehicles can double throughput in urban roads", Transp. Res. Part C: Emerg. Technol., 77, pp. 292–305.

-Michael, J.B., Godbole, D.N., Lygeros, J., Sengupta, R., (1998), "Capacity analysis of traffic flow over a single-lane automated highway system", J. Intell. Transp. Syst. 4 (1–2), pp. 49–80.

-Ni, D., Li, J., Andrews, S., Wang, H., (2010), "Preliminary estimate of highway capacity benefit attainable with intellidrive technologies, In: Proceedings of the Intelligent Transportation Systems (ITSC)", 2010 13th International IEEE Conference on. IEEE, pp. 819–824.

-Ramezani, M., Haddad, J., Geroliminis, N., (2015), "Dynamics of heterogeneity in urban networks: aggregated traffic modeling and hierarchical control", Transp. Res. Part B: Methodol. 74, pp. 1-19.

improve safety and traffic flow", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 13 (1), pp. 91–106.

-Fernandes, P., Nunes, U., (2011), "Algorithms for management of a multi-platooning system of IVC-enabled autonomous vehicles, with high traffic capacity", In: Proceedings of the 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2011. IEEE, pp. 1935–1941.

-Geroliminis, N., Haddad, J., Ramezani, M., (2013), "Optimal perimeter control for two urban regions with macroscopic fundamental diagrams: a model predic- tive approach", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 14 (1), pp. 348–359.

-Geroliminis, N., Levinson, D.M., (2009), "Cordon pricing consistent with the physics of overcrowding. Transportation and Traffic Theory", 2009: Golden Jubilee. Springer, Boston, MA, pp. 219–240.

-Geroliminis, N., Daganzo, C.F., (2008), "Existence of urban-scale macroscopic fundamental diagrams: some experimental findings", Transp. Res. Part B: Methodol, 42 (6), pp. 759–770.

-Geroliminis, N., Daganzo, C.F., (2007), "Macroscopic modeling of traffic in cities", In: Proceedings of the Transportation Research Board 86th Annual Meeting, No. 07-0413.

-Ghiasi, A., Ma, J., Zhou, F. and Li, X., (2017), "Speed Harmonization Algorithm Using Connected Autonomous Vehicles", In 96th Annual Meeting of the Transporta- tion Research Board, Washington, DC. https://www.researchgate.net/profile/Amir _ Ghiasi/publication/313425430 _ Speed _ Harmonization _ Algorithm _ using _ Connected _ Autonomous _ Vehicles/links/589a112f4585158bf6f8a996/Speed- Harmonization- Algorithm- using- Connected- Autonomous- Vehicles. Pdf.

-Kockelman, K., Boyles, S., Stone, P., Fagnant, D., Patel, R., Levin, M.W., Sharon, G., Simoni, M., Albert, M., Fritz, H., Hutchinson, R., (2017), "An assessment of

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

-Varaiya, P., (1993), "Smart cars on smart roads: problems of control", IEEE Trans. Autom. Control 38 (2), pp. 195–207.

-Yan, J., Bitmead, R.R., (2005), "Incorporating state estimation into model predictive control and its application to network traffic control", Automatica 41 (4), pp. 595–604.

-Zito, R., D'este, G., Taylor, M.A.P., (1995), "Global positioning systems in the time domain: how useful a tool for intelligent vehicle-highway systems?", Transp. Res. Part C: Emerg. Technol. 3 (4), pp. 193–209.

-Zohdy, I., Kamalanathsharma, R., Sundararajan, S., Kandarpa, R., (2015), "Automated vehicles from modeling to real world", Road Vehicle Automation 2. Springer, Cham, pp. 187–191.

-Robinson, T., Chan, E., Coelingh, E., (2010), "Operating platoons on public motorways: an introduction to the sartreplatooning programm", In Proceedings of the 17th world congress on in telligent transport systems, 1, pp. 12.

-Roncoli, C., Papageorgiou, M., Papamichail, I., (2014), "Optimal control for multi-lane motorways in presence of vehicle automation and communication sys- tems", IFAC Proc. Vol. 47 (3), pp. 4178–4183.

-Shabanpour, R., Golshani, N., Shamshiripour, A., Mohammadian, A.K., (2018), "Eliciting preferences for adoption of fully automated vehicles using best-worst analysis", Transp. Res. Part C: Emerg. Technol. 93, pp. 463–478.

-Shi, L., Prevedouros, P., (2016), "Autonomous and connected cars: hcm estimates for freeways with various market penetration rates", Transp. Res. Procedia 15, pp. 389–402.

-Van Arem, B., Van Driel, C.J., Visser, R., (2006), "The impact of cooperative adaptive cruise control on traffic-flow characteristics", IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 7 (4), pp. 429–436.

Archive of SID.ir

Archive of SID.ir

Intelligent Traffic Control Based on a Combined Model of Fuzzy Logic and Reinforcement Learning

Nasim Ghasemi, Ph.D., Student, Faculty of Art and Architecture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

Ali Safavi, Assistant Professor, Department of Arts and Architecture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

Hamid Reza Saremi, Assistant Professor, Department of Arts and Architecture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

Ali Asgary, Associate Professor, Department of Disaster and Emergency Management, York University, Toronto, Canada.

E-mail: sasafavi@modares.ac.ir

Received: September 2022- Accepted: February 2023

ABSTRACT

Increasing the number of vehicles on the streets is called the problem of urban traffic congestion. One way to solve this problem is to control the timing of traffic lights. In this research, the model used is the green-red space model and the yellow light as a third color has been added to the modeling. To control the illuminated intersection, a fuzzy amplifier-learning controller is used, the core of which is the Fuzzy Q-Iteration algorithm. The length of each street queue is considered as a fuzzy variable. The controller generates a control signal according to the length of the queue behind the light. The output control signal is the duration of the green light on each street during a cycle. The results show that the proposed controller had a similar or better performance than the fixed time controller ratio with the vehicle waiting time criterion. At high input current rates, controller performance has improved significantly in reducing waiting times. In addition, the queue length on streets with high input flow rates is reduced because the agent tries to generate a larger control signal on high flow rates streets, which means more green time for that street. According to the proposed model, the number of cars on each street of the smart intersection does not exceed about 30 cars.

Keywords: Traffic, Intersection, Fuzzy Logic System, Reinforcement Learning, Fuzzy Q-Iteration Algorithm

Archive of SID.ir