Amirkabir Journal of Mechanical Engineering

Amirkabir J. Mech. Eng., 56(4) (2024) 595-620
DOI: 10.22060/mej.2024.22682.7659

Highway decision-making strategy for autonomous vehicle for overtaking maneuver using deep reinforcement learning (DRL) method

Ali Rizehvandi, Shahram Azadi*

Faculty of Mechanical Engineering, K.N.Toosi University of Technology, Tehran, Iran

ABSTRACT: Automated driving represents a novel technology aimed at reducing traffic accidents and enhancing driving efficiency. This research introduces a deep reinforcement learning (DRL) approach for autonomous vehicles, focusing on overtaking scenarios on highways. Initially, a highway traffic environment is established, to guide the agent through surrounding vehicles both efficiently and safely. A hierarchical control framework is outlined to manage high-level driving decisions alongside low-level control aspects like car speed and acceleration. Subsequently, a specialized DRL-based method known as Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) is employed to devise decision-making strategies on the highway. The DDPG offers continuous action space exploration, making it suitable for tasks like autonomous driving where actions are not discrete. Unlike DQN, it can handle high-dimensional action spaces more effectively, enhancing its applicability in complex environments like highway driving. The efficacy of the DDPG algorithm is compared to that of the DQN algorithm, with subsequent evaluation of the results. Simulation outcomes demonstrate that the DDPG algorithm adeptly handles highway driving tasks with efficiency and safety. The study underscores the potential of DRL techniques, particularly the DDPG approach, in advancing the capabilities of autonomous vehicles and improving their performance in complex driving scenarios.

Review History:

Received: Sep. 30, 2023
Revised: Apr. 13, 2024
Accepted: May, 25, 2024
Available Online: Sep. 04, 2024

Keywords:

Autonomous Vehicles
Decision Making
DRL Method
Overtaking
DDPG Algorithm

1- Introduction

Autonomous driving enables a vehicle to participate in various driving scenarios without human intervention. Given the vast potential of artificial intelligence (AI), self-driving vehicles have become a major focus of research worldwide. Then, researchers in the automotive sector are aiming to build highly advanced self-driving cars. In recent years, numerous studies have been conducted on autonomous driving based on the deep reinforcement learning (DRL) method. For example, Duan and colleagues proposed a hierarchical structure for learning decision-making policies through the reinforcement learning (RL) method [1]. In recent years, the use of deep reinforcement learning (DRL) algorithms with continuous action spaces for decision-making processes in autonomous vehicles has become widespread. For instance, in [2], an actor-critic algorithm based on reinforcement learning (RL) was used to learn the decision-making process of an autonomous vehicle on a highway. Moreover, in [3], the deep deterministic policy gradient (DDPG) algorithm was studied for continuous decision-making of an autonomous vehicle in an urban intersection environment.

In this research, a driving policy based on a deep reinforcement learning (DRL) approach is proposed for overtaking maneuvers in highway traffic environments for autonomous vehicles. The proposed decision-making strategy ensures safety and efficiency in complex scenarios.

2- Methodology

In this section, we introduce the driving scenario studied on the highway, specifically the important and common overtaking scenario. For designing the scenario, the MATLAB 2022 software environment was used. First, a three-lane highway environment was constructed. Then, the agent and the surrounding traffic environment were designed. Additionally, a hierarchical motion controller was introduced to manage the lateral and longitudinal movements of the agent and the surrounding vehicles.

Decision-making in autonomous driving involves selecting a sequence of logical driving behaviours to achieve specific driving goals. In the highway overtaking maneuver, these behaviours include lane changing, lane keeping, accelerating, and braking. The main objectives are avoiding collisions, moving efficiently and quickly, and driving in the fast lane. In other words, accelerating and overtaking other vehicles is a common driving behaviour known as overtaking. This work discusses the decision-making problem on the

*Corresponding author's email: Azadi@kntu.ac.ir

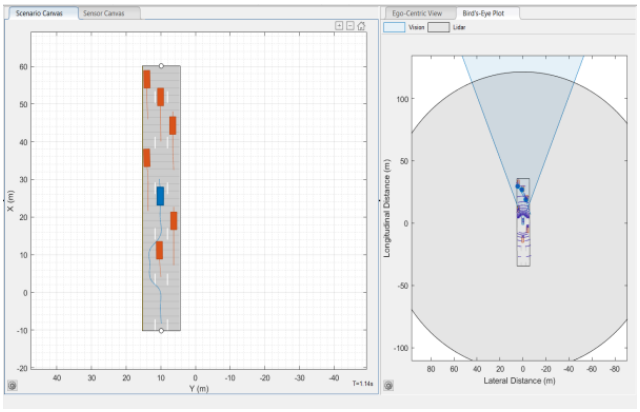


Fig. 1. Highway traffic environment design in MATLAB software (2022 version)

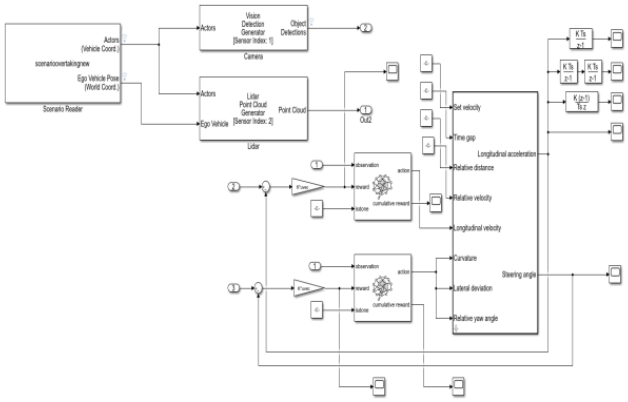


Fig. 2. Block diagram of overtaking scenario in Simulink software

highway for autonomous vehicles, and the driving scenario is shown in Figure 1. The orange vehicle represents the agent, and the green vehicles are referred to as surrounding vehicles. The agent starts driving in the middle lane at a random speed. The goal of the agent is to drive at the highest possible speed without colliding with the surrounding vehicles. Hence, these goals translate to the efficiency and safety of the decision-making algorithm.

It is assumed that the position, speed, and acceleration of the surrounding vehicles are known to the agent. These constraints drive the agent to learn to drive in the designed scenario through a trial-and-error method.

To extract the decision-making strategy based on DDPG, the variables for simulating the driving environment are initialized as follows:

The control actions are the throttle valve and steering angle of the vehicle. Additionally, the state variables (according to equations 1 and 2) are the relative distance and velocity between the agent and the surrounding vehicles:

$$\Delta s = \left| s_{ag} - s_{su} \right| \tag{1}$$

$$\Delta V = \left| V_{ag} - V_{su} \right| \tag{2}$$

Here, S and V represent the position and speed information obtained from the vehicle dynamics. Also, the indices ag and su denote the agent and surrounding vehicles, respectively. It's worth mentioning that equations (1) and (2) can also be considered as the transition model PP in the reinforcement learning (RL) framework. Finally, the reward function R in this study consists of three components representing efficiency, safety, and driving objectives. Essentially, the agent must drive at the maximum speed possible, stay in the lane, and avoid collisions with other surrounding vehicles. The designed reward in each time step (t) is defined as follows:

$$R_t = -100(collision) - 40(L-1)^2 - 10(V_{ag} - V_{ag}^{\max})^2 \tag{3}$$

Here, collision is defined as {0,1}, indicating collision conditions for the agent. Also, the number of lanes is denoted by {1,2,3}, representing the lane number on the highway. In this study, the proposed decision control policy is simulated, trained, and evaluated in the MATLAB environment. The number of lanes and surrounding vehicles are set to 3 and 6, respectively. Additionally, the discount factor and learning rate are 0.8 and 0.2, respectively. The value of the value network layers is set to 128. Also, the number of episodes is set to 100. Figure 2 shows the block diagram of the simulated overtaking scenario in the MATLAB-Simulink software.

According to Figure 2, the block diagram consists of three subsystems: the scenario, reinforcement learning, and vehicle dynamics along with its control. In the next section, the performance of the decision-making algorithm presented in the reinforcement learning subsystem will be discussed.

3- Results and Discussion

In this section, the control performance of the proposed DDPG algorithm for the decision-making process of the agent in the highway traffic environment is evaluated and analyzed. In this section, two methods for agent decision-making in the highway traffic environment are presented. Firstly, the deep Q-learning algorithm (DQN) is examined, followed by the proposed DDPG algorithm, which is evaluated and analyzed. Additionally, the advantages and superiority of the DDPG algorithm over the deep Q-learning algorithm (DQN) are demonstrated in this section. Essentially, the deep Q-learning algorithm (DQN) serves as a benchmark for inferring the

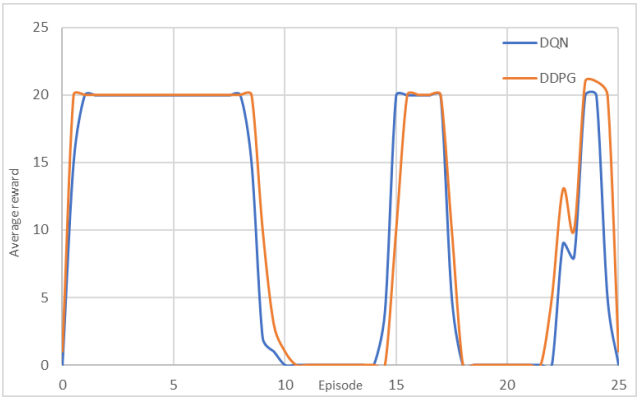


Fig. 3. Average reward in DDPG and DQN methods

optimality of the DDPG algorithm. The average rewards for both deep Q-learning (DQN) and DDPG methods over 25 episodes are shown in Figure 3.

The increasing trend of these curves indicates better performance of the agent in interacting with the environment. Additionally, the decreasing trend of the curves is due to the probability of the agent colliding with surrounding vehicles and crossing existing lanes on the highway during the overtaking maneuver. This is a result of the complex traffic environment designed on the highway. According to Figure 3, the learning rate of the DDPG algorithm for performing the designed overtaking maneuver in the highway environment is better than the DQN algorithm.

4- Conclusion

In this research, an efficient and safe decision-making algorithm based on the deep reinforcement learning (DRL) method on the highway for autonomous vehicles is proposed. The mentioned algorithm is DDPG. Simulation results demonstrate that the proposed decision-making algorithm can ensure optimality and convergence rate. Additionally, the proposed algorithm's learning rate is higher than the DQN algorithm.

References

[1] Duan, J., Li, S. E., Guan, Y., Sun, Q., & Cheng, B., Hierarchical reinforcement learning for self-driving decision-making without reliance on labeled driving data, IET Intelligent Transportation Systems, 14(5), (2020) 297-305.

[2] Duan, J., Guan, Y., Li, S. E., Ren, Y., & Cheng, B., Distributional Soft Actor-Critic: Off-Policy Reinforcement Learning for Addressing Value Estimation Errors, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 33(5), (2022) 2345-2357.

[3] Li, G., Li, S., Li, S., & Qu, X., Continuous decision-making for autonomous driving at intersections using deep deterministic policy gradient, IET Intelligent Transportation Systems, 16(2), (2021) 1669-1681.

نشریه مهندسی مکانیک امیرکبیر

نشریه مهندسی مکانیک امیرکبیر، دوره ۵۶، شماره ۴، سال ۱۴۰۳، صفحات ۵۹۵ تا ۶۲۰
DOI: 10.22060/mej.2024.22682.7659

استراتژی تصمیم‌گیری در بزرگراه برای خودروی خودران جهت انجام مانور سبقت‌گیری با استفاده از روش یادگیری تقویتی عمیق

علی ریزه وندی، شهرام آزادی*

دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران.

خلاصه: رانندگی خودکار یک فناوری جدید برای کاهش تصادفات رانندگی و بهبود راندمان رانندگی می‌باشد. در این پژوهش، یک سیاست تصمیم‌گیری مبتنی بر یادگیری تقویتی عمیق برای خودروهای خودران جهت سناریو سبقت‌گیری در بزرگراه ارائه شده است. برای این منظور ابتدا یک محیط ترافیکی بزرگراهی ایجاد می‌شود که هدف در آن عبور عامل از وسایل نقلیه اطراف با یک مانور کارآمد و ایمن می‌باشد. همچنین یک چارچوب کنترل سلسله مراتبی برای کنترل این وسایل نقلیه ارائه شده است که دستورات سطح بالا تصمیمات رانندگی را مدیریت می‌کند و دستورات سطح پایین به نظارت بر سرعت و شتاب وسیله نقلیه می‌پردازد. سپس، روش خاص مبتنی بر یادگیری تقویتی عمیق به نام الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق برای استخراج سیاست تصمیم‌گیری در بزرگراه استفاده می‌شود. سپس عملکرد الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق با الگوریتم شبکه عمیق کیو مورد مقایسه قرار گرفته است و نتایج استخراج شده از دو الگوریتم مورد ارزیابی و بررسی قرار خواهند گرفت. همچنین در این پژوهش برای شبیه‌سازی مسئله ذکرشده یعنی سبقت‌گیری در محیط بزرگراه از نرم افزار متلب نسخه ۲۰۲۲ استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که سیاست سبقت‌گیری مبتنی بر الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق می‌تواند وظایف رانندگی در بزرگراه را به طور اثربخش و ایمن انجام دهد.

تاریخچه داوری:
دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۰۸
بازنگری: ۱۴۰۳/۰۱/۲۵
پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۰۵
ارائه آنلاین: ۱۴۰۳/۰۶/۱۴

کلمات کلیدی:
خودروهای خودران
تصمیم‌گیری
یادگیری تقویتی عمیق
سبقت‌گیری
الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق

۱- مقدمه

رانندگی خودمختار وسیله نقلیه را قادر می‌سازد تا بدون دخالت انسان در سناریوهای مختلف رانندگی شرکت کند [۱]، [۲]. با عنایت به پتانسیل‌های فراوان هوش مصنوعی[1]، وسایل نقلیه خودران به یکی از کانون‌های تحقیقاتی در سراسر جهان تبدیل شده‌اند [۳]. بسیاری از خودروسازان مانند تویوتا، تسلا، فورد، آئودی، وایمو، مرسدس بنز، جنرال موتورز و غیره در حال توسعه خودروهای خودران خود هستند و به پیشرفت‌های قابل توجه‌ای در این زمینه دست یافته‌اند. در این میان، محققان حوزه خودرو مترصد ساخت خودروهای خودران در سطوح بالا می‌باشند [۴]. چهار ماژول مهم در خودروهای خودران وجود دارد که عبارتند از ادراک، تصمیم‌گیری، برنامه‌ریزی و کنترل [۵]. ادراک شامل درک خودروی خودران از محیط اطراف می‌باشد که توسط سنسورهایی مانند لیدار، رادار، دوربین، سیستم موقعیت یاب جهانی[2] و غیره این فرایند انجام می‌شود. ماژول تصمیم‌گیری رفتارهای رانندگی وسایل نقلیه را مدیریت می‌کند و این رفتارها شامل شتاب، ترمز، تغییر خط، حفظ خط و غیره است [۷]. ماژول برنامه‌ریزی به خودروهای خودران کمک می‌کند تا مسیرهای حرکتی معقول را از نقطه‌ای به نقطه دیگر طی کنند. در نهایت، ماژول کنترل به اجزای سیستم انتقال قدرت فرمان می‌دهد تا به طور دقیق عمل کنند تا مانورهای رانندگی را به پایان برسانند و مسیر برنامه‌ریزی را دنبال کنند. با توجه به درجات هوشمندی ماژول‌های ذکر شده، خودروهای خودران در شش سطح از سطح صفر تا سطح پنج طبقه‌بندی می‌شود [۸].

استراتژی تصمیم‌گیری در خودروهای خودران همچون مغز انسان در نظر گرفته می‌شود و بسیار حائز اهمیت می‌باشد [۹]. این سیاست اغلب توسط قوانین مبتنی بر تجربیات رانندگی انسان یا الگوبرداری از رویکردهای یادگیری نظارت شده، ایجاد می‌شود [۱۰]. به عنوان مثال، سونگ و همکاران از یک زنجیره مارکوف پیوسته برای پیش‌بینی حرکت وسایل نقلیه اطراف استفاده کردند. سپس، یک فرآیند تصمیم‌گیری مارکوف با قابلت مشاهده

1 Artificial Intelligence
2 Global Positioning System

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: Azadi@kntu.ac.ir

نسبی[1] برای ساخت چارچوب کلی تصمیم‌گیری استفاده شد [۱۲]. همچنین در [۱۳] قابلیت تصمیم‌گیری در موقعیت‌های ترافیک جادهای شهری توسعه داده شد. سیاست تصمیم‌گیری ارائه شده شامل معیارهای چندگانه‌ای است که به خودروهای شهری جهت انتخاب‌های عملی و معقول در شرایط ترافیکی مختلف کمک می‌کنند. در مرجع [۱۴]، نی و همکاران در مورد استراتژی تصمیم‌گیری تغییرخط برای اتومبیل‌های خودکار متصل مطالعاتی را انجام دادند. علاوه بر این، نویسندگان در [۱۵] ایده سیستم رانندگی شبیه انسان را ذکر کردند، این سیستم می‌تواند تصمیمات رانندگی را با در نظر گرفتن تقاضای رانندگی برای رانندگان انسانی تنظیم کند.

روش یادگیری تقویتی عمیق[2] به عنوان یک ابزار قدرتمند برای مقابله با مشکلات تصمیم‌گیری متوالی طولانی در نظر گرفته می‌شود [۱۶]. در سال‌های اخیر، مطالعات زیادی در زمینه رانندگی خودکار مبتنی بر روش یادگیری تقویتی عمیق انجام شده است. به عنوان نمونه، دوان و همکاران یک ساختار سلسله مراتبی برای یادگیری سیاست تصمیم‌گیری از طریق روش یادگیری تقویتی[3] ارائه دادند [۱۷]. در [۱۹] محققان از رویکردهای یادگیری تقویتی عمیق برای حل چالش‌های اجتناب از برخورد و دنباله‌روی مسیر برای خودروهای خودران استفاده کردند. نتایج گویای عملکرد بهتر رویکرد یادگیری تقویتی عمیق نسبت به روش یادگیری تقویتی برای دو چالش ذکر شده بود.

علاوه بر این، نویسندگان در [۲۱] نه تنها برنامه‌ریزی مسیر، بلکه مصرف سوخت برای وسایل نقلیه خودران را نیز در نظر گرفتند. الگوریتم مرتبط، یادگیری عمیق کیو[4] است و ثابت شده است ماموریت‌های رانندگی را به طور مناسب انجام می‌دهد. هان و همکاران از این الگوریتم برای تصمیم‌گیری برای مانور تغییر خط یا حفظ خط برای خودروهای خودران متصل استفاده کردند، که در آن اطلاعات وسایل نقلیه نزدیک به عنوان دانش بازخورد از شبکه در نظر گرفته شد [۲۲]. سیاست به دست آمده جریان ترافیک و راحتی رانندگی را ارتقا بخشید. با این حال، روش‌های رایج یادگیری تقویتی عمیق به دلیل فضای عمل پیوسته و فضای حالت بزرگ، قادر به حل چالش سبقت‌گیری در بزرگراه نیستند [۲۳].

همچنین در [۲۴]، از روش یادگیری تقویتی عمیق با در نظر گرفتن تابع ریسک برای تصمیم‌گیری خودروی خودران در چند سناریو مختلف استفاده شد. در [۲۵] از روش رانندگی انتها به انتها برای پیش‌بینی تصمیم‌گیری مبتنی بر رفتار انسان در سیستم‌های حمل و نقل هوشمند استفاده شد. با توجه به عدم بازدهی روش‌های مذکور برای فضای عملکردی پیوسته، لذا در سال‌های اخیر استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق که دارای فضای عملکردی پیوسته باشند برای فرایند تصمیم‌گیری در خودروهای خودران بسیار رواج پیدا کرده است. از اینرو در [۲۶] از الگوریتم عملگر–منتقد مبتنی بر یادگیری تقویتی برای یادگیری فرایند تصمیم‌گیری خودروی خودران در بزرگراه استفاده شد. همچنین در [۲۷] الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق جهت تصمیم‌گیری پیوسته خودروی خودران در محیط تقاطع شهری، مورد مطالعه قرار گرفت.

در این پژوهش، یک سیاست رانندگی مبتنی بر رویکرد یادگیری تقویتی عمیق جهت مانور سبقت‌گیری در محیط ترافیکی بزرگراه برای وسایل نقلیه خودران ارائه شده است. استراتژی تصمیم‌گیری پیشنهادی در سناریوی پیچیده دارای ایمنی و بازدهی مناسبی می‌باشد.

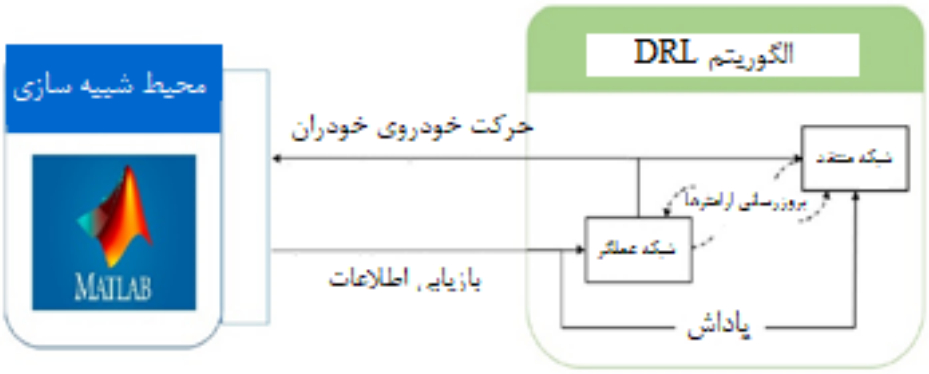
در این پژوهش، ابتدا سناریوی رانندگی مورد مطالعه در محیط بزرگراه طراحی می‌شود، که در آن هدف عبور عامل از یک سناریوی رانندگی خاص به طور موثر و ایمن می‌باشد. سپس، یک ساختار کنترل سلسله مراتبی برای کنترل حرکات جانبی و طولی عامل و وسایل نقلیه اطراف نشان داده می‌شود.

علاوه بر این، الگوریتم ویژه یادگیری تقویتی عمیق به نام الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق برای به‌دست آوردن استراتژی تصمیم‌گیری در محیط ترافیکی بزرگراه مورد استفاده قرار خواهد گرفت. در نهایت، عملکرد چارچوب کنترلی پیشنهادی شبیه‌سازی شده مورد بحث قرار خواهد گرفت. نحوه آموزش و یادگیری داده‌ها در پژوهش حاضر مطابق شکل ۱ می‌باشد.

مهمترین نقاط قوت و نوآوری‌های اصلی این پژوهش نسبت به [۲۷] عبارتنداز: ۱) ارائه یک استراتژی بهینه سبقت‌گیری در محیط بزرگراهی مبتنی بر رویکرد یادگیری تقویتی عمیق برای خودروهای خودران ۲) استفاده از الگوریتم الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق برای فاز تصمیم‌گیری در خودروی خودران در محیط ترافیکی بزرگراهی ۳) بهبود هوشمندی رفتارهای خودروی خودران در محیط پویای ترافیکی.

در ادامه، ابتدا محیط رانندگی بزرگراه و ماژول‌های کنترل عامل و وسایل نقلیه اطراف در بخش ۲ شرح داده می‌شوند. سپس در بخش ۳ الگوریتم الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرد، به‌طوریکه در آن پارامترهای چارچوب یادگیری تقویتی به تفصیل مورد بحث

1 Partially Observable Morkov Decision Process
2 Deep Reinforcement Learning
3 Reinforcement Learning
4 Deep Q Network



شکل ۱. نحوه آموزش و یادگیری دادهها

Fig. 1. Training process

قرار می‌گیرد. همچنین در بخش ۴ نتایج حاصل شده مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. در نهایت در بخش ۵ نتیجه‌گیری انجام می‌شود.

۲- محیط رانندگی

در این بخش سناریوی رانندگی مورد مطالعه در بزرگراه یعنی سناریو مهم و پرکاربرد سبقت‌گیری معرفی می‌شود. در این کار برای طراحی سناریو از محیط نرم افزار متلب نسخه ۲۰۲۲ استفاده شده است، به‌اینصورت که ابتدا یک محیط بزرگراه سه بانده ساخته می‌شود. سپس عامل و محیط ترافیکی اطراف آن طراحی می‌شود. علاوه بر این، یک کنترل کننده حرکت سلسله مراتبی برای مدیریت حرکات جانبی و طولی عامل و وسایل نقلیه اطراف معرفی می‌شود.

تصمیم‌گیری در رانندگی خودکار به معنای انتخاب رشته‌ای از رفتارهای رانندگی منطقی برای دستیابی به مقاصد رانندگی خاص است. در مانور سبقت‌گیری در بزرگراه، این رفتارها شامل تغییر خط، حفظ خط، شتاب‌گیری، ترمزگیری است. اهداف اصلی اجتناب از برخورد، حرکت موثر و سریع و رانندگی در خط سرعت می‌باشد. به عبارت دیگر، شتاب گرفتن و پیشی گرفتن از سایر وسایل نقلیه یک رفتار معمول در رانندگی است که سبقت‌گیری نامیده می‌شود.

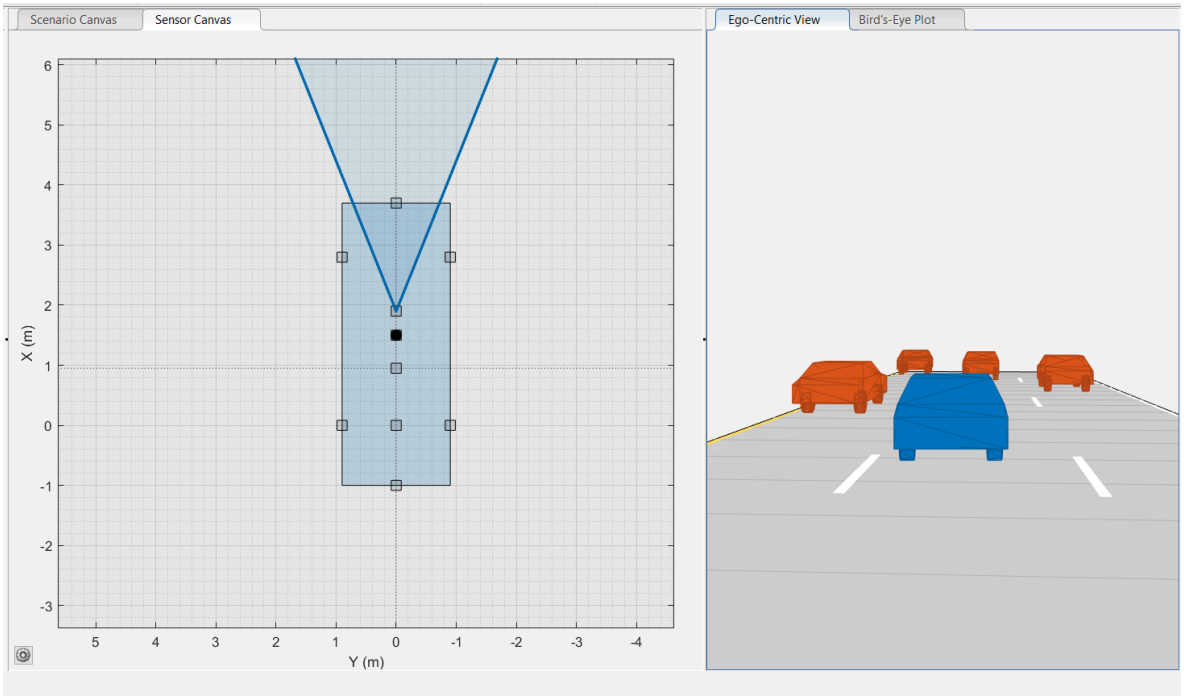
این کار مساله تصمیم‌گیری در بزرگراه برای وسایل نقلیه خودران را مورد بحث قرار می‌دهد و سناریوی رانندگی در شکل ۲ نشان داده شده است. وسیله نقلیه نارنجی رنگ عامل است و سایر خودروهای سبز به عنوان وسایل نقلیه اطراف نامیده می‌شوند. عامل در خط میانی با سرعت تصادفی شروع به رانندگی می‌کند. هدف عامل، رانندگی با بیشترین سرعت ممکن و بدون تصادف با خودروهای اطراف می‌باشد. از این رو، این اهداف به‌ترتیب به کارایی و ایمنی الگوریتم تصمیم‌گیری تعبیر می‌شوند.

سرعت و موقعیت اولیه خودروهای اطراف به صورت تصادفی طراحی شده است. این شرایط گویای عدم قطعیت‌ها در محیط ترافیکی واقعی و نزدیک بودن محیط ترافیکی بزرگراه به شرایط واقعی می‌باشد.

در ابتدای این وظیفه رانندگی، تمام خودروهای اطراف در جلوی عامل قرار می‌گیرند. همچنین در هر خط، دو خودرو وجود دارد. دو شرط باعث توقف عامل می‌شود که اولی تصادف با وسایل نقلیه دیگر و دومی رسیدن به محدودیت زمانی می‌باشد. پروسه رانندگی از نقطه شروع تا پایان در این نوشتار به عنوان یک اپیزود نامیده می‌شود.

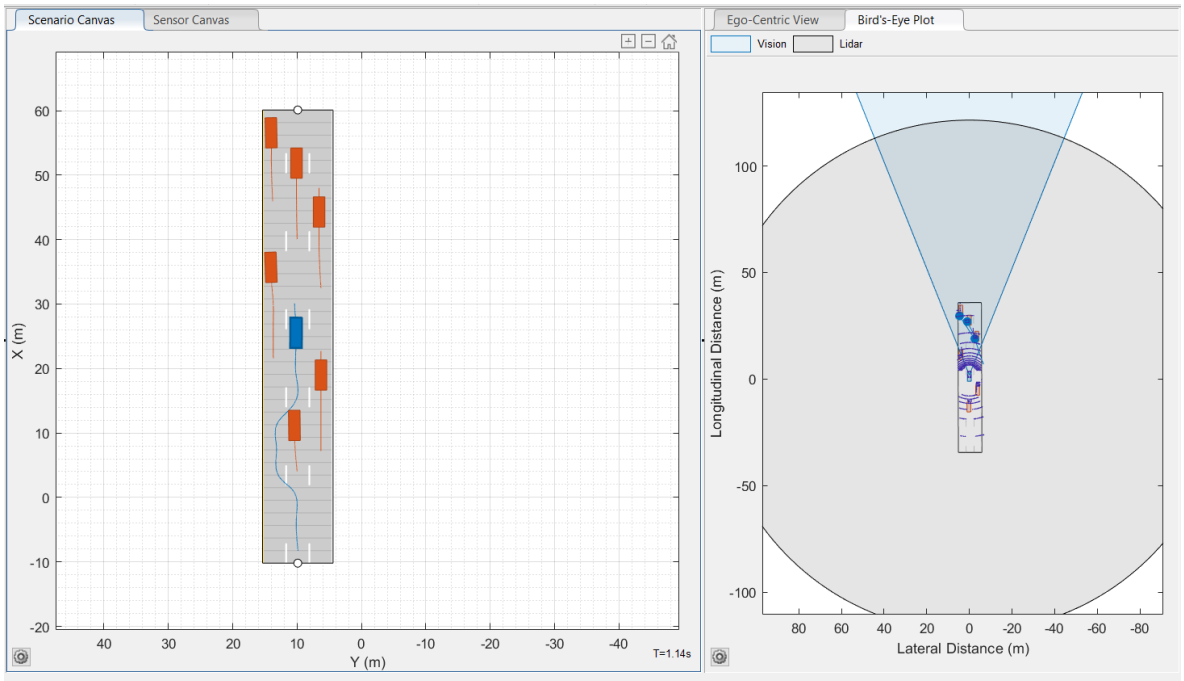
در این پژوهش جهت طراحی سناریوی رانندگی از نرم افزار متلب ۲۰۲۲ استفاده شده است، برای طراحی سناریو ابتدا محیط بزرگراهی به صورت سه بانده طراحی می‌شود، سپس محیط ترافیکی که شامل عامل و خودروهای اطراف عامل می‌باشند طراحی شده‌اند، سپس مدلسازی سنسورها مطابق شکل ۲ بر روی عامل انجام می‌شود که سنسورها شامل دوربین و لیدار می‌باشند. در نهایت مطابق شکل ۳ سناریوی سبقت‌گیری بر محیط ترافیکی طراحی شده، اعمال می‌شود.

فرض بر این است که موقعیت، سرعت و شتاب خودروهای اطراف برای عامل مشخص است. این محدودیت‌ها عامل را به یادگیری رانندگی در



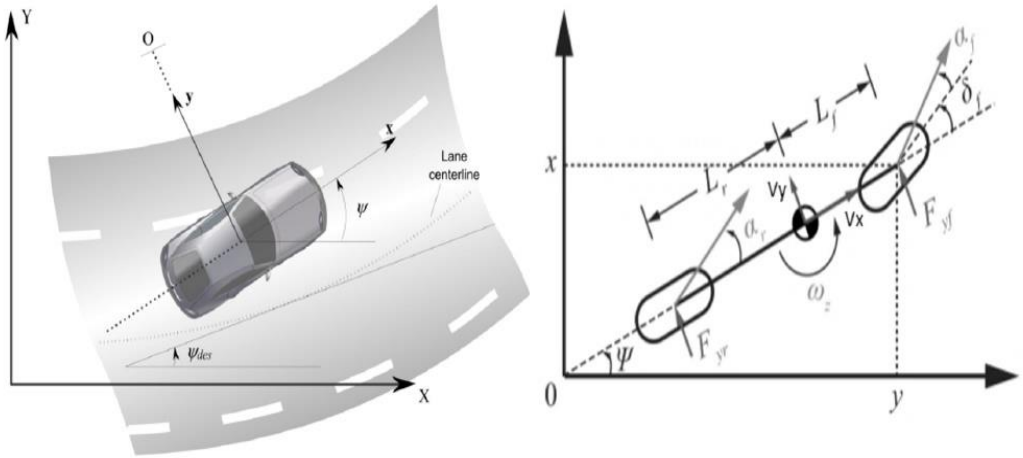
شکل ۲. مدلسازی سنسورها بر روی عامل در نرم افزار متلب

Fig. 2. Sensor modeling in the Matlab software



شکل ۳. طراحی محیط ترافیکی بزرگراه در نرم افزار متلب

Fig. 3. Highway traffic environment design in the MATLAB software



شکل ۴. مدل دو درجه آزادی خودرو

Fig. 4. Two degree-of-freedom vehicle model

سناریو طراحی شده از طریق روش آزمون و خطا سوق می‌دهد.

در بخش بعدی، رویکرد یادگیری تقویتی عمیق برای محقق ساختن فرآیند یادگیری و استخراج سیاست تصمیم‌گیری در بزرگراه معرفی می‌شود.

۳- مدل دینامیکی خودرو

در این پژوهش از مدل دو درجه آزادی یا مدل دوچرخه مطابق شکل ۴ برای بیان دینامیک خودرو استفاده شده است.

معادلات فضای حالت دینامیک خودرو مطابق زیر می‌باشند:

$$\begin{bmatrix}\dot{y}\\ \ddot{y}\\ \dot{\psi}\\ \ddot{\psi}\end{bmatrix}=-\begin{bmatrix}0 & 1 & 0 & 0\\ 0 & \frac{2C_{af}+2C_{ar}}{mV_x} & 0 & V_x+\frac{2L_fC_{af}-2L_rC_{ar}}{mV_x}\\ 0 & 0 & 0 & 1\\ 0 & \frac{2L_fC_{af}-2L_rC_{ar}}{I_zV_x} & 0 & \frac{2L_f^2C_{af}+2L_r^2C_{ar}}{I_zV_x}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}y\\ \dot{y}\\ \psi\\ \dot{\psi}\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}0\\ \frac{2C_{af}}{m}\\ 0\\ \frac{2L_fC_{af}}{I_z}\end{bmatrix} \quad (۱)$$

که پارامترهای موجود در معادله(۱) و همچنین مقادیر آنها در جدول ۱ قابل مشاهده می‌باشند.

۴- روش یادگیری تقویتی عمیق

در این بخش ابتدا روش یادگیری تقویتی معرفی می‌شود و سپس الگوریتم‌های خاص یادگیری تقویتی عمیق مورد بررسی قرار می‌گیرند. ابتدا تعامل در روش یادگیری تقویتی بین عامل و محیط توضیح داده می‌شود، سپس الگوریتم‌های مبتنی بر ارزش و مبتنی بر سیاست مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. سپس، الگوریتم یادگیری عمیق کیو که شبکه عصبی و الگوریتم یادگیری کیو را در بر می‌گیرد، معرفی می‌شود. سپس الگوریتم سارسا[1] معرفی می‌شود. پس از آن الگوریتم‌های مبتنی بر سیاست مانند بهبود سیاست بازه اعتماد[2] و بهبود سیاست نزدیک[3] مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. در نهایت الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق که در پژوهش حاضر مورد استفاده قرار گرفته است، مورد تبیین قرار می‌گیرد.

۴- ۱- روش یادگیری تقویتی

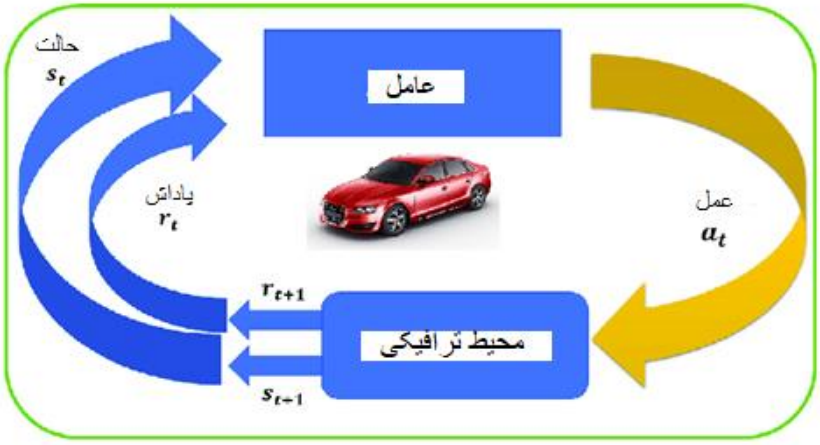
رویکرد یادگیری تقویتی فرآیندی را توصیف می‌کند که یک عامل هوشمند با محیط خود تعامل دارد. روش یادگیری تقویتی برای حل مسائل تصمیم‌گیری متوالی بسیار قدرتمند و مفید می‌باشد. هدف عامل جستجوی یک توالی بهینه از اقدامات کنترلی بر اساس بازخورد خود از محیط می‌باشد.

1 State Action Reward State Action
2 Trust Region Policy Optimization
3 Proximal Policy Optimization

جدول ۱. پارامترهای خودرو دو درجه آزادی

Table 1. Vehicle parameters

پارامتر	نماد	مقدار
جرم کلی خودرو	m	۱۶۵۰ kg
ممان اینرسی زاویه یاو	I_z	۲۸۷۵ kg.m^2
فاصله مرکز جرم تا محور جلو	l_f	۱/۴ m
فاصله مرکز جرم تا محور عقب	l_r	۱/۶ m
سختی لاستیک جلو	$c_{\alpha f}$	۲۹۰۰۰ N/rad
سختی لاستیک عقب	$c_{\alpha r}$	۳۳۰۰۰ N/rad



شکل ۵. مدل یادگیری تقویتی (RL)

Fig. 5. Reinforcement learning (RL) method

با توجه به ویژگی‌های ذاتی خود ارزیابی و خود ارتقای روش یادگیری تقویتی، این روش به طور گسترده در بسیاری از کارهای تحقیقاتی از جمله [۳۵] استفاده شده است.

در سناریو تصمیم‌گیری در بزرگراه، عامل و محیط به ترتیب خودرو قبلی (نارنجی رنگ) و خودروهای اطراف (سبز رنگ) هستند. این مساله را می‌توان توسط فرآیندهای تصمیم مارکوف[1] مدلسازی نمود، در فرایند مارکوف متغیر حالت بعدی فقط به وضعیت و عملکرد فعلی مربوط می‌شود [۳۶]. این بدان معناست که مسئله تصمیم‌گیری متوالی مورد بحث در رانندگی خودران دارای ویژگی مارکوف است.

مطابق شکل ۵ فرآیند تصمیم مارکوف مربوطه اغلب تعامل یادگیری تقویتی را به صورت یک تاپل (S, A, P, R, γ) نشان می‌دهد. که در آن S و A به‌ترتیب مجموعه حالت‌ها و کنش‌های کنترلی هستند. همچنین P و R عناصر مهم محیط در روش یادگیری تقویتی هستند و به ترتیب به معنای مدل گذار و پاداش هستند.

در روش یادگیری تقویتی، عمل فعلی به طور همزمان بر پاداش‌های حال و آینده تأثیر می‌گذارد. از این رو، γ یک ضریب ثابت برای متعادل کردن دو پاداش ذکر شده می‌باشد.

برای نمایش مجموع پاداش‌های آینده، پاداش انباشته R_t به صورت زیر تعریف می‌شود:

1 Markov Decision Process

$$R_t = \sum_{t}^{\infty} \gamma^t . r_t \quad (۲)$$

که در آن t زمان و r_t پاداش مربوطه می‌باشد.

برای ثبت ارزش حالت s هنگام انجام عمل a و ارزیابی پاداش به‌دست آمده، دو تابع ارزش و تابع کیو Q به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$V^{\pi}(s_t) = E_{\pi}\left[R_t \mid S_t, \pi\right] \quad (۳)$$

$$Q^{\pi}(s_t, a_t) = E_{\pi}\left[R_t \mid S_t, a_t, \pi\right] \quad (۴)$$

که π به سیاست عمل کنترلی، V تابع ارزش، و Q تابع حالت–عمل (که به اختصار جدول Q نامیده می‌شود) می‌باشند.

برای به‌روزرسانی آسان، تابع حالت–عمل معمولاً به صورت بازگشتی مطابق زیر بازنویسی می‌شود:

$$Q^{\pi}(s_t, a_t) = E_{\pi}\left[R_t + \gamma \max Q^{\pi}(s_{t+1}, a_{t+1})\right] \quad (۵)$$

در نهایت، عمل کنترلی بهینه با توجه به سیاست کنترلی اتخاذ شده توسط تابع حالت–عمل به‌صورت زیر تعیین می‌شود:

$$\pi(s_t) = \arg\max Q(s_t, a_t) \quad (۶)$$

بنابراین، ماهیت الگوریتم‌های مختلف روش یادگیری تقویتی به‌روزرسانی تابع حالت–عمل $Q(s_t, a_t)$ به روش‌های مختلف است. با توجه به سبک به‌روزرسانی قوانین، الگوریتم‌های یادگیری تقویتی طبقه‌بندی‌های متنوعی دارند، از جمله می‌توان الگوریتم‌های یادگیری تقویتی را به دو دسته مبتنی بر سیاست و مبتنی بر ارزش دسته‌بندی نمود [۳۷].

۴- ۲- روش مبتنی بر ارزش[1] :

برای یافتن سیاست بهینه، تابع حالت–عمل را می‌توان به‌صورت معادله (۷) بیان نمود:

$$Q^{\pi^*}(s_t, a_t) = \max_{\pi}(Q^{\pi}(s_{t+1}, a_{t+1})) \quad (۷)$$

به‌طوری که سیاست بهینه را به‌صورت معادله (۸) می‌توان بیان نمود:

$$\pi^*(s) = \arg\max_{a}(Q^{\pi^*}(s, a)) \quad (۸)$$

یکی از روش‌های حل مسائل یادگیری تقویتی با تلاش برای یافتن تابع مقدار– عمل بهینه، یادگیری کیو نام دارد. روش یادگیری کیو یک رویکرد خارج از سیاست و بدون مدل است. مقادیر حالت و عمل نیز به عنوان مقادی کیو شناخته می‌شوند.

در حقیقت، مقادیر کیو بر اساس داده‌های جمع‌آوری‌شده توسط عامل در هنگام تعامل با محیط طبق معادله بهینه‌سازی بلمن معادله (۴)، به‌روزرسانی می‌شوند.

در روش‌های مبتنی بر ارزش، به منظور یادگیری تابع کیو، از سیاست ϵ حریصانه در انتخاب اقدام جدید استفاده می‌شود، به‌طوری که عامل یک عمل جدید (بر اساس کیو) با احتمال $1-\epsilon$ انتخاب می‌کند. (مقدار ϵ بین ۰ و ۱ است) و یک اقدام تصادفی با احتمال ϵ انتخاب می‌شود.

در واقع، در روش‌های مبتنی بر ارزش عامل بدون توجه به سیاست ورودی به آن فقط در جهت بهینه‌سازی تابع ارزش یا تابع کیو گام برداشته و آموزش دیده می‌شود.

۴- ۲- ۱- الگوریتم شبکه عمیق کیو

همانطور که گفته شد، در روش یادگیری تقویتی عمیق از شبکه‌ی عصبی برای تقریب تابع کیو استفاده می‌شود، در حقیقت در استراتژی تصمیم‌گیری مبتنی بر یادگیری تقویتی عمیق، یک عامل می‌تواند در یک محیط تصادفی با انتخاب یک سری اقدامات در طول یک توالی از مراحل زمانی عمل کند، سپس از بازخوردها (یعنی پاداش) یاد بگیرد تا پاداش تجمعی را به حداکثر برساند. شبکه عمیق کیو یکی از مهم‌ترین الگوریتم‌های مورد استفاده در مسائل مربوط به روش یادگیری تقویتی عمیق می‌باشد.

شبکه عمیق کیو اولین بار برای اجرای بازی‌های آتاری ارائه شده است. این شبکه نقاط قوت یادگیری عمیق (شبکه عصبی) و یادگیری کیو را برای

1 Value-based

به‌دست آوردن تابع جدید ارزش–حالت ترکیب می‌کند. در یادگیری کیو، قانون به روز رسانی به شرح زیر می‌باشد:

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha[r + \gamma \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)] \qquad (۹)$$

که در آن $\alpha \in [۰ ،۱]$ به عنوان نرخ یادگیری برای مبادله تجربیات آموخته شده قدیمی و جدید از محیط نام‌گذاری شده است. همچنین s' و a' حالت و عمل در مرحله زمانی بعدی هستند. یادگیری کیو معمولی قادر به حل مسأله با فضای بزرگی از متغیر حالت نیست، زیرا به زمان زیادی برای به‌دست آوردن جدول Q که متغیر است، نیاز دارد. بنابراین، در روش یادگیری عمیق کیو، یک شبکه عصبی برای تقریب جدول کیو به صورت $Q(s, a; \theta)$ استفاده می‌شود. برای شبکه عصبی، ورودی‌ها آرایه‌های متغیرهای حالت و اقدامات کنترلی هستند و خروجی تابع حالت– مقدار است. برای اندازه‌گیری اختلاف بین جدول کیو تقریبی و واقعی، تابع ضرر مانند عبارت زیر معرفی می‌شود:

$$L(\theta) = E[\sum_{t=1}^{N} (y_t - Q(s,a;\theta))^2] \qquad (۱۰)$$

که

$$y_t = r_t + \gamma \max_{a'} Q(s',a';\theta') \qquad (۱۱)$$

همانطور که مشاهده می‌شود، دو پارامتر $(\theta ،\theta')$ در شبکه عصبی وجود دارد که دو شبکه را در شبکه عمیق کیو تفویض می‌کنند. این شبکه‌ها، شبکه‌های پیش‌بینی و هدف می‌باشند. اولی برای تخمین عمل کنترل فعلی اعمال می‌شود و دومی برای ایجاد مقدار هدف است. به طور کلی، شبکه هدف پارامترها را در هر تعداد معینی از مراحل زمانی از شبکه پیش‌بینی تقلید می‌کند. با انجام این کار، جدول کیو هدف همگرا می‌شود تا یک نمونه را تا حدی پیش‌بینی کند به‌طوریکه ناپایداری شبکه برطرف شود. در شبکه عمیق کیو، شبکه عصبی برخط با کاهش گرادیان به شکل زیر به روز می‌شود:

$$\nabla_\theta L(\theta) = E[(y_i - Q(s,a;\theta)) \nabla_\theta Q(s,a;\theta)] \qquad (۱۲)$$

این عملیات شبکه عمیق کیو را به عنوان یک الگوریتم مبتنی بر ارزش تبدیل می‌کند و همچنین وضعیت‌ها و پاداش‌ها با معیار خاصی به دست می‌آیند.

۴– ۲– ۲– الگوریتم سارسا

علاوه بر روش یادگیری عمیق کیو، نمونه دیگری از روش مبتنی بر ارزش، روش سارسا است. در سارسا، مقادیر کیو به صورت معادله (۱۳) به‌روزرسانی می‌شوند:

$$Q(s_t,a_t) \leftarrow Q(s_t,a_t) + \alpha(r + \gamma Q(s_{t+1},a_{t+1})) - Q(s_t,a_t)) \qquad (۱۳)$$

در حالی که یادگیری کیو از تجربیات ایجاد شده می‌آموزد که ممکن است از سیاست فعلی نیز نباشند (خارج از سیاست)، اما روش سارسا از تجارب جمع‌آوری شده که مبتنی بر سیاست اولیه وارده بر عامل می‌باشد، می‌آموزد.

تمایز دیگر این است که یادگیری کیو، مقادیر کیو را با انتخاب حداکثر یک تقریب در مرحله بعد به‌روزرسانی می‌کند، اما روش سارسا با پیروی از سیاست ϵ حریصانه[1] فرایند به‌روزرسانی را انجام می‌دهد.

همچنین هر دو روش اقدام را با استفاده از سیاست ϵ حریصانه برای وظیفه‌ی اکتشاف انتخاب می‌کنند. با این حال، روش یادگیری کیو، مقادیر کیو را با یک سیاست حریصانه به‌روزرسانی می‌کند، در حالی که روش سارسا مقادیر کیو را با پیروی از سیاست ϵ حریصانه به‌روزرسانی می‌کند.

۴– ۳– روش مبتنی بر سیاست[2]

در حالیکه روش‌های مبتنی بر ارزش، تابع ارزش (کیو) را بهینه کرده و سپس خروجی را به سیاست بهینه منتج می‌کنند، روش‌های مبتنی بر سیاست مطابق معادله (۱۴) عموماً یاد می‌گیرند که یک سیاست را مستقیماً بر اساس مجموع پاداش‌های دریافتی بهینه کنند.

$$\max J(\theta) = \max V_{\pi_\theta} = \max E_{\pi_\theta}\left[G_t \mid S_t = S\right] \qquad (۱۴)$$

که در آن θ پارامترهای سیاست است که با گرادیان سیاست مطابق معادله (۱۵) به‌روزرسانی می‌شود.

1 greedy
2 Policy-based

$$\nabla J(\theta) = E_{\pi} \mid G_t \nabla \ln \pi_{\theta}(a_t \mid s_t) \quad (۱۵)$$

به‌روز رسانی پارامترها احتمال اقدامات انجام شده توسط عامل را به‌صورت لگاریتمی افزایش می‌دهد.

روش‌های گرادیان سیاست، سیاست را از تندترین شیب به‌روزرسانی می‌کنند تا بازدهی را به حداکثر مقدار برسانند.

از جمله الگوریتم‌های مورد استفاده در روش‌های مبتنی بر سیاست می‌توان به الگوریتم‌های بهبود سیاست بازه اعتماد و بهبود سیاست نزدیک اشاره نمود.

الگوریتم بهبود سیاست بازه اعتماد با درنظر گرفتن قید به‌روز رسانی سیاست بر اساس روش واگرایی[1] پارامترهای شبکه را به‌روزرسانی می‌کند به‌طوری که سیاست جدید تفاوت قابل توجه‌ای با سیاست فعلی نداشته باشد.

برخلاف الگوریتم بهبود سیاست بازه اعتماد که قید را برای مسئله بهینه‌سازی در نظر می‌گیرد. الگوریتم بهبود سیاست نزدیک شامل قید در تابع هدف بهینه‌سازی در قالب یک تابع هدف جایگزین جدا می‌باشد. در حقیقت، در روش بهبود سیاست نزدیک اگر سیاست پیشنهادی جدید با سیاست قبلی تفاوت زیادی داشته باشد، تابع هدف جریمه شده و پاداش منفی دریافت خواهد کرد.

۴- ۴- الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق

اگرچه عملکرد الگوریتم یادگیری عمیق کیو در مسائلی که ابعاد زیادی دارند بسیار پربازده می‌باشد، اما فضای اقدام در این شبکه گسسته است و از آن‌جایی که بسیاری از مسائل واقعی و حائز اهمیت برای ما از جمله مسائل مربوط به کنترل فیزیکی، دارای فضای اقدام پیوسته هستند، گسسته بودن فضا در شبکه یادگیری عمیق کیو یک نقطه ضعف به‌شمار می‌آید.

روش گرادیان سیاست قطعی عمیق یک الگوریتم خارج از سیاست است و در فضای عملکردی پیوسته قابل استفاده است. الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق از دو بخش اصلی تشکیل شده است: یادگیری تابع کیو که توسط شبکه منتقد[2] انجام می‌شود و یادگیری سیاست انجام شده توسط شبکه سیاست عملگر[3].

معادله بلمن برای الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق مطابق معادله (۱۶) می‌باشد:

$$L(\phi,\theta) = E_D\left[(Q_{\phi}(s,a) - (r + \gamma(1-d)\max Q_{\phi}(s',a')))^2\right] \quad (۱۶)$$

که $Q_{\phi}(s,a)$ شبکه منتقد با پارامتر ϕ می‌باشد.

مطابق معادله (۱۶)، در الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق، شبکه سیاست تلاش می‌کند تا یک سیاست قطعی $u_{\varphi}(s)$ را بیاموزد به‌طوریکه عمل انتخاب شده توسط عامل در جهت به حداکثر رساندن تابع $Q^*(s,\ a)$باشد.

برای کاهش مشکل پایداری شبکه در الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق، از بافر پخش مجدد و شبکه‌های هدف استفاده می‌شود. شبکه‌های هدف مورد استفاده در الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق یک شبکه منتقد هدف و یک شبکه هدف سیاست می‌باشند.

معماری هر دو شبکه هدف از نسخه اصلی خود کپی شده‌اند، اما پارامترهای ϕ از نسخه اصلی خود عقب‌تر هستند. در واقع، شبکه‌های هدف با میانگین به‌روز می‌شوند، که سبب می‌شود تا شبکه‌های اصلی را به آرامی ردیابی کنند و در نتیجه پایداری را افزایش دهند.

نحوه عملکرد الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق در شکل ۶ قابل مشاهده می‌باشد.

۵- مشخصات پارامترها

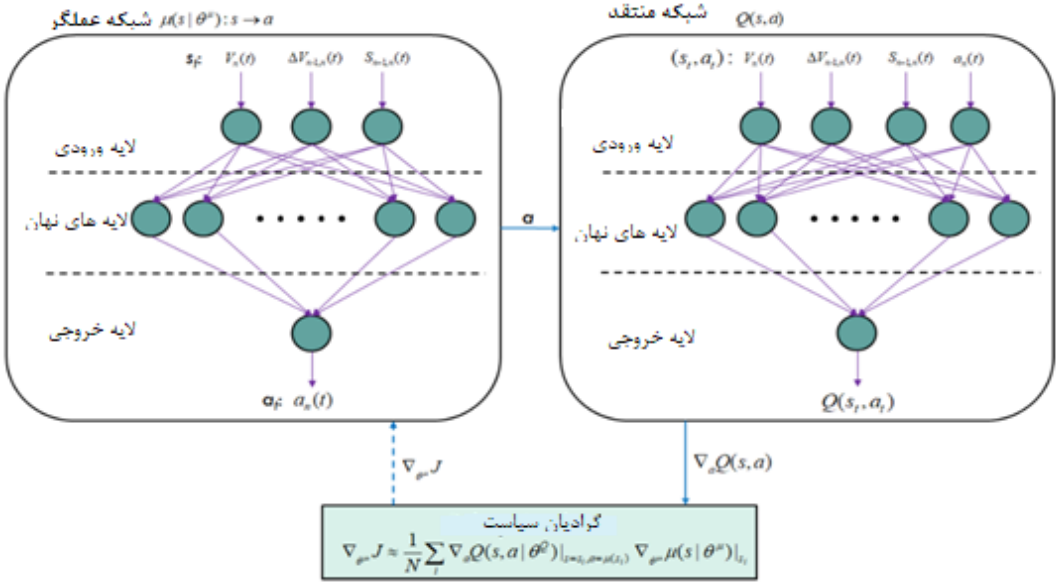
برای استخراج استراتژی تصمیم‌گیری مبتنی بر الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق، متغیرها جهت شبیه‌سازی محیط رانندگی به شرح زیر مقداردهی اولیه می‌شوند.

عمل‌های کنترلی دریچه گاز و زاویه فرمان خودرو هستند. همچنین متغیرهای حالت مطابق معادله (۱۷) و (۱۸) فاصله و سرعت نسبی بین عامل و خودروهای اطراف آن هستند:

$$\Delta s = \left|s_{ag} - s_{su}\right| \quad (۱۷)$$

$$\Delta V = \left|V_{ag} - V_{su}\right| \quad (۱۸)$$

1 Kullback-Leibler
2 critic
3 actor



شکل ۶. نحوه عملکرد الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق

Fig. 6. DDPG algorithm

که در آن s و v اطلاعات موقعیت و سرعت به دست آمده از دینامیک خودرو هستند. همچنین اندیس‌های ag و su به ترتیب عامل و خودروهای اطراف را نشان می‌دهند. لازم به ذکر است که معادله (۱۷) و (۱۸) را می‌توان به عنوان مدل انتقال P در چارچوب روش یادگیری تقویتی نیز در نظر گرفت.

در نهایت، تابع پاداش R در این پژوهش شامل سه مورد است که نشان‌دهنده کارایی، ایمنی و اهداف رانندگی است. در حقیقت، عامل باید با حداکثر سرعت ممکن رانندگی کند، به‌طوریکه در خط راست بماند و از تصادف با سایر خودروهای اطراف اجتناب کند. پاداش طراحی شده در هر مرحله زمانی (t) به صورت معادله (۱۹) تعریف می‌شود:

$$R_t = -100(collision) - 40(L-1)^2 - 10(V_{ag} - V_{ag}^{\max})^2 \qquad (۱۹)$$

که در آن برخورد به‌صورت $\{۰، ۱\}$ تعریف می‌شود که شرایط برخورد را برای عامل نشان می‌دهد. همچنین تعداد لاین‌ها به‌صورت $\{۱, ۲, ۳\}$ است که نشان‌دهنده شماره خط در بزرگراه می‌باشد.

در این پژوهش سیاست کنترلی تصمیم‌گیری پیشنهادی در محیط نرم افزار متلب شبیه‌سازی، آموزش و ارزیابی شده است. تعداد خطوط و وسایل نقلیه اطراف به‌ترتیب ۳ و ۶ عدد است. همچنین مقادیر ضریب تخفیف و نرخ یادگیری به‌ترتیب ۰/۸ و ۰/۲ می‌باشد. تعداد لایه‌های شبکه ارزش ۱۲۸ هستند. همچنین تعداد اپیزودها ۱۰۰ عدد می‌باشد.

در شکل ۷ نمودار بلوکی سناریو سبقت‌گیری شبیه‌سازی شده در نرم افزار متلب– سیمولینک قابل مشاهده می‌باشد.

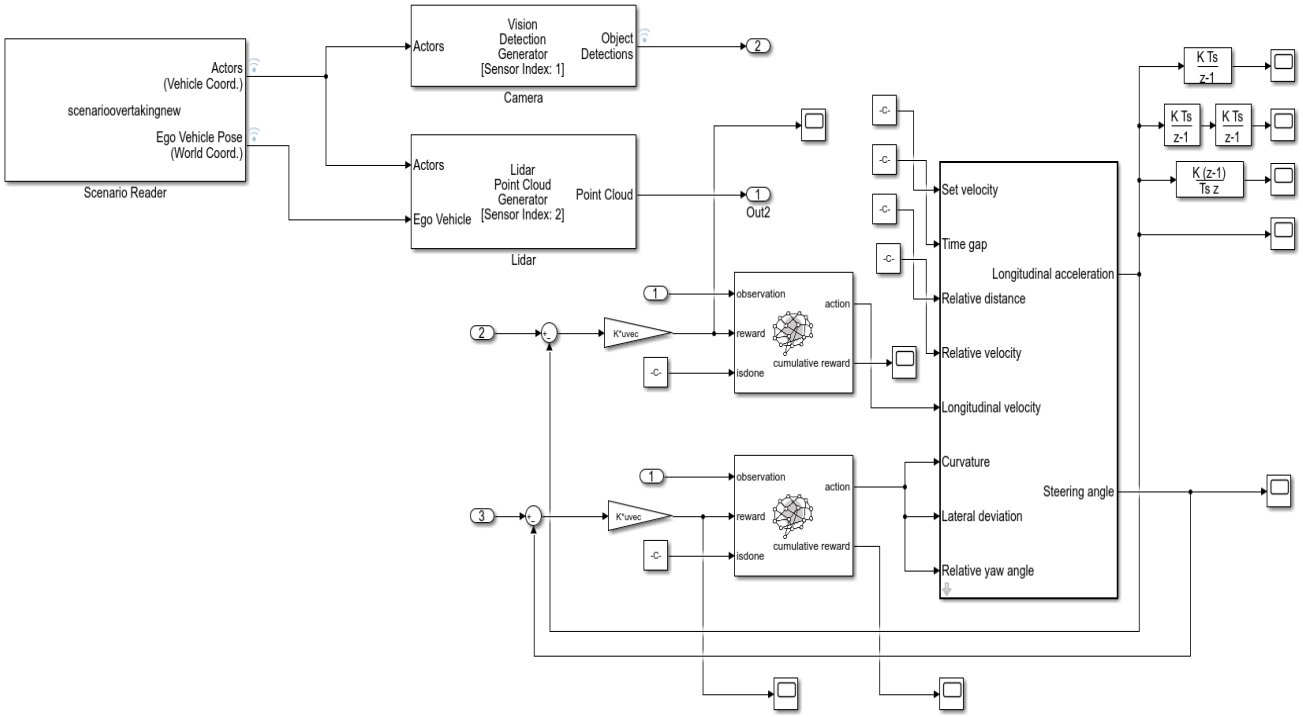
مطابق شکل ۷ دیاگرام بلوکی شامل سه زیرسیستم سناریو، یادگیری تقویتی و دینامیک خودرو به همراه کنترل آن می‌باشد.

در بخش بعدی عملکرد الگوریتم تصمیم‌گیری ارائه شده در زیرسیستم یادگیری تقویتی مورد بحث قرار می‌گیرد.

۶- نتایج و بحث

در این بخش عملکرد کنترلی الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق جهت فرایند تصمیم‌گیری عامل در محیط ترافیکی بزرگراه مورد ارزیابی و تحلیل قرار می‌گیرد.

در ارزیابی، ابتدا اثربخشی سیاست تصمیم‌گیری با روش دیگر مقایسه



شکل ۷. نمودار بلوکی سناریو سبقت‌گیری در نرم افزار سیمولینک

Fig. 7. Block diagram in the Simulink

و راستی‌آزمایی می‌شود. نتایج شبیه‌سازی حاکی از بهینه بودن آن است. سپس، توانایی یادگیری الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق پیشنهادی با تجزیه و تحلیل پاداش‌های انباشته شده اثبات می‌شود. در شکل ۸ مانور سبقت‌گیری انجام شده توسط عامل (خودرو آبی رنگ) در محیط ترافیکی طراحی شده در بزرگراه قابل مشاهده می‌باشد.

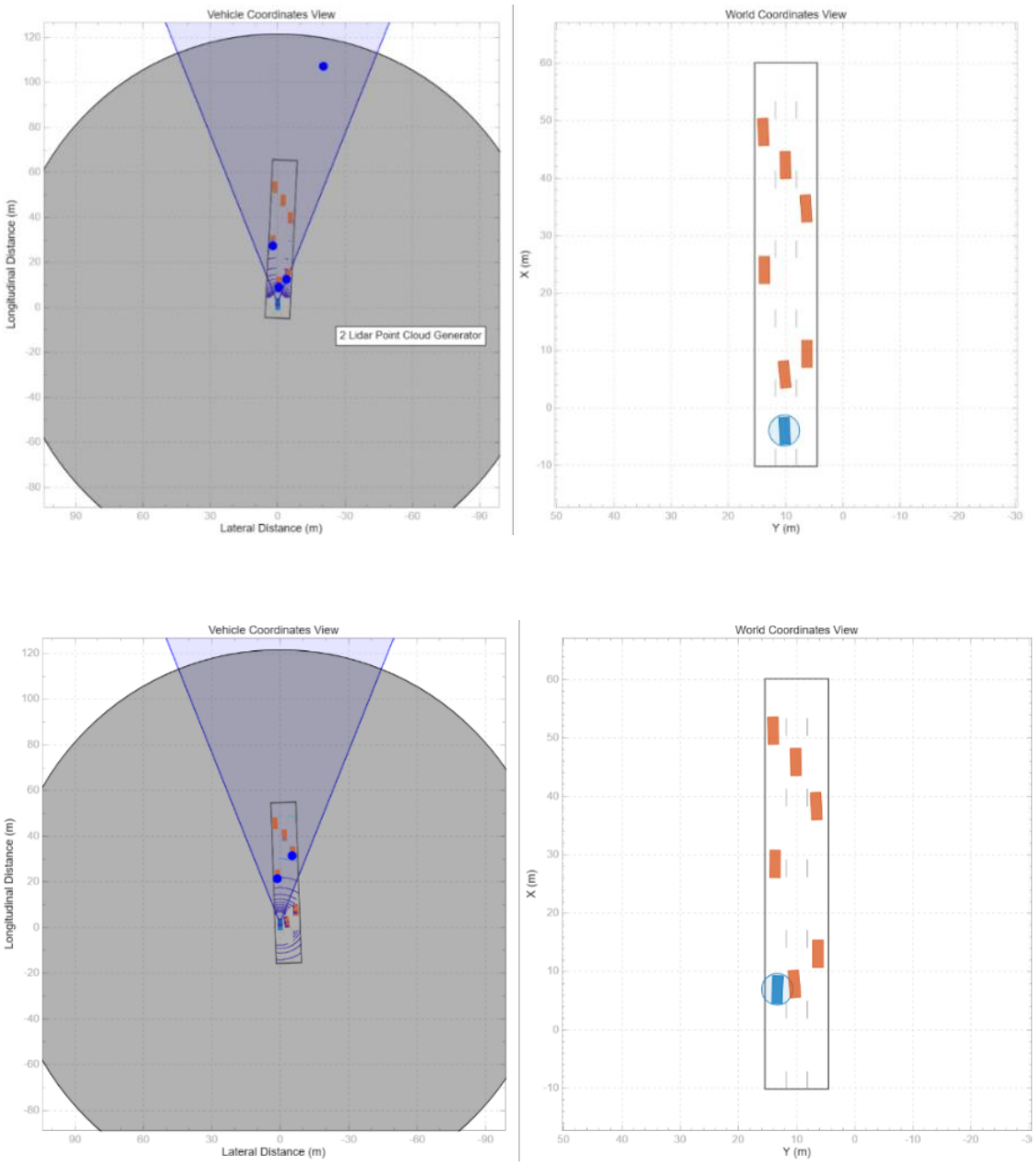
۶- ۱- اثربخشی الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق

در این بخش دو روش برای تصمیم‌گیری عامل در محیط ترافیکی بزرگراه ارائه شده است. ابتدا الگوریتم یادگیری عمیق کیو و سپس الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد. همچنین مزیت و برتری الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق نسبت به الگوریتم یادگیری عمیق کیو در این بخش نمایش داده می‌شود. در حقیقت الگوریتم یادگیری عمیق کیو به عنوان معیاری برای استنتاج بهینه بودن الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق در نظر گرفته می‌شود. لازم به ذکر است که پارامترهای دو الگوریتم یادگیری عمیق کیو و الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق یکسان در نظر گرفته شده‌اند.

مجموع پاداش به دست آمده در هر اپیزود نشان‌دهنده عملکرد سیاست کنترلی در روش یادگیری تقویتی عمیق می‌باشد. میانگین پاداش در دو روش یادگیری عمیق کیو و الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق در ۲۵ اپیزود در شکل ۹ نمایش داده شده است.

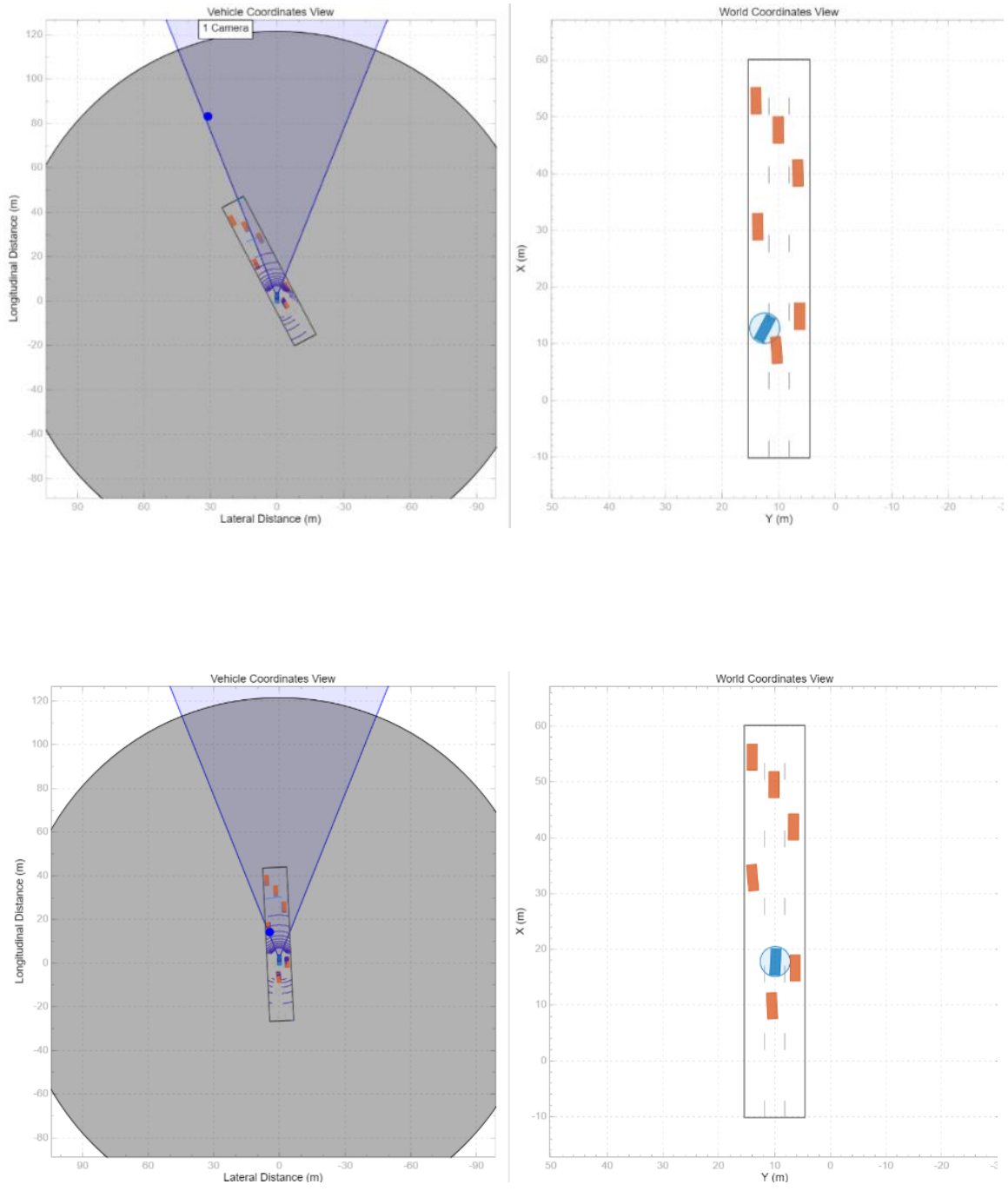
روند افزایشی این منحنی‌ها گویای عملکرد بهتر عامل در تعامل با محیط می‌باشد. همچنین روند کاهشی منحنی ناشی از احتمال برخورد عامل با خودروهای اطراف و عبور از خطوط موجود در بزرگراه در طی انجام مانور سبقت‌گیری می‌باشد که این امر ناشی از محیط ترافیکی پیچیده طراحی شده در بزرگراه است. طبق شکل ۹، میزان یادگیری الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق برای انجام مانور سبقت‌گیری طراحی شده در محیط بزرگراه بهتر از الگوریتم یادگیری عمیق کیو می‌باشد.

از آنجایی که سرعت و مسافت خودرو به عنوان متغیرهای حالت در این کار انتخاب شده‌اند، شکل ۱۰ مقادیر فاصله عامل با استفاده از دو روش یادگیری عمیق کیو و الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق همچنین شکل



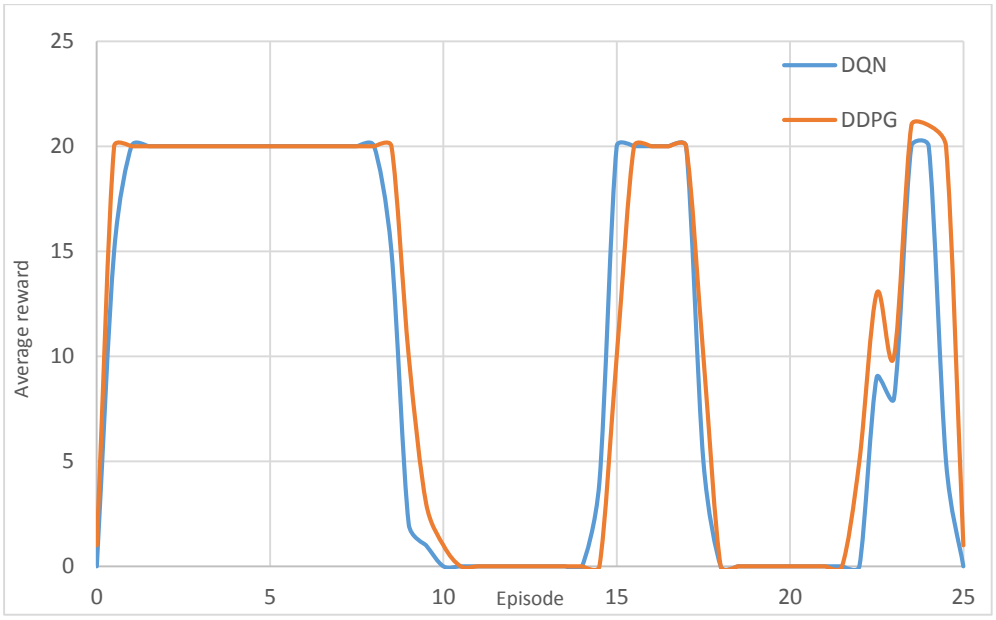
شکل ۸. مانور سبقت‌گیری انجام شده توسط عامل در محیط بزرگراه (ادامه دارد)

Fig. 8. Overtaking monouvre (Continued)



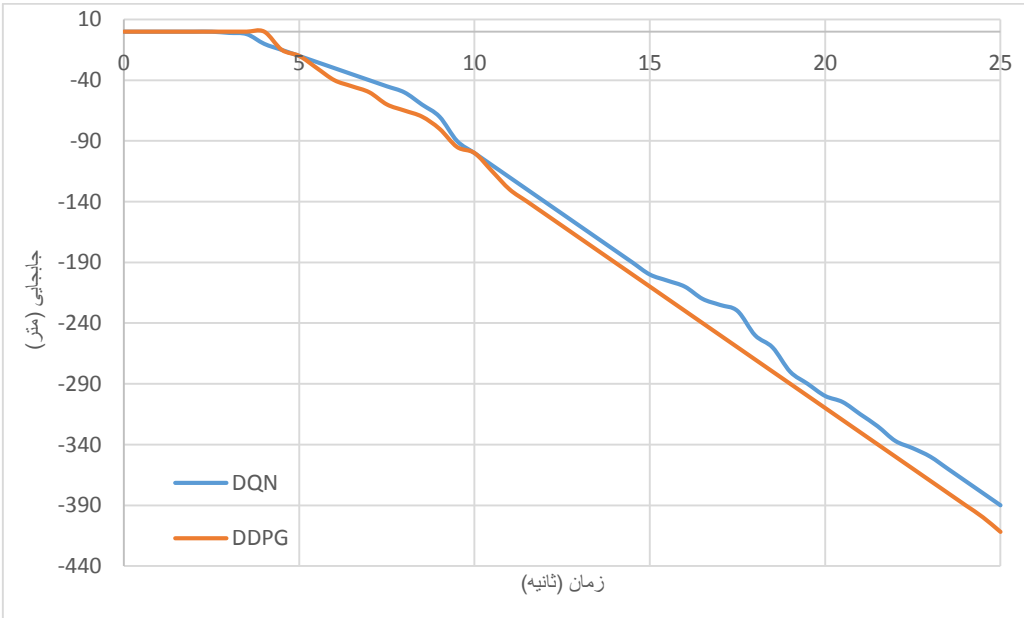
شکل ۸. مانور سبقت‌گیری انجام شده توسط عامل در محیط بزرگراه

Fig. 8. Overtaking monouvre



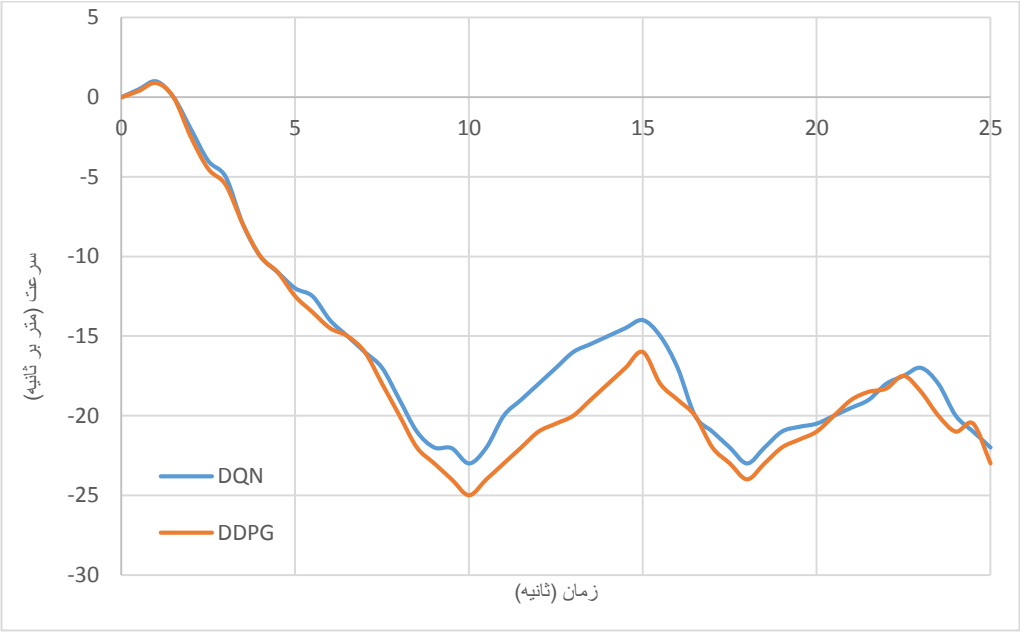
شکل ۹. پاداش میانگین در دو روش یادگیری عمیق کیو و گرادیان سیاست قطعی عمیق

Fig. 9. Average reward in DDPG and DQN methods



شکل ۱۰. جابه جایی عامل در روش یادگیری عمیق کیو و گرادیان سیاست قطعی عمیق

Fig. 10. Travel distance in DDPG and DQN methods



شکل ۱۱. سرعت طولی عامل در روش یادگیری عمیق کیو و گرادیان سیاست قطعی عمیق

Fig. 11. Longitudinal velocity in DDPG and DQN methods

۱۱ نیز به‌ترتیب مقادیر سرعت طولی عامل با استفاده از دو روش یادگیری عمیق کیو و الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق را در مدت زمان ۲۵ ثانیه نشان می‌دهند.

طبق شکل ۱۰، جابه‌جایی طولانی‌تر نشان‌دهنده‌ی این است که اقدامات کنترلی انتخاب شده عامل، خودرو را را قادر می‌سازد تا طولانی‌تر حرکت کرده و از برخورد جلوگیری کند.

طبق نمودار ۱۱، بزرگی سرعت بالاتر به معنای پاداش‌های بیشتر است. نتایج گویای پاداش‌های بیشتر و در نتیجه پربازده بودن الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق نسبت به الگوریتم یادگیری عمیق کیو در محیط بزرگراه می‌باشد.

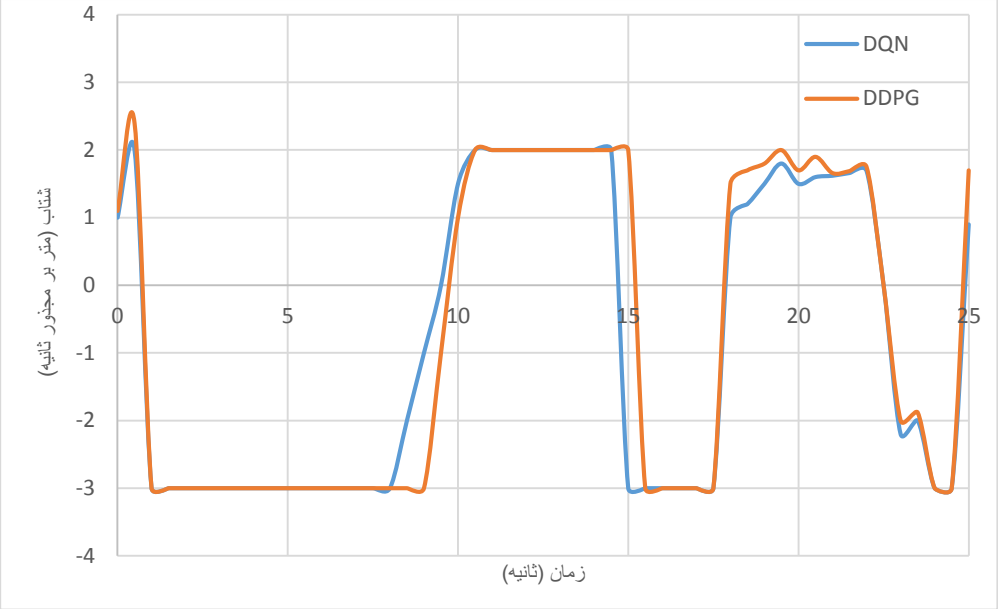
طبق نتایج شبیه‌سازی حاصل شده از شکل‌های ۹-۱۱، عامل (خودروی خودران) هدایت شده توسط الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق می‌تواند به طور موثرتر نسبت به الگوریتم یادگیری عمیق کیو به اهداف ایمنی و کارایی در محیط ترافیکی بزرگراهی دست پیدا کند.

۶- ۲- نرخ یادگیری الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق

در این بخش، میزان یادگیری و نرخ همگرایی الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق ارائه شده مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرد. همانطورکه گفته شد، هدف اصلی در الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق به‌روزرسانی تابع حالت-عمل $Q(s, a)$ به روش‌های مختلف می‌باشد.

در شکل ۱۲ نمودار شتاب طولی با الگوریتم‌های تصمیم‌گیری یادگیری عمیق کیو و گرادیان سیاست قطعی عمیق در مدت زمان ۲۵ ثانیه قابل مشاهده می‌باشد.

مطابق شکل ۱۲، عامل در الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق بیشتر از یادگیری عمیق کیو با محیط رانندگی آشنایی دارد. از اینرو، می‌توان بیان کرد که نرخ همگرایی الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق برای مساله تصمیم‌گیری در بزرگراه بهتر از یادگیری عمیق کیو می‌باشد. همچنین در الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق مقدار شتاب‌گیری عامل بیشتر از الگوریتم یادگیری عمیق کیو می‌باشد و این موضوع حاکی از میل بیشتر



شکل ۱۲. شتاب طولی عامل در روش یادگیری عمیق کیو و گرادیان سیاست قطعی عمیق

Fig. 12. Longitudinal acceleration in DDPG and DQN methods

عامل جهت حرکت در لاین سرعت و در نتیجه بازدهی بیشتر الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق نسبت به یادگیری عمیق کیو در محیط بزرگراهی می‌باشد.

برای مقایسه نرخ یادگیری الگوریتم‌های گرادیان سیاست قطعی عمیق و یادگیری عمیق کیو، شکل ۱۳ مقدار پاداش‌های تجمعی را در این دو روش نشان می‌دهد.

مطابق شکل ۱۳، مقدار پاداش تجمعی در الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق همواره بزرگتر از یادگیری عمیق کیو است، که این موضوع نشان‌دهنده برتری سیاست کنترلی اتخاذ شده توسط الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق می‌باشد. به عبارت دیگر عامل در روش گرادیان سیاست قطعی عمیق می‌تواند دانش و تجربیات بیشتری در مورد محیط رانندگی بیاموزد. در حقیقت، عامل در الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق سیاست کنترل بهینه را سریع‌تر جستجو می‌کند.

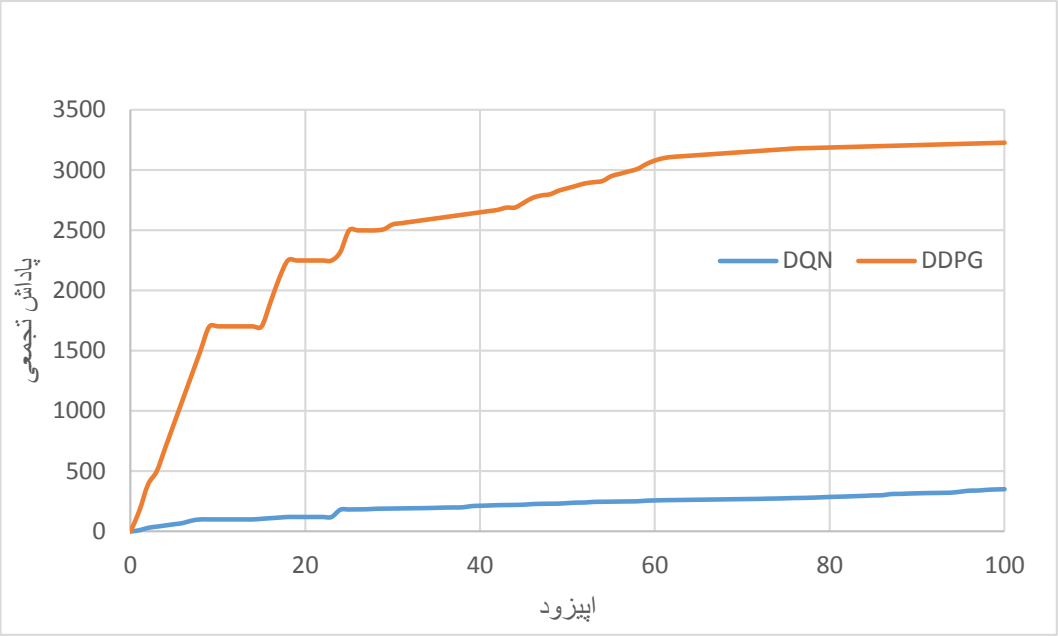
در جدول ۲ نتایج حاصل شده از دو الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق و یادگیری عمیق کیو با یکدیگر مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

در ادامه برای تشخیص سازگاری الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق، با تغییر در پارامترهای موثر در سناریو رانندگی، دو سناریو جدید طراحی‌شده و عملکرد الگوریتم در دو سناریوی جدید مورد ارزیابی و تبیین قرار خواهد گرفت.

در سناریو اول، موقعیت عامل جهت سبقت‌گیری تغییر داده شده است و عامل در کنار خودروی نارنجی رنگ جهت انجام مانور سبقت‌گیری قرار گرفته است. نتایج حاکی از انجام مانور بدون برخورد می‌باشد، اما به دلیل سبقت‌گیری خطرناکی که توسط عامل انجام شده، به عامل پاداش کمی داده شده است.

این پاداش پایین ناشی از دو عامل می‌باشد: ۱- قطع خطوط توسط عامل در هنگام انجام مانور سبقت‌گیری، ۲- بالا بودن احتمال وقوع تصادف توسط عامل در هنگام انجام مانور سبقت‌گیری در شکل ۱۴ مانور انجام شده توسط عامل قابل مشاهده می‌باشد.

در شکل ۱۵، علت دریافت پاداش کمتر توسط عامل در هنگام انجام مانور نشان داده شده است.



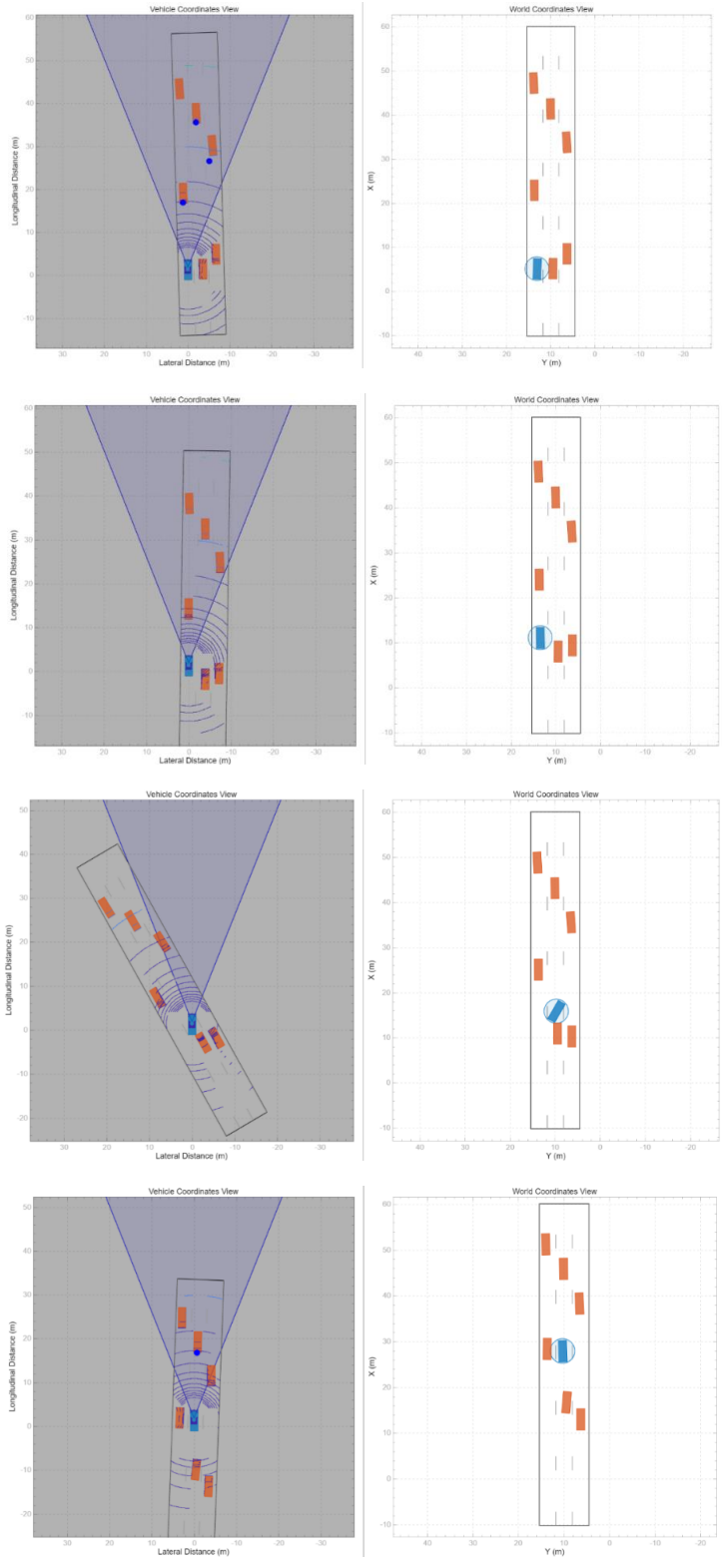
شکل ۱۳. پاداش تجمعی عامل در روش یادگیری عمیق کیو و گرادیان سیاست قطعی عمیق

Fig. 13. Accumulative reward in DDPG and DQN methods

جدول ۲. مقایسه‌ی دو الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق و یادگیری عمیق کیو

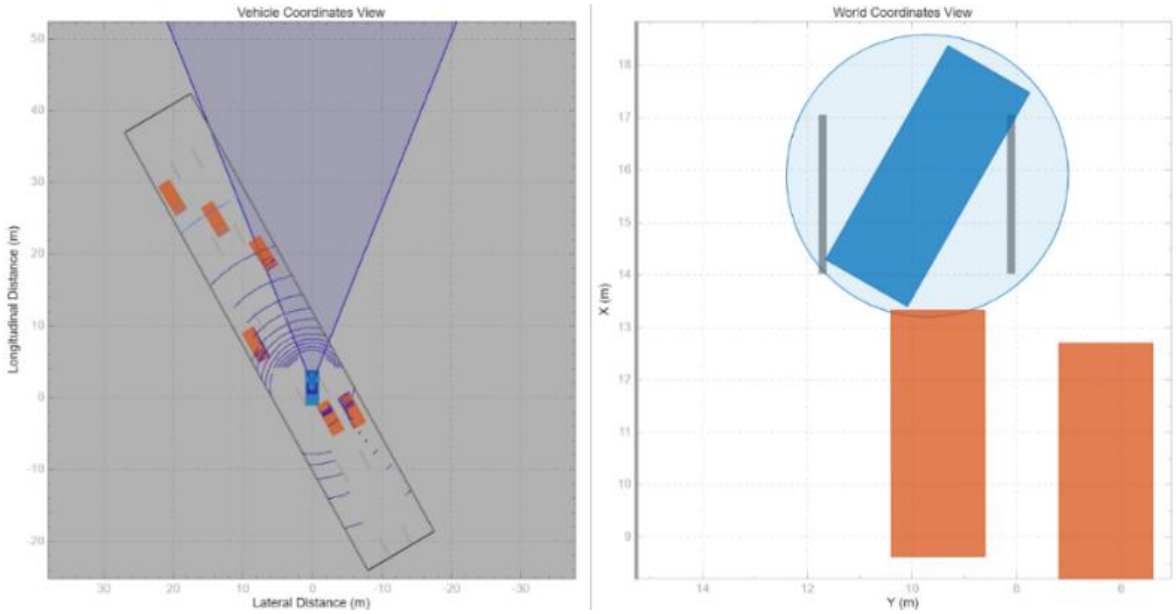
Table 2. DDPG and DQN methods comparison

پارامتر	گرادیان سیاست قطعی عمیق	یادگیری عمیق کیو
بیشترین مقدار جابه‌جایی (متر)	۴۱۲	۳۹۰
بیشترین مقدار سرعت طولی (متر بر ثانیه)	۲۵	۲۲/۰۴
بیشترین مقدار شتاب طولی (متر بر مجذور ثانیه)	۳/۱	۳
بیشترین پاداش میانگین در یک اپیزود	۲۱	۲۰



شکل ۱۴. مانور سبقتگیری خطرناک انجام شده توسط عامل در محیط بزرگراه

Fig. 14. Dangerous overtaking scenario



شکل ۱۵. عمل خطرناک انجام شده توسط عامل در محیط بزرگراه

Fig. 15. Dangerous action

مطابق شکل ۱۵، عامل در هنگام سبقت‌گیری خط کشی جاده را قطع کرده و همچنین مانور را در وضعیت نزدیک به برخورد انجام داده است.

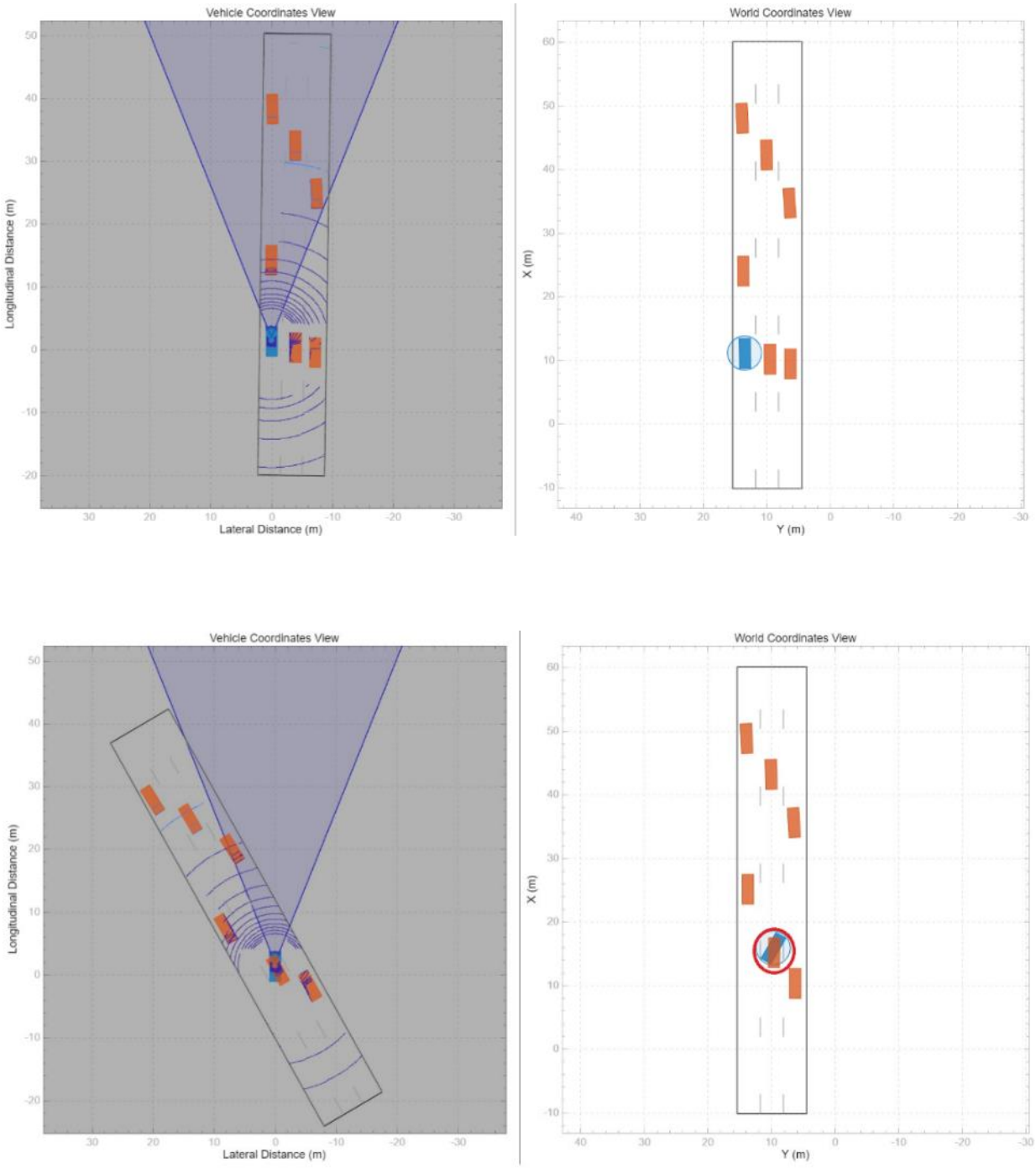
در سناریو دوم، سرعت خودرویی که از آن توسط عامل سبقت‌گیری می‌شود، افزایش پیدا کرده است، مطابق شکل ۱۶ در این سناریو، برخورد صورت گرفته است و عامل جریمه شده و پاداش منفی دریافت کرده است.

برای افزایش توانایی عامل در هنگام مواجه با شرایطی مشابه دو سناریوی طراحی‌شده، یا باید روند آموزش را طولانی‌تر کرد تا عامل بتواند دانش بیشتری از محیط‌های رانندگی یاد بگیرد. همچنین می‌توان اطلاعات اطراف را از طریق فناوری ارتباطات در دسترس عامل قرار داد، که به آن کمک کند تا تصمیمات درست را در بزرگراه بگیرد. همچنین می‌توان از دو عامل مجزا برای یادگیری سناریو استفاده نمود به‌طوریکه یک عامل در جهت حرکت طولی خودرو و عامل دیگر در جهت حرکت عرضی خودرو آموزش ببینند، که این موضوع سبب معطوف شدن آموزش هر عامل به یک وظیفه‌ی خاص می‌شود.

۷- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک الگوریتم تصمیم‌گیری کارآمد و ایمن مبتنی بر روش یادگیری تقویتی عمیق در بزرگراه برای خودروی خودران ارائه شده است. الگوریتم مذکور، گرادیان سیاست قطعی عمیق است. چارچوب کنترلی ساخته شده به سناریوهای رانندگی مشابه با تعداد خطوط مختلف و خودروهای اطراف تعمیم داده شد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم تصمیم‌گیری پیشنهادی می‌تواند بهینه بودن و نرخ همگرایی را تضمین کند. همچنین میزان یادگیری الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم یادگیری عمیق کیو بیشتر می‌باشد.

در کارهای آینده می‌توان بر روی کاربرد آنلاین سیایت تصمیم‌گیری پیشنهادی تمرکز نمود. همچنین، محیط متصل را می‌توان برای به اشتراک گذاشتن اطلاعات با وسایل نقلیه اطراف مورد مطالعه قرار داد. همچنین داده‌های رانندگی جمع‌آوری شده در دنیای واقعی را می‌توان برای ارزیابی عملکرد روش تصمیم‌گیری پیشنهادی در محیط رانندگی واقعی استفاده نمود.



شکل ۱۶. وقوع برخورد در مانور سبقتگیری انجام شده توسط عامل در محیط بزرگراه

Fig. 16. Collision in the overtaking scenario

منابع

[1] A. Raj, J. A. Kumar, and P. Bansal, A multicriteria decision-making approach to study barriers to the adoption of autonomous vehicles, Transp Res Part A, Policy Pract, 133 (2020) 122-137.

[2] T. Liu, B. Tian, Y. Ai, L. Chen, F. Liu, and D. Cao, Dynamic states prediction in autonomous vehicles: Comparison of three different methods, IEEE Intell Transp Syst Conf (ITSC), (2019) 3750-3755.

[3] A. Rasouli and J. K. Tsotsos, Autonomous vehicles that interact with pedestrians: A survey of theory and practice, IEEE Trans Intell Transp Syst, 21(3) (2020) 900-918.

[4] C. Gkartzonikas and K. Gkritza, What have we learned? A review of stated preference and choice studies on autonomous vehicles, Transp Res Part C, Emerg Technol., 98 (2019) 323-337.

[5] C.J. Hoel, K. Driggs-Campbell, K. Wolff, L. Laine, and M. J. Kochenderfer, Combining planning and deep reinforcement learning in tactical decision making for autonomous driving, IEEE Trans Intell Vehicles, 5(2) (2020) 294-305.

[6] C. Yang, Y. Shi, L. Li, and X. Wang, Efficient mode transition control for a parallel hybrid electric vehicle with adaptive dual-loop control framework, IEEE Trans Veh Technol, 69(2) (2020) 1519-1532.

[7] C.-J. Hoel, K. Wolff, and L. Laine, Tactical decision-making in autonomous driving by reinforcement learning with uncertainty estimation, IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), (2020) 1292-1298.

[8] SAE On-Road Automated Vehicle Standards Committee, Taxonomy and definitions for terms related to on-road motor vehicle automated driving systems, SAE Standard J, 3016, (2014) 1-16.

[9] Qin, Y., Tang, X., Jia, T., Duan, Z., Zhang, J., Li, Y., & Zheng, L., Noise and vibration suppression in hybrid electric vehicles: State of the art and challenges, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 124, (2020) 109782.

[10] Hart, P., & Knoll, A., Using counterfactual reasoning and reinforcement learning for decision-making in autonomous driving, Journal of Autonomous Vehicles, 15(2), (2020) 123-145.

[11] W. Song, G. Xiong, H. Chen, Intention-aware autonomous driving decision-making in an uncontrolled intersection, Math Problems Eng, (2016) 1-15.

[12] Yang, C., You, S., Wang, W., Li, L., & Xiang, C, A stochastic predictive energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicles based on fast rolling optimization, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 67(11), (2020) 9659-9670.

[13] Furda, A., & Vlacic, L., Enabling safe autonomous driving in real-world city traffic using multiple criteria decision-making, IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 3(1), (2011) 4-17.

[14] Nie, J., Zhang, J., Ding, W., Wan, X., Chen, X., & Ran, B, Decentralized cooperative lane-changing decision-making for connected autonomous vehicles, IEEE Access, 4, (2016) 9413-9420.

[15] Li, L., Ota, K., & Dong, M, Humanlike driving: Empirical decision-making system for autonomous vehicles, IEEE Transactions on Vehicular Technology, 67(8), (2018) 6814-6823.

[16] Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A. K., Ostrovski, G., Petersen, S., Beattie, C., Sadik, A., Antonoglou, I., King, H., Kumaran, D., Wierstra, D., Legg, S., & Hassabis, D., Human-level control through deep reinforcement learning, Nature, 518(7540), (2015) 529-533.

[17] Duan, J., Li, S. E., Guan, Y., Sun, Q., & Cheng, B., Hierarchical reinforcement learning for self-driving decision-making without reliance on labeled driving data, IET Intelligent Transportation Systems, 14(5), (2020) 297-305.

[18] Kim, M., Lee, S., Lim, J., Choi, J., & Kang, S. G., Unexpected collision avoidance driving strategy using deep reinforcement learning, IEEE Access, 8, (2020) 17243-17252.

[19] Hang, Q., Lin, J., Sha, Q., He, B., & Li, G., Deep interactive reinforcement learning for path following of autonomous underwater vehicle, IEEE Access, 8, (2020) 24258-24268.

[20] Chen, C., Jiang, J., Lv, N., & Li, S., An intelligent path planning scheme of autonomous vehicles platoon using deep reinforcement learning on the network edge, IEEE Access, 8, (2020) 99059-99069.

[21] Yang, C., Zha, M., Wang, W., Liu, K., & Xiang, C, Efficient energy management strategy for hybrid electric vehicles/plug-in hybrid electric vehicles: Review and recent advances under intelligent transportation system, IET Intelligent Transportation Systems, 14(7), (2020) 702-711.

[22] Han, S., & Miao, F., Behavior planning for connected autonomous vehicles using feedback deep reinforcement learning, Journal of Autonomous Systems, 10(3), (2020) 112-134.

[23] Nageshrao, S., Tseng, H. E., & Filev, D, Autonomous highway driving using deep reinforcement learning, In Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) (2019) 2326-2331.

[24] Li, G., Yang, Y., Zhang, T., Qu, X., Cao, D., Cheng, B., & Li, K, Risk assessment-based collision avoidance decision-making for autonomous vehicles in multi scenarios, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 122, (2021) 102820.

[25] Li, G., Yang, L., Li, S., Luo, X., Qu, X., & Paul, G., Human-like decision-making of artificial drivers in intelligent transportation systems: An end-to-end driving behavior prediction approach, IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 14(1), (2022) 24-36.

[26] Duan, J., Guan, Y., Li, S. E., Ren, Y., & Cheng, B., Distributional Soft Actor-Critic: Off-Policy Reinforcement Learning for Addressing Value Estimation Errors, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 33(5), (2022) 2345-2357.

[27] Li, G., Li, S., Li, S., & Qu, X., Continuous decision-making for autonomous driving at intersections using deep deterministic policy gradient, IET Intelligent Transportation Systems, 16(2), (2021) 1669-1681.

[28] Liu, T., Huang, B., Deng, Z., Wang, H., Tang, X., Wang, X., & Cao, D., Heuristics-oriented overtaking decision making for autonomous vehicles using reinforcement learning, IET Electrical Systems in Transportation, 1(99), (2020) 1-8.

[29] Treiber, M., Hennecke, A., & Helbing, D., Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations, Physical Review E, Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics, 62(2), (2000) 1805-1824.

[30] Zhou, M., Qu, X., & Jin, S., On the impact of cooperative autonomous vehicles in improving freeway merging: A modified intelligent driver model-based approach, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 18(6), (2017) 1422-1428.

[31] Kesting, A., Treiber, M., & Helbing, D, General lane-changing model MOBIL for car-following models, Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 1999(1), (2007) 86-94.

[32] Liu, T., Hu, X., Hu, W., & Zou, Y, A heuristic planning reinforcement learning-based energy management for power-split plug-in hybrid electric vehicles, IEEE Transactions on Industrial Informatics, 15(12), (2019) 6436-6445.

[33] Liu, T., Tang, X., Wang, H., Yu, H., & Hu, X, Adaptive hierarchical energy management design for a plug-in hybrid electric vehicle, IEEE Transactions on Vehicular Technology, 68(12), (2019) 11513-11522.

[34] Hu, X., Liu, T., Qi, X., & Barth, M, Reinforcement learning for hybrid and plug-in hybrid electric vehicle energy management: Recent advances and prospects, IEEE Industrial Electronics Magazine, 13(3), (2019) 16-25.

[35] Liu, T., Yu, H., Guo, H., Qin, Y., & Zou, Y, Online energy management for multimode plug-in hybrid electric

vehicles, IEEE Transactions on Industrial Informatics, 15(7), (2019) 4352-4361.

[36] M. L. Puterman, Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming, Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2014.

[37] Z. Wang, T. Schaul, M. Hessel, H. Van Hasselt, M. Lanctot, and N. De Freitas, Dueling network architectures for deep reinforcement learning, in Proc ICML, (2016) 1995-2003.

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

A. Rizehvandi, Sh. Azadi, Highway decision-making strategy for autonomous vehicle for overtaking maneuver using deep reinforcement learning (DRL) method, Amirkabir J. Mech Eng., 56(4) (2024) 595-620.

DOI: 10.22060/mej.2024.22682.7659